



Universidade Federal do Rio de Janeiro
Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Meteorologia

**CARACTERIZAÇÃO DOS DESLIGAMENTOS POR QUEIMADAS NAS
LINHAS DE TRANSMISSÃO DA INTERLIGAÇÃO NORTE-SUDESTE DO
SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL**

RAFAEL MAIOCCHI ALVES COSTA

Orientadores: *D. Sc. Leonardo de Faria Peres e D. Sc. Renata Libonati dos Santos*

Rio de Janeiro (RJ)

Setembro/2018

**CARACTERIZAÇÃO DOS DESLIGAMENTOS POR QUEIMADAS NAS
LINHAS DE TRANSMISSÃO DA INTERLIGAÇÃO NORTE-SUDESTE DO
SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL**

RAFAEL MAIOCCHI ALVES COSTA

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia do Instituto de Geociências do Centro de Ciências Matemáticas e da Natureza da Universidade Federal do Rio de Janeiro (PPGM-IGEO-CCMN-UFRJ), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Ciências (Área: Meteorologia).

Orientadores: *D. Sc. Leonardo de Faria Peres e
D. Sc. Renata Libonati dos Santos*

Rio de Janeiro (RJ)

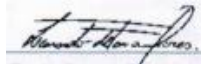
Setembro/2018

**CARACTERIZAÇÃO DOS DESLIGAMENTOS POR QUEIMADAS NAS
LINHAS DE TRANSMISSÃO DA INTERLIGAÇÃO NORTE-SUDESTE DO
SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL**

RAFAEL MAIOCCHI ALVES COSTA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA DO INSTITUTO DE
GEOCIÊNCIAS DO CENTRO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DA NATUREZA
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO (PPGM-IGEO-CCMN-UFRJ)
COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU
DE MESTRE EM CIÊNCIAS (ÁREA: METEOROLOGIA).

Examinada por:



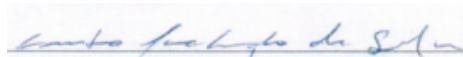
D. Sc. Leonardo de Faria Peres (IGEO/UFRJ)



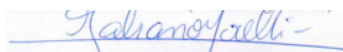
D. Sc. Renata Libonati dos Santos (IGEO/UFRJ)



D. Sc. Célia Maria Paiva (IGEO/UFRJ)



D. Sc. Fausto Machado da Silva (PPGE/UFRJ)



D. Sc. Fabiano Morelli (CPTEC/INPE)

Rio de Janeiro (RJ)

Setembro/2018

Costa, Rafael Maiocchi Alves

Caracterização dos desligamentos por queimadas nas linhas de transmissão da interligação Norte-Sudeste do Sistema Interligado Nacional/ Rafael Maiocchi Alves Costa. – Rio de Janeiro: UFRJ/PPGM/IGEO/CCMN, 2018.

XVI, 98 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Leonardo de Faria Peres

Renata Libonati dos Santos

Dissertação (Mestrado) – UFRJ/PPGM/IGEO/CCMN

Programa de Pós-graduação em Meteorologia, 2018.

Referências Bibliográficas: p. 89-98.

1. Focos de calor. 2. Sensoriamento remoto. 3. Desligamentos nas linhas de transmissão. 4. Regressão logística
I. Peres, Leonardo F.*et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, PPGM/IGEO/CCMN, Programa de Pós-graduação em Meteorologia. III. Título.

DEDICO

“Este trabalho em especial aos meus pais Luiz e Teresinha, meu irmão André e minha avó Maria Thereza, que trazem luz e alegria a minha vida.”

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pela graça de viver e desfrutar de todos os momentos de alegria, tristeza, oportunidades e desafios que a vida me apresenta. Com certeza, o amparo divino colabora para a expansão da minha fé, sabedoria e me faz mais feliz.

Aos meus pais Luiz e Teresinha, ao meu irmão André e a minha avó Maria Thereza por todo amor, carinho e apoio sempre presentes no meu dia a dia.

Agradeço aos meus orientadores, Leonardo Peres e Renata Libonati, por acreditarem no meu potencial, pelos conhecimentos passados, incentivo a pesquisa, amizade e também pela paciência e dedicação para que esse trabalho pudesse ser realizado.

Aos amigos do Laboratório de Aplicações de Satélites Ambientais (LASA), pela amizade e consideração, em especial Filippe Lemos, Julia Abrant, Vitor Miranda e Thais Ruffo pelo auxílio com os dados de sensoriamento remoto.

Aos meus amigos do ONS pelo grande apoio, amizade e todos os bons momentos que passamos juntos, em especial Vinicius Forain, Christiane Osório, Helio Camargo e Beatriz Bernardino.

Ao INPE, ao ONS, ao ECMWF e a NASA por disponibilizarem os seus dados, facilitando a elaboração de pesquisas como esta.

Aos companheiros de caminhada nesta vida. Procuremos sempre fazer o melhor para o nosso planeta.

Que Deus abençoe a todos!

RESUMO

As queimadas estão entre as principais causas de desligamentos nas linhas de transmissão da interligação Norte-Sudeste do Sistema Interligado Nacional, principalmente durante a estação seca do Cerrado brasileiro. Essas interrupções na transmissão de energia podem ocasionar alterações nos processos de intercâmbio de energia entre os subsistemas, sendo que nos casos em que a indisponibilidade se prolonga demasiadamente, pode-se fazer necessário o acionamento de outras fontes de geração com um custo mais elevado. Desse modo percebe-se a necessidade de se ter um entendimento mais adequado da relação entre a dinâmica das queimadas no bioma do Cerrado brasileiro e a ocorrência de desligamentos nas linhas de transmissão da interligação Norte-Sudeste. A partir dessa premissa, foram aplicados métodos estatísticos através de matrizes de correlação e do desenvolvimento de modelo regressivo logístico nos dados de desligamentos por queimadas registrados pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), no risco de fogo calculado e nos produtos de sensoriamento remoto com base no sensor MODIS alocado nos satélites AQUA e TERRA. As correlações entre os desligamentos por queimadas e as demais variáveis analisadas apresentaram um aumento gradativo no decorrer da transição da estação úmida para a seca. O modelo de regressão logística, mostrou ter um grande potencial preditivo, oferecendo diversas possibilidades no cálculo da probabilidade de desligamento por queimadas. Embora o modelo tenha tido um bom desempenho com o uso dos dados trimestrais das variáveis preditivas (FRP, NDVI e RF), como elas possuem fortes correlações entre si, os coeficientes estimados para cada uma delas não apresentaram significância estatística, consistindo no problema da multicolinearidade dessas variáveis. Portanto, torna-se recomendável o teste de outros modelos de mineração de dados como a árvore de decisão e as redes neurais artificiais para efeitos comparativos em relação a regressão logística, além de se averiguar se as variáveis preditivas não possuem correlação entre si.

Palavras-chave: focos de calor, sensoriamento remoto, desligamentos nas linhas de transmissão, matriz de correlação, regressão logística.

CHARACTERIZATION OF THE SHUTDOWNS BY FIRES IN THE TRANSMISSION LINES OF THE NORTH-SOUTHEAST INTERCONNECTION OF THE NATIONAL INTERLIGATED SYSTEM

ABSTRACT

Fires are among the main causes of shutdowns in the transmission lines of the North-Southeast interconnection of the National Interligated System, mainly during the Brazilian Cerrado dry season. Such interruptions in the transmission of energy can cause changes in the energy exchange processes between the subsystems, and in cases where the unavailability is prolonged too much, it may be necessary to trigger other sources of generation with a higher cost. In this way, the need to have a better understanding of the relationship between the dynamics of fires in the Brazilian Cerrado biome and the occurrence of shutdowns in the transmission lines of the North-Southeast interconnection. Based on this premise, a statistical analysis was applied to shutdowns by fires recorded by the National Electrical System Operator (ONS), calculated fire risk and remote sensing products based on the MODIS sensor allocated on the AQUA and TERRA satellites. Subsequently a logistic regression model was developed based on the use of some of these variables, with the output indicating the probability of shutdown. The correlations between shutdowns and the other analyzed variables showed a gradual increase during the transition from the wet season to the dry season. The logistic regression model showed a great predictive potential, offering several possibilities in the calculation of the probability of shutdown by fire. Although the model performed well with the use of the quarterly data of the predictive variables (FRP, NDVI and RF), since they have strong correlations between them, the coefficients estimated for each of them did not present statistical significance, consisting of the multicollinearity problem of these variables. Therefore, it is advisable to test other data mining models such as the decision tree and artificial neural networks for comparative purposes in relation to logistic regression, as well as to determine if the predictive variables have no correlation with each other.

Keywords: fire active, remote sensing, shutdowns in transmission lines, correlation matrix, logistic regression.

SUMÁRIO TEMÁTICO

1. Introdução	1
1.1 Sistema Interligado Nacional (SIN) e Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS)	1
1.2 Queimadas no Cerrado e a Interligação Norte-Sudeste	3
1.3 Sensoriamento Remoto e Detecção de Queimadas	8
1.4 Predição de Desligamentos por Queimadas	11
1.5 Motivação	14
1.6 Objetivos	15
2. Dados e Métodos	17
2.1 Dados Climatológicos	20
2.2 Desligamentos	21
2.3 Focos de Calor	22
2.4 Área Queimada	26
2.5 Uso e Cobertura do Solo (Land Cover)	27
2.6 Fire Radiative Power (FRP)	28
2.7 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	29
2.8 Risco de Fogo (RF)	30
2.9 Matrizes de Correlação e Regressão Logística	32
3. Resultados e Discussão	43
3.1 Análise do Clima, Desligamentos e Queimadas em Grande Escala Espacial ...	43
3.1.1 Análise climática.....	43
3.1.2 Análise dos desligamentos.....	46
3.1.3 Análise dos focos de calor	53
3.1.4 Análise da área queimada	55
3.1.5 Relação entre desligamentos e focos de calor.....	57
3.2 Análise na Região das LTs e Definição das Variáveis Preditivas	59
4. Conclusões	86
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	89

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Mapa com as linhas de transmissão de energia elétrica existentes (linhas contínuas) em 2017 e previstas (linhas tracejadas) do Sistema Interligado Nacional (Fonte: ONS, 2018d).....	2
Figura 2 – Linhas de transmissão de energia elétrica existentes (linhas contínuas) em 2017 e previstas (linhas tracejadas) para serem adicionadas ao Sistema Interligado Nacional. Parte das LTs da interligação Norte-Sudeste está localizada dentro do retângulo em preto. Linhas vermelhas representam as linhas de 500kV. (Fonte: ONS, 2018d).	4
Figura 3 – Localização geográfica do bioma do Cerrado brasileiro. Adaptado de Ribeiro & Walter, 1998.	5
Figura 4 – Processo de obtenção de imagens através da técnica do sensoriamento remoto. (Fonte: Adaptado de Florenzano, 2011).	9
Figura 5 – <i>Buffer</i> de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs (linhas vermelhas) e subestações (pontos pretos) da interligação Norte-Sudeste do SIN.	19
Figura 6 – Localização geográfica das cidades selecionadas para a caracterização do clima existente na região de estudo. As linhas pretas representam a região do buffer de 5 km.	20
Figura 7 – Instrumentos a bordo do satélite AQUA (Fonte: NASA, 2018c).	23
Figura 8 – Representação da relação entre as variáveis dependente e independente na função logística (curva sigmoide). Adaptado de Hair et al. (2005).	34
Figura 9 – Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Brasília-DF (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).	43
Figura 10 – Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Pirenópolis-GO (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).	44
Figura 11 – Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Pedro Afonso-TO (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).	44
Figura 12 – Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Carolina-MA (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).	45

Figura 13 – Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Marabá-PA (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).....	45
Figura 14 – Causas dos desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN no período de estudo.	47
Figura 15 – Número de desligamentos por causas ambientais nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN no período de estudo.	48
Figura 16 – Histograma da frequência do tempo de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste para cada um dos eventos de desligamento por queimadas.	49
Figura 17 – Histograma da frequência do tempo de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste para cada um dos eventos de desligamento por descargas atmosféricas.	49
Figura 18 – Total de desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	51
Figura 19 – Distribuição espacial dos desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	52
Figura 20 – Focos de calor calculados pelo INPE com base no sensor MODIS do satélite AQUA no período de estudo nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste e no Distrito Federal.	53
Figura 21 – Focos de calor por área geográfica (km ²) calculados pelo INPE com base no sensor MODIS do satélite AQUA no período de estudo nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste e no Distrito Federal.	54
Figura 22 – Densidade de focos de calor no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo. As linhas pretas representam a região do <i>buffer</i> de 5 km.	55
Figura 23 –Área queimada (km ²) no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	56
Figura 24 – Densidade de área queimada no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo. As linhas pretas representam a região do <i>buffer</i> de 5 km.	57
Figura 25 – Média mensal dos focos de calor no Distrito Federal e nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste no período de estudo (linhas) e o total mensal de desligamentos por queimadas neste mesmo período (colunas).	58

Figura 26 – Quantidade de focos de calor na região do <i>buffer</i> de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.....	59
Figura 27 – Densidade de focos de calor na região do <i>buffer</i> de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo.	60
Figura 28 – Área queimada (km ²) total na região do <i>buffer</i> de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	61
Figura 29 – Densidade de área queimada na região do <i>buffer</i> de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo.	62
Figura 30 – Relação entre os desligamentos, o total de área queimada (km ²) e o total de focos de calor na região do <i>buffer</i> de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	63
Figura 31 – Evolução temporal do tipo de cobertura do solo representativo da região do <i>buffer</i> de 5km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste (2004, 2008 e 2012). ...	64
Figura 32 – Total anual de desligamentos (coluna) e média anual do FRP, do NDVI e do RF (linhas) para o período de estudo.	65
Figura 33 – Total mensal de desligamentos (colunas) e média mensal do FRP, do NDVI e do RF (linhas) para o período de estudo.....	66
Figura 34 – NDVI calculado na região do <i>buffer</i> para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.....	67
Figura 35 – FRP calculado na região do <i>buffer</i> para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.....	68
Figura 36 – RF calculado na região do <i>buffer</i> para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.	68
Figura 37 – Dispersão entre as médias anuais dos focos de calor e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	69
Figura 38 – Dispersão entre as médias anuais da área queimada e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	70
Figura 39 – Dispersão entre as médias anuais do NDVI e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	70

Figura 40 – Dispersão entre as médias anuais do FRP e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	71
Figura 41 – Dispersão entre as médias anuais de RF e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.....	71
Figura 42 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) dos focos de calor e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	72
Figura 43 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) da área queimada e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	72
Figura 44 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de NDVI e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	73
Figura 45 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de FRP e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	73
Figura 46 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de RF e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.	74

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – LTs pertencentes a interligação Norte-Sudeste do SIN.	21
Tabela 2 – Especificações técnicas do sensor MODIS alocado nos satélites AQUA e TERRA pertencentes ao programa EOS (Fonte: Adaptado da NASA, 2018c).	24
Tabela 3 – Tipos de cobertura do solo segundo a classificação IGBP (Fonte: NASAe, 2018).	28
Tabela 4 – Categorias de RF (Fonte: Setzer et al, 2016).	32
Tabela 5 – Tabela ANOVA para a regressão logística.	37
Tabela 6 – Tabela com os coeficientes estimados.	38
Tabela 7 – Tabela de contingência.	40
Tabela 8 – Estatísticas relacionadas ao tempo de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste durante eventos de desligamento por queimadas e por descargas atmosféricas.	50
Tabela 9 – Total de desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.	50
Tabela 10 – Tipo de cobertura do solo representativo da região do <i>buffer</i> de 5km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste.	64
Tabela 11a – Matriz de correlação das médias trimestrais FMA (final do período úmido) para o período de estudo.....	75
Tabela 11b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais FMA (final do período úmido) para o período de estudo.....	75
Tabela 12a – Matriz de correlação das médias trimestrais MJJ (início do período seco) para o período de estudo.....	75
Tabela 12b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais MJJ (início do período seco) para o período de estudo.....	76
Tabela 13a – Matriz de correlação das médias trimestrais ASO (final do período seco) para o período de estudo.....	76
Tabela 13b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais ASO (final do período seco) para o período de estudo.....	76
Tabela 14a – Matriz de correlação das médias anuais para o período de estudo.	77
Tabela 14b – Teste-T para a matriz de correlação das médias anuais para o período de estudo.	77

Tabela 15 – Tabela com os coeficientes estimados considerando as três variáveis preditivas.	79
Tabela 16 – Tabela ANOVA considerando as três variáveis preditivas.	79
Tabela 17 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão logística considerando as três variáveis preditivas.	80
Tabela 18 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o FRP como variável preditiva.	81
Tabela 19 – Tabela ANOVA considerando apenas o FRP como variável preditiva.	81
Tabela 20 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o FRP como variável preditiva.	82
Tabela 21 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o NDVI como variável preditiva.	82
Tabela 22 – Tabela ANOVA considerando apenas o NDVI como variável preditiva. ..	83
Tabela 23 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o NDVI como variável preditiva.	83
Tabela 24 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o RF como variável preditiva.	83
Tabela 25 – Tabela ANOVA considerando apenas o RF como variável preditiva.	84
Tabela 26 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o RF como variável preditiva.	84

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANOVA	Análise de Variância
ASO	Agosto-Setembro-Outubro
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
ATSR	Along Track Scanning Radiometer
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
DF	Distrito Federal
DSA	Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
EOS	Earth Observing System
FMA	Fevereiro-Março-Abril
FRP	Fire Radiative Power
GO	Goiás
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IGBP	International Geosphere-Biosphere Programme
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LT	Linha de Transmissão
MA	Maranhão
MJJ	Mai-Junho-Julho
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NASA	National Aeronautics and Space Administration

NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PA	Pará
PROARCO	Programa de Prevenção aos Incêndios Florestais no Arco do Desmatamento
RF	Risco de Fogo
SIN	Sistema Interligado Nacional
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
TO	Tocantins
UTC	Universal Time Coordinated
WGS	World Geodetic System

1. Introdução

1.1 Sistema Interligado Nacional (SIN) e Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS)

Durante a década de 60, os serviços de geração, transmissão e distribuição de energia no Brasil que eram organizados de forma independente e isolados, passaram por uma transformação a partir da década seguinte com a implantação de usinas de grande porte localizadas distantes dos centros de carga e a construção de extensas linhas de transmissão, possibilitando a interligação de diversos sistemas para um aproveitamento mais racional da energia (Praça & Furst, 2012). Esta nova configuração, denominada de Sistema Interligado Nacional (SIN), consiste num complexo sistema de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, com dimensões e características que permitem considerá-lo único em âmbito global, compreendendo as cinco regiões do Brasil e com forte predomínio de geração hidráulica (ONS, 2018a).

No âmbito do SIN, a transmissão de energia é realizada por linhas de transmissão (LTs), que possuem a finalidade de levar a energia das usinas geradoras aos centros consumidores. Além disso, permitem a transferência de energia entre regiões, por meio das LTs de interligação, gerando uma grande otimização de custos através de grandes intercâmbios de energia, possibilitando que o sistema elétrico opere com sinergia e confiabilidade (TAESA, 2017). A rede de transmissão do SIN abrange LTs que possuem tensão nominal desde 230kV até 800kV (ONS, 2018b). Desta forma, o SIN é composto pelas principais usinas geradoras, LTs e distribuidoras, compreendendo grande parte do território brasileiro sendo constituído por quatro subsistemas: Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e a maior parte da região Norte (Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, 2008, Figura 1).

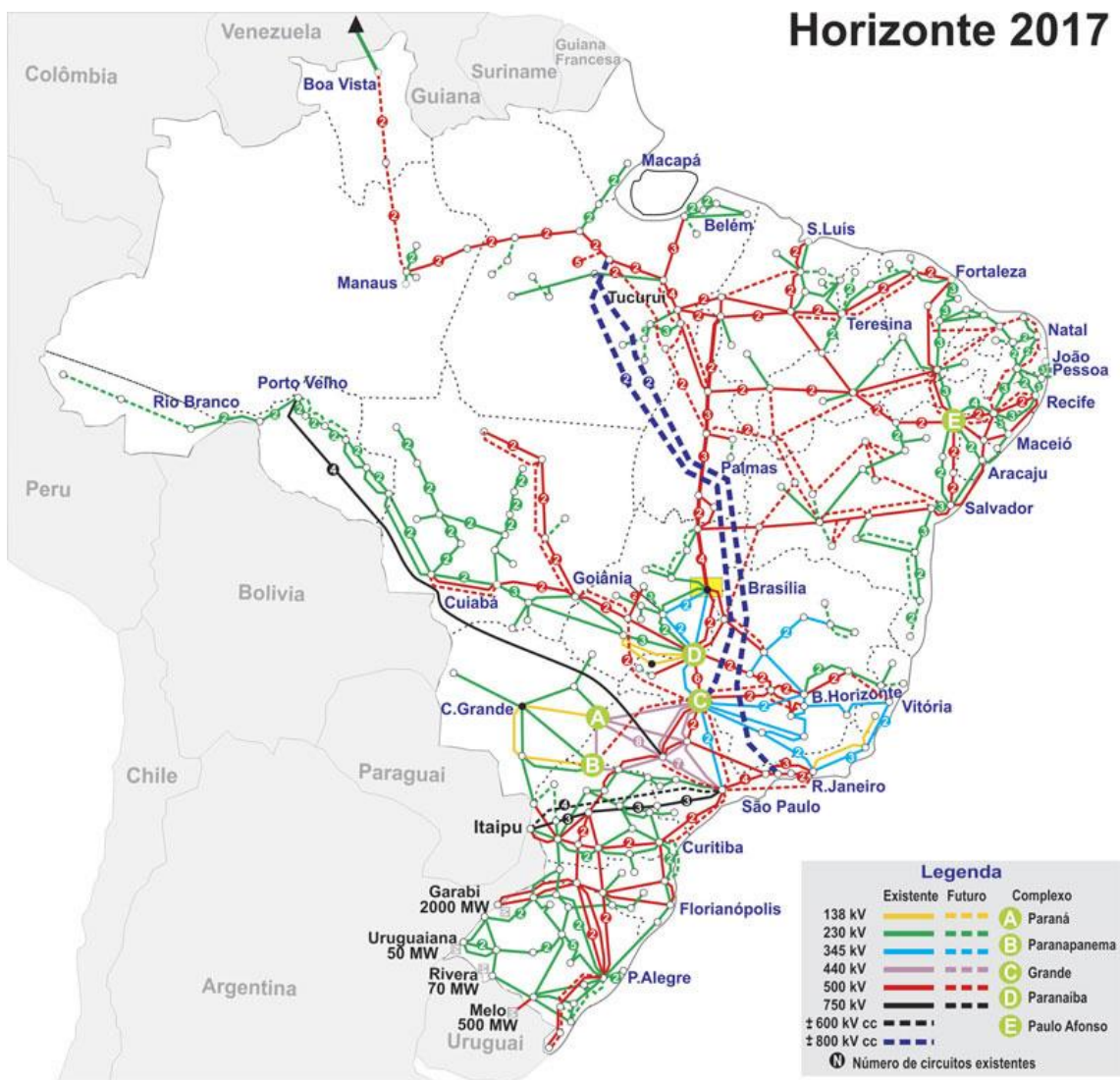


Figura 1 – Mapa com as linhas de transmissão de energia elétrica existentes (linhas contínuas) em 2017 e previstas (linhas tracejadas) do Sistema Interligado Nacional (Fonte: ONS, 2018d).

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) é o órgão responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no SIN e pelo planejamento da operação dos sistemas isolados que se encontram fora do SIN, que representam cerca de 0,7% da energia elétrica requerida pelo país. O

ONS foi criado em 1998 com status de organização civil de direito privada sem fins lucrativos e atua sob a fiscalização e regulação da ANEEL (ONS, 2018a).

As empresas de transmissão são as responsáveis pelo transporte da energia pelo país, que segundo o ONS (ONS, 2018b), serão responsáveis por operar mais de 154 mil quilômetros de LTs em 2019, o que leva o SIN a ser considerado o maior sistema de transmissão de energia elétrica do mundo (Eletrobras, 2017).

Adicionalmente, as interligações inter-regionais são essenciais ao SIN, pois possibilitam a transferência de excedentes energéticos entre os quatro subsistemas, otimizando os estoques armazenados nos reservatórios das usinas hidrelétricas, além de maximizar o aproveitamento dos recursos energéticos existentes no país e de explorar a diversidade entre os regimes hidrológicos das bacias, o que permite o atendimento ao mercado com segurança e economicidade (ONS, 2018c).

1.2 Queimadas no Cerrado e a Interligação Norte-Sudeste

Em operação desde o dia 1º de março de 1999, a interligação Norte-Sudeste, possui grande importância nos intercâmbios energéticos entre os subsistemas Sudeste/Centro-Oeste e Norte/Nordeste (Figura 2), sendo composta por LTs com tensão nominal de 500 kV que passam pelos estados de Goiás, Tocantins, Pará e Maranhão, estendendo-se desde a cidade de Samambaia no Distrito Federal até a cidade de Imperatriz no Maranhão (Eletronorte, 2017).

Entretanto, as LTs da interligação Norte-Sudeste são suscetíveis a ocorrência de desligamentos ocasionados por causas bastante distintas, indo desde falhas técnicas até sistemas meteorológicos severos, passando pelos incêndios florestais e queimadas, podendo provocar interrupções nos intercâmbios de energia. Os desligamentos ocasionados por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste representam uma

importante fração das perturbações que ocorrem no SIN, ocasionando prejuízos tanto para as empresas transmissoras quanto para os grandes consumidores, como as indústrias e os centros urbanos (Barreto, 2016).

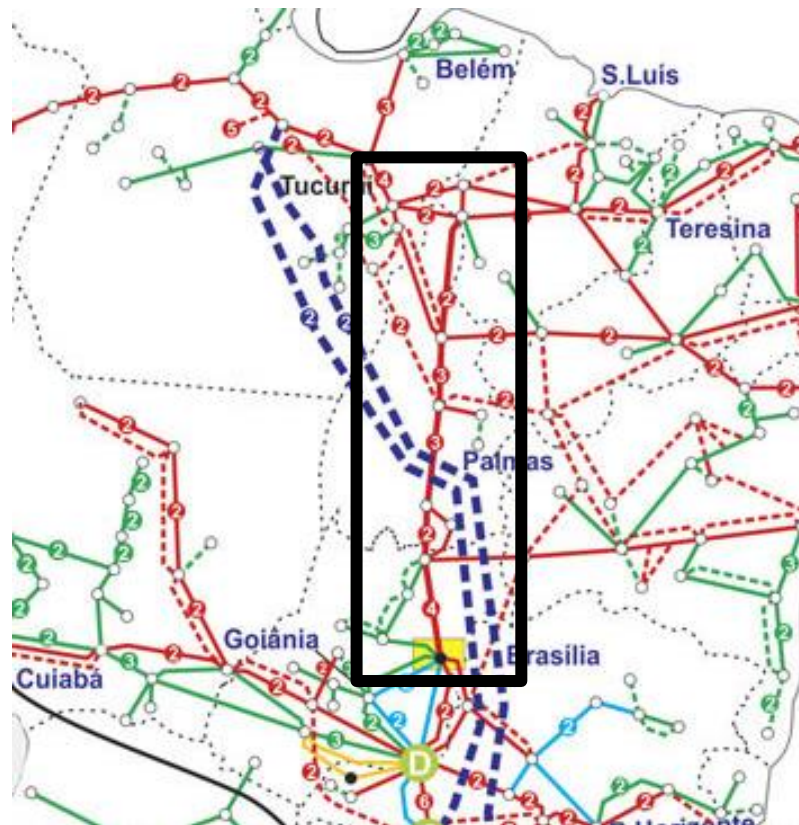


Figura 2 – Linhas de transmissão de energia elétrica existentes (linhas contínuas) em 2017 e previstas (linhas tracejadas) para serem adicionadas ao Sistema Interligado Nacional. Parte das LTs da interligação Norte-Sudeste está localizada dentro do retângulo em preto. Linhas vermelhas representam as linhas de 500kV. (Fonte: ONS, 2018d).

