

Universidade de São Paulo
Instituto de Física

Caracterização de queimadas e sua emissão de
aerossóis e gases de efeito estufa no sul da
Amazônia

Thiago Ferreira da Nobrega

Orientador: Prof. Dr. Alexandre L. Correia



Dissertação de mestrado apresentada ao Instituto de Física da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre L. Correia - Orientador (IFUSP)

Profa. Dra. Adalgiza Fornaro (IAG/USP)

Prof. Dr. Marcelo de Paula Corrêa (UNIFEI)

São Paulo
2023

FICHA CATALOGRÁFICA
Preparada pelo Serviço de Biblioteca e Informação
do Instituto de Física da Universidade de São Paulo

Nobrega, Thiago Ferreira da

Caracterização de queimadas e sua emissão de aerossóis e gases de efeito estufa no sul da Amazônia. São Paulo, 2023.

Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo. Instituto de Física. Departamento de Física Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Lima Correia

Área de Concentração: Física.

Unitermos: 1. Sensoriamento remoto; 2. Efeito estufa;
3. Incêndios florestais.

USP/IF/SBI-077/2023.

University of São Paulo
Physics Institute

Characterization of wild fires and their emission of
aerosols and greenhouse gases in the southern
amazon

Thiago Ferreira da Nobrega

Supervisor: Prof. Dr. Alexandre L. Correia

Dissertation submitted to the Physics Institute of
the University of São Paulo in partial fulfillment
of the requirements for the degree of Master of
Science.

Examining Committee:

Prof. Dr. Alexandre L. Correia - Supervisor (IFUSP)

Prof. Dr. Adalgiza Fornaro (IAG/USP)

Prof. Dr. Marcelo de Paula Corrêa (UNIFEI)

São Paulo
2023

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar às mulheres que criaram as condições para que eu desenvolvesse as capacidades necessárias para realizar meus estudos, ingressar na universidade, concluir a graduação e avançar na academia. Sem elas, nada disso seria possível. Obrigado, Marcia Devania Ferreira Lino e Maria Eunice Ferreira Lino, minha Mãe e a Nice.

Também expresso minha gratidão aos meus amigos que me apoiaram ao longo desse percurso. A experiência universitária não teria sido completa sem compartilhar tantos momentos significativos com todos vocês. Um agradecimento especial a Cauê, Douglas, Gabriel, Gustavo, Pedro, Renan e Rodrigo.

Gostaria de estender meu agradecimento ao CEFISMA e à AAAGW, cujo apoio tem sido fundamental para a minha trajetória na universidade.

Também ao meu orientador, Alexandre, meu profundo agradecimento por sua valiosa orientação e assistência ao longo de todo o trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio do CNPq, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil.

Resumo

A Bacia Amazônica, um ecossistema complexo e crucial para a regulação climática global, enfrenta desafios decorrentes das atividades humanas, incluindo desmatamento e queimadas. Este estudo busca compreender a dinâmica dos incêndios florestais na região, explorando o uso de sensores em satélites geoestacionários para obter informações sobre as propriedades físicas dos incêndios.

Este trabalho utilizou os dados do satélite geoestacionário GOES-16 (*Geostationary Operational Environmental Satellites*), que tem resolução temporal de 10 a 15 minutos entre as medidas, no intervalo de 2020 a 2022, para investigar os padrões nas queimadas e suas emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) no sul da Amazônia, na área situada entre as latitudes $-11,0^{\circ}\text{N}$, $-3,0^{\circ}\text{N}$ e longitudes $-72,0^{\circ}\text{E}$, $-48,0^{\circ}\text{E}$. Foram utilizadas medidas de radiância espectral do sensor *Advanced Baseline Imager* (ABI) do satélite GOES-16, processadas pelo algoritmo *Fire/Hotspot Characterization*. Esse algoritmo identifica a posição de incêndios ativos através da diferença de temperatura de brilho dos canais de infravermelho ($11,2\ \mu\text{m}$) e infravermelho próximo ($3,9\ \mu\text{m}$), e filtra interferências como nuvens e possíveis erros de medição. Além da identificação, são obtidas estimativas da temperatura, área queimada e potência radiativa do fogo (*Fire Radiative Power - FRP*).

Um algoritmo em código computacional Python foi construído para processar os dados do ABI, selecionando a área e o período, para posterior cálculo de estatísticas e análises relevantes, tais como gráficos de dispersão, histogramas, ajustes de funções lineares e gaussianas, e mapeamento espacial de fluxos de emissão.

As análises revelaram informações sobre a dinâmica do fogo, como a duração média das atividades de queima de entre 4,6 e 4,7 horas. Dentro desse intervalo, a atividade atinge seu pico energético em aproximadamente 2,0 horas e demora outras 3,0 horas para cessar a emissão de radiação, em média. Com a alta resolução temporal dos dados, foi possível estudar a temperatura do fogo em diversos estágios do processo de queima. Ao analisar sua distribuição, foi possível identificar os intervalos das fases de combustão *flaming* (entre 828 K e 1187 K) e *smoldering* (entre 432 K e 685 K).

Utilizou-se o inventário FEER (*Fire Energetics and Emissions Research*), que relaciona o FRP a coeficientes de emissão, estimando assim a emissão de material particulado total (*Total Particulate Matter - TPM*) e GEE. Determinamos, com base na distribuição temporal do FRP, o período anual com maior atividade de queimadas, sendo entre os dias julianos 150 a 350. Para os três anos de análise, as estimativas indicam a emissão nesse período variando entre 336,9(2) e 523,8(2) Tg para o CO_2 , entre 21,63(2) e 33,63(2) Tg para o CO , entre 1,352(1) e 2,102(1) Tg para o CH_4 , e entre 1,81 e 2,81 Tg para o TPM. Além das emissões totais, também foi realizado um mapeamento em uma grade de $0,5^{\circ} \times 0,5^{\circ}$ do fluxo de emissão médio mensal dessas espécies. Por exemplo, para o mês de agosto de 2020, a média de emissão de TPM em um dos pontos da grade foi de $2,5 \times 10^{-4}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, o que equivale a dizer que durante esse mês, nesse ponto, a média de emissão de TPM por unidade de área foi de $669,6\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$. No mesmo ponto e mês, o fluxo médio de CO_2 foi de $4,7 \times 10^{-2}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, para o CO foi $3,0 \times 10^{-3}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, e para o CH_4 , $1,9 \times 10^{-4}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$.

Os resultados obtidos contribuem para um melhor entendimento da dinâmica das queimadas na Amazônia, seus fluxos de emissão e suas implicações ambientais.

Palavras-chave: Incêndios florestais; Sensoriamento remoto; Gases de Efeito Estufa;

Abstract

The Amazon Basin, a complex and crucial ecosystem for global climate regulation, faces challenges arising from human activities, including deforestation and wildfires. This study aims to comprehend the dynamics of forest fires in the region by exploring the utilization of sensors on geostationary satellites to obtain information about the physical properties of the fires.

This work utilized data from the geostationary satellite GOES-16 (*Geostationary Operational Environmental Satellites*), which has a temporal resolution of 10 to 15 minutes between measurements, within the interval from 2020 to 2022, to investigate patterns in wildfires and their emissions of Greenhouse Gases (GHGs) in the southern Amazon. The area under study is situated between latitudes -11.0°N , -3.0°N , and longitudes -72.0°E , -48.0°E . Spectral radiance measurements from the *Advanced Baseline Imager* (ABI) sensor of the GOES-16 satellite were used, processed by the *Fire/Hotspot Characterization* algorithm. This algorithm identifies the position of active fires through the temperature difference in brightness between the infrared channels ($11.2\ \mu\text{m}$) and near-infrared ($3.9\ \mu\text{m}$), filtering interferences such as clouds and possible measurement errors. In addition to identification, estimates of temperature, burned area, and Fire Radiative Power (FRP) are obtained.

A Python computational code algorithm was built to process ABI data, selecting the area and period for subsequent calculation of statistics and relevant analyses, such as scatter plots, histograms, fits of linear and Gaussian functions, and spatial mapping of emission flows.

The analyses revealed information about fire dynamics, such as the average duration of burning activities between 4.6 and 4.7 hours. Within this range, the activity reaches its energetic peak in about 2.0 hours and takes another 3.0 hours to cease radiation emission, on average. With high temporal resolution data, it was possible to study fire temperature at various stages of the burning process. By analyzing its distribution, it was possible to identify the temperature intervals of the *flaming* combustion phase (between 828 K and 1187 K) and the *smoldering* phase (between 432 K and 685 K).

The FEER inventory (*Fire Energetics and Emissions Research*) was used, relating FRP to emission coefficients, thus estimating the emission of Total Particulate Matter (TPM) and GHGs. Based on the temporal distribution of FRP, the annual period with the highest fire activity was determined to be between Julian days 150 and 350. For the three years of analysis, the estimates indicate emissions in this period ranging between 336.9(2) and 523.8(2) Tg for CO_2 , between 21.63(2) and 33.63(2) Tg for CO , between 1.352(1) and 2.102(1) Tg for CH_4 , and between 1.81 and 2.81 Tg for TPM. In addition to total emissions, a mapping was also performed on a grid of $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ of the average monthly emission flux of these species. For example, for the month of August 2020, the average TPM emission at one of the grid points was $2.5 \times 10^{-4}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, which means that during that month at that point, the average TPM emission per unit area was $669.6\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$. At the same point and month, the average flux of CO_2 was $4.7 \times 10^{-2}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, for CO it was $3.0 \times 10^{-3}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, and for CH_4 , $1.9 \times 10^{-4}\ \text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$.

The obtained results contribute to a better understanding of the dynamics of Amazon wildfires, their emission flows, and their environmental implications.

Keywords: Forest fires; Remote sensing; Greenhouse Gases.

Lista de Figuras

1.1	Histórico de desmatamento na Amazônia Legal em km^2 , conforme dados do INPE.	9
1.2	Histórico de desmatamento na Amazônia, mapeado pelo projeto PRODES, do INPE. Verde representa floresta; amarelo indica áreas já desmatadas em algum momento desde 1988. Extraído de (F. G. Assis <i>et al.</i> , 2019)	10
1.3	Histórico do número de focos de incêndio na Amazônia Legal, conforme dados do INPE.	11
1.4	Contribuição para a ERF (a) e mudança na GSAT (b) a partir das emissões dos componentes entre 1750 e 2019, com base nos modelos CMIP6 (<i>Coupled model intercomparison project</i>) Thornhill <i>et al.</i> (2021). Extraído de IPCC (2023)	15
3.1	Ilustração do sistema de coordenadas de latitude e longitude. Adaptado de Encyclopaedia Britannica (2023).	17
3.2	Diagrama esquemático das angulações do satélite geoestacionário GOES-17. Extraído de Li <i>et al.</i> (2023).	18
3.3	Nomenclatura dos diferentes canais de comprimento de onda. Da esquerda para a direita, raio-x, ultravioleta, visível, infravermelho próximo, infravermelho e micro-ondas. Adaptado de Wallace & Hobbs (2006).	19
3.4	Função de Planck para as temperaturas 5000,6000 e 7000 K. Extraído de Wallace & Hobbs (2006).	20
3.5	Radiação medida pelo radiômetro a bordo do satélite NIMBUS 4. Linhas cinzas são o resultado da emissão teórica pela função de Planck. A linha ruidosa é a medição do radiômetro. Adaptado de Wallace & Hobbs (2006)	22
3.6	Ilustração dos dois tipos de satélites utilizados em sensoriamento remoto. Adaptado de Liou (2002).	23
3.7	Imagem capturada pelo satélite GOES-16 no dia 31 de Maio de 2023	24
3.8	Radiância encontrada nos canais 3 e 4 partindo da equação 3.6 para uma emissividade constante. Extraído de Dozier (1981).	25
4.1	Tabela com as características espectrais do instrumento ABI. Adaptado de Schmidt <i>et al.</i> (2012).	29
4.2	Fluxograma das seções principais do algoritmo utilizado pelo instrumento ABI para a detecção de queimadas. Adaptado de Schmidt <i>et al.</i> (2012).	30
4.3	Temperatura de brilho nos canais $3,75 \mu m$ e $10,8 \mu m$ medida pelo radiômetro a bordo do satélite GOES-8 na zona de transição entre o cerrado e a floresta amazônica brasileira. Adaptado de Schmidt <i>et al.</i> (2012).	31
4.4	Região do cerrado brasileiro entre as latitudes $-16^\circ N$ e $-18^\circ N$; e longitudes $-58^\circ E$ e $-56^\circ E$ no ano de 2020, dia juliano 210 às 15h10min UTC. (a) Classificação dos pixels (<i>Data quality flag</i>) em cinco categorias. 0 representa pixels de fogo, 1 de superfície livre de fogo, 2 de nuvens, 3 de pixels inutilizáveis devido a angulação ou tipo de superfície, 4 pixels com erro de entrada e 5 pixels com erros de cálculo. (b) <i>True Color</i> feito com a combinação dos canais (<i>band number</i>) 1,2 e 3 como apresentados na tabela da figura 4.1.	33

