BRUNA ELISA ZANCHETTA LEAL

**Um método computacional para identificação de queimadas por meio de
satélites**

São Paulo

2016

BRUNA ELISA ZANCHETTA LEAL

**Um método computacional para identificação de queimadas por meio de
satélites**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Doutora em Ciências

Orientador: Prof. Dr. André Riyuiti Hirakawa

São Paulo
2016

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

CATALOGAÇÃO-NA-FONTE

Leal, Bruna Elisa Zanchetta

Um método computacional para identificação de queimadas por meio de satélites / B. E. Z. Leal -- versão corr. -- São Paulo, 2016.

192 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais.

1. Identificação de queimadas 2. Lógica Fuzzy 3. Processamento de Imagens 4. Reconhecimento de Padrões 5. Sensoriamento Remoto I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais II. t.

BRUNA ELISA ZANCHETTA LEAL

**Um método computacional para identificação de queimadas por meio de
satélites**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
título de Doutora em Ciências

Área de Concentração: Engenharia de
Computação

Orientador: Prof. Dr. André Riyuiti Hirakawa

São Paulo
2016

LEAL, B. E. Z. **Título:** Um método computacional para identificação de queimadas por meio de satélites. São Paulo. 2016. 192 p. (Doutorado) Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus acima de tudo.

Agradeço ao meu marido, meus pais, minhas irmãs e irmão, assim como a todos que compartilharam desse momento em minha vida.

Antes cresci na graça e conhecimento de nosso Senhor e Salvador, Jesus Cristo. A ele seja dada a glória, assim agora, como no dia da eternidade. Amém.

2 Pedro 3:18

RESUMO

Queimadas ocorrem por todo mundo com impactos locais e/ou globais, e, para mitigar seus efeitos danosos diversas iniciativas são utilizadas. Atualmente, utiliza-se imagens provenientes do sensoriamento remoto por meio de satélites nos quais é possível um reconhecimento de focos de queimadas. Dentre os principais métodos de identificação dos focos encontra-se o método de Limites Fixos, o qual determina quais são os limites do canal de infravermelho médio para que um foco possa ser identificado. Partindo-se da premissa de que estes limites foram determinados por meio de análises empíricas sobre os dados, essa tese se propõe à elaboração de um método para identificar focos de queimadas por meio de uma lógica computacional a qual o conhecimento do especialista possa ser inserido de modo a melhorar a definição dos limites utilizados para a identificação de queimadas. Como estudo de caso, foram utilizadas imagens do satélite NOAA, o qual é o principal satélite utilizado atualmente para este propósito devido à sua resolução espaço-temporal. Os limites são definidos a partir dos dados do canal de infravermelho médio do satélite, possibilitando que a identificação dos focos possa ser aplicada em ambientes embarcados de tempo real. Os resultados mostraram que a Lógica Fuzzy em comparação com a quantidade de focos de queimadas identificados pelo algoritmo de Setzer, apresentou resultados coerentes com o esperado.

Palavras-Chave: Identificação de queimadas. Lógica Fuzzy. Processamento de Imagens. Reconhecimento de Padrões. Sistemas Embarcados.

ABSTRACT

Fire spots occurs throughout the world with local and / or global impacts, and to mitigate its harmful effects several initiatives are used. Currently, images from remote sensing via satellites are used in which it is possible the recognition of fire outbreaks. Among the main methods of identification of outbreaks is the Fixed Limits or Thresholding method, which determines the limits of the mid-infrared channel so that a focus can be identified. Starting from the premise that these limits are determined based on empirical analysis of the data, this thesis proposes the development of a method to identify fire outbreaks through a computational logic in which the knowledge of the expert may be inserted so as to enhance definition of the limits used for the identification of fire. As a case study, it is used images from the NOAA satellite, which is the main satellite currently used for this purpose because of its spatial and temporal resolution. The limits are defined from the raw satellite data, enabling that the identification of fire spots can be applied in embedded real-time environments systems. Results showed that the fuzzy logic, when compared to the amount of pixel fire identified by Setzer algorithm, showed consistent results, as expected.

Keywords: Fire Detection. Fuzzy Logic. Image Processing. Pattern Recognition. Embedded Systems.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Classificação dos satélites de sensoriamento remoto.	32
Figura 2 - Relação entre o campo elétrico e o campo magnético.....	34
Figura 3 - Princípios do sensoriamento remoto.	36
Figura 4 - Assinaturas Espectrais de diversos elementos.....	38
Figura 5 - Divisão das Faixas do Infravermelho.	39
Figura 6 - Espaço de características bidimensional com agrupamento.	41
Figura 7 - Fluxo dos dados e dos sinais em um sistema de sensoriamento remoto.....	43
Figura 8 - Operação de um Scanner óptico-mecânico	45
Figura 9 - Esquema de processamento da REM refletida no Sensor	46
Figura 10 - Representação das imagens em pixels.....	49
Figura 11 - Variáveis geométricas de aquisição de dados que afetam as medidas de refletância	54
Figura 12 - Interferências Atmosféricas na aquisição de dados pelo Sensor.....	56
Figura 13 - Radiação emitida nas diferentes bandas do espectro eletromagnético pelas queimadas em diferentes temperaturas.....	59
Figura 14 - Resumo dos campos do arquivo no formato HRPT.....	65
Figura 15 - Emissão da Terra no infravermelho termal.....	73
Figura 16 - Dados típicos de refletância espectral de pixels de vegetação saudável e pixels de vegetação afetada pelo fogo.	74
Figura 17 - Valores médios de pixel de queimadas ativas e de vegetação nas bandas 1 e 3 do sensor AVHRR	78
Figura 18 - Diagrama de interação da radiação solar na superfície terrestre.....	82
Figura 19 – Função de Planck de radiação de um corpo negro com temperatura de 5780 K.	85
Figura 20 - Elementos básicos de um processo de reconhecimento de padrões.....	87
Figura 21 - Fluxo dos processos em um sistema de reconhecimento de padrões	88
Figura 22 - Influência dos sinais em uma câmera de infravermelho devido a fatores externos	93
Figura 23 - Sistema de Reconhecimento de Padrões com suas principais unidades.....	98

Figura 24 - Fases do projeto de um sistema de Reconhecimento de Padrões	100
Figura 25 - Um exemplo de um problema com duas classes separáveis com dois possíveis classificadores.....	104
Figura 26 - Ilustração de como as margens para a direção "2" são maiores que as margens para a direção "1"	105
Figura 27 - Fluxograma da metodologia proposta por Setzer.....	111
Figura 28 - Função de Planck e localizações dos canais 3 e 4 do sensor AVHRR	115
Figura 29 - Histograma dos dados no canal 1 do sensor AVHRR	118
Figura 30 - Histograma dos dados no canal 2 do sensor AVHRR	118
Figura 31 - Histograma dos dados no canal 3 do sensor AVHRR	119
Figura 32 - Histograma dos dados no canal 4 do sensor AVHRR	119
Figura 33 - Histograma dos dados no canal 5 do sensor AVHRR	120
Figura 34 - Sumário da Análise dos dados no Canal 3 do sensor AVHRR.....	120
Figura 35 - Exemplo de imagem do NOAA-16 adquirida do INPE de Cachoeira Paulista.	125
Figura 36 - Gráfico de Probabilidade para cada canal.....	126
Figura 37 - Aplicação da Função de Distribuição Cumulativa Empírica sobre os dados do Canal 3	127
Figura 38 - Diagrama dos processos envolvidos no desenvolvimento de sistemas Fuzzy.....	130
Figura 39 - Função de pertinência para a variável de entrada PixelValue	135
Figura 40 - Função de pertinência para a variável de entrada HK	136
Figura 41 - Saída do sistema Fuzzy	136
Figura 42 - Visualização das regras para o Sistema Fuzzy proposto	138
Figura 43 - Função de pertinência trapezoidal para a variável de entrada PixelValue	139
Figura 44 - Visualização das regras para o Sistema Fuzzy proposto	140
Figura 45 - Fluxograma dos componentes implementados por Ganselli em (GANSELLI, 2014).	141
Figura 46 - Gráfico de dispersão dos parâmetros de HousekeepingDiagnosticParameter versus os parâmetros de PixelValue versus a saída Fuzzy.....	145
Figura 47 - Mapa de superfície para o sistema Fuzzy.....	147
Figura 48 - Gráfico de X-Mesh em relação à variável PixelValue	148
Figura 49 - Gráfico de Y-Mesh em relação à variável HousekeepingDiagnosticParameter ...	148

Figura 50 - Análise visual da imagem S10332413_201207252332, retirada do site de Queimadas - INPE.	152
Figura 51 - Análise visual da imagem S10332413_201207262324, retirada do site de Queimadas – INPE.	153
Figura 52 - Análise visual da imagem S10332413_201208251127, retirada do site de Queimadas – INPE.	154
Figura 53 - Análise visual da imagem S10332413_201208271104, retirada do site de Queimadas – INPE.	155

LISTA DE TABELA

Tabela 1 - Características da Energia Eletromagnética.	35
Tabela 2 - Características Gerais do sensor AVHRR.	60
Tabela 3 - Canais do sensor AVHRR do Satélite NOAA.	62
Tabela 4 - Descrição resumida dos formatos dos dados do Sensor AVHRR.	63
Tabela 5 - Descrição do formato do minor frame do arquivo HRPT	66
Tabela 6 – Parâmetros de transmissão do HRPT.....	70
Tabela 7 - Detalhes dos dados armazenados no Campo de Dados de imagem do sensor AVHRR.	72
Tabela 8 - Principais diferenças entre processamento de Imagens e Processamento de Sinais	89
Tabela 9 - Parâmetros e fatores que podem influenciar imagens em infravermelho.	93
Tabela 10 - Porcentagem de cada valor do Canal 3 na amostra de dados.	127
Tabela 11 - Tabela-verdade de dois conjuntos A e B.	131
Tabela 12 - Simulações do parâmetro de HousekeepingDiagnosticParameter, como uma variável categórica, variando de 0 a 1.	146
Tabela 13 - Comparação entre quantidade de focos encontrados no sistema Fuzzy e quantidade de focos encontrados pelo INPE.	150

LISTA DE SIGLAS

AIP	AMSU Information Processor
AMSU	Advanced Microwave Sounding Unit
APT	Automatic Picture Transmission
AQUA	AQUA é uma pesquisa da multinacional de satélites em órbita da Terra
ATCOR	Atmospheric and Topographic Correction
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
BDQ	Banco de dados de Queimadas
BIRD	Bi-spectral Infra-Red Detection
BV	Brightness Values
CBERS	Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres
CCD	Charge-Coupled Device
CFD	Cumulative Distribution Function
DLR	German Aerospace Research Establishment
DMSP-OLS	Defense Meteorological Satellite Program for Operational Linescan System
DN	Digital Number
EO-1	Earth Observing One
ERDAS	Global geospatial solution software for geospatial applications
ESA	European Space Agency
FLAASH	Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
FUEGO	Satellite system for rapid location of wildfires
GAC	Global Area Coverage
GMS	Coordenadas geográficas de Graus, Minutos e Segundos
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite
GSD	Ground Spatial or Sampled Distance
HRPT	High Resolution Picture Transmission
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IKONOS	Satélite de observação terrestre
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

INSA	Ingeniería y Servicios Aeroespaciales
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
KNN	K Nearest Neighbour
KS	Kolmogorov-Smirnov
LAC	Local Area Coverage
LANDSAT	Satélite de observação da Terra de origem Norte americana
LWIR	Long Wavelength Infrared
MF	Fuzzy Membership Function
MHS	Microwave Humidity Sounder
MIRP	Manipulated Information Rate Processor
MNT	Modelo Numérico de Terreno
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MODTRAN	Atmospheric Radiation Transport Model
MWIR	Middle Wavelength Infrared
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near Infrared
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OBC	On-board Computer
PRT	Platinum Resistance Thermistors
QUICKBIRD	QuickBird é a denominação de um satélite comercial de observação da DigitalGlobe
REM	Radiação Eletromagnética
RGB	Vermelho (Red), Verde (Green) e Azul (Blue)
RNA	Redes Neurais Artificiais
SPOT	Satélite óptico de imagens em alta-resolução
SRA	Ângulo de Reflexão Solar
SSE	Summed Squared Error
SVM	Support Vector Machines
SWIR	Short Wavelength Infrared
SZA	Ângulo Solar Zenital

TERRA	Satélite multinacional da NASA em uma órbita Solar-síncrona
TIP	TIROS Information Processor
TIROS	Television Infrared Observation Satellite Program
TM	Thematic Mapper

SUMÁRIO ESTRUTURADO DA TESE

1	INTRODUÇÃO	19
2	OBJETIVO E JUSTIFICATIVAS	25
2.1	OBJETIVOS	25
2.2	JUSTIFICATIVA	26
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	27
3.1	CONCEITOS BÁSICOS DE SENSORIAMENTO REMOTO	27
3.2	SENSORIAMENTO REMOTO E O SENSOR MULTIESPECTRAL	31
3.2.1	Princípios Físicos do sensoriamento remoto	33
3.2.1.1	Comportamento espectral de alvos	37
3.2.1.2	Sistemas Sensores	42
3.2.1.3	Erros Atmosféricos, Geométricos E Radiométricos	53
3.3	PROCEDIMENTO ATUAL PARA DETECÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE QUEIMADAS	58
3.4	RECONHECIMENTO DE PADRÕES	85
4	RECONHECIMENTO POR MEIO DE PADRÕES ESPECTRAIS	92
4.1	RECONHECIMENTO DE PADRÕES POR MEIO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL ..	102
4.2	RECONHECIMENTO DE PADRÕES POR MEIO DE UMA MÁQUINA DE SUPORTE VETORIAL (SVM)	103
5	METODOLOGIA	108
5.1	PROCESSO DE CALIBRAÇÃO DO SENSOR	112
5.2	ANÁLISE ESTATÍSTICA	116
5.3	ÁREA ESTUDADA E O CONJUNTO DE DADOS	123
5.4	ABORDAGEM FUZZY	128
5.4.1	Modelo Fuzzy de Takagi e Sugeno	132
5.4.2	Definição do modelo Fuzzy para queimadas	132

5.4.3	Implementação da Lógica Fuzzy embarcada.....	140
5.4.4	O Processo de Defuzzificação.....	142
6	RESULTADOS	144
6.1	RESULTADOS DO MODELO FUZZY	144
7	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	156
8	CONCLUSÕES	160
8.1	TRABALHOS FUTUROS	161
	REFERÊNCIAS	164
	ANEXO A	184
	ANEXO B	191

1 INTRODUÇÃO

O problema de identificação de queimadas surge da necessidade de monitorar territórios e, quando possível, combater os focos de incêndio para evitar a perda de fauna e flora, além dos prejuízos e danos causados à saúde humana.

No Brasil, a quase totalidade das queimadas é causada por ações do homem, e por razões muito variadas: limpeza de pastos, preparo de plantios, desmatamentos, colheita manual de cana-de-açúcar, vandalismo, queda de balões, etc., (CPTEC, 2015). Com mais de 300.000 queimadas e nuvens de fumaça cobrindo milhões de km² detectadas anualmente por meio de satélites, o país ocupa lugar de destaque como um grande poluidor e devastador na emissão anual de toneladas de aerossóis carbonáceos e gases do efeito estufa, (DE SOUZA, et al., 2004; PEREIRA; OLIVEIRA, 2007; CPTEC, 2015).

Identificar os focos de queimadas em tempo hábil pode auxiliar o combate aos incêndios e minimizar o impacto negativo na região afetada. Isso faz com que informações relevantes sobre os focos sejam de suma importância. Se tais informações forem adquiridas com atraso, por meio apenas de relatos de testemunhas, ou quando o evento já está consumado, ocorrerá dificuldade ainda maior para o combate mais efetivo aos focos, como em áreas não habitadas e de difícil acesso. A maioria dessas áreas são as que despertam maiores preocupações ambientais.

Várias iniciativas foram tomadas para melhorar os mecanismos de detecção das queimadas, (MORELLI; LIBONATI; SETZER, 2007; JUSTICE; MALINGREAU; SETZER, 1993; CHIEN et al., 2011).

No âmbito científico, a principal linha de pesquisa que atua no monitoramento das queimadas está ligada ao sensoriamento remoto a partir de imagens de satélites, (RONQUIM, 2010).

De acordo com (ALMEIDA et al., 2006), o sensoriamento remoto pode ser entendido como o conjunto de atividades que tratam da obtenção de informações relativas aos recursos naturais da Terra ou seu meio ambiente, por meio de sensores instalados a bordo de plataformas em determinadas altitudes (tais como balões, foguetes, aviões e satélites), os quais coletam a radiação eletromagnética emitida ou refletida por um elemento, dependendo do tipo do sensor (ativo ou passivo), convertendo-a em um sinal que é posteriormente processado em solo, com fins de geração de imagens (SLATER, 1980).

Assim sendo, não somente as imagens de satélite, mas também as originadas em plataformas aerotransportadas (aerofotogrametria analógica e digital) constituem a matéria de trabalho do sensoriamento remoto, (ALMEIDA et al., 2006).

O principal instrumento do satélite, diretamente ligado às pesquisas para o Sensoriamento Remoto, é o Radiômetro. Este define quais elementos poderão ser analisados durante a missão. Para o sensoriamento remoto, os fundamentos básicos se referem às propriedades da radiação eletromagnética e sua interação com a matéria, (KONECNY, 2003). Esta radiação é detectada pelos sensores e plataformas no formato analógico ou digital e são utilizadas em estudos de processamento de imagens e reconhecimento de padrões, (KONECNY, 2003).

As técnicas de análise de imagens multiespectrais foram desenvolvidas para explorar a resposta espectral de diversas características em diferentes bandas do espectro. As características diferentes tendem a apresentar diferentes respostas nas diversas bandas, (KONECNY, 2003).

O comportamento espectral, também chamado de assinatura espectral dos alvos é relacionado ao processo de interação entre os objetos e feições terrestres com a REM (Radiação Eletromagnética) incidente, (FIGUEIREDO, 2005). Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2005), comparando os padrões de resposta das diferentes características do alvo, pode-se distingui-lo entre eles.

Essas características espectrais (ou assinaturas espectrais) podem ser utilizadas para distinguir um objeto de outro ou para se obter informações sobre o formato, tamanho ou outras características físicas ou químicas dos elementos (PARKER; WOLFF, 1965).

Os sistemas sensores instalados nos satélites são sensíveis a essas diferenças (de acordo com cada espectro), que as registram em forma de imagens, (FIGUEIREDO, 2005).

Os padrões da refletância espectral, ou assinatura espectral, estão associados com os diferentes tipos de vegetação. No processo de classificação da imagem, cada pixel na imagem é assinado para um tipo diferente de vegetação, resultando em um mapa (SKIDMORE, 2003).

O processo de classificação pode ocorrer por pixel ou por regiões. Na classificação por pixel, o algoritmo classificador utiliza a informação espectral de cada pixel isolado para achar regiões homogêneas (INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, 2002). Por outro lado, os classificadores por regiões utilizam a informação espectral de cada pixel da imagem e a informação espacial que envolve a relação entre o pixel e seus vizinhos, procurando

reconhecer áreas homogêneas nos dados orbitais, baseado nas propriedades espectrais e espaciais dessas áreas nas imagens (MOREIRA, 2007).

Para o monitoramento e modelagem dos fenômenos naturais ou de origem humana, a utilização das imagens de satélites, especialmente do satélite NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), visando o monitoramento ambiental em grande escala é de fundamental importância, (CENTRO DE PREVISÃO E ESTUDOS CLIMÁTICOS, 2004).

Os produtos gerados a partir de imagens NOAA processadas em solo incluem: detecção de focos de calor, apresentados em (LI et al., 2000), geração de imagens relativas ao índice de vegetação, apresentados em (VASCONCELOS et al., 2013), cálculo da temperatura da superfície do mar e cobertura de nuvens (CENTRO DE PREVISÃO E ESTUDOS CLIMÁTICOS, 2004). Enquanto que o processo de detecção de queimadas envolve métodos como o dos Limites Fixos (*thresholding*), Contextuais ou Limites Múltiplos, a geração de imagens relativas ao índice de vegetação é calculada por meio do NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), que é calculado por meio de medidas individuais das bandas do visível e infravermelho próximo de acordo com eq.(1), retirada de (YENGOH, et al., 2016).

$$NDVI = \frac{NIR - VIS}{NIR + VIS} \quad (1)$$

E o cálculo da temperatura da superfície do mar, descrito em (KRISTENSEN, 1989) e cobertura de nuvens, descrito em (LENT, 1966).

Porém, de acordo com (FERNANDES; PEREIRA; BRAGA, 2006), as imagens do satélite NOAA possuem alta distorção geométrica o que, em muitas aplicações, é um empecilho para a geração de produtos que exigem localização em coordenadas geográficas (latitude e longitude) precisas e confiáveis. No nadir (relação da posição do satélite perpendicular à superfície) a resolução espacial da imagem NOAA é de 1.1 km e nas bordas a resolução espacial pode chegar a 9.6 km, devido à consequência direta da curvatura e topologia da Terra, uma vez que, de acordo com (GIRARD; GIRARD, 2003), a imagem que é bidimensional é uma projeção plana de uma visão tridimensional da zona de observação, (FERNANDES; PEREIRA; BRAGA, 2006).

Após a recepção dos dados, inicia-se a fase de pré-processamento dos dados brutos, a fim de se aumentar a qualidade e efetuar os devidos ajustes nos parâmetros, para que eles possam estar disponíveis para os usuários finais.

De acordo com (LI et al., 2000), enquanto os algoritmos de detecção de queimadas são considerados, geralmente, mais precisos por possuírem anos de experimentação e análise em comparação com os algoritmos para mapeamento de áreas queimadas, o desempenho dos algoritmos difere drasticamente, sendo que alguns produzem erros consideráveis. Isto implica que os algoritmos de detecção de focos de queimadas não são robustos o suficiente para uso em operação global e nenhum algoritmo de um único sensor atualmente é otimizado para gerar produtos globais de detecção, (LI et al., 2000).

A maioria dos algoritmos de detecção de queimadas para o sensor AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) foi desenvolvida para aplicações regionais (ou locais) e tem sido ajustada de acordo com essas regiões, (LI et al., 2000). Entretanto, mais recentemente, esforços têm sido empregados para o desenvolvimento de algoritmos que possam ser aplicados em escala global (GIGLIO, 2009). Geralmente, as técnicas desenvolvidas nos algoritmos utilizam passos de procedimentos e dados de entrada similares e podem ser colocadas em duas categorias diferentes: Limites Fixos (*Thresholds ou Thresholding*) e Contextuais (JUSTICE; DOWTY, 1993). Os algoritmos de Limites Fixos geralmente se baseiam nos valores absolutos atualizados e consideram um único pixel por vez, enquanto que os métodos contextuais de limites relativos ou múltiplos são baseados em estatísticas calculadas pelos pixels vizinhos, (SKIDMORE, 2003).

A detecção de queimadas nas imagens do sensor AVHRR do satélite NOAA, baseia-se em técnica simples, (ABDON et al., 1995). Selecionam-se apenas os elementos de resolução unitária (pixels) da banda número três (Infravermelho médio) que estejam em um determinado intervalo de intensidade, (SETZER, 1990). Ainda de acordo com (SETZER, 1990), se um pixel com queimada é observado mais de uma vez em um período de tempo, apenas uma ocorrência desse pixel é selecionada para a composição diária dos pixels com queimada, este procedimento é empregado para evitar redundância de informações ao longo do tempo, otimizando a quantidade dos dados que são observados, (PRINS; MENZEL; FELTZ, 1998; PRINS et al., 2000; PRINS; FELTZ; SCHMIDT, 2001).

Identificar elementos, como focos de queimadas em uma imagem, faz parte da disciplina de reconhecimento de padrões, sejam eles espaciais ou não espaciais. Reconhecer padrões em

uma imagem é uma tarefa intrinsecamente humana, na qual o conhecimento do especialista deve ser modelado de forma a possibilitar que os objetos na cena possam ser categorizados de acordo com as classes que o especialista achar conveniente.

Duas abordagens diferentes podem compor um algoritmo para reconhecimento de padrões em uma imagem, (BEZDEK et al., 2005):

- Estatística ou numérica – baseada em modelos estatísticos de padrões e classes.
- Estrutural (ou sintática) – as classes dos padrões são representadas por meio de estruturas formais como gramáticas, autômatos, cadeias de palavras, etc.

(SÁ, 2001) adiciona ainda uma terceira abordagem, a abordagem com redes neurais artificiais. Independente da escolha da abordagem adotada, (SÁ, 2001) ressalta ainda a importância de que um algoritmo de reconhecimento de padrões deve ser robusto o suficiente para que a identificação do evento ou elemento de análise possa ser realizada de forma que as principais características desse elemento sejam devidamente ajustadas de modo a representá-lo no modelo proposto.

Diversos trabalhos ressaltam a importância da detecção de eventos por meio do satélite. Dentre esses trabalhos, pode-se destacar os seguintes:

1. O projeto do satélite BIRD (Bi-spectral Infra-Red Detection) da DLR (German Aerospace Research Establishment), (BRIEß et al., 2000);
2. O projeto FOCUS (OERTEL et al., 1996) apresentado em conjunto pelo DLR e NASA, o projeto FUEGO (ESCORIAL; TOURNE; REINA, 2001) desenvolvido pela ESA (European Space Agency) liderado em conjunto pela INSA (Ingeniería y Servicios Aeroespaciales);
3. O projeto EO-1 (Earth Observing One), o qual faz parte do Programa “New Millennium” da NASA, desenvolvido para demonstrar novas tecnologias e estratégias para melhoria das observações da Terra. Foi lançado da Base da Força Aérea de Vandenburg em 21 de novembro de 2000. O satélite EO-1 contém três instrumentos de observação apoiados por uma variedade de tecnologias espaciais desenvolvidas recentemente.

Esses projetos possuem em comum a liderança da tecnologia voltada para o processamento embarcado e o reconhecimento autônomo de eventos, com a finalidade de aumentar a autonomia do satélite para o cumprimento da sua missão.

O projeto BIRD realiza a identificação autônoma de queimadas por meio de uma Rede Neural Artificial embarcada no satélite como algoritmo de reconhecimento de padrões. Já o EO-1 utiliza uma Máquina de Suporte Vetorial (SVM, do inglês Support Vector Machines) para esse propósito.

Como será visto adiante, a análise dos dados a serem tratados pelo algoritmo sugere que a Rede Neural Artificial pode não ser o algoritmo mais indicado para esse propósito uma vez que os dados apresentam ruídos e imprecisões inerentes ao ambiente espacial. Por este motivo, algoritmos baseados em Lógica Fuzzy e SVM tendem a ser mais adequados.

Os ruídos nas imagens se devem, geralmente, às condições ambientais, à qualidade do sensor e interferência humana, (ZHOU; WU; ZHANG, 2010). Alguns exemplos podem ser listados em relação a esses ruídos, como saídas de imagens distorcidas em câmeras de baixa resolução espectral, imagens borradas devido ao movimento da câmera, longo tempo após a última calibração do sensor, interferências de outras assinaturas espectrais (nuvens, fumaça de calor, etc.), entre outros, (ZHOU; WU; ZHANG, 2010).

As seções subsequentes apresentam, respectivamente, o objetivo da pesquisa, as justificativas para esse objetivo, a revisão bibliográfica completa, a metodologia, o estudo de caso de teste e as conclusões e discussões da tese.

2 OBJETIVO E JUSTIFICATIVAS

2.1 OBJETIVOS

O objetivo desse trabalho é definir um método para identificação de focos de queimadas por meio dos dados do canal de infravermelho médio para o processamento embarcado em satélite, baseado em Lógica Fuzzy.

Essa proposta, baseada na Lógica Fuzzy, utiliza o método de Limites Fixos proposto por (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013) e agrega em suas regras o conhecimento do especialista, adquirido por meio de análises empíricas sob os dados de queimadas.

Esse conhecimento foi inserido para a definição dos limites da função Gaussiana e Trapezoidal, que definem se um pixel é ou não um pixel de queimada.

Pretende-se, com isso, agregar o conhecimento do especialista em relação ao comportamento espectral dos pixels de queimada, à um modelo que permita identificar esses pixels mesmo em condições adversas, nas quais ruídos podem estar presentes.

Para alcançar o objetivo são elencadas as seguintes metas:

1. Realizar a análise dos dados:
 - a. Identificar o comportamento espectral das queimadas
 - b. Identificar ruídos
 - c. Identificar as variáveis do Ambiente Espacial
 - d. Identificar as variáveis terrenas
2. Modelar (interpretar) o conhecimento embutido nos dados: erros, ruídos (KNN – K Nearest Neighbour, ferramentas Estatísticas, etc.);
3. Estruturar a Lógica Fuzzy de identificação de queimadas:
 - a. Criação das regras e inferências
 - b. Fuzzificação das variáveis
 - c. Agregação das regras às variáveis fuzzificadas
 - d. Defuzzificação

2.2 JUSTIFICATIVA

A identificação de queimadas permite a ação para combate e monitoramento evitando que extensas áreas, principalmente áreas de preservação, sejam devastadas.

Para isso, quanto mais rápida é realizada a identificação dos focos, maiores são as chances de combate ao fogo. Nesse contexto, imagens de satélites têm sido amplamente utilizadas para a geração de alertas e histogramas que auxiliam a comunidade científica. Os principais métodos para a identificação de queimadas por meio de imagens de satélites são baseados no método dos Limites Fixos ou no método Contextual.

A Lógica Fuzzy permitirá adaptar o processo de identificação atual realizada pelo algoritmo de Setzer, pois essa permite adequar às regras de classificação o conhecimento do especialista acerca do ambiente e suas variáveis enquanto que a classificação baseada em Limites Fixos utiliza limites que foram definidos empiricamente.

Existem diversos fatores que interferem no processo de identificação de dados brutos, a maioria deles é tratada em solo antes do processamento de identificação das imagens, mas para o ambiente embarcado eles devem ser considerados já no processo de reconhecimento e identificação.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A presente revisão bibliográfica apresenta os conceitos básicos de sensoriamento remoto, incluindo a análise espectral de fenômenos ou elementos terrestres ou espaciais (denominados de ‘alvos’, pelo sensoriamento remoto). Em seguida são apresentados os sistemas sensores, em especial o sensor térmico, situado no satélite, para aquisição dos dados sobre esses alvos, o procedimento atual para detecção e identificação de queimadas e por último são apresentados os conceitos de reconhecimento de padrões para imagens, incluindo a apresentação da Lógica Fuzzy e outros algoritmos.

3.1 CONCEITOS BÁSICOS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Antes do advento da tecnologia de sensoriamento remoto, as análises e detecções de queimadas eram realizadas *in loco*, ou seja, era preciso visualizá-la, por meio de testemunhas no local ou sinais de fumaça, (RUDORFF, 2015). Com o aumento do interesse político e social, especialmente sobre as áreas de preservação ambiental, outras medidas começaram a ser levadas em consideração para este propósito, como análise de imagens efetuadas por pequenas aeronaves, e, mais adiante, análises de imagens efetuadas por meio de satélites.

Desde então, os dados de satélites têm sido amplamente utilizados para o processo de detecção e monitoramento de queimadas, principalmente nas áreas de preservações ambientais, florestas tropicais e savanas (MALINGREAU; STEPHENS, 1985; MATSON; STEPHENS; ROBINSON, 1987; LANGAAS, 1993; KENNEDY, 1994), nas florestas dos países do Norte (FLANNIGAN; VONDER HAAR, 1986; KASISCHKE et al., 1993), assim como nas florestas do continente americano (LEE, 1990) e nas áreas do Mediterrâneo (ILLERA; FERNANDEZ; CASANOVA, 1994).

Satélites são, atualmente, muito utilizados no sensoriamento remoto para análise de dados em biodiversidade e monitoramento de áreas de preservação.

A facilidade na distribuição desses dados e o pré-processamento deles em solo permitem uma interpretação em alto nível dessas informações e possibilitam a agilidade perante aos órgãos responsáveis em tomadas de decisões sobre essas informações ou pesquisa.

De acordo com (ALMEIDA et al., 2006) o sensoriamento remoto pode então ser entendido como o conjunto de atividades que tratam da obtenção de informação relativa aos recursos naturais da Terra ou seu meio ambiente, por meio de sensores instalados a bordo de

plataformas em determinadas altitudes (tais como balões, foguetes, aviões e satélites), os quais coletam a radiação eletromagnética emitida ou refletida por um alvo, dependendo do tipo do sensor (ativo ou passivo), convertendo-a em um sinal que é posteriormente processado em solo, com fins de geração de imagens (SLATER, 1980).

Assim sendo, não somente as imagens de satélite, mas também as originadas em plataformas aerotransportadas (aerofotogrametria analógica e digital) constituem a matéria de trabalho do sensoriamento remoto, (ALMEIDA et al., 2006).

De acordo com (FIGUEIREDO, 2005) as primeiras aplicações em sensoriamento remoto se deram na área militar, devido à necessidade de avanço desta tecnologia no tempo, para fins militares.

A primeira guerra mundial (1914-1918) marcou o início da aquisição de fotografias aéreas, (FIGUEIREDO, 2005). Embora as câmeras utilizadas para este fim, durante o conflito, fossem especialmente projetadas para a utilização em aeronaves, as combinações entre os instrumentos posteriores eram ainda mais rudimentares pelos padrões de décadas passadas (CAMPBELL, 2011). Com isso, pode-se dizer que o sensoriamento remoto iniciou seu desenvolvimento, no século passado, com o desenvolvimento de uma leve câmara fotográfica com disparador automático e ajustável, (FIGUEIREDO, 2005).

Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2005) as câmeras eram carregadas no peito dos pombos correio que sobrevoavam áreas estratégicas dos inimigos e, quando não abatidos atravessavam essas áreas tirando fotos que, posteriormente seriam utilizadas pela base militar para descoberta de informações sobre a base inimiga. Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2005), essas poderiam então ser utilizadas no planejamento estratégico para ataques, com reconhecimento da área e informações sobre a infraestrutura dos inimigos. Assim teve início uma das primeiras aplicações do sensoriamento remoto, (FIGUEIREDO, 2005).

Na década de 60, os esforços para o avanço do sensoriamento remoto fizeram a utilização da primeira plataforma de satélite, (FIGUEIREDO, 2005).

Quando a missão para o pouso lunar foi terminada, a NASA dirigiu seus esforços para a área de sensoriamento remoto da superfície terrestre (KONECNY, 2003).

De acordo com (FIGUEIREDO, 2005), foi na década de 80 que os primeiros satélites para monitoramento de recursos naturais, como florestas, recursos hídricos e agricultura efetivamente se desenvolveram.

Para o monitoramento e modelagem dos fenômenos naturais ou de origem humana, a utilização das imagens de satélites, especialmente do satélite NOAA, visando o monitoramento ambiental em grande escala é de fundamental importância, (CENTRO DE PREVISÃO E ESTUDOS CLIMÁTICOS, 2004).

Em especial, as queimadas ocorrem por todo o mundo com impactos locais sobre o uso da terra, produtividade, transportes, biodiversidade, e com impactos regionais e globais, relacionados a processos bioquímicos, hidrológicos e atmosféricos (ROY; LEWIS; JUSTICE, 2002). As queimadas são ocasionadas, principalmente, por fatores como o clima, condições da vegetação e atividade humana, os quais estão intrinsecamente relacionados (JUSTICE; MALINGREAU; SETZER, 1993). Na Amazônia as queimadas concentram-se principalmente no chamado arco de desflorestamento, que corresponde à área de expansão da fronteira agrícola, (FERREIRA, 2006). A prática cultural da queimada está relacionada com o método tradicional de limpeza da terra para introdução e/ou manutenção de pastagem e campos agrícolas (NEPSTAD et al., 1999). As ocorrências de queima de biomassa são um fenômeno de importância local, regional e global para a biosfera, (SCHROEDER, 1998).

(ANDREAE; MERLET, 2001; KAUFMAN et al., 2005) caracterizam as queimadas como agentes lançadores de grandes quantidades de gases radiativamente ativos e aerossóis carbonáceos, que influenciam significativamente no balanço radioativo terrestre, e outros gases, que afetam os processos químicos que ocorrem na atmosfera, (PEREIRA et al., 2007).

(PHULPIN et al., 2002) mostrou que as imagens de satélite têm sido utilizadas para monitorar incêndios em vegetação tanto globalmente, para estudos climáticos, quanto regionalmente, para avaliação de impactos das queimadas. Ao mesmo tempo, os dados provenientes de satélites têm se mostrado de fundamental importância para alertar a população local e as autoridades competentes, durante os períodos de queimadas (FRANÇA; FERREIRA, 2005). Além disso, as informações geradas por sensoriamento remoto sobre a distribuição, o padrão e o ritmo da queima de biomassa em diferentes escalas podem ainda oferecer novas oportunidades para observar as relações entre as condições da vegetação e as queimadas (JUSTICE; MALINGREAU; SETZER, 1993).

As medições provenientes do sensoriamento remoto são de grande importância para a determinação da extensão das áreas queimadas e para uma estimativa da distribuição geral de fontes poluentes dispersas no tempo e espaço, (FRANÇA; BRUSTET; FONTAN, 1995).

A mudança na cobertura do solo na Amazônia é monitorada desde 1988 pelo satélite Landsat, pelo sensoriamento remoto do INPE, e tornou-se uma ferramenta fundamental para se estimar com relativa precisão a área total desmatada por ano, (FERREIRA et al., 2005). Estes dados são divulgados anualmente pelo PRODES (INPE, Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por satélite), e vem sendo utilizados, entre outras funções, para a análise da dinâmica de mudanças no uso e cobertura do solo, (PRODES, 2004). Outro satélite que vem sendo amplamente utilizado para estudos ambientais é o NOAA-AVHRR que fornece dados de focos de calor ocorridos diariamente em uma determinada região. Estes dados são computados pelo INPE e disponibilizados ao público, gratuitamente, via Internet. De acordo com (STEFFEN, 2015) ambos os satélites possuem resolução espectral suficiente para classificação da assinatura espectral proveniente das queimadas e, embora os dados do Landsat tenham uma boa resolução espacial e sejam eficientes para quantificar mudanças na cobertura do solo (desmatamento), eles são disponibilizados somente uma vez por ano, impedindo assim qualquer ação que vise coibir ou frear processos ilegais de desmatamento, (FERREIRA et al., 2005). Os satélites da série NOAA estão colocados em órbita semicircular, heliosíncrona, semi-polar a uma altitude de 833km e possuem uma resolução espacial, ao nadir, de 1,1km e de aproximadamente 5km nas bordas da imagem (PEREIRA; SETZER, 1986). No sensoriamento remoto, a utilização das imagens NOAA visando o monitoramento ambiental em grande escala é de fundamental importância, pois as imagens NOAA possuem alta resolução radiométrica (10 bits), baixa resolução espacial e nenhum custo de aquisição, (FERNANDES et al., 2015). Os produtos gerados a partir de imagens NOAA processadas em solo incluem: detecção de focos de calor, geração de imagens relativas ao índice de vegetação, cálculo da temperatura da superfície do mar e cobertura de nuvens (CENTRO DE PREVISÃO E ESTUDOS CLIMÁTICOS, 2004).

Porém, de acordo com (FERNANDES; PEREIRA; BRAGA, 2006), as imagens NOAA possuem alta distorção geométrica o que, em muitas aplicações, é um empecilho para a geração de produtos que exigem localização em coordenadas geográficas (latitude e longitude) precisas e confiáveis; como dito anteriormente, no nadir, a resolução espacial da imagem NOAA é de 1.1 Km, e nas bordas a resolução espacial pode chegar a 9.6 Km. O INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) vem utilizando as imagens NOAA desde a década de 1980, (BRAGA, 2004). Um dos principais usuários dos produtos gerados a partir dessas imagens é o Instituto

Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis – IBAMA, via projeto PROARCO (KRUG, 1999).