Grande parte das LTs da interligação Norte-Sudeste está localizada sob o domínio do bioma do Cerrado brasileiro, o qual está localizado sobre a porção central do Brasil, abrangendo como área contínua os estados de Goiás, Tocantins e o Distrito Federal, parte dos estados da Bahia, Ceará, Maranhão, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Piauí, Rondônia e São Paulo e também em áreas disjuntas ao norte nos estados do Amapá,

Amazonas, Pará e Roraima, e ao sul, em partes isoladas do Paraná (Figura 3). É o segundo maior bioma do país em extensão territorial com aproximadamente dois milhões de km², ocupando cerca de 25% do território brasileiro, e sendo superado apenas pela Floresta Amazônica (Ribeiro & Walter, 1998).



Figura 3 – Localização geográfica do bioma do Cerrado brasileiro. Adaptado de Ribeiro & Walter, 1998.

Esse bioma apresenta uma grande variedade de habitats e fitofisionomias, sendo as mais conhecidas: o cerradão (formações florestais com dossel mais ou menos fechado), o cerrado stricto sensu (com fisionomia densa de árvores e arbustos com até 12 m de altura, dominado por um estrato herbáceo graminoso), o campo cerrado (com fisionomia mais aberta do estrato arbóreo arbustivo), o campo sujo (composto por áreas de gramíneas com arbustos dispersos) e o campo limpo (formação dominada por gramíneas)

(Goodland, 1972; Coutinho, 1990). O cerradão, o campo (cerrado, sujo e limpo) e o cerrado stricto sensu ocupam respectivamente 8, 12 e 53% da área total do Cerrado. Os 27% restantes são ocupados por formas fisionômicas menos representativas, como campo úmido, veredas, mata de galeria, entre outras. (Dias, 1992).

O clima predominante desse bioma é o tropical sazonal de inverno seco, caracterizado pela pequena sazonalidade na temperatura média mensal e grande sazonalidade da precipitação, concentrando os maiores valores pluviométrico nos meses de outubro a abril (estação chuvosa) e os menores no período de maio a setembro (estação seca). Durante os meses de julho e agosto, os índices de umidade relativa do ar caem bastante no período da tarde, podendo apresentar valores próximos de 15% (Coutinho, 2000).

Nesse bioma as queimadas ocorrem anualmente, principalmente durante o período de estiagem, onde o pico de incidência ocorre no final desta estação devido à vulnerabilidade da vegetação ao fogo (Coutinho, 1990; Libonati *et al.*, 2015; Silva *et al.*, 2016). Nomeadamente, as queimadas no Cerrado brasileiro começam em maio e coincide com o início do período seco (Coutinho, 1990; Libonati *et al.*, 2015; Silva *et al.* 2016). Nos meses de junho e julho observa-se um aumento nesses números, e atinge o pico entre agosto e setembro, sendo este o período de maior risco, quando as condições meteorológicas são especialmente favoráveis à propagação do fogo (Libonati *et al.*, 2015).

A ocorrência de incêndios naturais ocasionados por descargas atmosféricas no cerrado tem sido relatada na literatura científica apenas mais recentemente (Ramos-Neto & Pivello, 2000; França *et al.*, 2007). Durante a estação chuvosa é comum a presença de períodos secos, onde alguns dias sem chuva já são suficientes para secar a maioria das formas fitofisionomias do cerrado a níveis que podem sustentar o fogo (Miranda *et al.*,

2009). No entanto, a grande maioria dos incêndios no cerrado possui origem antropogênica (Pivello, 2011).

A principal atividade relacionada ao fogo nesta região está associada com a queima da vegetação como prática de manejo para a criação de gado, que é aplicada em extensas áreas para pastagem natural nas formas de Cerrado mais abertas, como campo limpo e campo sujo (Coutinho, 1990). Durante o período seco na região central do Cerrado brasileiro, o gado sofre com a falta de palatabilidade da vegetação, ocorrendo, neste período, perda de peso e redução na produção de leite. Dessa forma, a queima do Cerrado na segunda metade do período seco (agosto-setembro) acaba se tornando a prática de manejo mais econômica utilizada pelos fazendeiros, uma vez que, poucos dias após ter sido queimada, a vegetação rebrota, tornando-se mais palatável para os animais, além de rica em proteínas, celulose e sais minerais (Lombardi, 2005).

A ocorrência de queimadas sobre a vegetação existente na faixa de servidão das linhas de transmissão de energia eleva a probabilidade de desligamento, em razão do aumento acentuado de temperatura, o que reduz a constante dielétrica do ar entre os condutores e o solo, ocasionando conseqüentemente uma diminuição do isolamento da linha e provocando o curto circuito fase-fase ou fase-terra que muitas vezes impossibilitam o religamento automático da linha (Fonseca *et al.*, 2000).

Desta forma, a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) implementou em 1985 a Norma NBR 5422 que determina as condições básicas para projetos de implementação das LTs, sendo um dos pontos apresentados a necessidade da limpeza da faixa de servidão para permitir a implantação, operação e manutenção da LT (ABNT, 1985). Além disso, o Ministério do Meio Ambiente (MMA) através do artigo 69 da portaria 421 e publicado em 2011 define que os responsáveis pelas LTs localizadas em áreas suscetíveis a queimadas poderão requerer autorização para redução da vegetação no

trecho, com o intuito de prevenir ou minimizar tais eventos e garantir a segurança operacional e confiabilidade do sistema (MMA, 2011).

1.3 Sensoriamento Remoto e Detecção de Queimadas

Adicionalmente, o progresso tecnológico permitiu a utilização de imagens de satélites, obtidas através de sensores remotos (Florenzano, 2011) a bordo de satélites capazes de capturar e registrar a energia refletida ou emitida pelo sistema terra-atmosfera, sem que exista contato físico entre o sensor e os objetos na superfície terrestre (Figura 4), para a identificação e o monitoramento de focos ativos em tempo real e de áreas queimadas, sendo bastante relevante no combate às queimadas no Brasil (Granemann & Carneiro, 2009). Desta forma, com base em dados de sensoriamento remoto é possível realizar dois tipos de detecção de queimadas: a de fogos ativos, ou seja, com a presença do fogo; e a das áreas queimadas, onde algoritmos estimam a área queimada a partir das cicatrizes espectrais deixadas pelo fogo após a sua extinção. A detecção de fogos ativos é baseada na energia emitida (sinal térmico), uma vez que o local onde ocorre a queimada possui elevadas temperaturas devido à combustão, dessa maneira tal sinal é pouco equívoco, porém efêmero, isto é, só pode ser observado no momento da queima. Já a detecção de áreas queimadas é feita a partir da energia refletida (sinal solar) pelos resíduos de carvão e/ou na cicatriz deixada na vegetação, que persistem por mais tempo, podendo permanecer por alguns dias (Pereira, 2007).

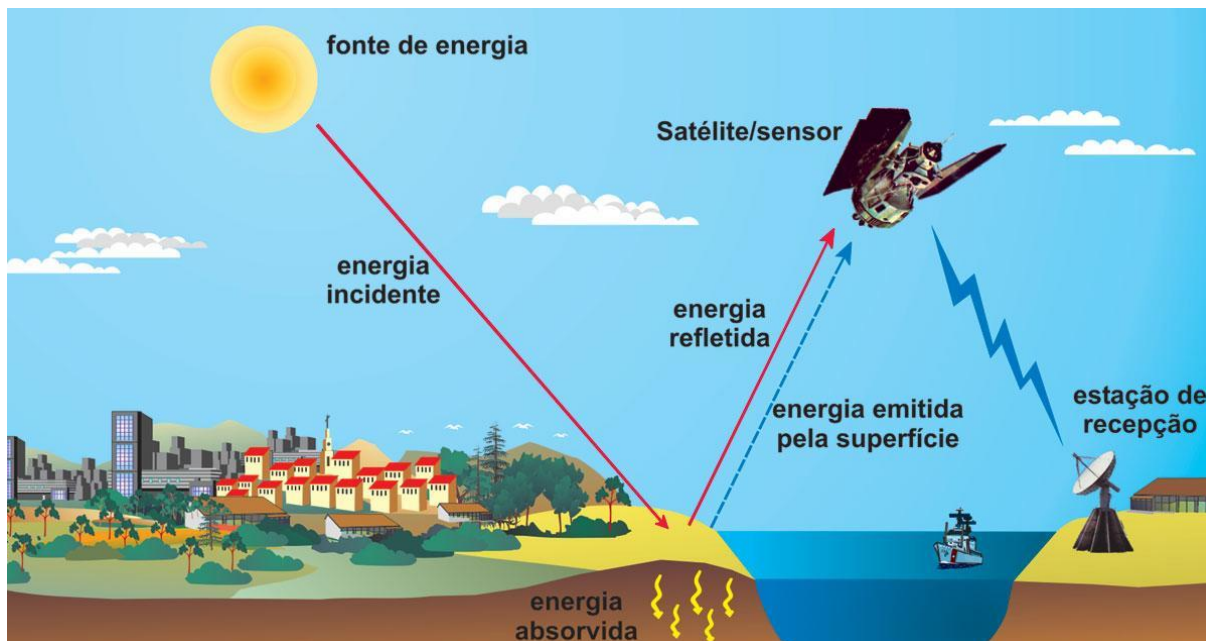


Figura 4 – Processo de obtenção de imagens através da técnica do sensoriamento remoto. (Fonte: Adaptado de Florenzano, 2011).

Historicamente, as primeiras detecções das alterações nas áreas florestais através do espaço foram possíveis a partir do lançamento do primeiro satélite Landsat, e desde então as imagens termais e do infravermelho médio passaram a ser utilizadas na identificação de queimadas e em estudos de mapeamento, permitindo que áreas queimadas e não queimadas sejam diferenciadas através do contraste entre os gradientes térmicos e de refletância (Remmel & Perera, 2001). Ao longo do tempo, diferentes sensores orbitais têm sido amplamente utilizados na detecção de focos de calor e no monitoramento de áreas queimadas, tais como o já mencionado Landsat TM/ETM (Pereira & Setzer, 1993) e o NOAA/*Advanced Very High Resolution Radiometer* (NOAA/AVHRR) (Pereira *et al.*, 1991). Mais recentemente, o instrumento VEGETATION a bordo do *Satellite Pour l'Observation de la Terre* (SPOT) tem sido utilizado com sucesso na monitorização de focos de calor (Stroppiana *et al.*, 2002). Destacam-se também os sensores da série *Along Track Scanning Radiometer* (ATSR)

para os quais têm sido aplicados na detecção de áreas queimadas (Eva & Lambin, 1998), e ainda o sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), alocado nos satélites AQUA e TERRA, pertencente ao programa EOS (*Earth Observing System*) da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) que tem demonstrado aprimorada capacidade na observação global de focos de calor e de áreas queimadas (Libonati *et al.*, 2010) sendo possível o desenvolvimento de produtos que permitiram a localização de focos de calor e a quantificação da área queimada (Justice *et al.*, 2002). De fato, a NASA passou a disponibilizar os produtos relacionados a detecção de fogos ativos e de área queimada em 2002 (Justice *et al.*, 2002). Giglio *et al.* (2003) implementaram um algoritmo aprimorado de detecção de focos de calor para o MODIS, proporcionando uma maior sensibilidade a incêndios menores e com temperatura mais baixa, bem como uma redução significativa na taxa de alarme falso. Morisette *et al.* (2005) avaliaram as características de dois algoritmos de detecção de focos aplicados ao sensor MODIS do TERRA, disponibilizando os dados de queimadas operacionalmente ao público. A validação do produto de detecção de fogo ativo do MODIS (MOD14) com imagens ASTER e ETM + de resolução de 30m mostrou que mesmo o MODIS tenha apresentado erros gerais de omissão relativamente altos, o mesmo teve taxas razoavelmente altas de detecções bem-sucedidas para grandes incêndios, o que é evidenciado pela acentuada diminuição nos erros de omissão (Schroeder *et al.*, 2008). No trabalho de Piromal *et al.* (2008) o produto de área queimada do MODIS foi avaliado quanto à sua performance no norte do Mato Grosso e comparado com imagens TM/Landsat-5, onde foi observada uma superestimação da quantidade de área queimada ao classificar solos expostos, florestas e outros tipos de coberturas da terra como pixels queimados; além de não detectar áreas queimadas de pequenas dimensões (inferior a 100 hectares), proporcionando erros de classificação em áreas de solos expostos.

A partir deste contexto, o uso do sensoriamento remoto tem se mostrado uma ferramenta imprescindível na detecção de focos de calor e na quantificação das áreas queimadas para a região do Cerrado brasileiro (França, 2000; Libonati *et al.*, 2015; Libonati *et al.*, 2016). De fato, dois anos após a criação do ONS, foi implementado um sistema de detecção de queimadas tendo como base um Sistema de Informações Geográficas (SIG) com a finalidade de visualizar os focos de calor próximos às LTs por meio de dados obtidos das imagens dos satélites meteorológicos da NOAA. Esse sistema tem sido aprimorado ao longo dos anos, incorporando as imagens de outros satélites como Metop-B, AQUA/TERRA, National Polar-orbiting Partnership (NPP) e Geostationary Operational Environmental Satellite (GOES), *buffers* ao redor das LTs e emissão de alarmes de acordo com a quantidade e a proximidade de focos em relação às LTs. Com essa estrutura tem sido possível a consolidação de ações operativas capazes de diminuir o impacto de possíveis desligamentos além de gerar estatísticas mais confiáveis desses eventos, proporcionando medidas mais eficientes na prevenção dos desligamentos por queimadas (Cardoso, 2006).

1.4 Predição de Desligamentos por Queimadas

Devido aos impactos causados pelos desligamentos das LTs por queimadas, surge a necessidade de se buscar técnicas que possibilitem a geração de respostas rápidas para o ONS. Partindo dessa premissa, uma técnica relevante para a análise de situações futuras é a modelagem preditiva utilizando modelos estatísticos. A predição possui uma importante finalidade na metodologia científica, uma vez que ela permite a identificação de um padrão num conjunto de observações e consegue desenvolver uma hipótese, útil para explicar esse padrão (Warren, 1990).

Um importante aspecto dos métodos estatísticos de previsão dinâmica (determinísticos) é a capacidade de produzir previsões probabilísticas. A inclusão de elementos de probabilidade no formato de previsão é vantajosa, pois fornece uma expressão explícita da incerteza inerente ao estado de conhecimento sobre o tempo futuro, permitindo extrair mais valor das previsões ao tomar decisões (Wilks, 2006).

Um processo estatístico que cada vez mais tem ganhado relevância em estudos nas mais diversas áreas é o da mineração de dados. Tal método consiste em extrair informação válida, previamente desconhecida e de máxima abrangência, com o objetivo de desenvolver modelos que permitam agregar informação a algum processo ou negócio (Evsukoff, 2015).

Os métodos de mineração de dados são divididos tradicionalmente em aprendizado supervisionado (preditivo) e não-supervisionado (descritivo) (Han & Kamber, 2006; Cios *et al.*, 2007). A diferença entre tais métodos reside no fato de que os métodos não-supervisionados não precisam de uma pré-categorização para os registros, enquanto que no aprendizado supervisionado, os métodos são providos com um conjunto de dados que possuem uma variável alvo pré-definida e os registros são categorizados em relação a ela. Os métodos de aprendizado supervisionado mais comumente usados são a classificação (que também pode ser não-supervisionada) e a regressão (Mccue, 2007).

As técnicas de classificação são aplicadas para prever valores de variáveis do tipo categóricas. A árvore de decisão é uma técnica de classificação que consiste na decomposição de um problema complexo em sub-problemas mais simples, sendo aplicada recursivamente a cada sub-problema, resultando em uma hierarquia de declaração do tipo “Se... então...” (Gama, 2002). Já o classificador Bayesiano é baseado no teorema de Bayes e permite encontrar a probabilidade de um determinado evento ocorrer, dada a probabilidade de outro evento que já ocorreu (Zhang, 2004). A técnica de

classificação por redes neurais consiste basicamente em simular o comportamento dos neurônios e pode ser representado como um conjunto de unidades de entrada e saída conectados por camadas intermediárias, onde cada ligação possui um peso associado. Durante o processo de aprendizado, a rede ajusta estes pesos para conseguir classificar corretamente um objeto (Camilo & Silva, 2009).

O método de aprendizado supervisionado por meio de modelos regressivos representa um dos modelos estatísticos mais aplicados na meteorologia (Wilks, 2006). Tais modelos permitem explicar a relação entre uma variável dependente, e um conjunto de variáveis independentes. Um modelo preditivo bastante utilizado em estudos científicos é a regressão logística, que assim como as regressões lineares e múltiplas, estuda a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. Entretanto, a regressão logística, é utilizada quando a variável dependente é qualitativa dicotômica ou binária, como: falha ou sucesso, positivo ou negativo, sim ou não, entre alguns dos exemplos mais comuns. Portanto, é uma técnica capaz de avaliar a probabilidade de ocorrência de determinado evento, e a influência de cada variável no resultado do fenômeno em estudo (Mesquita, 2014). A eficiência da regressão logística viabilizou sua aplicação nas mais diversas áreas do conhecimento, tendo grande aceitação entre os usuários dos modelos de regressão tradicionais, e desde então se tornando uma importante ferramenta para a análise de variáveis dicotômicas (Mesquita, 2014).

A partir desse contexto, os métodos de mineração de dados, nomeadamente a regressão logística, têm sido aplicados em diversos estudos relacionados aos incêndios florestais ao redor do mundo. Em Portugal, os modelos de regressão logística e de rede neural aplicados para a previsão de ignição de incêndios florestais apresentaram bons desempenhos e ressaltaram a importante contribuição das variáveis topográficas, antropogênicas e de cobertura de solo (Vasconcelos *et al.*, 2011). Hoyos *et al.* (2017)

utilizaram modelos de regressão logística para avaliar o ambiente de ocorrência dos incêndios florestais na região caribenha da Colômbia entre os anos de 2003 e 2015, onde se constatou que o conjunto de variáveis que melhor explicaram a presença/ausência de incêndio foram variáveis meteorológicas/climatológicas (a oscilação climática quase-decadal do Atlântico Norte Tropical, a variação anual da temperatura e a precipitação do trimestre seco), antropogênicas (distância mínima para cidades e estradas) e biofísicas, nomeadamente àquelas que fornecem informações sobre o estado da vegetação (*Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI).

Os diferentes estudos acima citados mostram a viabilidade e o potencial de se utilizar a regressão do tipo logística para prever desligamentos em LTs causados por queimadas com base em informações meteorológicas (e.g., vindas de observação por meio de estações meteorológicas ou obtidas por modelagem), topográficas (e.g., elevação e inclinação), antropogênicas (e.g., distância entre estradas e LTs) e cobertura do solo (e.g., classe de vegetação e seu estado). Portanto, novos estudos que explorem a relação entre a dinâmica das queimadas e a ocorrência de desligamentos nas LTs em áreas do SIN mais suscetíveis a queimadas e que sejam capazes de definir variáveis para prever desligamentos das LTs com base em regressão logística têm o potencial por um lado de proporcionar maior eficiência na prevenção das queimadas e por outro lado, havendo queimada, de prevenir desligamentos ou minimizar seus impactos, aumentando desta forma a segurança operacional e confiabilidade do sistema.

1.5 Motivação

Anualmente, as queimadas são responsáveis por uma elevada quantidade de desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN. Esses eventos impactam a transferência de energia elétrica entre os subsistemas Norte, Nordeste e Sudeste/Centro-

Oeste, e em caso de indisponibilidade prolongada dessas LTs, pode-se fazer necessário o acionamento de outras fontes de geração de custo mais elevado.

Dessa forma, torna-se imperativo obter uma melhor compreensão da relação entre a dinâmica das queimadas no bioma do Cerrado brasileiro e a ocorrência de desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN para estabelecer uma relação, a partir do uso de métodos estatísticos, dos desligamentos por queimadas com variáveis preditivas, como meteorológicas, topográficas, antropogênicas e biofísicas, permitindo uma maior eficiência e rapidez na prevenção de eventos futuros de desligamentos.

1.6 Objetivos

O objetivo da dissertação consiste em desenvolver e validar um modelo de previsão de desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN com base em regressão logística. Para alcançar o principal objetivo proposto, o presente trabalho começa por fazer uma abordagem mais abrangente e climatológica para compreender o padrão espacial e temporal dos desligamentos e das queimadas e suas inter-relações, e as características do clima associados dentro dos estados brasileiros por onde passam as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN. Posteriormente, faz-se uma avaliação numa escala espacial menor, nomeadamente dentro de uma área circundante (*buffer*) às LTs da interligação Norte-Sudeste, onde se estabeleceu as inter-relações entre desligamentos, queimadas, condições meteorológicas/climáticas e estado da vegetação, sendo possível definir variáveis preditivas para eventos de desligamentos por queimadas. Finalmente, com base nos resultados da análise dentro do *buffer* que cobre as LTs construiu-se e validou-se um modelo de previsão de desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN utilizando regressão logística.

No âmbito da dissertação os objetivos específicos podem ser divididos da seguinte forma:

- Estudar o comportamento espacial e temporal dos desligamentos em grande escala dentro dos estados brasileiros por onde passam as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN e sua inter-relação com as queimadas e as condições climatológicas, nomeadamente dados de focos de calor ativo e área queimada obtidos por sensoriamento remoto e dados climatológicos de precipitação, temperatura média, mínima e máxima vindos de estações meteorológicas próximas às LTs;
- Definir uma região espacial ótima que englobe as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN (*buffer*) com o intuito de avaliar potenciais variáveis preditivas de desligamentos;
- Utilizar produtos de sensoriamento remoto para caracterizar as queimadas dentro do *buffer* que engloba as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN, designadamente o *Fire Radiative Power* (FRP), focos de calor e área queimada;
- Utilizar produtos de sensoriamento remoto para caracterizar o tipo e o estado da vegetação dentro do *buffer* que engloba as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN, nomeadamente o uso e cobertura do solo (*land cover*) e o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI);
- Utilizar dados de reanálise para caracterizar a condição meteorológica dentro do *buffer* que engloba as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN, nomeadamente através do cálculo do Risco de Fogo (RF);
- Avaliar em pequena escala, dentro do *buffer* que engloba as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN, as inter-relações entre desligamentos e variáveis que

caracterizem as queimadas, a condição meteorológica e o estado da vegetação a fim de definir variáveis preditivas para eventos de desligamentos por queimadas;

- Construir e validar um modelo de previsão de desligamentos para as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN com base em regressão logística e nas variáveis preditivas previamente definidas.

Vale mencionar que está fora do escopo do trabalho desenvolver uma ferramenta operacional para a previsão de desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN, mas acredita-se que o presente estudo contribua com informações que permitam avaliar a viabilidade da utilização de variáveis meteorológicas e produtos existentes de sensoriamento remoto em conjunto com um modelo de regressão logística para a previsão de desligamentos em LTs.

2. Dados e Métodos

No desenvolvimento do presente estudo foram utilizados dados climatológicos mensais de precipitação, temperatura média, temperatura mínima e temperatura máxima do ar vindos de estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) localizadas nos estados onde passam as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN e próximas às LTs, os registros de desligamentos ocorridos na interligação Norte-Sudeste do SIN fornecidos pelo ONS, produtos de sensoriamento remoto com base no sensor MODIS presente nos satélites AQUA e TERRA, nomeadamente focos de calor disponibilizados pelo INPE, área queimada, land cover, FRP e NDVI fornecidos pela NASA e por fim dados de RF calculados a partir dos dados de precipitação, temperatura e umidade do ar da reanálise ERA-Interim.

Como mencionado anteriormente, dados climatológicos de precipitação, temperatura média, mínima e máxima vindos de estações meteorológicas próximas às LTs, dados de desligamento, e dados de focos de calor ativo e área queimada obtidos por sensoriamento remoto são utilizados inicialmente para compreender o comportamento espacial e temporal dos desligamentos e das queimadas e suas inter-relações, e as características do clima associados em grande escala dentro dos estados brasileiros por onde passam as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN.

Posteriormente, avaliou-se numa escala espacial menor, dentro de uma área circundante às LTs da interligação Norte-Sudeste, potenciais variáveis preditivas de desligamentos. Desta forma torna-se necessário definir uma região espacial ótima que englobe as LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN. Hoyos *et al.* (2017) implementaram polígonos colocando um *buffer* de raio de 5 km ao redor de cada ocorrência de queimada (áreas de incêndio), visando equilibrar o número de pontos de incêndio analisados e permitindo avaliar o efeito de múltiplas variáveis biofísicas e antrópicas na presença/ausência de fogo usando modelos de regressão logística. Sendo assim, de modo a permitir uma análise do RF e dos produtos de sensoriamento remoto com um maior detalhamento na região próxima às LTs, foi criado um *buffer* de 5 km ao redor delas e das subestações (Figura 5) com o uso da função Buffer presente no software ArcGIS.

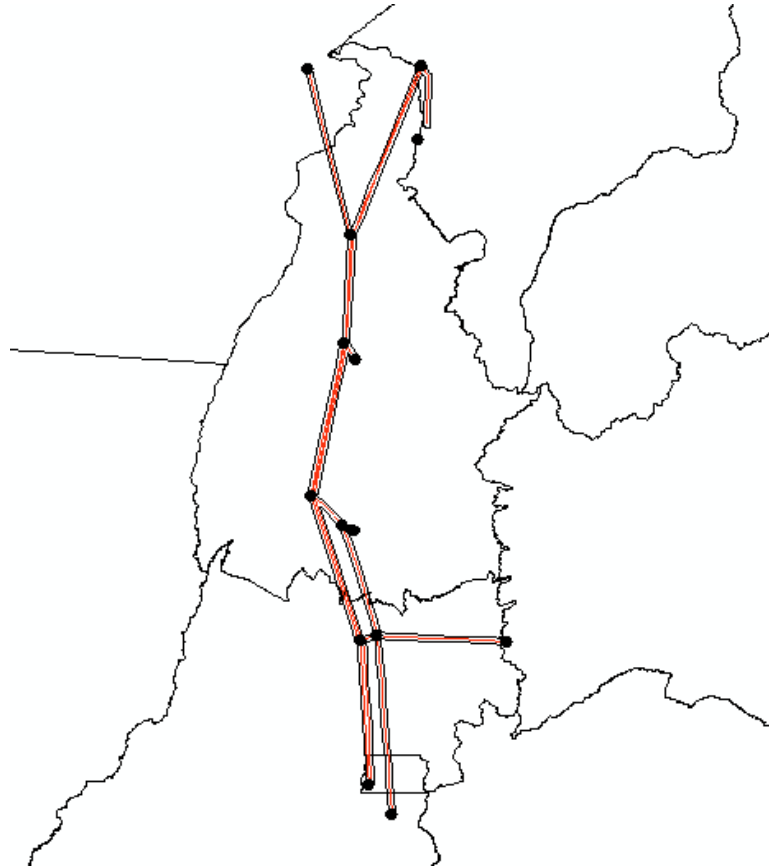


Figura 5 – *Buffer* de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs (linhas vermelhas) e subestações (pontos pretos) da interligação Norte-Sudeste do SIN.

Os dados utilizados e calculados são apresentados com uma descrição mais detalhada nos subitens abaixo.

2.1 Dados Climatológicos

As variáveis climatológicas utilizadas neste trabalho foram obtidas através das Normais Climatológicas do Brasil para o período de 1981 a 2010 e que são baseadas nas observações realizadas diariamente, às 12, 18 e 24 UTC, na rede de observações de superfície do INMET. Desse modo, foram escolhidas cinco cidades para representar cada um dos estados da interligação Norte-Sudeste e que também estivessem localizadas próximas às LTs (Brasília-DF, Pirenópolis-GO, Pedro Afonso-TO, Carolina-MA e Marabá-PA), conforme pode ser visto na Figura 6. Nessa representação climatológica foram utilizadas a precipitação acumulada (mm), a temperatura média (°C), a temperatura mínima (°C) e a temperatura máxima (°C) do ar dessas cidades.



Figura 6 – Localização geográfica das cidades selecionadas para a caracterização do clima existente na região de estudo. As linhas pretas representam a região do *buffer* de 5 km.