4.5	Configuração espacial de uma matriz de pixels de aerossol de 3×3 , em que o pixel central contém incêndios, mostrando os quatro pixels a favor do vento (sombreados em vermelho, no quadrante IV) classificados como contendo fumaça, e os cinco pixels restantes contra o vento (sombreados em azul), que constituem o fundo. O quadrante a favor do vento é determinado pela direção do vento. Os índices dos pixels (0–8) são mostrados em seus cantos inferiores esquerdos, definidos pela configuração de varredura, indicada aqui pelas direções das coordenadas de linha e amostra. A direção da amostra é ao longo da varredura e a direção da linha é ao longo da trilha. (A imagem de fundo foi capturada pelo Aqua/MODIS às 20:45 UTC em 1º de julho de 2012 e mostra o Incêndio de Fontenelle em Wyoming, EUA.) Extraído de Ichoku & Ellison (2014).	36
4.6	Dispersão da taxa de emissão de fumaça (R_{sa}) em relação ao FRP (ou R_{fre}) derivados das observações do instrumento MODIS a bordo dos satélites Terra e Aqua durante o período de 2003 a 2010, para uma célula de grade de $1^\circ \times 1^\circ$ centrada em $-1,5^\circ\text{N}$, $15,5^\circ\text{E}$. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).	37
4.7	Mapa dos coeficientes de emissão derivados das medições de FRP feitas pelo instrumento MODIS a bordo dos satélites Aqua e Terra durante os anos de 2003 à 2010. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).	38
4.8	Qualidade associada a cada um dos coeficientes da figura 4.7 baseada no r^2 da regressão linear. 0 para a qualidade mais baixa e 4 para a mais alta. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).	39
4.9	Fluxograma do algoritmo desenvolvido para o processamento dos dados do instrumento ABI a bordo do satélite GOES-16	41
5.1	Classificação dos pixels, como na figura 4.4a, para uma região do Pantanal brasileiro entre as latitudes -16°N e -18°N ; e longitudes -58°E e -56°E no ano de 2020, dia juliano 210.(a) Região às 12:10 UTC. (b) Região às 16:00 UTC. (c) Região às 20:00 UTC. (d) Região às 23:50 UTC.	43
5.2	Região da bacia amazônica entre as latitudes -6°N e -9°N ; e longitudes -57°E -54°E no ano de 2020, dia juliano 232. Destaque em cinza escuro uma região escolhida de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ com intensa atividade de fogo.(a) <i>Data Quality Flag</i> da região às 14:50 UTC. (b) <i>True Color</i> da região às 14:50 UTC.	44
5.3	Série temporal do FRP emitido por uma área de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ ao longo dos dias julianos 228 à 235 do ano de 2020, na região destacada na figura 5.2.	45
5.4	Identificação dos picos e bases de FRP através de um algoritmo utilizando a biblioteca <i>scipy</i> do Python.	46
5.5	Série temporal do FRP emitido na área destacada na figura 5.2 ao longo de todos os dias do ano de 2020.	47
5.6	Histograma em frequência relativa das durações das atividades de fogo na região de $3^\circ \times 3^\circ$ da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 6,18 hrs, mediana de 6,15 hrs e Número total de medidas de 456.	48
5.7	Histograma em frequência relativa do início ao pico das atividades de fogo na região de $3^\circ \times 3^\circ$ da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 2,47 hrs, mediana de 2,17 hrs e Número total de medidas de 456.	48
5.8	Histograma em frequência relativa do pico ao fim das atividades de fogo na região de $3^\circ \times 3^\circ$ da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 3,88 hrs, mediana de 3,67 hrs e Número total de medidas de 456.	49

5.9	Dispersão do logaritmo natural do FRP emitido durante a atividade de fogo (FRP) contra o logaritmo natural das medidas de duração do fogo de cada atividade (Δt), ambas as medidas divididas pelo seu fator unitário $FRP_0 = 1MW$ e $\Delta t_0 = 1s$. Coeficiente angular = 0,50(6), coeficiente linear = 3,43(12). Número de medidas(N) = 272, r de pearson = 0,43. Estão representadas as bandas de predição de 95% delimitada pela linha tracejada e a região de 95% de confiança do ajuste, delimitada pela linha amarela.	49
5.10	Ajuste de curva gaussiana histograma do logaritmo natural valores pixel a pixel de temperatura de fogo divididos pelo valor unitário de temperatura $T_0 = 1 K$. Número de dados total = 142918. Desvio padrão (σ) = 0,24. Moda = 6,30.	51
5.11	Ajuste de curva gaussiana bimodal histograma do logaritmo natural valores pixel a pixel de temperatura de fogo divididos pelo valor unitário de temperatura $T_0 = 1 K$. Número de dados total = 142918. Desvio padrão da curva <i>smoldering</i> (σ_1) = 0,23. Moda da curva <i>smoldering</i> (Moda1) = 6,30. Desvio padrão da curva <i>flaming</i> (σ_2) = 0,18. Moda da curva <i>flaming</i> (Moda2) = 6,90.	52
5.12	Histograma em duas dimensões do logaritmo natural da média de FRP, divido pelo seu valor unitário ($FRP_0 = 1MW$), contra o logaritmo natural da média de temperatura (T), também dividida pelo seu valor unitário ($T_0 = 1 K$), para cada quadrado de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. A escala de cores representa a frequência que cada média de FRP e temperatura se repetem, com unidade de $N \ln(FRP/FRP_0)/\ln(T/T_0)$	53
5.13	Região da bacia amazônica entre as latitudes $-11^\circ N$ e $-3^\circ N$; e longitudes $-72^\circ E$ e $-48^\circ E$ no ano de 2020, dia juliano 232. (a) <i>Data Quality Flag</i> da região às 14:50 UTC. (b) <i>True Color</i> da região às 14:50 UTC.	55
5.14	Série anual do FRP total emitido na região da figura 5.13 para os anos de (a) 2020, (b) 2021, (c) 2022.	56
5.15	Histogramas em frequência relativa do logaritmo natural da (a) média da área queimada e (b) soma da área queimada, ambos divididos pelo valor unitário de área $A_0 = 1m^2$. Médias, medianas, número de dados e percentis 10 e 90 indicados na legenda.	57
5.16	Resultados da dinâmica do fogo. (a) Histograma em frequência relativa das durações das atividades de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 4,56 hrs, mediana de 4,04 hrs e Número total de medidas 4994. (b) Histograma em frequência relativa do pico ao fim das atividade de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 2,86 hrs, mediana de 2,50 hrs e Número total de medidas 4994. (c) Histograma em frequência relativa do início ao pico das atividade de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 1,81 hrs, mediana de 1,33 hrs e Número total de medidas 4994. (d) Dispersão do FRP emitido e duração de cada evento (Δt). $FRP_0 = 1MW$; $\Delta t_0 = 1s$. Ajuste linear com coeficientes angular e linear, número de medidas (N) e correlação de Pearson ($r_{pearson}$) indicados na legenda. Bandas de predição de 95% (linha tracejada), região de 95% de confiança do ajuste (linha amarela).	58

5.17	Resultados da dinâmica do fogo. (a) Como indicado na figura 5.16a, para 2021. Média de 4,66 hrs, mediana de 3,93 hrs e Número total de medidas 3468. (b) Como indicado na figura 5.16b, para 2021. Média de 2,94 hrs, mediana de 2,33 hrs e Número total de medidas 3468. (c) Como indicado na figura 5.16c, para 2021. Média de 1,83 hrs, mediana de 1,33 hrs e Número total de medidas 3468. (d) Como indicado na figura 5.16d, para 2021. . . .	59
5.18	Resultados da dinâmica do fogo. (a) Como indicado na figura 5.16a, para 2022. Média de 4,72 hrs, mediana de 4,14 hrs e Número total de medidas 5353. (b) Como indicado na figura 5.16b, para 2022. Média de 2,99 hrs, mediana de 2,50 hrs e Número total de medidas 5353. (c) Como indicado na figura 5.16c, para 2022. Média de 1,85 hrs, mediana de 1,50 hrs e Número total de medidas 5353. (d) Como indicado na figura 5.16d, para 2022. . . .	60
5.19	Histogramas em frequência relativa dos horários de início das atividades de fogo para os anos de (a) 2020, (b) 2021 e (c) 2022	61
5.20	Distribuições da emissão diária total de TPM entre os dias julianos 150 e 350 para os anos (a) 2020, com emissão total no período de 2,33 Tg; (b) 2021, com emissão total de 1,81 Tg; e (c) 2022, com emissão total de 2,81 Tg.	63
5.21	Resultados do mapeamento da emissão acumulada em toneladas durante o dia 257 (13 de Setembro) de 2020 com limite máximo no percentil 95 para melhor visualização da distribuição espacial da emissão. (a) para o TPM e (b) para o CO_2	65
5.22	Resultados do mapeamento da emissão acumulada em toneladas durante o dia 257 (13 de Setembro) de 2020 com limite máximo no percentil 95 para melhor visualização da distribuição espacial da emissão. (a) para o CO e (b) para o CH_4	66
5.23	Fluxo de emissão médio de TPM para o mês de agosto de 2020 para cada quadrado de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$	67
6.1	Emissão de CO para o dia 7 de Setembro de 2002 na América do Sul. Extraído de Freitas <i>et al.</i> (2005).	70
6.2	Comparação entre a emissão global de TPM entre os anos 2004 e 2011 segundo diversos inventários de emissões. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).	71

Sumário

1	Introdução	9
1.1	Desafios decorrentes das atividades humanas na Bacia Amazônica	9
1.2	Queimadas após Desmatamento na Amazônia: Efeitos e Implicações	10
1.3	Tecnologias de Sensoriamento Remoto para estudos de queimadas	12
1.4	Metodologias de estimativa de emissões de queimadas	13
1.5	Fatores motivadores para a análise das queimadas e suas emissões	14
2	Objetivos	16
3	Fundamentos teóricos	17
3.1	Sistema de coordenadas	17
3.2	Sensoriamento remoto e radiação	18
3.3	Transmissividade da atmosfera	21
3.4	Satélites	22
3.5	Método de Dozier	24
4	Instrumentação e metodologia	28
4.1	O satélite GOES-16	28
4.2	Visão geral do algoritmo de caracterização e identificação de incêndios florestais	28
4.3	Fundamentação física do algoritmo	29
4.4	Método para estimar emissões	34
4.5	Metodologia de derivação dos coeficientes de emissão do inventário FEER	35
4.6	Fatores de emissão	39
4.7	Algoritmo desenvolvido para nossos resultados	40
5	Resultados	42
5.1	Testes iniciais e escolha das regiões de interesse	42
5.2	Estudo das fases de combustão	50
5.3	Dinâmica do fogo no sul do arco do desmatamento	54
5.4	Estimativa de emissões	62
6	Discussão	68
7	Conclusão	72

1 Introdução

1.1 Desafios decorrentes das atividades humanas na Bacia Amazônica

A Bacia Amazônica emerge como um dos ecossistemas mais complexos do nosso planeta, desempenhando um papel crucial na regulação climática global. Suas interações abrangentes incluem convecção atmosférica, transporte de energia, hidrologia, ciclos biogeoquímicos e ecossistemas ricos em biodiversidade (Strand *et al.*, 2018), todos entrelaçados por relações físico-químicas.

O impacto significativo das atividades humanas torna-se evidente. Cerca de 12% da floresta original já foi danificado ou destruído¹, como ilustrado na figura 1.1 com a evolução ao longo dos anos e na figura 1.2, que apresenta o avanço do desmatamento no bioma. Tal devastação traz à tona preocupações acerca de um possível ponto de inflexão climática, que pode ser atingido se o desmatamento alcançar 40% ou se a temperatura global aumentar 4° C acima das temperaturas pré-industriais (Nobre *et al.*, 2016; Lovejoy & Nobre, 2019). Isso implica que os efeitos potenciais, como a redução da precipitação, o aumento da temperatura na região (Nobre *et al.*, 1991), o incremento em eventos de precipitação extrema e a frequência de períodos secos (Alves *et al.*, 2017), serão irreversíveis, podendo desencadear consequências em todo o continente devido à importância crucial da região no transporte de umidade e precipitação (Salati *et al.*, 1979).

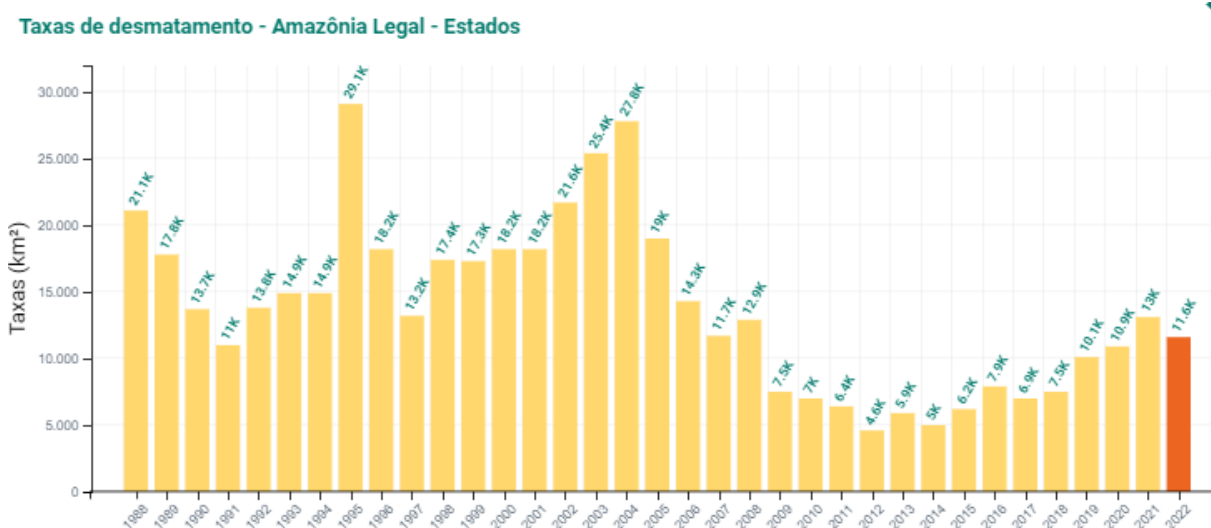


Figura 1.1: Histórico de desmatamento na Amazônia Legal em km^2 , conforme dados do INPE.