3.2 SENSORIAMENTO REMOTO E O SENSOR MULTIESPECTRAL

Os satélites são, em geral, desenvolvidos segundo seu propósito, que pode incluir um ou mais objetivos da missão. De acordo com a missão, todo o subsistema do satélite é adaptado para que essa missão obtenha os dados necessários para os pesquisadores. Dentre os subsistemas dos satélites que são elaborados especificamente de acordo com a missão, estão os sistemas sensores, que são projetados de modo a incluírem as bandas necessárias para a faixa espectral que o sensor irá operar. A definição desta faixa é de suma importância, pois, como será visto mais adiante, é ela que determina quais elementos ou objetivos poderão ser analisados durante a missão.

Podem-se denominar sensores como instrumentos que compõem o sistema de captação de dados e imagens, (ESPINOZA, 2013). Ainda de acordo com (ESPINOZA, 2013), um sistema de telemetria consiste no sistema de transmissão de dados e imagens dos satélites para estações terrestres e sistemas de processamento consistem dos equipamentos computacionais e softwares destinados ao armazenamento e processamento dos dados do sensoriamento remoto, (ESPINOZA, 2013). De acordo com (FLORENZANO, 2008) os sensores remotos que fazem parte da carga útil do satélite são equipamentos que registram a energia refletida ou a energia emitida pelos objetos da superfície terrestre. Ainda de acordo com (FLORENZANO, 2008), essa energia é transformada em sinais elétricos, que são transmitidos para as estações de recepção que integram o segmento solo, na Terra. Os sinais, por sua vez, são processados e transformados em imagens, (FLORENZANO, 2008). Para captar os dados da superfície terrestre, os sensores a bordo dos satélites ficam apontados sempre para a Terra, (FLORENZANO, 2008).

Os dados dos sensores são geralmente vistos como sendo abstratos e de difícil interpretação, com resolução não usual devido ao uso de regiões do espectro que estão fora do espectro do visível, (ANTUNES, 2013). Como resultado disso, o uso efetivo de dados de sensores requer uma análise e interpretação para que possam ser convertidos em informações para serem utilizadas na resolução de problemas, como identificação de queimadas e depósitos de minerais. Estas interpretações criam informações extraídas que consistem da transformação

dos dados do sensor para a formação de conhecimentos específicos sobre um determinado problema (CAMPBELL, 2011).

Entre os satélites destinados ao sensoriamento remoto pode-se citar: LANDSAT, SPOT, CBERS, IKONOS, QUICKBIRD e NOAA. De acordo com (FIGUEIREDO, 2005), os satélites das cinco primeiras séries ou gerações são destinados apenas ao monitoramento e levantamento dos recursos naturais terrestres, enquanto que os satélites NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) fazem parte dos satélites meteorológicos, destinados principalmente aos estudos climáticos e atmosféricos.

Uma classificação entre os satélites de sensoriamento remoto pode ser vista na Figura 1, extraída de (SKIDMORE, 2003).

Figura 1 - Classificação dos satélites de sensoriamento remoto.

Fonte: Skidmore (2003)

Uma imagem multi-espectral é um conjunto de várias imagens monocromáticas de uma mesma cena, cada uma delas tiradas com receptores adicionais sensíveis a outras frequências da luz visível, ou além das frequências da luz visível, tal como a região de infravermelho, (NUNES; CONCI, 2001). Uma imagem multi-espectral ou de bandas múltiplas pode ser representada conforme eq.(2), (SKIDMORE, 2003).

$$C(x, y) = (u_1(x, y), u_2(x, y), \dots, u_n(x, y))^T = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T \quad (2)$$

No qual $n=3$ pode ser, por exemplo, uma imagem colorida de três canais no espaço RGB. Enquanto uma imagem monocromática com $n=1$ possui apenas uma banda, a qual é representada por valores de escala de cinza, uma imagem multiespectral consiste de pelo menos três bandas (KOSCHAN; ABIDI, 2008).

A seguir são apresentados os conceitos básicos em sensoriamento remoto de modo a demonstrar os princípios físicos que regem o processo de análise e identificação de alvos, como é realizado no presente momento.

3.2.1 Princípios Físicos do sensoriamento remoto

As primeiras experiências de Newton (1672) constataram que, ao atravessar um prisma, um raio luminoso (luz branca), desdobrava-se num feixe de diversas cores ou *espectro de cores*, (FIGUEIREDO, 2005).

Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2005), foi durante essas experiências que Newton demonstrou que o índice de refração dos materiais depende do comprimento de onda da luz visível. O mesmo vale para a radiação do Infravermelho, uma vez que essa também pode ser descrita por meio da ótica geométrica, como apresentado em (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010). Se a radiação for incidente em um prisma, os ângulos da luz refratada pelo prisma serão determinados pela Lei da Refração, (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010).

De acordo com (FIGUEIREDO, 2005), a partir dos estudos para entender como a luz era formada, foi verificada que a luz branca (luz visível) era uma composição de diferentes tipos de luz que se decompõem em diferentes cores. A cada cor podia-se corresponder uma temperatura diferente, e ainda, que a luz vermelha incidindo sobre um corpo, aquecia-o mais do que a luz violeta, (FIGUEIREDO, 2005). A onda de luz é uma onda eletromagnética e a luz visível é apenas uma das muitas diferentes ondas eletromagnéticas, (FIGUEIREDO, 2005).

Em resumo, ondas são distúrbios periódicos que mantêm seu formato enquanto dispersa no espaço em função do tempo, (LAZZARINI, 2014). A periodicidade espacial é denominada comprimento de onda λ , dado, geralmente em micrometro, (BONJORNO; CLINTON, 1999). A periodicidade transiente é denominada de oscilação periódica, T (em segundos), e seu recíproco é a frequência ν , (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010). Ainda de acordo com (VOLLMER;

MÖLLMANN, 2010) ambos estão conectados pela velocidade de propagação da onda dada pela eq.(3).

$$c = v \cdot \lambda \quad (3)$$

A radiação eletromagnética pode ser definida como sendo uma propagação de energia, por meio de variação temporal dos campos elétrico e magnético, da onda portadora, (FIGUEIREDO, 2005).

A energia eletromagnética é radiada por qualquer corpo que tenha temperatura maior que -273°C (ou 0°K), o zero absoluto e tal corpo irradia energia em todas as frequências, (KONECNY, 2003).

A faixa completa de comprimentos de onda e de frequência da REM (Radiação Eletromagnética) é chamada de espectro eletromagnético, (FLORENZANO, 2002). Esse espectro varia desde as radiações gama com comprimentos de onda da ordem de $10^{-6}\mu\text{m}$, até as ondas de rádio da ordem de dezenas de quilômetros, (FIGUEIREDO, 2005). O espectro eletromagnético permite separar a energia refletida dos objetos nas imagens, identificando-as, (KONECNY, 2003).

A energia eletromagnética é gerada por diversos mecanismos, incluindo as mudanças nos níveis de energia dos elétrons, aceleração de partículas eletricamente carregadas, decaimento radioativo de substâncias e movimento térmico de átomos e moléculas, (LIU, 2006). A radiação eletromagnética consiste de um campo elétrico (E) que varia em magnitude, em uma direção perpendicular à direção de propagação, e um campo magnético (M) com orientação de um ângulo reto ao campo elétrico, como mostra a Figura 2, (CAMPBELL, 2011). Ambos os campos se propagam à velocidade da luz, (INTERMAP, 2013).

Figura 2 - Relação entre o campo elétrico e o campo magnético.

Fonte: Intermap (2013)

De acordo com (VENTURIERI, 2007), todo sensor possui uma abertura pela qual a REM refletida, ou emitida, pelos objetos passa em direção ao chamado detector ou sensor, que é o elemento que realmente detecta a REM. Essa abertura possui dimensões variáveis e dependentes das características tecnológicas do instrumento ou da própria natureza das operações de coleta de dados, (INPE, 2012).

A radiância é, portanto, a intensidade do fluxo radiante por unidade de ângulo sólido e seu conceito pode ser comparado ao conceito de brilho, ou seja, um objeto é considerado mais brilhante quanto maior for sua radiância medida, (VENTURIERI, 2007).

Em resumo, as características da energia eletromagnética no espectro eletromagnético podem ser apresentadas como (KONECNY, 2003), na Tabela 1.

Tabela 1 - Características da Energia Eletromagnética.

	Nome	Símbolo	Relação	Dimensão	
	Energia radiante	Q	-	Joule	$J = W \cdot s$
	Fluxo irradiante	Φ	$\varphi = \frac{Q}{t}$	Watt	$W = J/s$
Irradiador	Intensidade	I	$I = \frac{Q}{t \cdot \omega_1}$	-	W/sr
	Radiante				
	Radiância	L	$L = \frac{Q}{t \cdot A_1 \omega_1}$	-	$W/sr \cdot m^2$
Objeto Emitido	Radiância emitida	E	$E = \frac{\varphi}{A_1}$	-	W/m^2
	Irradiância	E'	$E' = \frac{\varphi}{A_2}$	-	W/m^2
Sinal Recebido	Exposição	H	$H = E' \cdot t$	-	W/m^2

Notas:

ω_1 = ângulo da radiação em sterad (sr),

A_1 = superfície radiante em m^2 ,

A_2 = superfície irradiante em m^2 .

De acordo com (KONECNY, 2003), a radiação é recebida pelos sensores e plataformas no formato analógico ou digital e se refere ao processamento de imagens e reconhecimento de padrões, como apresentado na Figura 3.

Figura 3 - Princípios do sensoriamento remoto.

Fonte: Konecny (2003)

Ainda de acordo com (KONECNY, 2003), o fluxo de densidade radiante que chega ao sensor é composto pelos termos: fluxo radiante da radiação solar, E_λ , o qual é subtraído pela altitude solar ($90^\circ - \epsilon_1$) e o coeficiente de transmissão da atmosfera $\tau_{\lambda\epsilon_1}$ do raio incidente para resultar no fluxo radiante do objeto E_{ϵ_1} , dado pela eq.(4) extraída de (KONECNY, 2003).

$$E_{\epsilon_1} = \cos \epsilon_1 \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} E_\lambda \cdot \tau_{\lambda\epsilon_1} \cdot d\lambda \quad (4)$$

De acordo com (KONECNY, 2003), a reflexão no objeto é dependente da função radiométrica. No caso do objeto ser um refletor Lambert, que reflete toda a energia incidente na meia esfera com igual intensidade, $f(\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3)$ se torna igual a 1, (KONECNY, 2003). O fluxo radiante que chega ao sensor então se torna como apresentado na eq.(5), (KONECNY, 2003):

$$E_{\epsilon_2} = \frac{(\cos \epsilon_1)}{\pi} \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} E_\lambda \cdot \tau_{\lambda\epsilon_1} \cdot \tau_{\lambda\epsilon_2} \cdot \rho_\lambda \cdot d\lambda \quad (5)$$

Sendo $\tau_{\lambda\epsilon_2}$ o coeficiente de transmissão da atmosfera entre o sensor e o objeto, e o coeficiente de reflexão ρ_λ o mesmo em todas as direções da reflexão, (KONECNY, 2003).

O fluxo radiante que chega ao sensor, em relação à sua intensidade, continua aumentando, entretanto, devido à difusão da luz na atmosfera, dada por $\rho_{\epsilon_1\lambda}$, (KONECNY, 2003).

Portanto, o fluxo radial incidente, E , no sensor se torna conforme eq.(6), (KONECNY, 2003).

$$E = \frac{1}{\pi} \int_{\lambda_2}^{\lambda_1} E_{\lambda} (\tau_{\lambda \epsilon_1} \cdot \tau_{\lambda \epsilon_2} \cdot \rho_{\lambda} \cdot \cos \epsilon_1 + \rho_{\epsilon_1 \lambda}) d\lambda \quad (6)$$

No qual E_{λ} pode ser derivado dos parâmetros solares, (KONECNY, 2003). Ainda de acordo com (KONECNY, 2003) os coeficientes de transmissão da atmosfera podem ser determinados por meio de medidas radiométricas da iluminação solar com radiômetros direcionados para o Sol e da iluminação total da meia esfera, medida por meio de uma esfera Ulbricht colocada de frente para o radiômetro. (KONECNY, 2003) continua ao afirmar que uma esfera de integração (também conhecido como uma esfera de Ulbricht) é um componente óptico constituído por uma cavidade esférica com o seu interior oco coberto com um revestimento refletor branco difuso, com pequenos orifícios de aberturas de entrada e de saída, (KONECNY, 2003). Sua propriedade relevante é a dispersão uniforme ou efeito difusor, (PALMER; GRANT, 2010). Com ϵ_1 conhecido e $\rho_{\epsilon_1 \lambda}$ estimado pela luz difusa, o sensoriamento remoto pode ser entendido como um procedimento de cálculo da radiometria absoluta, (KONECNY, 2003).

Entretanto, o sensoriamento remoto geralmente se restringe a uma comparação de fluxos radiantes direcionadamente separáveis ou de radiância de objetos adjacentes A e B como, (KONECNY, 2003), de acordo com a eq.(7), retirado de (KONECNY, 2003).

$$\frac{E_A}{E_B} = \frac{L_A}{L_B} = \frac{\rho_A}{\rho_B} \quad (7)$$

Sendo E_{λ} , $\tau_{\lambda \epsilon_1}$, $\cos \epsilon_1$ e $\rho_{\epsilon_1 \lambda}$ praticamente iguais neste caso, (KONECNY, 2003).

A comparação destes fluxos em classes separáveis no sensoriamento remoto usualmente envolve a análise do comportamento espectral dos elementos que os compõem, denominados alvos.

3.2.1.1 Comportamento espectral de alvos

De acordo com (NAVULUR, 2006) as técnicas de análise de imagens multiespectrais foram desenvolvidas para explorar a resposta espectral de diversas características em diferentes bandas do espectro. As características diferentes tendem a apresentar diferentes respostas nas diversas bandas, como mostra a Figura 4, (NAVULUR, 2006).

Figura 4 - Assinaturas Espectrais de diversos elementos.

Fonte: (<http://geog.hkbu.edu.hk/virtuallabs/rs>)

O comportamento espectral, (também chamado de assinatura espectral), dos alvos é relacionado ao processo de interação entre os objetos e feições terrestres com a REM (Radiação Eletromagnética) incidente, (FIGUEIREDO, 2005). Comparando os padrões de resposta das diferentes características do alvo, pode-se distingui-lo entre elas, (FIGUEIREDO, 2005).

O infravermelho é a porção do espectro eletromagnético limitada pelo visível no lado de menor comprimento de onda e pelas micro-ondas no lado de maior comprimento de onda. De acordo com (BOSCHETTI, 2008), a faixa de 0,7 ou 0,75 μm até 2,5 ou 3 μm é chamada de infravermelho próximo (NIR – “Near Infrared”). Ainda de acordo com (BOSCHETTI, 2008), a janela de 8 a 14 μm, também costuma ser designada por infravermelho termal, por compreender a região onde se encontra o pico de emissão de qualquer corpo na faixa de temperatura de -50°C à 50°C. É também comum na literatura a notação: SIR (Short Wavelength Infrared), MIR (Middle Wavelength Infrared) e LIR (Long Wavelength Infrared) ou FIR (Far Wavelength Infrared) para as faixas acima, (HUDSON, 1969), como mostra a Figura 5, (BOSCHETTI, 2008).

Figura 5 - Divisão das Faixas do Infravermelho.

Fonte: Boschetti (2008)

Na faixa do espectro do infravermelho a absorção é possível apenas nas janelas atmosféricas, que são áreas do espectro que não são muito influenciadas pela absorção atmosférica, (KONECNY, 2003; INTERMAP, 2013). Isto ocorre porque na região do espectro relacionada ao infravermelho a absorção ocorre devido aos gases contidos na atmosfera, por isso, a transmissão só é possível nas regiões onde ocorrem as janelas atmosféricas, (KONECNY, 2003). A atmosfera por si mesma pode emitir radiação devido a sua temperatura e objetos quentes na superfície terrestre podem levar a reflexões adicionais de radiação no infravermelho, (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010).

Se a luz de uma lâmpada ultravioleta, por exemplo, atravessa uma molécula orgânica como o benzeno, uma parte dessa luz é absorvida, (PERON, 2015). Ainda de acordo com (PERON, 2015) em particular, alguns comprimentos de onda são absorvidos e outros não são afetados. O espectro de absorção mostra as bandas de absorção em vários comprimentos de onda, (FIGUEIREDO, 2005).

Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2005), a radiação solar incidente na superfície terrestre interage de modo diferente com cada tipo de alvo.

O termo assinatura espectral tem sido utilizado para se referir à resposta espectral de um alvo, quando se observa uma faixa de comprimentos de onda (PARKER; WOLFF, 1965). De acordo com (CAMPBELL, 2011), essa afirmativa expressa o conceito fundamental de assinatura

espectral, a noção de que o alvo dispõe de uma única resposta espectral que permite que esse seja claramente identificado pela informação espectral, sozinha, (CAMPBELL, 2011). Porém, é importante ressaltar que a assinatura ou característica espectral de um alvo pode mudar ao longo do tempo (INTERMAP, 2013), e posteriores análises devem ser realizadas de modo a definir continuamente qual assinatura é a melhor para caracterizar determinado alvo, (INTERMAP, 2013).

De acordo com (VENTURIERI, 2007), embora a teoria ondulatória seja bastante adequada para comprimentos de onda longos e para exprimir os processos de propagação da REM, quando se trata dos processos de absorção e emissão de energia radiante e comprimentos de onda curtos, costuma-se usar a teoria corpuscular.

Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), a partir desses conceitos, pode-se compreender que o elemento fundamental para o sensoriamento remoto é a REM, que no vácuo propaga-se à velocidade da luz, e sua interação com o meio físico que pode ser explicada por meio de dois modelos: o modelo corpuscular (ou quântico) e o ondulatório, (VENTURIERI, 2007).

De acordo com (FIGUEIREDO, 2005), outros fatores que também influenciam no processo de interação dos alvos são: textura, densidade e posição relativa das feições em relação ao ângulo de incidência solar e à geometria de imageamento. Em decorrência desta interação, a radiação que deixa os alvos, leva para os satélites a assinatura espectral dos mesmos, (FIGUEIREDO, 2005).

De acordo com (SKIDMORE, 2003), os padrões da refletância espectral, ou assinatura espectral, estão associados com os diferentes tipos de vegetação. No processo de classificação da imagem cada pixel na imagem é assinado para um tipo diferente de vegetação resultando em um mapa (SKIDMORE, 2003).

A Figura 6 mostra um exemplo de diferentes elementos sendo classificados de acordo com seus comportamentos espectrais, (KONECNY, 2003).

Figura 6 - Espaço de características bidimensional com agrupamento.

Fonte: Konecny (2003)

Nesse sentido, sistemas de computação especializados são usados para atividades interativas de análise e manipulação das imagens, (SILVA et al., 2011). Ainda de acordo com (SILVA et al., 2011), o resultado desse processo é a produção de outras imagens, que já contém informações específicas, extraídas e realçadas a partir das imagens brutas (CRÓSTA, 1999).

Para isso, faz-se necessário investigar quais fatores influenciam no processo de detecção de queimadas e qual a carga útil, que inclui os sensores, mais apropriada para esse tipo de pesquisa.

Para a identificação de queimadas, o satélite deve possuir uma carga útil específica, que abrange uma faixa espectral capaz de identificar os focos de incêndio.

(PEREIRA, 1987) mostrou que existem três fontes de radiação envolvidas na detecção de incêndios:

- a) A emissão pelo incêndio em si, ou seja, pelas substâncias em combustão;
- b) A emissão e reflexão da área em que ocorre o incêndio, incluindo-se os resíduos de combustão;
- c) A emissão e reflexão provenientes de outras fontes, como o solo exposto, interferindo nesse processo, sendo que a ocorrência de queimada pode ocasionar uma elevação da

refletância em áreas de floresta, devido à exposição do solo, o qual reflete mais do que a vegetação verde.

Por outro lado, de acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2004), em áreas de savanas – que possuem estrato herbáceo geralmente seco, apresentando alta refletância no visível – as queimadas tendem a escurecer as áreas atingidas. Porém, ainda de acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2004) a utilização dessa faixa espectral não é recomendada para a identificação de queimadas, devido à possibilidade de se confundir outros alvos, como corpos d'água, sombras de nuvens e determinados tipos de solo, com as marcas deixadas pela queimada (FRANÇA, 2004).

De acordo com (FARIA; CENTENO, 2004), o processo de classificação pode ocorrer por pixel ou por regiões. Na classificação por pixel, o algoritmo classificador utiliza a informação espectral de cada pixel isolado para achar regiões homogêneas (INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, 2002). Por outro lado, de acordo com (MOREIRA, 2007), os classificadores por regiões utilizam a informação espectral de cada pixel da imagem e a informação espacial que envolve a relação entre o pixel e seus vizinhos, procurando reconhecer áreas homogêneas nos dados orbitais, baseado nas propriedades espectrais e espaciais dessas áreas nas imagens (MOREIRA, 2007).

Sistemas de sensoriamento remoto medem a energia emanada (refletida) da superfície terrestre em qualquer faixa de comprimento de onda, (STEFFEN, 2015). O fator de significância das diferentes faixas é determinado pelo mecanismo de interação entre a radiação eletromagnética e o material sendo avaliado. De acordo com (RICHARDS; JIA, 2006), na faixa do visível e infravermelho a energia medida pelo sensor depende das propriedades, como pigmentação, mistura e estrutura molecular da vegetação. Na faixa do infravermelho é a quantidade de calor e outras propriedades termais que são medidas, (RICHARDS; JIA, 2006).

3.2.1.2 Sistemas Sensores

De acordo com (VENTURIERI, 2007), a metodologia para geração de informações na área de sensoriamento remoto no nível orbital, pode ser dividida em duas fases: a primeira fase sendo de aquisição dos dados, ou seja, relacionada com os processos de detecção e registro dos dados; e a segunda fase de análise desses dados recebidos, que compreende o tratamento e a interpretação dos dados obtidos.

De acordo com (MOREIRA, 2007), para se caracterizar um sistema sensor é importante lembrar algumas considerações sobre a radiação solar, quando ocorrem as radiações no núcleo do Sol, transformando hidrogênio em hélio, há liberação de energia. Ainda de acordo com (MOREIRA, 2007), essa energia (radiação solar ou eletromagnética) é então liberada para o cosmo e, conseqüentemente, irradiada em todas as direções do espaço e, parte dessa radiação é então interceptada pela Terra, reagindo com os alvos de sua superfície e da atmosfera. A Figura 7 mostra o fluxo dos sinais e dos dados digitalizados entre a plataforma do satélite e o solo, (RICHARDS; JIA, 2006).

Figura 7 - Fluxo dos dados e dos sinais em um sistema de sensoriamento remoto.

Fonte: Richards e Jia (2006)

De acordo com (KONECNY, 2003), em geral, os dados dos sensores estão dispostos em diversas matrizes lineares. Ainda de acordo com (KONECNY, 2003), a leitura para a área de armazenamento ocorre linha a linha, paralelamente. Enquanto o sinal é digitalmente convertido uma nova imagem pode ser adquirida, (KONECNY, 2003).

Os sensores têm então por finalidade capturar a REM proveniente da superfície terrestre, e transformar a energia conduzida pela onda, em pulso eletrônico ou valor digital proporcional à intensidade dessa energia, (MOREIRA, 2007).

A energia eletromagnética detectada pelos sensores é gravada eletronicamente como um vetor de números no formato digital, (INTERMAP, 2013).

De acordo com (FIGUEIREDO, 2007), existem dois arquivos para cada dado de sensoriamento remoto, um deles, de pequena dimensão, destina-se às informações de cabeçalho da imagem (identificação do satélite, do sensor, data e hora, tamanho do pixel, etc.), e outro contém os valores numéricos correspondentes aos pixels da imagem. Ainda de acordo com (FIGUEIREDO, 2007), cada registro deste arquivo corresponde a uma linha da superfície terrestre. O valor armazenado em cada campo é proporcional à intensidade da REM, proveniente da parcela da superfície terrestre, (MOREIRA, 2007). Todos esses dados, incluindo os dados de cabeçalho e da imagem propriamente, podem estar dispostos de diversas maneiras e, para que haja uma padronização no formato, diversos padrões foram propostos. Um dos sistemas utilizados pelo sensor AVHRR, a bordo do satélite NOAA é o HRPT (High Resolution Picture Transmission) e ele será detalhada mais adiante.

O que se procura é analisar os valores desses dados para transformar esta informação em um conhecimento que possa ser aplicado na área de reconhecimento de padrões para o fim de se estudar alguma propriedade ou evento específico da superfície terrestre. Para isso, inicia-se o estudo do comportamento espectral dos alvos, apresentado anteriormente.

De acordo com (KONECNY, 2003), os sensores, ao varrerem a Terra, utilizam dois métodos: varredura por espelho (incidência da REM sobre um espelho) ou imageamento por matriz de detectores (por todo o ângulo de visão). Em mais detalhes, ainda de acordo com (KONECNY, 2003), um sensor óptico-mecânico contém um sensor único que permite a gravação da irradiância de um pixel do solo. Um espelho rotativo cria a imagem da superfície de modo que toda uma linha de pixels do solo seja gravada em sequência (KONECNY, 2003), como apresentado na Figura 8, retirada de (KONECNY, 2003).

Figura 8 - Operação de um Scanner óptico-mecânico

Fonte: Konecny (2003)

No tratamento das informações captadas pelos sensores, em ambos os processos, a REM é decomposta em faixas denominadas bandas espectrais e as linhas são fracionadas em pixels (FIGUEIREDO, 2007).

Para uma altitude h , um campo de visão do pixel escaneado, ω , comprimento angular do escaneamento, Ω , e ângulo do escaneamento vertical, α , o tamanho do pixel no solo, a , na direção do escaneamento é dado na eq.(8), de (KONECNY, 2003).

$$a = \frac{\omega \cdot h}{\cos^2 \alpha} \quad (8)$$

Para um pixel no solo de tamanho b , na linha que está sendo imageada é, portanto, definido em eq.(9), de (KONECNY, 2003), da mesma forma que em eq.(8).

$$b = \frac{\omega \cdot h}{\cos^2 \alpha} \quad (9)$$

O caminho do escaneamento s é dado por eq.(10), de (KONECNY, 2003).

$$s = 2h \cdot \operatorname{tg} \left(\frac{\Omega}{2} \right) \quad (10)$$

E a frequência de escaneamento ν é uma função da velocidade da plataforma v_g , dada por eq.(11), de (KONECNY, 2003).

$$\nu = \frac{v_g}{\omega \cdot h} \quad (11)$$

Ainda de acordo com (KONECNY, 2003; FIGUEIREDO, 2007), a REM refletida da superfície dos objetos ou alvos incide sobre um espelho móvel de face plana, com um ângulo de 45° sobre um eixo mecânico que imprime um movimento oscilatório ao espelho, de tal forma que a superfície do terreno é varrida em linhas perpendiculares à direção de deslocamento do satélite, permitindo o imageamento sequencial de linhas da superfície do terreno, (FIGUEIREDO, 2007). A REM refletida no espelho é direcionada para o interior do sensor onde é processada para dar origem às imagens. Este esquema está representado na Figura 9, extraída de (KONECNY, 2003). Os sensores TM (Thematic Mapper), do satélite Landsat, e AVHRR do satélite NOAA utilizam esse processo, (FIGUEIREDO, 2007).

Figura 9 - Esquema de processamento da REM refletida no Sensor

Fonte: Konecny (2003)

De acordo com (ESPINOZA, 2013), no imageamento por matriz de detectores, ao invés do espelho, uma matriz de detectores cobre toda a largura da faixa de imageamento. Ainda de acordo com (ESPINOZA, 2013), os detectores são dispostos em linhas que formam a matriz. O elemento irradiado do sistema digital de imageamento é um fóton-diodo. Este dispositivo de carga acoplada (CCD do inglês Charge-Coupled Device) consiste de um eletrodo metálico em um semicondutor de silicone separado por um isolante de óxido, (ESPINOZA, 2013).

De acordo com (KONECNY, 2003), um fóton é atraído pela voltagem positiva do eletrodo. Uma carga é então criada no semicondutor, agindo como um capacitor. A carga é proporcional ao número de fótons que estão chegando ao eletrodo, (KONECNY, 2003). O sensor CCD utiliza esse processo.

Em ambos os processos a REM é decomposta em faixas denominadas *bandas espectrais* e as linhas são fracionadas em pequenas parcelas quadradas da superfície terrestre, denominadas *pixels*, (FIGUEIREDO, 2007), que se apresentam radiometricamente quantizados em níveis discretos de brilho, (FIGUEIREDO, 2007). Assim, esse arranjo dos dados digitais gera uma matriz, onde as linhas e colunas definem as coordenadas do pixel, e o nível de cinza ou brilho indica a radiância presente neste pixel, (VENTURIERI, 2007).

De acordo com (RICHARDS; JIA, 2006), no formato de imagens *Raster* (ou bitmap) os registros lógicos para os dados são valores de pixels (independente de se o dado é um ponto, uma linha ou uma área) e o relacionamento entre os pixels vizinhos são facilmente estabelecidos por meio do endereçamento deles. Isto é importante para operações que envolvem grupos de pixels vizinhos, (RICHARDS; JIA, 2006).

O radiômetro é composto por um sistema ótico, um sistema de imageamento, um sistema eletrônico e um sistema de calibração, (MAINI; AGRAWAL, 2011). Ainda de acordo com (MAINI; AGRAWAL, 2011), o sistema ótico consiste de um conjunto de lentes e é utilizado para visualizar a radiação a partir de um pequeno campo e transmitir essa radiação para os detectores. O sistema de imageamento utiliza a energia ótica solar refletida dos objetos para criar sua própria imagem, (STELLINGWERF; HUSSIN, 1997). Ainda de acordo com (STELLINGWERF; HUSSIN, 1997), a energia emitida ou refletida é detectada e os sensores eletrônicos geram um sinal elétrico que corresponde as variações dessa energia. A radiação que chega aos sensores é separada em um número de feixes óticos que possuem diferentes comprimentos de onda por meio de filtros óticos, (MAINI; AGRAWAL, 2011). Assim, cada feixe é direcionado à um detector separado do conjunto de matriz de detectores, (MAINI;

AGRAWAL, 2011). Ainda de acordo com (MAINI; AGRAWAL, 2011), o sistema eletrônico é composto de uma matriz de diferentes detectores e de uma unidade de processamento de sinais. A matriz de detectores, localizada no plano focal do sistema ótico, é utilizada para detectar a radiação que chega aos detectores e convertê-la em uma voltagem elétrica, (MAINI; AGRAWAL, 2011). Ainda de acordo com (MAINI; AGRAWAL, 2011), essa voltagem elétrica alimenta a unidade de processamento de sinais, na qual esse será amplificado, filtrado, etc. e então convertido para algum formato digital para ser transmitido ao solo.

A saída dos sensores eletrônicos em solo são então, para os usuários, conjuntos de valores numéricos digitalizados. Cada valor digital é gravado como uma série de valores binários, conhecida por *bits*, (CAMPBELL, 2011). Desta maneira, os valores digitais discretizados para cada pixel são gravados em um formato compatível para armazenamento em disco ou para análise, (SPRING, 2006). Esses valores são conhecidos por números digitais (do inglês, Digital Number - DNs) ou valores de brilho (do inglês, brightness values ou BVs) ou ainda contadores digitais (do inglês, Digital Counts), para dar a clareza de que estes valores não gravam o verdadeiro valor do brilho ou radiância da cena, mas são apenas valores escalonados que representam o brilho relativo de cada cena, (CAMPBELL, 2011). Os valores dos pixels de DNs são afetados pela resposta espectral do objeto, pela resolução espacial da superfície terrestre, pelo tamanho dos objetos na cena, pelos vizinhos dos objetos e outros fatores, (ANTUNES, 2013).

Os valores da escala invertida dos pixels de DNs são uma função não linear da temperatura (para os canais termais) ou percentual de albedo (para os canais do visível), (SETZER et al., 2013; DOWTY, 1996; CRACKNEL, 1997). As temperaturas das imagens termais do infravermelho começam em -50°C, correspondente ao DN igual a 0, e aumentam em 0.1 graus Celsius por DN. Portanto, para qualquer valor de DN, a temperatura em graus Celsius correspondente é dada pela eq.(12), para o sensor AVHRR do NOAA.

$$TEMPERATURA(^{\circ}C) = (COUNT * 0.1) - 50.0 \quad (12)$$

De acordo com (NAVULUR, 2006), adicionalmente, deve-se levar em consideração que as diferentes bandas espectrais de um sensor realizam a captura dos dados em diferentes tempos de exposição, o que acarreta em uma necessária correção radiométrica dos dados para análise da imagem. Isso é muito importante quando no desenvolvimento de algoritmos

que necessitam de consistência nas cenas coletadas sobre condições atmosféricas diferentes e sobre localizações geográficas diferentes, (NAVULUR, 2006).

A conversão dos valores adquiridos pelos sensores em números digitais é necessária uma vez que as ondas eletromagnéticas que chegam ao sensor são fluxos contínuos de radiação (WALSH, 2003) e precisam ser armazenadas de maneira que possam ser analisadas posteriormente. O número de valores de brilho em uma imagem digital é determinado pelo número de bits disponível, (CAMPBELL, 2011). Um exemplo da conversão é apresentado na Figura 10, extraída de (FIGUEIREDO, 2005).

Figura 10 - Representação das imagens em pixels

Fonte: Figueiredo, 2005

Em geral uma imagem do visível é um registro da energia solar refletida pelos objetos ou feições da superfície física da Terra e captada pelo sensor a bordo de um satélite, (ANTUNES, 2013). Os termos de luminância, iluminância e brilho são muitas vezes confundidos no processamento de imagem a cores.

Para esclarecer a terminologia adotada, são apresentadas três definições retiradas de Adelson, (ADELSON; PENTLAND, 1996).

1. Luminância (usualmente referenciado por “L” nas fórmulas) é a quantidade de luz visível que vem para o olho a partir de uma superfície. Em outras palavras, é a quantidade de luz visível deixando um ponto numa superfície numa dada direção devido à reflexão, de transmissão, e/ou de emissão. A unidade padrão de luminância

- é candela por metro quadrado (cd / m^2), que também é chamado de nit nos Estados Unidos, a partir do termo “nitere” que significa “brilhar” em Latim ($1 \text{ nit} = 1 \text{ cd} / \text{m}^2$).
2. Iluminância (geralmente referenciado por “E” nas fórmulas) é a quantidade de luz incidente sobre uma superfície. Ou seja, é a quantidade total de luz visível iluminante (incidente em cima) de um ponto na superfície de todas as direcções sobre a superfície. Portanto iluminância é equivalente a irradiância ponderada com a curva de resposta do olho humano. A unidade padrão para iluminância é lux (lx), que é lumens por metro quadrado (lm / m^2).
 3. A reflectância é a proporção da luz incidente que é reflectida a partir de uma superfície. A reflectância, também chamada albedo, varia de 0 a 1, ou de modo equivalente, a partir de 0% a 100%, em que 0% representa preto total e 100% representa o branco total. Na prática, a tinta preta típica é de cerca de 5% do preto total e a tinta branca típica equivale a cerca de 85% de branco (por uma questão de simplificação, consideram-se apenas superfícies foscas ideais).

Luminância, iluminância e reflectância são grandezas físicas que podem ser medidas por dispositivos físicos, (ADELSON; PENTLAND, 1996). Há também duas variáveis subjetivas que devem ser discutidas, (KOSCHAN; ABIDI, 2008):

1. Iluminância é a reflectância percebida de uma superfície. Ela representa a tentativa do sistema visual de extrair a reflectância com base na luminância da cena.
2. O brilho é a intensidade percebida de luz que vem da própria imagem, ao invés de qualquer propriedade da cena retratada. O brilho é por vezes definido como luminância percebida.

De acordo com (ANTUNES, 2013), um dado orbital geralmente é descrito por sua resolução, ou seja, características da imagem de acordo com a radiometria, tamanho do pixel e faixas espectrais. As resoluções podem ser, (ANTUNES, 2013):

- Espacial
- Espectral
- Radiométrica

- Temporal

Os detalhes discerníveis em uma imagem dependem da resolução espacial do sensor e se refere ao tamanho do menor detalhe possível que pode ser detectado na imagem, quanto mais detalhes puderem ser identificados, melhor é a resolução espacial, (BATISTA; DIAS, 2005). Isso depende do ângulo sólido do sensor e da altura da plataforma, (ANTUNES, 2013). A resolução espectral denota a habilidade do sensor de definir os intervalos de comprimento de onda específicos, ou seja, quanto maior resolução espectral, mais regiões do espectro eletromagnético podem ser identificadas pelo sensor, (BATISTA; DIAS, 2005). A resolução radiométrica se refere ao número de níveis de cinza que podem ser gravados para um dado pixel, (VIANA, 2012). Uma resolução radiométrica de 8 bits irá resultar em valores de pixels de 0 a 255 e uma resolução radiométrica de 11 bits pode capturar valores de DNs entre 0 a 2047. Os limites de valores podem ser calculados utilizando-se a eq.(13), extraída de (NAVULUR, 2006).

$$N = 2^R \quad (13)$$

No qual N representa o intervalo e R a resolução radiométrica, (NAVULUR, 2006).

Resumidamente, a resolução radiométrica é expressa em termos de números de dígitos binários, ou bits, necessários para representar o intervalo disponível de valores de tons de cinza ou brilho, (CROSTA, 1993). Portanto, dados com 8 bits de resolução radiométrica possuem 256 níveis de brilho, (RICHARDS; JIA, 2006).

Finalmente, resolução temporal é muito importante em algumas aplicações. O sensoriamento remoto tem a habilidade de gravar sequências de imagens, representando os padrões de mudanças na superfície terrestre ao longo do tempo, (CAMPBELL, 2011). A habilidade do sensoriamento remoto de gravar tais sequências em intervalos relativamente curtos de tempo gera um conjunto de dados com boa resolução temporal, (CAMPBELL, 2011).

De acordo com (STEFFEN, 2015), existe uma relação entre o nível de detalhe (resolução espacial) e a frequência de observação (resolução temporal) da superfície terrestre pelo satélite. Uma discussão mais profunda sobre as características espectrais de refletância de vegetações, solos, água, neve e nuvens pode ser encontrada em (HOFFER, 1978).

O método de análise digital envolve uma série de técnicas de manipulação numérica dos dados contidos em imagens, sendo os quais oriundos de sistemas de varredura multiespectral, (MALDONADO, 1999). De acordo com (VENTURIERI, 2007), uma imagem multiespectral pode ser representada digitalmente por meio de uma matriz tridimensional, onde para cada coordenada (x, y) haverá um vetor que representa os canais espectrais.

De acordo com (WATRIN; MACIEL, 2005), a análise dos dados digitais por meio de sistemas de processamento possibilita uma grande flexibilidade na manipulação das informações contidas em produtos de sensores remotos. Ainda de acordo com (WATRIN; MACIEL, 2005), tal manipulação denominada de processamento de imagens digitais é dividida geralmente em três fases denominadas de pré-processamento, processamento de realce e classificação. Adicionalmente, cita-se a fase conhecida como segmentação, que muitas vezes pode anteceder a classificação de imagens digitais, (VENTURIERI, 2007).

O processo de classificação também pode ser supervisionado ou não supervisionado, (VALERIANO, 1985). A classificação não supervisionada é um método computacional automático de agrupamento (SMITH; BROWN, 1999). De acordo com (QUARTAROLI; BATISTELLA, 2006), os algoritmos de classificação não supervisionada não utilizam dados de treinamento como base para a classificação. Ainda de acordo com (QUARTAROLI; BATISTELLA, 2006), os pixels são examinados e agregados em classes com base nos agrupamentos naturais presentes nos valores da imagem. A premissa básica, definida por (QUARTAROLI; BATISTELLA, 2006), é de que os valores correspondentes a certo tipo de cobertura encontram-se próximos enquanto valores de diferentes classes devam estar comparativamente bem separados no espaço de atributos da imagem (LILLESAND; KIEFER; CHIPMAN, 2004).