2.2 Desligamentos

Os registros de desligamentos ocorridos nas LTs da interligação Norte-Sudeste foram contabilizados para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016 e classificados (origem da causa) pelo ONS. Na Tabela 1 estão representadas as LTs que constituem a interligação Norte-Sudeste segundo o ONS.

Tabela 1 – LTs pertencentes a interligação Norte-Sudeste do SIN.

Linhas de Transmissão – Interligação Norte-Sudeste
LT 500 kV ITACAIUNAS / COLINAS C1 PA/TO
LT 500 kV IMPERATRIZ / COLINAS C1 MA/TO
LT 500 kV IMPERATRIZ / COLINAS C2 MA/TO
LT 500 kV ESTREITO / IMPERATRIZ C1 MA
LT 500 kV COLINAS / MIRACEMA C1 TO
LT 500 kV COLINAS / MIRACEMA C2 TO
LT 500 kV COLINAS / MIRACEMA C3 TO
LT 500 kV LAJEADO / MIRACEMA C1 TO
LT 500 kV GURUPI / MIRACEMA C1 TO
LT 500 kV GURUPI / MIRACEMA C2 TO
LT 500 kV GURUPI / MIRACEMA C3 TO
LT 500 kV GURUPI / PEIXE 2 C1 TO
LT 500 kV SERRA DA MESA / GURUPI C1 GO/TO
LT 500 kV SERRA DA MESA / GURUPI C2 GO/TO
LT 500 kV PEIXE 2 / SERRA MESA 2 C1 TO/GO
LT 500 kV PEIXE 2 / PEIXE ANGICAL C1 TO
LT 500 kV SERRA DA MESA / SAMAMBAIA C1 DF/GO
LT 500 kV SERRA DA MESA / SAMAMBAIA C2 DF/GO
LT 500 kV SERRA DA MESA / SAMAMBAIA C3 DF/GO
LT 500 kV SERRA DA MESA / SERRA MESA 2 C1 GO
LT 500 kV SERRA DA MESA 2 / LUZIANIA C1 GO

As causas dos desligamentos classificadas pelo ONS foram separadas em três categorias de acordo com o tipo de evento que provocou a interrupção: indeterminada, ambiental e técnica. A partir dessa divisão foram selecionados os desligamentos de origem ambiental e posteriormente por queimada/fogo sob a linha.

Além disso, outro passo necessário para facilitar a contabilidade dos desligamentos foi considerar as LTs que possuem mais de um circuito como sendo um circuito único, já que vários dos registros de desligamentos foram feitos para um determinado circuito da respectiva LT.

2.3 Focos de Calor

Na segunda metade da década de 80 foram iniciados o monitoramento diário e o registro sistemático de queimadas ativas ocorridas no Cerrado brasileiro a partir de dados do sensor AVHRR a bordo dos satélites meteorológicos da série NOAA, adquiridos pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) (Lombardi, 2005). No entanto, o uso deste sensor apresenta certas limitações, já que foi concebido para realizar observações meteorológicas. Partindo desse contexto, uma maneira de reduzir a incerteza na detecção de fogos ativos e de superfícies queimadas é utilizando dados de sensores que possuam características geométricas e radiométricas apropriadas à localização e discriminação de áreas queimadas (Piromal *et al.*, 2008).

A partir do lançamento dos satélites TERRA e AQUA portando o sensor MODIS, em 1999 e 2002, respectivamente, foi iniciada uma nova perspectiva para o monitoramento e detecção de queimadas (Justice *et al.*, 2002, Roy *et al.*, 2002, Zhan *et al.*, 2002). Ambos os satélites são compostos por 6 instrumentos de observação da Terra que coletam diariamente uma grande variedade de conjuntos de dados globais (Figura 7), sendo que atualmente apenas 4 desses instrumentos continuam transmitindo dados de alta

qualidade (AIRS, AMSU, CERES e MODIS), enquanto o AMSR-E tem fornecido dados com qualidade reduzida e o HSB encontra-se desativado desde fevereiro de 2003 (NASA, 2018b).

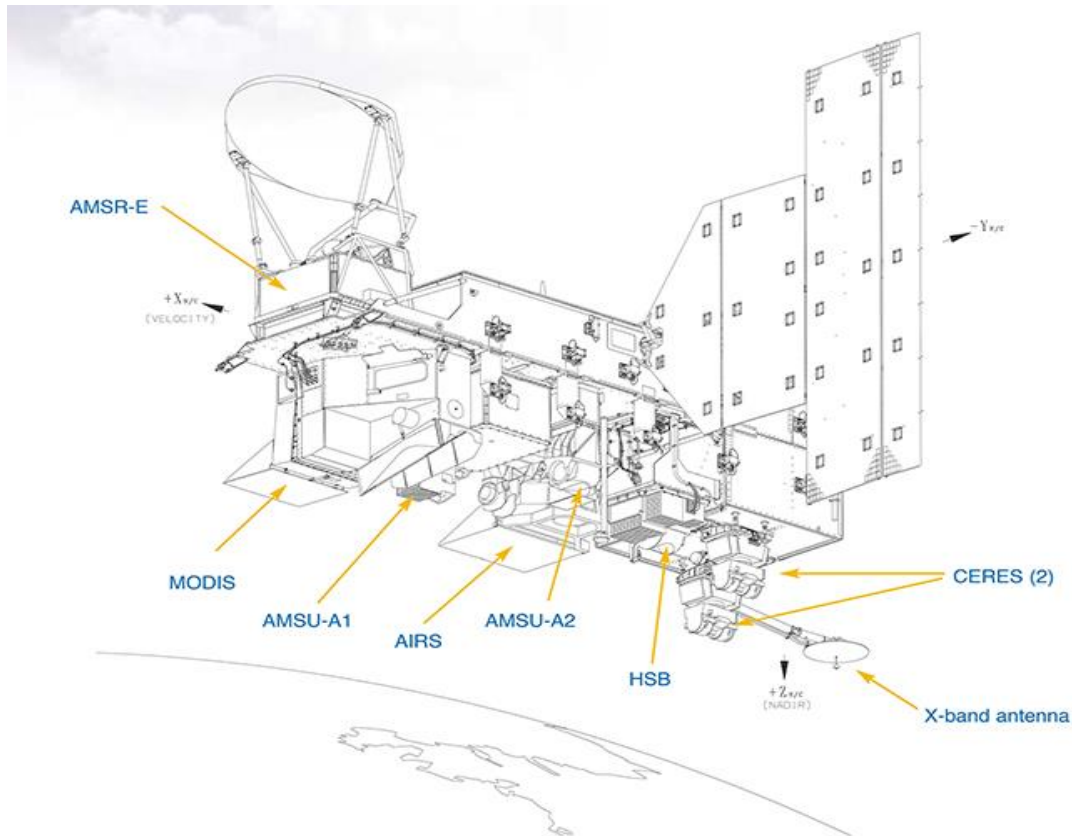


Figura 7 – Instrumentos a bordo do satélite AQUA (Fonte: NASA, 2018c).

O MODIS é um espectroradiômetro imageador de resolução espacial que varia entre 250 metros e 1000 metros, e possui como finalidade preencher a lacuna da disponibilidade efetiva de dados de sensoriamento remoto de alta resolução temporal e espectral e moderada resolução espacial, voltados para aplicações sobre a dinâmica terrestre (NASA, 2018c). Na Tabela 2, são apresentadas algumas especificações técnicas do sensor MODIS presente nos satélites AQUA e TERRA.

Desta forma, os dados de focos de calor disponibilizados pelo INPE para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016, foram obtidos com base no sensor MODIS do satélite AQUA, possuem resolução espacial de 1km e são recebidos a cada três horas pela DSA (Divisão de Satélites Ambientais) do CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos), e a cada meia hora se o satélite efetua estas transmissões. O algoritmo utilizado pelo INPE para o cálculo dos focos é baseado nos limites das bandas 1 (0,63 μm ; visível), 21/22 (3,9 μm ; infravermelho médio) e 31 (11,0 μm ; infravermelho), destacando-se o canal 21/22 por ser o mais adequado para detectar temperaturas elevadas, como a da vegetação queimando (aproximadamente 700K ou 427°C); os outros dois canais são utilizados para eliminar erros de detecção durante o dia, que podem ser causados por reflexão solar em superfícies específicas, visto que o canal 21/22 responde tanto a emissão termal como a reflexão solar em superfícies terrestres (Setzer & Yoshida, 2004).

Tabela 2 – Especificações técnicas do sensor MODIS alocado nos satélites AQUA e TERRA pertencentes ao programa EOS (Fonte: Adaptado da NASA, 2018c).

Especificações – Sensor MODIS	
Órbita	705 km, 10h30min – descendente (TERRA) ou 13h30min – ascendente (AQUA), síncrona com o Sol, quase polar, circular
Taxa de varredura	20,3 rpm (trajetória cruzada)
Faixa de imageamento	2330 km (trajetória cruzada) por 10 km (ao longo da trajetória no Nadir)
Quantização	12 bits
Resolução espacial	250m (bandas 1-2) 500m (bandas 3-7) 1000m (bandas 8-36)

Segundo o INPE (2018), a localização dos focos de calor possui imprecisão de cerca de 1km, podendo chegar a 6km. Trabalhos de validação de campo indicam que frentes de fogo com cerca de 30m de extensão por 1m de largura podem ser detectadas pelos satélites (Tomzhinski *et al*, 2011). No entanto, diversos fatores podem impedir ou limitar a detecção dos focos, como:

- 1) Queimadas de pequena duração, ocorrendo entre as imagens disponíveis;
- 2) Fogo em uma das encostas de determinada montanha, enquanto que o satélite só observou o outro lado;
- 3) Nuvens cobrindo a região na hora do imageamento;
- 4) Fogo apenas no chão de uma floresta densa (INPE, 2018).

Os dados de focos de calor foram obtidos para os estados de Goiás, Tocantins, Pará, Maranhão e o Distrito Federal, no formato *shapefile*, sendo necessário o uso do *software* ArcGIS para a criação e utilização de mapas, já que os dados consistem em um SIG (Sistema de Informação Geográfica).

Utilizando esse mesmo *software*, foi aplicado o estimador de densidade Kernel, um método não paramétrico para estimação de curvas de densidade, em que cada observação é ponderada pela distância em relação a um valor central, o núcleo. A finalidade desse método é de centrar cada uma das observações onde se queira estimar a densidade, uma janela que define a vizinhança destas e os pontos que pertencem à estimação, ou seja, é uma técnica de análise espacial que se baseia na criação de superfícies de densidade (Maior & Cândido, 2014). Tal método foi importante na identificação das áreas com maior incidência de focos de calor considerando tanto os

estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste quanto a região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs

2.4 Área Queimada

A quantificação da área queimada foi feita para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016 a partir do produto combinado MCD64A1 Versão 6 disponibilizado pela NASA, disponibilizado pelos satélites AQUA e TERRA, com resolução temporal mensal. Libonati *et al* (2016) aplicaram esse produto na quantificação dos padrões gerais de distribuição temporal e espacial das áreas queimadas no bioma do Cerrado para o período de 2005 a 2015, visando o desenvolvimento de um algoritmo regional que levasse em consideração características locais como tipo de vegetação, solo e clima.

O MCD64A1 utiliza imagens de refletância da superfície (resolução espacial de 500m) juntamente com observações de fogo ativo (resolução espacial de 1 km), ambos vindos do MODIS. O algoritmo usa um índice de vegetação sensível à queima (IV) para criar limiares dinâmicos que são aplicados aos dados compostos. O IV é derivado das bandas 5 e 7 (infravermelho curto) do MODIS corrigidas atmosféricamente (NASAe, 2018).

Como os dados foram disponibilizados no formato *geotiff*, houve necessidade da conversão deles para o formato *shapefile*, através de uma função presente no ArcGIS. A partir dessa etapa foi feita a conversão dos dados da coordenada geográfica *World Geodetic System* (WGS) 1984 para a coordenada projetada *South America Albers*. Após esse processo de conversão foi realizado o cálculo do valor da área queimada por ano em cada um dos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste e no *buffer* de 5 km ao redor das LTs.

Por fim, o estimador de densidade Kernel também foi aplicado nos dados de área queimada. No entanto para tal método poder ser implementado foi necessária a transformação dos polígonos de área queimada em pontos, permitindo assim a obtenção das áreas com maior incidência de área queimada tanto para os estados quanto para a região do *buffer*.

2.5 Uso e Cobertura do Solo (*Land Cover*)

O sensor MODIS possui sete bandas espectrais que são explicitamente projetadas para aplicações terrestres, disponibilizando dados para aplicações de mapeamento de cobertura terrestre. As melhores resoluções espectral, espacial, radiométrica e geométrica presentes nos dados MODIS forneceu uma base aprimorada para monitoramento e mapeamento da cobertura global do solo em relação aos dados do sensor AVHRR. Além disso, os algoritmos usados com dados MODIS foram projetados para mapeamento operacional, proporcionando, assim, uma rápida resposta entre a aquisição de dados e a produção de mapas (Friedl *et al.*, 2002).

O produto de cobertura e uso do solo do sensor MODIS utilizado neste estudo (MCD12Q1) é disponibilizado pela NASA e incorpora cinco diferentes esquemas de classificação de cobertura terrestre, com resolução espacial de aproximadamente 500m e cujo período de disponibilidade é de 2001 a 2013. Dessa forma, foram utilizados apenas os anos de 2004, 2008 e 2012 como referência para o período de estudo (2004 a 2016).

O algoritmo de classificação de cobertura terrestre do MODIS utiliza uma abordagem supervisionada através do método da árvore de decisão, sendo capaz de identificar 17 classes de cobertura de solo definidas pelo IGBP (*International Geosphere Biosphere Programme*), incluindo 11 classes de vegetação natural, 3 classes alteradas pelo homem e 3 classes não vegetativas (Friedl *et al.*, 2002; NASAe, 2018; Tabela 3).

Tabela 3 – Tipos de cobertura do solo segundo a classificação IGBP (Fonte: NASAe, 2018).

Classe	Classificação IGBP (Tipo 1)
1	<i>Evergreen Needleleaf forest</i>
2	<i>Evergreen Broadleaf forest</i>
3	<i>Deciduous Needleleaf forest</i>
4	<i>Deciduous Broadleaf forest</i>
5	<i>Mixed forest</i>
6	<i>Closed shrublands</i>
7	<i>Open shrublands</i>
8	<i>Woody savannas</i>
9	<i>Savannas</i>
10	<i>Grasslands</i>
11	<i>Permanent wetlands</i>
12	<i>Croplands</i>
13	<i>Urban and built-up</i>
14	<i>Cropland/Natural vegetation mosaic</i>
15	<i>Snow and ice</i>
16	<i>Barren or sparsely vegetated</i>

2.6 Fire Radiative Power (FRP)

Objetivando obter uma compreensão mais detalhada do fenômeno das queimadas, Kaufman *et al.* (1996) introduziram o conceito de FRP, que posteriormente veio a se tornar um produto do MODIS. O FRP é baseado na relação entre a energia emitida pelo fogo e a temperatura de brilho do infravermelho médio, sendo expresso como (Kaufman *et al.*, 1998):

$$FRP = 4,34 \times 10^{-19} (T_4^8 - T_{4b}^8) Wm^{-2}$$

Equação 1

Onde T_4 é a temperatura de brilho do fogo (K) no canal centrado próximo a $4\mu m$ (banda 22) e T_{4b} refere-se a temperatura de *background* (K), ou seja, considerando a variabilidade da temperatura de brilho do fogo e a reflexão da luz solar para esse mesmo canal. A constante na Equação 1 é derivada empiricamente para o intervalo espectral dos canais 21-22 do MODIS, sendo a derivação empírica da Equação 1 válida para a estimativa do FRP em incêndios com temperatura da chama superior a 600 K e ocupando uma fração de pixel menor que 0,1 (Wooster *et al.*, 2003). Na região dos trópicos, baixos valores de FRP tendem a estar associados a áreas mais densamente florestadas, enquanto que valores mais elevados de FRP tendem a ocorrer em áreas de queimadas (Giglio *et al.*, 2006).

No presente trabalho foi utilizado o produto MOD14A1 para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016 a uma resolução espacial de 1km. Este produto possui três dimensões: a máscara de fogo (1D) e a potência máxima de radiação do fogo (2D) sendo fornecidas para cada dia (3D) no período de 8 dias.

2.7 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

O índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) é definido como (Carlson & Ripley, 1997):

$$NDVI = \frac{a_{NIR} - a_{VIS}}{a_{NIR} + a_{VIS}}$$

Equação 2

Onde a_{NIR} e a_{VIS} representam as refletâncias médias da superfície nas faixas de comprimento de onda do infravermelho próximo ($\lambda \sim 0,8 \mu\text{m}$) e do visível ($\lambda \sim 0,6 \mu\text{m}$, "vermelho") no espectro eletromagnético, respectivamente.

A variação nos valores do NDVI, antes da ocorrência de fogo, tem permitido representar cartograficamente as áreas mais sensíveis para a ocorrência dos incêndios. Desse modo, valores altos (acima de 0,5) indicariam vegetação verde cobrindo densamente o solo, portanto com baixo risco de fogo. Valores baixos (ao redor de 0,1) indicariam vegetação cobrindo esparsamente o solo, ou vegetação seca e, conseqüentemente com maior risco de fogo. Valores em torno de zero ou negativos indicariam a ausência de vegetação incluindo corpos d'água e solo nu (Holben, 1986).

Prudente & Rosa (2016) analisaram os valores de NDVI nos períodos anteriores às queimadas no município de São Valério no Tocantins entre março e setembro de 2007 e 2011, onde verificaram valores médios em torno de 0,1 a 0,3, com os mais baixos incidindo de julho a setembro.

Os índices vegetativos do MODIS disponibilizados pela NASA são produzidos em intervalos de 16 dias a partir de composições dos pixels e são disponibilizados em múltiplas resoluções espaciais, proporcionando comparações espaciais e temporais consistentes da vegetação (NASAe, 2018).

No desenvolvimento desse estudo foi utilizado o produto MOD13A3 para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016, que fornece o NDVI com resolução espacial de aproximadamente 1km.

2.8 Risco de Fogo (RF)

Desde 1998, o CPTEC/INPE vem aprimorando e gerando operacionalmente estimativas e previsões de RF para a vegetação do Brasil, em trabalho conjunto com o

Programa de Prevenção aos Incêndios Florestais no Arco do Desmatamento (PROARCO) do Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) (Sismanoglu *et al*, 2002).

O RF utilizado no desenvolvimento dessa pesquisa foi calculado seguindo a metodologia mais recente utilizada pelo Programa Queimadas do INPE, cuja base dos cálculos se concentra no conceito dos “Dias de Secura” (PSE), que corresponde ao número de dias seguidos sem nenhuma precipitação durante os últimos 120 dias em relação à data de interesse (Setzer *et al*, 2016).

No cálculo do RF são necessárias informações diárias da precipitação (mm), da temperatura do ar (°C) e da umidade relativa (%). Tendo isso em vista, foram utilizadas as saídas da ERA-Interim, uma reanálise atmosférica global de 1979 e continuamente atualizada em tempo real, com resolução espacial de aproximadamente 80 km, disponibilizado pelo ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) para o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016. Os dados interpolados dessa reanálise foram baixados na grade de 0,125° (~14km), que corresponde ao valor da resolução espacial do RF calculado.

O valor final de RF é calculado por uma equação (Equação 3) que leva em consideração o RF básico (Equação 4), o fator de umidade relativa do ar (Equação 5) e o fator de temperatura do ar (Equação 6)

$$RF = Rb \times FU \times FT \quad \text{Equação 3}$$

$$Rb(n) = \frac{0,9 \times \left\{ 1 + \text{sen} \left[\left((An \times PSE) - 90 \right) \times \left(\frac{3,14}{180} \right) \right] \right\}}{2} \quad \text{Equação 4}$$

Sendo A uma constante relacionada ao tipo de vegetação e o PSE é o valor correspondente a um número hipotético de dias seguidos sem chuva para caracterizar o estado da vegetação.

$$FU = [UR \times (-0,006)] + 1,3 \quad \text{Equação 5}$$

Onde UR é a umidade relativa das 18UTC.

$$FT = (Tmax \times 0,02) + 0,4 \quad \text{Equação 6}$$

Onde $Tmax$ é a temperatura do ar das 18UTC.

Os valores calculados de RF podem corresponder a alguma das seguintes categorias (Tabela 4):

Tabela 4 – Categorias de RF (Fonte: Setzer *et al*, 2016).

Risco	Valores do RF
Mínimo	$RF < 0,15$
Baixo	$0,15 < RF \leq 0,40$
Médio	$0,40 < RF \leq 0,70$
Alto	$0,70 < RF \leq 0,95$
Crítico	$RF > 0,95$

2.9 Matrizes de Correlação e Regressão Logística

Os coeficientes de correlação são usados em estatística para medir a força da relação entre diferentes variáveis, e dentre os vários tipos de coeficientes de correlação, destaca-se a correlação de Pearson. Nesse estudo foram elaboradas matrizes de correlação

com todas as variáveis mencionadas nos subitens anteriores, considerando a região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs para se definir as variáveis preditivas de entrada para a regressão logística.

Com base nos resultados das correlações foram utilizados um conjunto de variáveis independentes e os desligamentos como a variável dependente para a inicialização do modelo de regressão logística.

A regressão logística ou também chamada de regressão logit pode ser compreendida a partir da função logística geral que é uma curva sigmóide (Figura 8) possuindo uma forma característica de "S" e é definida por:

$$f(x) = \frac{L}{1+e^{-k(x-x_0)}}$$

Equação 7

Onde:

e é a base do logaritmo natural,

x_0 é o valor do ponto médio do sigmóide,

L é o valor máximo da curva e

k é a inclinação da curva.

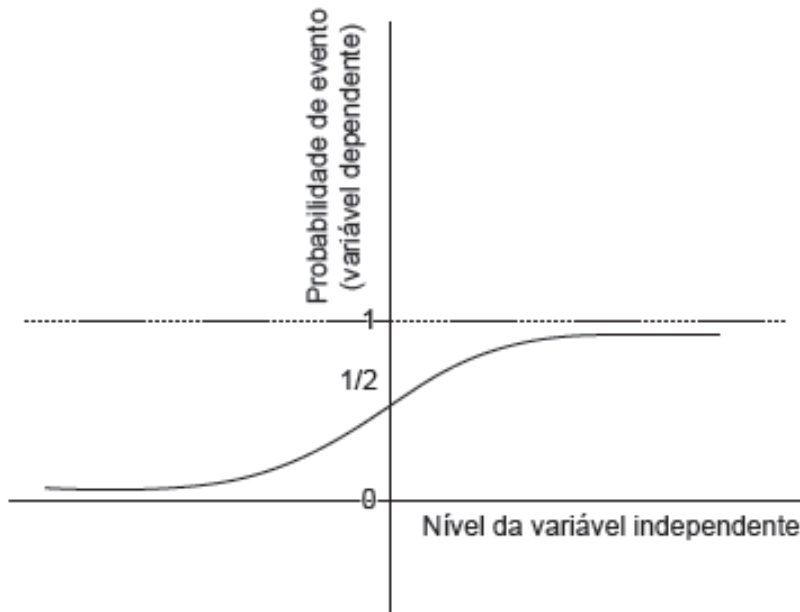


Figura 8 – Representação da relação entre as variáveis dependente e independente na função logística (curva sigmoide). Adaptado de Hair *et al.* (2005).

Um caso particular é a função logística padrão onde $k = 1$, $x_0 = 0$ e $L = 1$ resultando na seguinte equação:

$$\pi = \frac{1}{1+e^{-x}} = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{e^y}{1+e^y} \quad \text{Equação 8}$$

A função logística fornece valores de saída entre 0 e 1 a partir de uma entrada real y ($y \in \mathbb{R}$). Particularmente na regressão logística assume-se que a entrada y é uma função linear de múltiplas variáveis explanatórias X :

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad \text{Equação 9}$$

Considerando a Equação 9 a função logística pode ser reescrita como:

$$\pi = p(X) = \frac{e^{(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)}}{e^{(b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n)} + 1}$$

Equação 10

Onde a função logística π pode ser interpretada como a probabilidade, $p(X)$, da variável dependente y ser igual ao acontecimento (desligamento), dada uma combinação linear de preditores X , i.e., $p(y_i = 1|X)$. Finalmente, a equação da regressão logística pode ser obtida a partir da função logit (inversa da logística) da seguinte forma:

$$p(X) = \frac{e^y}{e^y + 1}$$

$$p(X) \times (e^y + 1) - e^y = 0$$

$$p(X) \times e^y + p(X) - e^y = 0$$

$$p(X) = -p(X) \times e^y + e^y$$

$$p(X) = e^y(1 - p(X))$$

$$\frac{p(X)}{1 - p(X)} = e^y$$

$$\ln\left(\frac{p(X)}{1 - p(X)}\right) = y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$$

Equação 11

De forma que a função logit é o logaritmo das chances do evento $p(X)/(1 - p(X))$. Isto é, a probabilidade do evento/desligamento ocorrer (probabilidade de $y = 1$), sobre a probabilidade do evento não ocorrer. Portanto, a regressão logística fornece o logaritmo das chances do evento e varia de $-\infty$ até $+\infty$. Aplicando-se a função exponencial natural em y obtêm-se a chance que varia de 0 até ∞ e posteriormente a probabilidade que varia entre 0 e 1. Enquanto que na regressão linear utiliza-se o método dos mínimos

quadrados para se estimar os coeficientes, na regressão logística os mesmos são estimados a partir do conjunto de dados, pelo método da máxima verossimilhança que encontra uma combinação de coeficientes que maximiza a probabilidade da amostra ter sido observada.

Após obter o valor da probabilidade, um processo comumente utilizado na regressão logística foi também utilizado no presente trabalho para transformar as probabilidades de desligamento em uma variável binária. As variáveis binárias assumem um de dois valores (geralmente 0 e 1), dependendo se a variável que está sendo transformada está acima ou abaixo de um limiar ou ponto de corte, c . Ou seja, uma nova variável binária *desligamento* foi construída a partir dos valores de $p(X)$ de acordo com a seguinte transformação.

$$desligamento = \begin{cases} 1 & \text{se } p(X) \geq c \\ 0 & \text{se } p(X) < c \end{cases} \quad \text{Equação 12}$$

Nesse estudo foi considerado o limiar de $p(X) \geq 0,5$ para a ocorrência desligamento (1) e $p(X) < 0,5$ a não ocorrência de desligamento (0).

Além da estimativa dos coeficientes da regressão logística, foram calculadas estimativas de erro dos parâmetros da regressão e medidas da qualidade de ajuste dos dados à curva. A avaliação da regressão consistiu na elaboração das tabelas de Análise de Variância (ANOVA), dos coeficientes estimados e de contingência conforme as Tabelas 5, 6 e 7.

Tabela 5 – Tabela ANOVA para a regressão logística.

Fonte	df	SS	MS	Qui-quadrado	p-valor
Regressão	K-1	SSR	MSR=SSR/(K-1)	CS	p
Resíduo	N-K	SSE	MSE=SSE/(N-K)		
Total	N-1	SST			

Na tabela 5, a primeira linha corresponde à análise de variância da regressão, enquanto que a segunda linha representa a análise de variância dos resíduos. Na primeira coluna são apresentados os graus de liberdade (df), seguido da soma de quadrados (SS), soma média de quadrados (MS) que nada mais é que a soma de quadrados divididos pelos graus de liberdade. Na coluna seguinte há o valor da estatística Qui-quadrado (CS) utilizada para realizar o teste de hipótese e por último o p-valor, os quais se referem ao ajuste do modelo como um todo comparando-se a probabilidade de se obter as observações se as variáveis independentes não têm efeito sobre os desligamentos (modelo nulo) com a probabilidade de se obter as observações com todas as variáveis independentes incorporadas no modelo (modelo completo). Resumidamente, o nível de significância estatística do modelo como um todo é testado, isto é, se todos os preditores X têm ou não influência em y . A hipótese nula é de que não há modelo de regressão, e esta suposição é equivalente a testar se todos os parâmetros são iguais a zero. Se o p-valor é baixo (< 0.05), há evidência que existe um modelo de regressão com aquele formato.