¹<https://brasil.mapbiomas.org/em-37-anos-amazonia-perdeu-12-de-florestas> Acesso em 24 de Agosto de 2023.

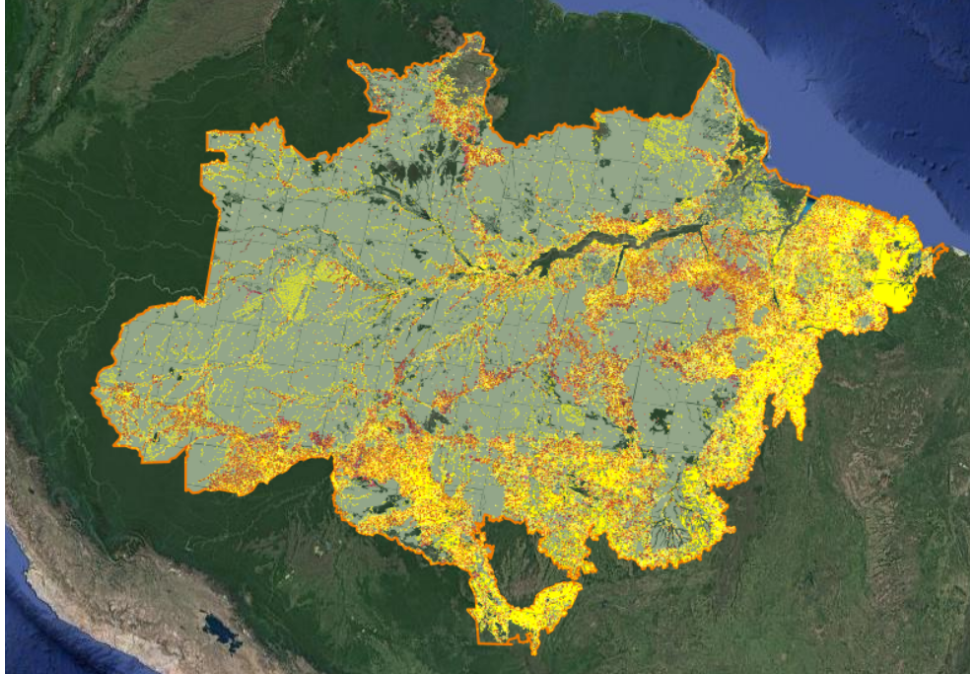


Figura 1.2: Histórico de desmatamento na Amazônia, mapeado pelo projeto PRODES, do INPE. Verde representa floresta; amarelo indica áreas já desmatadas em algum momento desde 1988. Extraído de (F. G. Assis *et al.*, 2019)

As causas do avanço sobre a floresta nessa região são bem conhecidas. A pecuária possui forte correlação e é a atividade mais impactante para o desmatamento da floresta amazônica (Rivero *et al.*, 2009), mas também a exploração madeireira e a mineração desempenham papel relevante, frequentemente conduzidas de maneira ilegal e marcadas por conflitos pela posse de terra, especialmente com as populações indígenas (Celentano *et al.*, 2017). Além disso, leis que favorecem a regularização de terras desmatadas, a negligência dos governos federais na demarcação de terras indígenas e unidades de conservação, juntamente com insuficiências na legislação envolvendo crimes ambientais, compõem o cerne do problema (Barroso & Mello, 2021).

1.2 Queimadas após Desmatamento na Amazônia: Efeitos e Implicações

O desmatamento e as queimadas estão intrinsecamente interligados. Como observado, grande parte desse processo está relacionado com a conversão da floresta em pastagens, onde o fogo frequentemente é empregado como método predominante para a limpeza das terras após a derrubada da vegetação original. Isso culmina em eventos intensos de poluição, principalmente durante os meses de agosto a outubro (Ten Hoeve *et al.*, 2012). A figura² 1.3 apresenta o registro do número de incêndios na Amazônia, permitindo uma

²Dados disponíveis em: <http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/portal/>. Acesso em 22 de Agosto de 2023.

comparação com a figura 1.1 para ilustrar a relação entre as queimadas e o desmatamento.

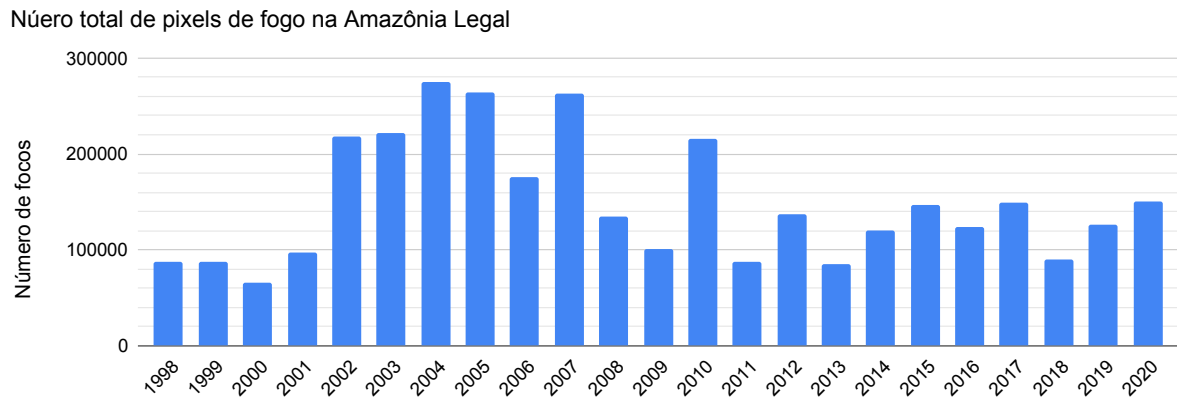


Figura 1.3: Histórico do número de focos de incêndio na Amazônia Legal, conforme dados do INPE.

Esse processo se configura como uma das principais fontes de emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) e poluentes no Brasil. Aproximadamente 46% das $2,16 \times 10^9$ toneladas de CO_2 equivalente emitidas em 2020, são atribuídas ao desmatamento³.

Globalmente, as emissões provenientes de diversas atividades de queima na superfície correspondem a 50% das emissões de CO_2 resultantes da queima de combustíveis fósseis (2 a 4 Pg de C por ano em comparação com 7,2 Pg de C por ano). As emissões relacionadas especificamente a queima de biomassa são estimadas em 0,65 Pg de C por ano (Bowman *et al.*, 2009). Além disso, outros compostos como CO , NO_x , *Black Carbon* (BC) e *Organic Carbon* (OC) são liberados, correspondendo a cerca de 30%, 10%, 15% e 40% das emissões globais resultantes de todas as formas de atividades de queima (IPCC, 2023; Van Marle *et al.*, 2017; Hoesly *et al.*, 2018).

A queima de biomassa, além de liberar esses compostos em quantidades substanciais, impacta o clima a longo prazo e produz uma quantidade significativa de fumaça em curto prazo. Simulações indicam que essa fumaça pode se espalhar por grande parte do continente sul-americano (Longo *et al.*, 2009), afetando milhões de pessoas. A presença elevada de partículas provenientes de queimadas de biomassa está relacionada ao aumento das hospitalizações, sobretudo entre crianças e idosos (Cançado *et al.*, 2006). Além disso, níveis elevados de poluição podem aumentar o risco de infecções respiratórias, doenças pulmonares crônicas e câncer de pulmão (Smith *et al.*, 1970; De Oliveira Alves *et al.*, 2017).

No entanto, a realização de experimentos locais para observar a sazonalidade das características do fogo e sua relação com a vegetação e o solo pode demandar anos (Balch *et al.*, 2008), frequentemente carecendo de replicabilidade e envolvendo custos financeiros elevados. Além disso, devido à natureza dispersa desses eventos, que ocorrem

³https://www.oc.eco.br/wp-content/uploads/2021/10/OC_03_relatorio_2021_FINAL.pdf
Acesso em 22 de Agosto de 2023.

simultaneamente em diversas regiões, abrangem distâncias consideráveis, são difíceis de controlar e altamente dinâmicos, a abordagem mais empregada é o sensoriamento remoto. Essa abordagem é crucial para caracterizar a magnitude, a variabilidade e o impacto dessas atividades, bem como para fornecer dados essenciais para modelar o transporte atmosférico de aerossóis e GEE (Reid *et al.*, 2009; Wang *et al.*, 2018; Wiedinmyer *et al.*, 2006).

1.3 Tecnologias de Sensoriamento Remoto para estudos de queimadas

O sensoriamento remoto para análises relacionadas à queima de biomassa é efetuado por meio de instrumentos presentes em satélites. Instrumentos como o *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) e, posteriormente, o *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), têm sido amplamente empregados na investigação de padrões globais e sazonais desses eventos por meio da detecção de anomalias térmicas (Dozier, 1981; Giglio *et al.*, 2003; Ichoku & Kaufman, 2005).

Estudos mais recentes também adotam métricas como a área queimada, a potência radiativa do fogo (*Fire radiative power* - FRP) e a energia emitida pelo fogo para explorar as emissões de materiais e gases associados às atividades de queima ao longo de extensos períodos de tempo (Ichoku & Ellison, 2014; Li *et al.*, 2019; Van Der Werf *et al.*, 2017), incluindo análises em tempo real (Darmenov & Silva, 2015; Kaiser *et al.*, 2012).

Apesar de sua inegável utilidade, os sensores de satélites podem enfrentar limitações observacionais que exigem cautela ao avaliar as propriedades físicas dos incêndios florestais. Por exemplo, os satélites em órbita polar, operando em altitudes mais baixas, podem efetuar medições com alta resolução espacial (por exemplo, dezenas a centenas de metros), contudo, apresentam passagens limitadas, geralmente uma ou duas vezes por dia para cada satélite. Lidar com essas restrições observacionais se torna mais complexo, uma vez que a presença de cobertura de nuvens frequentemente prejudica a obtenção precisa do número de incêndios, obscurecendo a visão do sensor. Esse desafio é especialmente relevante na região amazônica, onde as condições para a formação de nuvens convectivas são frequentes ao longo do ano.

Em contraste, sensores em satélites geoestacionários possuem a capacidade de realizar múltiplas observações diárias, embora com resoluções espaciais mais baixas em comparação aos satélites polares. A diferença na resolução espacial resulta em uma menor eficácia na detecção de focos de incêndio menores e mais frequentes por parte dos sensores geoestacionários. No entanto, essa desvantagem é atenuada pelo fato de esses sensores realizarem múltiplas observações diárias, viabilizando o monitoramento do transporte de poluentes atmosféricos em grandes distâncias. Além disso, a detecção de incêndios pode ser aprimorada por meio da análise de padrões de correlação espaço-temporal, fornecendo

uma compreensão mais abrangente da dinâmica dos incêndios florestais e das emissões de aerossóis e Gases de Efeito Estufa provenientes da queima de biomassa.

Neste trabalho, utilizamos instrumento *Advanced Baseline Imager* (ABI) a bordo do satélite geostacionário *Geostationary Operational Environmental Satellite* (GOES-16). O ABI é capaz de identificar focos de incêndio com resolução nominal de 2 km por pixel e frequência de observação de 5 a 15 minutos, dependendo do canal espectral utilizado, abrangendo praticamente todo o continente americano (Schmit *et al.*, 2017). A performance desse equipamento foi comparada com dois satélites polares de maior resolução espacial (*Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* - VIIRS e Landsat-8), apresentando uma probabilidade de detecção de incêndios de 95% em situações com grande atividade de fogo detectada pelos satélites polares. Em geral, o instrumento não consegue detectar incêndios menores que a sua resolução espacial nominal (Li *et al.*, 2020), mas não impedindo sua utilização para nossos objetivos.

1.4 Metodologias de estimativa de emissões de queimadas

Uma das primeiras motivações para a adoção do sensoriamento remoto na investigação de queimadas surgiu das incertezas quanto ao impacto desses eventos no balanço de emissões de carbono na atmosfera (Seiler & Crutzen, 1980).

Desde então, com o avanço tecnológico e medições mais refinadas, como a área queimada e o FRP, ocorreu um progresso notável. Ao longo dessas décadas, foram elaborados inventários de emissões para estimar os impactos das queimadas de biomassa. De maneira fundamental, existem duas metodologias para a obtenção desses produtos.

As abordagens *bottom-up* (Van Der Werf *et al.*, 2010, 2017; Kaiser *et al.*, 2012) são amplamente utilizadas. Nesse método, são empregadas informações detalhadas sobre o local de interesse na análise, como o tipo de vegetação e a meteorologia local. Por vezes, até experimentos controlados em laboratório são realizados para extrair produtos como os fatores de emissão e de combustão específicos daquela região. Os fatores de emissão relacionam a massa de material emitido com a biomassa queimada, enquanto os fatores de combustão relacionam a massa queimada com a energia liberada. Assim, com esses fatores e as medidas obtidas por sensoriamento remoto, como a área queimada ou o FRP emitido, são estimadas as emissões do local. No entanto, esse método depende dos biomas dos quais os fatores são extraídos. Estudos globais de emissões extrapolam essas medidas *in situ*, o que contribui para aumentar a incerteza dos resultados obtidos por essa abordagem, inclusive com indicações de que podem levar a subestimações (Lioussé *et al.*, 2010; Kaiser *et al.*, 2012).