Na classificação supervisionada o analista tem algum conhecimento sobre as classes presentes na imagem quanto a seu número e aos pixels representativos destas classes, (VENTURIERI, 2007).

Em tal abordagem, o analista treina o classificador, deixando a ele a tarefa de localizar todos os demais pixels pertencentes as classes anteriormente definidas, baseando-se em regras estatísticas pré-estabelecidas, (VENTURIERI, 2007).

Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), a classificação supervisionada envolve várias fases no tratamento de dados multiespectrais, tais como: seleção de áreas de treinamento (supervisão); definição pelo analisador do comportamento espectral das amostras (áreas de treinamento); e classificação da cena, através das amostras fornecidas pelo analista.

3.2.1.3 Erros Atmosféricos, Geométricos E Radiométricos

Quando os dados da imagem são gravados por meio dos sensores em satélites e aeronaves eles podem conter erros na geometria e nos valores de brilho medidos dos pixels, (SHARMA; BINDA, 2006). Os erros encontrados nos valores de brilho medidos nos pixels são referidos como erros radiométricos e podem resultar da instrumentação usada para gravar os dados, da dependência do comprimento de onda da radiação solar e do efeito da atmosfera, (RICHARDS; JIA, 2006). Erros de geometria de imagem podem surgir de várias maneiras como, por exemplo, do movimento relativo da plataforma, seus scanners e a Terra, (RICHARDS; JIA, 2006). A degradação dos sensores, a curvatura da Terra e as variações na posição e atitude da plataforma podem levar a erros geométricos de vários graus de gravidade, (RICHARDS; JIA, 2006).

Da mesma forma, as fontes de distorções geométricas em imagens orbitais podem ser atribuídas a fatores como a rotação e curvatura da Terra; erros de instrumentação; padrão de varredura e campo de visada em sensores; distorção panorâmica; e variações de altitude, atitude e velocidade da plataforma, (VENTURIERI, 2007). De um modo geral, em qualquer produto orbital fornecido aos usuários, as correções geométricas necessárias já se encontram processadas com base nas informações registradas pelos instrumentos a bordo da plataforma, sendo as mesmas enviadas às estações de recepção no momento do imageamento, (VENTURIERI, 2007). Em detectores de infravermelho, a detecção é utilizada para determinar um NETD (do inglês, *Noise Equivalent Difference Temperature*) e a diferença de temperatura mínima resolúvel, (DRIGGERS; FRIEDMAN; NICHOLS, 2012). Incluem-se também nessa análise os métodos de análise de sinais, como o método de redução de ruídos por meio de transformada de Fourier (FT), (BAUG; CHANDRASEKHAR, 2013). Uma das medidas de desempenho mais importantes, se não o mais importante, para um instrumento de detecção remota é relação sinal-ruído (SNR), (BOLTON, 2004).

Da mesma forma, de acordo com (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010) a absorção e o espalhamento ocorrem devido às excitações no nível eletrônico, vibracional e rotacional.

De acordo com (FIGUEIREDO, 2007), existem outros fatores que também influenciam no processo de interação dos alvos como a textura, densidade e posição relativa das feições em relação ao ângulo de incidência solar e à geometria de imageamento. De acordo com

(RICHARDS; JIA, 2006), as informações espaciais estão presentes nas qualidades de formato, tamanho, orientação e textura.

De acordo com (FIGUEIREDO, 2007), devido a esta interação, a radiação que deixa os alvos, leva para os satélites a assinatura espectral dos mesmos.

De acordo com (WATRIN; MACIEL, 2005), os fatores geométricos que variam e interferem na iluminação de uma cena e, conseqüentemente, no comportamento espectral dos alvos, compreendem o ângulo zenital do sol, o ângulo de visada do sensor e os ângulos azimutais do Sol e do sensor, como é apresentado na Figura 11, retirada de (WATRIN; MACIEL, 2005).

Figura 11 - Variáveis geométricas de aquisição de dados que afetam as medidas de refletância

Fonte: Nicodemus et al. (1977)

A Figura 11 apresenta a geometria do fluxo incidente e do refletido pelo alvo, em que i e r são os fluxos incidentes e refletidos, dwi e dwr, os ângulos sólidos; dA, a unidade de área imageada; ϕ_r , o ângulo azimutal, e ϕ_i , o ângulo zenital em relação ao eixo Z, perpendicular à área dA, (WATRIN; MACIEL, 2005).

De acordo com (VENTURIERI, 2007), o aumento do ângulo zenital do sol proporciona uma diminuição da irradiação na superfície de um alvo e conseqüentemente diminuição na percentagem de energia refletida pelo mesmo, além de contribuir também para o incremento da incidência de radiação difusa naquela superfície. Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), os ângulos azimutais do Sol e do sensor alteram a distribuição de energia da superfície de alguns alvos. Em termos de análises de dados, balanceamento de canais, ajustes e efeitos de ruídos ou perturbações de sinais, esses efeitos podem ser medidos e corrigidos em parte por

uma análise apurada dos dados que estão sendo recebidos pelo sensor, (NATURAL RESOURCES CANADA, 2015). Adicionalmente, na análise da resposta da calibração dos sinais, os sinais recebidos por objetos conhecidos como refletores, transpondes ativos, etc. podem ser calibrados de acordo com os sinais desses objetos conhecidos, ajustando os parâmetros recebidos por esses sinais, (WANG, 1997). Na região do infravermelho a situação é diferente por duas razões. Em primeiro lugar, devido às baixas energias dos fótons, o ruído térmico pode dominar o ruído de fótons, (SHEPERD, 2002). Uma vez que o ruído térmico depende da área do detector (bem como da temperatura), e não do nível do sinal, diferentes considerações se aplicam. Em segundo lugar, a radiação infravermelha de elementos ópticos dentro do instrumento contribui para o sinal medido e assim para a corrente medida pelos detectores, (SHEPERD, 2002). O ruído associado juntamente com o ruído de fótons, aumenta o nível de ruído total, (SHEPHERD, 2002). Correções radiométricas incluem corrigir os dados para a correção de irregularidades do sensor e ruídos atmosféricos, convertendo os dados para que eles possam representar com precisão a radiação refletida ou emitida medida pelo sensor, (GOPI; SATHIKUMAR; MADHU, 2006). Correções geométricas incluem a correção de distorções geométricas devido às variações de geometria entre o sensor e a Terra e conversão dos dados para coordenadas (por exemplo, latitude e longitude) da superfície da Terra, (INTERMAP, 2013). O sinal proveniente de cada um dos canais de um sensor acompanha efeitos atmosféricos, erro do sensor, e outros fatores que contribuem para o ruído, que é adicionado a esse sinal. O sensor então grava uma combinação de sinal e ruído, (CAMPBELL, 2011). Quando o ruído é pequeno em relação ao sinal o sensor transmite a diferença entre as duas regiões. Quando o sinal é pequeno em relação ao ruído o sensor não pode retratar a diferença de brilho entre as duas regiões, como mostra a Figura 12, adaptada de (CAMPBELL, 2011).

Figura 12 - Interferências Atmosféricas na aquisição de dados pelo Sensor

Fonte: Campbell (2011)

Apesar da correção dos efeitos atmosféricos ser bastante complexa, os ruídos que acompanham a cena, oriundos principalmente dos efeitos de espalhamento, podem ser minimizados a partir da aplicação de algumas técnicas, (WATRIN; MACIEL, 2005). Em geral os modelos matemáticos são mais precisos, sendo, porém, de difícil implementação, pois exigem parâmetros atmosféricos obtidos na data e hora da aquisição das imagens por estações meteorológicas com equipamentos de rádio sondagem, (VENTURIERI, 2007).

As técnicas opcionais de correção baseiam-se na associação dos dados da imagem com o comportamento espectral teórico e/ou medido no campo por radiômetros, (WATRIN; MACIEL, 2005). Dentre essas técnicas, citam-se o método de subtração do pixel (objeto) escuro e o método do histograma, (WATRIN; MACIEL, 2005).

De acordo com (QUATTROCHI; LUVALL, 2004) o erro relacionado com a determinação da emissividade da cobertura vegetal depende de quão preciso é o conhecimento a priori da emissividade homogênea dos pixels ($\Delta\epsilon_v\Delta\epsilon_s$), da estimativa da cobertura vegetal (ΔP_v), e do conhecimento da forma dos fatores de $\Delta(d\epsilon)$, (DASH et al. 2010). Neste caso, o erro de ϵ ($\Delta\epsilon$) é dado pela eq.(14), retirada de (QUATTROCHI; LUVALL, 2004).

$$\Delta\epsilon = P_v [(\Delta\epsilon)_v + (1-P_v)\Delta\epsilon_s + ((\epsilon_v - \epsilon_g) + 4(d\epsilon) - 8(d\epsilon) P_v) \Delta P_v + 4P_v (1-P_v) \Delta(d\epsilon)] \quad (14)$$

Com as seguintes condições, (QUATTROCHI; LUVALL, 2004):

- $\Delta\epsilon_v$: a emissividade da vegetação deve ser assumida como sendo bem conhecida no canal do infravermelho termal.

- $\Delta\epsilon_s$: a emissividade do solo varia mais conforme o comprimento de onda.
- ΔP_v : a fração de cobertura da vegetação é determinada utilizando-se o algoritmo NDVI.
- $\Delta(d\epsilon)$: $d\epsilon$ depende da estrutura da vegetação.

Na maioria dos casos, o erro ocorre devido às incertezas presentes na emissividade dos solos ou vegetações. Para áreas que não possuem vegetação, há a probabilidade de maior frequência de erros em comparação com áreas que possuem vegetação. Quando as emissividades são desconhecidas, os erros nas emissividades do canal 4 variam de 1 a 2% e no canal 5, os erros variam em torno de 1%, (PERES; LIBONATI; DACAMARA, 2014).

De acordo com (VENTURIERI, 2007) a atmosfera promove degradação na qualidade dos dados de sensores remotos, que variam em função dos diferentes intervalos espectrais correspondentes às bandas dos sensores em operação. Dentre os parâmetros atmosféricos mais relevantes que interferem nas medições de refletância, estão a umidade atmosférica, a presença de aerossóis e a turbulência, (VENTURIERI, 2007). Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), no processo de atenuação promovido pelos elementos constituintes da atmosfera que ocorrem ao longo da trajetória que a REM percorre entre a fonte, o alvo e o sensor, são sentidos dois efeitos principais denominados de absorção e espalhamento, causados principalmente por moléculas de gases que compõem a atmosfera. Os processos de absorção e espalhamento podem atuar subtraindo e adicionando, respectivamente, valores de brilho ao sinal coletado por sensores remotos a partir de alvos da superfície terrestre, (VENTURIERI, 2007).

De acordo com (SIQUEIRA, 1999), a correção do efeito atmosférico em dados de sensoriamento remoto pode ser feita por meio da utilização de modelos que simulam as propriedades ópticas da atmosfera, ou por meio do uso de alvos presentes na área imageada e que tenham refletância conhecida, ou ainda por meio de métodos que inferem a contribuição da atmosfera na radiância registrada na imagem a partir da subtração da radiância observada em alvos escuros (CHEN et. al., 1996).

Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), as principais degradações radiométricas são representadas pelo *stripping*, as linhas com dados ruins (dropped lines) e os ruídos em pixels isolados. O *stripping* é caracterizado por um padrão sistemático de faixas horizontais com

abruptas mudanças de brilho, originadas por diferenças nas respostas do conjunto de detectores de uma mesma banda, (VENTURIERI, 2007).

De acordo com (HUH et al., 1986), uma vez que a Terra rotaciona sob o satélite e a órbita está inclinada para o polo, cada escaneamento de linha sucessiva é compensado para o oeste a partir do escaneamento anterior por um pequeno incremento. Ambos esses deslocamentos, bem como as mudanças de escaneamento no tamanho do pixel devem ser corrigidas a fim de se ter uma imagem geometricamente correta (HUH et al., 1986).

3.3 PROCEDIMENTO ATUAL PARA DETECÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE QUEIMADAS

A identificação de queimadas por meio do sensoriamento remoto geralmente se baseia nos seguintes métodos, (SAN-MIGUEL-AYANZ et al., 2005):

1. Detecção de altas temperaturas acima das temperaturas normais do ambiente (método dos limites simples ou múltiplos – *Thresholding*).
2. Detecção de temperaturas altas com relação ao contraste com o fundo da imagem (métodos contextuais).
3. Detecção de plumas de fumaça produzidas pelas emissões do fogo.

Ainda de acordo com (SAN-MIGUEL-AYANZ et al., 2005), a elevação da temperatura das queimadas pode ser detectada por um sensor remoto e, todos os pontos de alta temperatura identificados pelo sistema são considerados como queimadas. Diversas bandas do espectro eletromagnético proveem uma diferenciação entre os pontos de altas temperaturas e o fundo mais frio da imagem circundante a esse ponto. Comumente, os canais de infravermelho médio e termal são utilizados para este propósito. O forte sinal das queimadas nos comprimentos de onda do infravermelho médio torna-os os mais apropriados a serem utilizados para estas detecções. A Figura 13, extraída de (KENNEDY, 1994) mostra a radiação emitida nas diferentes bandas do espectro eletromagnético pelas queimadas em diferentes temperaturas.

Figura 13 - Radiação emitida nas diferentes bandas do espectro eletromagnético pelas queimadas em diferentes temperaturas

Fonte: Kennedy (1994)

Projetos de detecção e monitoramento de queimadas têm sido elaborados ao longo dos anos por diversos países.

Entre eles, pode-se citar o projeto FUEGO, idealizado pela INSA, que foi concebido como uma constelação de satélites de baixa órbita que irá realizar o levantamento de regiões selecionadas da Terra, que são consideradas em risco de incêndios, (ESCORIAL et al. 2001). Na atual fase de prototipagem da missão, a constelação completa será composta por 12 satélites que irão fornecer um tempo médio de revisita de 15 minutos para qualquer área na Terra. Outra iniciativa é a do DLR (Agência Espacial Alemã), que participa do desenvolvimento de novos satélites e sensores para a detecção de incêndios. O Bispectral Infra-Red Detection (BIRD) e as missões FOCUS têm o objetivo de testar uma nova geração de sensores infravermelhos. O BIRD, que foi lançado em outubro de 2001, incorpora a temática on-board data\processamento por meio de um classificador de rede neural em tempo real para a discriminação entre queimadas e nuvens, (SAN-MIGUEL-AYANZ et al., 2005).

De acordo com (DEN BREEJEN et al., 1998), o princípio para a detecção autônoma de queimadas em florestas é baseado nas diferenças do contraste temporal entre o fundo da imagem e as características espaciais das plumas de queimadas.

De acordo com (SETZER et al., 1992), o Brasil foi pioneiro no uso de satélites na detecção operacional de queimadas, por meio de imagens termais diárias, na faixa de comprimento de onda de 3,7 μm (banda 3) do sensor AVHRR dos satélites meteorológicos da série NOAA.

A série de satélites AVHRR do NOAA constitui uma fonte única de imagens para mapeamento das ocorrências de queimadas globais provendo observações sistemáticas diárias desde 1980 até o presente momento, (KRUG et al., 1999) devido à sua resolução espacial, temporal e radiométrica, que possibilitam que esses dados sejam estudados. De acordo com (ASHTON et al. 2012), os dados do sensor AVHRR estão disponíveis no formato GSD (Ground Spatial or Sampled Distance), que leva em consideração o tamanho do pixel no centro da imagem de 1.1 km no nadir, tanto em camadas, diretamente para as estações terrenas, como dados no formato HRPT (High Resolution Picture Transmission) ou em pequenas porções que são armazenadas a bordo como dados do tipo LAC (Local Area Coverage) para transmissão posterior. Adicionalmente, os dados no formato GAC (Global Area Coverage) estão disponíveis em uma versão a bordo das versões originais das imagens com GSD de 4.4km, (AVHRR, 2012). A contagem de pixels é utilizada para medir a distância de alvos particulares de interesse encontrados em uma imagem. O número de pixels é convertido para uma distância linear por meio da multiplicação do GSD, também chamado *Ground Resolution*, ou tamanho do pixel no nadir, para uma imagem em particular, (WHITMEYER, 1993). O cálculo do GSD é dado pela eq.(15), extraída de (NAVULUR, 2006).

$$GSD = h \cdot \frac{w}{f} \quad (15)$$

Sendo,

h = elevação da órbita;

w = tamanho do CCD - 15.36mm

f = tamanho focal das lentes.

Sumarizando, o sensor AVHRR do NOAA possui as seguintes características, incluindo algumas características do lançador e do satélite apresentadas na Tabela 2, extraída de (ROBEL, 2009).

Tabela 2 - Características Gerais do sensor AVHRR.

Configuração em Órbita

Comprimento do Corpo Principal	4.2 m (13.75 ft)
Diâmetro do Corpo Principal	1.88 m (6.2 ft)
Largura do Corpo	3.2 m (10.5 ft)
Comprimento Total	7.4 m (24.2 ft)
Massa do veículo lançador (Titan II)	
Satélite Seco	1478.9 kg (3260.3 lb)
Propelente e Pressurizante	752.8 kg (1659.7 lb)
Peso Total	2231.7 kg (4920 lb)
NOAA KLM Características Físicas	
Parâmetros	Características do NOAA KLM
	Gerais
Configuração	Corpo de 3-eixos estabilizado
Missão	2-anos
Veículo Lançador	Titan II
Tamanho da Espaçonave	
Configuração do envelope do lançador	
Extensões do VLS	2540 mm
Envelope estático	
Diâmetro do <i>Fairing</i>	3048 mm

O sensor AVHRR é um imageador radiométrico com seis canais, que consegue visualizar a mesma proporção da superfície terrestre em cada canal, simultaneamente (ROBEL, 2009). Os dados adquiridos em cada visada permitem, atualmente, após o processamento em solo, uma análise multiespectral de parâmetros hidrológicos, oceanológicos, utilização do solo e parâmetros meteorológicos, (KAZMIERCZAK, 1996).

Os dados dos canais 1, 2 e 3A são utilizados para monitorar a energia refletida no visível e no infravermelho próximo do espectro eletromagnético, (ROBEL, 2009). Ainda de acordo com (ROBEL, 2009), esses dados são capazes de prover meios para a observação da vegetação terrestre, de nuvens, lagos, praias, neves, aerossóis e geleiras.

De acordo com (ROBEL, 2009), os dados dos canais 3B, 4 e 5 são utilizados para determinar a energia radiativa da temperatura da Terra, da água e da superfície dos oceanos, assim como das nuvens. Apenas cinco canais podem ser transmitidos simultaneamente para o solo, com

os canais 3A e 3B sendo alternados para operações no período diurno e noturno, respectivamente, (ROBEL, 2009).

Ainda de acordo com o manual do NOAA, escrito por (ROBEL, 2009), o modo APT (Automatic Picture Transmission) de transmissão automática de imagens, utilizando dois canais pré-selecionados, produzem um imageamento de linha geometricamente linear, porém, apenas em resolução reduzida de 4 km. A Tabela 3 apresenta os seis canais e suas resoluções espacial, espectral e termal, quando essa se aplica, adaptada de (ROBEL, 2009).

Tabela 3 - Canais do sensor AVHRR do Satélite NOAA.

Canais do Sensor AVHRR/3				
Canais	Faixa das Bandas Espectrais (micrometer)	Resolução Espacial no Nadir (km)	S/N (Signal to Noise) ou NEΔT (Noise Equivalent Delta Temperatures)	Aplicação
1 (Visível)	0.580 – 0.68	1.1	9:1 com 0.5% de Albedo	Monitoramento de nuvens, neve e gelo
2 (Infravermelho Próximo)	0.725 – 1.00	1.1	9:1 com 0.5% de Albedo	Pesquisas sobre águas, vegetação e agricultura
3A (infravermelho Próximo)	1.580 – 1.64	1.1	20:1 com 0.5% de Albedo	Atividades relacionadas à temperatura da superfície do oceano, vulcões e queimadas
3B (Janela do Infravermelho)	3.550 – 3.93	1.1	0.12 K em 300 K	Atividades relacionadas à temperatura da superfície do oceano, vulcões e queimadas
4 (Janela do Infravermelho)	10.300 – 11.3	1.1	0.12 K em 300 K	Temperatura dos oceanos e composições do solo
5 (Janela do Infravermelho)	11.500 – 12.5	1.1	0.12 K em 300 K	Temperatura dos oceanos e composições do solo

Os dados do sensor AVHRR podem ser adquiridos e formatados em quatro modos operacionais, divergindo em resolução e método de transmissão, (ROBEL, 2009). Os dados podem ser transmitidos diretamente para o solo e visualizados à medida que são coletados ou gravados a bordo do satélite para transmissão e processamento posterior, (ROBEL, 2009). A Tabela 4, adaptada de (ROBEL, 2009), mostra uma descrição resumida desses formatos e logo após, eles serão apresentados com mais detalhes.

Tabela 4 - Descrição resumida dos formatos dos dados do Sensor AVHRR.

Formato	Resolução Espacial	Transmissão e Processamento
APT (Automatic Picture Transmission)	4 km	Transmissão e amostragem direta de baixa resolução
HRPT (High Resolution Picture Transmission)	1.1 km	Alta resolução, transmissão direta
GAC (Global Area Coverage)	4 km	Cobertura de baixa resolução a partir dos dados gravados
LAC (Local Area Coverage)	1.1 km	Áreas Locais de alta resolução selecionadas a partir de dados gravados

- TIROS Information Processor (TIP): De acordo com (NASA, 1993), utilizado para operações de rotina, o arquivo de saída no formato TIP contém dados de manutenção do satélite (usualmente chamados de dados de *housekeeping*) multiplexados com os dados de instrumentos de baixa frequência. De acordo com (ROBEL, 2009), este arquivo contém todos os dados de ambiente de informações sobre os instrumentos, com exceção dos dados do AVHRR e do AMSU (Advanced Microwave Sounding Unit).
- Automatic Picture Transmission (APT): De acordo com (APT, 2012), os dados APT são especialmente trabalhados para serem de baixo custo nas estações terrenas VHF. Eles são derivados do sensor AVHRR, dos dados de vídeo, mas em baixa resolução, (ROBEL, 2009). Qualquer dois dos cinco canais derivados do MIRP podem ser selecionados e processados como "Vídeo A" ou "Vídeo B". Uma linha do APT, consistindo de uma linha do Vídeo A e outra linha do Vídeo B é registrada para cada terceiro imageamento do AVHRR, (ROBEL, 2009).

- High Resolution Picture Transmission (HRPT): De acordo com (CRACKNELL, 1997), o arquivo HRPT compreende os dados de alta resolução do sensor AVHRR multiplexados com os dados TIP e da unidade AMSU. De acordo com (ROBEL, 2009), o HRPT é dedicado para as transmissões em tempo real e está disponível para os usuários locais em um formato denominado “split-phase” por via das duas bandas S dos links de comunicações com a opção de transmissão com uma terceira banda com polarização circular a esquerda ao invés da polarização circular a direita que as outras duas possuem. Um frame principal de um HRPT compreende três outros frames menores, um desses frames irá conter os dados do TIP, outro irá conter os dados do AMSU e o terceiro irá conter dados de preenchimento, (ROBEL, 2009).
- Global Area Coverage (GAC): De acordo com (ROBEL, 2009), os dados do GAC contêm dados do TIP, AMSU e do HRPT em resolução reduzida. Ainda de acordo com (ROBEL, 2009), os dados do GAC são apenas para dados armazenados e são utilizados para desenvolver conjuntos de dados globais para análise e processamento centralizado. Eles não são utilizados para usuários locais. A resolução reduzida de seu formato permite 100% de recuperação dos dados mesmo sobre condições de “worst-case blind-orbit”, quando o satélite se encontra perdido, (ROBEL, 2009).
- Local Area Coverage (LAC): De acordo com (ROBEL, 2009), os dados do LAC são basicamente armazenados na versão HRPT e ficam disponíveis para o processamento central, quando necessário. Eles não são utilizados por usuários locais e seu armazenamento é programado por meio de uma tabela de comandos armazenada para prover acima de 10 minutos de cobertura por cada fita, (CRACKNELL, 1997).
- AMSU Information Processor (AIP): De acordo com (ROBEL, 2009), os dados AMSU estão disponíveis como parte do formato de dados de baixa frequência. Este formato contém dados do sensor em ambos os padrões TIP e AMSU, (KRAMER, 2002). Os dados AMSU normalmente são extraídos dos dados HRPT, LAC e GAC, (ROBEL, 2009).

Como a maioria das frentes de queimadas identificadas remotamente possuem menos de 1 km² de tamanho, os algoritmos de detecção de queimadas para o sensor AVHRR utilizam 1 km dos dados no formato LAC ou HRPT, (TOMZHINSKI, 2011). Em algumas observações os dados no formato GAC também podem ser úteis (KOFFI; GRÉGOIRE; EVA, 1996), mas a amostragem

escassa e média utilizada para criar a baixa resolução dos dados GAC elimina os números de pixels de queimadas que poderiam ser de outra forma, identificados, (SKIDMORE, 2003).

Como resultado do projeto desenvolvido para o sistema de imageamento do sensor AVHRR, o modo normal de operação dos telecomandos do satélite necessita de transmissão direta à estação terrena (transmissão contínua em tempo real) dos dados do sensor, (FIGUEIREDO, 2005).

Esse sistema de transmissão direta é denominado HRPT, (BARBOSA, 1999). Adicionalmente no modo HRPT, cerca de 11 minutos de dados podem ser pré-selecionados para gravação a bordo do satélite para posterior visualização, (ROBEL, 2009). Estes dados gravados são denominados dados LAC, (ROBEL, 2009). Os dados LAC podem gravar qualquer porção da superfície terrestre, como configurado pelo NOAA/NESDIS (National Environmental Satellite Data and Information Service), (DAVID; HASTINGS; EMERY, 1997), e podem ser reproduzidos posteriormente na mesma órbita. Os dados LAC e HRPT possuem o mesmo formato *Level 1b*, (NOAA, 2013).

Portanto, é o formato utilizado para esta tese no estudo de caso. Para o algoritmo de identificação de queimadas, este arquivo deve ser devidamente interpretado e analisado, separando-se as informações relevantes. Para isso, é descrito abaixo o formato e os campos desse arquivo.

O arquivo HRPT é basicamente constituído pelas radiâncias referentes às cinco bandas espectrais do AVHRR e pela temperatura do corpo negro interno do satélite, (NOGUEIRA et al., 1999). Ainda de acordo com (NOGUEIRA et al., 1999), os valores digitais dos sensores, que possibilitam gerar esse arquivo, compõem o formato HRPT (High Resolution Picture Transmission) do sinal transmitido pelo satélite. A Figura 14 ilustra uma sequência desse formato, (NOGUEIRA, 1999).

Figura 14 - Resumo dos campos do arquivo no formato HRPT

Fonte: Planet (1988)

Ainda de acordo com (NOGUEIRA, 1999), uma linha desse formato é composta de 11090 palavras de 10 bits sendo 103 de cabeçalho, 520 com os dados TIP, 127 reservadas, 10240 com as informações das cinco bandas espectrais multiplexadas e 100 de sincronismo. A temperatura de corpo negro é obtida por meio das medidas de quatro termopares (sensores de temperatura) fixados sobre uma superfície de calibração interna do satélite, (NOGUEIRA et al., 1999). A cada sequência de cinco linhas é transmitida na posição 18 do cabeçalho as quatro medidas dos termopares e uma de referência para sincronismo das leituras, (NOGUEIRA et al., 1999). A Tabela 5, extraída do manual do NOAA, em (ROBEL, 2009), descreve em detalhes o formato do arquivo *minor frame* para o sistema HRPT dos satélites NOAA.

Tabela 5 - Descrição do formato do minor frame do arquivo HRPT

Função	Num. de palavras	Posição da palavra	Descrição
Frame de sincronismo	6	1	0x284 = 644 (Bits 1-10= 1010000100)
		2	0x16F = 367 (0101101111)
		3	0x35C = 860 (1101011100)
		4	0x19D = 413 (0110011101)
		5	0x20F = 527 (1000001111)
		6	0x095 = 149 (0010010101)
ID	2	Bit 1: 0=sincronismo interno, 1=sinc. do AVHRR. Bits 2, 3: número minor frame (00 means GAC). Bits 4-7: endereço do satélite (MSB is bit 4). Bit 8: 0=frame stable, 1=frame de resinc. Bit 9 (KLM): 0=AVHRR, 1=pseudo noise Bit 10 (KLM): 0=3b, 1=3a.	
		7	
Tempo	4	8	Spare
		9	Tempo do frame em msec. Bits 1-9=contagem dos dias
		10	Bits 4-10=msec
		11-12	Bits 1-10=msec
Telemetria	10	13-17	calibração Ramp, canais 1 a 5
		18-20	Temperatura alvo, canais 3-5 (PRT 1-3)
		21	Canal 3 patch temperature
		22	Spare

Escaneamento	30	23-52	Dados de Back scan para os canais 3-5 intercalados
Dados do espaço	50	53-102	Dados de Spare scan para os canais 1-5 intercalados
Sinc.	1	103	Palavra de sincronismo, bit 1: 0=sync early, 1=sync late Bits 2-10: 9-bit binary count of 0.9984 MHz periods (MSB is bit 2)
Dados TIP	520	104-623	5 TIP frames de 104 palavras cada. Bits 1-8: TIP data, bit 9=even parity check, bit 10=bit1
Espaço de sobra	127	624-750	Spare
Dados de Imagem	10240	751-10990	Imagem dos dados da visão da Terra de um escaneamento do AVHRR, 2048 pixels, canais intercalados
Sinc. de Aux.	100	109911-11090	Palavra de sincronismo auxiliar

Os Bits referentes ao campo Frame Sync são bits iniciais ou finais do frame, não modificáveis, que indicam o começo da transmissão do frame, servem como um padrão de entrada ou saída para que se possa identificar onde ou quando a transmissão é iniciada e/ou finalizada. O sinal de demodulação do HRPT do NOAA pode ser dividido em três diferentes passos, (VHFCOMM, 2013). Ainda de acordo com (VHFCOMM, 2013), no primeiro passo, o sinal digital é obtido pela portadora RF modulada em um demodulador PSK (Phase-shift keying). A segunda fase envolve a frequência do bit de sincronização e o bit condicionado. Finalmente, a terceira etapa é a transmissão do frame de sincronização (VHFCOMM, 2013).

A sincronização do frame é obtida detectando-se os padrões conhecidos de bits na estrutura do frame, (VHFCOMM, 2013). Nos frames do HRPT existem dois padrões conhecidos: uma palavra de tamanho 6 contendo 60 bits no início do frame e uma palavra de tamanho 100, contendo 1000 bits, para indicar o final do frame, (CRACKNELL, 1997). Ambos os padrões não são arbitrários, mas sim gerados por algoritmos matemáticos conhecidos como divisão polinomial binária, (VHFCOMM, 2013). Ainda de acordo com (VHFCOMM, 2013), além de suas propriedades matemáticas interessantes, esses padrões são gerados com o deslocamento de registradores ou portas EXOR.

O campo ID serve para armazenar informações referentes às informações do satélite em geral, como:

- Se há ou não sincronização interna ou sincronização do sensor AVHRR;
- Se o frame que está sendo transmitido está no formato HRPT ou no formato GAC;
- Qual frame está sendo transmitido (de 1 a 3);
- Código de identificação do satélite que está transmitindo o frame;
- Se os bits são LSB (Least Significant Bit) ou MSB (Most Significant Bit);
- Se este é um frame estável ou se houve alguma sincronização;
- Qual dos canais 3 (A ou B) está ativo no momento do envio do frame.

O campo Time Code armazena informações sobre o formato e horário em que o frame foi recebido. Indica em milissegundos (1.13 ± 0.5) o tempo no satélite depois do começo do envio do bit um, da palavra 1, (ROBEL, 2009).

O campo Telemetry armazena dados de telemetria referente às calibrações dos canais do sensor AVHRR, leituras dos PRTs (Platinum Resistance Thermistors) 1, 2 e 3 e um espaço extra de sobra, (WULDER; FRANKLIN, 2003). De acordo com (DE MATTOS, 2004), a palavra *telemetria* é a união de duas palavras gregas: *Tele* significa longe e *meter* significa medir. Por isso telemetria (TM) significa realizar medições à distância, ou em local remoto, (DE MATTOS, 2004). Um satélite contém a bordo um pacote de telemetria de baixa potência, denominado módulo de telemetria, (DE MATTOS, 2004). O módulo de telemetria contém os equipamentos que medem os parâmetros físicos no dispositivo em teste, o circuito condicionador de sinal que prepara os sinais para a transmissão para a estação terrena, (DE MATTOS, 2004).

O campo Calibration Target View armazena os valores de calibração dos alvos que são multiplexados de acordo com o canal, (ROBEL, 2009).

De acordo com (ROBEL, 2009), seguido imediatamente do pulso de sincronização de cada imagem, o campo Space Data é uma lista contínua de valores do sensor AVHRR que são sobrescritos com uma marcação a cada duas linhas a qual marca 60 segundos de intervalo durante a passagem do satélite, o nível do sinal deste dado é igual ao valor detectado pelo sensor AVHRR quando esse visualiza o espaço profundo. De acordo com (NOAA, 2009), para o propósito de calibração de temperatura, este campo é considerado com radiância zero para cada canal termal do sensor AVHRR, esse valor pode ser então utilizado para se estabelecer um segundo ponto para a calibração da temperatura, (NOAA, 2009). Sendo assim, tanto o

campo *space data* quanto o campo do frame de telemetria (*telemetry*) armazenam informações pertinentes aos canais do sensor AVHRR, (NOAA, 2009).

O campo Sync Data armazena dados da sincronização, quando esta é realizada, (NOAA, 2009).

Por último, segundo (ROBEL, 2009), o campo Data Words armazena três conjuntos de dados correspondentes aos 3 *Minor Frames* por cada *Major Frame* de um arquivo HRPT. Ainda de acordo com (ROBEL, 2009), o primeiro Minor Frame contém 520 palavras com 5 Minor Frames do TIP (contendo dados TIP), o segundo Minor Frame contém 520 palavras com 5 frames (104 palavras por frame) de dados de *spare* e, o terceiro Minor Frame de 520 palavras consiste de 5 frames (104 palavras por frame) de dados do AMSU/MHS do AIP. Os dados para cada um dos cinco canais do sensor AVHRR são processados de acordo com o seguinte algoritmo, extraído de (ROBEL, 2009).

- (1) Selecione apenas a terceira linha imageada do sensor AVHRR para processamento dos dados. Comece com o primeiro dado amostrado da linha imageada do sensor AVHRR.
- (2) A partir da linha selecionada, obtenha 5 amostras seguidas dos dados do sensor AVHRR.
- (3) Armazene os dados das primeiras quatro amostras e descarte os dados da quinta amostra.
- (4) Formule uma somatória adicionando os dados das amostras 1, 2, 3 e 4, em uma precisão de 12 bits.
- (5) Divida a somatória por quatro para obter a média de palavras do tipo GAC, arredondando o quociente para 10 bits.
- (6) Repita os passos (2) a (5), começando pela próxima amostra de dados do sensor AVHRR em um total de 409 vezes, para gerar os dados do GAC para cada linha imageada. Uma vez que cada linha contém 2048 amostras, as últimas quatro linhas imageadas serão descartadas.
- (7) Repita os passos de (1) a (6) para todas as linhas imageadas do sensor AVHRR.

Portanto, a primeira amostra de dados do sensor AVHRR de cada linha imageada será uma média das primeiras amostras do GAC, mas as quatro últimas linhas serão descartadas, (ROBEL, 2009).

De acordo com (DE SOUZA et al., 2004), no INPE de Cachoeira Paulista, os dados são obtidos dos satélites NOAA, GOES, TERRA e AQUA, dos seus sensores termais, embutidos nesses satélites. Os parâmetros para transmissão do HRPT do NOAA são descritos na Tabela 6, retirados de (GATAULLIN, 2004).

Tabela 6 – Parâmetros de transmissão do HRPT

Características	Valor
Taxa de transmissão das linhas	360 linhas/minuto
Canais de transmissão de dados	5 transmitidos / 6 disponíveis
Resolução da Imagem	1.1 km
Modulação	Fase dividida / fase modulada
Frequência de transmissão (MHz)	1698.0 ou 1707.0
Potência do transmissor	6.35 W (38.03 dBm)
EIRP (equivalent isotropically radiated power)	39 dBm
Polarização	RHCP
Altitude	833+-19km, 870+-19 km
Inclinação	98.8°
Período	102 minutos
Visibilidade a partir da estação terrena	3-5 minutos

Ainda de acordo com (DE SOUZA et al., 2004), as imagens são recebidas do satélite NOAA quatro vezes ao dia, para o satélite GOES, oito vezes ao dia, ou até mais, para os satélites TERRA e duas vezes ao dia para o satélite AQUA. Após o recebimento desses dados nas estações de recepção terrenas eles são integrados em dois sistemas de informação geográfica, denominados springweb-Queimadas e terralib-Queimadas, ambos podem ser acessados por meio da internet, (MIRANDA, 2002). De acordo com (BARBOSA, 2010), após a recepção dos dados, o INPE começa a trabalhar no pré-processamento dos dados brutos, afim de aumentar a qualidade e efetuar os devidos ajustes nos parâmetros, para que eles possam estar disponíveis para os usuários finais. Existem, atualmente, cinco estágios de representação dos dados, retirado de (SILVA, 2002).

1. Nível 0: dados brutos, sem processamento, armazenados com os dados de calibração radiométrica e os parâmetros orbitais, entre os outros dados.
2. Nível 1: Imagem com correção radiométrica. O arquivo de cabeçalho dos dados contém as informações geográficas básicas.
3. Nível 2: Imagem com correções radiométricas e geográficas.
4. Nível 3: Imagem com correções radiométricas e geográficas, melhoradas com pontos de controle.
5. Nível 4: Imagem com correções radiométricas e geográficas melhoradas com pontos de controle e com o Modelo Numérico de Terreno (MNT).

A bordo do satélite os dados são apresentados no formato digitalizado, e devem ser posteriormente processados, campo a campo, como apresentado na Tabela 5, considerando que cada linha imageada contém um Minor Frame (11090 10-bit palavras).

De acordo com (NAVULUR, 2006), a faixa radiométrica dos dados capturados pelo sensor é, geralmente, menor do que o tamanho possível. Isto ocorre devido às configurações do sensor para assegurar que os dados não saturem em limites mínimos ou máximos. O limite mínimo de uma faixa radiométrica é definido pelo escuro atual dos detectores CCD enquanto o limite máximo é definido pela saturação A/D, (NAVULUR, 2006).

De acordo com (ORLANDO; KUGA, 2007), todos os dados armazenados no satélite estão no formato digitalizado e são transmitidos periodicamente para as estações terrenas, previamente configuradas para suas recepções e todos os dados de telemetria (dados de resposta a eventos ou dados automáticos sobre algum estado do satélite) são coletados em um único arquivo. Este arquivo possui aproximadamente 100 MB de tamanho e, quando convertido para o seu formato de representação binária, ele pode ser examinado por meio da correspondência dos campos no formato HRPT, como descrito acima. Portanto, o processo se inicia pela conversão dos dados do tipo digitalizados para o formato binário e a separação dos valores binários em seus respectivos campos no formato HRPT, para a separação dos bits que correspondem aos dados da imagem (Space Data ou Earth Data) os quais são armazenados todos os cinco canais do sensor AVHRR, da forma descrita na Tabela 7, adaptada de (ROBEL, 2009).

Tabela 7 - Detalhes dos dados armazenados no Campo de Dados de imagem do sensor AVHRR.