O termo SST é um acrônimo para soma de quadrados, total, cujo significado matemático é a soma dos desvios quadrados dos valores de y em torno de sua média

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

Equação 13

Esse termo é proporcional a variância da amostra de y e, portanto, mede a variabilidade global do preditor. O termo SSR representa a soma dos quadrados da regressão, ou a soma das diferenças quadráticas entre as previsões de regressão e a média da amostra de y .

$$SSR = \sum_{i=1}^n [\hat{y}(x_i) - \bar{y}]^2 \quad \text{Equação 14}$$

A Equação 14 indica que uma linha de regressão que difere pouco da média da amostra dos valores de y terá uma inclinação pequena e produzirá um SSR muito pequeno, enquanto que com uma inclinação grande exibirá grandes diferenças em relação à média da amostra da predição, logo, resultará em um grande SSR. Por fim, o SSE refere-se à soma das diferenças quadráticas entre os resíduos e sua média, que é zero, ou soma dos quadrados dos erros:

$$SSE = \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad \text{Equação 15}$$

Tabela 6 – Tabela com os coeficientes estimados.

Coeficientes	Desvio padrão	Teste-t	p-valor
b_0	$std(b_0)$	T_0	p_0
b_1	$std(b_1)$	T_1	p_1
b_2	$std(b_2)$	T_2	p_2
b_3	$std(b_3)$	T_3	p_3

Uma inferência estatística nos coeficientes individuais (Tabela 6) também foi realizada como o intuito de verificar se existe relação entre X_j e y . Neste caso a hipótese nula é a de não significância de cada coeficiente individual, isto é, testando se cada

coeficiente da regressão é zero ou não. Se o parâmetro é nulo, a variação de X_j não resulta numa variação de y .

Além disso, nesse modelo foi aplicado o método da validação cruzada para estimar o desempenho desse modelo num conjunto de dados diferente do que foi utilizado para o ajuste do mesmo. Sendo assim, foi escolhida a partição dos dados de desligamento em 4 partes (25% para validação e 75% para treinamento), uma vez que as partições em 3 e 5 partes, que são comumente utilizadas em pesquisas científicas, não apresentaram diferenças significativas nas estatísticas de validação.

A avaliação das estatísticas de validação deste tipo de previsão (binária) foi realizada a partir da tabela de contingência que mostra a frequência de previsões e ocorrências "sim" e "não" (Tabela 7). As quatro combinações de previsões (sim ou não) e observações (sim ou não), denominadas distribuição conjunta, são:

Acerto– Previsão do evento ocorrer, e ele ocorre.

Erro –Previsão do evento não ocorrer, mas ele ocorre.

Falso alarme –Previsão do evento ocorrer, mas ele não ocorre.

Negativo correto –Previsão do evento não ocorrer, e ele não ocorre.

Tabela 7 – Tabela de contingência.

		Observação		Total
		Sim	Não	
Previsão	Sim	Acertos	Falsos alarmes	
	Não	Erros	Negativos corretos	
Total				

A tabela de contingência, Tabela 7, é bastante útil para avaliar quais tipos de erros o modelo está cometendo. Dessa forma um sistema de previsão perfeito produziria apenas acertos e negativos corretos, sem erros ou falsos alarmes.

A partir dos elementos da tabela de contingência são calculadas algumas estatísticas categóricas, que descrevem aspectos específicos do desempenho da previsão:

1) Acurácia

$$Acurácia = \frac{Acertos + Negativos corretos}{Total}$$

Equação 16

A acurácia indica a proporção de previsões corretas (varia de zero a 1, onde 1 é o valor perfeito). Esta medida é altamente suscetível a desbalanceamentos do conjunto de dados e pode facilmente induzir a uma conclusão errada sobre o desempenho do sistema.

2) Bias (Viés)

$$Bias = \frac{Acertos+Falsos\ alarmes}{Acertos+Erros}$$

Equação 17

O Bias é a razão simples das previsões com as observações, indicando se a previsão está subestimando ($BIAS < 1$) ou superestimando ($BIAS > 1$) a ocorrência do evento.

3) POD (Probabilidade de detecção)

$$POD = \frac{Acertos}{Acertos+Erros}$$

Equação 18

O POD é a relação entre as previsões corretas e todas as previsões (corretas e incorretas), indicando o desempenho do modelo na previsão do evento. Essa medida varia de zero a 1, e a melhor previsão ocorre quando o POD for igual a 1.

4) RAF (Razão de falso alarme)

$$RAF = \frac{Falsos\ alarmes}{Acertos+Falsos\ alarmes}$$

Equação 19

O RAF mostra a proporção das previsões do evento ocorrer as quais não ocorreram. Quanto mais próximo de zero, melhor é a previsão.

5) POFD (Probabilidade de detecção de falso alarme)

$$POFD = \frac{\textit{Falsos alarmes}}{\textit{Negativos corretos} + \textit{Falsos alarmes}}$$

Equação 20

O POFD é a relação entre as previsões incorretas do evento e o total de não ocorrências do evento. Essa medida varia de zero a 1, sendo melhor quanto mais próximo de zero.

6) TS (Taxa de sucesso)

$$TS = \frac{\textit{Acertos}}{\textit{Acertos} + \textit{Falsos alarmes}}$$

Equação 21

O TS fornece informações sobre a probabilidade de se observar o evento, uma vez que estava previsto. É sensível a falsos alarmes, mas ignora os erros. O TS é igual a 1 – RAF. Quanto mais próximo de 1, melhor é a previsão.

7) ICS (Índice crítico de sucesso)

$$ICS = \frac{\textit{Acertos}}{\textit{Acertos} + \textit{Erros} + \textit{Falsos alarmes}}$$

Equação 22

O ICS mede a fração de eventos observados e/ou previstos que foram corretamente previstos. É considerada como uma medida de precisão quando os negativos corretos são removidos, isto é, o ICS está preocupado apenas com previsões que contam. Sensível aos acertos, ele penaliza tanto os erros quanto os falsos alarmes, não distinguindo a fonte do erro de previsão. Quanto mais próximo de 1, melhor é a previsão.

3. Resultados e Discussão

3.1 Análise do Clima, Desligamentos e Queimadas em Grande Escala Espacial

3.1.1 Análise climática

De modo a ilustrar o clima típico da região por onde as LTs da interligação Norte-Sudeste passam, são apresentadas a média mensal de precipitação acumulada (mm) e das temperaturas mínima, média e máxima (°C) das cidades de Brasília (Figura 9), Pirenópolis (Figura 10), Pedro Afonso (Figura 11), Carolina (Figura 12) e Marabá (Figura 13), localizadas respectivamente no Distrito Federal (DF) e nos estados de Goiás (GO), Tocantins (TO), Maranhão (MA) e Pará (PA), e que se encontram nas proximidades das LTs da interligação Norte-Sudeste (Figura 6).

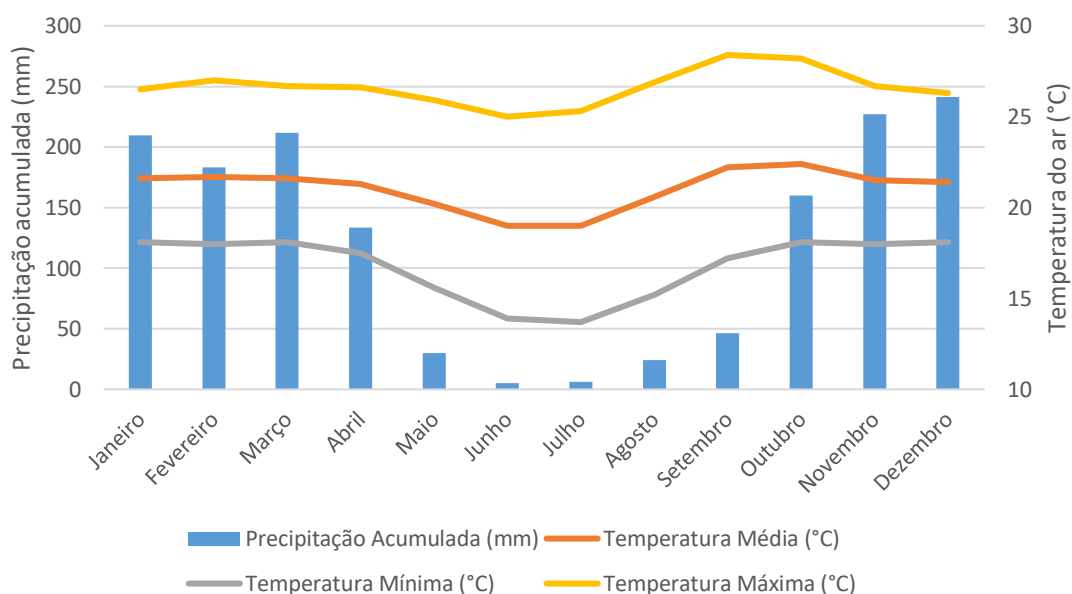


Figura 9– Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Brasília-DF (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).

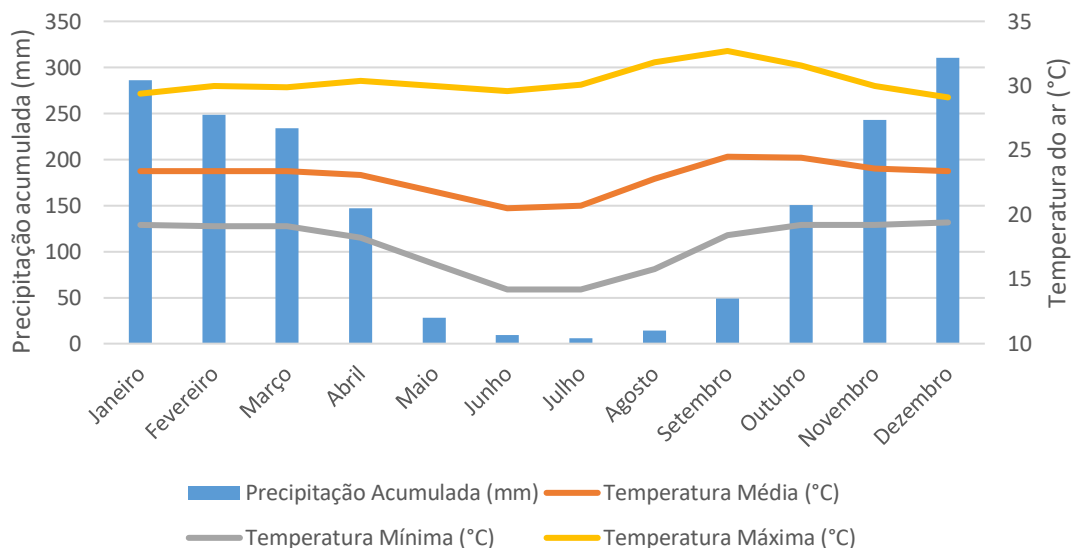


Figura 10– Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Pirenópolis-GO (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).

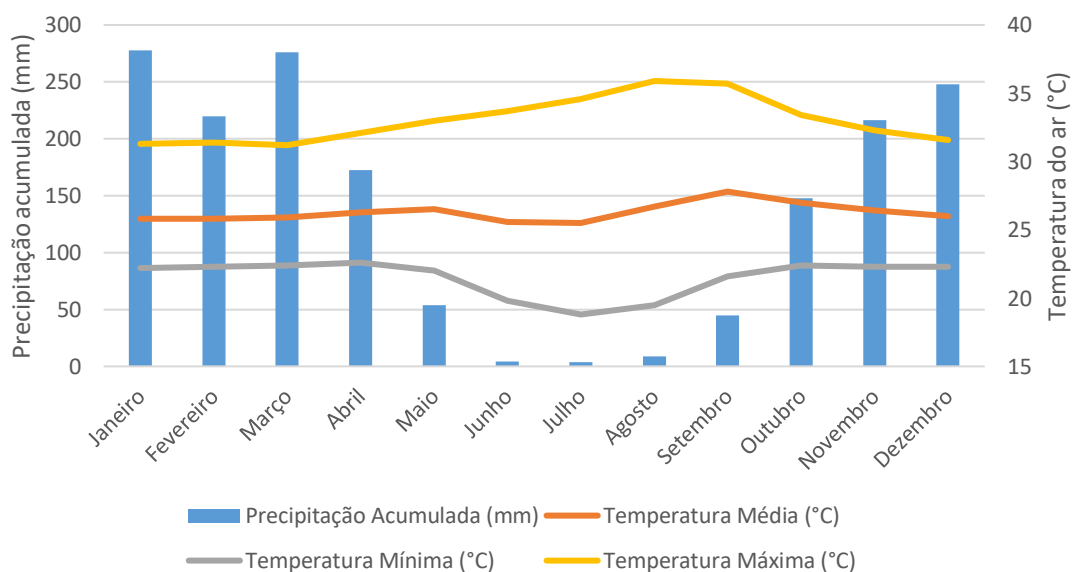


Figura 11– Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Pedro Afonso-TO (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).

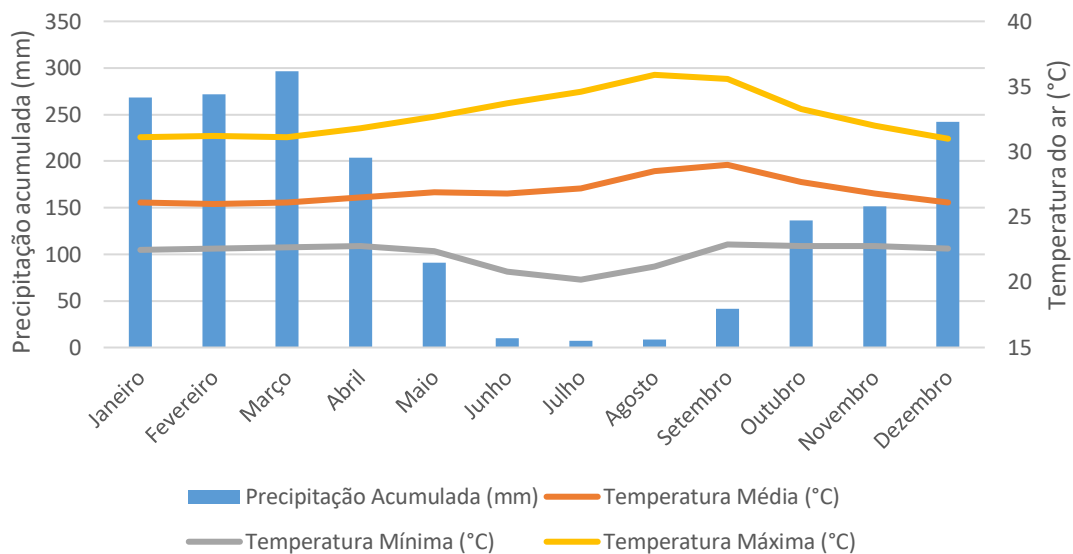


Figura 12– Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Carolina-MA (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).

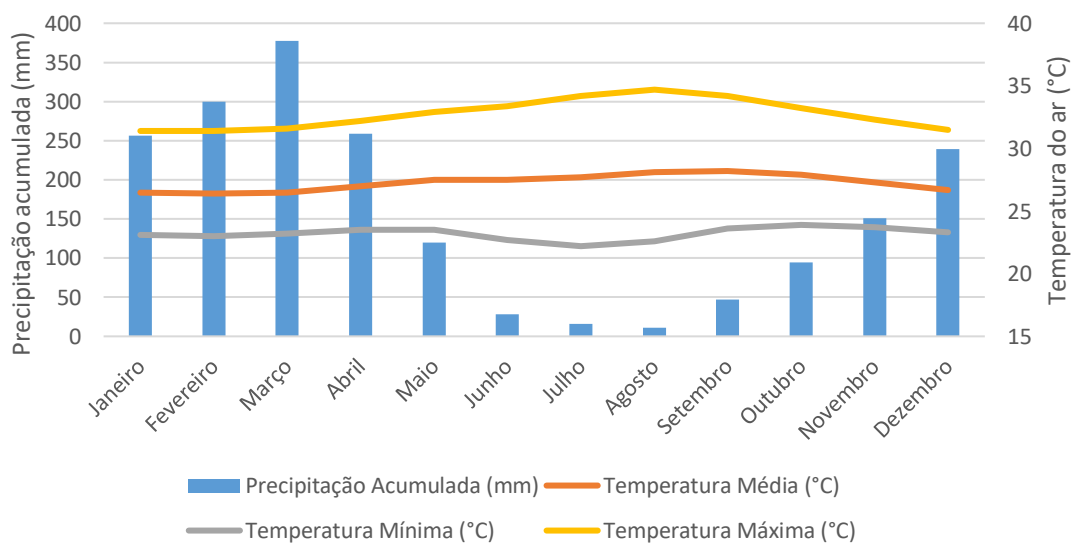


Figura 13– Média mensal da precipitação acumulada e das temperaturas mínima, média e máxima para o período de 1981 a 2010 na cidade de Marabá-PA (Fonte: Adaptado de INMET - Normais Climatológicas do Brasil 1981-2010).

Através desses gráficos (Figuras 9 a 13) é possível observar que as cidades representativas da região de estudo apresentam uma pequena sazonalidade na temperatura

do ar (mínima, média e máxima) e uma grande sazonalidade na precipitação acumulada, aspectos característicos do clima tropical sazonal de inverno seco (Coutinho, 2000).

A estação seca dessas cidades é definida pelos meses com menores valores de precipitação acumulada que, em geral, vai de maio a setembro, com exceção de Marabá-PA, onde se observa uma defasagem de um mês (junho a outubro). Nas cidades de Pedro Afonso-TO, Carolina-MA e Marabá-PA, as maiores temperaturas máxima e média ocorrem respectivamente nos meses de agosto e setembro. Em Brasília-DF há uma defasagem de um mês, com as maiores temperaturas máxima e média ocorrendo em setembro e outubro, respectivamente. Por fim, em Pirenópolis-GO ambas ocorrem no mês de setembro. Tal comportamento nas temperaturas máxima e média dessas cidades coincide com o período de maior ocorrência de queimadas no cerrado (agosto a outubro). Apesar das temperaturas mínimas apresentarem os valores mais baixos durante a estação seca, elas se elevam ao final desse período, entre os meses de setembro e outubro.

3.1.2 Análise dos desligamentos

No período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016, o ONS contabilizou 2413 desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste. Desse total, 1106 (46%) dos desligamentos foram originados por causas ambientais (Figura 14).

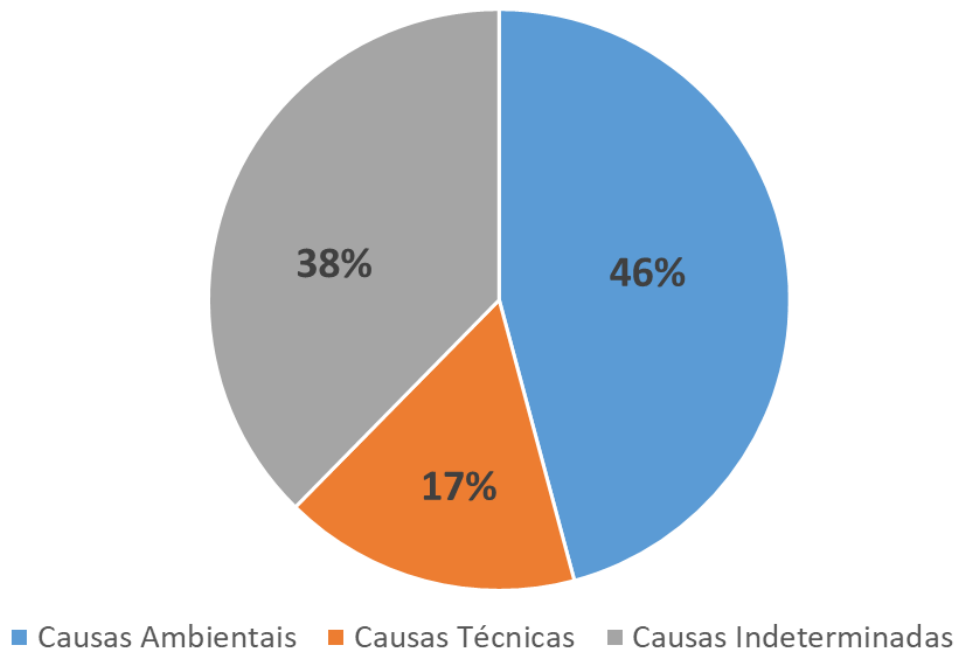


Figura 14 – Causas dos desligamentos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN no período de estudo.

Dentre os desligamentos de origem ambiental, destacam-se as descargas atmosféricas e as queimadas, sendo responsáveis por aproximadamente 88% dos desligamentos dessa categoria (Figura 15).

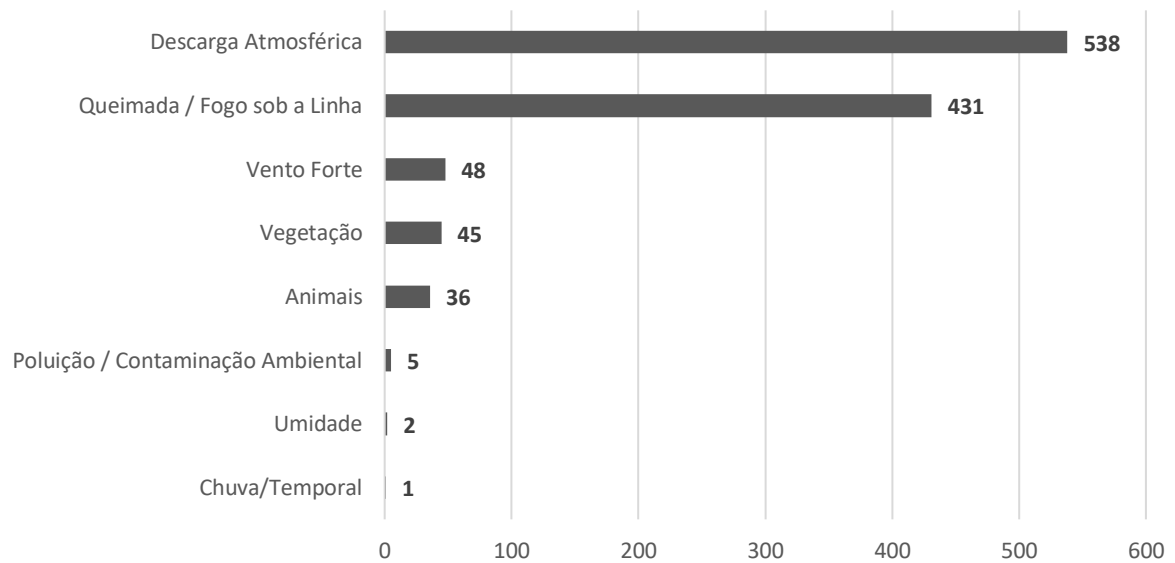


Figura 15– Número de desligamentos por causas ambientais nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN no período de estudo.

Os desligamentos por queimadas, apesar de serem em menor número em relação aos causados por descargas atmosféricas, podem ocasionar maiores impactos no SIN, uma vez que o tempo total de recomposição das LTs considerando todo o período de estudo foi mais prolongado em eventos de queimadas, com aproximadamente 62 horas (~2,6 dias), enquanto que em eventos de descargas atmosféricas foi de 50 horas (~2 dias) (Figuras 16, 17 e Tabela 8).

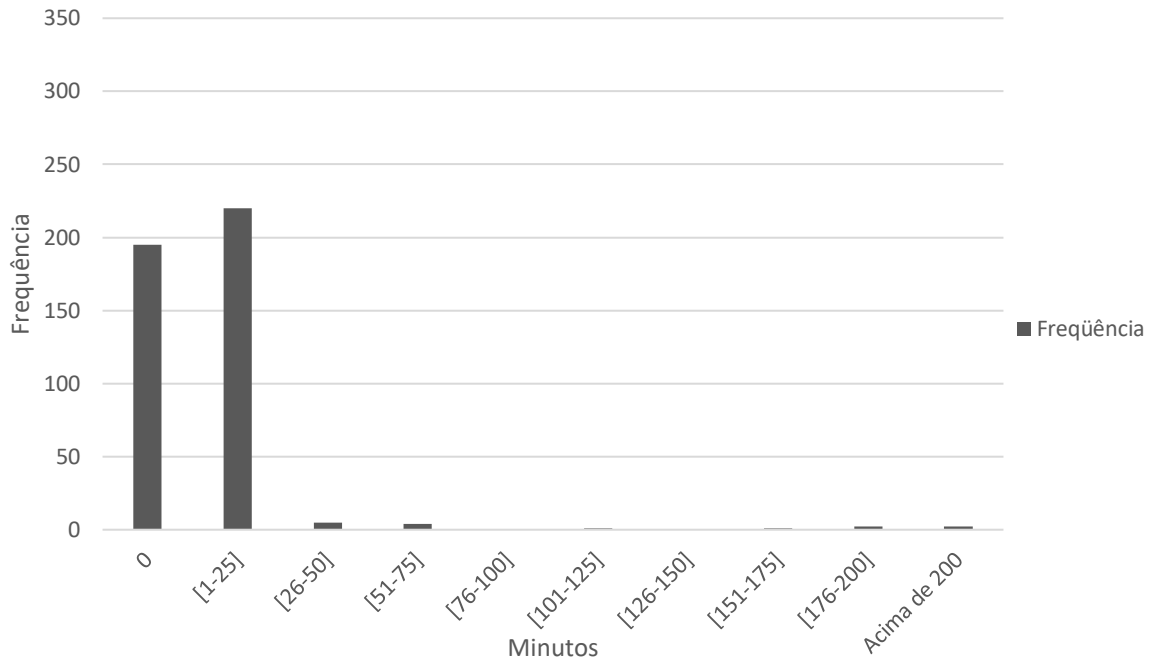


Figura 16 – Histograma da frequência do tempo de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste para cada um dos eventos de desligamento por queimadas.

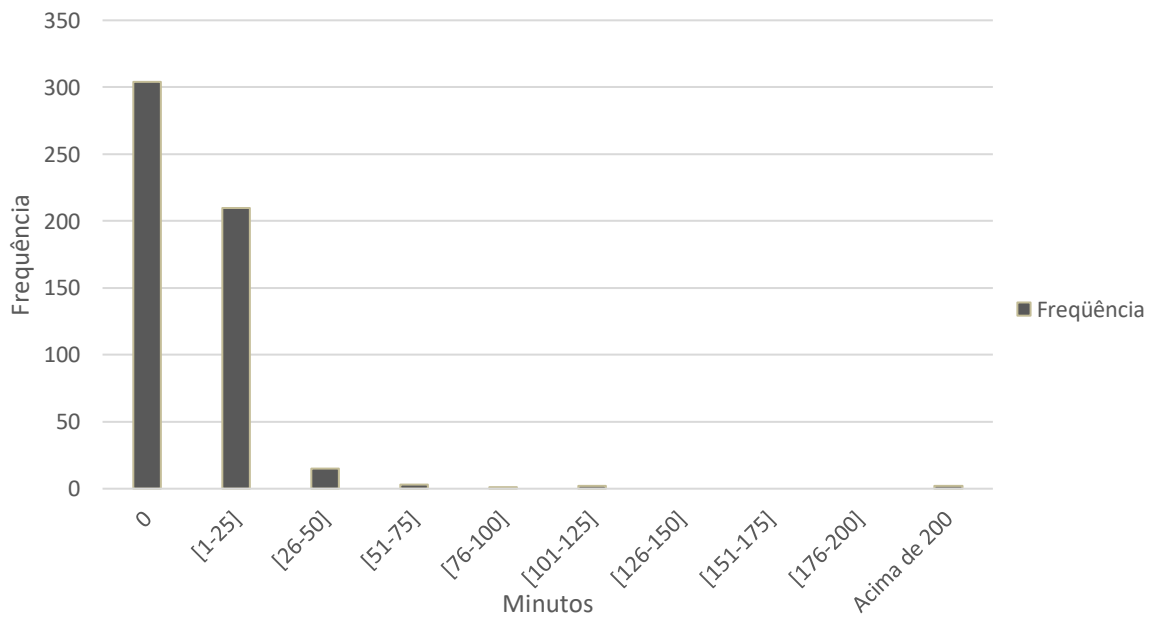


Figura 17 – Histograma da frequência do tempo de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste para cada um dos eventos de desligamento por descargas atmosféricas.