Como alternativa, as abordagens *top-down* estão sendo exploradas. Nesta metodologia não são necessárias medidas locais do bioma, pois é realizado o cálculo de coeficientes de

emissão, que relacionam diretamente emissões de materiais com o FRP apenas com as medições de satélites. Por exemplo, através da espessura óptica de aerossol (*Aerosol Optical Thickness* - AOT), é possível calcular coeficientes que dependem não do bioma, mas da resolução do instrumento (Ichoku & Ellison, 2014). No entanto, também há desafios para esse tipo de método, como a própria resolução espacial, que pode impedir a detecção de incêndios pequenos, ou a resolução temporal, que pode não ser suficiente para analisar todo o ciclo do fogo. Além disso, a partir das medições de radiação no sensor, não se extrai diretamente medidas de aerossóis nem de gases emitidos, sendo necessárias aproximações e extrapolações para esses casos.

De acordo com o mais recente relatório do IPCC (2023), as abordagens *bottom-up* para estimativas regionais das emissões de Forçadores Climáticos de Vida Curta (*Short-lived climate forcers* - SLCF) como metano (CH_4), ozônio (O_3) e indiretamente monóxido de carbono (CO), sofrem de alta incerteza. Os métodos *top-down* apresentam a oportunidade de melhor lidar com essas incertezas. Além disso, houve avanços na compreensão das emissões resultantes da queima de biomassa, em relação ao relatório anterior. No entanto, uma análise sistemática das incertezas remanescentes ainda é limitada. As incertezas decorrentes dos fatores de emissão têm um limite mínimo de 30%, enquanto as estimativas relacionadas às atividades de queima, especialmente em nível regional, apresentam incertezas mais significativas. No geral, o entendimento das emissões globais de SLCF provenientes da queima de biomassa é classificado com um nível médio de confiança.

Entre os inventários existentes com abordagem *bottom-up*, como o GFED (*Global Fire Emissions Database*) (Van Der Werf *et al.*, 2017) e o GFAS (*Global Fire Assimilation System*) (Kaiser *et al.*, 2012), bem como os métodos *top-down* como o QFED (*Quick fire emissions dataset*) (Darmenov & Silva, 2015) e FREM (*Fire radiative energy emissions*) (Nguyen & Wooster, 2020), optamos pelo inventário FEER (*Fire Energetics and Emissions Research*) (Ichoku & Ellison, 2014). Este último apresenta coeficientes de emissão de material particulado total (*Total particulate matter* - TPM) em uma grade global. Utilizamos esses coeficientes em conjunto com as medições de FRP do ABI do GOES-16 para estimar as emissões de TPM. Além disso, relacionando esse coeficiente aos fatores de emissão de (Andreae, 2019), também estimamos as emissões de CO_2 , CO e CH_4 para uma região no sul da Amazônia.

1.5 Fatores motivadores para a análise das queimadas e suas emissões

Diante do contexto, encontramos motivações suficientes para realizar o presente trabalho. O desmatamento da floresta amazônica tem impactos ambientais diversos, como a perda de biodiversidade, alterações nos padrões de precipitação no continente e

eventuais mudanças climáticas a longo prazo. Além disso, o avanço e destruição de biomas estão associados a novas doenças, as zoonoses, que são doenças advindas do contato com animais silvestres. Atualmente, 75% dos novos patógenos pertencem a esse tipo (Morse *et al.*, 2012). Tal cenário pode desencadear novas pandemias, e estudar esse processo e mostrar seus impactos é fundamental.

Além disso, vimos que esse desmatamento está associado à queima de biomassa e emissões de diversos materiais, como o TPM, CO_2 , CO e CH_4 .

O material particulado, como mencionado, tem sérios impactos na saúde (Cançado *et al.*, 2006; Smith *et al.*, 1999; De Oliveira Alves *et al.*, 2017) e uma contribuição complexa para as mudanças climáticas, dependendo de múltiplas interações com emissões, processos químicos, temperatura, precipitação, etc. (IPCC, 2023).

O CO_2 e CH_4 são os dois principais gases de efeito estufa antrópicos responsáveis pelo aumento da temperatura terrestre. O CO , junto com os NMVCOs (*Non-methane volatile organic compounds*), contribuem indiretamente para o aumento da temperatura, pois reagem na atmosfera aumentando a produção de ozônio e o tempo de vida do CH_4 . Podemos observar no gráfico do IPCC (Figura 1.4) o efeito desses gases na forçante radiativa efetiva (*Effective radiative forcing* - ERF), que mede o aumento ou diminuição da captura de energia pela atmosfera da radiação por unidade de área; e também o efeito na temperatura do ar média global à superfície (*Global mean surface air temperature* - GSAT).

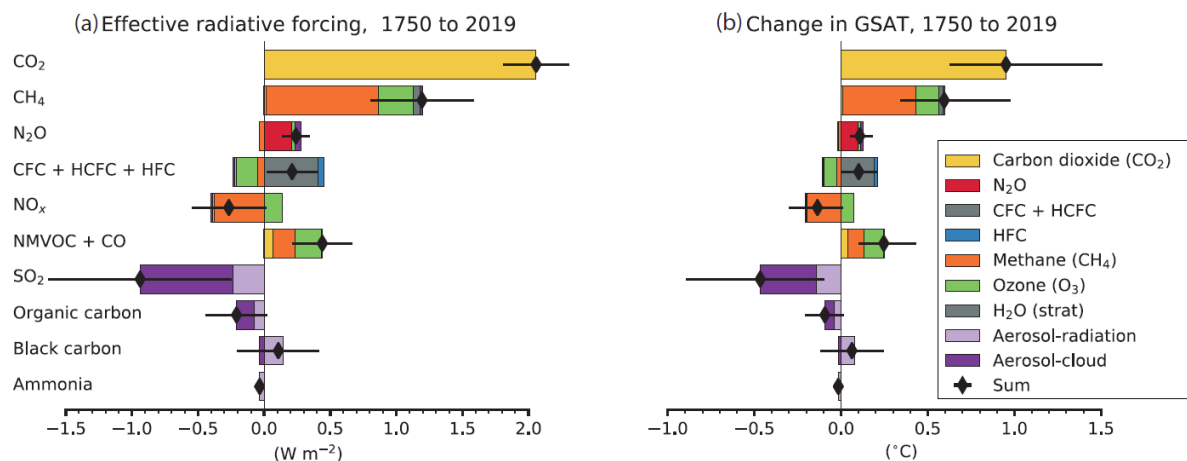


Figura 1.4: Contribuição para a ERF (a) e mudança na GSAT (b) a partir das emissões dos componentes entre 1750 e 2019, com base nos modelos CMIP6 (*Coupled model intercomparison project*) Thornhill *et al.* (2021). Extraído de IPCC (2023)

Com as motivações e escolhas apresentadas, seguimos com os objetivos deste trabalho.

2 Objetivos

Diante do contexto apresentado, este trabalho tem como objetivo aproveitar as medições orbitais de FRP provenientes do instrumento ABI a bordo satélite geostacionário GOES-16, que oferece resolução temporal de 10 minutos. O foco central é investigar os padrões dos incêndios florestais no sul da Bacia Amazônica brasileira e estimar as emissões de material particulado e GEE utilizando o produto de FRP e os inventários de emissões durante três anos: 2020, 2021 e 2022.

Nesse contexto, este trabalho busca atingir três objetivos fundamentais:

- Caracterizar os incêndios florestais com base em dados de FRP;
- Utilizar fatores de emissão conhecidos do bioma de floresta tropical e coeficientes do inventário de emissão FEER em conjunto com dados de FRP para estimar emissões de GEE e material particulado;
- Mapear essa emissão e em conjunto com dados de área calcular o fluxo de emissão de material particulado e GEE construindo uma base de dados de fluxo mensal desses materiais.

3 Fundamentos teóricos

3.1 Sistema de coordenadas

Para iniciarmos qualquer estudo dentro do campo de sensoriamento remoto é necessário primeiro estabelecer certas variáveis comuns que vão permear todos os trabalhos da área. A Terra pode ser mapeada através de um sistema de coordenadas esférico, esse mapeamento divide o globo em latitudes e longitudes ou paralelos e meridianos. A figura 3.1 ilustra esse mapeamento⁴.

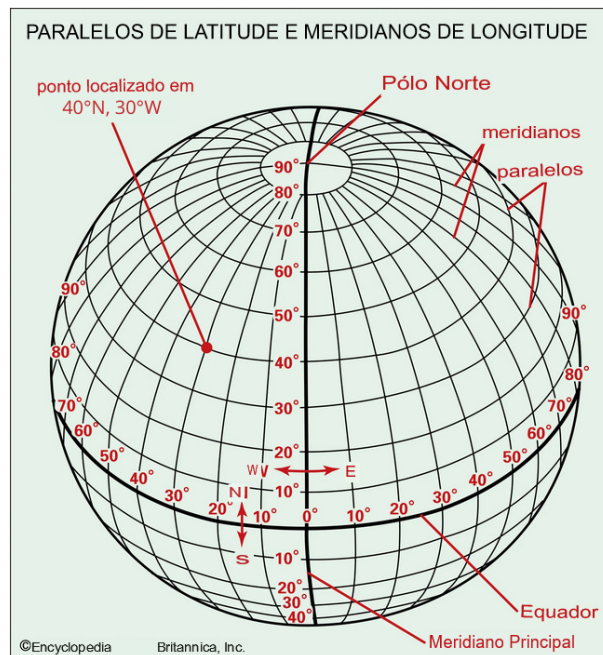


Figura 3.1: Ilustração do sistema de coordenadas de latitude e longitude. Adaptado de Encyclopaedia Britannica (2023).

Através desse sistema podemos assimilar qualquer ponto terrestre a um valor de coordenada, por exemplo, o Instituto de Física da Universidade de São Paulo se encontra aproximadamente nas coordenadas (-23,5596°N, -46,7351°E).

Também é interessante analisar as variáveis angulares que influenciam nas medições dos satélites. Na figura 3.2, temos um esquema que ilustra as principais angulações: o zênite, que é o ponto no céu diretamente acima de um observador na superfície da Terra; o ângulo solar zenital (*Solar zenith angle* - SZA), que é a angulação entre o sol e o zênite; o ângulo de visão zenital (*View zenith angle* - VZA), que é a angulação entre o satélite e o zênite; o α , que é a soma dos dois; e, por fim, o ângulo azimutal relativo (*Relative azimuthal angle* - RAA), que representa a diferença angular na direção horizontal entre o VZA e o SZA.

⁴Disponível em: <https://www.britannica.com/science/latitude> Acesso em 30 de Maio de 2023.

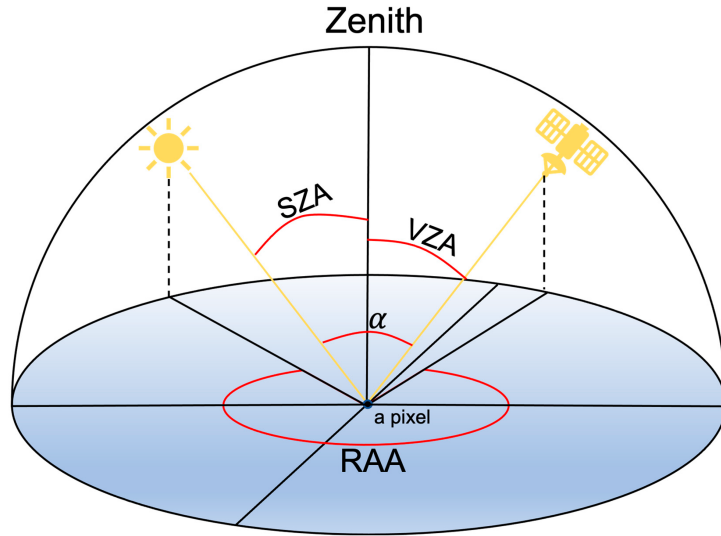


Figura 3.2: Diagrama esquemático das angulações do satélite geostacionário GOES-17. Extraído de [Li et al. \(2023\)](#).

3.2 Sensoriamento remoto e radiação

O monitoramento por satélite tem como base a física das radiações eletromagnéticas, que nada mais é do que ondas eletromagnéticas se propagando no espaço na velocidade da luz ($c = 2.998 \cdot 10^8 m.s^{-1}$). Essas ondas têm frequência (f), comprimento de onda (λ) e número de onda (k), que são utilizadas para caracterizar a radiação e se relacionam através das equações 3.1 e 3.2 ([Wallace & Hobbs, 2006](#)).

$$k = \frac{1}{\lambda} \quad (3.1)$$

$$f = c \cdot k = \frac{c}{\lambda} \quad (3.2)$$

É comum a utilização de um intervalo determinado de comprimentos de onda, chamados de bandas ou canais. A principal divisão é entre os canais de onda curta ($\lambda < 4\mu m$) que são as ondas com maior energia e estão associadas à radiação emitida pelo Sol, e os canais de onda longa ($\lambda > 4\mu m$) que têm menor energia e estão relacionados com emissões terrestres. As outras divisões estão ilustradas na figura 3.3.

Visível é a região que a visão humana é capaz de perceber e está entre 0,4 e 0,8 μm . Justaposta a essa região, encontra-se o infravermelho próximo (*near infrared*), estendendo-se até cerca de 4 μm ([Wallace & Hobbs, 2006](#)). Múltiplos fenômenos de grande importância são identificados nessa faixa de comprimento de onda pelos sensores embarcados em satélites.