Função	Num de palavras	Pos. da Palavra	Descrição
Dados de imagem	10240	751	Canal 1 - Amostra 1
		752	Canal 2 - Amostra 1
		753	Canal 3 - Amostra 1
		754	Canal 4 - Amostra 1
		755	Canal 5 - Amostra 1
		756	Canal 1 - Amostra 2
		[...]	[...]
		10985	Canal 5 - Amostra 2047
		10986	Canal 1 - Amostra 2048
		10987	Canal 2 - Amostra 2048
		10988	Canal 3 - Amostra 2048
		10989	Canal 4 - Amostra 2048
		10990	Canal 5 - Amostra 2048

Tradicionalmente, o processo de prover os dados para o solo envolve, (ZHOU, 2001):

1. Transferir um sinal originário do satélite para uma frequência intermediária;
2. Armazenar essa frequência como dados brutos digitalizados;
3. Converter os dados brutos para um formato que possa ser visualizado no computador (como o formato binário) e;
4. Armazenar estes dados até que eles sejam solicitados por um usuário.

De acordo com (GONÇALVES; JÚNIOR; MORELLI, 2006), utilizando-se de técnicas de classificação e detecção de mudanças, procuram-se estabelecer metodologias que melhor se adaptam à extração de informações de imagens oriundas de sensores remotos. De acordo com (GONÇALVES; JÚNIOR; MORELLI, 2006), atualmente existem sensores e métodos que detectam de forma satisfatória as ocorrências de queimadas, no entanto, são poucas as referências para métodos automáticos de quantificação. Os trabalhos de (BROWN; MOULARD, 2006; LOMBARDI, 2005; PIROMAL, 2005) apoiam esta assertiva ao apontar o emprego de interpretação visual como o método mais eficaz para a delimitação de áreas afetadas pelo fogo. De acordo com (BAGENAL, 2016), medições da emissão da Terra no

infravermelho termal feitas por satélites mostram o espectro dessa, apresentado na Figura 15, retirada de (BAGENAL, 2016).

Figura 15 - Emissão da Terra no infravermelho termal.

Fonte: Bagenal (2016)

Portanto, a Terra, em uma temperatura de cerca de 300K tem o máximo de sua emissão em cerca de 10 a 12 μ m, (BOSCHETTI, 2013; RICHARDS; JIA, 2006). Um sensor nesse intervalo poderá medir a energia que está sendo irradiada da Terra. Segundo (DA COSTA, 2012), os corpos quentes na superfície terrestre, como incêndios em torno de 800K, tem o máximo de sua emissão em torno de 3 a 5 μ m, (RICHARDS; JIA, 2006). Consequentemente, para se mapear as queimadas, um sensor operando nessa faixa faz-se necessário, (RICHARDS; JIA, 2006).

Objetos reais não se comportam como corpos negros, mas emitem energia em um nível menor do que aparentam, (RICHARDS; JIA, 2006). Pela Lei de Kirchoff, a emitância total de um corpo real é diretamente proporcional a emitância total de um corpo negro, ambos à mesma temperatura absoluta. E pela Lei de Stefan-Boltzmann, o coeficiente de emissividade de objetos que não se comportam como corpo negro ideais, denominados corpos cinza, pode ser expressada por meio da eq.(16), retirada do (SHEPHERD, 2002).

$$q = \varepsilon * \sigma * T^4 * A \quad (16)$$

Nos quais,

ε é o coeficiente de emissividade do objeto,

σ é igual a $5.6703 \cdot 10^{-8}$ (W/m²K⁴), que é a constante de Stefan-Boltzmann

T é a temperatura absoluta em Kelvin (K)

A = área do corpo que está emitindo (em m²)

A variação da intensidade da radiação no termal com a temperatura é descrita pela Lei de Stefan-Boltzmann, que apresenta as seguintes assertivas:

- A intensidade da emissão é proporcional à temperatura
- Objetos mais quentes emitem mais luz
- Objetos mais frios emitem menos luz

O sensoriamento remoto termal é sensível à combinação da temperatura de um objeto e sua radiância, sendo o último um comprimento de onda dependente, (RICHARDS; JIA, 2006).

A Figura 16, retirada de (RICHARDS; JIA, 2006), mostra a refletância espectral de dados de vegetação saudável e de vegetações afetadas pelo fogo.

Figura 16 - Dados típicos de refletância espectral de pixels de vegetação saudável e pixels de vegetação afetada pelo fogo.

Fonte: Richards & Jia (2006)

O sensor AVHRR detecta radiação de alvos no espectro eletromagnético no visível, infravermelho próximo, infravermelho médio, e infravermelho termal, em um alcance de até 3000 km, (ALBUQUERQUE, 2004).

De acordo com (SKIDMORE, 2003), para o sensor AVHRR, do satélite NOAA, a banda recomendada para detecção de queimadas é a banda 3, do infravermelho médio. O canal 4 (termal) também pode ser utilizado para detectar queimadas, mas essas devem possuir tamanhos muito grandes para poderem ser identificadas nesse canal, (SKIDMORE, 2003).

A detecção de fontes de alta temperatura utilizando o sensor AVHRR foi proposta inicialmente por Dozier em 1981 (DOZIER, 1981; MATSON; DOZIER, 1981).

De acordo com (SKIDMORE, 2003), a razão para se utilizar o canal 3, ao invés do canal 4 é que em temperaturas de queimadas em torno de 500 a 1200 K, a energia emitida em 3.8 μm excede e muito a energia emitida em 10.8 μm , saturando o canal 4. Ainda de acordo com (SKIDMORE, 2003), um subpixel com uma fonte de temperatura alta, como o fogo, irá, conseqüentemente, elevar a resposta observada do canal 3 em comparação com o canal 4. Essa diferença característica de resposta é muito importante quando se procura por fogos que ainda estão ativos, (SKIDMORE, 2003). Ainda de acordo com (SKIDMORE, 2003), na prática, a detecção de queimadas pelo sensor AVHRR é complicada devido ao fato de outros fenômenos não relacionados ao fogo produzirem a mesma assinatura espectral (ou seja, possuem o mesmo comportamento espectral). O mais importante desses fenômenos é a luz do sol refletida, que possui um componente em 3.8 μm . Nesse caso, algumas soluções, como em (SETZER et al., 2013), propõem a realização de composição das bandas que ajudam a eliminar esse efeito.

Segundo (KARNIELI et al., 2004), a radiometria de um sensor é considerada saturada quando o sinal de radiância de entrada, em termos de voltagem, excede o máximo sinal mensurável pelo detector. De acordo com (ANJOS; EPIPHANIO; FONSECA, 2007), no caso de uma imagem com resolução radiométrica de 8 bits, esses alvos saturados são representados na imagem por pixels com nível de cinza igual a 255. De acordo com (SCHROEDER, 1998), no método simples do limite de saturação do canal 3, faz-se uso da característica que esse canal apresenta em que o pixel atinge seu valor de saturação quando total ou parcialmente (dependendo do tamanho ou temperatura do foco) ocupado por fogo. De acordo com (SCHROEDER, 1998), apesar de esse método ser suficiente para a detecção dos focos de calor nas imagens noturnas, surgem problemas de interpretação quando aplicado às imagens diurnas. Ainda de

acordo com (SCHROEDER, 1998), este fato se deve à região espectral do canal 3 do sensor AVHRR estar centrada no infravermelho médio, sendo assim sensível à radiação solar refletida pelo sistema terrestre, à radiação termal emitida pela Terra, assim como à radiação emitida pelo fogo.

De acordo com (LI et al., 2000), enquanto os algoritmos de detecção de queimadas, como o dos Limites fixos, Limites múltiplos e contextuais, são considerados, geralmente, *maduros* em comparação com os algoritmos para mapeamento de áreas queimadas, o desempenho dos algoritmos difere drasticamente, sendo que alguns produzem erros consideráveis. Isto implica que os algoritmos de detecção de focos de queimadas não são robustos o suficiente para uso em operação global e nenhum algoritmo de um único sensor é otimizado para gerar produtos globais de detecção, (LI et al., 2000).

De acordo com (ICHOKU; KAUFMAN, 2005) o método atual para estimada de emissão dos dados dos satélites utiliza a contagem de pixels de focos de incêndio, mesmo que a intensidade do fogo e a taxa de emissão de fumaça possam diferir por ordens de magnitude entre os pixels. Neste contexto, uma análise em relação aos pixels das imagens pode ser sugerida para a verificação da intensidade e quantidade de focos que são visíveis em determinada imagem, (ICHOKU; KAUFMAN, 2005).

Ainda de acordo com (ICHOKU; KAUFMAN, 2005) queimadas liberam energia na forma de calor, que é então propagada por condução, convecção e radiação e a energia radiativa proveniente do fogo (denominada FRE) se propaga no espaço e pode ser sentida por aeronaves ou satélites, assim como os outros tipos de energia radiante eletromagnética.

De acordo com (GIGLIO, 2009), a maioria dos algoritmos de detecção de queimadas para o sensor AVHRR foi desenvolvida para aplicações regionais (ou locais) e tem sido ajustada de acordo com essas regiões. Entretanto, mais recentemente, esforços têm sido empregados para o desenvolvimento de algoritmos que possam ser aplicados em escala global (GIGLIO, 2009). Geralmente, as técnicas desenvolvidas nos algoritmos utilizam passos de procedimentos e dados de entrada similares e podem ser colocadas em duas categorias diferentes: limites fixos e contextuais (JUSTICE; DOWTY, 1993). Os algoritmos de limites fixos geralmente se baseiam nos valores absolutos atualizados e consideram um único pixel por vez, enquanto que os métodos contextuais de limites relativos são baseados em estatísticas calculadas pelos pixels vizinhos, (SKIDMORE, 2003).

De acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), a faixa espectral do infravermelho próximo (de 0,7 a 1,3 μm) é a mais indicada para a identificação e mapeamento de cicatrizes feitas pelas queimadas, pois nesse intervalo a vegetação possui alta refletância. Ainda de acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), um exemplo de sensor que opera nesta faixa é o AVHRR, a bordo do satélite NOAA, por meio da banda 2 (0,725 a 1,10 μm), mostrando-se útil para o mapeamento de queimadas. Porém, de acordo com (SETZER, 1990), as imagens termais estão na faixa de 3.7 μm e frentes de fogos menores de 1000m ou protegidas sobre espessa vegetação e incêndios iniciados ou terminados antes da passagem do satélite não são detectados no satélite NOAA.

De acordo com (SETZER; PEREIRA; PEREIRA, 1992), variações na detecção são causadas pela redução da sensibilidade do sensor, por sua substituição a cada dois anos, por variações orbitais e por reflexão solar em algumas superfícies em casos muito particulares.

Ainda de acordo com (SETZER, 1990), o desenvolvimento no Brasil da técnica que permite hoje em dia o monitoramento operacional diário de queimadas por satélites com sensores de baixa resolução (1km), decorreu de um trabalho realizado na Amazônia, com apoio da NASA, em julho de 1985. De acordo com (SETZER; PEREIRA; PEREIRA, 1992), naquela ocasião, imagens do satélite NOAA-9 indicaram a possibilidade de detecção não apenas da fumaça, mas também de focos das queimadas ao se utilizar a informação do canal termal de número três, na faixa de 3.55 μm à 3.93 μm , que é particularmente sensível a temperaturas de combustão de vegetação (ROBINSON, 1991).

De acordo com (SETZER; PEREIRA; PEREIRA, 1992), a detecção de queimadas nas imagens AVHRR, baseia-se em técnica simples. Selecionam-se apenas os elementos de resolução unitária (pixels) da banda número três que estejam em um determinado intervalo de intensidade, como indica a Figura 17, (SETZER, 1990).

Figura 17 - Valores médios de pixel de queimadas ativas e de vegetação nas bandas 1 e 3 do sensor AVHRR

Fonte: Setzer (1990)

De acordo com Setzer,

Se um pixel com queimada é observado mais de uma vez em um período de tempo, apenas uma ocorrência desse pixel é selecionada para a composição diária dos pixels com queimada. Essa metodologia é empregada para evitar redundância de informações ao longo do tempo, otimizando a quantidade dos dados que são observados, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

Geralmente, mais de 80% dos pixels de queimada observados em um período de tempo não são mais observados nos períodos posteriores a esse evento (PRINS; MENZEL; FELTZ, 1998; PRINS et al., 2000; PRINS; FELTZ; SCHMIDT, 2001).

De acordo com (SETZER; PEREIRA, 1991), o método para detecção de fogo empregado pelo INPE é baseado em um algoritmo em cluster não supervisionado que seleciona os pixels de acordo com a regra:

Se a Temperatura radiométrica do sensor AVHRR exceder 46°C, então, existe a ocorrência de fogo no pixel, (SETZER; PEREIRA, 1991).

Ainda de acordo com (SETZER; PEREIRA, 1991), os dados da passagem do período da tarde são utilizados para a identificação dos pixels com queimadas, pois, de acordo com (KAUFMAN et al., 1998), a maioria das queimadas no Brasil começam a tarde, período no qual se obtém maior eficiência de combustão tomando-se a vantagem do ar seco predominante.

São considerados pixels de queimadas aqueles os quais os valores estiverem de acordo com a regra relacionada acima, (SETZER; PEREIRA, 1991).

De acordo com os dados observados em (DE SOUZA et al., 1993), a cobertura regional do satélite, os ângulos da visada, o tempo de observação e a resolução espacial do sensor, todos afetam o processo para a detecção de queimadas.

De acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), na região do infravermelho médio (de 1,3 a 3 μm) a absorção pela água predomina na refletância espectral das folhas. Ainda de acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), sendo assim, a ocorrência de queimadas em áreas de floresta acarreta um aumento da refletância, devido à perda de água pela vegetação. De acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), estudos com o uso das bandas 5 (1,55 a 1,75 μm) e 7 (2,08 a 2,35 μm) do LANDSAT TM mostraram que mesmo com a elevação da refletância das áreas queimadas nesta faixa, essa é, ainda, muito menor do que a da vegetação seca (EVA; LAMBIN, 1998). Na faixa entre 3 μm e 5 μm , a radiação é tanto refletida como emitida. Desse modo, a região em torno de 3,7 μm , da banda 3 do AVHRR, é especialmente complexa por conter informações tanto do espectro eletromagnético refletido quanto do emitido (FRANÇA, 2004). De acordo com (FRANÇA; FERREIRA, 2005), apesar disto, ela é considerada como a melhor banda deste sensor para a detecção de queimadas (PEREIRA, 1987), devido ao fato de que o imageamento de incêndios neste intervalo torna possível a detecção das frentes de incêndio e manchas quentes através de fumaça. De acordo com (MARTIN; VENTURA, 2002), em uma classificação de trabalhos recentes se torna possível distinguir três linhas de pesquisas:

- a) Aplicação de novos sensores, como o SPOT-Vegetation, DMSP-OLE e o Terra-Modis, com a intenção de tanto sobre-elevar as limitações encontradas na utilização das imagens do Landsat e do NOAA ou complementar as vantagens (FRASER; LI; LANDRY, 2000; LANDRY; AHERN; O'NEIL, 1995).

- b) Desenvolvimento ou adaptação de métodos para a discriminação de áreas queimadas, principalmente a interferometria, os espectros não misturáveis, regressões lógicas e análises de detecção de mudanças. Com esta abordagem, o principal objetivo é testar novos algoritmos de processamento de imagens para otimizar a identificação de áreas afetadas por queimadas (BRUZZONE; FERNÁNDEZ-PRIETO, 2000; FRASER; LI; LANDRY, 2000; KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; KOUTSIAS; KARTERIS; CHUVIECO, 2000).
- c) Geração de novos índices adaptados para áreas queimadas. Neste caso, o objetivo tem sido o de se definir índices espectrais que possam caracterizar o comportamento espectral de áreas queimadas mais adequadamente. O teste de índices espectrais para discriminação de áreas queimadas foi revisto por (LÓPEZ; CASELLES, 1991) utilizando-se dados do satélite Landsat-TM. Esses autores enfatizaram a adequação do domínio dos espectros NIR-SWIR para esse propósito, que, de acordo com (MARTIN; VENTURA, 2002), foi mais adiante também abordado por (PEREIRA; SA, 1999) utilizando os dados do AVHRR e, de acordo com (TRIGG; FLASSE, 2001), por meio de medidas espectro-radiométricas.

(MARTÍN, 1998) questionou a vantagem dos índices de vegetação padrões baseados na refletância do infravermelho próximo para o mapeamento de áreas queimadas e propôs um novo índice especialmente desenvolvido para essa aplicação, baseando-se nas imagens do NOAA-AVHRR.

Cerca de 60% -70% (dependendo do tipo de cobertura da Terra) da variabilidade da refletância ocorrem devido a mudanças da iluminação e a geometria da visada (STROPPIANA et al., 2002). Combinações espectrais de diferentes bandas são altamente utilizadas para discriminação de áreas queimadas uma vez que elas geralmente enfatizam as mudanças no espectro causadas por fogo na vegetação (LASAPONARA; LANORTE, 2003).

Há três tipos de percepção mais comuns para a identificação de luz: brilho, matiz e saturação. As características desses tipos são consideradas abaixo.

De acordo com (PRATT, 2001), se forem observadas duas fontes de luz com a mesma forma espectral, a fonte de maior intensidade física irá geralmente parecer ser mais brilhante. No entanto, existem vários exemplos em que um objeto de intensidade uniforme parece não possuir um brilho uniforme. A intensidade não é uma medida quantitativa adequada de brilho, (PRATT, 2001).

Cores puras estão situadas na borda do diagrama cromático, (STRINGFELLOW et al., 1997). Essas cores puras são chamadas de cores totalmente saturadas, (CRISTOBAL; SCHELKENS; THIENPONT, 2011). Quanto mais se move para o centro, mais as cores “puras” são misturadas com as outras, e menos saturado se torna o resultado. Assim se define a saturação ou a croma (como é geralmente chamado) como a distância desde o centro até ao ponto representativo. A definição formal é apresentada em (BARBARIEN; MUNTEANU; SCHELKENS, 2011), como mostra a eq.(17).

$$C_{ab}^* = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad (17)$$

O nível de capacidade ou a saturação completa do pixel define a capacidade de retenção de carga do elétron do potencial de pixel, (CLARK, 2013). O valor depende da fabricação dos materiais e tamanho do pixel, (SHEPHERD, 2002).

As coordenadas de uma cor em um espaço linear podem apresentar propriedades que são comuns, (BOVIK, 2005). As propriedades da cor podem ser descritas pelas suas:

- Tonalidade - a propriedade de uma cor que varia de passagem de vermelho para verde, (BEASLEY; CHEN, 1991);
- Saturação - a propriedade de uma cor que varia de passagem de vermelho a rosa, (SONKA; HLAVAC; BOYLE, 2014); e
- Brilho (por vezes designada por luminosidade ou valor) - a propriedade que varia na passagem de preto para branco.

Por exemplo, se há interesse em verificar se uma cor se encontra numa gama particular de vermelhos, pode-se desejar codificá-la apenas por sua tonalidade.

Como visto anteriormente, a radiação atmosférica abrange a região do ultravioleta, do visível e do infravermelho no espectro eletromagnético, ficando em torno de 30 a 100 μm de comprimento de onda.

De acordo com (NAVULUR, 2006), as fontes e processos envolvidos na produção desta radiação ambiental são apresentados na Figura 18, retirada de (NAVULUR, 2006).

Figura 18 - Diagrama de interação da radiação solar na superfície terrestre

Fonte: Navulur (2006)

Um corpo negro é um objeto idealizado que absorve e emite em todas as frequências. A física clássica pode ser utilizada para derivar uma equação que descreve a intensidade de radiação do corpo negro como uma função da frequência para uma dada temperatura fixa, o resultado é conhecido como a Lei de Rayleigh-Jeans, (SHEPHERD, 2002). Embora a lei de Rayleigh-Jeans funcione para baixas frequências, ela diverge em altas frequências, a essa divergência é chamada catástrofe ultravioleta, (ELERT, 2016). Então, em 1896 Wilhelm Wien derivou a lei de distribuição de radiação e Max Planck, mais tarde, em 1900, baseou a teoria quântica no fato de que a Lei de Wien, enquanto válida em altas frequências, não era válida para baixas frequências, (ELERT, 2016). A proposição de Planck segue de eq.(18).

$$E = hf \quad (18)$$

Ainda de acordo com Albert Einstein, a eq.(19)

$$p = \frac{h}{\lambda} \quad (19)$$

A lei de Planck é a equação para a radiância espectral de um objeto em uma dada temperatura como uma função da frequência ou do comprimento de onda, como mostra eq.(20) e eq.(21).

$$I df = \frac{2hf^3}{c^2} \frac{1}{e^{hf/kT}-1} \left[\frac{W}{sr m^2 Hz} \right] \quad (20)$$

E,

$$I d\lambda = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{e^{hc/\lambda kT}-1} \left[\frac{W}{sr m^2 m} \right] \quad (21)$$

Quando essas funções são multiplicadas pelo ângulo sólido total de uma esfera (4π sr), tem-se a irradiância espectral. Essa função descreve a energia por área por frequência ou a energia por área por comprimento de onda, como apresentado em eq.(22) e eq.(23).

$$I df = \frac{8\pi hf^3}{c^2} \frac{1}{e^{hf/kT}-1} \left[\frac{W}{m^2 Hz} \right] \quad (22)$$

E,

$$I d\lambda = \frac{8\pi hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{e^{hc/\lambda kT}-1} \left[\frac{W}{m^2 m} \right] \quad (23)$$

Quando qualquer uma dessas funções é integrada pelo comprimento de onda o resultado é a irradiância, como apresentada na eq.(24)

$$L = \frac{2\pi^5 k^4}{15h^3 c^2} T^4 = \sigma = 5.67040 \dots 10^{-8} \text{ W/m}^2 \text{K}^4 \quad (24)$$

Sendo σ a constante de Stefan, ou seja, a constante de proporcionalidade na lei de Stefan-Boltzmann dita sendo o total de energia irradiada por unidade de área de superfície de um corpo negro por unidade de tempo é proporcional à quarta potência da temperatura termodinâmica. Multiplicando-se a irradiância pela área tem-se a essência da Lei de Stefan-Boltzmann, na eq.(25)

$$L = \frac{P}{A} \frac{2\pi^5 k^4}{15h^3 c^2} T^4 = \sigma T^4 \rightarrow P = \sigma A T^4 \quad (25)$$

Aplica-se o teste da primeira derivada ao comprimento de onda da Lei de Planck para se determinar o máximo do comprimento de onda como uma função da temperatura, eq.(26).

$$\lambda_{max} = \frac{hc}{k} \frac{1}{xT} \quad (26)$$

No qual x é a solução da equação eq.(27).

$$\frac{x e^x}{e^x - 1} - 5 = 0 \quad (27)$$

$$x = 4.96511 \dots$$

Combinando-se todas as constantes chega-se na Lei de Wien, dada por eq.(28).

$$\lambda_{max} = \frac{b}{T} \quad (28)$$

$$b = 2.89777 \dots \text{mmK}$$

Sendo o Sol a principal fonte de radiação observada na Figura 18, (SHEPHERD, 2002). Como foi apresentado, a Lei de Planck, quando integrada, leva a Lei de Stefan-Boltzmann que determina que a partir de uma temperatura T igual a 5780 K, $E = \sigma_{SB} T^4$, sendo $\sigma_{SB} = 5.67 \times 10^{-8} \text{Wm}^{-2}\text{K}^{-4}$, implica em $E = 6.33 \times 10^{-7} \text{Wm}^{-2}$. Ainda de acordo com (SHEPHERD, 2002), essa é a quantidade total irradiada por cada metro quadrado da superfície solar, como mostra a Figura 19, (SHEPHERD, 2002).

Figura 19 – Função de Planck de radiação de um corpo negro com temperatura de 5780 K.

Fonte: Shepherd (2002)

3.4 RECONHECIMENTO DE PADRÕES

De acordo com (VENTURIERI, 2007), a análise visual baseia-se na identificação das feições de interesse a partir da associação da acuidade visual do foto-intérprete, com o entendimento das características dos produtos e com o conhecimento prévio referente ao tema de estudo. Esta análise pode ser realizada a partir de dados originais e/ou processados digitalmente, (VENTURIERI, 2007).

Ainda de acordo com (VENTURIERI, 2007), o desenvolvimento da análise visual de imagens de sensores remotos se processa em três etapas distintas:

- a. Foto-leitura- Corresponde à fase de reconhecimento ou identificação de feições ou objetos presentes na cena e precede qualquer análise referente aos parâmetros determinantes das feições.
- b. Foto-análise- Favorece o estudo das relações entre as características de interesse ao tema de estudo. Inicia-se a interação do analisador da imagem com os padrões e características da cena.
- c. Fotointerpretação- Permite a extração de informações da cena, a partir da associação das características das feições extraídas ao raciocínio lógico dedutivo e indutivo.

Baseia-se fundamentalmente na experiência e conhecimento do foto-intérprete ao tema de estudo.

O primeiro passo para a classificação de alvos em uma imagem se refere ao reconhecimento de quais padrões melhor representam as características desse alvo.

(GONZALEZ; THOMASON, 1978) apresentam a definição mais apropriada para esta tese do termo ‘reconhecimento de padrões’:

Reconhecimento de padrões pode ser definido como uma categorização de dados de entrada em classes identificáveis por meio da extração de características ou atributos significativos de dados de um meio com informações irrelevantes.

A principal motivação para desenvolver algoritmos de reconhecimento de padrão deve ser para extração de informações relevantes que possam contribuir para o conhecimento sobre os dados e, assim, poder identificá-los e classificá-los corretamente.

(BEZDEK et al., 2005) apresentam um modelo que representa o processo de reconhecimento de padrões, como mostra a Figura 20.

Figura 20 - Elementos básicos de um processo de reconhecimento de padrões

Fonte: Bezdek et al. (2005)

Ainda de acordo com (BEZDEK et al., 2005), a descrição do processo sempre é realizada por humanos e inclui:

- Seleção de um tipo de modelo;
- Características para serem medidas;
- Sensores que coletarão os dados para o modelo.

De acordo com (BEZDEK et al., 2005), existem três tipos diferentes de rótulos para as classes, no processo de classificação dos objetos. Elas podem ser: discretas, contínuas (ou do tipo Fuzzy) ou probabilísticas, (BEZDEK et al., 2005).

Ainda de acordo com (BEZDEK et al., 2005), as operações com imagens digitais podem ser classificadas, de maneira geral, nos seguintes itens, em mais detalhes na Figura 21, extraída de (BEZDEK et al., 2005).

- 1) Classificação da Imagem
- 2) Aquisição da Imagem
- 3) Aprimoramento da imagem
- 4) Restauração da imagem
- 5) Processamentos das cores da imagem
- 6) Divisão das bandas
- 7) Compressão da imagem
- 8) Processamento Morfológico
- 9) Segmentação
- 10) Representação e descrição
- 11) Representação do Objeto

Figura 21 - Fluxo dos processos em um sistema de reconhecimento de padrões

Fonte: Bezdek et al. (2005)

Pode-se determinar a identificação da cobertura terrestre a partir da análise de cada pixel da imagem, substituindo a análise visual por técnicas quantitativas como:

- Reconhecimento por meio de padrões espectrais – utilizando apenas radiações espectrais ou, (KRISTOF; BAUMGARDNER, 1970);
- Reconhecimento por meio de padrões espaciais – utilizando formas geométricas, tamanhos e padrões nas imagens, (LILLESAND; KIEFER; CHIPMAN, 2008).

Duas abordagens diferentes podem compor um algoritmo para reconhecimento de padrões em uma imagem, (BEZDEK et al., 2005):

- 1) Estatística ou numérica – baseada em modelos estatísticos de padrões e classes.
- 2) Estrutural (ou sintática) – as classes dos padrões são representadas por meio de estruturas formais como gramáticas, autômatos, cadeia de palavras, etc.

(SÁ, 2001) adiciona ainda uma terceira abordagem, a abordagem com redes neurais artificiais. A Tabela 8 apresenta os diferentes tipos de características que são estudadas para reconhecimento de padrões em imagens ou sinais.

Tabela 8 - Principais diferenças entre processamento de imagens e processamento de sinais

Características de Sinais	Características de Imagens
Amplitude e duração da Onda	Tamanho da região
Medidas de histogramas	Componentes de cores da região
Movimento da Onda (ex. desvio padrão)	Intensidade luminosa média na região
Morfologia da Onda (simetria)	Movimentos da imagem
Crossings zero	Medidas de histogramas
Picos de auto-correlação	Picos espectrais (Transf. De Fourier)
Picos espectrais (Transf. De Fourier)	Características topológicas
	Características matemáticas morfológicas

Para classificação dessas informações, pode-se abordar o problema de diferentes formas, como agrupamento de dados, análise estatística sobre os dados, por meio de redes neurais artificiais ou até mesmo métodos de reconhecimento de padrões estruturais, como árvores de decisão.

O objetivo do agrupamento dos dados é organizar os dados (padrões) em grupos similares utilizando-se de alguma medida de similaridade, (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2006). As técnicas de agrupamento de dados não utilizam nenhuma classe de informações prévia e, por isso, são consideradas como métodos de classificações não supervisionados, (SÁ, 2001). Ainda de acordo com (SÁ, 2001), já a classificação por meio de análise estatística dos dados é baseada na utilização de métodos probabilísticos para a distribuição do vetor de características nas diferentes classes, derivando daí as funções de classificações. A estimativa destas distribuições é baseada no conjunto de treinamento dos padrões cujas classificações são conhecidas de antemão, (SÁ, 2001).

Em um problema de classificação, as dimensões de um objeto podem ser divididas em dois tipos: uma dimensão registra o tipo de classe do objeto e outra representa seus atributos, (MAIMON; ROKACH, 2010). O objetivo da classificação é construir um modelo que captura as associações intrínsecas entre o tipo de classe e os atributos de modo que um tipo desconhecido de objeto possa ser identificado em uma determinada classe com precisão a partir dos seus atributos, (SHENOI, 2005). Para isso, os dados são geralmente divididos em um conjunto de treinamento e um conjunto de teste, nos quais o conjunto de treinamento é usado para construir o classificador que deve ser validado pelo conjunto de teste, (GUPTA, 2014). Existem vários modelos desenvolvidos para a classificação de dados de alta dimensionalidade, por exemplo, redes bayesianas, redes neurais artificiais, árvores de decisão, SVM, classificadores baseados em regras, e assim por diante, (MAIMON; ROKACH, 2005).

De acordo com (SÁ, 2001), as Redes Neurais Artificiais podem realizar tarefas de classificação e regressão de maneira supervisionada ou não supervisionada. Elas conseguem realizar essas funções por meio de métodos apropriados com ajustes de peso, nos quais as saídas da rede convergem para valores alvo, (SÁ, 2001).

De acordo com (LIU; MOTODA, 2008) todos os algoritmos são supervisionados se os dados possuírem rótulos de classe (denotado X_l). Ainda de acordo com (LIU; MOTODA, 2008), algoritmos de seleção de atributos supervisionados dependem de medidas que levem em

consideração as informações da classe. Uma classe bem definida leva a um ganho de informação, que é amplamente utilizado tanto em seleção de características quanto para indução em árvores de decisão, (LIU; MOTODA, 2008).

No paradigma supervisionado, algoritmos de seleção de características tendem a maximizar algumas funções para melhorar a acurácia da classificação, (DEVANEY; RAM, 1997). Uma vez que os rótulos de classe estão disponíveis em um algoritmo de aprendizagem supervisionado, é natural que se mantenha apenas os recursos que estão relacionados com essas classes, (LIU; MOTODA, 2008). Mas, na aprendizagem não supervisionada, os rótulos de classe não são dados. O problema se converte em determinar quais recursos deve-se manter e por que não usar toda a informação que foi adquirida dos dados, (DY; BRODLEY, 2004). Porém, nem todas as características são importantes. De acordo com (SÁ, 2001), algumas características podem ser redundantes ou irrelevantes. Além disso, a existência de várias características irrelevantes pode confundir os resultados de agrupamento. Ainda de acordo com (SÁ, 2001), a razão pela qual alguns algoritmos de agrupamento não retornam resultados consistentes é devido a dimensões. Quando o número de dimensões aumenta, uma amostra de dados de correção torna-se exponencialmente escassa, (SÁ, 2001).

Em algumas situações, o reconhecimento assume uma forma de combinação estrutural, na qual é necessário acessar informações de quanto um objeto desconhecido, ou parte dele, está relacionada a algum protótipo, (SÁ, 2001).

4 RECONHECIMENTO POR MEIO DE PADRÕES ESPECTRAIS

A classificação de imagens digitais usa a informação espectral representada pelos números digitais em uma ou mais bandas do espectro, e tenta classificar cada pixel individual com base nessa informação espectral, (HOFFMANN et al., 2006). Este tipo de classificação é chamado de reconhecimento de padrões espectrais. Em ambos os casos, o objetivo é atribuir a todos os pixels da imagem uma classe (por exemplo, água, floresta de coníferas, floresta caduca, milho, trigo, etc.), (LEOWORKS, 2013). A imagem classificada resultante é composta por um mosaico de pixels, cada um dos quais pertence a um tema específico, e é essencialmente um "mapa" temático da imagem original, (INTERMAP, 2013).

O estudo das propriedades espectrais de objetos constitui uma parte importante de sensoriamento remoto, (CAMPBELL, 2011). Ainda de acordo com (CAMPBELL, 2011), algumas pesquisas têm sido focadas na análise das propriedades espectrais das diferentes classes de recursos. Assim podem-se reconhecer padrões espectrais distintos para áreas com vegetação e não vegetação assim como detectar a existência de diferentes tipos de vegetação para definir padrões espectrais, (CAMPBELL, 2011).

Dados espectrais podem ajudar a discernir padrões espectrais únicos de diferentes tipos de vegetação e podem ser úteis na extração de informação biofísica, tais como biomassa. Esses dados podem ser extremamente úteis para estudos de vegetação, uma vez que podem contribuir para a diferenciação dos diversos grupos, (KALACSKA; SANCHEZ-AZOFEIFA, 2008). Este tipo de dado pode ainda oferecer informações valiosas para o uso sustentável dos recursos e conservação da biodiversidade, onde tipos de vegetação podem ser usados como substitutos para modelar as distribuições das espécies e comunidades, (FOODY; CUTLER, 2003)

De acordo com (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010), diversos fatores podem interferir nas imagens provenientes de um sensor de infravermelho. O esquema da Figura 22 mostra como ocorre essa interferência, retirado e adaptado de (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010).

Figura 22 - Influência dos sinais em uma câmera de infravermelho devido a fatores externos

Fonte: Vollmer e Möllmann (2010)

No processo apresentado por (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010), em primeiro lugar a radiação recebida por um objeto (seta em vermelho no gráfico) é atenuada por meio da absorção ou espalhamento enquanto essa atravessa a atmosfera, as janelas de infravermelho ou os sensores ópticos das câmeras. Ainda de acordo com (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010), em segundo lugar, a própria atmosfera pode emitir radiação, devido a sua temperatura (seta em azul no gráfico) e, em terceiro lugar, objetos quentes ou queimando ao redor do objeto podem levar a reflexões adicionais da radiação de infravermelho (apresentado pela seta cor de rosa). As reflexões do objeto dependem também do tipo de material do qual esse é composto, da sua estrutura de superfície, entre outros fatores, (STALEY, 1960). Estes fatores são denominados parâmetros de emissividade que estão listados na Tabela 9, retirada de (VOLLMER; MÖLLMANN, 2010).

Tabela 9 - Parâmetros e fatores que podem influenciar imagens em infravermelho

	Emissividade do objeto
<i>Parâmetros que influenciam as imagens de infravermelho geradas pelos dados brutos do detector e que podem ser ajustados por software. Resultados quantitativos podem ser extremamente dependentes desses parâmetros.</i>	Distância da câmera até o objeto
	Tamanho do objeto
	Umidade relativa do ar
	Temperatura do ambiente
	Temperatura da atmosfera
	Temperatura óptica externa
<i>Parâmetros com influência em como os dados são exibidos em uma imagem, se</i>	Transmissão óptica externa
	Intervalo da temperatura

<i>escolhidos sem critério, detalhes importantes podem ser disfarçados.</i>	Limites de temperatura Paleta de cores
<i>Alguns desses parâmetros podem apresentar forte influência em análises quantitativas e no processo de interpretação das imagens de infravermelho.</i>	Comprimento de onda dependente da emissividade (resolução espectral) Dependência angular da emissividade (ângulo de observação) Dependência de temperatura da emissividade Propriedades ópticas da matéria entre a câmera e o objeto Uso de filtros Reflexões termais Velocidade do vento Carga solar Efeitos de sombras de objetos próximos Umidade Propriedades termais dos objetos

Como visto anteriormente, no sensoriamento remoto, a análise multiespectral é feita por meio da medição de energia eletromagnética que é emanada da superfície terrestre, medida por meio de sensores localizados a bordo do satélite, (RAO, 1999). O problema surge da necessidade de explorar essas informações para identificar os diversos tipos de cobertura terrestre, (SHAVER; PAGE, 1980). Para isso, um vetor de características x para cada célula detectada pelo sensor é criado. Os elementos x_i , $i = \{1, 2, \dots, l\}$, do vetor são os valores de intensidade dos pixels da imagem correspondente nas diversas bandas espectrais, (VARSHNEY; ARORA, 2004).

De acordo com (KONECNY, 2014), para n canais existe um espaço de características n -dimensional, eq.(29).

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad (29)$$

Onde x representa o nível de cinza.

Para todos os grupos de objetos uma média dos valores pode ser calculada, como mostra a eq.(30), extraída de (KONECNY, 2014).

$$m = \frac{1}{K} \sum_{K=1}^K x_K \quad (30)$$

Ainda de acordo com (KONECNY, 2014), o tipo mais simples de classificação é por meio da distância euclidiana entre os grupos de centro m . Cada pixel i é obtido por meio da classificação ao grupo mais perto, ver eq.(31), extraída de (KONECNY, 2014).

$$d(x_i, x_m) = \sqrt{(x_i - x_m)^T \cdot (x_i - x_m)} \quad (31)$$

A distância mínima do processo de classificação pode ser refinada em uma classificação dos vizinhos mais próximos utilizando a matriz de covariância e pode ser expressa em eq.(32), (KONECNY, 2014).

$$\sum_x \frac{1}{K-1} \sum_{K=1}^K (x_K - m)(x_K - m)^T \quad (32)$$

De acordo com (KONECNY, 2014), a partir da matriz de covariância, $\sum x$, pode ser extraída a matriz de correlação R , na qual os coeficientes da matriz são escalonados para uma matriz de diagonal de 1, para que os elementos da matriz de covariância, v_{ij} , sejam transformados para eq.(33), extraída de (KONECNY, 2014).

$$r_{ij} = \frac{v_{ij}}{\sqrt{v_{ii}v_{jj}}} \quad (33)$$

O estudo da matriz de covariância ou da matriz de correlação permite a separação de elementos de certas classes, ver eq.(34), (KONECNY, 2014).

$$p(x) = \frac{1}{\frac{n}{2\pi^2}|\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{\frac{-1}{2}(x - m)^T(x - m)\right\} \quad (34)$$

A partir das amostras de treinamento são estabelecidas assinaturas espectrais para cada classe que se deseja diferenciar na imagem, (KONECNY, 2014). Antes da classificação dos dados é conveniente avaliar a separabilidade das assinaturas. A separabilidade é uma medida estatística da distância espectral entre duas assinaturas (SMITH; BROWN, 1999). De acordo com (QUARTAROLI; BATISTELLA, 2006), se a distância espectral entre duas amostras não é significativa, o algoritmo de classificação pode não conseguir fazer uma boa distinção entre as duas classes que elas representam. Ainda de acordo com (QUARTAROLI; BATISTELLA, 2006), quando detectadas assinaturas de classes diferentes com má separabilidade, pode ser necessário rever as áreas de treinamento.