Tabela 8 – Estatísticas relacionadas ao tempo total de recomposição das LTs da interligação Norte-Sudeste durante eventos de desligamento por queimadas e por descargas atmosféricas.

Tempo de recomposição (minutos)	Queimadas	Descargas Atmosféricas
Máximo	769	244
Média	8,7	5,6
Mínimo	0	0
Total	3729	2999

As queimadas foram responsáveis por cerca de 18% do total de desligamentos ocorridos nas LTs da interligação Norte-Sudeste do SIN durante o período de estudo, sendo considerado uma das principais causas de interrupção da transmissão de energia elétrica.

O total de desligamentos ocasionados por queimadas nas LTs de 500kV que fazem parte da interligação Norte-Sudeste pode ser visualizado na Tabela 9 e na Figura 18.

Tabela 9 – Total de desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

Linha de Transmissão	Número de desligamentos
LT GURUPI/MIRACEMA	145
LT COLINAS/MIRACEMA	85
LT IMPERATRIZ/COLINAS	76

LT SERRA DA MESA/SAMAMBAIA	28
LT PEIXE 2/SERRA DA MESA 2	27
LT ITACAIUNAS/COLINAS	23
LT SERRA DA MESA/GURUPI	21
LT SERRA DA MESA/SERRA DA MESA 2	8
LT SERRA DA MESA 2/LUZIANIA	7
LT GURUPI/PEIXE 2	3
LT ESTREITO/IMPERATRIZ	3
LT LAJEADO/MIRACEMA	3
LT PEIXE 2 / PEIXE ANGICAL	2

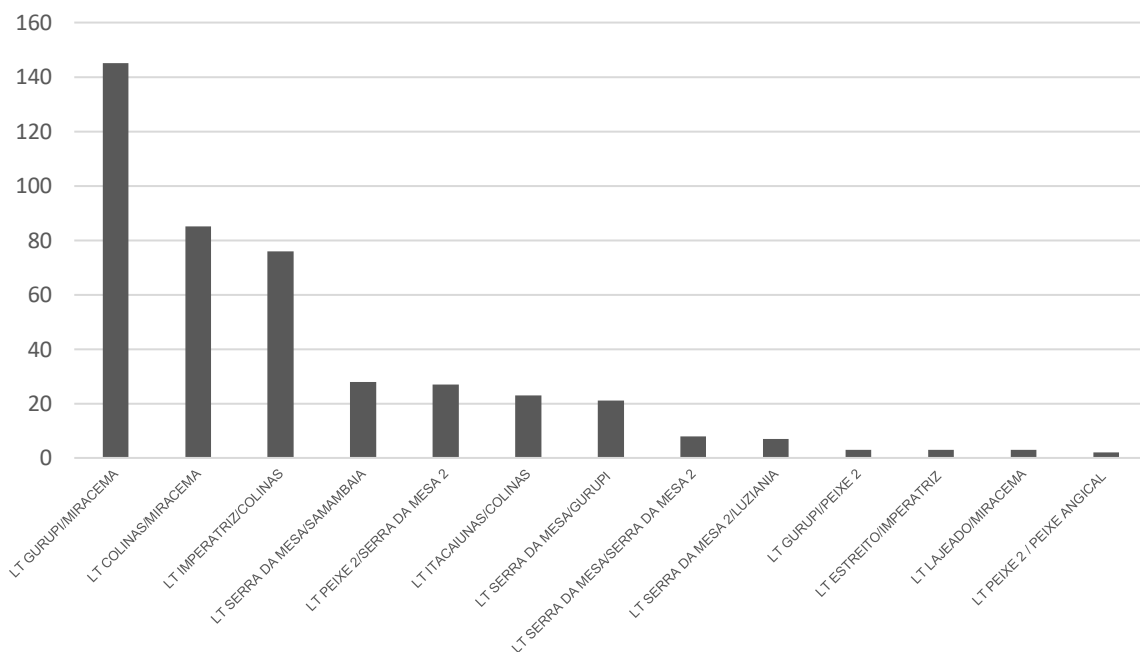


Figura 18 – Total de desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

A distribuição espacial dos desligamentos durante o período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016 está representada na Figura 19, onde as LTs que apresentaram um número de desligamentos acima de 100 estão na cor vermelha, entre 50 e 99 na cor laranja, entre 20 e 49 na cor amarela e abaixo de 20 na cor verde. Observa-se que as LTs que apresentaram os maiores números de desligamentos (LT Gurupi/Miracema, LT Colinas/Miracema e LT Imperatriz/Colinas) encontram-se localizadas em sua maior parte dentro do estado do Tocantins.

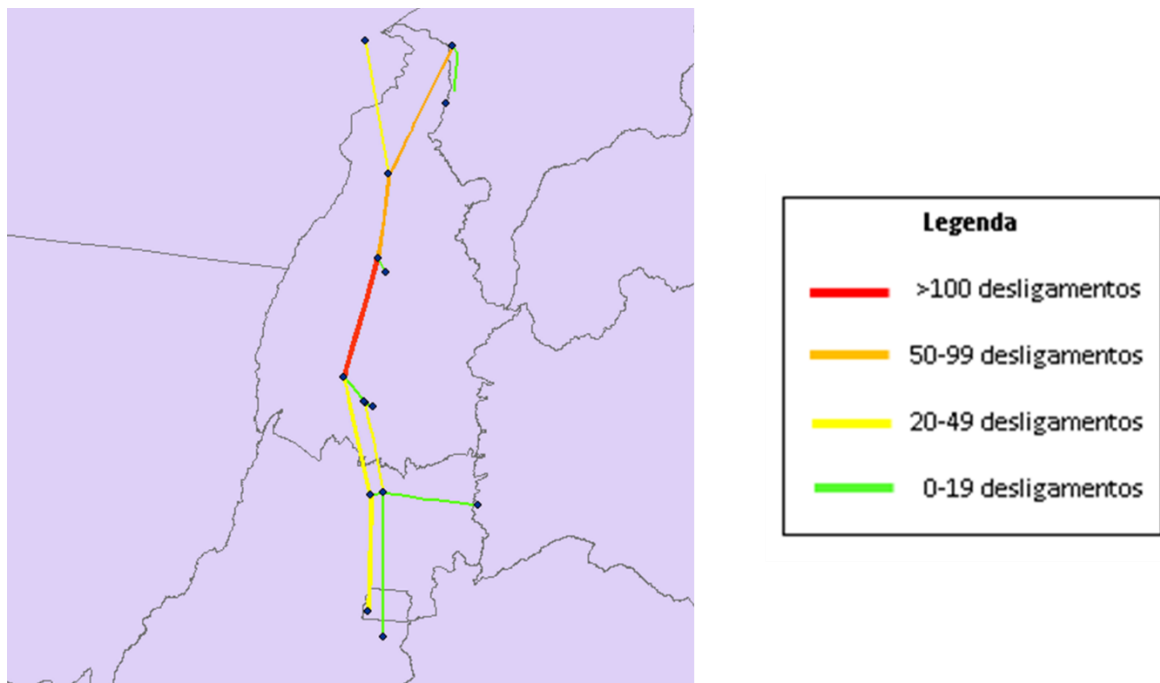


Figura 19 – Distribuição espacial dos desligamentos por queimadas nas LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

De acordo com Pivello (2011), um dos estados sob domínio do Cerrado brasileiro com maior incidência de incêndios florestais é o Tocantins, o que demonstra uma relação entre os elevados totais de queimadas e de desligamentos, especialmente nesse estado, conforme visto na Tabela 9 e nas Figuras 18 e 19.

3.1.3 Análise dos focos de calor

A Figura 20 apresenta os totais de focos em cada um dos quatro estados além do Distrito Federal no período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016, enquanto que a Figura 21 mostra esse mesmo total de focos, mas levando em consideração a área geográfica (km²) de cada um desses estados e do Distrito Federal.

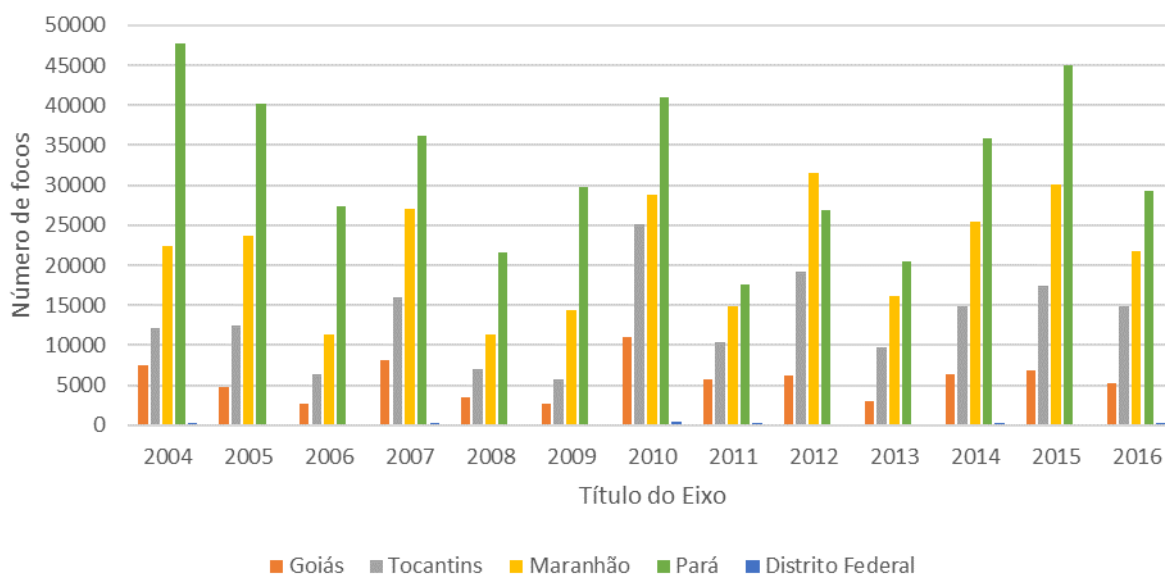


Figura 20– Focos de calor calculados pelo INPE com base no sensor MODIS do satélite AQUA no período de estudo nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste e no Distrito Federal.

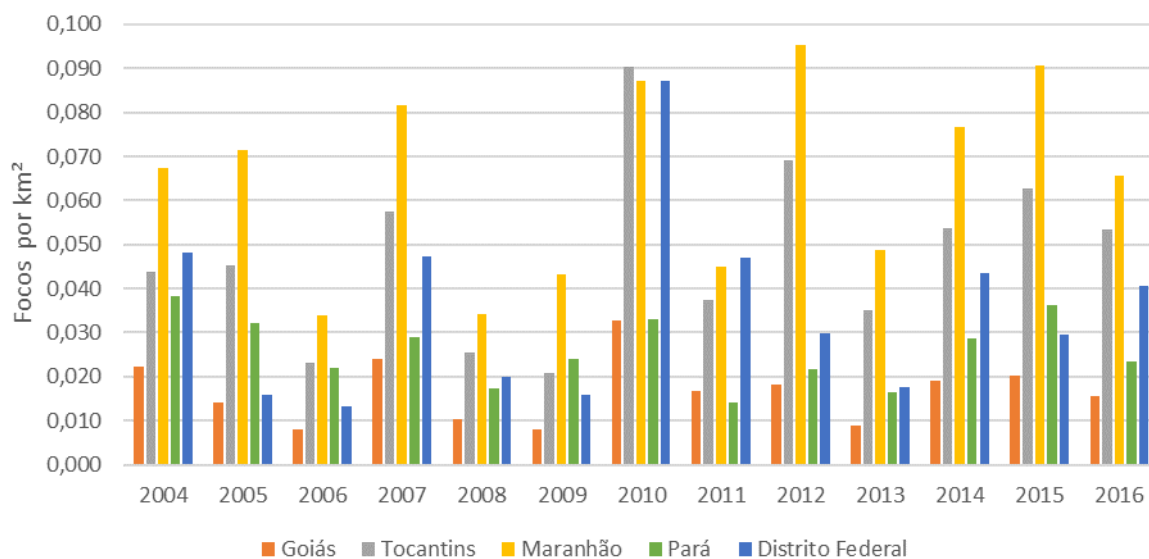


Figura 21– Focos de calor por área geográfica (km²) calculados pelo INPE com base no sensor MODIS do satélite AQUA no período de estudo nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste e no Distrito Federal.

Em quase todo o período, nota-se que o Pará apresentou o maior total de focos de calor, porém quando a área geográfica (km²) de cada um dos estados passou a ser considerada, o Tocantins, o Maranhão e o Distrito Federal passaram a ter um maior destaque, uma vez que a densidade de focos nestes é mais elevada.

Conforme mencionado na seção anterior, o ArcGIS permitiu o cálculo da densidade de focos na região da interligação Norte-Sudeste através do estimador de densidade Kernel. A densidade de focos de calor, considerando o período de estudo, está representado tanto para os estados quanto para o Distrito Federal (Figura 22), onde observa-se que as regiões que apresentaram maior densidade de focos de calor são o estado do Tocantins, o leste do Pará e o centro-sul do Maranhão.

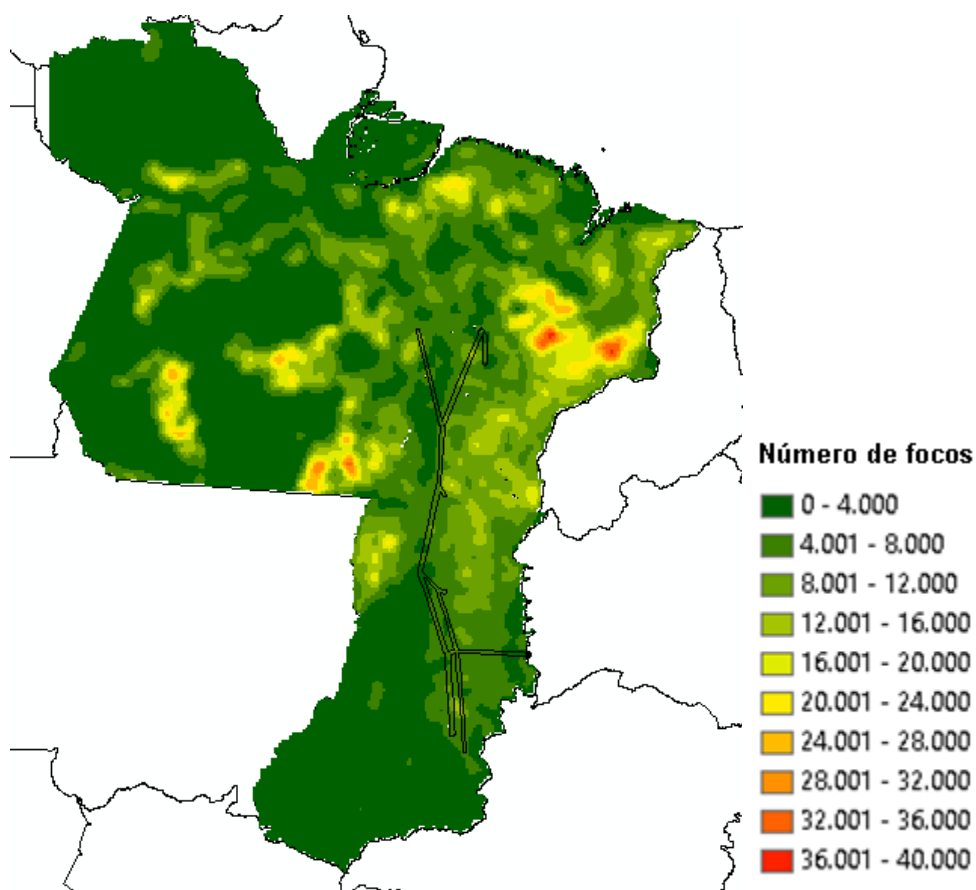


Figura 22– Densidade de focos de calor no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo. As linhas pretas representam a região do *buffer* de 5 km.

3.1.4 Análise da área queimada

A área queimada foi calculada para os estados de Goiás, Tocantins, Pará, Maranhão e o Distrito Federal no período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016. O cálculo da área queimada forneceu uma melhor compreensão da dimensão da devastação causada anualmente pelas queimadas nesses estados e no Distrito Federal. O total de área queimada (km²) em cada um deles durante o período de estudo está representado na Figura 23.

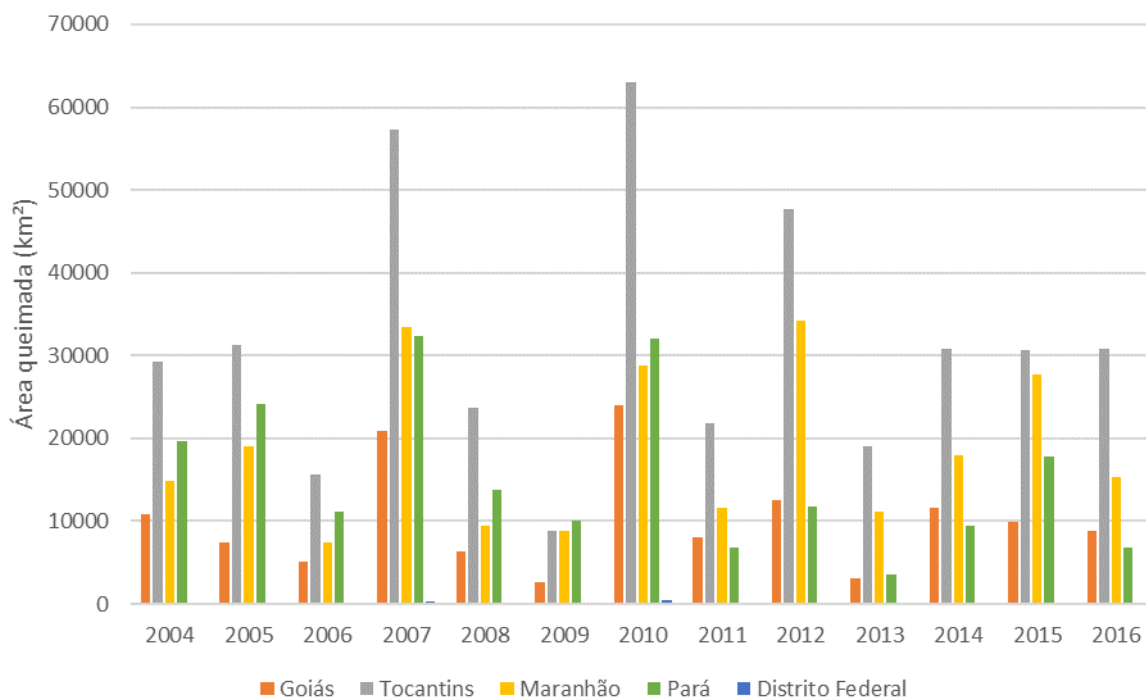


Figura 23—Área queimada (km²) no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

Os estados do Tocantins e do Maranhão são os que apresentaram os maiores valores de área queimada no decorrer do período de estudo, sendo correspondentes a cerca de 66% do total de área queimada considerando os 4 estados e o Distrito Federal.

O estimador de densidade Kernel foi novamente aplicado para facilitar a visualização da densidade de área queimada (Figura 24). De maneira semelhante ao que foi observado na densidade de focos de calor, as regiões que apresentaram maior densidade de área queimada são novamente o estado do Tocantins, o leste do Pará e o centro-sul do Maranhão.

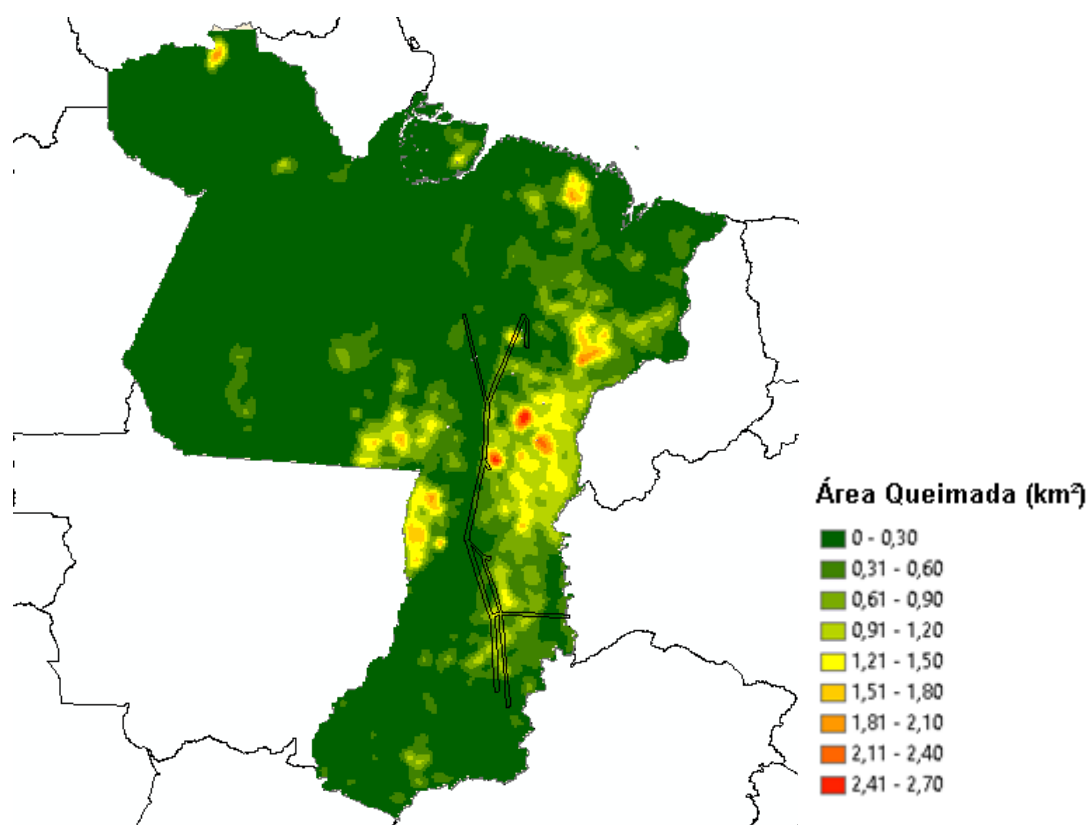


Figura 24– Densidade de área queimada no Distrito Federal e nos estados da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo. As linhas pretas representam a região do buffer de 5 km.

3.1.5 Relação entre desligamentos e focos de calor

De modo a ilustrar melhor a relação entre os desligamentos e os focos de calor, uma primeira comparação foi feita entre a média mensal dos focos de calor por estado e no Distrito Federal com os desligamentos ocorridos por queimadas, considerando o período de estudo (Figura 25).

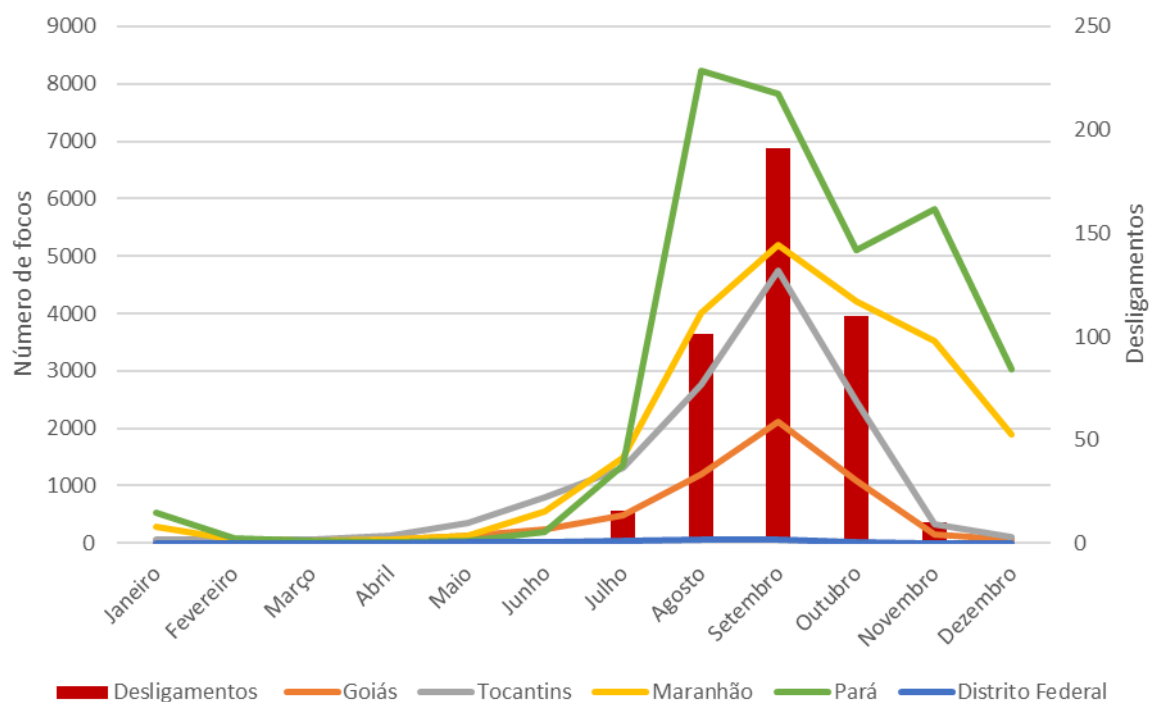


Figura 25– Média mensal dos focos de calor no Distrito Federal e nos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste no período de estudo (linhas) e o total mensal de desligamentos por queimadas neste mesmo período (colunas).

No período de 2004 a 2016, os meses de agosto a outubro foram os que apresentaram a maior quantidade de desligamentos por queimadas, com o máximo ocorrendo em setembro. Os focos de calor também mostraram esse mesmo comportamento em praticamente todos os estados, com exceção apenas do Pará, cujo pico de focos detectados foi em agosto. Dessa forma, ao se analisar os focos de calor e os desligamentos por queimadas é possível notar que existe uma correlação positiva entre eles.

3.2 Análise na Região das LTs e Definição das Variáveis Preditivas

Vale ressaltar que as análises realizadas nesta seção foram feitas numa escala espacial menor, dentro de uma área circundante às LTs da interligação Norte-Sudeste (*buffer* de acordo com a Figura 5), para se definir potenciais variáveis preditivas de desligamentos. A Figura 26 apresenta os totais de focos anuais no período de janeiro de 2004 a dezembro de 2016. Observa-se que os anos de 2007, 2010, 2012 e 2014 foram os que apresentaram o maior número de focos, com valores acima de 1400 focos na região do *buffer* ao redor das LTs.

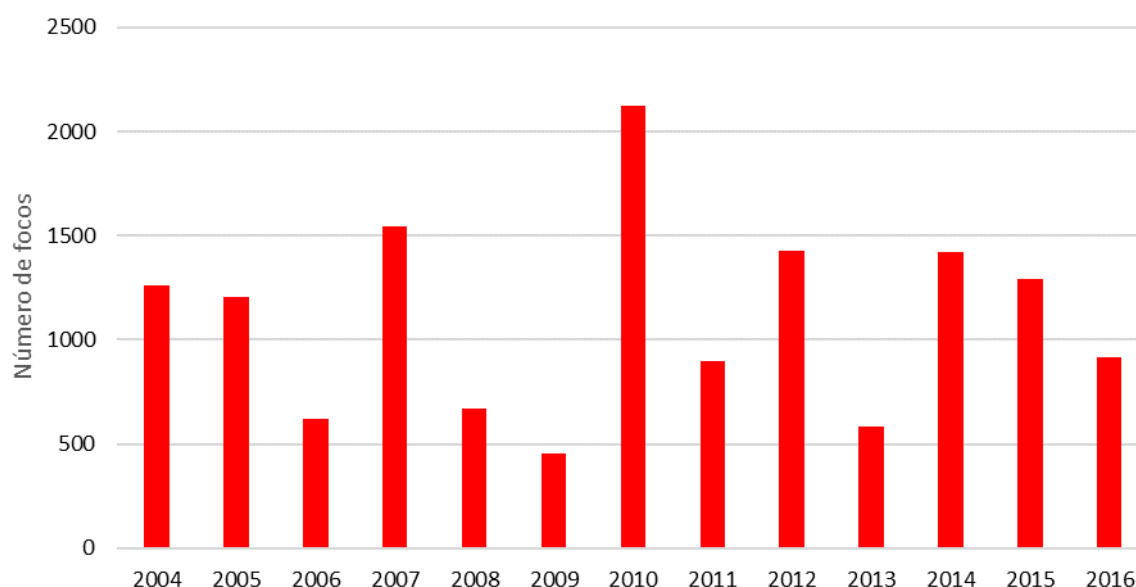


Figura 26– Quantidade de focos de calor na região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

A densidade de focos de calor, considerando o período de estudo, está representado para a região do *buffer* de 5km na Figura 27. Observa-se que considerando apenas a região ao redor das LTs, a maior densidade de focos se concentra no nordeste do Goiás e em pontos do centro e do norte do Tocantins.