Um conceito fundamental para entender a interação dessa radiação com objetos de interesse é a o conceito de corpo negro. O termo *corpo negro* é usado para descrever uma

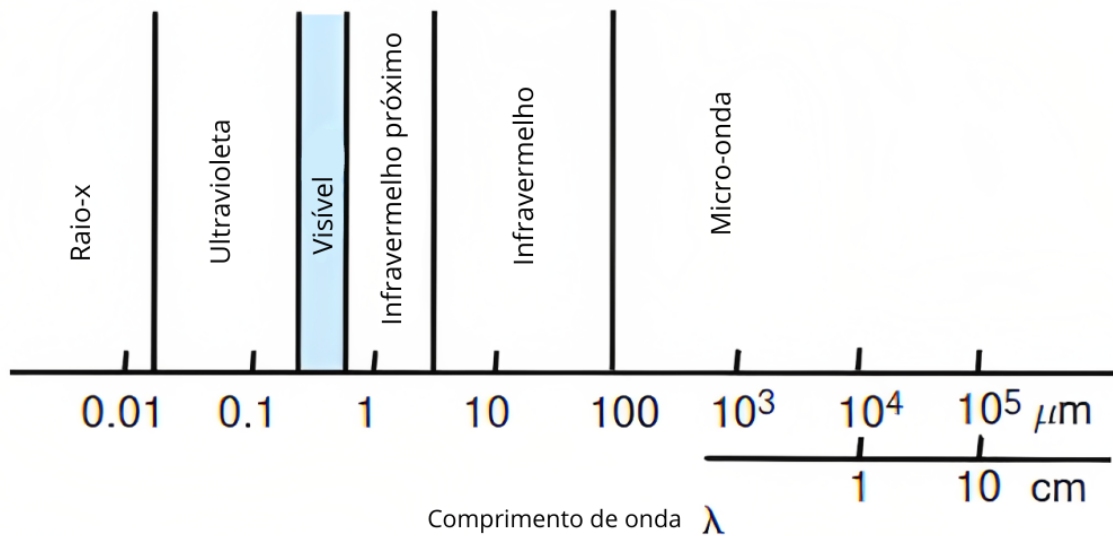


Figura 3.3: Nomenclatura dos diferentes canais de comprimento de onda. Da esquerda para a direita, raio-x, ultravioleta, visível, infravermelho próximo, infravermelho e micro-ondas. Adaptado de [Wallace & Hobbs \(2006\)](#).

configuração de material na qual a absorção da radiação sobre ele é completa, isso pode ser visualizado imaginando uma cavidade com um pequeno orifício de entrada, onde a maior parte do fluxo radiante que entra por esse orifício é aprisionada dentro da cavidade, independentemente das características do material e da superfície das paredes. Reflexões internas repetidas ocorrem até que todo o fluxo seja absorvido pelas paredes. O fluxo emitido por qualquer pequena área das paredes é repetidamente refletido, enfraquecido pela absorção e fortalecido por novas emissões. Após inúmeros encontros, a emissão e a absorção alcançam uma condição de equilíbrio em relação à temperatura da parede ([Liou, 2002](#)). A intensidade da radiação emitida por um corpo nestas condições foi descrita por Max Planck e é expressa pela equação 3.3 ([Wallace & Hobbs, 2006](#)).

$$B_{\lambda}(T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \cdot \frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1} \quad (3.3)$$

onde:

$B_{\lambda}(T)$ é a densidade espectral de energia da radiação

λ é o comprimento de onda

T é a temperatura absoluta

h é a constante de Planck

c é a velocidade da luz no vácuo

k é a constante de Boltzmann

A função resultante dessa equação é mostrada na figura 3.4.

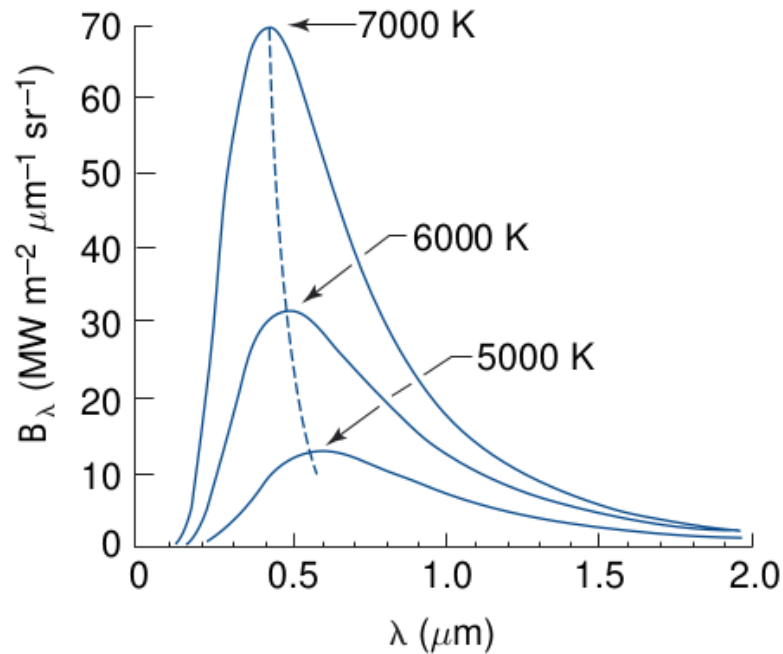


Figura 3.4: Função de Planck para as temperaturas 5000,6000 e 7000 K. Extraído de Wallace & Hobbs (2006).

Partindo dessa densidade espectral de emissão é possível calcular a temperatura de um corpo sabendo a faixa comprimento de onda e a intensidade da radiação emitida por ele. O fluxo da radiação de corpo negro é obtido integrando a função de Planck (equação 3.3) sobre todos os comprimentos de onda, o resultado é dado pela Lei de Stefan-Boltzmann (Wallace & Hobbs, 2006).

$$P = \sigma AT^4 \quad (3.4)$$

onde:

P é a potência radiante total emitida

$\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$ é a constante de Stefan-Boltzmann

A é a área da superfície do corpo negro

T é a temperatura absoluta

A partir desse resultado pode-se calcular a temperatura de brilho de um corpo negro, ou a temperatura equivalente de um corpo se ele emitisse como um corpo negro. Mesmo que um corpo não emita exatamente como é descrito pela função de Planck ainda é possível descrever seu comportamento aplicando as mesmas leis, mas para isso é necessário um

fator de correção chamado de *emissividade*, definido através da equação 3.5 (Wallace & Hobbs, 2006). Geralmente, esses corpos são chamados de corpos cinza.

$$\varepsilon(\lambda, T) = \frac{L(\lambda, T)}{B(\lambda, T)} \quad (3.5)$$

onde:

$\varepsilon(\lambda, T)$ é a emissividade do corpo no comprimento de onda λ e temperatura T

$L(\lambda, T)$ é a radiância emitida pelo corpo

$B(\lambda, T)$ é a radiação calculada através da função de Planck

A emissividade é um fator que depende da razão entre a intensidade emitida pelo corpo e a radiação de corpo negro correspondente para um comprimento de onda específico, ou seja, é uma emissividade monocromática.

3.3 Transmissividade da atmosfera

O topo da atmosfera terrestre reflete cerca de 30% de toda a radiação solar incidente sobre o planeta. O restante da radiação é absorvido pelo sistema atmosfera-superfície e, aproximadamente como um corpo negro, emite radiação como resultado dessa absorção. Essa emissão se concentra majoritariamente na região infravermelha. Calculando sua temperatura de brilho com a função de Planck, obtemos a temperatura média da superfície terrestre, que é aproximadamente 255 K (Liou, 2002).

Essa emissão terrestre, ou radiação terrestre é medida através dos equipamentos chamados de radiômetros que são capazes de detectar a intensidade dessa radiação, ou radiância. No entanto, o que é medido pelo instrumento não é exatamente o que é descrito pela função de Planck (Wallace & Hobbs, 2006). Na figura 3.5 temos as curvas suaves para diferentes temperaturas de corpos negros, descritas pela função de Planck e a curva ruidosa é um exemplo de medição em uma região sem nuvens feito pelo radiômetro a bordo do satélite NIMBUS 4.

Observa-se que há regiões específicas do espectro de radiação terrestre onde há uma interferência, o que ocorre é que nesses intervalos há absorção da radiação por diferentes compostos atmosféricos, entre os mais importantes estão o vapor d'água, dióxido de carbono e ozônio. O dióxido de carbono, por exemplo, absorve uma quantidade considerável de radiação infravermelha próximo ao comprimento de onda de 15 μm , nos intervalos de número de onda entre 600 e 800 cm^{-1} (Wallace & Hobbs, 2006). Por isso, observa-se a queda na medição de intensidade da radiação da superfície terrestre dentro desse intervalo.

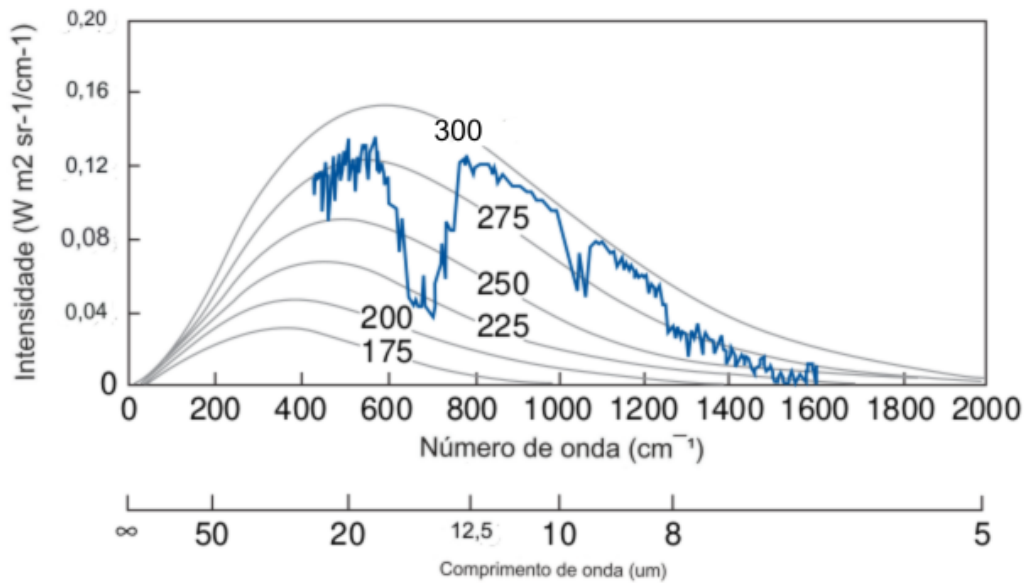


Figura 3.5: Radiação medida pelo radiômetro a bordo do satélite NIMBUS 4. Linhas cinzas são o resultado da emissão teórica pela função de Planck. A linha ruidosa é a medição do radiômetro. Adaptado de [Wallace & Hobbs \(2006\)](#)

3.4 Satélites

O sensoriamento remoto faz uso de satélites, os quais podem adotar diferentes tipos de órbita. Os satélites polares são sincronizados com o movimento solar e circundam a Terra ao redor dos polos, enquanto os geoestacionários estão alinhados com a rotação da Terra e mantêm uma órbita em uma latitude e longitude fixas, permitindo observações contínuas de uma mesma região terrestre. A figura 3.6 apresenta uma representação visual das duas formas de órbita.

As medições são realizadas por equipamentos a bordo dos satélites, entre eles os radiômetros, radares e lidars. Esses sensores são divididos entre passivos, que apenas recebem e processam a radiação, e ativos que emitem alguma radiação e a reflexão dessa radiação na superfície ou atmosfera é medida no sensor.

Cada dispositivo de sensoriamento remoto possui um formato específico e um intervalo de captura, fatores que desempenham um papel crucial na quantidade de informações que podem ser adquiridas em uma dada área terrestre. Por exemplo, um satélite polar sobrevoa uma determinada região por apenas alguns segundos, o que exige que os sensores a bordo desse tipo de satélite capturem imagens em um intervalo de tempo suficientemente curto para abranger toda a área de interesse. Contudo, a quantidade de dados coletados está restrita ao tempo de passagem do satélite; tomando como exemplo os satélites Aqua e Terra, que sobrevoam a linha do equador apenas uma vez ao dia. Essa limitação temporal na medição é conhecida como resolução temporal.

Além da resolução temporal também há a resolução espacial do equipamento, também

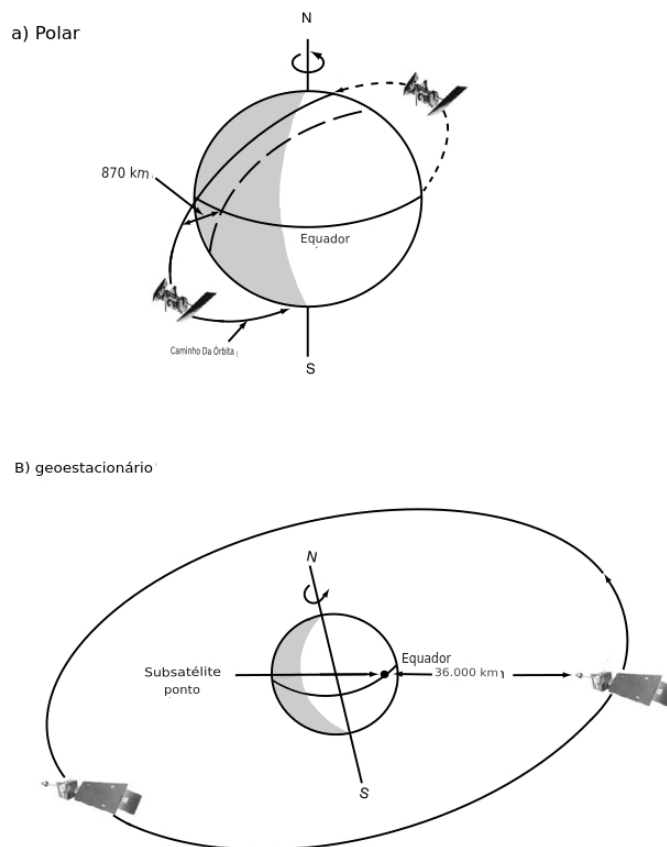


Figura 3.6: Ilustração dos dois tipos de satélites utilizados em sensoriamento remoto. Adaptado de Liou (2002).

influenciada pela órbita do satélite. Órbitas polares são relativamente mais próximas da superfície entre 800 e 100 km de altitude, e isso afeta a resolução de cada pixel da imagem, alguns satélites tem resolução de até $30 m^2$ por pixel, como é o caso do satélite LANDSAT 8⁵.