A medida de separabilidade entre duas distribuições ω_i e ω_j é apresentada na eq.(35), extraída de (KONECNY, 2014).

$$d_{ij} = \int_x \{p(x|\omega_i) - p(x|\omega_j)\} \ln \frac{p(x|\omega_i)}{p(x|\omega_j)} dx \quad (35)$$

Um algoritmo de agrupamento pode ser desenvolvido para classificar os grupos por meio das características de cada elemento no espaço de características n-dimensional, (KAMILA, 2015). É esperado que os pontos que correspondem ao mesmo tipo de cobertura, como água ou queimada sejam classificados no mesmo grupo. Uma vez que este processo é realizado, o analista pode identificar os tipos de cada grupo associando uma amostra de ponto em cada grupo com uma referência disponível dos dados do solo, ou seja, mapeá-los.

De acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), o problema no reconhecimento de padrões não supervisionado é a definição da similaridade entre dois vetores de características diferentes e escolher uma medida apropriada para esta similaridade. Ainda de acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), outro fato se deve a escolha de um algoritmo que permita classificar os grupos (vetores) de acordo com a medida de similaridade adotada. No geral, diferentes algoritmos podem levar a diferentes resultados, os quais devem ser por fim analisados por um especialista, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

O que se pode obter de informações a respeito dos índices espectrais que classificam uma queimada em solo, atualmente, é referente ao limite de saturação (ou, mais popularmente, estouro) do pixel, quando no momento da queimada. Este limite foi definido empiricamente, por meio de análises na imagem e nos locais que indicavam a queimada. Para a aplicação deste conhecimento em um algoritmo de reconhecimento de padrões, outras informações podem ser levadas em consideração, como posição geográfica, composições das bandas espectrais, presença ou ausência de nuvens, etc.

A precisão ou acurácia de um algoritmo de detecção de queimadas é medida em termos dos níveis de comissão ou omissão de erros a da localização dos focos detectados que devem estar bem definidos e documentados, (LI et al., 2000).

De acordo com (SÁ, 2001), os sistemas de reconhecimento de padrões, independentemente da abordagem adotada, possuem unidades funcionais, como mostra a Figura 23, adaptada de (SÁ, 2001). Alguns sistemas não possuem unidades de pré-processamento e/ou pós-processamento. As unidades de um sistema de reconhecimento de padrões e suas atribuições são, (SÁ, 2001):

1. Aquisição de padrões, que pode ser realizada de diversas formas como aquisição de sinais ou imagens, aquisição de coleções de dados, etc.
2. Extração de características, na forma de medidas, extrações de dados primitivos, etc.
3. Pré-processamento – em alguns casos os valores das características não estão diretamente relacionados no classificador ou descritor.
4. Unidade de classificação, regressão ou descrição – considerada o núcleo em um sistema de reconhecimento de padrão.
5. Pós-processamento – em alguns casos, as saídas geradas pela unidade de classificação não são diretamente utilizadas, essas podem precisar de alguma operação de decodificação para que estes dados possam ser interpretados.

Figura 23 - Sistema de Reconhecimento de Padrões com suas principais unidades

Fonte: Sá (2001)

De acordo com (SÁ, 2001), a primeira fase consiste na fase de Aquisição dos dados. Dependendo do ambiente no qual os objetos devem ser classificados, os dados podem ser adquiridos a partir dos sensores. Esses são então utilizados na fase de seleção e extração de características, na qual a dimensionalidade dos dados é reduzida e apenas algumas características ou propriedades são mantidas, (SÁ, 2001).

Os dados podem possuir características qualitativas, quantitativas ou ambas. Eles podem ser numéricos, linguísticos ou uma combinação de ambos, (PAKHIRA, 2011). A coleta de dados constitui a fase de aquisição. Geralmente, as estruturas dos dados utilizados nos sistemas de reconhecimento de padrões são de dois tipos: vetoriais (objetos) ou relacionais, (PAL; MITRA, 2004).

Ainda de acordo com (PAL; MITRA, 2004), nos dados do tipo vetorial, um conjunto de vetores numéricos $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ são representados como um conjunto de n vetores de características no espaço p -dimensional Ω_Y . Um objeto sth , $s = 1, 2, \dots, n$, possui um vetor y_s como representação numérica deste objeto, y_{si} é o i ésimo ($i = 1, 2, \dots, p$) valor de característica associado com o sth objeto, (PAL; MITRA, 2004).

Dados relacionais são conjuntos de n^2 relacionamentos numéricos $\{r_{sq}\}$, entre pares de objetos, (PAL; MITRA, 2004). Em outras palavras, r_{sq} representa o quanto os objetos sth e qth estão relacionados em algum relacionamento p , (PAL; MITRA, 2004). Se os objetos que estão relacionados em relação a p forem chamados de $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$, então $p : O \times O \rightarrow \mathbb{R}$, (PAL; MITRA, 2004).

Ainda de acordo com (PAL; MITRA, 2004), a fase de extração ou seleção de características consiste de um processo de seleção de uma função que mapeia $(X) = f(Y)$ de maneira que $y =$

($= [y_1, y_2, \dots, y_p]$) em um espaço p -dimensional seja transformado em um ponto $x = ([x_1, x_2, \dots, x_{p'}])$ em um espaço p' -dimensional tal que $p' < p$.

Porém, existem dois problemas na fase de extração e seleção de características, extraídos de (PAL; MITRA, 2004).

1. A formulação de um critério plausível para avaliar se um conjunto de características é bem definido e;
2. A procura pelo conjunto ótimo nos termos do critério definido em 1.

O critério para uma característica boa é que ela deve ser permanente para qualquer possível variação de uma classe, de modo que possa destacar as principais diferenças que são mais importantes para a discriminação entre os padrões de diferentes tipos, (PAL; MITRA, 2004).

A aplicação das técnicas de pré-processamento refere-se ao tratamento inicial dos dados brutos obtidos pelo sistema sensor, de modo a remover características indesejáveis produzidas na imagem, (WATRIN; MACIEL, 2005). Ainda de acordo com (WATRIN; MACIEL, 2005), assim, quando devidamente corrigidas, as imagens estariam prontas para serem submetidas à processamentos digitais posteriores e/ou análise visual. As técnicas de pré-processamento podem ser agrupadas em três tipos de correção denominadas de atmosférica, radiométrica e geométrica, (VENTURIERI, 2007).

Na fase de classificação um objeto deve ser categorizado em alguma classe pré-definida, em algum processo ou a algum evento.

O processo de identificação está intrinsecamente relacionado ao processo de classificação e é definido como o processo de prova de que um objeto de teste e um objeto da cena previamente definido são os mesmos. Geralmente, esse processo envolve bases de treinamento das quais se retira os dados previamente classificados. Um exemplo comum desse processo é o problema de identificação biométrica como reconhecimento de digitais ou de faces, (VAN DER HEIJDEN et al., 2004).

De acordo com (SÁ, 2001) a escolha do método para classificação depende exclusivamente dos dados que estão sendo analisados, é a partir da análise dos dados que se define qual o método poderá melhor classificar as variáveis do ambiente. Diversos fatores podem ser levados em consideração na análise dos dados, mas é a partir do resultado obtido na fase de

seleção e extração das características dos dados que se descobre como esses dados podem ser categorizados.

Existem casos nos quais a saída obtida da classificação não pode ser diretamente utilizada e pode ser necessária alguma operação de decodificação dos dados obtidos. Esse processo, em conjunto com outras operações é denominado pós-processamento dos dados.

De acordo com (SÁ, 2001), alguns retrocessos podem estar presentes durante a fase inicial de desenvolvimento do sistema, como mostra o diagrama da Figura 24, adaptado de (SÁ, 2001).

Figura 24 - Fases do projeto de um sistema de Reconhecimento de Padrões

Fonte: Sá (2001)

Selecionar padrões em uma imagem é uma atividade intrinsecamente humana, por isso que o processo de reconhecimento de padrões é realizado a partir de uma seleção de quais informações são significativas, de acordo com um especialista e, a partir da extração desses dados, uma classificação computacional pode ser realizada, mapeando este padrão com o universo de discurso. Um classificador Fuzzy envolve uma abordagem multivalorada e é uma técnica robusta para problemas de classificação, pois reitera regras de um sistema especialista para a classificação e explora similaridades espectrais entre assinaturas de uma mesma classe, (NAVULUR, 2006). Devido a esses fatores, a utilização de um classificador Fuzzy em um

sistema de reconhecimento de padrões favorece a inserção do raciocínio humano na seleção de características para extração e classificação dessas informações por meio das regras no sistema Fuzzy, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Na lógica binária, existe uma certeza sobre a ocorrência de um efeito (por exemplo, se vai chover ou não vai chover), (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). A ideia da Lógica Fuzzy é que nada está acontecendo ou não acontecendo com certeza absoluta. Isso se reflete nos valores que x_i toma, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

Considerando-se um algoritmo de reconhecimento de padrões que utiliza informações do espectro de infravermelho, este pode ser formulado com os seguintes passos, (SHROTRI et al., 2009).

1. Aquisição da imagem de infravermelho;
2. Pré-processamento;
3. Seleção da região de interesse;
4. Escalonamento dos graus de cinza;
5. Aplicação de *Thresholding* (técnica dos limites fixos);
6. Detecção das bordas;
7. Remoção dos objetos e elementos que podem se tornar ruídos;
8. Refinamento.

A aquisição da imagem de infravermelho deve-se à aquisição desses dados diretamente do sensor AVHRR, para o estudo de caso aplicado à esta tese. Esses dados são adquiridos no formato digitalizados. O próximo passo se refere ao pré-processamento dessas imagens. Na fase de pré-processamento os dados digitalizados são transformados em arquivos binários de 16 bits e separados de acordo com as instruções de (ROBEL, 2009) para poderem ser interpretados no formato HRPT. Após a separação dos dados no formato HRPT, deve-se selecionar desses dados a região de interesse, a qual se refere à região onde os dados referentes ao canal de infravermelho médio (canal 3 do sensor AVHRR) estão localizados. Em seguida prossegue-se com o escalonamento dos graus de cinza, e com a aplicação da técnica dos limites fixos ou de outro algoritmo de interesse. No caso de estudo desta tese, após a seleção da região de interesse, os dados são transformados de DN's para Kelvin e a classificação da Lógica Fuzzy é aplicada a esses dados, nessa fase, como será detalhado adiante.

Como proposta de trabalhos futuros, a seguir são apresentados os conceitos básicos dos algoritmos de reconhecimento de padrões utilizando-se uma Rede Neural Artificial e em seguida, a Máquina de Suporte Vetorial.

4.1 RECONHECIMENTO DE PADRÕES POR MEIO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL

O algoritmo de redes neurais artificiais (RNA) baseia-se nos conhecimentos adquiridos sobre a rede neural biológica, (DIXIT; DIXIT, 2008). A árvore dendrítica de um neurônio está conectada a milhares de neurônios vizinhos, (NAVULUR, 2006). Ainda de acordo com (NAVULUR, 2006), quando algum desses neurônios dispara, uma carga positiva ou negativa é recebida por um dos dendritos. As forças de todas as cargas recebidas são somadas juntas por meio de uma somatória espacial e temporal. A somatória espacial ocorre quando diversos sinais fracos são convertidos em um único sinal forte, enquanto que a somatória temporal converte uma série rápida de pulsos fracos proveniente de uma única fonte em um sinal forte. As entradas agregadas são então repassadas para o corpo celular. O corpo celular e os núcleos fechados possuem a função de manutenção contínua necessária para manter o neurônio em um modo funcional, (SAKAI et al., 2009). A parte do corpo celular que diz respeito a ele mesmo em relação ao sinal recebido é o axônio. Se o valor agregado da entrada for maior que o valor limite do axônio então o neurônio dispara e uma saída é transmitida pelo axônio. A força de saída é constante, independente se o valor recebido foi muito acima do valor limite ou um pouco acima.

Cada entrada tem um determinado peso que contribui para o neurônio, se este estiver ativo. O neurônio pode ter qualquer número de entradas. Cada neurônio tem um valor de limite (*threshold*). Se a soma de todos os pesos de todas as entradas ativas for maior do que o *threshold*, então o neurônio está ativo também, (GAD-EL-HAK, 2007).

Comumente, utiliza-se o algoritmo de redes neurais artificiais para o processo de reconhecimento de padrões e identificação de alvos. De acordo com (NAVULUR, 2006), a maioria dos algoritmos baseados no RNA (Rede Neurais Artificiais) utiliza o algoritmo de 'back-propagation' ou regressão. As entradas e saídas de um nó i , em um RNA são apresentadas no algoritmo em eq.(36), retirado de (NAVULUR, 2006).

$$INPUT: X_i = \sum W_{ij}O_j + B_i$$

$$\begin{array}{c} x \\ f(X|i) \\ \text{OUTPUT: } O_i \end{array} \quad (36)$$

O algoritmo de 'back-propagation' foi definido para reduzir erros entre a saída atual e a saída esperada. O SSE (Summed Squared Error) da rede é definido em eq.(37), (NAVULUR, 2006).

$$SSE = \sum_p \sum_l (O_{pi} - t_{pi})^2 \quad (37)$$

Onde p indexa todos os padrões de treinamento e i indexa os nós de saída da rede. O_{pi} e t_{pi} denotam a saída atual da saída esperada do nó i , respectivamente, quando o vetor de saída p é aplicado à rede, (NAVULUR, 2006).

Um conjunto de padrões de saídas e entradas esperadas representativos do modelo real deve então ser selecionado para treinar a rede. O fator de peso W_{ij} é ajustado à medida que cada padrão é processado, (NAVULUR, 2006). Todos os padrões são repetidamente processados na rede até que a função SSE seja minimizada, (NAVULUR, 2006).

4.2 RECONHECIMENTO DE PADRÕES POR MEIO DE UMA MÁQUINA DE SUPORTE VETORIAL (SVM)

Seja x_i , $i = \{1, 2, \dots, N\}$ os vetores de características de um conjunto de treinamento X , (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Sabendo-se que os dados pertencem a uma de duas classes ω_1 ou ω_2 , que são linearmente separáveis, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

O objetivo é encontrar um hiperplano, designado por eq.(38), retirada de (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), que classifique corretamente todos os vetores de treinamento.

$$g(x) = \omega^T x + \omega_0 = 0 \quad (38)$$

A Figura 25, retirada de (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), ilustra uma classificação com dois possíveis hiperplanos. Ambos são soluções para o conjunto de classificação, entretanto, um dos dois é considerado mais apropriado para a classificação, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Visualmente, nota-se que o mais apropriado é o vetor com a linha cheia, ao invés do vetor de linha tracejada, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). O motivo

dessa escolha se deve ao fato do vetor de linha cheia deixar “mais espaço” entre ambos os conjuntos, de forma que os dados em ambas as classes podem se mover um pouco mais livremente, com menos risco de causar um erro na classificação, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Esse tipo de raciocínio é conhecido como o desempenho de generalização do classificador e se refere à habilidade do classificador em operar satisfatoriamente com dados que estão fora do conjunto de treinamento, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

Figura 25 - Um exemplo de um problema com duas classes separáveis com dois possíveis classificadores

Fonte: Theodoridis e Koutroumbas (2006)

De acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), todo hiperplano é caracterizado por sua direção (determinada por ω) e sua exata posição no espaço (determinada por ω_0).

Ainda de acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), os hiperplanos apresentados com as linhas cheias como mostra a Figura 26, retirada de (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), são selecionados a partir de um conjunto infinito na respectiva direção. A margem para a direção “1” é $2z_1$ e a margem para a direção “2” é $2z_2$. O objetivo do algoritmo do SVM é encontrar a direção que retorna a máxima margem possível, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Entretanto, cada hiperplano é determinado por um fator de escalonamento, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

Figura 26 - Ilustração de como as margens para a direção "2" são maiores que as margens para a direção "1"

Fonte: Theodoridis e Koutroumbas (2006)

A distância de um ponto a um hiperplano é dada por eq.(39), ainda de acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

$$z = \frac{|g(x)|}{\|\omega\|} \quad (39)$$

Pode-se então escalonar ω , ω_0 de modo que o valor de $g(x)$ aos pontos vizinhos mais próximos em ω_1 e ω_2 , circunscritos na Figura 26, retirada de (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006), seja igual a -1 para ω_2 , (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

Ou seja, de acordo com eq.(36) e eq.(37), (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

Com uma margem igual a eq.(40).

$$\frac{1}{\|\omega\|} + \frac{1}{\|\omega\|} = \frac{2}{\|\omega\|} \quad (40)$$

Necessitando segundo eq.(41).

$$\begin{aligned}\omega^T x + \omega_0 &\geq 1, \forall x \in \omega_1 \\ \omega^T x + \omega_0 &\geq -1, \forall x \in \omega_2\end{aligned}\quad (41)$$

Para cada x_i denota-se a classe correspondente indicada por y_i (+1 para ω_1 e -1 para ω_2), (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). Deve-se então calcular os parâmetros ω e ω_0 do hiperplano de modo que minimize-se conforme eq.(42), (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

$$J(\omega) \equiv \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (42)$$

Sujeito a eq.(43), (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

$$y_i(\omega^T x_i + \omega_0) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N \quad (43)$$

Minimizando-se a normal torna-se a margem máxima. Esta é uma tarefa de otimização não linear quadrática sujeita a um conjunto com restrições lineares, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006). As condições de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) definem que o mínimo que se deve satisfazer é, de acordo com eq.(44), eq.(45), eq.(46) e eq.(47), (ARORA, 2011).

$$\frac{\rho}{\rho\omega} = \tau(\omega, \omega_0, \lambda) = 0 \quad (44)$$

$$\frac{\rho}{\rho\omega_0} = \tau(\omega, \omega_0, \lambda) = 0 \quad (45)$$

$$\lambda_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (46)$$

$$\lambda_i [y_i(\omega^T x_i + \omega_0) - 1] = 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (47)$$

Onde λ é o vetor de multiplicadores de Lagrange, λ_i e $\tau(\omega, \omega_0, \lambda)$ é a função de Lagrange definida em eq.(48), (LEWIS; TORCZON, 1998).

$$\tau(\omega, \omega_0, \lambda) = \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i(\omega^T x_i + \omega_0) - 1] \quad (48)$$

Combinando (48) com (44) e (45) resulta em eq.(49), de acordo com (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

$$\begin{aligned}\omega &= \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x_i \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i &= 0\end{aligned}\tag{49}$$

Tendo demonstrado essas propriedades do hiperplano ótimo de uma máquina de suporte vetorial, o próximo passo é a própria computação dos parâmetros envolvidos, (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2006).

5 METODOLOGIA

O principal problema para a identificação de queimadas é a definição de uma característica espectral que melhor representa os pixels de queimada. Tendo em consideração que a atual assinatura que caracteriza um pixel de queimada foi resultado de análises empíricas, a aplicação de uma lógica computacional para a definição dessa assinatura pode ser necessária para sua classificação em tempo real.

O problema então se converte em descobrir quais parâmetros são mais adequados para o desenvolvimento de um algoritmo que realiza o mapeamento automático de áreas queimadas. Os índices espectrais considerados atualmente (LASAPONARA; LANORTE, 2003) foram selecionados devido às suas características empíricas próprias.

De acordo com (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013), o algoritmo do INPE para identificação de focos de queimadas nas imagens AVHRR dos satélites da série NOAA em uso até o final de 2012 utiliza a análise dos pixels feita a partir dos seus valores naturais, ou seja, “DNs” (“Digital Number”, ou “Digital Count”) sem a conversão desses valores para temperatura ou refletância.

De acordo com (JÄHNE; HAUßECKER; GEIßLER, 1999), algoritmos devem ser capazes de ler as matrizes de números digitais, provenientes dos sensores. Assim, é necessário representar os sinais como matrizes de pontos D-dimensionais. Considera-se primeiro as imagens como matrizes de pontos 2-D, (JÄHNE; HAUßECKER; GEIßLER, 1999). Um ponto do grid de 2-D é chamado um pixel. Um pixel representa o irradiância na posição do grid correspondente, (JÄHNE; HAUßECKER; GEIßLER, 1999).

Para os satélites que utilizam o sensor MODIS, um algoritmo para as visadas diurnas considera limites que foram empiricamente avaliados para a classificação de pixels de queimadas, (CSISZAR; MORISETTE; GIGLIO, 2006). Nos sensores MODIS, pixels são classificados como pixels de queimadas se duas condições forem satisfeitas: banda 20 > 3000 digital numbers (DNs) e banda 9 < 3300 DNs, (MORISETTE et al., 2005).

Para os satélites que possuem o sensor AVHRR, o pixel é considerado um pixel de queimada se, em uma visada noturna, o pixel possuir as seguintes características, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

- DN = [0, 450] no canal 3;

Em visadas diurnas, o pixel é considerado um pixel de queimada se, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013):

- DN = [0, 266] no canal 1;
- DN = [16, 195] no canal 2;
- DN = [0, 450] no canal 3;
- DN = [0, 570] no canal 4.

Adicionalmente, devido à paralaxe, para imagens diurnas, para as colunas entre 51 a 351 e 1697 a 1997 das imagens, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013):

- DN = [0, 119] no canal 1;
- DN = [16, 143] no canal 2.

E para as colunas 21 a 50 e 1997 a 2027 das imagens, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013):

- DN = [0, 119] no canal 1;
- DN = [16, 91] no canal 2.

E ainda, detecções realizadas sobre os oceanos são eliminadas, incluindo aquelas com localização geográfica deficiente devido a distorções da imagem nas suas bordas, as quais correspondem às colunas de 0 a 20 e 2028 a 2047, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

Ainda de acordo com (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013), a partir do ano de 2012 o nível de corte no canal 3 (3,55 a 3,93 μm) do sensor AVHRR passou a variar com a condição de cada pixel em função da sua posição na imagem conforme o “Ângulo Solar Zenital” (SZA) e o “Ângulo de Reflexão Solar” (SRA). As equações utilizadas passaram a ser, para $\text{SZA} < 90^\circ$ (com iluminação solar) e $\text{SRA} > 2^\circ$, retiradas de (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

- $\text{DN}_{\text{corte_canal_1}} = 266 * (1.027 - (5/\text{absolute}(\text{SRA})))$
- $\text{DN}_{\text{corte_canal_2}} = 16 + (195 - 16) * (1.027 - (5/\text{absolute}(\text{SRA})))$
- $\text{DN}_{\text{corte_canal_3_dia}} = 550 * (1.027 - (5/\text{absolute}(\text{SRA})))$

- DN_corte_canal_3_noite = 700 (com SZA>90°)
- DN_corte canal_4 = 570

Os limites de corte dos canais 1 e 2 permaneceram os mesmos, porém, na nova versão, o benefício do uso do SZA e do SRA permitiu um limite maior de corte do canal 3 – ou seja, uma temperatura mais baixa na escala invertida de DN's, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Os novos limites do canal 3 foram também extensamente analisados empiricamente em casos reais de detecções de fogo nas imagens, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

Essas modificações mostram a importância de melhor definição dos limites dos canais, principalmente do canal 3, na qual a inserção de uma lógica computacional que permita inserir o conhecimento do especialista sobre os dados, possa produzir resultados que podem ser modelados de acordo com esse conhecimento.

O fluxograma para a nova metodologia apresentada por Setzer em (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013) é apresentado na Figura 27. Para essa nova metodologia, Setzer considera também uma análise dos dados do satélite Landsat, pois esses apresentam melhor resolução espacial em comparação com os dados do satélite NOAA. A partir da recepção dos dados decomutados do satélite NOAA, no qual as medidas são convertidas para Unidades de Engenharia (UE) e os parâmetros derivados são calculados, (LEITE; LOPES; SOUSA, 2010), todas as ocorrências de focos detectados são inseridas em um banco de dados geográficos baseado em POSTGRESQL para qualificar os resultados, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Após a inserção dos pontos detectados pelo novo método realiza-se uma consulta espacial do estado da federação onde ocorreu o foco, atualizando o atributo de estado de cada ponto, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Não pertencendo a nenhum estado, este é considerado como ruído, por localizar-se no oceano. Esses pontos recebem o código “valida=11”, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Em seguida é criado um buffer de 10 km de raio no entorno de cada foco valida=0, para o qual verifica-se a pertinência de todos os focos ativos disponíveis no Banco de Dados de Queimadas (BDQ) do dia anterior, atual e posterior à data de cada ponto avaliado, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Os buffers que incluem focos ativos do BDQ permitem considerar válidos os focos, que então passam para código “valida=2”, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Prossegue-se com a filtragem dos focos com código valida=0 a partir do ponto valida=1, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Cria-se uma faixa de dez linhas acima e abaixo dos pontos valida=1, e assim os pixels que estão localizados nessa faixa passam a ser considerados ruídos

e passam para “valida=10” e os pontos do que estão localizados no oceano passam para “valida=11”, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). A última fase da validação utiliza imagens de média resolução (30 metros) do satélite TM/Landsat, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Os pontos ainda pendentes, ou seja, com código valida=0, são confrontados com as imagens com até 18 dias posteriores à data da ocorrência, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Nas imagens em que foram visualizados indícios de cicatrizes de queimadas em uma distância de até 10 km do ponto em análise, o mesmo deve ser validado, passando ao código “valida=2”, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013). Os pontos que não foram validados por este método, passam para “valida=4”, (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

Figura 27 - Fluxograma da metodologia proposta por Setzer

Fonte: Setzer, 2013

Para o ajuste do algoritmo “GeraFoco” proposto por Setzer para as condições de um ambiente embarcado em um satélite generalizado, os seguintes passos devem ser adotados.

1. Os dados devem ser processados em conformidade com as restrições de hardware, e esses dados devem ser extraídos considerando-se a memória disponível com

capacidade para processamento de 1 Mbytes a 3 Mbytes a partir de uma dada posição, portanto, os dados devem ser temporariamente armazenados e salvos, considerando este tamanho.

2. Após a etapa 1, os dados armazenados devem ser carregados para o Computador de Bordo (On-board Computer ou OBC);
3. Um processamento linha a linha dos valores da imagem deve ser realizado no arquivo inteiro, para se proceder à computação destes dados em tempo real;
4. A saída deve ser uma lista de pixels de queimadas consistindo dos pixels identificados pelo algoritmo;
5. Procede-se então para o ajuste dos parâmetros;
6. Convertem-se os valores dos pixels para as suas respectivas coordenadas de latitude e longitude.

Outro problema que pode surgir durante este processo se deve ao fato de que, nas estações terrenas as imagens são corrigidas geograficamente, mas, considerando um processamento embarcado, estas correções não podem ser aplicadas em tempo real. Portanto, um último passo é necessário para se ligar os pixels de queimadas às corretas localizações geográficas às quais eles pertencem, o qual é realizado pelo algoritmo de Setzer, como descrito na Figura 27. O método do limite de saturação do canal 3 é baseado no conhecimento de que o pixel de queimada alcança o valor de sua saturação quando este está totalmente ou parcialmente ocupado pelo fogo, dependendo do tamanho da queimada ou da temperatura das chamas, (SCHROEDER, 1998).

5.1 PROCESSO DE CALIBRAÇÃO DO SENSOR

Para o modo de operação de calibração do sensor imageador, o alvo visto pelo instrumento é um difusor de refletância calibrado iluminado por meio de uma luz colimada de uma fonte calibrada NIST de irradiância espectral (ROBEL, 2009). Ainda de acordo com (ROBEL, 2009), o valor absoluto da radiância do difusor de teste é uma função da mesma fonte de irradiância, da eficiência dos componentes interferentes e de suas geometrias.

Na região do espectro do infravermelho, a calibração é realizada utilizando-se corpos negros em um ambiente termal no vácuo (T/V), (ROBEL, 2009). Uma câmara T/V é utilizada para evitar os efeitos da atmosfera e para melhor simular o ambiente no espaço no qual o instrumento

deverá operar, (ROBEL, 2009). O rastreamento da calibração é realizado por meio da temperatura dos corpos negros, (QUATTROCHI; LUVALL, 2004). Uma vez que aplicações de quantização radiométrica dos medidores de radiância do sensor AVHRR estão se tornando muito importantes para pesquisas em sensoriamento remoto, se torna necessário calibrar os sensores de forma acurada. De acordo com (NAVULUR, 2006), o ideal é trabalhar no espaço de refletância para se desenvolver algoritmos consistentes, para tanto, existem alguns softwares disponíveis que realizam a conversão dos valores DNs para o espaço de refletância como MODTRAN, ATCOR e FLAASH. A maioria dos sensores fornecem informações de como realizar a conversão dos DNs para as diversas bandas, no caso do NOAA, para o sensor AVHRR, essas informações estão descritas em (ROBEL, 2009).

Sumariamente, o NOAA-16 recomenda a utilização das seguintes equações eq.(50), eq.(51) e eq.(52) para os canais 1, 2 e 3ª, respectivamente, retirado de (ROBEL, 2009):

Canal 1:

$$A_1 = \begin{cases} 0.0523 * count - 2.016, & count \leq 496 \\ 0.1528 * count - 51.91, & count \geq 497 \end{cases} \quad (50)$$

Canal 2:

$$A_2 = \begin{cases} 0.0513 * count - 1.943, & count \leq 499 \\ 0.1510 * count - 51.77, & count \geq 500 \end{cases} \quad (51)$$

Canal 3A:

$$A_3 = \begin{cases} 0.0262 * count - 1.010, & count \leq 501 \\ 0.1920 * count - 84.20, & count \geq 502 \end{cases} \quad (52)$$

No qual *count* representa o valor digital de 10-bits gravado pelo instrumento AVHRR e *A* representa o albedo, considerando que a posição é zênite e a distância da Terra ao Sol é de uma medida astronômica (*A* também pode ser considerado como o fator de refletância ou ajuste de refletância), (LEVIN, 1999).

De acordo com (PINHEIRO et al., 2006), a radiância é convertida em temperaturas de brilho da superfície atmosférica utilizando o método de ajuste da função da resposta espectral do sensor e a função de Planck, isto é, assumindo que a Terra se comporta como um corpo negro na região do espectro de interesse, como a eq.(53), retirada de (PINHEIRO et al., 2006).

$$L(v, t) = \frac{c_1 v^3}{e^{c_2 v/t} - 1} \quad (53)$$

No qual $L(v, y)$ é o valor da radiância do corpo negro (em $\text{mW/m}^2\text{-sr-cm}^{-1}$), T é a temperatura em Kelvin de um corpo negro para o valor da radiância L , v é a onda de interesse (em cm^{-1}) e c_1 é 1.1910659×10^{-5} (em $\text{mWm}^{-2}\text{sr}^{-1}\text{cm}^4$) e c_2 é 1.438833 cm K, que representam as constantes da função de Planck, (NOGUEIRA, 1999).

A função inversa da função de Planck pode ser reescrita na eq.(54), de acordo com o manual do Landsat, (BLACKETT, 2014).

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{I_\lambda} + 1\right)} \quad (54)$$

Para o comprimento de onda $\lambda = 10^{-5}$ m, $K_1 = 119.104 \times 10^7 \text{ Wm}^{-3}\text{sr}^{-1}$ e $K_2 = 1438.765$ K, (BLACKETT, 2014).

Essas operações são consideradas atualmente pelos algoritmos de detecção de queimada, por isso, torna-se necessário apresentá-las. De acordo com (LI et al., 2000), os algoritmos que consideram apenas a banda 3A do sensor AVHRR levam em consideração que, de acordo com a função de Planck, as emissões de energia radiativa termal alcançam seu pico em uma típica queimada, por volta de 500 K em situações de queimadas com fumaça e 1000 K em labaredas de fogo, como apresentado na Figura 28. Ainda de acordo com (LI et al., 2000), devido a esses limites, a melhor banda para ser utilizada para a detecção de queimadas torna-se a banda localizada entre 2.9 μm e 5.8, de acordo com a lei de Wien (região do infravermelho médio no espectro eletromagnético), enquanto que a região do infravermelho termal apresenta uma elevação na mesma temperatura de emissão da radiação terrestre (em torno de 300 K), (CHUVIECO; COCERO, 1996).

Figura 28 - Função de Planck e localizações dos canais 3 e 4 do sensor AVHRR

Fonte: Li et al. (2000)

Como consequência, as bandas do infravermelho médio tornam-se mais sensíveis para a detecção de queimadas e monitoramento de focos de queimadas ativos do que as bandas termais, (WOOSTER et al., 2013). Uma vez que o sensor AVHRR não foi projetado especificamente para detecção de queimadas, ele satura o pixel em uma temperatura 320 a 331 K, (ROBINSON, 1991), bem abaixo da temperatura de queimada. De acordo com (LAL; SUBRAHMANYAM, 2008), a lei de Wien (ou lei do deslocamento de Wien) é a lei da física que relaciona o comprimento de onda na qual se situa a máxima emissão de radiação eletromagnética de corpo negro e sua temperatura, como mostra a eq.(55).

$$\lambda_{max} = \frac{b}{T} \quad (55)$$

Na qual, λ_{max} é o comprimento de onda (em metros) na qual a intensidade da radiação eletromagnética é máxima; T é a temperatura do corpo negro em kelvin (K), e b é a constante de proporcionalidade, chamada constante de dispersão de Wien, dada por 0.0028977685, em kelvin-metros, (GE4250, 2014). Portanto, para uma temperatura de 500 K, tem-se como eq.(56).

$$\lambda_{max} = \frac{0.0028977685}{500} \sim 5.8 \quad (56)$$

E para uma temperatura de 1000 K, tem-se, como eq.(57).

$$\lambda_{max} = \frac{0.0028977685}{1000} \sim 2.9 \quad (57)$$

Considera-se que a técnica de limites fixos é utilizada para discriminação de objetos de uma cena, (JAIN; KASTURI; SCHUNCK, 1995). Em casos simples, as imagens tendem a apresentar histogramas bimodais que podem ser segmentados em duas diferentes regiões, por meio da separação dos pixels que possuem valores maiores que um valor predefinido pertencente à cena e dos pixels que possuem valores menores que o limite (GONZALEZ; WOODS, 2002). Este conceito se deve ao fato de que imagens digitais podem ser interpretadas como uma superfície topográfica na qual a resposta espectral dos pixels ou DN's pode assumir uma elevação representativa neste ponto, (NAVULUR, 2006). Ainda de acordo com (NAVULUR, 2006), quando não existe um conhecimento acerca do comportamento espectral e da fenomenologia do elemento outras técnicas como data mining, análises estatísticas e histogramas podem ser levados em consideração para a aquisição deste conhecimento.

5.2 ANÁLISE ESTATÍSTICA

De acordo com (KOSCHAN; ABIDI, 2008), a utilização de histogramas e valores de threshold na segmentação de uma imagem pode ser visto no exemplo de uma imagem de nível de cinza. Ainda de acordo com (KOSCHAN; ABIDI, 2008), no primeiro passo de processamento, a frequência do aparecimento de cada nível de cinza é calculada em um histograma de intensidade ao longo de toda a imagem. Em seguida, os máximos e mínimos (picos e vales) são determinados em uma função dada por um histograma de frequências. Os mínimos formam os limites do intervalo para a segmentação, (KOSCHAN; ABIDI, 2008).

Esta técnica pode ser expandida para a segmentação de imagens coloridas. No caso mais simples, o sinal da cor pode ser combinado por uma função F unidimensional, (HARRABI; BRAIEK, 2012). A função F pode ser definida, por exemplo, para os valores RGB de r , g , e b , padronizado pela eq.(58), (BONSIEPEN; COY, 1991).

$$F(r, g, b) = \frac{(0.25r+4g-b)}{5} \quad (58)$$

Os melhores resultados são geralmente obtidos quando um ou dois histogramas tridimensionais são calculados para os componentes da cor, (BONSIEPEN; COY, 1991). Para esse procedimento, um espaço de cor deve primeiro ser selecionado. Qual espaço de cor é mais adequado depende, por sua vez, da aplicação. Quando histogramas unidimensionais são usados, um histograma é calculado para cada canal de cor e os máximos e mínimos são determinados em cada histograma, (CECHINEL, 2000). A lista pode ser posteriormente elaborada para o máximo que é encontrado. Estes podem ser dispostos de acordo com o número de frequências determinadas, ou um coeficiente de ponderação pode ser estabelecido (por exemplo, a tonalidade é mais um fator decisivo de brilho), (WOLFRAM, 2012). A segmentação de imagens coloridas pode ser aplicada com esta técnica, utilizando os seguintes passos de processamento, retirados de (WOLFRAM, 2012).

0. Crie uma lista vazia para a imagem inteira.

1. Observe qual é a próxima região a ser segmentada. Se não existirem mais regiões a segmentação terminou.
2. Escolha o máximo com a cor de maior prioridade. Se não existirem mais, marque a região como uniforme e volte para o passo 1.
3. Determine os valores de threshold.
4. Selecione as regiões conectadas e coloque-as na lista de regiões.
5. Retorne ao passo 1.

Além disso, os relacionamentos de elementos vizinhos podem ser incluídos na segmentação, a fim de preencher pequenos furos nas regiões, (WOLFRAM, 2012).

O histograma dos dados estudados na presente tese, foram desenvolvidos no software MINITAB e mostram o seguinte comportamento dos dados nos respectivos canais do sensor AVHRR, canal 1 (Figura 29), canal 2 (Figura 30), canal 3 (Figura 31), canal 4 (Figura 32) e canal 5 (Figura 33).

Figura 29 - Histograma dos dados no canal 1 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

Figura 30 - Histograma dos dados no canal 2 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

Figura 31 - Histograma dos dados no canal 3 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

Figura 32 - Histograma dos dados no canal 4 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

Figura 33 - Histograma dos dados no canal 5 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

Em mais detalhes, a Figura 34 apresenta uma análise aprofundada do canal 3 em relação aos seguintes dados.

Figura 34 - Sumário da Análise dos dados no Canal 3 do sensor AVHRR

Fonte: autoria própria

O método de Anderson-Darling (STEPHENS, 1974) é usado para testar se uma amostra de dados provém de uma determinada distribuição. Trata-se de uma modificação do teste Kolmogorov-Smirnov (KS). O teste KS é de distribuição gratuita, no sentido de que os valores críticos não dependem da distribuição específica, (FRANKENBERG, 2012). Isto tem a vantagem de permitir um exame mais sensível e a desvantagem de que os valores críticos devem ser calculados para cada distribuição, (SCUDINO, 2008). Esse teste se apresenta como uma medida quantitativa de quanto uma amostra de dados pode ser representada por uma distribuição normal e é baseada na integral apresentada na eq.(59), (STATISTICS, 2012).

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(u)du \quad (59)$$

Essa equação pode ser utilizada para converter os dados para uma distribuição uniforme se a distribuição proposta estiver correta. O teste de Anderson-Darling compara o quão próximo os valores de $F(x_1)$, $F(x_2)$, ..., $F(x_n)$ estão para a distribuição Uniforme (0, 1), (MONTGOMERY; RUNGER, 2002).

Tem-se que, de acordo com o teste de Anderson-Darling, se o teste de normalidade apresentar o parâmetro “P-Value” menor que 0,05 então os dados não estão bem representados por uma distribuição normal, (BALASTRASSI, 2007).

O valor recebido pela análise dos dados da amostra de teste apresentou P-Value igual a 0,005, muito abaixo do parâmetro indicado no teste. Portanto, de acordo com esse teste, pode-se dizer que os dados não são bem representados por uma distribuição normal.

A média dos valores de temperatura apresentados no canal 3 foi de 306,31 graus em Kelvin. O desvio padrão apresentou o valor de 8,52 e uma alta variância de 72,51.

A assimetria (medida pelo parâmetro *Skewness*) é empregada em relação ao histograma dos dados e à sua distribuição. Esse coeficiente de medida é projetado de forma que se possa ter uma avaliação sobre uma possível assimetria da função de densidade em torno da média, definido por (PEARSON, 1895) em eq.(60).

$$Skewness: \alpha_3(X) = \frac{\mu_3}{(\sqrt{\mu_2})^3} \quad (60)$$

Sendo que, $(\sqrt{\mu_2})^3$ é igual a $[VAR(X)]^{\frac{1}{2}}$, denotando o desvio padrão, (PEARSON, 1895). Se a distribuição for simétrica em torno da média então, com α_3 igual a 0 a conversão não se sustenta, (SPANOS, 1999).