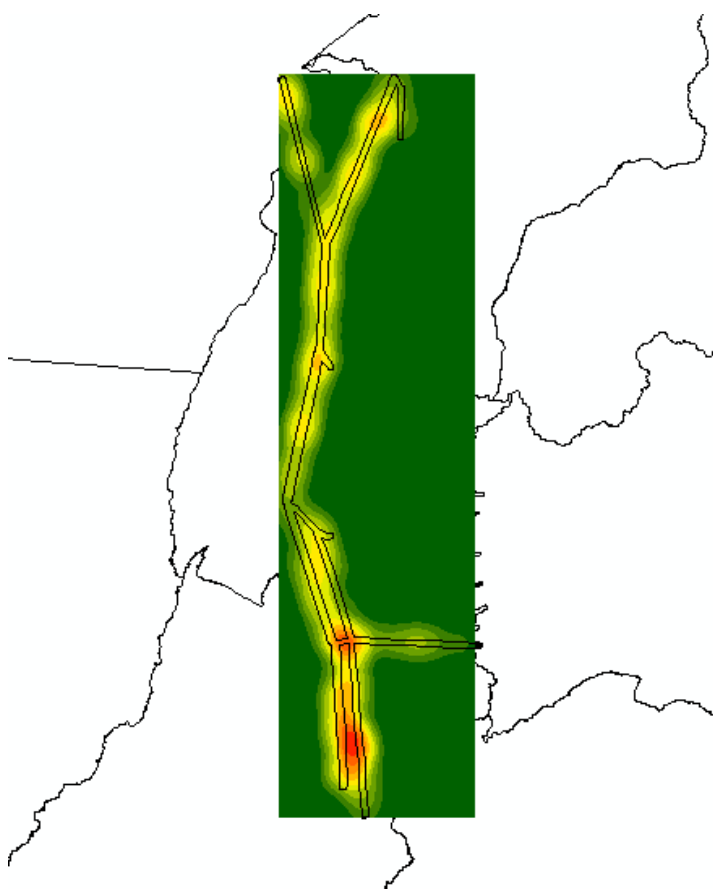


Figura 27– Densidade de focos de calor na região do *buffer* de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo.

Na Figura 28 observa-se o total anual de área queimada nas proximidades das LTs. Os anos de 2007, 2010, 2012 e 2014 foram os que apresentaram os maiores totais de área queimada na região do *buffer* ao redor das LTs, coerente com o que foi observado nos focos de calor, o que já se esperava visto que o produto de área queimada do MODIS MCD64A1 utiliza como dados entrada informações de focos de calor. Desta forma, os demais resultados apresentados de focos de calor e área queimada também apresentam-se correlacionados.

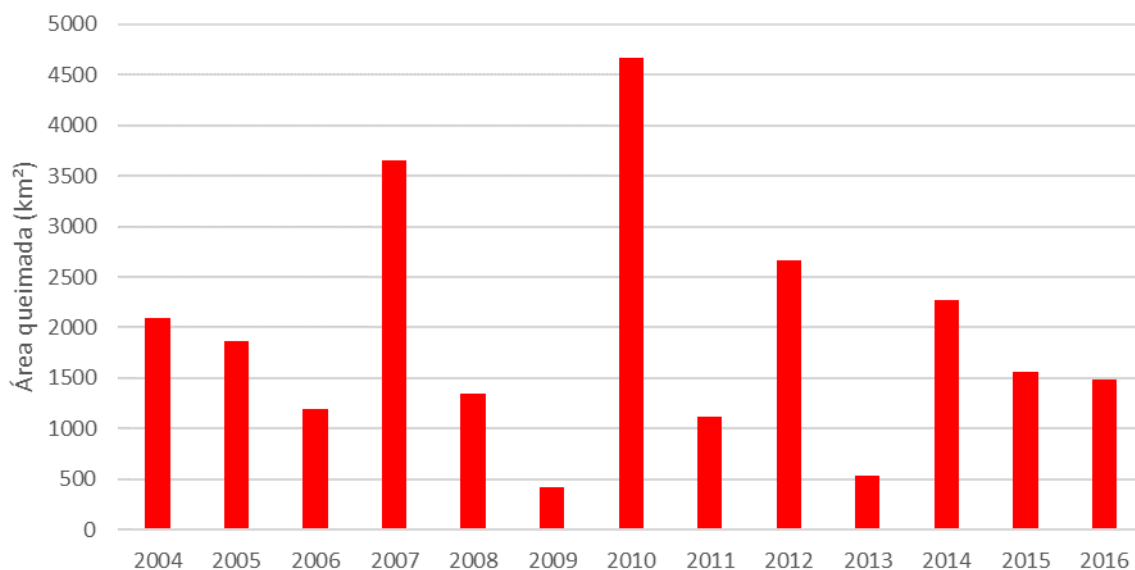


Figura 28– Área queimada (km²) total na região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

O estimador de densidade Kernel foi novamente aplicado para facilitar a visualização da densidade de área queimada dentro do *buffer*. Em relação às proximidades das LTs, a densidade mais uma vez passa a ser maior na região desde o Distrito Federal passando pelo norte de Goiás até o sul do Tocantins, e também no norte do Tocantins e sudoeste do Maranhão (Figura 29).

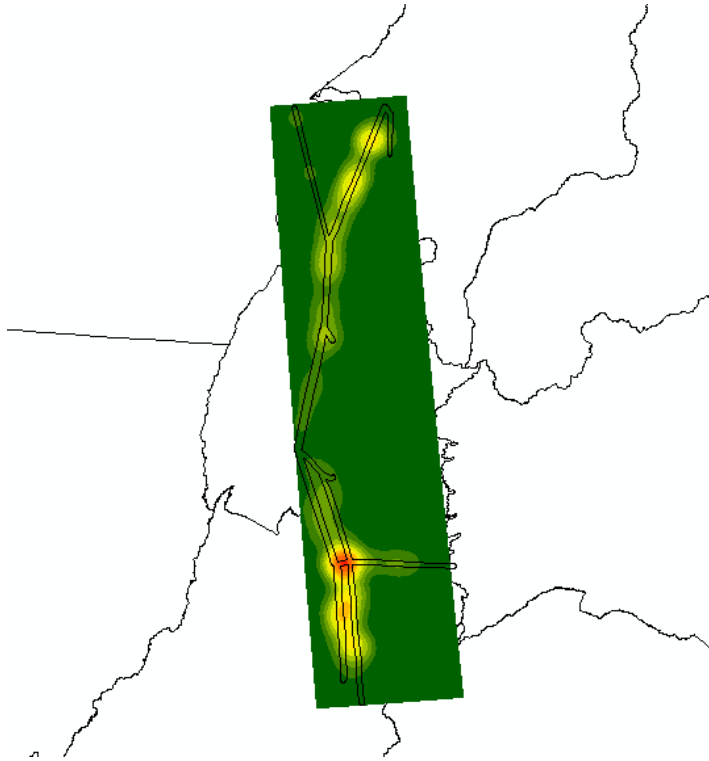


Figura 29 – Densidade de área queimada na região do *buffer* de 5 km (linhas pretas) ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste através do método de densidade de Kernel no período de estudo.

A variabilidade anual entre a área queimada, os focos de calor e os desligamentos por queimadas nas proximidades das LTs pode ser observado na Figura 30. Os anos de 2010 e 2012 apresentaram elevados números de focos, de área queimada e de desligamentos. No entanto, esse comportamento não foi uma regra, uma vez que nos anos de 2007 e 2014 também apresentaram números relevantes de focos e de área queimada, mas ocorreram poucos desligamentos. A situação inversa também ocorreu, como pode ser notado nos anos de 2008 e 2016.

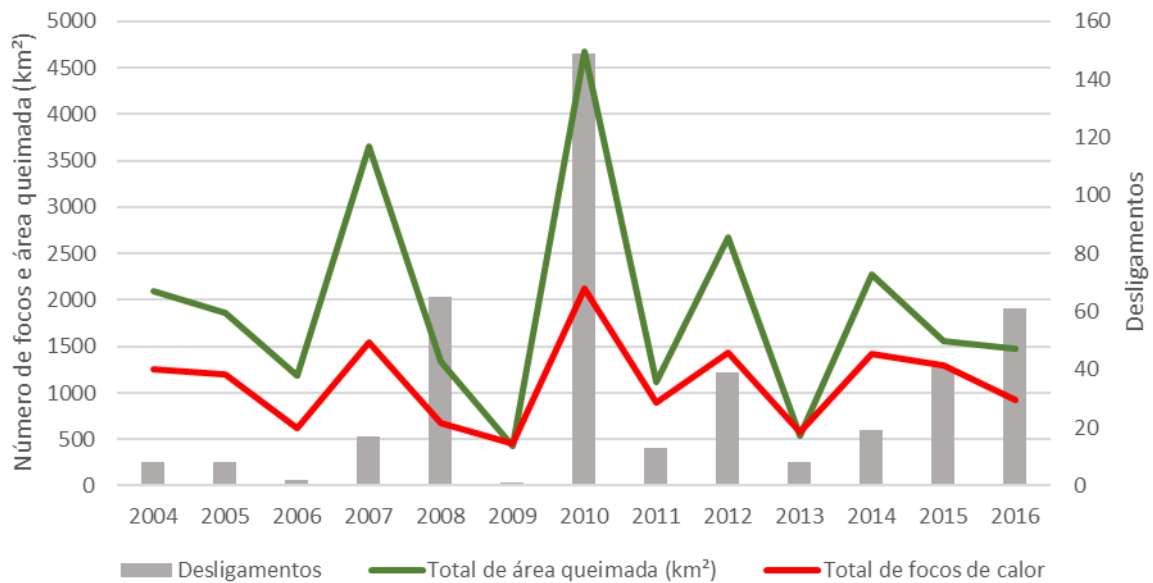


Figura 30– Relação entre os desligamentos, o total de área queimada (km²) e o total de focos de calor na região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste no período de estudo.

Na região representativa do *buffer* ao redor das LTs foi observado um predomínio de pixels correspondentes a classe 9 (destacado em vermelho) referente ao tipo de vegetação característico da savana (Tabela 10), e apresentando pequena variabilidade temporal (Figura 31), corroborando com os resultados obtidos por Sano *et al* (2010), onde o uso de dados de sensoriamento remoto de alta resolução espacial verificaram uma perda significativa da vegetação original do Cerrado, bem como elevados níveis de regeneração, sugerindo que a vegetação desse bioma pode ser mais resistente aos impactos humanos do que as estimativas sugerem.

Tabela 1 – Tipo de cobertura do solo representativo da região do *buffer* de 5km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste.

IGBP	2004	2008	2012
Classe 1	1	0	27
Classe 2	200	149	113
Classe 3	0	1	0
Classe 4	26	31	6
Classe 5	13	22	22
Classe 6	23	24	9
Classe 7	20	12	10
Classe 8	1589	764	1560
Classe 9	18446	19761	18513
Classe 10	148	86	106
Classe 11	81	221	208
Classe 12	173	166	272
Classe 13	212	211	209
Classe 14	1195	658	1005
Classe 15	0	0	0
Classe 16	30	20	7

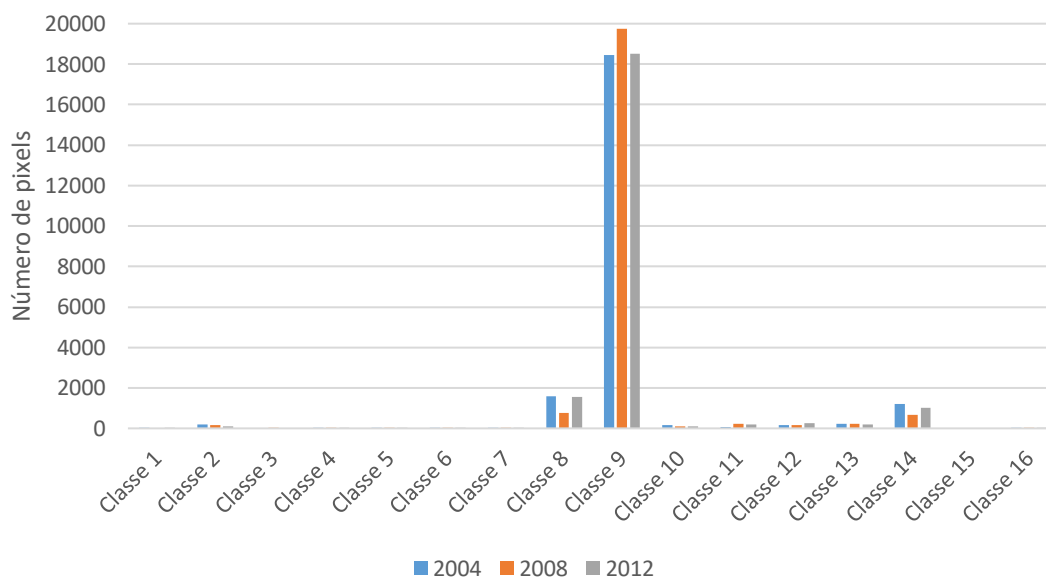


Figura 31 – Evolução temporal do tipo de cobertura do solo representativo da região do *buffer* de 5km ao redor das LTs da interligação Norte-Sudeste (2004, 2008 e 2012).

A partir dos dados de desligamentos, NDVI, FRP e RFe de suas médias anuais e mensais, foi possível verificar a relação entre estas variáveis e suas variabilidades inter-anual e intra-anual de forma mais detalhada (Figuras 32 e 33).

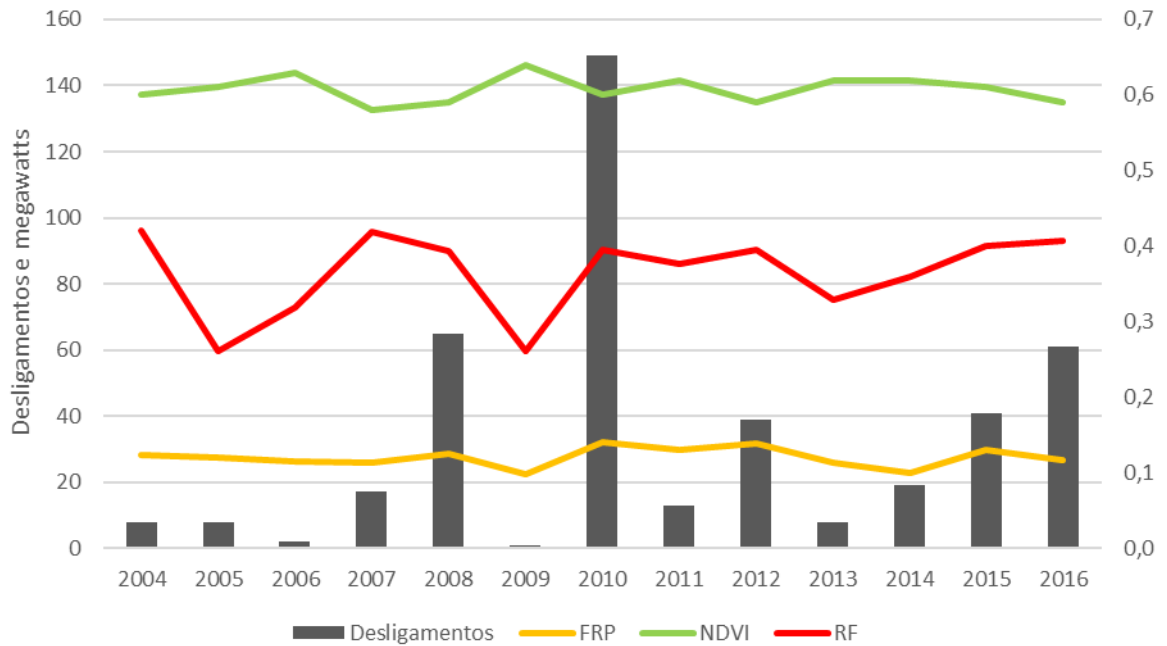


Figura 32 – Total anual de desligamentos (coluna) e média anual do FRP, do NDVI e do RF (linhas) para o período de estudo.

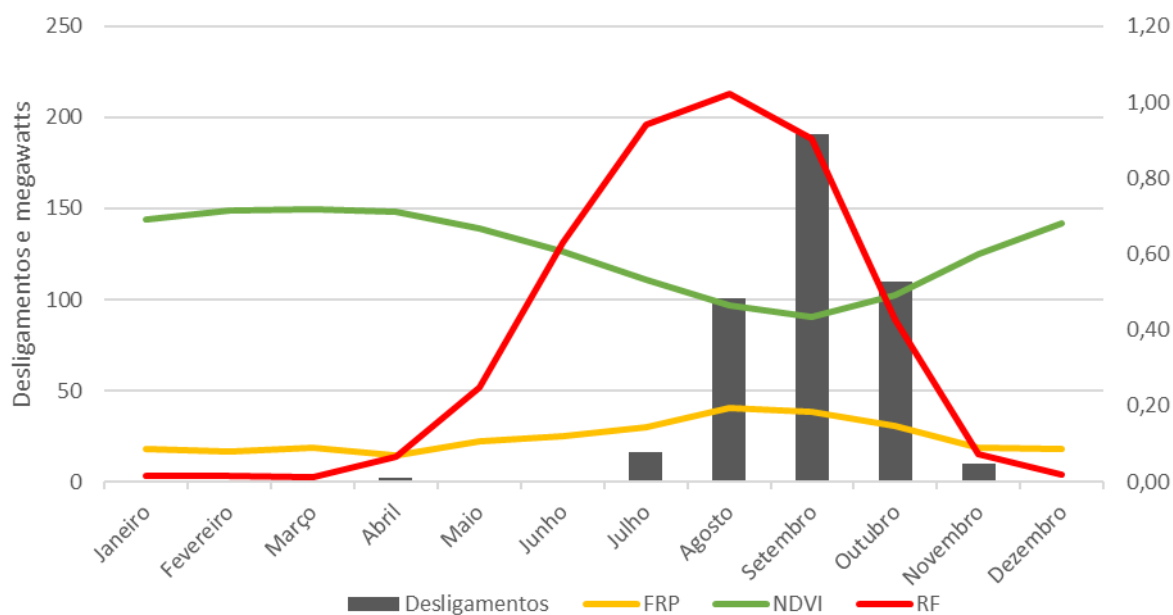


Figura 33 – Total mensal de desligamentos (colunas) e média mensal do FRP, do NDVI e do RF (linhas) para o período de estudo.

Os anos de 2007, 2010 e 2012 se destacaram por apresentar os maiores valores de FRP e RF e os menores de NDVI. Em relação a variação mensal, observou-se os maiores valores de FRP e RF entre os meses de junho e outubro, com um pico em agosto. Enquanto o NDVI apresentou o comportamento oposto, com os menores valores entre junho e outubro e o mínimo em setembro.

Com base nos dados climatológicos (Figuras 9-13), dados de focos de calor (Figura 26), dados de área queimada (Figuras 28) e de desligamentos, FRP, NDVI e RF (Figura 32), os dados foram separados em médias trimestrais de acordo com o regime chuvoso característico dessa região e com a variação mensal dos demais parâmetros acima referidos: fevereiro-março-abril (final do período úmido), maio-junho-julho (início do período seco) e agosto-setembro-outubro (final do período seco), de modo a elaborar as matrizes de correlação e a aplicação no modelo de regressão logística. O trimestre

novembro-dezembro-janeiro por se tratar do início do período úmido não foi considerado nesse estudo.

A variação dos parâmetros NDVI, FRP e RF durante os períodos fevereiro-março-abril (final do período úmido), maio-junho-julho (início do período seco) e agosto-setembro-outubro (final do período seco) no decorrer do período de 2004 a 2016 é mostrada nas Figuras 34-36.

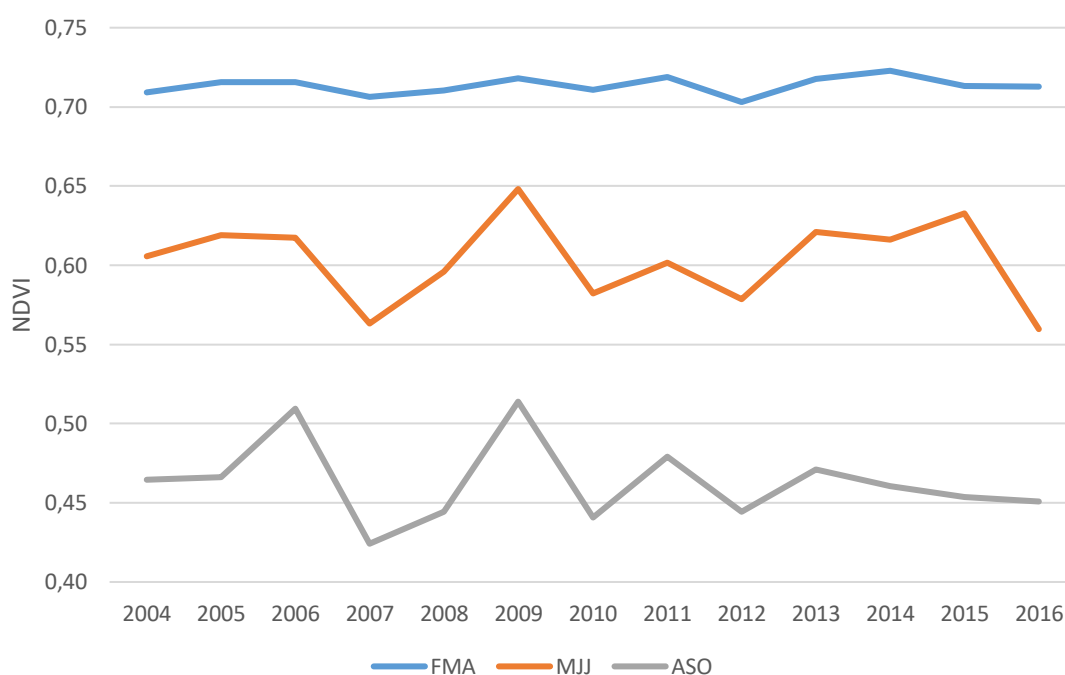


Figura 34– NDVI calculado na região do *buffer* para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.

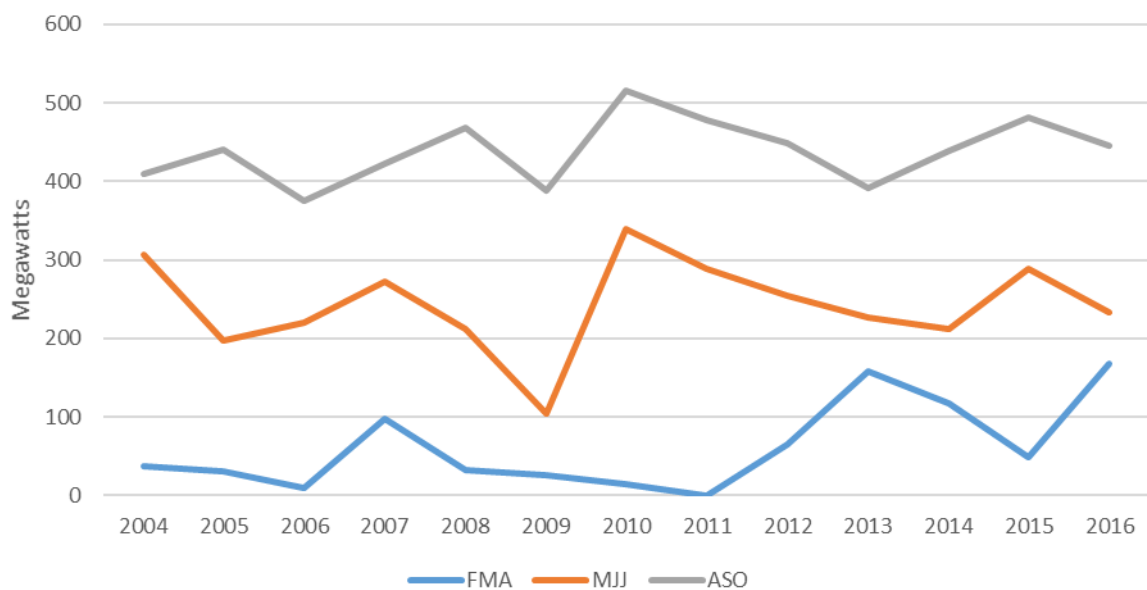


Figura 35– FRP calculado na região do *buffer* para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.

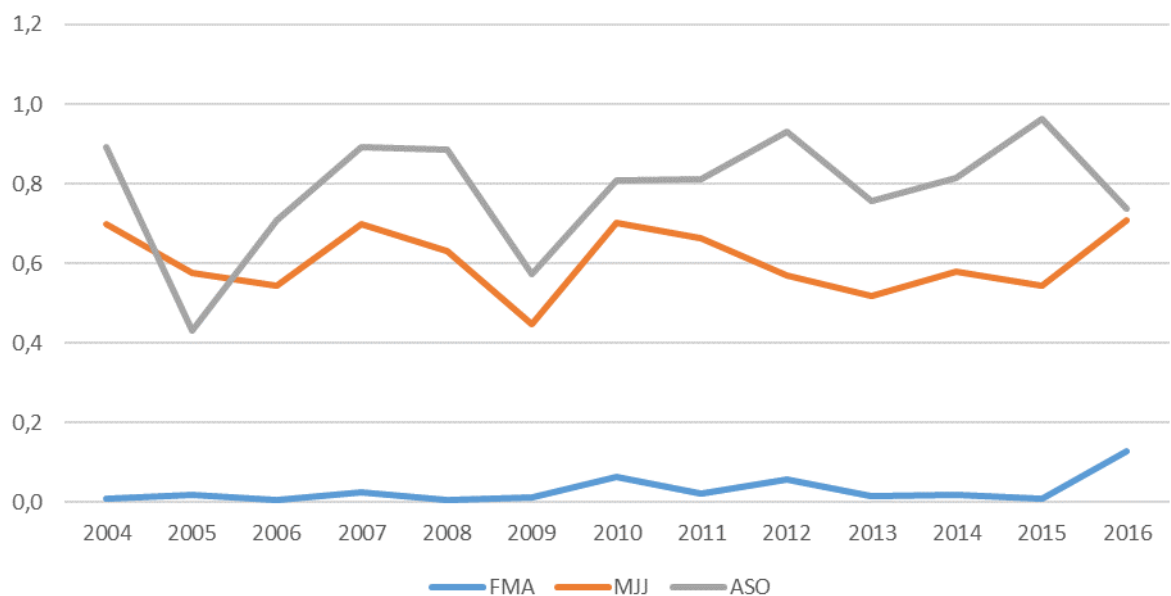


Figura 36 – RF calculado na região do *buffer* para os trimestres FMA (fevereiro-março-abril), MJJ (maio-junho-julho) e ASO (agosto-setembro-outubro) para o período de estudo.