No caso de satélites geoestacionários que orbitam a Terra a cerca de 35 mil quilômetros de altitude. A mais recente geração de satélites deste tipo já obtém pixels com $0,5 km^2$ (Schmit *et al.*, 2017), resolução relativamente mais baixa que satélites polares recentes. Contudo, ganha-se em resolução temporal, já que observam sempre a mesma região terrestre. A limitação temporal das medidas depende apenas do equipamento e não do sobrevoo diário do satélite. Há sensores a bordo de satélites geoestacionários capazes de obter imagens em diferentes canais de radiação a cada 5 minutos (Schmit *et al.*, 2017).

No presente trabalho utilizamos um satélite geoestacionário⁶, podemos ver na figura 3.7 a região terrestre que ele observa.

⁵<https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-8/> Acesso em 29 de Agosto de 2023.

⁶Disponível em: <https://www.star.nesdis.noaa.gov/GOES/fulldisk.php?sat=G16>. Acesso em 31 de Maio de 2023.

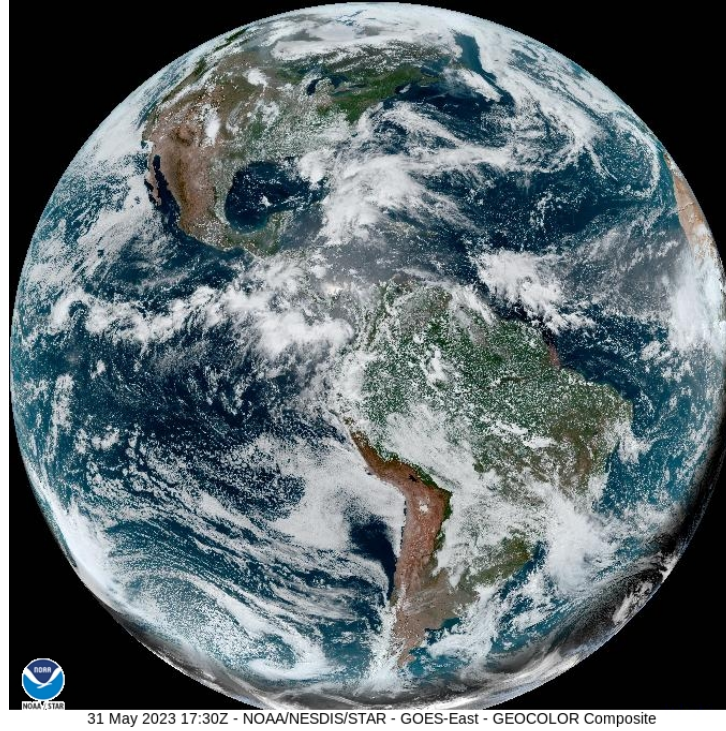


Figura 3.7: Imagem capturada pelo satélite GOES-16 no dia 31 de Maio de 2023

3.5 Método de Dozier

Partindo dos fundamentos da radiação, [Dozier \(1981\)](#) desenvolveu um método para satélites identificarem diferenças de temperatura dentro de porções de um mesmo pixel. A ideia é que se temos uma superfície terrestre com temperaturas distintas, a maneira como as contribuições de radiância são calculadas sobre um pixel dependerá da faixa de comprimento de onda do sensor. Se uma parte de um pixel estiver consideravelmente mais quente do que o restante, por exemplo, essa parte quente contribuirá proporcionalmente com mais radiância para o sinal em comprimentos de onda mais curtos no infravermelho do que em comprimentos de onda mais longos.

Manipulando a função de Planck em diferentes canais é possível calcular as temperaturas das regiões e a porção do pixel que cada uma ocupa. No entanto, o método assume que há apenas duas temperaturas no pixel, a *alvo* e a *fundo*. Por exemplo, em um pixel que contém uma atividade de queima teriam apenas duas temperaturas, a da queimada e a da superfície sem fogo.

Inicialmente esse método foi desenvolvido para a série de satélites polares TIROS-N (*Television Infrared Observation Satellite*) da NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). Dozier propõe que a radiância recebida pelo sensor do satélite para quando não há contribuição ou atenuação atmosférica é dada pela equação 3.6.

$$L(T) = \frac{\frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \varepsilon_{\lambda} B(\lambda, T) \Phi(\lambda) d\lambda}{\int_0^{\infty} \Phi(\lambda) d\lambda} \quad (3.6)$$

onde:

$L(T)$ é a radiância do corpo a uma temperatura T

ε_λ é a emissividade espectral do corpo no comprimento de onda λ

$B(\lambda, T)$ é a radiação de corpo negro (função de Planck) a uma temperatura T

$\Phi(\lambda)$ é a função de resposta espectral do sensor

λ é o comprimento de onda

No caso do satélite utilizado a resposta espectral para o canal do infravermelho (Canal 4) está centrada em $3.7 \mu m$ e para o infravermelho próximo (Canal 3) está centrada em $11 \mu m$.

A emissividade na equação 3.6 é assumida como independente do comprimento de onda e igual à 1. Resolvendo a equação para o intervalo de 100 à 1000 K temos o gráfico da figura 3.8

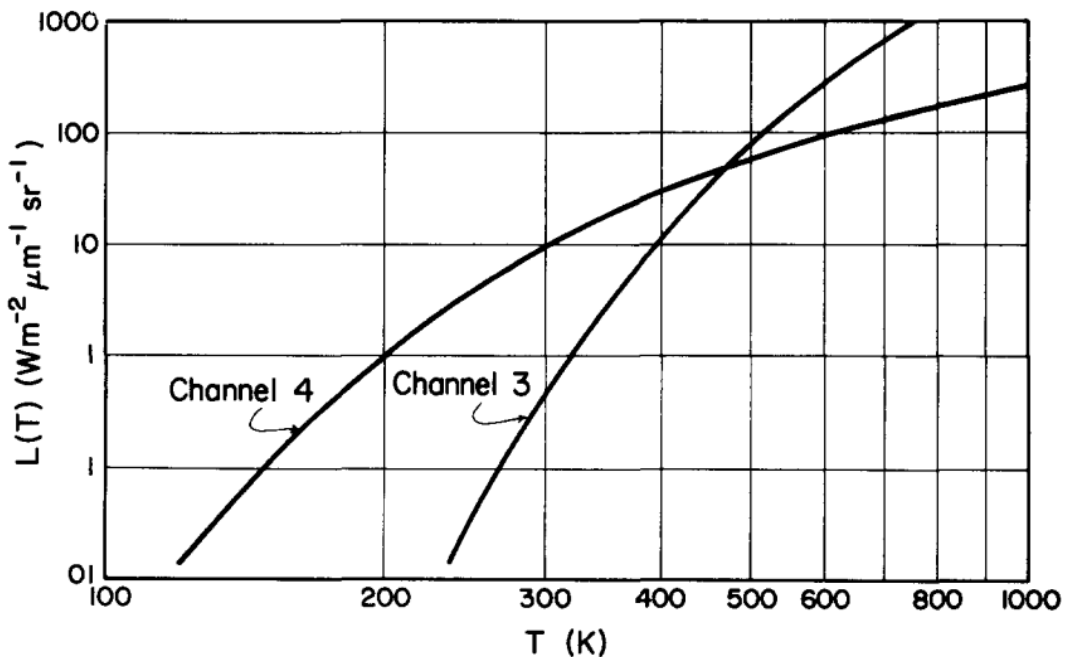


Figura 3.8: Radiância encontrada nos canais 3 e 4 partindo da equação 3.6 para uma emissividade constante. Extraído de Dozier (1981).

A variação na temperatura tem respostas diferentes da radiância para cada canal, ou cada comprimento de onda. No gráfico vemos que a radiância do canal 3 aumenta mais rapidamente para temperaturas mais altas que o canal 4.

Supondo um pixel misto em que buscamos encontrar a temperatura de uma queimada. Neste pixel há duas porções, a de *fundo* e a *alvo*, pode-se associar a porção de *fundo* a um valor p ($0 \leq p \leq 1$) e a porção restante será $(1-p)$. Através disso Dozier propõe um conjunto de equações (equação 3.7) para encontrar as temperaturas da porção *alvo* (T_t)

para qualquer valor de temperatura de $fundo(T_b)$, assim como o valor da porção do pixel (p). Podemos utilizar um valor de referência para a temperatura de $fundo$, por exemplo 285 K e resolver o sistema de equações para encontrar a temperatura $alvo$, quando não há um valor de referência pode-se utilizar uma combinação de temperaturas ao redor do pixel desejado para determinar a temperatura de $fundo$.

$$L_j(T_j) - [pL_j(T_t) + (1 - p)L_j(T_b)] = 0 \quad (3.7)$$

$$j = \text{Canais } 3, 4$$

Esse conjunto de equações e o método no geral foi usado posteriormente para o desenvolvimento de algoritmos capazes de identificar queimadas, calcular sua temperatura e área queimada. No trabalho de [Prins & Menzel \(1992\)](#) que adaptaram esse método para o satélite geostacionário GOES. Nessa adaptação utilizou-se os canais 4 e 11 do radiômetro correspondente aos comprimentos de onda 4 e $11\mu m$, respectivamente.

No entanto, esse conjunto de equações é válido utilizando a suposição de que a emissão é feita por um corpo negro, não há contribuição e nem atenuação atmosférica na radiação emitida na superfície terrestre, mas vimos anteriormente que há diversos compostos na atmosfera que interferem nessa radiação, como vapor d'água e dióxido de carbono. Para corrigir esses efeitos o estudo de [Smith et al. \(1970\)](#) mostra que a correção para vapor d'água é aproximadamente 4 K à 300 K para a janela de $11\mu m$ 2 K à 300 K para a janela de $4\mu m$. E [Prins \(1989\)](#) mostra que essas correções se mostram adequadas para o sensor a bordo do GOES-4.

Como vimos anteriormente fenômenos associados em comprimentos de onda menores que $4\mu m$ estão associados a radiação solar. Como o sensor mede a radiância nesse intervalo há de se considerar efeitos dessa radiação, como a quantidade de radiação solar refletida pela superfície terrestre nesse canal. Além disso a superfície terrestre não é homogênea e não emite exatamente como um corpo negro, então devemos saber a emissividade da região que devemos estudar, o algoritmo em questão leva em conta esses dois efeitos e complementa a equação 3.7 como na equação 3.8.

$$L_4(T_4) = e_4 p l_4(T_t) + e_4 (1 - p) l_4(T_{b11}) + (1 - e_4) L_{4refl} \quad (3.8)$$

$$L_{11}(T_{11}) = e_{11} p L_{11}(T_t) + e_{11} (1 - p) L_{11}(T_{b11})$$

Onde e_4 e e_{11} representam a emissividade da superfície nos canais 4 e 11, respectivamente; T_{b11} a temperatura de $fundo$ no canal 11; e L_{4refl} a radiância solar refletida na superfície terrestre no canal 4. O algoritmo é apresentado com dados do Cerrado e Amazônia brasileira. Através das informações presentes no livro de [Colwell \(1983\)](#), são utilizados os valores de emissividade 0,96 e 0,97 para os canais 4 e 11, respectivamente, na região da floresta Amazônica, e 0,82 e 0,88 para os canais 3 e 11 na região do Cerrado.

Em resumo, o algoritmo funciona da seguinte maneira: um foco de incêndio é

identificado através da diferença entre temperaturas de brilho em dois canais. As temperaturas de brilho para a região do incêndio são ajustadas considerando a atenuação da atmosfera. Com isso, temos as variáveis T_4 e T_{11} . Encontrando um pixel sem nenhuma atividade de fogo, é obtida a temperatura de *fundo* no canal 11 (T_{b11}). Com a medição desse mesmo pixel, é encontrada a radiância solar refletida na superfície terrestre (L_{4refl}). Com isso, temos as variáveis: T_4 , T_{11} , T_{b11} e L_{4refl} . Prins & Menzel (1992) indicam que utilizando a combinação das técnicas de bisseção convergente, em conjunto com o método de Newton, é possível resolver a equação 3.8 e encontrar as variáveis T_t (temperatura do fogo) e p (porção do pixel ocupada pelo fogo).

A bisseção é um método numérico que divide iterativamente um intervalo de uma função até encontrar a raiz, garantindo que a solução seja encontrada em um intervalo cada vez menor. O método de Newton é uma técnica de otimização que utiliza a derivada da função para encontrar soluções de equações. Portanto, depois que a bisseção reduziu o intervalo de busca, o método de Newton é aplicado para refinar ainda mais a solução e convergir para um valor mais preciso. Exemplos de como utilizar o método de Newton com a bisseção convergente e outras técnicas são apresentados no trabalho de Thorlund-Petersen (2004).

O método de Dozier (1981) e o algoritmo de Prins & Menzel (1992) são os precedentes fundamentais para entender os dados utilizados neste trabalho. Algumas décadas se passaram desde o desenvolvimento dessas metodologias e temos novos instrumentos e algoritmos que refinam os resultados anteriores.