Analisando o histograma do canal 3, nota-se que existe um elevado pico à esquerda e outro pico menor à direita da distribuição. Sabendo-se que uma medida de assimetria positiva indica uma distribuição tendenciada para a direita, assimetria negativa indica assimetria tendenciada para a esquerda e assimetria igual a zero indica que a distribuição não é assimétrica, (KALTENBACH, 2012), o valor de Skewness igual a 0,029237 indica que a distribuição apresentada pelos dados da banda 3 é levemente tendenciada para a direita.

Kurtosis (ou curtose) é um parâmetro que descreve a forma da distribuição da probabilidade de variáveis aleatórias, (UKY, 2013), em outras palavras, pode-se pensar no coeficiente de kurtosis como uma medida que indica se uma distribuição simétrica quando comparada com uma distribuição normal contém o final “afinalado”, ou picos mais acentuados, (MINITAB, 2013). O termo provém da palavra grega *κύρτωση* a qual significa “curvatura da coluna” e tende a ser entendido como o *achatamento* do pico do gráfico em relação às pontas, (MINITAB, 2013).

O coeficiente de assimetria (skewness) permite distinguir entre uma distribuição simétrica e não simétrica, mas ainda deixa o problema de distinguir entre duas distribuições simétricas com formas diferentes, como a normal e a uniforme, (KALTENBACH, 2012).

Uma maneira de distingui-los é conceber uma medida que relacione o achatamento em relação às pontas, e o coeficiente de kurtosis faz exatamente isso. Originalmente proposto por (PEARSON, 1895), o kurtosis é apresentado na proposta de Pearson como mostra a eq.(61).

$$Kurtosis: \alpha_4(X) = \frac{\mu_4}{(\mu_2)^2} \quad (61)$$

A kurtosis negativa indica que a variação é causada principalmente por muitos valores que estão moderadamente longe da média, ao passo que uma kurtosis positiva indica que a variância é determinada por poucos desvios extremos da média, (SPANOS, 1999).

Pelo gráfico do histograma da banda 3 pode-se notar que ocorre uma kurtosis negativa, com muitos valores longe da média devido aos picos das temperaturas apresentadas nessa banda.

Como se pode notar pelas análises anteriores, a distribuição dos dados de temperatura do canal 3 possui elevados picos que podem ser causados por diversos fatores, desde erro na leitura do sensor, reflexão de objetos da superfície ou estouro do pixel, entre outros.

Os algoritmos que consideram apenas limites de temperatura são, na maioria, provenientes da análise dos dados do canal 3 do infravermelho médio do sensor AVHRR, centralizados em $3,75\text{ }\mu\text{m}$. De acordo com a Lei de Wien, a emissão de energia radiativa térmica atinge valores de pico de temperaturas de incêndio em cerca de 500 K para incêndios já consumados e mais de 1000 K para incêndios latentes, que estão em atuação.

No entanto, como o sensor AVHRR não foi projetado para o monitoramento de queimadas, ele saturada o pixel em uma temperatura de brilho de 320-331 K (ROBINSON, 1991), bem abaixo da temperatura de queimada, (LI et al., 2000).

Por exemplo, em um fundo de 300 K, um objeto quente a 1000 K, que ocupa apenas 0,02% da área do pixel e pode elevar a temperatura do brilho de $3,75\text{ }\mu\text{m}$ a 324 K, (LI et al., 2000).

5.3 ÁREA ESTUDADA E O CONJUNTO DE DADOS

A floresta amazônica compreende uma flora rica e variada. É o lar de um grande número de espécies de árvores. Existem três tipos de florestas classificadas nessa floresta: floresta de Igapó, floresta de várzea e floresta de terra firme.

Floresta de Igapó é basicamente composta por palmeiras, não muito altas, as quais vivem constantemente inundadas e enredadas por vinhas e lianas, (WIKI, 2013). É muito rica em espécies vegetais, (WIKI, 2013). Floresta de várzea é mais compacta e nela se destaca a seringueira. Sofre inundações periódicas (cheias). Floresta de terra firme é um pouco inundada, ela mostra as árvores mais altas. Nela estão presentes a castanha comum, o guaraná e a seringueira, (WIKI, 2013).

A temporada de queimadas ocorre durante os meses de junho a agosto e compreende as áreas demarcadas pelo chamado Arco do Desmatamento, (ROCHA; YAMASOE, 2013).

As imagens selecionadas são da área do Arco do Desmatamento e estão localizadas no estado do Tocantins.

As amostras foram coletadas entre os períodos de junho a agosto de 2012. Durante este período, focos de incêndio foram encontrados pelo Centro de Monitoramento de Incêndios do INPE.

O conjunto de dados é composto por imagens selecionadas do satélite NOAA-16N, com os dados em seu formato digitalizado e posteriormente convertido em formato binário, o qual pode ser descrito em um formato de imagem HRPT.

Cada um desses dados tem seu próprio número, Id, Latitude, Longitude, Latitude de GMS, Longitude de GMS, data e hora, que correspondem ao satélite, cidade, estado, UC / TI, o risco observado e risco previsível. Essas imagens foram coletadas na estação de Cachoeira Paulista, INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais). A tabela do Anexo B apresenta amostras de cada canal do sensor AVHRR NOAA-16, esses dados foram adquiridos do INPE de cachoeira paulista em agosto de 2012. A tabela do Anexo B contém uma amostra dos dados que são utilizados para o processamento na tese.

Como o algoritmo utiliza as informações de pixels nesse nível, muitas variáveis devem ser levadas em consideração para que a classificação ocorra com resultados confiáveis, por conseguinte, a aplicação de Lógica Fuzzy foi considerada para esse processo.

Figura 35 - Exemplo de imagem do NOAA-16 adquirida do INPE de Cachoeira Paulista.

Fonte: autoria própria

A Figura 36 mostra o gráfico de probabilidade de cada canal para os valores da tabela do Anexo B.

Figura 36 - Gráfico de Probabilidade para cada canal

Fonte: autoria própria

A partir de uma análise visual deste gráfico pode-se verificar que, como esperado, para detecção de queimadas, o canal 3 apresenta uma maior separabilidade em relação aos canais 4 e 5.

Para avaliar o comportamento da distribuição dos dados, estimar os percentuais e comparar as diferenças entre as distribuições da amostra utiliza-se a Função de Distribuição Empírica ou Cumulativa (do inglês, CFD – Cumulative Distribution Function), (MEKO, 2012).

A CFD é utilizada para visualizar a estimativa de distribuição dos parâmetros e quantas vezes cada valor é observado nos dados (em azul na Figura), (MINITAB, 2013). Essa análise é útil para estimar qual função Fuzzy poderá ser utilizada para a representação dos dados no sistema Fuzzy. A Figura 37 apresenta a CFD para os dados de amostra do canal 3.

Figura 37 - Aplicação da Função de Distribuição Cumulativa Empírica sobre os dados do Canal 3

Fonte: autoria própria

A análise do resultado apresentado na função implica é de que a média dos valores é de 306,3 e o desvio padrão é de 8,515. Cerca de 80% dos valores estão abaixo de 313,478 como mostra a Tabela 10.

Tabela 10 - Porcentagem de cada valor do Canal 3 na amostra de dados.

Porcentagem	Canal 3
0	255,238
0	258,523
0,00001	262,037
0,0001	265,834
0,001	269,994
0,01	274,643
0,1	279,997
1	286,502
2	288,823
3	290,296
4	291,404

5	292,305
6	293,072
7	293,744
8	294,347
9	294,894
10	295,398
20	299,145
30	301,846
40	304,154
50	306,311
60	308,469
70	310,777
80	313,478
90	317,224
91	317,728
92	318,276
93	318,878
94	319,551
95	320,318

A CDF é similar à função de probabilidade, porém, diferente desta, as escalas de uma CDF não são transformadas e a distribuição ajustada não apresenta uma linha reta.

5.4 ABORDAGEM FUZZY

Os Sistemas Fuzzy oferecem um método generalizado para representar conceitos, ideias e proposições abstratas, (ZADEH, 2008).

Nesses sistemas, a distinção entre um número e seu próximo, entre um intervalo e o próximo intervalo, entre um conceito e o próximo conceito é indefinida, ou seja, não é clara. Desta forma, os conjuntos de variáveis discretas se tornam um caso especial de uma variável Fuzzy. Outra vantagem dos sistemas Fuzzy se refere aos muitos conceitos de sistemas especialistas que podem ser incorporados aos sistemas Fuzzy. As regras de um sistema especialista podem ser desenvolvidas pelo operador de inferência do sistema Fuzzy, (WANG, 1997).

Esta tese propõe avaliar o uso da Lógica Fuzzy sobre os valores de temperatura do canal 3 do sensor AVHRR para a classificação de queimadas, uma vez que as regras definidas para esta classificação, até o presente momento, se baseiam em avaliações empíricas sobre os dados. Uma classificação baseada em Lógica Fuzzy é uma abordagem multivalorada que se baseia na técnica de classificação por meio de regras que são utilizadas para explorar a similaridade das assinaturas espectrais para uma dada classe e para explorar a sobreposição entre as classes. Para uma situação onde se possui n classes, a classificação Fuzzy inclui graus de pertinência n -dimensionais que descrevem a similaridade das classes de um objeto obj entre as n diferentes classes, como apresentado em eq.(62).

$$f_{class,obj} = [\mu(obj), \mu_{class_1}(obj), \dots \mu(obj)] \quad (62)$$

Assim sendo, o conjunto Fuzzy A em U é então representado por um conjunto de pares ordenados $(\mu A(u), u)$, no qual $\mu A(u)$ é chamado de função de pertinência (membership function-MF) e $u \in U$. A função de pertinência mapeia cada elemento do universo U em um valor entre 0 e 1. U representa o universo de discurso, isto é, o espaço Fuzzy completo de variação de uma variável do modelo, definido em eq.(63)

$$A = \{\mu A(u)/u\} = \{(\mu A(u), u) | u \in U\} \quad (63)$$

De acordo com (NAVULUR, 2006), técnicas como a classificação supervisionada do k-Means são técnicas de classificação discreta que resultam em uma assinatura binária (0 ou 1) de um objeto pertencer à classe cuja função de pertinência é a maior. Na classificação discreta, cada objeto pertence a uma classe específica, apesar da fraca correlação entre o objeto e os atributos da classe, (NAVULUR, 2006). Por outro lado, as regras do conjunto Fuzzy contêm informações sobre a confiabilidade geral, estabilidade e combinação das classes a qual o objeto pertence, (NAVULUR, 2006).

Como regra geral, o início da construção de um sistema Fuzzy envolve obter uma coleção de regras do tipo IF-THEN (se então) a partir do conhecimento do especialista baseando-se no domínio do problema.

O próximo passo é combinar essas regras em um sistema com entradas e saídas, como apresentado na Figura 38, adaptada de (MENDEL, 1995). Diferentes sistemas Fuzzy utilizam

diferentes princípios para essa combinação. Uma função de pertinência μ_a de um conjunto discreto é mapeada da forma eq.(64), (LEE, 2005).

$$\mu_a: X \rightarrow \{0,1\} \quad (64)$$

Figura 38 - Diagrama dos processos envolvidos no desenvolvimento de sistemas Fuzzy

Fonte: Mendel (1995)

Ou seja, um algoritmo de reconhecimento de padrões, quando aplicado a um objeto p , produz o grau de pertinência $\mu_F(p)$ de p em uma classe F , (MARIN; BARRETO, 2003).

Quando p pode ser modelado como uma palavra de primitivas que podem ser derivadas de uma gramática formal, um algoritmo de reconhecimento de padrões consistirá de um procedimento para análise dessa gramática, (MOHR; PAVLIDIS; SANFELIU, 1990).

Mas o grau de pertinência de um objeto em uma classe pode também ser considerado pelo grau de similaridade que esse objeto tem em relação aos outros objetos da classe, (YAZICI; AKKAYA, 2000). Quando a descrição do algoritmo de reconhecimento é conhecida, esse algoritmo é tido como sendo transparente, se tal descrição não for conhecida, ele é tido como opaco, (ZADEH, 1976).

A *Fuzzificação* pode ser apresentada em diferentes níveis para um problema de reconhecimento de padrões, como: padrões de classes, valores para as características e para algoritmos de reconhecimento transparentes.

Para definir um conjunto Fuzzy, tem-se X como um conjunto clássico e $u: X \rightarrow [0, 1]$ como função de X no intervalo real $[0,1]$, denominada 'função de pertinência'. Um subconjunto Fuzzy de X é um conjunto de pares ordenados $\{(x, u(x)); x \in X\}$.

Na lógica clássica, tem-se a tabela-verdade de dois conjuntos P e Q , para o conectivo 'e ($\wedge$)' dada por:

Tabela 11 - Tabela-verdade de dois conjuntos P e Q.

$\wedge$	0	1
0	0	0
1	0	1

Na qual a tabela interpreta a função do conectivo 'e ($\wedge$)': $\{0, 1\} \times \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$.

Se u e v são conjuntos Fuzzy, o conceito acima é dado por meio de uma função denominada *T-Norma*, que possui as propriedades a seguir, (SOUZA, 2003).

1. $T(1, p) = p$, para todo $p \in [0, 1]$;
2. $T(p, q) = T(q, p)$, para todos $p, q \in [0, 1]$;
3. Se $p \leq w$ e $q \leq w$, então $T(p, q) \leq T(w, w)$;
4. $T(p, T(q, w)) = T(T(p, q), w)$, para todos $p, q, w \in [0, 1]$.

Ainda de acordo com (SOUZA, 2003), considera-se $T(p, q) = \min \{p, q\}$, como uma T-Norma, outros exemplos de T-Normas utilizadas para generalizar conjunções ou interseções entre conjuntos Fuzzy são os seguintes:

1. $T(p, q) = p \cdot q$ - produto algébrico;
2. $T(p, q) = \max \{0, p+q-1\}$ - diferença limitada

Uma função $c: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ é um complementar Fuzzy de um conjunto Fuzzy u , se e somente se, (SOUZA, 2003):

1. $c(0)=1$ e $c(1)=0$;
2. Para todo $p, q \in [0, 1]$, se $p \leq q$ então $c(q) \leq c(p)$;
3. $c(c(p))=p$, para todo $p \in [0, 1]$;
4. c é uma função contínua.

O exemplo clássico de complementar de conjunto Fuzzy u é $c(u(x)) = 1-u(x)$, para todo $x \in X$.

A Fuzzificação é o primeiro passo para o processo de desenvolvimento da Lógica Fuzzy. Esse processo converte as entradas da Fuzzy em informações que o mecanismo de inferência pode facilmente utilizar para ativar e aplicar as regras que são previamente definidas. Nesse estágio, as entradas Crisp (discretizadas) são convertidas em valores de entradas Fuzzy. No sistema, duas variáveis de entrada são consideradas:

1. PixelValue – que representa o valor original do pixel, valor este adquirido do sensor;
2. HousekeepingDiagnosticParameter – representa uma estimativa das condições gerais do sistema.

5.4.1 Modelo Fuzzy de Takagi e Sugeno

O modelo Fuzzy inicialmente sugerido por Takagi e Sugeno em 1985, (TAKAGI; SUGENO, 1985) pode representar ou modelar uma classe genérica de sistemas não lineares estáticos ou dinâmicos. Esse modelo se baseia na “partição Fuzzy” do espaço de entrada e pode ser visualizado como uma expansão da partição linear representada por eq.(65).

R^i : Se x_1 pertence a A_1^i e x_2 pertence a A_2^i , ..., e x_m pertence a A_m^i então $y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m$

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^c w^i y^i}{\sum_{i=1}^c w^i}, w^i = \min_{j=1}^m A_j^i(x_j) \quad (65)$$

Onde R^i ($i = 1, 2, \dots, c$) representa a i ésima regra Fuzzy, e x_j ($j = 1, 2, \dots, m$) é a entrada e y^i é a saída da regra da Fuzzy R^i .

5.4.2 Definição do modelo Fuzzy para queimadas

Para definir formalmente o conjunto Fuzzy, X é definido como $u: X \rightarrow [0, 1]$. Um subconjunto Fuzzy X é um conjunto de pares ordenados $\{(x, u(x)); x \in X\}$. O grau de pertinência ou função de pertinência de um conjunto Fuzzy representa as propriedades semânticas dos conceitos embutidos. As principais funções de pertinência são:

- Linear;
- Curva Z;
- Sigmoid;
- Pi;
- Beta;
- Gaussiana;
- Trapezoidal e,
- Triangular.

Esta tese apresenta as funções Gaussiana, Triangular e Trapezoidal para representar o universo Fuzzy das variáveis semânticas.

A função gaussiana obedece à seguinte equação eq.(66).

$$f(x) = e^{\frac{-(x-b)^2}{2c^2}} \quad (66)$$

A função trapezoidal obedece a seguinte equação eq.(67) e eq.(68).

$$f(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & \text{if } (x \leq a) \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } (a \leq x \leq b) \\ 1 & \text{if } (b \leq x \leq c) \\ \frac{(d-x)}{d-c} & \text{if } (c \leq x \leq d) \\ 0 & \text{if } (d \leq x) \end{cases} \quad (67)$$

$$f(x, a, b, c, d) = \text{MAX} \left(\text{MIN} \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (68)$$

A função triangular obedece as seguintes equações eq.(69) e eq.(70).

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{if } (x \leq a) \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } (a \leq x \leq b) \\ \frac{(c-x)}{c-b} & \text{if } (b \leq x \leq c) \\ 0 & \text{if } (c \leq x) \end{cases} \quad (69)$$

$$f(x, a, b, c) = \text{MAX} \left(\text{MIN} \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (70)$$

A Figura 39 mostra a função de pertinência aplicada à variável de entrada PixelValue. Essa variável representa os valores dos dados adquiridos do canal 3 do sensor AVHRR e convertidos em temperatura, da série de satélites NOAA. Os pixels são considerados pixels de queimada quando seus valores estiverem dentro da faixa [0 a 450], devido à natureza intrínseca desta abordagem de definição empírica deste limite, a função Gaussiana é aplicada para representar esta variável. Os valores semânticos definidos para representar como um pixel pode ser classificado são:

- Fraco – o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é muito baixa e o valor de pertinência para que esse pixel seja um pixel de queimada é muito baixo. Sua faixa varia de [0 to 450], seguindo os limites do algoritmo de Setzer, e seus parâmetros para a Função Gaussiana são [67.5 0] nos quais $b=67.5$ e $c=0$, em eq.(71);

$$y=\text{gaussmf}(x, [67.5\ 0]) \quad (71)$$

- Bom – o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é boa e o valor de pertinência para que esse pixel seja um pixel de queimada é razoável, não sendo este não muito fraco nem muito alto, sua faixa varia de [0 a 450] e seus parâmetros para a função Gaussiana são [67.5 225] os quais $b=67.5$ e $c=255$, em eq.(72);

$$y=\text{gaussmf}(x, [67.5\ 225]) \quad (72)$$

- Excelente - o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é excelente e o valor de pertinência para que esse pixel seja um pixel de queimada é muito alto devido a este valor. Sua faixa varia de [67.5 450] os quais $b=67.5$ e $d=450$, em eq.(73);

$$y = \text{gaussmf}(x, [67.5\ 450]) \quad (73)$$

Figura 39 - Função de pertinência para a variável de entrada PixelValue

Fonte: autoria própria

A Figura 40 mostra a função de pertinência para a variável de entrada *HousekeepingDiagnosticParameter*. Esta variável representa o estado geral do computador de bordo onde os dados estão sendo armazenados. É importante, em um sistema de tempo real, monitorar o estado dos parâmetros de telemetrias de alta prioridade, mais ainda pelo fato de o computador estar sendo executado em um ambiente crítico, com diversas ameaças externas que podem ser prejudiciais ao cumprimento da missão. Os valores semânticos definidos para representar como os parâmetros de Housekeeping e Diagnose a bordo do satélite podem ser classificados são:

- Ruim – indica que, no geral, as condições do satélite apresentam alguns problemas que podem ser críticos para sua operação normal e, processar informações dos dados nestas condições pode afetar o resultado final da classificação do pixel. Sua faixa varia de [0 1] e seus parâmetros para a função triangular são [-0.4 0 0.4] nos quais $a=-0.4$, $b=0$ e $c=0.4$, em eq.(74);

$$y = \text{trimf}(x, [-0.4 \ 0 \ 0.4]) \quad (74)$$

- Bom – indicando que, no geral, as condições do satélite apresentam alguns pequenos problemas, mas o estado geral é seguro para o funcionamento normal das operações no satélite e, processar informações neste ambiente não afetará os resultados finais. Sua faixa varia de [0 1] e seus parâmetros para a função triangular são [0.1 0.5 0.9] nos quais $a=0.1$, $b=0.5$ e $c=0.9$, em eq.(75);

$$y = \text{trimf}(x, [0.1 \ 0.5 \ 0.9]) \quad (75)$$

- Excelente – indica que, no geral, as condições do satélite não apresentam problema algum e o sistema se encontra em uma condição ótima para completude de suas operações. Processar dados nesta condição não afetará em nada os resultados finais da classificação. Sua faixa varia de [0 1] e seus parâmetros para a função triangular são [0.6 1 1.4] os quais $a=0.6$, $b=1$ e $c=1.4$, em eq.(76).

$$y = \text{trimf}(x, [0.6 \ 1 \ 1.4]) \quad (76)$$

Figura 40 - Função de pertinência para a variável de entrada HK

Fonte: autoria própria

A saída da Fuzzy é representada pela variável *FirePixel* como mostra a Figura 41.

Figura 41 - Saída do sistema Fuzzy

Fonte: autoria própria

A representação semântica para estes valores são:

- MuitoBaixo – indica que a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é muito baixa, sua faixa está entre [0 1.3] e seus parâmetros para a função Gaussiana são [0.195 0.2171] os quais $b=0.195$ e $c=0.2171$, em eq.(77);

$$y = \text{gaussmf}(x, [0.195 \ 0.2171]) \quad (77)$$

- Mediano – indica que a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é mediana, nem baixa nem alta, sua faixa está entre [0 1.3] e seus parâmetros para a função Gaussiana são [0.195 0.65] nos quais $b=0.195$ e $c=0.65$, em eq.(78);

$$y = \text{gaussmf}(x, [0.195 \ 0.65]) \quad (78)$$

- MuitoAlta – indica que a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é muito alta, sua faixa varia de [0 1.3] e seus parâmetros para a função Gaussiana são [0.1909 1.04] nos quais $b=0.1909$ e $c=1.04$, em eq.(79);

$$y = \text{gaussmf}(x, [0.1909 \ 1.04]) \quad (79)$$

A Figura 42 mostra uma simulação para as variáveis de entrada propostas acima com os respectivos valores:

- PixelValue = 380;
- HousekeepingDiagnosticParameter = 0.5;
- FirePixel = 0.78;

Figura 42 - Visualização das regras para o Sistema Fuzzy proposto

Fonte: autoria própria

As regras foram definidas como se segue.

1. If (PixelValue is excellent) then (FirePixel is veryHigh);
2. If (PixelValue is weak) then (FirePixel is veryLow)
3. If (PixelValue is good) then (FirePixel is average)
4. If (housekeepingDiagnosticParameter is bad) then (FirePixel is veryLow)
5. If (housekeepingDiagnosticParameter is good) then (FirePixel is average)
6. If (housekeepingDiagnosticParameter is excellent) then (FirePixel is veryHigh)

A Figura 43 mostra a função de pertinência Trapezoidal aplicada à variável de entrada PixelValue. Os pixels são considerados pixels de queimada quando seus valores estiverem dentro da faixa [0 a 450], esse teste mostra os resultados obtidos a partir da definição da função trapezoidal, no lugar da Gaussiana, para modelagem da variável PixelValue.

Os valores semânticos definidos continuam os mesmos para representar como um pixel pode ser classificado e são definidos como:

- Fraco – o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é muito baixa e a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é muito baixa. Sua faixa varia de [0 to 450], seguindo os limites do algoritmo de Setzer, e seus parâmetros para a função Trapezoidal são [0 36.87 98.85 195.9], definidos em eq.(80);

$$y = \text{trapmf}(x, [0 \ 36.87 \ 98.85 \ 195.9]) \quad (80)$$

- Bom – o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é boa e a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é razoável, não sendo este não muito fraco nem muito alto, sua faixa varia de [0 a 450] e seus parâmetros para a função Trapezoidal são [192 320 350 450], definidos em eq.(81);

$$y = \text{trapmf}(x, [192 \ 320 \ 350 \ 450]) \quad (81)$$

- Excelente - o qual representa, semanticamente, que a intensidade do fogo é excelente e a pertinência do pixel analisado para que esse seja um pixel de queimada é muito alta devido a este valor. Sua faixa varia de [322 419 481 578], definidos em eq.(82);

$$y = \text{trapmf}(x, [322 \ 419 \ 481 \ 578]) \quad (82)$$

Figura 43 - Função de pertinência trapezoidal para a variável de entrada PixelValue

Fonte: autoria própria

A Figura 44 mostra uma simulação para as variáveis de entrada propostas acima para o teste da função trapezoidal com os respectivos valores:

- PixelValue = 320;
- HousekeepingDiagnosticParameter = 0.5;
- FirePixel = 0.8140;

Figura 44 - Visualização das regras para o Sistema Fuzzy proposto

Fonte: autoria própria

Verifica-se que a decisão de qual função utilizar para modelar a variável PixelValue depende de como se espera que o comportamento do sistema seja modelado. A utilização da função trapezoidal mostrou-se ser mais adequada em relação ao funcionamento real de como as duas variáveis (PixelValue e HousekeepingDiagnosticParameter) devem interagir, porém, como pode ser visto em (GANSELLI, 2014), ela possui maior custo de desempenho em um sistema embarcado.

5.4.3 Implementação da Lógica Fuzzy embarcada

Para a implementação da Lógica Fuzzy embarcada, diversos trabalhos podem ser destacados, porém, para esta tese, destaca-se a implementação realizada por Ganselli, em (GANSELLI, 2014). Na dissertação de Ganselli, esse apresenta as dificuldades técnicas da implementação de uma Lógica Fuzzy, assim como as diferenças das funções de pertinência da Fuzzy em relação ao desempenho do algoritmo, a avaliação qualitativa e calibração do sistema Fuzzy, assim como toda a parte de importação dos dados no sistema embarcado, verificação de integridade

e execução do método matricial proposto. Como resultados, (GANSELLI, 2014) apresenta os testes de validação do sistema implementado, a influência da defuzzificação e testes de desempenho, primordiais quando se considera um ambiente embarcado.

O fluxograma do sistema embarcado, implementado por Ganselli, em (GANSELLI, 2014), é apresentado pela Figura 45, abaixo.

Figura 45 - Fluxograma dos componentes implementados por Ganselli em (GANSELLI, 2014).

Fonte: Ganselli, (2014)

No primeiro passo, (GANSELLI, 2014) realiza a verificação da validação dos dados de entrada, que é composta por uma matriz de dados discretizados, da mesma forma que os dados de entrada produzidos pelo canal 3 de infravermelho médio do sensor AVHRR. Nessa validação, Ganselli, em (GANSELLI, 2014), verifica se o número de linhas e colunas contém o valor esperado, o mesmo tipo de verificação deve ser efetuado para os dados de entrada do sistema Fuzzy a ser implementado para identificação de queimadas em um sistema embarcado, considerando-se esse passo como validação da quantidade de dados recebidos pelo sensor. Em uma segunda verificação, Ganselli, em (GANSELLI, 2014), realiza uma análise para verificar se os dados contidos nas matrizes contém alguma incoerência. Da mesma forma, sabendo-se que os dados recebidos do sensor podem conter ruídos, (ZHOU; WU; ZHANG, 2010), essa mesma análise pode ser realizada de modo a aumentar a confiabilidade do sistema. Após

essas verificações, (GANSELLI, 2014) realiza o processamento na Lógica Fuzzy proposta por ele no ambiente embarcado.

5.4.4 O Processo de Defuzzificação

O processo de defuzzificação consiste em converter o conjunto Fuzzy em um valor numérico, ou seja, a variável linguística que representa a variável de saída deve ser convertida em um valor numérico, (CONTROL, 1997).

Os métodos mais conhecidos para o processo de defuzzificação de um conjunto Fuzzy em um conjunto discreto são: método do centroide, método do centro de máximo e método da média do centro de máximo, (BADIRU; CHEUNG, 2002).

Dentre esses métodos, o cálculo do centroide é o método mais popular utilizado atualmente. Em um conjunto discreto de valores a saída $\mathfrak{R}$ é dada pelo centro de massa ou centro de gravidade de todos os elementos obtidos pelas regras de decomposição. Neste caso, n indica o número de saídas, d_i representa a variável de saída para a faixa de valores i e $\mu_A(d_i)$ é o valor resultante da função de pertinência aplicada.

Finalmente, o centroide da região da Fuzzy é calculado por meio da média ponderada das regiões, como em eq.(83).

$$R = \frac{\sum_{i=0}^n d_i \mu_A(d_i)}{\sum_{i=0}^n \mu_A(d_i)} \quad (83)$$

De acordo com (ROYCHOWDHURY; WANG, 1996) conceitualmente o principal objetivo do defuzzificador é especificar um ponto que melhor representa o conjunto Fuzzy. Isso é semelhante à média em um conjunto de variáveis randômicas. Entretanto, uma vez que o conjunto Fuzzy é construído considerando diversos parâmetros de valores semânticos, tem-se um número de escolhas para se determinar qual o valor desse ponto representativo do conjunto. Os três seguintes critérios devem ser considerados quando na escolha de um método de defuzzificação.

Considerando que o defuzzificador foi definido como um mapeamento do conjunto Fuzzy B' em $V \subset \mathbb{R}$ (que representa a saída do sistema Fuzzy) para um ponto de valor discretizado $y^* \in V$:

- Plausibilidade: o ponto y^* deve representar B' de forma intuitiva, por exemplo, ele deve estar, aproximadamente, na metade de B' ou possuir um valor maior que o grau de pertinência de B' .
- Simplicidade Computacional: esse critério é particularmente importante para o sistema Fuzzy projetado nesta tese, pois o ambiente computacional projetado para o sistema é um ambiente embarcado de tempo real.
- Continuidade: uma pequena mudança em B' não deve resultar em grandes mudanças em y^* .

6 RESULTADOS

Os resultados dizem respeito à simulação do modelo Fuzzy proposto, apresentado na metodologia.

6.1 RESULTADOS DO MODELO FUZZY

As simulações foram realizadas com um banco de dados que inclui 106 imagens no formato digitalizado com os dados provenientes do canal de infravermelho médio (canal 3) da saída do sensor AVHRR-NOAA sem nenhum tipo de processamento, posteriormente essas imagens foram pré-processadas para o formato HRPT de 16 bits, conforme manual descrito por (ROBEL, 2009), fornecidas pelo INPE de Cachoeira Paulista. As imagens são das mesmas áreas e estão relacionadas com a região do Arco do Desmatamento, na floresta amazônica, adquiridas em dias diferentes e em diferentes meses de 2012. Essa área mostra um aumento de incêndios durante os meses de junho a agosto, já que este é o período em que a maior parte das secas ocorre no Brasil. A utilização da Lógica Fuzzy permite a identificação dos pixels de queimada mesmo quando se analisam os parâmetros que não foram considerados em estudos anteriores.

Não estão inseridos na tabela do Anexo B todos os valores de pixels relacionados aos valores de DNs da banda 3 que foram considerados para a análise do algoritmo, a tabela do Anexo B apresenta apenas alguns valores amostrados, pois esses são em grande quantidade. Para consulta de toda a amostra, recomenda-se entrar em contato com a equipe de suporte do INPE de cachoeira paulista, fornecedor dos dados da amostra.

A seguir são apresentados alguns resultados em relação à simulação do modelo Fuzzy no Matlab tendo como entrada os valores de pixels que foram pré-processados em um ambiente desenvolvido na linguagem de programação Java, e os valores de HousekeepingDiagnosticParameter, que variam de 0 a 1, sendo 0 indicando que o estado geral do sistema pode estar comprometido e valores nessas condições não são confiáveis e 1 indicando que no geral, o sistema se apresenta em condição para apresentar resultados confiáveis para o cálculo da saída do sistema Fuzzy.

Figura 46 - Gráfico de dispersão dos parâmetros de HousekeepingDiagnosticParameter versus os parâmetros de PixelValue versus a saída Fuzzy

Fonte: Leal (2015)

A Figura 46 apresenta a classificação categórica das variáveis PixelValue e HousekeepingDiagnosticParameter juntamente com suas correspondentes saídas Fuzzy.

Como pode ser notado, as saídas Fuzzy são sensíveis às variações do parâmetro de HousekeepingDiagnosticParameter e modelam corretamente o comportamento real desta variável para o valor do pixel de entrada.

Para cada imagem tem-se 2048 pixels referentes ao canal 3 do sensor AVHRR. Na Tabela 12 PV representa a variável PixelValue, HK representa a variável HousekeepingDiagnosticParameter e FOut é a saída da Fuzzy referente ao FirePixel para esses parâmetros. Lembrando-se que o melhor caso para FOut é quando PV e HK estão nos seus valores máximos, ou seja, PV em torno de 320 da função gaussiana e $Hk = 1$, na função triangular. Nesse caso, a saída Fuzzy é de 1, indicando que o pixel possui um grau de pertinência de 1 e ele é considerado um pixel de queimada. No caso contrário, quando o valor do pixel está próximo de zero (valor hipotético) e HK perto de 0, FOut também está próximo de 0.

Tabela 12 - Simulações do parâmetro de HousekeepingDiagnosticParameter, como uma variável categórica, variando de 0 a 1.

PV	HK	FOut	PV	HK	FOut	PV	HK	FOut
296.45	0	0.4585	296.47	0.5	0.6622	296.47	1	0.8419
296.47	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
296.5	0	0.4585	293.09	0.5	0.6603	296.47	1	0.8419
293.12	0	0.46	296.45	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
296.53	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.47	1	0.8419
296.53	0	0.4585	296.47	0.5	0.6622	296.42	1	0.8418
296.55	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
295.69	0	0.4589	296.45	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
296.53	0	0.4585	296.42	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
296.53	0	0.4585	296.42	0.5	0.6622	296.89	1	0.8423
296.55	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.53	1	0.8419
296.53	0	0.4585	296.47	0.5	0.6622	289.85	1	0.8354
296.58	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.45	1	0.8418
296.58	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.5	1	0.8419
296.58	0	0.4585	296.37	0.5	0.6621	296.47	1	0.8419
296.58	0	0.4585	296.45	0.5	0.6622	296.58	1	0.842
296.5	0	0.4585	296.4	0.5	0.6621	296.42	1	0.8418
296.5	0	0.4585	296.21	0.5	0.662	296.21	1	0.8416
296.5	0	0.4585	297.21	0.5	0.6626	296.42	1	0.8418
296.47	0	0.4585	219.47	0.5	0.65	296.42	1	0.8418

O propósito dessa simulação é verificar categoricamente a variação do parâmetro de HousekeepingDiagnosticParameter e como os outros parâmetros se comportam em relação à essa variação.

Como pode ser observado a partir da Tabela 12, quando os valores HousekeepingDiagnosticParameters (HK) variam de 0 a 1, a confiabilidade do parâmetro PixelValue é comprometida e a saída determinada por FOut diminui, conforme o esperado. O gráfico de superfície gerado na Figura 47 serve para visualizar a dependência de uma das saídas em relação às variáveis de entrada, isto é, ele gera e traça um mapa da superfície de saída para o sistema.

As variáveis de entrada para esse gráfico são as variáveis do sistema Fuzzy definidos por PixelValue e HousekeepingDiagnosticParameter enquanto que a variável de saída é representada pela variável FirePixel.

Figura 47 - Mapa de superfície para o sistema Fuzzy

Fonte: autoria própria

Os gráficos de X-Mesh (Figura 48) e Y-Mesh (Figura 49) mostram as variáveis PixelValue e HousekeepingDiagnosticParameter separadas. A função desses gráficos é poder fazer uma análise separada dessas variáveis no espaço.

Retomando os resultados obtidos pela análise estatística dos dados, sabe-se que o desvio padrão dos dados apresentados pelo canal 3 do sensor é muito baixo (8,52), portanto, é de se esperar que a variação dos valores de PixelValue seja pequena. Sabe-se também que o valor mínimo para esse canal seria de 240,95 e o máximo seria de 325,45. Os limites adotados por Setzer para esse canal são de 0 a 450. A Lógica Fuzzy, embora essa mesma variação seja considerada, pode-se melhor modelar os dados pela função gaussiana ou trapezoidal de forma que os resultados produzidos pela função, conforme essa variação relativa ao parâmetro de PixelValue, se torna mais realista.

Figura 48 - Gráfico de X-Mesh em relação à variável PixelValue

Fonte: autoria própria

Figura 49 - Gráfico de Y-Mesh em relação à variável HousekeepingDiagnosticParameter

Fonte: autoria própria

A tabela do Anexo A apresenta uma correlação entre o nome da imagem bruta que foi utilizada nesse documento com os campos relacionados a cada foco que foi identificado pelo INPE. As imagens brutas fazem parte da base de dados desse trabalho enquanto que os campos (Data, hora, satélite, município, estado e risco) foram selecionados a partir do cruzamento das informações que se tem acerca da imagem bruta (destacados pelo próprio nome da imagem). Na imagem bruta, os nomes começam com uma letra S seguida de um identificador de 8 dígitos, seguidos por um caractere de sublinhado, seguido do ano, mês, dia, hora e minutos no qual a imagem pertence. A partir dessas informações, foram selecionados os focos de queimadas identificados pela equipe do INPE pelo algoritmo “GeraFoco”. Esses focos, depois de selecionados no site, podem ser adquiridos por meio de um arquivo texto que conterà as seguintes informações:

- Nr - número sequencial de identificação da imagem no arquivo;
- Lat - Latitude da ocorrência do foco, em grau decimal;
- Long - Longitude da ocorrência do foco, em grau decimal;
- LatGMS - latitude em Graus, Minutos e Segundos, neste sistema, cada grau é dividido em 60 minutos, que por sua vez se subdividem, cada um, em 60 segundos;
- LongGMS - longitude em Graus, minutos e segundos;
- Data (Dia, em formato aaaa-mm-dd, e hora da ocorrência do foco);
- HoraGMT - hora relativa à Greenwich Mean Time;
- Satélite - identificação do satélite que foi utilizado para a identificação do foco;
- Município - em qual município está localizado o foco;
- Estado - em qual estado está localizado o foco;
- País - em qual país está localizado o foco;
- Precipitação - quantidade de chuva (em milímetros) acumuladas nos últimos 15 dias na região;
- NunDiasSemChuva - quantidade de dias sem chuva na região;
- Risco - potencialidade de ocorrência de focos na região, varia de Mínimo (indica ocorrência de foco em áreas onde as condições meteorológicas não são favoráveis a ocorrência deste foco) até Crítico (áreas que, segundo as condições meteorológicas,

são propícias a ocorrerem focos): Valor numérico X classe de risco: [0.00 a 0.15] : "Mínimo" [0.15 a 0.40] : "Baixo" [0.40 a 0.70] : "Normal" [0.70 a 0.95] : "Alto" [0.95 a 1.00] : "Crítico";

- Bioma - tipo da vegetação atingida pelo foco; e
- WRS_Landsat - sistema de Referência WRS é uma notação global usada na catalogação de dados Landsat.

Para a tabela apresentada no Anexo A, foram explicitadas apenas as informações referentes à data, horaGMT, satélite, município, estado e risco, que são as informações mais importantes para esta tese.

Para cada foco identificado, essas informações são preenchidas. Sabe-se que o foco pertence à mesma imagem, pois eles foram identificados na mesma data e hora, com o mesmo satélite, embora possam estar em municípios diferentes, devido à resolução espacial do satélite NOAA-16.

Dentre essas imagens, a Tabela 13 mostra a quantidade de focos que foram identificados na imagem bruta pelo algoritmo Fuzzy e a quantidade de focos apresentada pelo grupo de queimadas do INPE, que foram apresentados na tabela do Anexo A em detalhes.