Enquanto o NDVI apresentou os maiores valores, o FRP e o RF tiveram os menores valores no decorrer do final do período úmido (trimestre FMA), conforme o esperado. Durante o início da estação seca (trimestre MJJ) há uma transição, onde ocorre uma redução no NDVI e uma elevação no FRP e no RF. Ao final da estação seca (trimestre ASO), esse processo de inversão nos valores das variáveis fica consolidado, com o NDVI apresentando os valores mais baixos, e o FRP e o RF os mais elevados. Como estes parâmetros apresentam uma grande variação entre os trimestres e com um comportamento bem definido durante a estação seca que é onde ocorre o maior número de queimadas e de desligamentos originados pelas mesmas, tais parâmetros eventualmente podem ser utilizados como variáveis preditivas para esses desligamentos.

De forma a verificar o comportamento de cada uma das variáveis dentro da região do *buffer* de 5 km ao redor das LTs com os desligamentos por queimadas, foram gerados gráficos de dispersão considerando tanto as médias anuais (Figuras 37-41) quanto as médias trimestrais (Figuras 42-46), além da elaboração das matrizes de correlação (Tabelas 11-14).

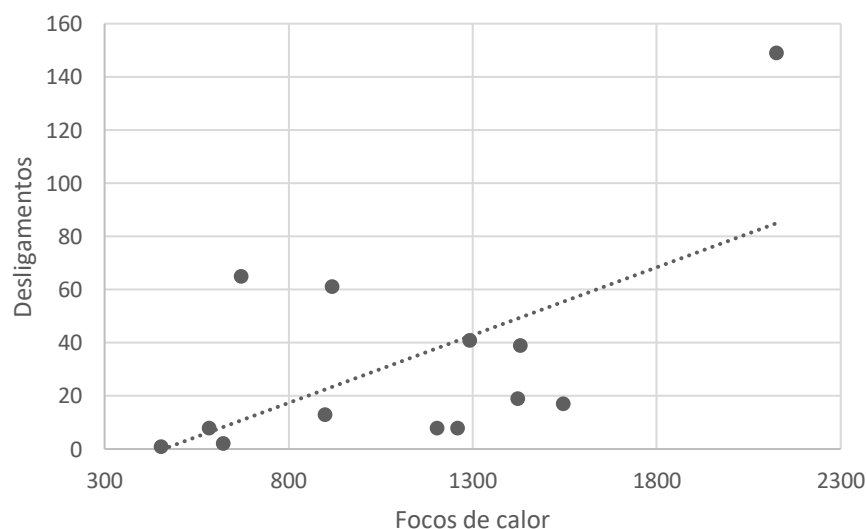


Figura 37 – Dispersão entre as médias anuais dos focos de calor e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

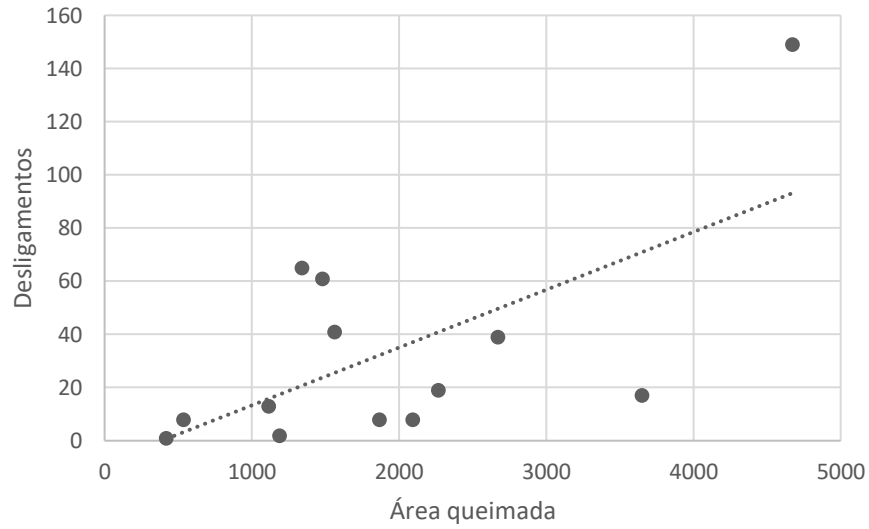


Figura 38 – Dispersão entre as médias anuais da área queimada e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

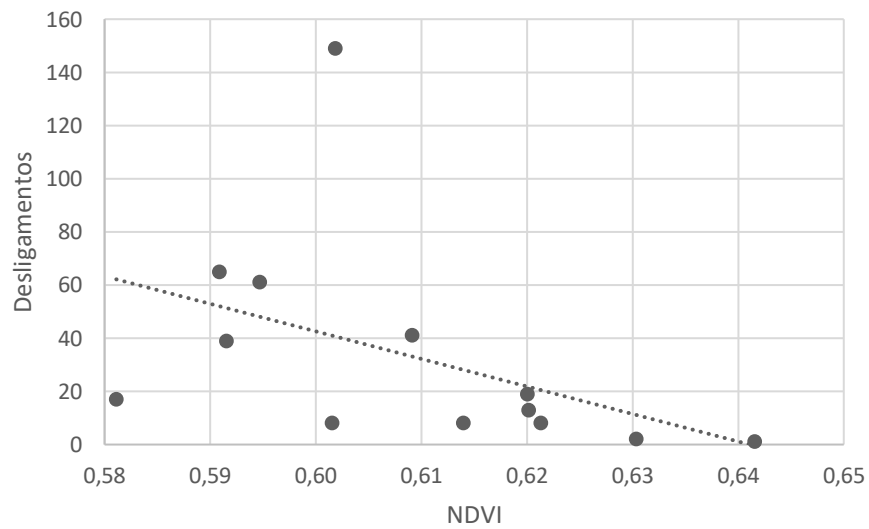


Figura 39 – Dispersão entre as médias anuais do NDVI e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

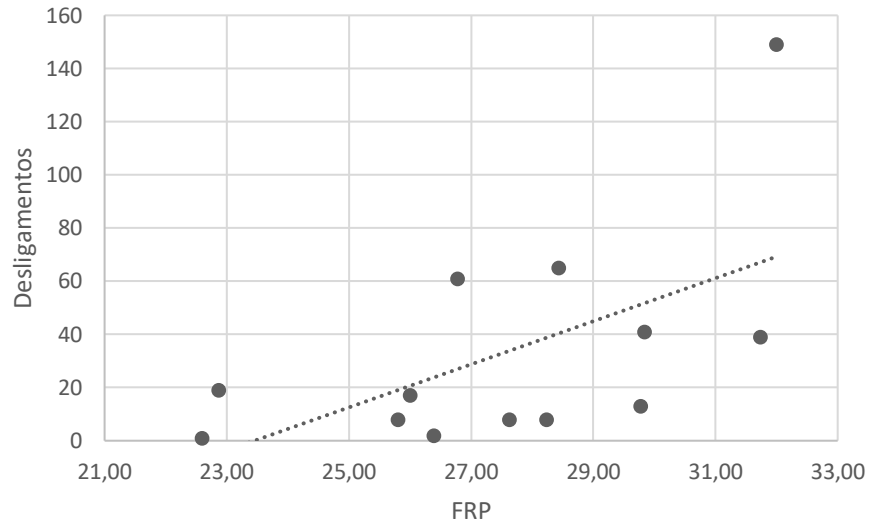


Figura 40– Dispersão entre as médias anuais do FRP e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

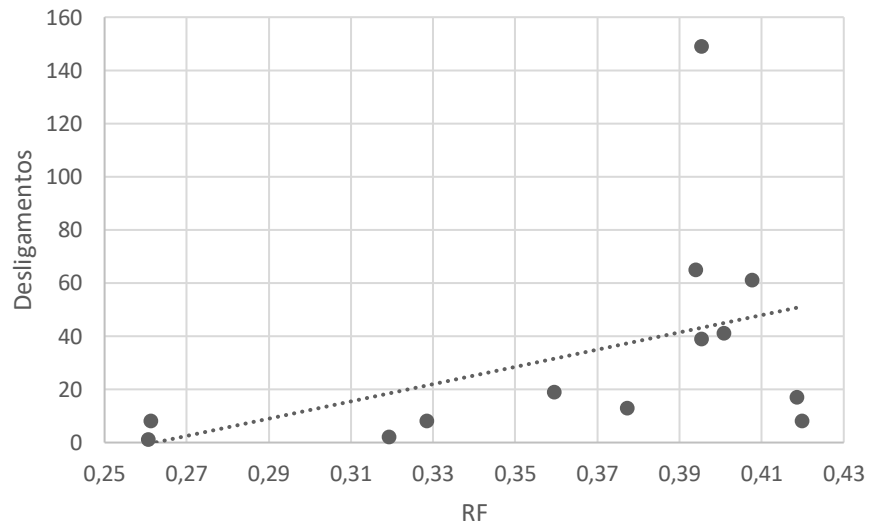


Figura 41– Dispersão entre as médias anuais de RF e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

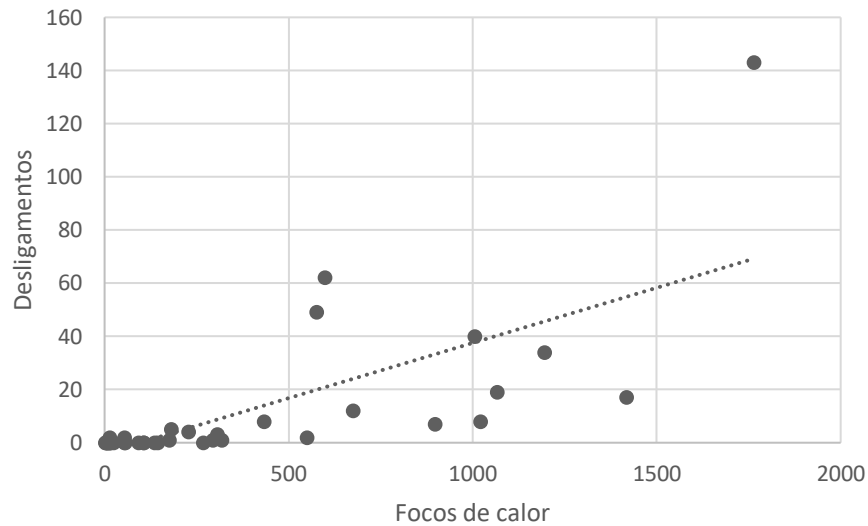
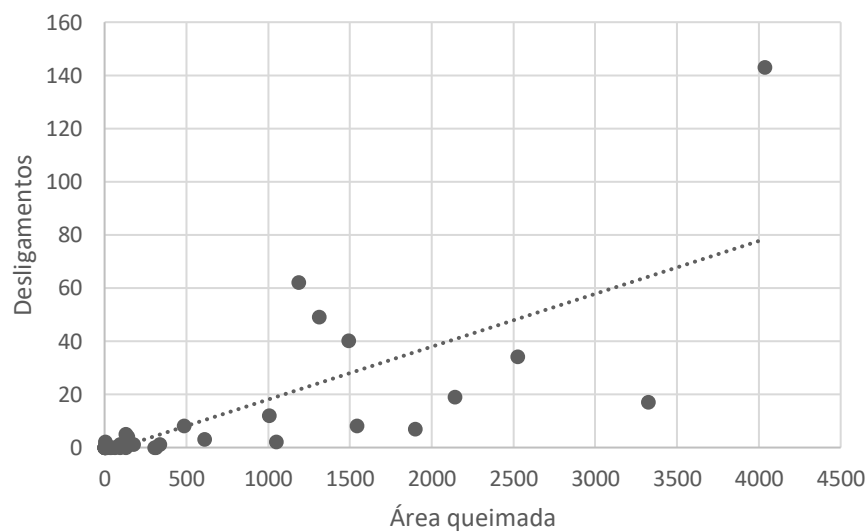


Figura 42 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) dos focos de calor e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.



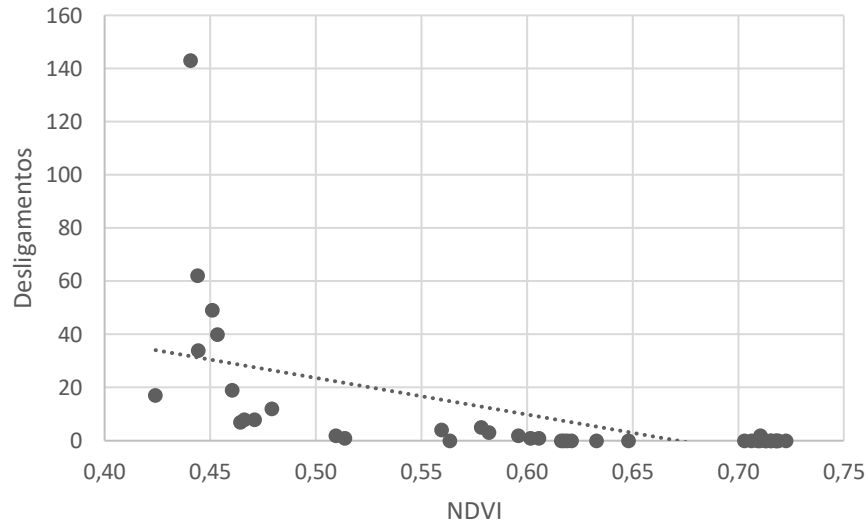


Figura 44 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de NDVI e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

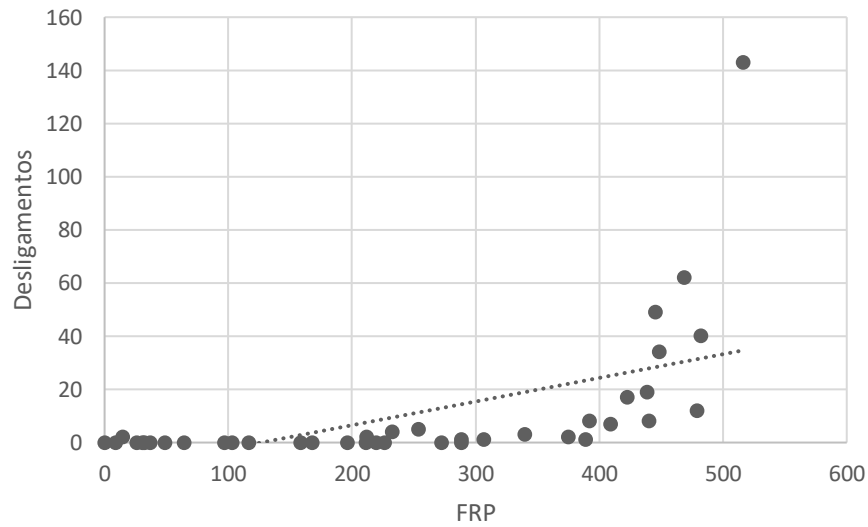


Figura 45 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de FRP e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

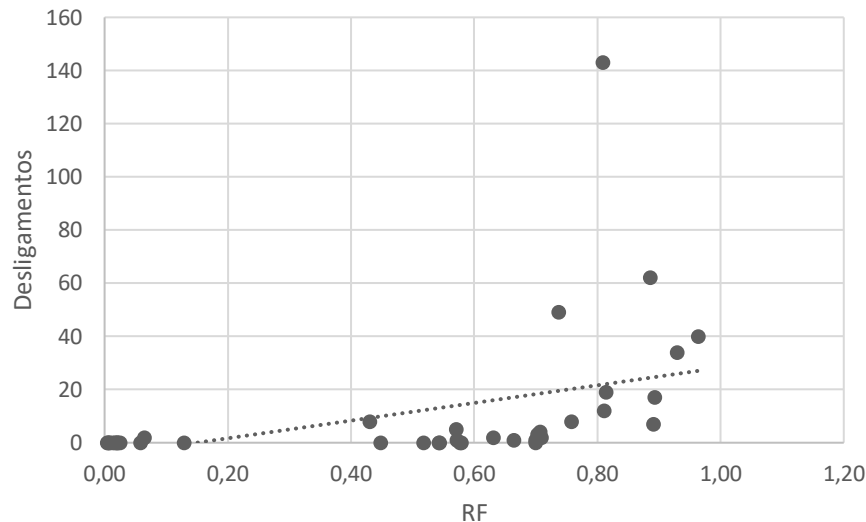


Figura 46 – Dispersão entre as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de RF e dos desligamentos por queimadas para o período de estudo.

A partir desses gráficos de dispersão pode-se observar que com exceção apenas da relação entre as médias anuais e trimestrais do NDVI com os desligamentos por queimadas, que apresentaram uma correlação negativa, as demais variáveis mostraram uma correlação positiva com esses desligamentos. Um outro ponto a se destacar é que as médias trimestrais (FMA, MJJ e ASO) de todas as variáveis apresentaram menor dispersão em relação as médias anuais das mesmas com os desligamentos por queimadas, indicando uma correlação mais forte quando são consideradas as médias trimestrais.

As matrizes de correlação foram elaboradas considerando tanto as médias trimestrais quanto as médias anuais das variáveis utilizadas nesse trabalho para o período de estudo (Tabelas 11a-14a), além do respectivo teste de significância (Teste-T) para cada uma dessas matrizes (Tabelas 11b-14b). Os testes de significância que apresentaram valores acima do nível de significância ($>0,05$) estão destacados em vermelho.

Tabela 11a – Matriz de correlação das médias trimestrais FMA (final do período úmido) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	1	0,8	0	0,2	0,6	0,7
Focos de calor	0,8	1	0	-0,1	0,6	0,9
Desligamentos	0	0	1	-0,2	-0,3	0,3
NDVI	0,2	-0,1	-0,2	1	0,1	-0,3
FRP	0,6	0,6	-0,3	0,1	1	0,5
RF	0,7	0,9	0,3	-0,3	0,5	1

Tabela 11b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais FMA (final do período úmido) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	X	5,16E-03	3,41E-03	6,87E-03	2,39E-03	2,58E-03
Focos de calor	5,16E-03	X	2,05E-03	2,68E-03	4,94E-03	1,89E-03
Desligamentos	3,41E-03	2,05E-03	X	3,44E-03	1,92E-03	4,31E-01
NDVI	6,87E-03	2,68E-03	3,44E-03	X	2,01E-03	8,28E-17
FRP	2,39E-03	4,94E-03	1,92E-03	2,01E-03	X	1,85E-03
RF	2,58E-03	1,89E-03	4,31E-01	8,28E-17	1,85E-03	X

Tabela 12a – Matriz de correlação das médias trimestrais MJJ (início do período seco) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	1	0,4	0,2	-0,5	0,5	0,6
Focos de calor	0,4	1	0,4	-0,3	0,6	0,5
Desligamentos	0,2	0,4	1	-0,7	0,3	0,4
NDVI	-0,5	-0,3	-0,7	1	-0,5	-0,8

FRP	0,5	0,6	0,3	-0,5	1	0,7
RF	0,6	0,5	0,4	-0,8	0,7	1

Tabela 12b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais MJJ (início do período seco) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	X	8,27E-01	1,83E-03	1,82E-03	1,07E-01	1,81E-03
Focos de calor	8,27E-01	X	1,63E-05	1,69E-05	2,57E-03	1,68E-05
Desligamentos	1,83E-03	1,63E-05	X	2,22E-01	5,13E-09	2,12E-01
NDVI	1,82E-03	1,69E-05	2,22E-01	X	5,47E-09	9,06E-01
FRP	1,07E-01	2,57E-03	5,13E-09	5,47E-09	X	5,39E-09
RF	1,81E-03	1,68E-05	2,12E-01	9,06E-01	5,39E-09	X

Tabela 13a – Matriz de correlação das médias trimestrais ASO (final do período seco) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	1	1	0,6	-0,7	0,5	0,4
Focos de calor	1	1	0,6	-0,7	0,6	0,3
Desligamentos	0,6	0,6	1	-0,5	0,8	0,3
NDVI	-0,7	-0,7	-0,5	1	-0,6	-0,6
FRP	0,5	0,6	0,8	-0,6	1	0,4
RF	0,4	0,3	0,3	-0,6	0,4	1

Tabela 13b – Teste-T para a matriz de correlação das médias trimestrais ASO (final do período seco) para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	X	8,00E-04	8,17E-05	8,52E-05	8,63E-04	8,53E-05

Focos de calor	8,00E-04	X	4,73E-06	5,70E-06	1,47E-03	5,71E-06
Desligamentos	8,17E-05	4,73E-06	X	1,50E-02	1,14E-15	1,58E-02
NDVI	8,52E-05	5,70E-06	1,50E-02	X	6,44E-14	1,38E-05
FRP	8,63E-04	1,47E-03	1,14E-15	6,44E-14	X	6,37E-14
RF	8,53E-05	5,71E-06	1,58E-02	1,38E-05	6,37E-14	X

Tabela 14a – Matriz de correlação das médias anuais para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	1	0,9	0,6	-0,6	0,5	0,5
Focos de calor	0,9	1	0,6	-0,5	0,5	0,5
Desligamentos	0,6	0,6	1	-0,4	0,6	0,4
NDVI	-0,6	-0,5	-0,4	1	-0,5	-0,8
FRP	0,5	0,5	0,6	-0,5	1	0,5
RF	0,5	0,5	0,4	-0,8	0,5	1

Tabela 14b – Teste-T para a matriz de correlação das médias anuais para o período de estudo.

	Área queimada	Focos de calor	Desligamentos	NDVI	FRP	RF
Área queimada	X	2,74E-03	8,89E-05	9,25E-05	1,04E-04	9,24E-05
Focos de calor	2,74E-03	X	1,79E-06	2,20E-06	2,75E-06	2,19E-06
Desligamentos	8,89E-05	1,79E-06	X	1,41E-02	6,16E-01	1,35E-02
NDVI	9,25E-05	2,20E-06	1,41E-02	X	3,64E-13	2,78E-08
FRP	1,04E-04	2,75E-06	6,16E-01	3,64E-13	X	2,82E-13
RF	9,24E-05	2,19E-06	1,35E-02	2,78E-08	2,82E-13	X

No final do período úmido, as correlações em geral foram baixas, sendo que a mais forte foi entre os focos de calor com o RF e com a área queimada. Já no início do período seco, as correlações oscilaram entre valores baixos e medianos, destacando-se as

correlações do NDVI com o RF e com os desligamentos, sendo ambas negativas. E no final do período seco, praticamente todas as correlações apresentaram fortalecimento, com os maiores valores entre os focos de calor e a área queimada, e entre o FRP e os desligamentos. Considerando as médias anuais das variáveis para o período de estudo, as correlações foram medianas em geral, com valores absolutos entre 0,4 e 0,6, sendo que apenas as correlações entre os focos de calor e a área queimada e entre o NDVI e o RF apresentaram valores significativos, 0,9 e -0,8 respectivamente.

Inicialmente, com base nos resultados das matrizes de correlação, os dados trimestrais de NDVI, do FRP e do RF foram utilizados como variáveis independentes e os desligamentos como a variável dependente para a inicialização do modelo de regressão logística. Vale destacar que como os tipos de desligamentos considerados no estudo são aqueles ocasionados por queimadas considera-se, portanto que para ter ocorrido o desligamento necessariamente houve a presença de foco de calor. Desta forma, por conta da relação óbvia entre focos de calor e os tipos de desligamentos considerados optou-se por não considerar esta informação e nem a área queimada como variável preditiva. Preferindo assim considerar características dos focos como o caso do FRP. Entretanto, outras informações sobre os fogos podem ser consideradas (e.g., distância entre os focos e as LTs) como discutido nas conclusões.

Os coeficientes da regressão logística são mostrados na Tabela 15. Os coeficientes estimados para o FRP e o RF possuem magnitude bastante inferior ao do NDVI. O erro padrão relativo do coeficiente para o NDVI é o menor em relação aos demais, portanto, o modelo é capaz de estimar o coeficiente para o NDVI com maior precisão. No entanto, o valor p associado ao Teste-T de todos os coeficientes ficou acima do nível de significância ($>0,05$).

As informações fornecidas pela ANOVA permitiram verificar se existe diferenças entre as médias da variável independente (desligamentos) em relação às variáveis dependentes ou preditoras (Tabela 16). As somas dos quadrados sequenciais indicaram que a variação na regressão devida a diferentes fontes não foi expressiva. Os quadrados médios sequenciais conseqüentemente também apresentaram uma pequena variação na regressão. O valor grande do Teste Qui-quadrado e o valor de p abaixo do nível de significância ($<0,05$) mostraram que o modelo foi estatisticamente significativo.

Tabela 15 – Tabela com os coeficientes estimados considerando as três variáveis preditivas.

	Coeficientes estimados	Erro padrão	Teste-T	Valor p
(Intercept)	25,184	20,263	12,429	0,214
NDVI	-39,615	27,802	-14,249	0,154
FRP	0,002	0,012	0,166	0,868
RF	-2,910	65,972	-0,441	0,659

Tabela 16 – Tabela ANOVA considerando as três variáveis preditivas.

Fonte da variação	GL	SQ	MQ	Teste Qui-quadrado	Valor p
Regressão	3	6,33	2,11	32,30	4,5e-07
Resíduo	35	3,24	0,09		

Total	38	9,57
-------	----	------

Objetivando avaliar o desempenho da regressão logística, foram calculadas as médias das estatísticas de validação após as 5 validações cruzadas e considerando 5 rodadas do modelo (Tabela 17). As estatísticas de validação indicam que o modelo apresentou um bom desempenho, com valores próximos de 1 para a Acurácia, o Bias, o POD, o TS e o ICS, e próximo de zero para o RAF e o POFD em todas as rodadas.

Tabela 17 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão logística considerando as três variáveis preditivas.

Média das					
estatísticas	1ª Rodada	2ª Rodada	3ª Rodada	4ª Rodada	5ª Rodada
Acurácia	0,82	0,90	0,80	0,85	0,85
Bias	0,95	0,90	0,90	1,00	0,90
POD	0,80	0,85	0,75	0,85	0,80
RAF	0,09	0,04	0,09	0,11	0,10
POFD	0,15	0,06	0,15	0,15	0,10
TS	0,91	0,96	0,91	0,89	0,90
ICS	0,71	0,81	0,66	0,78	0,73

Embora o modelo tenha apresentado um bom desempenho e um teste de significância global relevante ($p = 4,5e-07$), o mesmo não ocorre com os coeficientes estimados para cada variável preditiva, uma vez que o valor p de cada um deles não apresentou significância estatística ($p_{NDVI} = 0.154$, $p_{FRP} = 0.868$ e $p_{RF} = 0.659$). Este comportamento conflitante entre as estatísticas de desempenho do modelo e os testes de

significância para os coeficientes estimados indicam a presença da multicolinearidade, que é quando existe correlação relevante entre duas ou mais variáveis independentes. A multicolinearidade pode gerar sérios efeitos nas estimativas dos coeficientes de regressão e na aplicabilidade geral do modelo estimado (Hair, 2005). Como as variáveis NDVI, FRP e RF são correlacionadas entre si, com a maioria dos valores absolutos entre 0,4 e 0,8, conforme pode ser observado nas tabelas de correlação (Tabelas 11a-14a), torna-se muito difícil existir variação em uma sem que haja em outra. Estas correlações significativas se devem ao fato do RF levar em consideração a precipitação, a temperatura e a umidade, afetando diretamente o estado da vegetação (NDVI), e por sua vez o NDVI e as condições meteorológicas (RF) influenciam na intensidade do fogo (FRP).

De forma a verificar o comportamento de cada uma das variáveis preditivas no modelo de regressão logística, foram feitos testes individuais conforme pode ser observado nas Tabelas 18-26.

Tabela 18 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o FRP como variável preditiva.

	Coeficientes	Erro padrão	Teste-T	Valor p
	estimados			
(Intercept)	-4,116	1,354	-3,039	0,002
FRP	0,017	0,005	3,272	0,001

Tabela 19 – Tabela ANOVA considerando apenas o FRP como variável preditiva.

Fonte da variação	GL	SQ	MQ	Teste Qui-quadrado	Valor p
-------------------	----	----	----	--------------------	---------

Regressão	1	5,79	5,79	28,6	8,7e-08
Resíduo	37	3,64	0,10		
Total	38	9,43			

Tabela 20 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o FRP como variável preditiva.

Média das					
estatísticas	1ª Rodada	2ª Rodada	3ª Rodada	4ª Rodada	5ª Rodada
Acurácia	0,84	0,85	0,90	0,87	0,87
Bias	1	0,90	1	0,95	0,95
POD	0,85	0,80	0,90	0,85	0,85
RAF	0,12	0,08	0,08	0,09	0,08
POFD	0,18	0,10	0,10	0,10	0,12
TS	0,88	0,92	0,92	0,91	0,92
ICS	0,75	0,75	0,82	0,78	0,77

Tabela 21 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o NDVI como variável preditiva.