4 Instrumentação e metodologia

4.1 O satélite GOES-16

Para a realização do trabalho foram utilizados dados do satélite GOES-16, atualmente chamado de GOES-East. Seu desenvolvimento, operação e operação é uma parceria das agências federais dos Estados Unidos da América (EUA), NOAA e *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Lançado em 19 de Novembro de 2016, posicionado em 75.2° Oeste a 35800 km de altitude no dia 11 de Dezembro de 2017, e está em operação desde 18 de Dezembro de 2017⁷. A bordo está o instrumento ABI, que é um radiômetro multi-espectral capaz de medir, a cada 5 minutos, 16 bandas espectrais diferentes, duas visíveis, quatro no infravermelho próximo e 10 bandas no infravermelho⁸. Com essas medições é possível construir imagens da Terra para estudar diversos elementos ligados ao clima, oceanos, previsão do tempo, meio ambiente, etc. Associado a este instrumento temos o algoritmo desenvolvido pela NASA para a caracterização e identificação de focos de incêndio chamado de *Fire / Hot Spot Characterization (FHS)* (Schmidt *et al.*, 2012), que produz os dados que foram utilizados em todo o trabalho.

4.2 Visão geral do algoritmo de caracterização e identificação de incêndios florestais

Este algoritmo retorna informações sobre a localização do pixel de fogo, tamanho desse pixel, temperatura, potência radiativa e classificação do ecossistema. Além disso, classifica os pixels em diferentes tipos e identifica nuvens e cobertura de nuvens. Para obter esses resultados, o algoritmo utiliza medições dos canais 2 (0.64 μm), 7 (3.9 μm), 14 (11.2 μm) e 15 (12.3 μm) do instrumento ABI.

A detecção de fogo é realizada comparando a diferença de temperatura de brilho entre os canais 7 e 14. Os canais 2 e 15 são usados para identificar nuvens e determinar a temperatura de fundo. No entanto, o algoritmo pode funcionar apenas com os canais 7 e 14 para detectar fogo quando os outros canais não estão disponíveis. A figura 4.1 mostra uma tabela com as características espectrais do instrumento ABI.

Em termos gerais, a classificação de pixels de fogo e os produtos associados são processados em duas partes distintas no algoritmo. A primeira parte (Parte I) analisa todos os pixels e identifica aqueles com potencial para serem considerados como pixels de fogo. Além disso, essa seção do algoritmo também lida com regiões indesejáveis para os produtos, como aquelas próximas ao *sun glint*, que é o brilho intenso causado

⁷<https://eosps.nasa.gov/missions/geostationary-operational-environmental-satellite-16>. Acessado em 16 de maio de 2023.

⁸<https://www.goes-r.gov/spacesegment/abi.html>. Acessado em 16 de maio de 2023.

Características espectrais do ABI						
Canal	Comprimento de onda (μm)	Intervalo do canal (μm)	NEDT/SNR	Limite superior do intervalo dinâmico	Resolução espacial	Usado no FHS
1	0.47	0.45 – 0.49	300:1 ^[1]	652 W/m ² /sr/ μm	1 km	
2	0.64	0.59 – 0.69	300:1 ^[1]	515 W/m ² /sr/ μm	0.5 km	O
3	0.86	0.8455 – 0.8845	300:1 ^[1]	305 W/m ² /sr/ μm	1 km	
4	1.38	1.3705 – 1.3855	300:1 ^[1]	114 W/m ² /sr/ μm	2 km	
5	1.61	1.58 – 1.64	300:1 ^[1]	77 W/m ² /sr/ μm	1 km	
6	2.26	2.225 – 2.275	300:1 ^[1]	24 W/m ² /sr/ μm	2 km	
7	3.9	3.8 – 4.0	0.1 K ^[2]	400 K	2 km	✓
8	6.15	5.77 – 6.60	0.1 K ^[2]	300 K	2 km	
9	7.0	6.75 – 7.15	0.1 K ^[2]	300 K	2 km	
10	7.4	7.24 – 7.44	0.1 K ^[2]	320 K	2 km	
11	8.5	8.30 – 8.70	0.1 K ^[2]	330 K	2 km	
12	9.7	9.42 – 9.80	0.1 K ^[2]	300 K	2 km	
13	10.35	10.10 – 10.60	0.1 K ^[2]	330 K	2 km	
14	11.2	10.80 – 11.60	0.1 K ^[2]	330 K	2 km	✓
15	12.3	11.80 – 12.80	0.1 K ^[2]	330 K	2 km	O
16	13.3	13.0 – 13.6	0.3 K ^[2]	305 K	2 km	

[1] 100% albedo, [2] Cena em 300 K. Marcas de checagem indicam os canais necessários para o algoritmo, marcas O indicam os canais que são utilizados quando disponíveis.

Figura 4.1: Tabela com as características espectrais do instrumento ABI. Adaptado de Schmidt *et al.* (2012).

pela reflexão direta da luz solar na superfície da água. Esse efeito pode prejudicar a precisão dos dados, já que a intensa luz pode ofuscar detalhes e informações na superfície. Também são processados dados auxiliares, como a atenuação causada pelo vapor d'água e a emissividade da superfície (Schmidt *et al.*, 2012). Nessa etapa, são estimados o tamanho e a temperatura do fogo utilizando o método de Dozier (ver Seção 3.5), além de ser calculado o FRP, cuja definição será abordada na próxima seção.

A segunda parte (Parte II) analisa todos os pixels previamente identificados como fogo na etapa anterior e aplica testes e limites adicionais para filtrar possíveis alarmes falsos. Essa etapa tem como objetivo refinar a classificação e melhorar a precisão dos resultados. A figura 4.2 ilustra as principais seções de processamento do algoritmo.

4.3 Fundamentação física do algoritmo

Durante uma varredura sobre todos os pixels dentro da região de processamento, é realizada uma determinação preliminar dos pixels de fogo e de suas características. Quando um potencial incêndio é localizado, o algoritmo utiliza os dados dos canais 7 (3,9 μm) e 14 (11,2 μm) ao redor do pixel em avaliação para determinar as características de fundo e os limites do incêndio.

É importante observar que ambos os canais, 7 e 14, são capazes de realizar medições

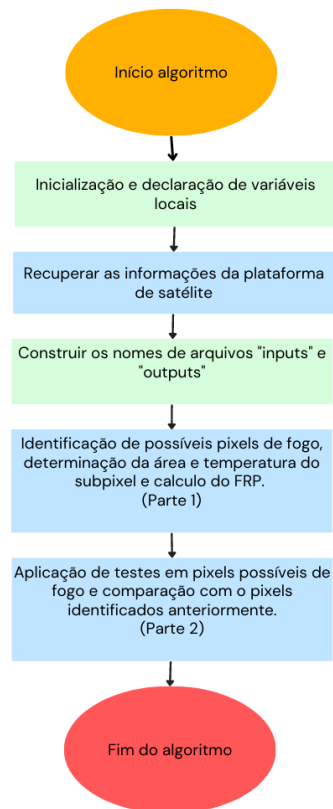


Figura 4.2: Fluxograma das seções principais do algoritmo utilizado pelo instrumento ABI para a detecção de queimadas. Adaptado de Schmidt *et al.* (2012).

na superfície terrestre. No entanto, o canal 7, que corresponde à região infravermelha de ondas curtas, é menos afetado pela atenuação do vapor d'água atmosférico e é mais sensível à detecção de incêndios de tamanho menor do que o tamanho do pixel do instrumento. Esses incêndios menores, geralmente chamados de incêndios subpixel, podem ser detectados com maior eficácia utilizando o canal 7.

A figura 4.3 apresenta um exemplo de utilização dos dados GOES-8 nos canais de $3,75 \mu\text{m}$ e $10,8 \mu\text{m}$ para detectar incêndios ao longo da zona de transição entre a floresta amazônica e o cerrado no nordeste do Brasil. Normalmente, as observações nos canais infravermelhos de ondas curtas e ondas longas revelam diferenças de temperatura de brilho na faixa de 2 a 5 K, devido à radiação solar refletida, diferenças na emissividade da superfície e atenuação do vapor de água. Diferenças maiores ocorrem quando uma parte de um pixel (p) é substancialmente mais quente do que o restante (1-p). A porção mais quente do pixel (p) contribui com mais radiação em comprimentos de onda mais curtos do que em comprimentos de onda mais longos. Na figura 4.3, pode-se observar uma linha de varredura que se estende desde a floresta tropical mais fria até a zona de transição para a savana. Ambos os canais, em torno de $4 \mu\text{m}$ e $11 \mu\text{m}$, mostram um aumento geral nas temperaturas de brilho observadas ao longo dessa linha de varredura. No entanto, em vários locais, o canal em torno de $4 \mu\text{m}$ registra um pico local. Esses picos

podem ou não estar associados à atividade de incêndios subpixel. A função do algoritmo é, primeiramente, distinguir entre pixels de fogo e outras anomalias quentes e, em seguida, caracterizar a atividade de incêndios subpixel assim que um pixel de fogo é identificado (Prins & Menzel, 1992; Schmidt *et al.*, 2012).

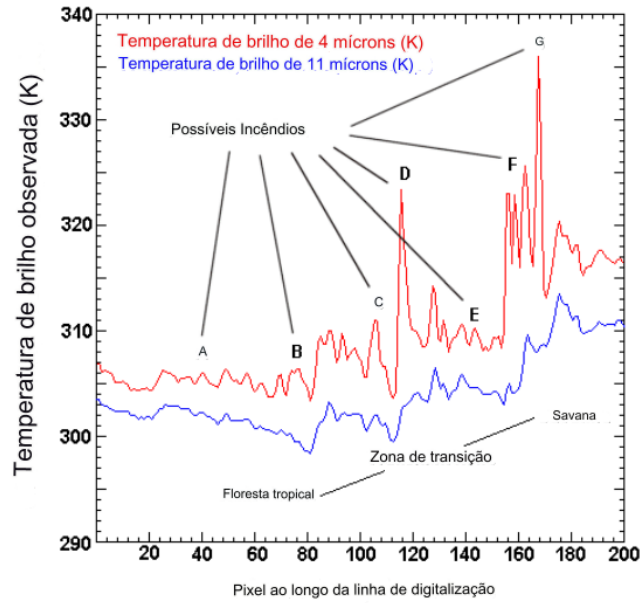


Figura 4.3: Temperatura de brilho nos canais $3,75 \mu\text{m}$ e $10,8 \mu\text{m}$ medida pelo radiômetro a bordo do satélite GOES-8 na zona de transição entre o cerrado e a floresta amazônica brasileira. Adaptado de Schmidt *et al.* (2012).

Após percorrer todos os pixels e identificar possíveis incêndios utilizando os canais 7 e 14, quando disponíveis, os canais 2 ($0,64 \mu\text{m}$) e 15 ($12,3 \mu\text{m}$) são utilizados para aprimorar a detecção de nuvens opacas e refinar a identificação dos focos de fogo.

Uma vez que os possíveis pixels de fogo são identificados, é realizado o cálculo FRP utilizando o método de Dozier. A equação 4.1 apresenta o cálculo desse produto.

$$FRP_{DEF} = A_{\text{pixel}} \varepsilon \sigma \sum_{k=1}^n p_k T_k^4 \quad (4.1)$$

onde:

A_{pixel} Área do pixel [m^2]

ε Emissividade do fogo (geralmente assumida como 1)

σ Constante de Stefan - Boltzmann [$5,67 \times 10^{-8} \text{Wm}^{-2} \text{K}^4$]

p_k Área subcomponente em chamas no pixel (1 a n subcomponentes)

T_k^4 Temperatura instantânea da área em chamas no pixel (1 a n subcomponentes)

Essa definição pode ser simplificada utilizando apenas a radiância do infravermelho

médio (*Middle Infrared Radiance - MIR*), as estimativas de tamanho (área) e temperatura do fogo calculadas a partir das equações de Dozier. A emissão do fogo no espectro MIR pode ser aproximada com base nas leis de radiação de Planck e Stefan-Boltzmann, como mostrado na equação 4.2.

$$L_{f,MIR} = \varepsilon B(\lambda, T) \approx \varepsilon a T^4 \quad (4.2)$$

onde:

$L_{f,MIR}$ é radiância espectral no infravermelho médio

a é uma constante do instrumento de valor igual a $3,0 \times 10^{-9} [W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1} K^{-4}]$

ε é a emissividade

E a fórmula utilizada para o cálculo do FRP como na equação 4.3.

$$FRP_{MIR} = \left(\frac{A_{pixel} \sigma}{a} \right) (L_{MIR} - L_{B,MIR}) \quad (4.3)$$

onde:

L_{MIR} é a radiância do fogo no espectro infravermelho médio

$L_{B,MIR}$ é a radiância de fundo no espectro infravermelho médio

A forma simplificada de calcular o FRP, descrita pela equação 4.3, é válida apenas para um comprimento de onda próximo de $4 \mu m$, dentro do intervalo de temperatura de 600 K a 1400 K, e pressupõe que o fogo emite radiação como um corpo cinza (Schmidt *et al.*, 2012). Essa abordagem possui a vantagem de utilizar apenas um canal de emissão, o que torna o processamento computacional mais simples e rápido. No entanto, ao utilizar apenas um canal, perde-se precisão nas medidas de radiação de fundo e, conseqüentemente, sensibilidade na identificação de focos de fogo. É importante ressaltar que tanto a equação 4.3 quanto a equação 4.1 fornecem resultados próximos nos intervalos de tamanho e temperatura em que o método de Dozier funciona melhor.

Além disso, diversas suposições são feitas para o cálculo do FRP. É assumido que o sensor ABI esteja calibrado nos canais utilizados pelo algoritmo e que as saturações em nível de subpixel sejam detectadas e sinalizadas. Também é suposto que as emissões de fogo e superfície observadas pelo ABI sejam afetadas e ajustadas, igualmente nos dois casos, apenas pela emissividade da superfície, atenuação por vapor d'água, nuvens e fumaça semi-transparente, difração e refletividade solar (Schmidt *et al.*, 2012).