Tabela 13 - Comparação entre quantidade de focos encontrados no sistema Fuzzy e quantidade de focos encontrados pelo INPE.

Id da Imagem	Qtd. Focos pela Fuzzy	Qtd. Focos pelo INPE
S10332413_201207252332	18	10
S10332413_201207262324	7	4
S10332413_201207272311	10	6
S10332413_201207301138	4	7
S10332413_201208251127	89	112
S10332413_201208261117	86	81
S10332413_201208271104	4	1
S10332413_201208272336	72	65
S10332413_201208282329	33	27
S10332413_201208291223	2	3
S10332413_201208292317	35	32
S10332413_201208301207	4	7

A Tabela 13 apresenta uma comparação da taxa de acerto da abordagem Fuzzy em relação ao método adotado pelo INPE para a identificação de pixels de queimadas, considerando que a quantidade de focos encontrada pelo INPE é a referência correta para essa taxa no processo de validação. Como pode ser notado, a Lógica Fuzzy tende a aumentar a quantidade dos pixels de queimada encontrados. Isso decorre basicamente devido à utilização da função gaussiana sobre os limites para o valor de pixel. Para fins comparativos foram utilizadas 13 imagens que foram selecionadas por possuírem alguma ocorrência de queimada entre as imagens que foram fornecidas pela INPE e os dados do grupo de queimadas, apresentados no site: <http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/> o qual possui o banco de dados disponível na internet acessado por meio desse link.

Uma vez que as análises empíricas são baseadas, no geral, no método de tentativas e erros, não se pode ter certeza da precisão de uma regra induzida empiricamente, uma vez que essa pode ser inválida por um exemplo que ainda não se tenha encontrado.

Sabendo-se que o objetivo da análise empírica é construir regras que são bem-sucedidas, tudo o que é aprendido - tipicamente regras e relações - deve corresponder aos exemplos positivos, mas não aos negativos.

Verificou-se que em alguns casos a Lógica Fuzzy apresentou mais pixels de focos de queimadas presentes na imagem e em outros casos, esses valores foram menores. Por meio de uma análise visual da imagem, verificou-se que nas imagens nas quais a Lógica Fuzzy encontrou mais quantidades de focos, estavam também presentes mais ruídos, os quais, provavelmente perturbaram a identificação por meio do algoritmo de Setzer e foram “suavizados” por meio da função de pertinência da Lógica Fuzzy.

Figura 51 - Análise visual da imagem S10332413_201207262324, retirada do site de Queimadas – INPE.

Fonte: <http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>

Da mesma forma que a Figura 50, na Figura 51 acima, verifica-se, visualmente, que a maioria dos focos de queimadas identificados permanecem em áreas cobertas por nuvens ou fumaças, o que também implica que a alta estimativa da Lógica Fuzzy ocorre a esse tipo de ruído na imagem.

Figura 52 - Análise visual da imagem S10332413_201208251127, retirada do site de Queimadas – INPE.

Fonte: <http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>

Na imagem S10332413_201208251127, da Figura 52, apresentada acima, retirada do site de queimadas, verifica-se uma grande quantidade de focos de queimadas encontrados, sendo alguns deles sem a interferência de nuvens ou fumaças na imagem, a discrepância entre a quantidade de focos encontrados pelo algoritmo Fuzzy e o algoritmo de Setzer ainda pode ser descrita pela presença de nuvens ou fumaças.

Figura 53 - Análise visual da imagem S10332413_201208271104, retirada do site de Queimadas – INPE.

Fonte: <http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>

Para a imagem S10332413_201208271104, apresentada acima na Figura 53, retirada do site de queimadas, embora se visualize 4 focos de queimadas identificados pelo algoritmo de Setzer, apenas 1 foi reportado de fato (na cidade de Pium), a Fuzzy calculou, da mesma forma, 4 focos de queimadas para essa imagem.

A análise empírica realizada sob os dados, como no algoritmo de Setzer, parece ser adequada mesmo quando a imagem não está bem definida ou com poucos ruídos. Sabendo-se que em um ambiente embarcado essa situação nem sempre é possível, a aplicação de uma lógica computacional para favorecer a correta identificação dos pixels de queimadas, mesmo em situação onde esses apresentam ruídos, é válida.

7 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Tendo em vista os aspectos negativos observados na ocorrência de queimadas, pôde-se observar que os métodos de identificação de queimadas são de suma importância para combate e monitoração das áreas onde as queimadas ocorrem.

Foram apresentados diversos métodos de identificação de queimadas, dentre eles, o método atualmente adotado pelo INPE, definido em (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013).

Verificou-se que o método proposto em (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013) define os limites dos valores de DN que identificam os pixels de queimada por meio de análises empíricas que foram realizadas nos dados do canal de infravermelho médio, do satélite NOAA-16.

Outras iniciativas também foram propostas, entre elas, destacando-se o método adotado no satélite BIRD, o qual utiliza uma rede neural artificial treinada de modo a identificar os focos de queimada em tempo real.

Levando-se em consideração que identificar os focos de queimadas em tempo hábil pode auxiliar o combate ao incêndio e minimizar o impacto negativo na região afetada, percebe-se que a utilização de um método que permita identificar os focos a partir dos dados do canal de infravermelho médio do satélite, se apresenta como um cenário ideal uma vez que ao trabalhar com esse tipo de dados permite-se que o processo de identificação possa ser futuramente embarcado, como realizado pelo satélite BIRD. Essa hipótese é válida para a Lógica Fuzzy uma vez que o trabalho desenvolvido por (GANSELLI, 2014) serve como validação dessa hipótese, pois esse conseguiu implementar com sucesso a Lógica Fuzzy em um ambiente embarcado, similar ao que deve ser realizado no algoritmo Fuzzy proposto nesta tese.

Para tanto, a partir do estudo sobre os diferentes tipos de sistemas sensores que fazem parte da carga útil do satélite, pôde-se verificar a aplicabilidade dessas diferentes tecnologias utilizadas pelo sensoriamento remoto para estudo da superfície terrestre. Dentre os diversos sistemas apresentados, foi utilizado como estudo de caso os dados do sensor AVHRR, do satélite NOAA. Sabendo-se que os sensores são equipamentos que registram a energia refletida ou a energia emitida pelos objetos da superfície terrestre e que essa energia é transformada em sinais elétricos, que são transmitidos para as estações de recepção que integram o segmento solo, na Terra, na qual os sinais, por sua vez, são processados e transformados em imagens, procurou-se estudar a energia emitida (emissividade) pelo fogo, quando na ocorrência de queimadas.

Percebe-se que o estudo da caracterização dessa energia denomina-se análise do comportamento espectral das queimadas, pois o espectro eletromagnético permite separar a energia refletida dos objetos nas imagens, identificando-os. A análise do comportamento espectral depende do estudo acerca das funções ou transformações radiométricas e do espalhamento da energia, no qual se realiza a comparação dos fluxos radiantes direcionadamente separáveis.

Sabendo-se que as características diferentes tendem a apresentar diferentes respostas nas diversas bandas, procurou-se verificar quais características das queimadas seriam suficientes para sua identificação e em qual/quais faixas do espectro eletromagnético, faixas essas denominadas bandas de absorção.

Verificou-se que o principal problema no que se refere à identificação de queimadas está relacionado ao fato de que a radiação de um objeto é atenuada pela absorção ou espalhamento enquanto atravessa a atmosfera, janelas do infravermelho ou a lente da câmera do sensor. A atmosfera por si mesma pode emitir radiação devido a sua temperatura e objetos quentes na superfície terrestre podem levar a reflexões adicionais de radiação no infravermelho.

Tendo em vista que a assinatura ou característica espectral de um alvo pode mudar ao longo do tempo (INTERMAP, 2013), e posteriores análises devem ser realizadas de modo a definir continuamente qual assinatura é a melhor para caracterizar determinado alvo, a proposta da utilização de uma lógica computacional se mostrou pertinente ao estudo do comportamento espectral da queimada na região do infravermelho médio.

Em virtude dos fatos mencionados, verificou-se que para a identificação de queimadas, o satélite necessita de uma carga útil específica, que abrange a faixa espectral capaz de identificar os focos de incêndio.

Para se chegar ao estudo dos dados de queimadas propriamente ditos, deve-se considerar a metodologia para geração de informações na área de sensoriamento remoto no nível orbital, na qual se destacam duas fases de aquisição, relacionada com os processos de detecção e registro dos dados; e de análise, que compreende o tratamento e a interpretação dos dados obtidos.

Devido à essas fases, a tese apresentou o processo de aquisição e análise dos dados do satélite NOAA, como estudo de caso, os quais foram necessários para que se pudesse separar os dados provenientes do sensor AVHRR.

Em seguida, após a análise do comportamento espectral, seguiu-se com o estudo do reconhecimento dos padrões nos dados espectrais, para que esse comportamento pudesse ser integrado à lógica do algoritmo de reconhecimento.

Fez parte desta etapa definir se o algoritmo de reconhecimento de padrões utilizado seria supervisionado ou não e, essa escolha depende do tipo de dados que se está estudando.

Procurou-se estudar quais as resoluções espectrais mais apropriadas para a detecção de queimadas, em especial para o satélite NOAA.

Como imagens do satélite NOAA-9 indicaram a possibilidade de detecção não apenas da fumaça, mas também de focos das queimadas ao se utilizar a informação do canal de número três, na faixa de $3.55\mu\text{m}$ à $3.93\mu\text{m}$, que é particularmente sensível a temperaturas de combustão de vegetação, e estudos com o uso das bandas 5 ($1,55$ a $1,75\mu\text{m}$) e 7 ($2,08$ a $2,35\mu\text{m}$) do LANDSAT TM mostraram que mesmo com a elevação da refletância das áreas queimadas nesta faixa, esta é, ainda, muito menor do que a da vegetação seca (EVA; LAMBIN, 1998). Tem-se que na faixa entre $3\mu\text{m}$ e $5\mu\text{m}$, a radiação é tanto refletida como emitida.

Deste modo, a região em torno de $3,7\mu\text{m}$, da banda 3 do AVHRR, é especialmente complexa por conter informações tanto do espectro eletromagnético refletido quanto do emitido (FRANÇA, 2004). Apesar disto, ela é considerada como a melhor banda deste sensor para a detecção de queimadas (PEREIRA, 1987), devido ao fato de que o imageamento de incêndios neste intervalo torna possível a detecção das frentes de incêndio e manchas quentes através de fumaça.

Durante o estudo dos métodos de reconhecimento de padrões, verificou-se que a escolha do método para classificação depende exclusivamente dos dados que estão sendo analisados, é a partir da análise dos dados que se define qual o método poderá melhor classificar as variáveis do ambiente. Diversos fatores podem ser levados em consideração na análise dos dados, mas é a partir do resultado obtido na fase de seleção e extração das características dos dados que se descobre como esses podem ser categorizados.

Levando-se em consideração que um classificador Fuzzy envolve uma abordagem multivalorada e é uma técnica robusta para problemas de classificação, pois reitera regras de um sistema especialista para a classificação e explora similaridades espectrais entre assinaturas de uma mesma classe e devido a esses fatores, a utilização de um classificador Fuzzy em um sistema de reconhecimento de padrões favorece a inserção do raciocínio

humano na seleção de características para extração e classificação dessas informações por meio das regras no sistema Fuzzy.

Após a apresentação do método utilizado atualmente no INPE para o processo de identificação de queimadas, descrito no capítulo da Metodologia, e do estudo do processo de calibração do sensor AVHRR do NOAA, seguiu-se com a formulação da Lógica Fuzzy aplicada a este conhecimento.

8 CONCLUSÕES

O processo de identificação de queimadas é atualmente realizado no Brasil por meio da análise de pixels de queimadas de acordo com o método proposto por (SETZER; SOUZA; MORELLI, 2013), apresentado no Capítulo 4, e em detalhes na Figura 27.

Esta tese se propôs a definir um método de identificação dos pixels por meio de uma Lógica Fuzzy formulada de modo a definir as regras de identificação dos pixels de queimada de acordo com a análise dos dados do canal do infravermelho médio.

A partir dos resultados obtidos, pôde-se verificar que o método proposto, baseado em Lógica Fuzzy, para identificação de queimadas apresenta uma melhor adaptabilidade em relação aos dados. Nas discussões apresentadas, verifica-se que os dados podem possuir diversos tipos de ruídos, os quais, se avaliados com o método dos Limites Fixos, podem apresentar distorções e erros no processo de identificação.

A partir da análise dos limites para os pixels de queimada, obtidos atualmente por análises empíricas dos dados, procurou-se estudar o comportamento desses a fim de que este conhecimento pudesse ser aplicado à lógica computacional.

A alternativa de utilização da Lógica Fuzzy para o problema de identificação de focos de queimadas por meio dos dados do canal de infravermelho médio mostrou um aumento da quantidade de focos encontrados no processo de identificação, uma vez que o processo apresentado a partir deste método pôde identificar alguns pixels corretamente em relação à quantidade de pixels encontrados pelo INPE, referentes aos pixels de queimadas, considerando-se a função Gaussiana e/ou Trapezoidal para representar o comportamento dessa variável no sistema.

A modelagem da Lógica Fuzzy para este processo se apresenta como uma contribuição ao atual método de identificação de queimadas no sentido de melhorar a maneira de como os limites são obtidos, propiciando um campo de pesquisa nessa área.

Sabe-se que a detecção de queimadas pelo sensor AVHRR é complicada devido ao fato de outros fenômenos não relacionados ao fogo produzirem a mesma assinatura espectral (ou seja, possuem o mesmo comportamento espectral). O pixel atinge seu valor de saturação quando total ou parcialmente (dependendo do tamanho ou temperatura do foco) ocupado por fogo, sendo este processo conhecido como método de saturação do canal do infravermelho. Apesar de este método ser suficiente para a detecção dos focos de calor nas

imagens noturnas, surgem problemas de interpretação quando aplicado às imagens diurnas. Este fato se deve à região espectral do canal 3 do sensor AVHRR estar centrada no infravermelho médio, sendo assim sensível à radiação solar refletida pelo sistema terrestre, à radiação termal emitida pela Terra, assim como à radiação emitida pelo fogo. Os algoritmos de limites fixos geralmente se baseiam nos valores absolutos atualizados e consideram um único pixel por vez. A detecção de queimadas nas imagens AVHRR, baseia-se em técnica simples na qual se seleciona apenas os elementos de resolução unitária (pixels) da banda de infravermelho médio que estejam em um determinado intervalo de intensidade. Se a temperatura radiométrica do sensor AVHRR exceder 46°C, então, existe a ocorrência de fogo no pixel.

O algoritmo do INPE para identificação de focos de queimadas nas imagens AVHRR dos satélites da série NOAA realiza a classificação dos pixels a partir dos seus valores naturais, ou seja, “DNs” (“Digital Number”, ou “Digital Count”) sem a conversão desses valores para temperatura ou refletância. Os valores dos limites dos números digitais são obtidos empiricamente, apenas com alguns ajustes anuais para acompanhar a degradação do sensor. Considerando-se a regra para identificação de queimadas, na qual o pixel é considerado um pixel de queimada se o valor da temperatura exceder 46°C, uma visão da modelagem Fuzzy implica assumir que este valor estará provavelmente na média dos valores de temperatura para que este pixel seja considerado um pixel de queimada. No sistema Fuzzy, assume-se que os valores médios são os valores mais prováveis distribuídos por uma função Gaussiana. Descontinuidades podem aparecer mesmo para os valores mais prováveis de um parâmetro, porém, para valores extremos da função, pode-se evitá-los devido aos seus baixos graus de pertinência.

Em um processo de reconhecimento de padrões, os padrões referentes à faixa de valores dos pixels (também conhecido como *Thresholding*) pode não ser suficiente para sustentar o seu processamento em um ambiente embarcado, no qual os ruídos inerentes a esse ambiente podem fazer com que o sistema não consiga convergir para uma solução adequada.

8.1 TRABALHOS FUTUROS

Sabendo-se que o processo de classificação pode ocorrer por pixel ou por regiões. Na classificação por pixel, o algoritmo classificador utiliza a informação espectral de cada pixel isolado para achar regiões homogêneas e que, por outro lado, os classificadores por regiões

utilizam a informação espectral de cada pixel da imagem e a informação espacial que envolve a relação entre o pixel e seus vizinhos, procurando reconhecer áreas homogêneas nos dados orbitais, baseado nas propriedades espectrais e espaciais dessas áreas nas imagens, propõe-se que trabalhos futuros possam ser desenvolvidos de forma a se estudar a classificação do pixel de queimadas por meio de regiões, estudando-se, conjuntamente, outros algoritmos classificadores.

Detalhadamente, mostrou-se que a identificação de queimadas por meio do sensoriamento remoto geralmente se baseia nos seguintes métodos, (SAN-MIGUEL-AYANZ et al., 2005):

4. Detecção de altas temperaturas acima das temperaturas normais do ambiente (método dos limites simples ou múltiplos – *Thresholding*).
5. Detecção de altas temperaturas com relação ao contraste com o fundo da imagem (métodos contextuais).
6. Detecção de plumas de fumaça produzidas pelas emissões do fogo.

Nesta tese procurou-se mostrar a aplicabilidade da Lógica Fuzzy no processo de detecção de altas temperaturas acima das temperaturas normais do ambiente (método dos limites simples). Outros trabalhos podem ser propostos no sentido de se utilizar outras lógicas para esse processo, ou aplicar a Lógica Fuzzy para os outros contextos (2) e (3), nesses casos, a Lógica Fuzzy pode ser utilizada juntamente com o algoritmo KNN ou Redes Neurais Artificiais. Ainda, levando em consideração que a assinatura ou característica espectral de um alvo pode mudar ao longo do tempo (INTERMAP, 2013), e posteriores análises devem ser realizadas de modo a definir continuamente qual assinatura é a melhor para caracterizar determinado alvo, trabalhos futuros podem considerar a aplicação de um algoritmo que consiga evoluir, dinamicamente, os limites que identificam queimadas, de modo a se criar um sistema de reconhecimento baseado em aprendizagem.

Outro foco pode ser dado ao fato de que, mais recentemente, esforços têm sido empregados para o desenvolvimento de algoritmos que possam ser aplicados em escala global, utilizando-se algoritmos contextuais, esses podem ser modelados de forma a projetarem aplicações em âmbito global.

Assim como pode-se avaliar a utilização de composição das bandas, levando-se em consideração que, de acordo com (SCHROEDER, 1998), algoritmos de detecção dos focos de calor via satélite podem ser separados basicamente em três grupos diferentes:

- i. O método simples do limite de saturação do canal 3;
- ii. Multiespectral e,
- iii. O método contextual.

De acordo com (MARTIN; VENTURA, 2002), em uma classificação simples de trabalhos recentes se torna possível distinguir três linhas de pesquisas:

- d) Aplicação de novos sensores, como o SPOT-Vegetation, DMSP-OLE e o Terra-Modis, com a intenção de tanto sobre-elevar as limitações encontradas na utilização das imagens do Landsat e do NOAA ou complementar as vantagens (FRASER; LI; LANDRY, 2000; LANDRY; AHERN; O'NEIL, 1995).
- e) Desenvolvimento ou adaptação de métodos para a discriminação de áreas queimadas, principalmente a interferometria, os espectros não misturáveis, regressões lógicas e análises de detecção de mudanças. Com esta abordagem, o principal objetivo é testar novos algoritmos de processamento de imagens para otimizar a identificação de áreas afetadas por queimadas (BRUZZONE; FERNÁNDEZ-PRIETO, 2000; FRASER; LI; LANDRY, 2000; KOUTSIAS; KARTERIS, 1998; KOUTSIAS; KARTERIS; CHUVIECO, 2000).
- f) Geração de novos índices adaptados para áreas queimadas. Nesse caso, o objetivo tem sido o de se definir índices espectrais que possam caracterizar o comportamento espectral de áreas queimadas mais adequadamente. O teste de índices espectrais para discriminação de áreas queimadas foi revisto por (LÓPEZ; CASELLES, 1991) utilizando-se dados do satélite Landsat-TM. Esses autores enfatizaram a adequação do domínio dos espectros NIR-SWIR para esse propósito, que, de acordo com (MARTIN; VENTURA, 2002), foi mais adiante também abordado por (PEREIRA; SA, 1999) utilizando os dados do AVHRR e (TRIGG; FLASSE, 2001) por meio de medidas espectro-radiométricas.

REFERÊNCIAS

- ABDON, M. DE M., VILA DA SILVA, J. DOS S., FERNANDES, A. E. **Deteção de queimadas na bacia do Alto Paraguai através de dados do NOAA-AVHRR**. Conference Proceedings. Encontro Sobre Sensoriamento Remoto Aplicado a Estudos no Pantanal. 09-12 out. 1995. Pag. 117-118.
- ADELSON, E. H.; PENTLAND, A. P. **The perception of shading and reflectance**. In D. Knill and W. Richards (eds.), *Perception as Bayesian Inference* (pp. 409-423). New York: Cambridge University Press (1996).
- ADVANCED VERY HIGH RESOLUTION RADIOMETER (AVHRR) - **Overview**. Apostila disponível no site: https://www.ngdc.noaa.gov/ecosys/cdroms/AVHRR97_d1/avhrr.htm, acessado em 29 de junho de 2012.
- ALBUQUERQUE, R. C. L. **Aplicação do sensoriamento remoto e do sistema de informações geográficas na detecção de manchas de óleo na região do polo de exploração de Guamaré**, R.N. Dissertação de Mestrado. Natal-RN. Outubro de 2004.
- ALMEIDA, C. M.; PEREIRA, M. N.; GONÇALVES, C. D. A. B.; SOUZA, I. DE M. e MOREIRA, J. C.; MIGLIORANZA, E.; FLORENZANO, T. G.; NOVAES JUNIOR, R. **O Sensoriamento Remoto como instrumental para o Mapeamento da Urbanização Dispersa**. In: SEMINÁRIO INTERNACIONAL SOBRE URBANIZAÇÃO DISPERSA E MUDANÇAS NO TECIDO URBANO, 2006-04, São Paulo. Anais... Via das Artes, 2006. Oral Session. CD-ROM. Publicado como: INPE-14096-PRE/9252.
- ANDREAE, M. O.; MERLET, P. **Emission of trace gases and aerosols from biomass burning**. (2001). *Global Biogeochem. Cycles*, 15, pp. 955–966.
- ANJOS, C. S.; EPIPHANIO, J. C. N.; FONSECA, L. M. G. **Saturação radiométrica da banda 4 da CCD/CBERS-2**. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 de abril de 2007, INPE, p.6307-6314.
- ANTUNES, A. F. B. **Fundamentos de Sensoriamento Remoto em Ambiente de Geoprocessamento**. APOSTILA disponível no site: <http://people.ufpr.br/~felipe/apostilasr.pdf>, acessado em 25 de julho de 2013.
- APT. **Automatic picture Transmission training classes**. National Oceanic and Atmospheric Administration TIROS Satellites and Satellite Meteorology. Disponível em <http://docs.lib.noaa.gov/rescue/TIROS/QC87954A681963.pdf>, acessado em 14 de Outubro de 2012.
- ARORA, J. **Introduction to Optimum Design**, Third Edition 3rd Edition. Academic Press; 3 edition (August 31, 2011). 896 pages.
- ASHTON, M. S.; TYRRELL, M.L.; SPALDING, D.; GENTRY, B. **Managing Forest Carbon in a Changing Climate**. Springer Netherlands. X, 414. 2012.

AZICI, A. Y.; AKKAYA, K. **Conceptual Modeling of Geographic information System Applications**. Recent Issues on Fuzzy Databases. 2000.

BADIRU, A. B.; CHEUNG, J. Y. **Fuzzy Engineering Expert Systems with Neural Network Applications**. 2002. ISBN: 978-0-471-29331-6. 320 pages, Published by Wiley-Interscience (2002).

BAGENAL, F. **Solar System Astronomy**. Astrophysical & Planetary Sciences Department, University of Colorado. Curso de introdução à astronomia. Estudo de sessões disponível em: <http://lasp.colorado.edu/~bagenal/1010/SESSIONS/>, acessado em 03 de março de 2016.

BALASTRASSI, P. P.; PAIVA, A. P. **Estatística Aplicada**. Instituto de Engenharia de Produção e Gestão – UNIFI, Itajubá, 2007.

BARBARIEN, J., MUNTEANU, A. AND SCHELKENS, P. (2011) **Digital Image and Video Compression, in Optical and Digital Image Processing: Fundamentals and Applications** (eds G. Cristobal, P. Schelkens and H. Thienpont), Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, Weinheim, Germany. doi: 10.1002/9783527635245.ch20.

BARBOSA, I. M. **Gestão por Processos na Divisão de Geração de Imagens - DGI**. Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso MBA em “Gestão Estratégica de Ciência e Tecnologia em Institutos Públicos de Pesquisas” de Pós Graduação lato sensu, Nível de Especialização, do Programa FGV in company requisito para a obtenção do título de Especialista. 2010.

BATISTA, G. T. D; NELSON W. **Introdução ao Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens**. Apostila disponível em http://www.academia.edu/2497913/Apostila_INPE. Acessado em 08 de Novembro de 2013.

BAUG, T.; CHANDRASEKHAR, T. **Noise reduction methods in the analysis of near infrared lunar occultation light curves for high angular resolution measurements**. Research in Astron. Astrophys. 2013 Vol. 13 No. 11, 1363–1380.

BEASLEY D. E.; CHEN, J. L. S. **Fundamental experimental measurements in heat transfer**. Presented at the Winter Annual Meeting of the American Society of Mechanical Engineers, Atlanta, Georgia, December 1-6, 1991. 91 p.

BEZDEK, J. C.; KELLER, J.; KRISNAPURAM, R.; PAL, N. R. (2005). **Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing**. Springer Science.

BOLTON, J. F. **Full spectral imaging: a revisited approach to remote sensing**. Proc. SPIE 5234, Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites VII, (2 February 2004); 9 pages, 2 February 2004.

BONJORNO, R. A.; BONJORNO, J. R.; BONJORNO, V.; RAMOS, C. M. **Física fundamental – Novo: volume único, 2º grau, pág. 16**. São Paulo: FTD, 1999.

BONSIEPEN, L.; COY, W. **Stable Segmentation using Color information**. Proc. 4th Intl. Conf. on Computer Analysis of Images and Patterns. R. Klette (Ed.), Dresden, Germany: 77-84. 1991

BOSCHETTI, C. B. **Detectores de Infravermelho - Princípios e Caracterização**. Apostila disponível em <http://www.las.inpe.br/~cesar/Infrared/detector/detectores.pdf>, acessado em 13 de maio de 2013.

BOVIK, A. **Handbook of Image and Video Processing** (Second Edition). Elsevier Inc. ISBN: 978-0-12-119792-6. 2005.

BRAGA, R. A. B. **Correção Geo-Setorizada em imagens NOAA utilizando Diagrama de Voronoi**. In: XII congresso de meteorologia, 2004, Fortaleza. Correção Geo-Setorizada em imagens NOAA utilizando Diagrama de Voronoi, 2004.

BRIß, K.; BÄRWALD, W.; GERLICH, T.; JAHN, H.; LURA, F., STUEDEMUND, H. **The DLR Small Satellite Mission BIRD**. In: Proceedings on International Academy of Astronautics Journal, Vol. 46, No. 2-6, pp. 111-120, 2000.

BROWN, I. F.; MOULARD, E. M. (18 de agosto de 2006). **Relatório preliminar do mapeamento de áreas de risco para incêndios no leste do Estado do Acre**: Primeira aproximação. *Mimeo*.

BRUZZONE, L.; FERNÁNDEZ-PRIETO, D. (2000). **An adaptive parcel-based technique for unsupervised change detection**. *International Journal of Remote Sensing*, 21, pp. 817-822.

CAMPBELL, J. B. (2011). **Introduction to remote sensing**. (Vol. 5). (R. H. Wynne, Ed.) New York, NY 10012: guilford.

CECHINEL, C. **Técnicas de Segmentação de Imagens a Cores**. Seminário Visão Computacional - CPGCC/UFSC - 2000.2, disponível em <http://www.inf.ufsc.br/~visao/2000/Cores/>, acessado em 08 de fevereiro de 2013.

CENTRO DE PREVISÃO E ESTUDOS CLIMÁTICOS. (2004). *cptec/inpe*. Fonte: Centro de Previsão e Estudos Climáticos: <http://www.cptec.inpe.br>

CHEN, S. C.; GODOY JR., M.; HERZ, R. **Correção atmosférica de dados Landsat através do método de subtração na região amazônica**. [CD-ROM]. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto 8º, 14-19, Salvador, 1996. Anais. São Paulo: Image Multimídia, 1996.

CHIEN, S.; Doubleday, J.; McLaren, D.; Davies, A.; Tran, D.; Tanpipat, V.; Akaakara, S.; Ratanasuwan, A.; Mandl, D.. (2011). **Space-Based Sensorweb Monitoring of Wildfires in Thailand**. Appears in Proceeding of the Intl Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, BC, July.

CHUVIECO, E.; COCERO, D. (1996). **Forest Fires from Space: Considering Spatial and Temporal Resolution**. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, XXXI.

CLARK, R. N. **Digital Camera Reviews and Sensor Performance Summary**. Disponível em <http://www.clarkvision.com/articles/digital.sensor.performance.summary/>. Acessado em 14 de junho de 2013.

CONTROL, T. C. (1997). IEC 1131 - **Programmable Controllers**. International Electrotechnical Commission (IEC) (p. 53). IEC TC65/WG 7/TF8 - Committee Draft CD 1.0 (Rel. 19 Jan 97).

CPTEC, **Monitoramento de queimadas**. <http://sigma.cptec.inpe.br/qmanova/faq.inicio.logic>. Acesso em 08 de Agosto de 2015.

CRACKNELL, A. P. **Advanced very high resolution radiometer AVHRR**. Ed. Taylor & Francis, 1997.

CRISTOBAL, G. (Editor), SCHELKENS, P. (Editor), THIENPONT, H. (Editor). **Optical and Digital Image Processing: Fundamentals and Applications**. Ed Wiley. 988 pages. June 2011.

CRÓSTA, A. (1999). **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Ed. Rev. - Campinas, SP: IG/UNICAMP, 1993.

CSISZAR, I. A.; MORISETTE, J. T.; GIGLIO, L. **Validation of Active Fire Detection from Moderate-Resolution Satellite Sensors: The MODIS Example in Northern Eurasia**. JEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 44, NO.7, JULY 2006.

DA COSTA, B. S. C. **Uso da Energia Radiativa do Fogo para Estimativa do Coeficiente de Consumo de Biomassa por Queima de Vegetação Campestre**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Publicado em 06/06/2012. PORTO ALEGRE. 2012

DE MATTOS, A. N. **Telemetria e conceitos relacionados - Uma visão geral dos sistemas de telemetria com ênfase em aplicações aeroespaciais**. São José dos Campos, SP – Brasil, 2004.

DE SOUZA, A. L. et al. (1993). **Avanços no Monitoramento de Queimadas Realizado no Inpe**. XIII Congr. Bras. Meteorologia, SBMET, Fortaleza, CE, 29/Ago-03/Set/2004, CD-ROM.

DE SOUZA, P. N. (2004). **Programas Espaciais e a Tecnologia de Satélites**. In: P. N. Souza, *Programas Espaciais e a Tecnologia de Satélites* (p. 27). São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

DE SOUZA, P. A. L.; SISMANOGLU, R. A.; LONGO, K. M.; MAURANO, L. E.; RECUERO, F. S.; SETZER A. W.; YOSHIDA, M. C. **Avanços no Monitoramento de queimadas realizado no INPE**. XIII Congr.Bras.Meteorologia, SBMET, Fortaleza, CE, 29/Ago-03/Set/2004, CD-ROM.
http://queimadas.cptec.inpe.br/~rqueimadas/documentos/200409_desouza&etal__cbmet8_fortaleza_642.pd

DEN BREEJEN, E. et al. (1998). **Autonomous Forest Fire Detection**. In: Proc. 3rd Int'l. Conf. on Forest Fire Research. Luso, Portugal. November 1998. pp. 2003-2012.

DEVANEY M. D.; RAM, A. **Efficient Feature Selection in Conceptual Clustering**. Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning (ICML '97), Nashville, TN. 1997.

DIXIT, P. M.; DIXIT, U. S. **Modeling of Metal Forming and Machining Processes by Finite Element and Soft Computing Methods**. Springer-Verlag London. 590p. 2008.

DOZIER, J. (1981). **A method of Satellite Identification of Surface Temperature fields of subpixel resolution**. *Remote Sensing of Environment*, pp. 221 - 229.

DRIGGERS, R. G.; FRIEDMAN, M. H.; NICHOLS, J. **Introduction to Infrared and Electro-Optical Systems**, Second Edition. Artech House Remote Sensing Library. 488 pages. Artech House; 2 edition (September 1, 2012).

DY, J. G.; BRODLEY, C. E. **Feature Selection for Unsupervised Learning**. Journal of Machine Learning Research 5 (2004) 845–889p.

ELERT, G. **The Physics Hypertextbook**. Opus in profectus. Disponível em <http://physics.info/planck/>, acessado em 04 de março de 2016.

ESCORIAL, D.; TOURNE, I. F.; REINA, F. J. **FUEGO: A dedicated constellation of small satellites to detect and monitor forest fires**. 3rd IAA Symposium on Small Satellites for Earth Observation, Sec. B-601, Berlin, Germany, 2001. 4p.

ESPINOZA, J. **Apostila de Introdução ao Sensoriamento remoto**. Site: http://www.ebah.com.br/content/ABAAAe_yEAA/sensoriamento-remoto-apostila, acessado em 02 de fevereiro de 2013.

EVA, H.; LAMBIN, E. F. (1998). **Remote sensing of biomass burning in tropical regions: sampling issues and multisensor approach**. *Remote Sensing of Environment*, 64 (3), pp. 292-315.

FARIA, M. B.; CENTENO, J. A. S. **Identificação de edificações presentes em imagem de alta resolução utilizando redes neurais e dados do laser scanner**. In: Simpósio de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação (SIMGEO), 1, 2004, Recife. Anais...Recife: 2004, v. 1, p. 1-9.

FERNANDES, A. E.; PEREIRA, M. D.; BRAGA, R. A. (s.d.). **Correção geométrica nas imagens dos satélites meteorológicos NOAA via Diagrama de Voronoi**. Congresso Brasileiro de Meteorologia, Edição XIV - Florianópolis – 2006.

FERREIRA, D. A. et al. (16-21 de abril de 2005). **O uso dos focos de calor imageados pelo satélite NOAA-AVHRR para identificação das áreas em processo de desflorestamento**. *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, pp. 2145-2152.

FERREIRA, E. **Queimadas: Um Fenômeno Recorrente No Bioma Amazônia**. Site: <http://ambienteacreato.blogspot.com.br/2006/07/queimadas-um-fenomeno-recorrente-no.html>, acessado em 04 de maio de 2014.

FIGUEIREDO, D. (2005). **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. Companhia Nacional de Abastecimento - CONAB. Brasília - DF, 2005. Disponível em http://72.14.205.104/search?q=cache:r9r3jyl5bKsJ:www.conab.gov.br/conabweb/download/SIGABRASIL/manuais/conceitos_sm.pdf+divino+figueiredo,+conceitod+basicos+sensoriamento+remoto&hl=pt-BR&ct=clnk&cd=1&gl=br Acesso em 06 Jan. 2011.

FLANNIGAN, M. D.; VONDER HAAR, T. H. (1986). **Forest fire monitoring using NOAA satellite AVHRR**. *Canadian Journal of Forest Research*, pp. 975-982.

FLORENZANO, T. G. (Setembro de 2008). **Os Satélites e Suas Aplicações**. *Os Satélites e suas aplicações*. (S. d. Paraíba, Ed.) São José dos Campos, São Paulo, Brasil.

FOODY, G. M.; CUTLER, M. E. J. (2003). **Tree biodiversity in protected and logged Bornean tropical rain forests and its measurement by satellite remote sensing**. *Journal of Biogeography*, 30: 1053–1066. doi: 10.1046/j.1365-2699.2003.00887.x

FRANÇA, D. D.; FERREIRA, N. J. (16-21 de abril de 2005). **Considerações sobre o uso de satélites na detecção e avaliação de queimadas**. (I. N. INPE, Ed.) *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, pp. 3017-3023.

FRANÇA, H. (2004). **Identificação e mapeamento de cicatrizes de queimadas com imagens AVHRR/NOAA**. (N. J. Ferreira, Ed.) *Aplicações ambientais brasileiras dos satélites NOAA e TIROS-N*, pp. 57-78.

FRANÇA, J. A.; BRUSTET, M. J.; FONTAN, J. (1995). **Multispectral Remote Sensing of Biomass Burning in West Africa**. (P. i. Netherlands, Ed.) *Journal of Atmospheric Chemistry*, pp. 81-110.

FRANKENBERG, C. L. C. **Especialização em Engenharia de Processos e de Sistemas de Produção**. Projetos de Experimento e Confiabilidade de Sistemas da Produção. 3ª parte. Disponível em http://www.feng.pucrs.br/professores/claudio/Projeto_de_Experimento/Planejamento_Pos_3.pdf, acessado em 25 de setembro de 2012.

FRASER, R.; LI, Z.; LANDRY, R. (2000). **SPOT VEGETATION for characterizing boreal forest fires**. *International Journal of Remote Sensing*, 21, pp. 3525–3532.

GAD-EL-HAK, M. **Flow Control Passive, Active, and Reactive Flow Management**. March 2007. 444 pages.

GATAULLIN, Y. **Preliminary Design of New Antenna for Noaa Avhrr Data Reception Station in Uzbekistan and Implementation Plan for Noaa Earth Station**. Cssteap, Satcom-Iv Space Applications Center, Ahmedabad, India August 1, 2003 – April 31, 2004.

GE4250. **Emission Lecture**. Apresentação disponível em http://www.geo.mtu.edu/~scarn/teaching/GE4250/emission_lecture.pdf, acessado em 24 de agosto de 2014.

GIGLIO, L. L. (2009). **An active-fire based burned area mapping algorithm for the MODIS sensor**. *Remote Sens. Environ.*, 113, pp. 408–420.

GONÇALVES, D. A.; JÚNIOR, W. C.; MORELLI, F. (11-15 de novembro de 2006). **Identificação e delimitação de áreas queimadas no Pantanal**. *Anais 1º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Campo Grande, Brasil, 11-15 novembro 2006, Embrapa Informática Agropecuária/INPE*, p.622-627

GONZALEZ, R. C.; THOMASON, M. G. (1978). **Syntactic Pattern Recognition**. An Introduction (Reviewed by Michael L. Baird ed). Reading, MA: Addison Wesley.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. (2002). **Digital Image Processing**. Pearson Education.

GOPI, S.; SATHIKUMAR, R., MADHU, N. **Advanced Surveying: Total Station, GIS and Remote Sensing**. Publisher: Pearson Education India. Release Date: November 2006. ISBN: 9789332501430

GUPTA, G. K. **Introduction to Data Mining with Case Studies**. PHI Learning Private Limited. Eighth Printing (Third Edition), 2014.

HARRABI, R.; BRAIEK, E. B. **Color image segmentation using multi-level thresholding approach and data fusion techniques: application in the breast cancer cells images**. *EURASIP Journal on Image and Video Processing* 2012:11.

HASTINGS, D. A.; EMERY, W. J. **The Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR): A Brief Reference Guide**. Section II: The AVHRR Sensor, Data Ingest, Processing, Distribution, Operational Data Products, Direct Readout of AVHRR Data. Disponível em https://www.ngdc.noaa.gov/ecosys/cdroms/AVHRR97_d1/avhrr3.htm, acessado em 07 de maio de 2012.

HOFFER, R. M. (1978). **Biological and physical considerations in applying computer-aided analysis techniques to remote sensing data**. p. 228.