	Coeficientes	Erro padrão	Teste-T	Valor p
	estimados			
(Intercept)	19,085	6,393	2,985	0,003
NDVI	-31,475	10,423	-3,020	0,003

Tabela 22 – Tabela ANOVA considerando apenas o NDVI como variável preditiva.

Fonte da variação	GL	SQ	MQ	Teste Qui-quadrado	Valor p
Regressão	1	6,31	6,31	32,1	1,5e-08
Resíduo	37	3,23	0,09		
Total	38	9,54			

Tabela 23 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o NDVI como variável preditiva.

Média das estatísticas					
	1ª Rodada	2ª Rodada	3ª Rodada	4ª Rodada	5ª Rodada
Acurácia	0,88	0,88	0,85	0,95	0,93
Bias	1,05	0,95	1	1	0,95
POD	0,90	0,85	0,85	0,95	0,90
RAF	0,09	0,10	0,09	0,04	0,04
POFD	0,15	0,05	0,15	0,05	0,05
TS	0,91	0,90	0,91	0,96	0,96
ICS	0,81	0,82	0,76	0,91	0,86

Tabela 24 – Tabela com os coeficientes estimados considerando apenas o RF como variável preditiva.

	Coeficientes	Erro padrão	Teste-T	Valor p
	estimados			

(Intercept)	-3,579	1,366	-2,621	0.009
RF	7,098	2,233	3,178	0.002

Tabela 25 – Tabela ANOVA considerando apenas o RF como variável preditiva.

Fonte da variação	GL	SQ	MQ	Teste Qui-quadrado	Valor p
Regressão	1	5,20	5,20	25,1	5,4e-07
Resíduo	37	4,52	0,12		
Total	38	9,72			

Tabela 26 – Média das estatísticas de validação para 5 rodadas do modelo de regressão considerando apenas o RF como variável preditiva.

Média das					
estatísticas	1ª Rodada	2ª Rodada	3ª Rodada	4ª Rodada	5ª Rodada
Acurácia	0,79	0,80	0,80	0,77	0,77
Bias	1,10	1,20	1,20	1,15	1,15
POD	0,85	0,90	0,90	0,85	0,85
RAF	0,17	0,23	0,22	0,22	0,23
POFD	0,28	0,30	0,32	0,32	0,30
TS	0,83	0,77	0,78	0,78	0,77
ICS	0,68	0,70	0,72	0,65	0,65

Analisando cada variável preditiva de forma separada, observa-se que o teste de significância global permaneceu significativo estatisticamente (Tabelas 19, 22 e 25) e não

houve mudanças relevantes em relação ao desempenho do modelo (Tabelas 20, 23 e 26), que permaneceu bom. Entretanto, diferentemente do teste feito com as variáveis preditivas em grupo, os coeficientes estimados para cada uma das variáveis preditivas nos testes individuais apresentaram significância estatística (Tabelas 18, 21 e 24).

Por fim, foram realizados testes com os dados mensais das três variáveis, tanto de forma individual como em grupo, visando aumentar o número de amostras e conseqüentemente a variabilidade de X. No entanto, no teste em grupo os resultados mostraram que os coeficientes estimados para cada uma das variáveis não apresentaram significância estatística, com exceção apenas do NDVI, além de apresentarem um desempenho inferior ao teste feito com os dados trimestrais. Nos testes individuais os coeficientes estimados apresentaram significância estatística mas o desempenho permaneceu sendo inferior em relação ao teste com os dados trimestrais.

Sendo assim, apesar do modelo regressivo ter apresentado um bom desempenho com o uso dos dados trimestrais, a presença da multicolinearidade entre as variáveis preditivas impactou nas estimativas dos coeficientes para cada uma das variáveis após a regressão. Ressalta-se que nos testes com uma única variável preditiva no modelo, os coeficientes estimados após a regressão apresentaram significância estatística, com destaque para o NDVI que foi o que apresentou os melhores resultados. Dessa forma, torna-se importante investigar as correlações entre as variáveis preditivas antes de aplicá-las no modelo probabilístico.

4. Conclusões

Sazonalmente, o maior número de desligamentos ocorre como esperado durante os meses de agosto a outubro correspondente ao ápice do período seco, e coincidindo também com os meses que apresentaram os maiores totais de focos de calor, sendo coerente com os resultados encontrados por Coutinho (1990); Libonati *et al.* (2015); e Silva *et al.* (2016).

As LTs da interligação Norte-Sudeste que apresentaram o maior número de desligamentos por queimadas durante o período de 2004 a 2016 se encontram localizadas em sua maior parte dentro do estado do Tocantins. Considerando a normalização pela área geográfica, o Maranhão e o Tocantins são os estados que apresentaram a maior densidade de focos de calor e também os maiores percentuais de área queimada, correspondendo a cerca de 66% do total da área queimada dos estados que fazem parte da interligação Norte-Sudeste durante o período de estudo.

A região do *buffer* das LTs entre o Distrito Federal e o norte de Goiás, embora tenha apresentado uma elevada densidade de focos de calor e de área queimada, foi responsável por um baixo número de desligamentos, o que pode indicar a presença de um tipo de vegetação que não é tão sensível a combustão ou que as faixas de servidão estão sendo limpas com frequência. Por outro lado, o número de desligamentos no estado do Tocantins ter sido bastante superior em relação aos demais estados indica a situação oposta.

Apesar de se observar alguma variabilidade na relação, em geral nos anos que apresentaram um maior número de desligamentos também foram anos com elevados números de focos de calor detectados e de área queimada.

O NDVI, o FRP e o RF apresentaram um comportamento tanto intranual (mensal) como interanual, onde os meses (anos) com os maiores valores de FRP e RF e os menores

valores de NDVI coincidem com os meses (anos) de maior ocorrência de desligamentos por queimadas.

Conforme o esperado, as correlações entre os desligamentos por queimadas e as demais variáveis analisadas apresentaram um aumento gradativo no decorrer do final do período úmido para o início do período seco, com destaque para as correlações entre os desligamentos e o NDVI no final do período úmido (-0,7) e entre os desligamentos e o FRP no início do período seco (0,8).

O método de mineração de dados, através da regressão logística, mostrou ter um grande potencial preditivo, oferecendo diversas possibilidades no cálculo da probabilidade, como: a) transformando a probabilidade em uma variável binária (desligamento e não-desligamento), que foi o processo utilizado nesse estudo; b) fornecendo diretamente o valor da probabilidade para o usuário e c) transformando o valor da probabilidade em uma variável categórica, isto é, em classes de probabilidade (por exemplo: < 0.3 muito baixo; entre 0.3 a 0.5 baixo, entre 0.5 a 0.6 médio, entre 0.6 a 0.8 alto e > 0.8 muito alto). Além disso, torna-se recomendável o teste de outros modelos de mineração de dados como a árvore de decisão e as redes neurais artificiais para efeitos comparativos em relação a regressão logística.

Embora o modelo tenha tido um bom desempenho com o uso dos dados trimestrais das variáveis preditivas (FRP, NDVI e RF) , como elas possuem fortes correlações entre si, os coeficientes estimados para cada uma delas não apresentaram significância estatística, consistindo no problema da multicolinearidade dessas variáveis. As regressões utilizando dados trimestrais de cada uma das variáveis preditivas de forma individual forneceram coeficientes estatisticamente significativos e mantiveram o bom desempenho observado no teste em grupo.

As etapas futuras no desenvolvimento desse estudo passam pela inclusão de variáveis preditivas na regressão logística que não possuam forte correlação entre si como por exemplo: a direção e a velocidade do vento, o uso de índices climáticos, a declividade do terreno e a distância entre os focos e as LTs. Uma outra etapa seria calcular uma previsão de desligamentos considerando o RF previsto ao invés do observado para o dia seguinte. Além disso, tal previsão de desligamentos pode ser aprimorada com o uso de dados observados que sinalizem tendências como a precipitação acumulada e o NDVI verificados no mês ou no trimestre anterior sobre a região das LTs.

O presente trabalho não possui a finalidade de ser uma solução operacional, portanto, deve-se analisar não só os diferentes modelos de mineração de dados, através de um estudo comparativo com a regressão logística, mas também o problema da multicolinearidade entre as variáveis preditivas e dos tipos de variáveis disponíveis num ambiente operacional para que a resposta seja fornecida em tempo útil para que as empresas (ou ONS) possam tomar providências para mitigar os impactos que os desligamentos por queimadas podem ocasionar no SIN. Entretanto, esse estudo contribui para indicar que a regressão logística tem potencial para ser utilizada operacionalmente, além de fornecer o mapeamento espacial das LTs da interligação Norte-Sudeste que possuem maior incidência de focos e desligamentos por queimadas, contribuindo para ações preventivas nesta região.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABNT NBR 5422, Projetos de Linhas Aéreas de Transmissão de Energia - Precedimento, Fevereiro de 1985;
- ANEEL, 2008. Agência Nacional de Energia Elétrica – Aneel. Atlas de Energia Elétrica do Brasil. 3ª Edição. Disponível em: http://www.aneel.gov.br/arquivos/pdf/atlas_par1_cap1.pdf. Acesso realizado em: 22 de julho de 2017.
- ANEEL, 2017. Agência Nacional de Energia Elétrica – Aneel. Plataforma on-line: Banco de Informações de Geração – Capacidade de Geração do Brasil. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>. Acesso em: 22 de julho de 2017.
- BARRETO, A. V. Vulnerabilidade de linhas de transmissão a desligamentos por descargas atmosféricas: uma proposta de classificação como suporte para o planejamento. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro – RJ, 2016. Disponível em: <http://www.ppe.ufrj.br/ppes/production/tesis/abarreto.pdf>. Acesso em: 22 de julho de 2017.
- CAMILO, C. O.; SILVA, J. C. Mineração de dados: Conceitos, tarefas, métodos e ferramentas. Universidade Federal de Goiás (UFG), p. 1-29, 2009.
- CARDOSO, M. C. Aplicação da tecnologia GIS e de Georreferenciamento na operação do Sistema Interligado Nacional (SIN) no ONS. In: I Encontro Nacional sobre Geoprocessamento no Setor Elétrico, ANEEL, 2006. Disponível em: http://queimadas.cptec.inpe.br/~rqueimadas/material3os/2006_Cardoso_Marcelo_ONS_Aplicacao_de_Tecnologia.pps. Acesso em: 22 de janeiro de 2018.
- CARLSON, T. N.; RIPLEY, D. A.; On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, v. 62, 241-252, 1997.
- CIOS, K. J.; PEDRYCZ, W.; SWINIARSKI, R. W.; KURGAN, L. A. Data mining: a knowledge discovery approach. Springer Science & Business Media, 2007.

- COUTINHO, L.M. Fire in the ecology of the Brazilian cerrado. In: GOLDAMMER, J.G. (eds) Fire in the tropical biota. New York, Springer–Velarg, p. 82–105, 1990.
- COUTINHO, L. M. Eugen Warming e o cerrado brasileiro: um século depois (AL Klein, ed.), p. 77-92, 2000.
- CPTEC/INPE – CENTRO DE PREVISÃO DO TEMPO E ESTUDOS CLIMÁTICOS/ INSTITUTIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. 2004. Apresentação da página “Queimadas”. Disponível em: <http://www.cptec.inpe.br/queimadas/>. Acesso realizado em: 22 de julho de 2017.
- DIAS, B. F. S. Cerrado: uma caracterização. In: Dias, B. F. S., ed. Alternativas de desenvolvimento dos Cerrados: manejo e conservação dos recursos naturais renováveis. Brasília: Fundação Pró-Natureza (FUNATURA), p. 15-26, 1992.
- ELETRONORTE, 2017. Plataforma on-line: Como a energia elétrica é transmitida no Brasil. Na trilha da energia. Disponível em: <http://www.eletronorte.gov.br/elb/trilhadaenergia/main.asp>. Acesso realizado em: 22 de julho de 2017.
- ELETRONORTE, 2017. Plataforma on-line: Interligação Norte-Sul. Disponível em: <http://www.eletronorte.gov.br/opencms/opencms/pilares/transmissao/estados/tocantins/>. Acesso realizado em: 22 de julho de 2017.
- EVA, H.; LAMBIN, E. F. Burnt area mapping in Central Africa using ATSR data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 18, p. 3473-3497, 1998.
- EVSUKOFF, A. G., Ensinando Máquinas, Universidade Federal do Rio de Janeiro – 2015
- FLORENZANO, T. G. Iniciação em Sensoriamento Remoto, 3ª edição. São Paulo: Oficina de Textos; 2011.
- FONSECA, E.; OLIVEIRA, D.; REZENDE, A. Controle de queimadas sob linhas de transmissão, subtransmissão e distribuição de energia. **Revista Ação Ambiental**, Viçosa, v. 2, n. 12, p. 22-27, 2000.

- FRANÇA, H. Metodologia de identificação e quantificação de áreas queimadas no Cerrado com imagens AVHRR/NOAA. Tese de Doutorado em Ecologia, Instituto de Biociências, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2000.
- FRANÇA, H.; RAMOS, M. B.; SETZER, A. O Fogo no Parque Nacional da Emas. Ministério do Meio Ambiente – MMA. Brasília, 140p, 2007.
- FRIEDL, M. A.; MCIVER, D. K.; HODGES, J. C.; ZHANG, X. Y.; MUCHONEY, D.; STRAHLER, A. H.; BACCINI, A. Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results. **Remote sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 287-302, 2002.
- GAMA, J. Árvores de Decisão. Palestra ministrada no Núcleo da Ciência de Computação da Universidade do Porto, Porto, 2002. Disponível em: <http://www.liaad.up.pt/~jgama/Bdc/arv.pdf>. Acesso em: 25 de março de 2018.
- GIGLIO, L.; DESCLOITRES, J.; JUSTICE, C. O.; KAUFMAN, Y. J. An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. **Remote sensing of environment**, v. 87, n. 2, p. 273-282, 2003
- GIGLIO L.; VAN DER WERF, G. R.; RANDERSON, J. T.; COLLATZ, G. J.; KASIBHATLA, P. Global estimation of burned area using MODIS active fire observations. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 6, p. 957–974, 2006.
- GOODLAND, R. A physiognomic analysis of the “Cerrado” vegetation of Central Brasil. **The Journal of Ecology**, p. 411-419, 1971.
- GRANEMANN, D. C.; CARNEIRO, G. L. Monitoramento de focos de incêndio e áreas queimadas com a utilização de imagens de sensoriamento remoto. **Revista de engenharia e tecnologia**, v. 1, n.1, p. 55-62, 2009.
- HAIR, Joseph F. et al. Análise multivariada de dados. Bookman Editora, 2009.
- HAIR, Jr., J. H.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. trad. ADONAI SCHLUP SANT’ANA E ANSELMO CHAVES NETO. Análise Multivariada de Dados. 5 ed. Porto Alegre: Bookman. 2005.

- HAN, J.; KAMBER, M. Classification and prediction. *Data mining: Concepts and techniques*, p. 347-350, 2006.
- HOLBEN, B. N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. **International journal of remote sensing**, v. 7, n. 11, p. 1417-1434, 1986.
- HOYOS, N.; CORREA-METRIO, A.; SISA, A.; RAMOS-FABIEL, M. A.; ESPINOSA, J. M.; RESTREPO, J. C.; ESCOBAR, J. The environmental envelope of fires in the Colombian Caribbean. *Applied geography*, v. 84, p. 42-54, 2017.
- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE), 2018. Plataforma online: Queimadas: monitoramento de focos. Disponível em: <https://prodwww-queimadas.dgi.inpe.br/bdqueimadas>. Acesso em: 22 de Julho 2017.
- JUSTICE, C. O.; GIGLIO, L.; KORONTZI, S.; OWENS, J.; MORISETTE, J. T.; ROY, D.; DESCLOITRES, J.; ALLEAUME, S.; PETITCOLIN, F.; KAUFMAN, Y. The MODIS fire products. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1, p. 244-262, 2002.
- KAUFMAN, Y. J.; REMER, L.; OTTMAR, R.; WARD, D.; LI, R. R.; KLEIDMAN, R.; SHELTON, G. Relationship between remotely sensed fire intensity and rate of emission of smoke: SCAR-C experiment. **Global biomass burning**, p. 685-696, 1996.
- KAUFMAN, Y. J.; KLEIDMAN, R., KING, M. D. SCAR-B fires in the tropics: Properties and remote sensing from EOS-MODIS, **J. Geophys. Res.**, 1998.
- LEITE, R. C. M.; GUIMARÃES, E. C.; LIMA, E. A. P.; BARROZO, M. A. S.; TAVARES, M. Utilização de regressão logística simples na verificação da qualidade do ar atmosférico de Uberlândia. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, v.16, n.1, jan./mar. 2011.
- LIBONATI, R.; DACAMARA, C. C.; PEREIRA, J. M. C.; PERES, L. F. Retrieving middle-infrared reflectance for burned area mapping in tropical environments using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 4, p. 831-843, 2010.

- LIBONATI, R.; DACAMARA, C. C.; SETZER, A.; MORELLI, F.; MELCHIORI, A. An algorithm for burned area detection in the Brazilian Cerrado Using 4 μm Modis Imagery. **Remote Sens**, v. 7, n. 11, p. 15782-15803, 2015.
- LIBONATI, R.; DACAMARA, C.; SETZER, A. Spatial and temporal patterns of burned area over Brazilian Cerrado from 2005 to 2015 using remote sensing data. In EGU General Assembly Conference Abstracts, v. 18, p. 17217), 2016.
- LOMBARDI, R. J. R. Estudo da recorrência de queimadas e permanências de cicatrizes do fogo em áreas selecionadas do cerrado brasileiro, utilizando imagens TM/Landsat. São José dos Campos, SP, 2005.
- MACHADO NETO, A. P. Parâmetros climáticos e da vegetação em áreas de caatinga e cerrado, como base para prevenção de incêndios florestais, sob linhas de transmissão de energia. Dissertação de mestrado. Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife – RF, 2013. Disponível em: <http://www.tede2.ufrpe.br:8080/tede/bitstream/tede2/5451/2/Arlindo%20de%20Paula%20Machado%20Neto.pdf>. Acesso em: 25 de março de 2018.
- MAIOR, M. M. S.; CÂNDIDO, G. A. Avaliação das metodologias brasileiras de vulnerabilidade socioambiental como decorrência da problemática urbana no Brasil. **Caderno Metropolitano**, v. 16, n. 31, p. 241-264, 2014.
- MCCUE, C. Data Mining and Predictive Analysis - Intelligence Gathering and Crime Analysis. Elsevier, 2007.
- MESQUITA, P. S. B. Um modelo de regressão logística para avaliação dos programas de pós-graduação no Brasil. Dissertação de mestrado. Universidade Estadual do Norte Fluminense. Campos – RJ, 2014. Disponível em: <http://uenf.br/posgraduacao/engenharia-de-producao/wp-content/uploads/sites/13/2013/04/Disserta%C3%A7%C3%A3o-Paulo-Mesquita.pdf>. Acesso em: 25 de março de 2018.
- MIRANDA, H. S.; SATO, M. N.; NETO, W. N.; AIRES, F. S. Fires in the cerrado, the Brazilian savanna. In: **Tropical fire ecology**. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 427-450, 2009.

- MMA. Gabinete da Ministra. Portaria nº 421, Art. 69, 26 de outubro de 2011.
- MORISSETTE, J. T.; GIGLIO, L.; CSISZAR, I.; SETZER, A.; SCHROEDER, W., MORTON, D.; JUSTICE, C. O. Validation of MODIS active fire detection products derived from two algorithms. **Earth Interactions**, v. 9, n. 9, p. 1-25, 2005.
- NASA, 2018a. Plataforma on-line: NASA's Earth Observing System. Disponível em: <https://eosps.nasa.gov/>. Acesso em 22 de janeiro de 2018.
- NASA, 2018b. Plataforma on-line: Earth-observing satellite mission. Disponível em: <https://aqua.nasa.gov/>. Acesso em 22 de janeiro de 2018.
- NASA, 2018c. Plataforma on-line: AQUA Instruments. Disponível em: <https://aqua.nasa.gov/content/instruments>. Acesso em 22 de janeiro de 2018.
- NASA, 2018d. Plataforma on-line: MODIS - Specifications. Disponível em: <https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>. Acesso em 22 de janeiro de 2018
- NASA, 2018e. Plataforma on-line: MODIS Products Table. Disponível em: https://lpdaac.usgs.gov/dataset_discovery/modis/modis_products_table. Acesso em 22 de janeiro de 2018.
- NORMAIS CLIMATOLÓGICAS DO BRASIL: 1981-2010. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisClimatologicas>. Acesso em 10 de abril de 2018
- ONS, 2018a. Operador Nacional do Sistema – ONS. Plataforma on-line: Sobre o ONS – O que é o ONS. Disponível em: <http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-ons/o-que-e-ons>. Acesso em: 22 de janeiro de 2018.
- ONS, 2018b. Operador Nacional do Sistema – ONS. Plataforma on-line: Sobre o SIN – O sistema em números. Disponível em: <http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-sistema-em-numeros>. Acesso em: 22 de janeiro de 2018.

- ONS, 2018c. Operador Nacional do Sistema – ONS. Plataforma on-line: Sobre o SIN – O que é o SIN. Disponível em: <http://www.ons.org.br/paginas/sobre-o-sin/o-que-e-o-sin>. Acesso em: 22 de janeiro de 2018.
- ONS, 2018d. Operador Nacional do Sistema – ONS. Plataforma on-line: Sobre o ONS – Mapas. Disponível em: <http://ons.org.br/pt/paginas/sobre-o-sin/mapas>. Acesso em: 22 de janeiro de 2018.
- PEREIRA, J. M. C. Remote Sensing of Fire. In: Advanced Training Course on Land Remote Sensing, 2007. Transparências. On-line. ESA Earth Online, 2007. Disponível em: <http://earth.esa.int/landtraining07/D4L1-Pereira.pdf>. Acesso em: 21 de setembro de 2017.
- PEREIRA, M. C.; SETZER, A. W. Spectral characteristics of fire scars in Landsat-5 TM images of Amazonia. **Remote Sensing**, v. 14, n. 11, p. 2061-2078, 1993.
- PEREIRA JR, A. C.; SETZER, A. W.; DOS SANTOS, J. R. Fire estimates in savannas of Central Brazil with thermal AVHRR/NOAA Calibrated by TM/Landsat. In: 24th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Rio de Janeiro, Brazil, p. 31, 1991.
- PIROMAL, R. A. S.; RIVERA-LOMBARDI, R. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; FORMAGGIO, A. R.; KRUG, T. Utilização de dados MODIS para a detecção de queimadas na Amazônia. **Acta Amazonica**, v. 38, n. 1, p. 77-84, 2008.
- PIVELLO, V. R. The use of fire in the Cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. **Fire ecology**, v. 7, n.1, p. 24-39, 2011.
- PRAÇA, J. C. G.; FURST, R. D. A evolução do modelo da transmissão no setor elétrico brasileiro. In: A gestão do sistema de transmissão no Brasil. Roberto Gomes (Org.). Rio de Janeiro: FGV, 2012.
- PRUDENTE, T. D.; ROSA, R. Análise dos incêndios florestais e variação temporal do NDVI no município de São Valério-TO. **Formação (Online)**, v. 2, n. 23, 2016.

- RAMOS-NETO, M. B.; PIVELLO, V. R. Lightning fires in a Brazilian savanna National Park: rethinking management strategies. **Environmental management**, v. 26, n. 6, p. 675-684, 2000.
- REMMEL, T. K.; PERERA, A. H. Fire mapping in a northern boreal forest: assessing AVHRR/NDVI methods of change detection. **Forest Ecology and Management**, v.152, n. 1, p. 119-129, 2001.
- RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. Fitofisionomias do bioma Cerrado. Embrapa Cerrados-Capítulo em livro científico (ALICE), 1998.
- ROY, D. P.; LEWIS, P. E.; JUSTICE, C. O. Burned area mapping using multi-temporal moderate spatial resolution data—A bi-directional reflectance model-based expectation approach. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 263-286, 2002.
- SANO, E. E.; ROSA, R.; BRITO, J. L.; FERREIRA, L. G. Land cover mapping of the tropical savanna region in Brazil. **Environmental monitoring and assessment**, v. 166, n.1-4, p. 113-124, 2010.
- SCHROEDER, W.; PRINS, E.; GIGLIO, L.; CSISZAR, I.; SCHMIDT, C.; MORISETTE, J.; MORTON, D. Validation of GOES and MODIS active fire detection products using ASTER and ETM+ data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2711-2726, 2008.
- SETZER, A.; SISMANOGLU, R.A.; MARTINS, G. Metodologia do cálculo do risco de fogo do programa queimadas do INPE, Versão 10, 2016.
- SETZER, A.; YOSHIDA, M. C. Detecção de Queimadas nas Imagens do Satélite Geoestacionário GOES-12. **Obtenida el**, v. 2, p. 2009, 2004.
- SILVA, P.; BASTOS, A.; DACAMARA, C. C.; LIBONATI, R. Future Projections of Fire Occurrence in Brazil Using EC-Earth Climate Model. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n.3, p. 288-297, 2016.
- SISMANOGLU, R.A.; SETZER, A.; JUSTINO, F.B.; LIMA, F.W.A. Avaliação inicial do desempenho do risco de fogo gerado no CPTEC. In: Congr. Brasileiro de

- Meteorologia, 12, 2002, Foz do Iguaçu, PR, Anais. SP: Soc. Brasileira de Meteorologia, pp.1991-1999, 2002.
- STROPPIANA, D.; PINNOCK, S.; PEREIRA, J. M.; GRÉGOIRE, J. M. Radiometric analysis of SPOT-VEGETATION images for burnt area detection in Northern Australia. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, n. 1, p. 21-37, 2002.
- TAESA, 2017. Transmissora Aliança de Energia Elétrica S.A – TAESA. Plataforma on-line: Sistema Interligado Nacional – SIN. Disponível em:<http://institucional.taesa.com.br/a-taesa/nosso-negocio/sistema-interligado-nacional-sin/>. Acesso em: 08 de setembro de 2017.
- TOMZHINSKI, G. W.; COURA, P. H. F.; FERNANDES, M. C. Avaliação da detecção de focos de calor por sensoriamento remoto para o Parque Nacional do Itatiaia. **Biodiversidade Brasileira**, n. 2, p. 201-2011, 2011.
- VASCONCELOS, M. P.; SILVA, S.; TOME, M.; ALVIM, M.; PEREIRA, J. C. Spatial prediction of fire ignition probabilities: comparing logistic regression and neural networks. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, v. 67, n. 1, p. 73-81, 2001.
- WARREN, R.E. Predictive modelling of archaeological site location: a primer. In K.M.S. Allen, S.W. Green, e E.B.W. Zubrow, (eds) *Interpreting Space: GIS and archaeology*: 90- 111. London: Taylor & Francis, 1990.
- WILKS, D. S. Statistical methods in the atmospheric sciences. International Geophysics Series 91. Academic Press, San Diego, CA, 2006.
- WOOSTER, M. J.; ZHUKOV, B.; OERTEL, D. Fire radiative energy for quantitative study of biomass burning: derivation from the BIRD experimental satellite and comparison to MODIS fire products. **Remote Sensing of Environment**, v.86, 83–107, 2003.
- XU, K.; ZHANG, X.; CHEN, Z.; WU, W.; LI, T. Risk assessment for wildfire occurrence in high-voltage power line corridors by using remote-sensing techniques: a case study

in Hubei Province, China. **International Journal of Remote Sensing**, v. 37, n.20, p. 4818-4837, 2016.

ZHAN, X.; SOHLBERG, R. A.; TOWNSHEND, J. R. G.; DIMICELI, C.; CARROLL, M. L.; EASTMAN, J. C.; DEFRIES, R. S. Detection of land cover changes using MODIS 250 m data. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 336-350, 2002.

ZHANG, H. The optimality of naive Bayes. **AA**, v. 1, n. 2, p. 3, 2004.