HOFFMANN, F.; KOEPPEN, M.; KLAWONN, F.; ROY, R. **Soft Computing: Methodologies and Applications**. Springer-Verlag. 2006.

HOLZ, R. K. **The surveillant science: remote sensing of the environment**. Houghton Mifflin, 1973 - 390 páginas.

HUDSON R. D. 1969, **Infrared System Engineering**, John Wiley & Sons Inc., USA.

HUH, O. K. et al. **User's guide to image processing applications of the NOAA satellite HRPT/AVHRR data**. Part 1: Introduction to the satellite system and its applications. Part 2: Processing and analysis of AVHRR imagery. Published January 1, 1986.

ICHOKU, C.; KAUFMAN, Y. J. (2005). **A method to derive smoke emission rates from MODIS fire radiative energy measurements.** *IEEE Trans. on Geosc. & Rem. Sens*, 43 (11), pp. 2636-2649.

ILLERA, P.; FERNANDEZ, A.; CASANOVA, J. L. (4 a 6 de November de 1994). **Automatic algorithm for the detection and analysis of fires by means of NOAA AVHRR images.** (C. o. Communities, Ed.) *Int. Workshop on Satellite Technology and GIS for Mediterranean Forest Mapping and Fire Management*, pp. 59-69.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. (2002). **SPRING: Tutorial de Geoprocessamento.** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. **Introdução ao Sensoriamento Remoto.** Apostila disponível no site: <http://www.ltc.ufes.br/geomaticsce/Modulo%20Sensoriamento%20Remoto.pdf>, acessado em 16 de Setembro de 2012.

INTERMAP, T. (2013). **Fundamentals of Remote Sensing.** *A Canada Centre for Remote Sensing Remote Sensing Tutorial.* Canada.

JÄHNE, B.; HAUßECKER, H.; GEIßLER, P. (1999). **Handbook of Computer Vision and Applications.** Academic Press.

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, B. G. **Machine Vision.** McGraw-Hill 1995. 549p.

JONES H. G.; Vaughan, R. A. **Remote Sensing of Vegetation - Principles, Techniques, and Applications.** OUP UK. 2011.

JUSTICE, C.; DOWTY, P. (february de 1993). **Technical Report of the IGBP-DIS Satellite Fire Detection Algorithm Workshop.** *NASA/GSFC Greenbelt.*

JUSTICE, C.; MALINGREAU, J.; SETZER, A. W. (1993). **Satellite remote sensing of fires: potential and limitations.** *Ecological, atmospheric, and climatic importance of vegetation fires*, pp. 77-88.

KALACSKA, M.; SANCHEZ-AZOFEIFA, G. A. (2008). **Hyperspectral Remote Sensing of Tropical and Sub-Tropical Forests.** February 26, 2008. CRC Press. 352 Pages.

KALTENBACH, H. M. (2012). **A Concise Guide to Statistics.** Zurich: Springer.

KAMILA, N. K. **Handbook of Research on Emerging Perspectives in Intelligent Pattern Recognition, Analysis, and Image Processing.** Release Date: November, 2015. Copyright 2016. 477 pages.

KARNIELI, A. et al. (2004). **Radiometric saturation of Landsat-7 ETM+ data over the Negev Desert (Israel): problems and solutions.** *International Journal of Applied Earth Observation and*, n.5, pp. p.219-237.

KASISCHKE, E. S. et al. (1993). **Monitoring of wildfires in boreal forests using large area AVHRR NDVI composite image data.** *Remote Sens. Environ.*, pp. 61–71.

KAUFMAN, Y. J.; JUSTICE, C.; FLYNN, L.; KANDALL, J., PRINS, E., WARD, D. E., MENZEL, P. E SETZER, A. **Monitoring Global Fires from EOS-MODIS.** *J Geophysics Res.* 103 (31): 955-969. 1998.

KAZMIERCZAK, M. L. **Uso de Dados AVHRR/NOAA Gac para Análise da Sazonalidade da Caatinga.** Anais VIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Salvador, Brasil, 14-19 abril de 1996. INPE, p. 513-518.

KENNEDY, P. B. (1994). **An improved approach to fire monitoring in West Africa using AVHRR data.** *International Journal of Remote Sensing*, pp. 2235-2255.

KOFFI, B.; GRÉGOIRE, J. M.; EVA, H. D. (1996). **Satellite monitoring of vegetation fires on a multiannual basis at continental scale in Africa.** (E. J. S. Levine, Ed.) *Biomass Burning and Global Change, 1*, pp. 225–235.

KONECNY, G. (2003). **Geoinformation - Remote sensing, photogrammetry and geographic information systems.** London: Taylor & Francis.

KOSCHAN, A.; ABIDI, M. (February 2008). **Digital Color Image Processing.** 450 pages. Wiley ed. ISBN: 978-0-470-23035-0.

KOUTSIAS, N.; KARTERIS, M. (1998). **Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping.** *International Journal of Remote Sensing*, pp. 3499-3514.

KOUTSIAS, N.; KARTERIS, M.; CHUVIECO, E. (2000). **The use of intensity-hue-saturation transformation of Landsat-5 Thematic Mapper data for burned land mapping.** *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, pp. 829-839.

KRAMER, H. J. **Observation of the Earth and its Environment.** Survey of Missions and Sensors. 4ª Ed. Berlin, 2002.

KRISTENSEN, S. S. **Sea Surface Temperature Algorithm.** Electromagnetics Institute, Technical University of Denmark, 1989 - 50 páginas. Volume 24 de Greenland Sea Project. Internal report. 1989.

KRISTOF; S. J.; BAUMGARDNER, M. F. **Changes of Multispectral Soil Patterns with Increasing Crop Canopy.** The Laboratory for Applications of Remote Sensing. Purdue University. West Lafayette, INDIANA. 1970.

KRUG, T. (outubro de 1999). **Tecnologia Espacial como Suporte à Gestão dos Recursos Naturais.** *PARCERIAS ESTRATÉGICAS.*

KRUG, T.; Setzer, A. W.; DE OLIVEIRA, G. S.; JÚNIOR, H. C.; VALENZUELA, G. DEI C. L. **Incidência de Focos de Calor Detectados pelo Sensor AVHRR dos Satélites NOAA no Período de Junho a Novembro de 1998**. Ministério Da Ciência E Tecnologia. Instituto Nacional De Pesquisas Espaciais Inpe-7173-Prp/219. Submetido pelo Direto Geral, Marcio Nogueira Barbosa à apreciação do Comitê Interministerial de Acompanhamento e Divulgação de Informações sobre Desflorestamento e Queimadas. 1999.

LAL, B.; SUBRAHMANYAM, N.; HEMNE, P. S. **Heat thermodynamics and statistical physics**: for B. Sc. Classes as per UGC Model Syllabus. First ed. 1968: Heat and theromodynamics / Brij Lal, N. Subrahmanyam. XIX, [1], 652 s. : il. ; 24 cm.

LANDRY, R.; AHERN, F.; O'NEIL, R. (1995). **Forest burn visibility on C-HH radar images**. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21, pp. 204-206.

LANGAAS, S. A. (1993). **A parametrised bispectral model for savanna fire detection using AVHRR night images**. *Int. Jour. of Remote Sensing*, 14, pp. 2245-2262.

LASAPONARA, R., & LANORTE, A. (2003). **Spectral analysis of burned areas observed in the Italian Peninsula by using SPOT-Vegetation data**. Tito Scalo, Potenza, Italy.

LAZZARINI, V. E. P. **Elementos de Acústica**. Apostila disponível no site: http://www.fisica.net/ondulatoria/elementos_de_acustica.pdf, acessado em 12 de agosto de 2014.

LEE, F. T. (1990). **Improved detection of hot spots using the AVHRR 3.7 μ m channel**. *American Meteorological Society*, pp. 1722-1730.

LEE, K. H. (2005). **First Course on Fuzzy Theory and Applications**. Republic of South Korea: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

LEITE, N. P. O.; LOPES, L. M de F.; SOUZA, L. B. R. **Desenvolvimento de Ferramentas para aumento da segurança em ensaios em voo**. 3º Simpósio de Segurança de Voo; Agosto, 2010, São José dos Campos, Brasil.

LENT, J. D. **Cloud Cover Interference with Remote Sensing of Forested Areas from Earth-orbital and Lower Altitudes**: Annual Progress Report, 30 September, 1966. Forestry Remote Sensing Laboratory, Forest Service, U.S.D.A., School of Forestry, University of California, 1966 - 94 páginas.

LEOWORKS. **Image processing tutorials**. Disponível em http://leoworks.terrasigna.com/files/LEOWorks4_beta_manual.pdf, acessado em 05 de abril de 2013.

LEWIS, R. M.; TORCZON, V. **A Globally Convergent Augmented Lagrangian Pattern Search Algorithm for Optimization with General Constraints and Simple Bounds**. Institute for Computer Applications in Science and Engineering NASA Langley Research Center. August 1998.

LI, Z. et al. (2000). **A Review of AVHRR-based Active Fire Detection Algorithms: Principles, Limitations, and Recommendations**. Canada Centre for Remote Sensing, Ottawa, Canada, K1A 0Y7 e NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, MD.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. (2004). **Remote Sensing and Imaging Interpretation**. p. 763. John Wiley & Sons. Seventh Edition. 2008

LIU, H.; MOTODA, H. **Computational methods of feature selection**. Chapman and Hall/CRC Editions, 2008.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. 908 p. 2ª Edição. 2006. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006

LOMBARDI, R. J. (2005). **Estudo da recorrência de queimadas e permanências de cicatrizes do fogo em áreas selecionadas do Cerrado brasileiro, utilizando imagens TM/Landsat**. *INPE-12663-TDI/1006*, 172. (I. N. Espaciais, Compilador) São José dos Campos.

LÓPEZ, M.; CASELLES, V. (1991). **Mapping Burns and Natural Reforestation Using Thematic Mapper Data**. *Geocarto International*, pp. 31-37.

MAIMON, O.; ROKACH, L. **Data Mining and Knowledge Discovery Handbook**. Springer US. 2005. Springer US. 1285p.

MAINI, A. K.; AGRAWAL, V. **Satellite Technology: Principles and Applications**, 2nd Edition 694 pages June 2011.

MALDONADO, F. D. **Análise por Componentes Principais (Acp) na Caracterização da Dinâmica do Uso da Terra em Área do Semi-Árido Brasileiro: Quixaba-Pe**. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Vitor Celso de Carvalho e pelo Dr. João Roberto dos Santos, aprovada em 07 de abril de 1999.

MALINGREAU, J.; STEPHENS, G. (1985). **Remote-sensing of forest-fires – Kalimantan and North-Borneo in 1982-83**. *Ambio*, 14, pp. 314-321.

MARIN, L. DE O.; BARRETO, J. M. **Reconhecimento de Faces**. Laboratório de Conexão e Ciências Cognitivas. Projeto SORFACE - Sistema Óptico de Reconhecimento de Faces Humanas. UFSC/INE/L3C-03/2003.

MARTÍN, M. (1998). **Cartografía e inventario de incendios forestales en la Península Ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR**. Alcalá de Henares: Universidad de Alcalá.

MARTIN, M.; VENTURA, G. (2002). **Burned land mapping using NOAA AVHRR and TERRA-VEGETATION**. (Millpress, Ed.) *Forest fire research and wildland fire safety*, pp. 236-286.

MATSON, M.; DOZIER, J. (1981). **Identification of subresolution high temperature sources using a thermal IR sensor**. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, pp. 1311 - 1318.

MATSON, M.; STEPHENS, G.; ROBINSON, J. (1987). **Fire detection using data from the NOAA - N satellites**. *International Journal of Remote Sensing*, 8, pp. 961 - 970.

MEKO, D. **Probability distribution**. Apostila disponível em http://www.ltrr.arizona.edu/~dmeko/notes_2.pdf, acessado em 21 de dezembro de 2012.

MENDEL, J. M. **Fuzzy Logic Systems for Engineering: A Tutorial**. Proceedings of the IEEE, vol 83. N. 3. Pp. 345-377. 1995.

MINITAB. **MINITAB tutorial**, disponível em <http://support.minitab.com/en-us/minitab/17/topic-library/basic-statistics-and-graphs/summary-statistics/how-skewness-and-kurtosis-affect-your-distribution/>, acessado em 03 de julho de 2013.

MIRANDA, L. C. M. **Relatório de Gestão do Inpe Ano 2002**. Unidade Gestora São José dos Campos - SP. 2002

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. (2002). **Applied statistics and probability for engineers**. John Wiley & Sons.

MOREIRA, M. A. (2007). **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação** (3 edição Atualizada e Ampliada ed., Vol. 1a reimpressão). Viçosa: Editora UFV - Universidade Federal de Viçosa.

MORELLI, F., LIBONATI, R., & SETZER, A. (21-26 de abril de 2007). **Refinamento de um método de área queimada, e validação utilizando imagens CBERS no norte de Mato Grosso, Brasil**. (C. d. (CPTEC), Ed.) *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, pp. 4485-4492.

MORISSETTE, J. T. et al. (2005). **Validation of MODIS Active Fire Detection Products Derived from Two Algorithms**. *Earth Interactions*, 9.

NASA. National Aeronautics and Space Administration. **User's guide to image processing applications of the NOAA satellite HRPT/AVHRR data** (SuDoc NAS 1.26:180784). Binding – 1986. Remote Sensing and Image Processing Lab (1986).

NASA. National Aeronautics and Space Administrator. **Advanced TIROS-N (ATN) NOAA - G**. Disponível a partir de 27 de Março de 1999. Disponível em <http://docs.lib.noaa.gov/rescue/TIROS/TL798M4A381993noG.pdf>, acessado em 14 de Outubro de 2012.

NATURAL RESOURCES CANADA. Canada Centre for Mapping and Earth Observation. Tutorial: **Fundamentals of Remote Sensing**, disponível em <http://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9309>, acessado em 19 de novembro de 2015.

NAVULUR, K. (2006). **Multispectral Image Analysis Using the Object-Oriented Paradigm**. CRC Press.

NEPSTAD, D. et al. (1999). **Large-scale impoverishment of Amazonian forests by logging and fire**. *Nature*, pp. 505-508.

NICODEMUS, F.E. et al. **Geometrical considerations and nomenclature for reflectance**. [S.l.: s. n.], 1970. 52 p. (NBD monograph 160).

NOAA. (2009). **User's Guide for Building and Operating Environmental Satellite Receiving Stations**. U.S. DEPARTMENT OF COMMERCE. National Oceanic and Atmospheric Administration.

NOAA, N. O. (6 de agosto de 2013). **Comprehensive Large Array-Data Stewardship System (Class)**. Acesso em 6 de agosto de 2013, disponível em http://www.class.ngdc.noaa.gov/data_available/avhrr/index.htm.

NOGUEIRA, J. L. (abril de 1999). **Impacto das imagens AVHRR na classificação de padrões de nebulosidade utilizando o modelo TPP5.0**. 89. São José dos Campos, São Paulo, Brasil: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

NOGUEIRA, J. L. M.; FERREIRA, N. J.; BASTOS, E. J. DE BRITO, DO AMARAL, A. S. M. S. **Incorporação de Imagens AVHRR no Modelo Itpp5.0 para Classificação de Padrões de Nebulosidade**. Disponível em http://mtc-m16b.sid.inpe.br/col/cptec.inpe.br/walmeida/2004/06.29.09.39/doc/Nogueira_Incorporacao%20de%20imagens%20a%20VHRR%20no%20modelo%20.pdf, acessado em 05 de junho de 2013.

NUNES, E. O. e CONCI, A. **Determinação da dimensão fractal de conjunto de pontos às imagens de satélites**. 1º Congresso Temático de Aplicações em Dinâmica e controle (APPLICON) da Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional. (SBMAC), 2001. São Carlos.

OERTEL, D. et al. **FOCUS: Environmental Disaster Recognition System**, ESA Symposium Proceedings on Space Station Utilization, ESOC, Darmstadt, Germany, pp. 593-598, 1996.

ORLANDO, V.; KUGA, H. K. **Rastreo e controle de satélites do INPE**. In: Othon Cabo Winter; Prado, Antonio Fernando Bertachini de Almeida (Ed.). *A Conquista do Espaço: do Sputnik à Missão Centenário*. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2007. p. . ISBN 978-85-88325-89-0.

PAKHIRA, M. K. **Digital Image Processing and Pattern Recognition**. PHI (February 1, 2011). 528 pages.

PAL, S.K.; MITRA, P. **Pattern recognition algorithms for data mining: scalability, knowledge discovery and soft granular computing**. CRC press. 2004. 280 Pages - 54 B/W Illustrations. May 27, 2004 by Chapman and Hall/CRC.

PALMER, J. M.; GRANT, B. G. (2010). **The Art of Radiometry**. SPIE Press, ISBN 978-0-8194-7245-8, page 5.

PARKER, D.; WOLFF, M. (1965). **Remote sensing**. *International Science and Technology*, pp. 20-31.

PEARSON, K. (1895). **Contributions to the mathematical theory of evolution II**. Skew variation in homogeneous material. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, series A*, 343–414.

PEREIRA, G. C. M. E; OLIVEIRA, L. (21-26 de abril de 2007). **Comparação das áreas de queimada obtidas através de dados de campo e de dados do sensor CCD/CBERS 2**. *XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, pp. 1017-1022.

PEREIRA, J.; SA, A. S. (1999). **Regional-scale burnt area mapping in Southern Europe using NOAA-AVHRR 1 km data**. (Springer-Verlag, Ed.) *Remote Sensing of Large Wildfires in the European Mediterranean Basin*, pp. 139-155.

PEREIRA, M.; SETZER, A. W. (1986). **Deteção de queimadas e plumas de fumaça na Amazônia através de imagens dos satélites NOAA**. SIMPÓSIO LATINO-AMERICANO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 1, pp. 701-709.

PEREIRA, M. C. (1987). **Deteção, monitoramento e análise de alguns efeitos ambientais de queimadas na Amazônia através da utilização de imagens dos satélites NOAA e LANDSAT e dados de aeronave**. (*Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais*), 268. São José dos Campos: INPE-4503-TDL/326.

PERES, L. F.; LIBONATI, R.; DA CAMARA, C. C. **Land-Surface Emissivity Retrieval in MSG–SEVIRI TIR Channels Using MODIS Data**. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, VOL. 52, NO. 9, SEPTEMBER 2014.

PERON, A. P. **Espectroscopia**. Apostila disponível no site: <http://www.ebah.com.br/content/ABAAABpugAG/espectroscopia?part=2>. Acessado em 09 de outubro de 2015.

PHULPIN, T. et al. (2002). **Using SPOT-4 HRVIR and VEGETATION sensors to assess impact of tropical forest fires in Roraima, Brazil**. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp. 1943-1966.

PINHEIRO, A. C. et al. (2006). **Development of a daily long term record of NOAA-14 AVHRR land surface temperature over Africa**. *Remote Sensing of Environment*, pp. 153–164.

PIROMAL, R. A. (2005). **Avaliação do desempenho do algoritmo do produto MOD14 na detecção de queimadas no norte do estado do Mato Grosso**. *XII SBSR*.

PRATT, W. K. **Digital Image Processing**. Third Edition. JOHN WILEY & SONS, INC. 2001.

PRINS, E. M. et al. (30 de May de 2000). **A five-year trend analysis of biomass burning in South America Using GOES**. *American Geophysical Union Spring Meeting*.

PRINS, E. M.; FELTZ, M. J.; SCHMIDT, C. C. (15-18 de October de 2001). **An overview of active fire detection and monitoring using meteorological satellites**. *Proceedings of the 11th Conference on Satellite Meteorology and Oceanography*.

PRINS, E. M.; MENZEL, W. P.; FELTZ, J. M. (25-29 de May de 1998). **Characterizing spatial and temporal distributions of biomass burning using multi-spectral geostationary satellite data**. *Ninth Conference on Satellite Meteorology and Oceanography*, pp. 94-98.

QUARTAROLI, C. F.; BATISTELLA, M. **Classificação Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Tutorial Básico. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2006. 50 p.: il. (Embrapa Monitoramento por Satélite. Documentos, 56) ISSN 1806-3322.

QUATTROCHI, D. A.; LUVALL, J. C. **Thermal Remote Sensing in Land Surface Processing**. April 14, 2004 by CRC Press Reference - 464 Pages.

RAO, D. P. **Remote sensing for earth resources**. Association of Exploration Geophysicists, 1999 - 212 páginas.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. (2006). **Remote Sensing Digital Image Analysis** - An Introduction (Vol. 4th Edition). Germany: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

ROBEL, J. (2009). **NOAA KLM USER'S GUIDE**. National Oceanic and Atmospheric Administration, National Environmental Satellite, Data, and Information Service. Asheville: Remote Sensing and Applications Division.

ROBINSON, J. (1991). **Fire from space**: Global fire evaluation using infrared remote sensing. *Int. J. Rem. Sen.*, 12:3-24.

ROCHA, V. R.; YAMASOE, M. A. **Estudo da Variabilidade Espacial e Temporal da Profundidade Óptica do Aerossol Obtida com o MODIS Sobre a Região Amazônica**. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.28, n.2, 210 - 220, 2013.

RONQUIM, C. C. (2010). **Queimada na colheita de cana-de-açúcar**: impactos ambientais, sociais e econômicos. Campinas, Brasil: Embrapa.

ROY, D.; LEWIS, P.; JUSTICE, C. (Mar. de 2002). **Burned area mapping using multi-temporal moderate spatial resolution data** - A bi-directional reflectance model-based expectation approach. *Remote Sensing of Environment*, 83, pp. 263-286.

ROYCHOWDHURY, S.; WANG, B.H. (1996). **Cooperative neighbor in defuzzification**. *Fuzzy Sets and Systems*, 78(1), 37-49.

RUDORFF, B. F. T. **Produtos de Sensoriamento Remoto**. Divisão de Sensoriamento Remoto. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, São Paulo. Site: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm>, acessado em 05 de agosto de 2015.

SÁ, J. P. (2001). **Pattern Recognition** - Concepts, Methods and Applications. Oporto University: Springer.

SAKAI, H.; CHAKRABORTY, M.; HASSANIEN, A. E.; SLEZAK, D.; ZHU, W. (EDS.). **Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining and Granular Computing**. 12th International Conference, RSFDGrC 2009, Delhi, India, December 16-18, 2009, Proceedings.

SAN-MIGUEL-AYANZ, J. et al. (2005). **Active fire detection for fire emergency management: Potential and limitations for the operational use of remote sensing**. *Natural Hazards*, 35 (3), pp. 361-376.

SCHROEDER, W. (1998). **Comparação entre Métodos de Detecção de Focos de Calor para uma Região de Cerrado Usando Dados AVHRR/NOAA-14**. *IBAMA - PROARCO*.

SCUDINO, P. A. (2008). **A Utilização de Alguns Testes Estatísticos para Análise da Variabilidade do Preço do Mel nos Municípios de Angra dos Reis e Mangaratiba**. Estado do Rio de Janeiro. (p. 51). Seropédica: Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

SETZER, A.; PEREIRA, M. (1991). **Amazonia biomass burnings in 1987 and an estimate of their tropospheric emissions**. *Ambio*, 20, 19-22.

SETZER, A. (1990). **The burning of Brazil: A discussion with Foster Brown and Alberto Setzer**. *Camões Center Quartely*, 2, pp. 20-25.

SETZER A. W.; PEREIRA, M. C.; PEREIRA, A. C. **O Uso de Satélites NOAA na Detecção de Queimadas no Brasil**. *Climanálise*. Vol. 7, (8):40-53, ago/1992. N.8 1992.

SETZER, A. W.; SOUZA, P. A.; MORELLI, F. (13 a 18 de abril de 2013). **Modificação do algoritmo de focos de queima AVHRR do INPE e sua avaliação com um método dinâmico**. *XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, p. 6.

SHARMA, H. S. (Author); BINDA, P.R. (Author). **Modeling in Resource Management and Environment through Geomatics**. December 1, 2008. Concept Publishing Co. 304 pages.

SHAVER, M. P.; PAGE, P. **Local land-use and landownership patterns near a power plant: Wisconsin Power Plant Impact Study**. Environmental Research Laboratory (Duluth, Minn.), University of Wisconsin--Madison. Institute for Environmental Studies. January 1980.

SHENOI, B. A. **Introduction to Digital Signal Processing and Filter Design**. Wiley, 19 de out de 2005 - 440 páginas.

SHEPHERD, G. G. (2002). **Spectral Imaging of the Atmosphere**. 84 Theobald's Road, London WC1X 8RR, UK: Academic Press - Elsevier Science Ltd.

SILVA, A. M. **5º Encontro com Usuários de Imagens de Satélites de Sensoriamento Remoto**. MS3: Sistema Brasileiro de Gravação, Processamento e Distribuição de Imagens de Satélite. 2002.

SILVA C. A. S.; SEBOK, F. G. de O.; SILVA, C. A.; LIMA, I. C.; DA SILVA FILHO, D. F.; POLIZEL, J. L. **O uso do sensoriamento remoto por meio de imagens de satélite de alta resolução para extração de cobertura arbórea intra-urbana no interior do Estado de São Paulo**. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.0738

SIQUEIRA, A. D. **Metodologia de análise de dados cartográficos e de sensoriamento remoto no diagnóstico da preservação da cobertura vegetal em regiões montanhosas**. Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, orientada pelo Dr. Dalton de Morisson Valeriano, aprovada em 29 de setembro de 1999.

SKIDMORE, A. (2003). **Environmental Modelling and GIS and Remote Sensing**. London: Taylor & Francis Group.

SLATER, P. N. (1980). **Remote Sensing, Optics and Optical Systems**. Boston (MA): Addison-Wesley Pub. Co., 575.

SMITH, C.; BROWN, N. (1999). **The ERDAS Field Guide**. ERDAS Worldwide Headquarters, 2801 Buford Highway, NE - Atlanta.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing, Analysis, and Machine Vision**. 912 pages. CL Engineering; 4 edition (January 1, 2014).

SOUZA, S. A. (2003). **Alguns Comentários Sobre A Teoria Fuzzy**. *Exacta*, 139-147.

SPANOS, A. (1999). **Probability Theory and Statistical Inference - Econometric Modeling with Observational Data**. Cambridge University Press.

SPRING. **Tutorial de Geoprocessamento**. Apostila disponível em <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/index.html>, acessado em 16 de fevereiro de 2014.

STALEY, K. A. **Fundamentals of Light and Lighting**. Large Lamp Department, General Electric, 1960 - 95 páginas.

STATISTICS. Statistics – Textbook. **Elementary Statistics Concepts**. Getting Started with Statistics Concepts, tutorial disponível em <https://documents.software.dell.com/statistics/textbook/elementary-statistics-concepts>, acessado em 16 de maio de 2012.

STEFFEN, C. A. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. Site: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm>, acessado em 13 de abril de 2013.

STEPHENS, M. A. (1974). **EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons**. *Journal of the American Statistical Association*, 69, 730-737.

STRINGFELLOW, G. B. (Editor), CRAFT, M. G. (Editor), WILLARDSON, R. K. (Series Editor), WEBER, E. R. (Series Editor). **High Brightness Light Emitting Diodes**, Volume 48 (Semiconductors & Semimetals) (Vol.48) 1st Edition. 469 pages. Academic Press; 1st edition (October 22, 1997).

STROPPIANA, D. et al. (2002). **Radiometric analysis of SPOT VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia**. *Remote Sensing of Environment*, 82, 2137.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. (1985). **Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control**. *Proceedings of the IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 15, pp. 116–132.

TAN, P. N.; STEINBACH, M.; KUMAR, V. **Introduction to Data Mining**. Addison-Wesley Companion. March 25, 2006.

THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. (2006). **Pattern Recognition - Third Edition**. San Diego, CA: Academic Press.

TOMZHINSKI, G. W.; COURA, P. H. F.; FERNANDES, M. DO C. **Avaliação da Detecção de Focos de Calor por Sensoriamento Remoto para o Parque Nacional do Itatiaia**. *Biodiversidade Brasileira* (2011) Ano I, Nº 2, 201-211. Recebido em 15/2/2011 – Aceito em 14/7/2011.

TRIGG, S.; FLASSE, S. (2001). **An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub savannah**. *International Journal of Remote Sensing*, 13, pp. 2641–2647.

UKY. UKY edu. Apostila disponível em: <https://www.uky.edu/Centers/HIV/cjt765/9.Skewness%20and%20Kurtosis.pdf>, acessado em 21 de junho de 2013.

VALERIANO, D. M. **Processamento digital de dados do MSS-LANDSAT aplicado ao mapeamento da cobertura da terra da planície costeira do rio Tubarão, SC: metodologia e estimativa de exatidão de classificação**. 1985. 89 p. 2 Mapas escala: 1:45.000. (INPE-3455-TDL/188). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São Jose dos Campos, 1984. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.19.07.13.37>>. Acesso em: 19 fev. 2016.

VASCONCELOS, E. H. V.; DA SILVA, H. P.; DOS ANJOS, C. S.; MELO, A. L.; DA SILVA, M. A. **Geração de Imagens dos Índices de Vegetação para a Cobertura Vegetal do Estado de Pernambuco visando suas Relações com as Mudanças Climáticas**. XIII jornada de Ensino, Pesquisa e Extensão –JEPEX 2013. Recife, 09 a 13 de dezembro.

VARSHNEY, P. K.; ARORA, M. K. **Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data**. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 323p. 2004.

VENTURIERI, A. (Belém, novembro de 2007). **Curso de introdução às técnicas de sensoriamento remoto**. Apostila elaborada por Adriano Venturieri.

VHF COMM. (20 de junho de 2013). Acesso em 20 de junho de 2013, disponível em vhfcomm: <http://www.vhfcomm.co.uk/noaahrpt.htm>

VIANA, J. Uso de Imagens de Satélite. 2 - **Conceitos Básicos de SR**. Apostila disponível em: <http://www.ufrrj.br/institutos/it/de/acidentes/sr0.htm>, acessado em 04 de Outubro de 2012.

VOLLMER, M.; MÖLLMANN, K. P. (2010). **Infrared Thermal Imaging** - Fundamentals, Research and Applications. Brandenburg, Germany: WILEY-VCH Verlag GmbH & Co.

WALSH, M. (2003). **Remote Sensing - Engineering and Design**. Engineer Manual, Department of the Army, US Army Corps of Engineers, Washington DC.

WANG, L. X. (1997). **A Course in Fuzzy Systems and Control**. Prentice-Hall International, Inc.

WATRIN, O. DOS S.; MACIEL, M. DE N. M. **Apostila de Sensoriamento Remoto**. Disponível em <http://www.ebah.com.br/content/ABAAAxWIAD/apostila>, acessado em 05 de abril de 2013.

WHITMEYER, L. E. (September de 1993). **Application of Space Shuttle Project Hercules Imagery in the Investigation of Ship Cloud Tracks**. (M. O. Technology, Ed.) Monterey, California, United States of America: Department of Defense or the U.S. Government.

WIKI. **Vegetação do Brasil**, disponível em https://pt.wikipedia.org/wiki/Vegeta%C3%A7%C3%A3o_do_Brasil, acessado em 17 de fevereiro de 2013.

WOLFRAM. Wolfram Language & System. Documentation Center. WOLFRAM LANGUAGE TUTORIAL. **Image Processing**. Tutorial Disponível em: <https://reference.wolfram.com/language/tutorial/ImageProcessing.html>, acessado em 13 de setembro de 2012.

WOOSTER, M. J.; ROBERTS, G.; SMITH, A. M.S.; JOHNSTON, J.; FREEBORN, P.; AMICI, S.; HUDAK, A.T. **Thermal Remote Sensing of Active Vegetation Fires and Biomass Burning Events**. Thermal Infrared Remote Sensing book, pp.347-390.

WULDER, M. W.; FRANKLIN, S. E. **Remote Sensing of Forest Environments: Concepts and Case Studies**. Springer Science & Business. 2003

YENGOH, G. T. .; DENT, D.; OLSSON, L.; TENGBERG, A. E.; TUCKER III, C. J. **Use of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to Assess Land Degradation at Multiple**

Scales. Current Status, Future Trends, and Practical Considerations. Springer International Publishing. 2016.

ZADEH, L. A. **A Fuzzy-algorithmic approach to the definition of complex or imprecise concepts.** Int. J. Man-Machine Studies (1976) 8, 249-291.

ZHOU, G. (2001). **Architecture of Future Intelligent Earth Observing Satellites (FIEOS) in 2010 and Beyond.** Norfolk VA, 23529: National Aeronautics and Space Administration Institute of Advanced Concepts - NASA-NIAC.

ZHOU, H., WU, J., & ZHANG, J. (2010). **Digital Imaging Processing** - Part I. Ventus Publishing Aps.

ANEXO A

Rastreabilidade entre imagens utilizadas para o caso de teste da Lógica Fuzzy e valores adquiridos do grupo Queimadas.

IMAGENS BRUTAS - ID	DATA	HORAG MT	SATELITE	MUNICIPIO	ESTADO	RISCO
S10332413_201207252332	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	NATIVIDADE	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	NATIVIDADE	TO	1
	20120725	233214	NOAA-16	SANTA RITA DO TOCANTINS	TO	1
S10332413_201207262324	20120726	232406	NOAA-16	ALMAS	TO	1
	20120726	232406	NOAA-16	ARAGUAÇU	TO	1
	20120726	232406	NOAA-16	ARAGUAÇU	TO	1
	20120726	232406	NOAA-16	PEDRO AFONSO	TO	1
S10332413_201207272311	20120727	231154	NOAA-16	LIZARDA	TO	1
	20120727	231154	NOAA-16	PARANÃ	TO	1
	20120727	231154	NOAA-16	PARANÃ	TO	1
	20120727	231154	NOAA-16	PEDRO AFONSO	TO	1
	20120727	231154	NOAA-16	PEDRO AFONSO	TO	1
	20120727	231154	NOAA-16	PEDRO AFONSO	TO	1
S10332413_201207301138	20120730	113840	NOAA-16N	ALMAS	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	ALMAS	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	LIZARDA	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	LIZARDA	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	PONTE ALTA DO BOM JESUS	TO	1
	20120730	113840	NOAA-16N	PONTE ALTA DO BOM JESUS	TO	1
S10332413_201208251127	20120825	112714	NOAA-16N	ANANÁS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	ANANÁS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	ARRAIAS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	ARRAIAS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	ARRAIAS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	BABAÇULÂNDIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CENTENÁRIO	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CENTENÁRIO	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CENTENÁRIO	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CONCEIÇÃO DO TOCANTINS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CONCEIÇÃO DO TOCANTINS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	CONCEIÇÃO DO TOCANTINS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	DARCINÓPOLIS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	DIANÓPOLIS	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FILADÉLFIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FILADÉLFIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FILADÉLFIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FILADÉLFIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FILADÉLFIA	TO	1
	20120825	112714	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1

S10332413_201208282329	20120827	233646	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	NOVO JARDIM	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	NOVO JARDIM	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	OLIVEIRA DE FÁTIMA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	OLIVEIRA DE FÁTIMA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PALMEIRANTE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PALMEIRANTE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PARANÃ	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PARANÃ	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PARANÃ	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PIUM	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PIUM	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	PONTE ALTA DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	RIO DOS BOIS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	RIO SONO	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	RIO SONO	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	SANTA RITA DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	SÃO SALVADOR DO TOCANTINS	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120827	233646	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	ALMAS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	ARRAIAS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1

S10332413_201208291223	20120828	232833	NOAA-16	LAJEADO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	NOVO JARDIM	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	RIO SONO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	RIO SONO	TO	1
	20120828	232833	NOAA-16	SANDOLÂNDIA	TO	1
	20120829	122334	NOAA-16N	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120829	122334	NOAA-16N	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
S10332413_201208292317	20120829	122334	NOAA-16N	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	ARAGUATINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	ARRAIAS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	CAMPOS LINDOS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	DUERÉ	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	DUERÉ	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	GOIATINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	LAGOA DO TOCANTINS	TO	1
S10332413_201208301207	20120829	231716	NOAA-16	LAGOA DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	MARIANÓPOLIS DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PEDRO AFONSO	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PEIXE	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PIUM	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PIUM	TO	1
S10332413_201208302306	20120829	231716	NOAA-16	PIUM	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PONTE ALTA DO BOM JESUS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PONTE ALTA DO BOM JESUS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	PONTE ALTA DO BOM JESUS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	SANTA MARIA DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	SANTA MARIA DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	SANTA ROSA DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	SANTA ROSA DO TOCANTINS	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	TAGUATINGA	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	TALISMÃ	TO	1
S10332413_201208302306	20120829	231716	NOAA-16	TALISMÃ	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	TALISMÃ	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	TALISMÃ	TO	1
	20120829	231716	NOAA-16	TALISMÃ	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
	20120830	120719	NOAA-16N	FORMOSO DO ARAGUAIA	TO	1
S10332413_201208302306	20120830	120719	NOAA-16N	LAGOA DA CONFUSÃO	TO	1
	20120830	230559	NOAA-16	BABAÇULÂNDIA	TO	1
	20120830	230559	NOAA-16	BABAÇULÂNDIA	TO	1
	20120830	230559	NOAA-16	BOM JESUS DO TOCANTINS	TO	1
	20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1
	20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1

20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1
20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1
20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1
20120830	230559	NOAA-16	GOIATINS	TO	1

ANEXO B

Amostra dos dados que são utilizados para o processamento nesta tese para os canais 1, 2, 3, 4 e 5 de uma imagem do sensor AVHRR-NOAA 16.

Canal 1	Canal 2	Canal 3	Canal 4	Canal 5
245,65	238,45	298,95	267,55	268,55
248,05	240,85	296,95	267,65	268,55
243,85	236,95	298,45	267,35	268,45
243,55	236,55	299,45	267,35	268,35
243,85	236,95	298,95	267,25	268,35
243,55	236,65	298,85	267,15	268,15
241,75	234,95	300,15	267,05	268,05
244,65	237,65	300,15	267,05	268,15
245,75	238,75	299,55	267,15	268,15
243,05	236,25	299,55	267,05	268,05
239,65	233,05	301,15	266,75	267,95
237,95	231,45	302,75	266,65	267,85
238,25	231,75	302,75	266,85	267,95
238,95	232,35	302,25	266,95	268,05
239,55	232,95	301,45	266,95	268,15
238,55	232,05	302,05	266,85	267,95
238,05	231,65	302,55	266,65	267,75
237,65	231,25	302,75	266,55	267,65
237,55	231,15	302,95	266,45	267,65
237,35	231,05	303,05	266,45	267,75
237,35	231,05	302,85	266,45	267,65
237,45	231,25	302,65	266,45	267,65
237,15	230,95	302,95	266,45	267,65
237,05	230,85	303,05	266,35	267,55
236,95	230,75	303,05	266,25	267,45
236,85	230,75	302,95	266,15	267,25
236,95	230,75	302,95	266,05	267,25
236,85	230,65	302,95	266,05	267,25
236,75	230,75	302,85	265,95	267,25
236,75	230,65	302,95	265,85	267,25
236,75	230,65	302,85	265,95	267,15
236,75	230,65	302,85	265,95	267,15
236,65	230,65	302,75	266,05	267,25
236,65	230,65	302,75	266,15	267,15
236,55	230,65	302,85	266,15	267,35

236,55	230,65	302,85	266,15	267,35
236,55	230,65	302,85	266,15	267,25
236,55	230,65	302,75	266,05	267,15
236,45	230,55	302,75	266,05	267,25
236,45	230,55	302,75	265,95	267,15
236,45	230,55	302,75	265,95	267,05
236,35	230,55	302,75	265,95	267,05
236,35	230,55	302,75	266,05	267,25
236,35	230,45	302,85	266,05	267,35
236,35	230,55	302,85	265,95	267,15
236,25	230,45	302,85	265,95	267,15
236,45	230,65	302,85	265,95	267,25
236,65	230,85	302,45	266,15	267,25
236,55	230,85	302,45	266,15	267,35
236,45	230,65	302,65	266,25	267,35