No estágio final do algoritmo, todos os pixels identificados anteriormente como fogo

são percorridos novamente para eliminar possíveis alarmes falsos e classificá-los em seis categorias diferentes: fogo processado, fogo saturado, fogo nublado, fogo de alta possibilidade, fogo de média possibilidade e fogo de baixa possibilidade. Além disso, é aplicado um filtro temporal para identificar atividades de fogo no mesmo pixel em um período de 12 horas, resultando em um total de 12 categorias para os pixels de fogo. Todos os pixels são então categorizados com diferentes classificações, utilizando um código associado. Basicamente, existem cinco qualificações para essas classificações de pixels: pixels de fogo, superfície sem fogo, nuvem, pixel inutilizável devido ao tipo de superfície (por exemplo, rios, lagos, oceanos) ou quando o ângulo solar zenital (*Solar Zenith Angle - SZA*) é maior ou menor que certos valores ($SZA > 80^\circ$ fora do disco de visão aceitável ou $SZA < 10^\circ$ alta refletividade solar *sun glint*); entrada de dado incorreta ou erro de cálculo no algoritmo. O código associado a cada categoria vai de 0 a 5, respectivamente.

Na figura 4.4a, apresentamos um exemplo de imagem gerada com a classificação dos pixels acima do pantanal brasileiro durante o ano de 2020, no dia 28 de julho, às 15h10min UTC (12h10min BRT). Na figura 4.4b temos a mesma região, mas com uma combinação de comprimentos de onda medidas pelo satélite para uma visualização de cores parecida com o visível chama de *True color*.

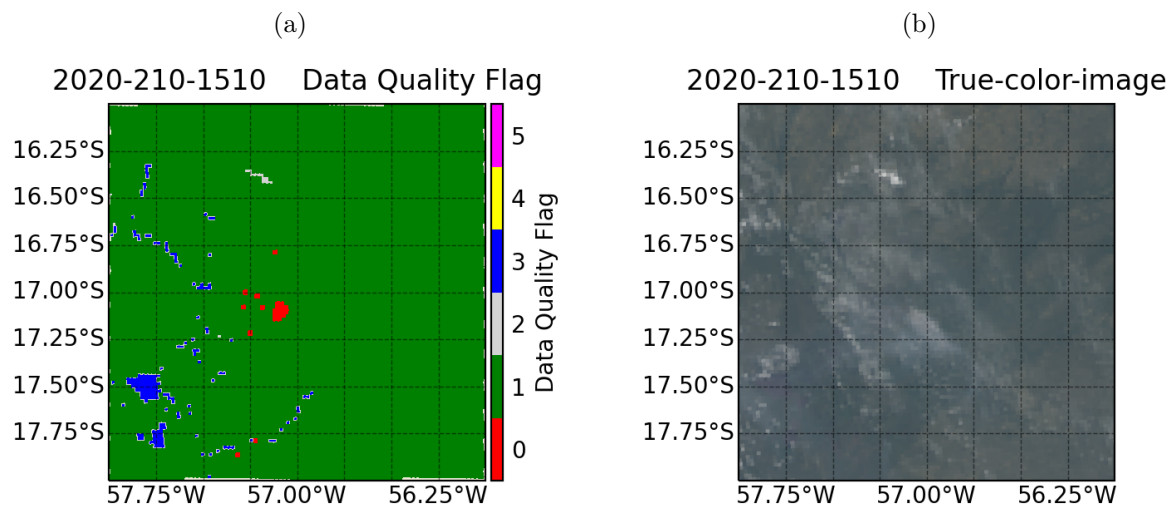


Figura 4.4: Região do cerrado brasileiro entre as latitudes -16°N e -18°N ; e longitudes -58°E e -56°E no ano de 2020, dia juliano 210 às 15h10min UTC. (a) Classificação dos pixels (*Data quality flag*) em cinco categorias. 0 representa pixels de fogo, 1 de superfície livre de fogo, 2 de nuvens, 3 de pixels inutilizáveis devido a angulação ou tipo de superfície, 4 pixels com erro de entrada e 5 pixels com erros de cálculo. (b) *True Color* feito com a combinação dos canais (*band number*) 1,2 e 3 como apresentados na tabela da figura 4.1.

4.4 Método para estimar emissões

Utilizando o algoritmo descrito na seção anterior, obtivemos os dados de temperatura e FRP, que foram essenciais para estudar a dinâmica das atividades de fogo na região da bacia amazônica. No entanto, nosso objetivo também é utilizar esses mesmos dados para fazer estimativas das emissões de materiais e gases provenientes dessas queimadas.

Para alcançar esse objetivo, nos baseamos no artigo de [Wooster *et al.* \(2021\)](#), que aborda as relações entre as atividades de fogo, o consumo de combustível e variáveis atmosféricas. Neste resumo, são apresentadas duas formas de estimar as emissões, sendo a primeira baseada na relação entre a biomassa consumida por uma queimada, representada pela equação 4.4, onde $M_{consumido}$ é a biomassa consumida em kg e EF_x é o fator de emissão da espécie escolhida e M a massa emitida dessa espécie.

$$M = EF_x \cdot M_{consumido} \quad (4.4)$$

As espécies mencionadas são os diferentes tipos de gases ou materiais particulados que podem ser emitidos durante as queimadas. Cada uma dessas espécies possui fatores de emissão específicos, os quais variam de acordo com o bioma escolhido. O estudo realizado por [Andreae & Merlet \(2001\)](#) compilou estudos sobre fatores de emissão, organizando-os em diferentes categorias de espécies e biomas. Essa pesquisa foi posteriormente atualizada em 2019 ([Andreae, 2019](#)), incorporando informações mais recentes e refinadas.

Entretanto, é importante ressaltar que os fatores de emissão, devido à sua dependência do bioma e à obtenção por vezes baseada em estudos isolados ou de pequena escala, podem estar associados a grandes incertezas. Essas incertezas podem dificultar a precisão dos resultados que utilizam esses fatores.

Uma alternativa viável é estimar as emissões por meio de um coeficiente de emissão (C_e^x), o qual relaciona o FRP medido por satélites com a taxa de emissão (R_x) específica da espécie em questão. A relação entre essas informações é representada pela equação 4.5. Dessa maneira, é possível medir diretamente o FRP e, utilizando o coeficiente de emissão adequado, estimar a quantidade de emissão por segundo de uma determinada espécie durante as queimadas.

$$R_x = C_e^x \cdot FRP \quad (4.5)$$

Os coeficientes de emissão são obtidos por meio de comparações entre a emissão de material particulado total, que é estimado através da medida de AOT, e a medida de FRP. Esse método foi demonstrado em 2005 por [Ichoku & Kaufman \(2005\)](#).

Nos últimos 20 anos, diversos inventários de emissão surgiram para estimar globalmente as emissões provenientes de queimadas, cada uma utilizando metodologias distintas. Ao utilizar a equação 4.4, há diferentes maneiras de medir a biomassa queimada, podendo ser através da área queimada e estimando a massa média por metro quadrado,

ou medindo a energia emitida e, com um fator de combustão, estimar a massa queimada.

Após analisar alguns desses inventários, concluímos que o inventário FEER, desenvolvido por Ichoku & Ellison (2014), era o mais adequado para o nosso trabalho. Esse inventário utiliza o FRP, que é um dado disponível no GOES-16, para calcular os coeficientes de emissão globalmente, abrangendo inclusive a nossa região de interesse. Além disso, possui uma resolução de grade de $1^\circ \times 1^\circ$, que é maior do que a que podemos utilizar no GOES-16, o que facilita a adequação dos dados ao nosso estudo. Dessa forma, encontramos poucas dificuldades em integrar esse inventário aos nossos resultados.

4.5 Metodologia de derivação dos coeficientes de emissão do inventário FEER

O inventário FEER⁹ deriva os coeficientes de emissão por meio de medições feitas pelo sensor MODIS dos satélites orbitais Aqua e Terra da NASA, sendo a primeira grade de coeficientes global baseada exclusivamente em medições de satélite.

Essa metodologia é fundamentada na equação 4.5 mencionada anteriormente. Portanto, para obter o coeficiente, é necessário possuir informações sobre o FRP emitido por um pixel com atividade de fogo e a taxa de emissão da espécie, neste caso o TPM.

O FRP é um dos principais produtos do MODIS, obtido pela equação 4.6. Neste caso, é expresso em W/m^2 , pois depende da área do pixel, que tem resolução nominal do sensor nos satélites Aqua e Terra de 1 km.

$$R_{\text{fre}} = 4.34 \times 10^{-19} \cdot (T_4^8 - T_{4\text{ b}}^8) \quad (4.6)$$

onde:

R_{fre} é o potência radiativa de fogo

T_4 é a temperatura de brilho em Kelvin em $4.96 \mu m$

$T_{4\text{ b}}$ é a temperatura de brilho de fundo em Kelvin em $4.96 \mu m$

A medida de TPM é obtida a partir de uma análise que envolve o AOT e vetores de vento em uma matriz 3x3 de pixels de AOT, com resolução nominal de 10 km. Essa matriz é subdividida em quatro quadrantes, como ilustrado na figura 4.5, sendo um deles relacionado à direção do vento. As componentes zonal (u) e meridional (v) são extraídas da base de dados MERRA (*Modern Era Retrospective-Analysis for Research and Applications*) (Reid *et al.*, 2005) e utilizadas para calcular a velocidade do vento através da equação 4.7.

⁹<https://feer.gsfc.nasa.gov/index.php>. Acesso em 21 de Agosto de 2023.

$$WS = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (4.7)$$

O AOT em 550 nm, referente à emissão do fogo, é calculado utilizando a equação 4.8, na qual os sobrescritos f, t e b representam, respectivamente, o AOT emitido pelo fogo, o AOT total e o AOT de fundo. O AOT^b corresponde à média das medidas válidas nos quadrantes em azul, ponderadas pela área, enquanto o AOT^f é obtido pela subtração desse resultado da média do AOT^t da área da figura 4.5. Em seguida, é realizada uma média ponderada para os pixels de aerossol na direção do vento, utilizando a equação 4.9, para representar apenas o AOT da pluma analisada.

$$\tau_{a550}^f = \tau_{a550}^t - \tau_{a550}^b \quad (4.8)$$

$$\tau_{a550}^f = \frac{\sum_{i=1}^{N_{af}} (\tau_{a550,i}^t - \tau_{a550}^b) \cdot A_i}{\sum_{j=1}^{N_{at}} A_j} \quad (4.9)$$

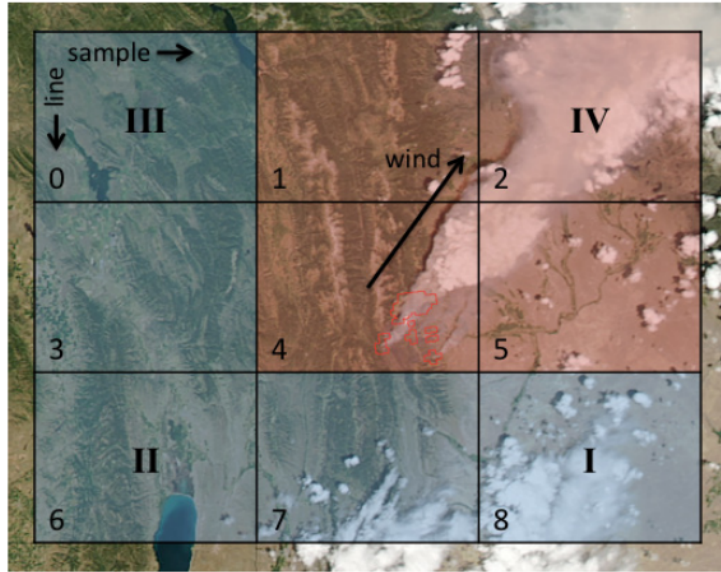


Figura 4.5: Configuração espacial de uma matriz de pixels de aerossol de 3×3 , em que o pixel central contém incêndios, mostrando os quatro pixels a favor do vento (sombreados em vermelho, no quadrante IV) classificados como contendo fumaça, e os cinco pixels restantes contra o vento (sombreados em azul), que constituem o fundo. O quadrante a favor do vento é determinado pela direção do vento. Os índices dos pixels (0–8) são mostrados em seus cantos inferiores esquerdos, definidos pela configuração de varredura, indicada aqui pelas direções das coordenadas de linha e amostra. A direção da amostra é ao longo da varredura e a direção da linha é ao longo da trilha. (A imagem de fundo foi capturada pelo Aqua/MODIS às 20:45 UTC em 1º de julho de 2012 e mostra o Incêndio de Fontenelle em Wyoming, EUA.) Extraído de [Ichoku & Ellison \(2014\)](#).

O AOT emitido pelo fogo é convertido para a densidade de massa da coluna de fumaça e aerossol usando a equação 4.10. Onde β_e representa o coeficiente de eficiência de extinção

de massa específico do aerossol de fumaça, derivado de Reid *et al.* (2005). Essa massa é multiplicada pela área do quadrante vermelho (A_T), resultando na massa total de material particulado emitida.

$$M_d = \tau_{a550}^f / \beta_e \quad (4.10)$$

$$M_{sa} = M_d \cdot A_T \quad (4.11)$$

Para determinar a taxa de emissão, é essencial saber o tempo em que essa massa foi liberada. Estimamos o tempo necessário para o vento dispersar toda a fumaça presente no quadrante vermelho, o que é representado pelo comprimento L da pluma na matriz 3×3 , dividido pela velocidade do vento WS , conforme demonstrado na equação 4.12.

$$T = \frac{WS}{L} \quad (4.12)$$

Finalmente, a taxa de emissão é calculada pela equação 4.13, expressa em kg/s. O próximo passo consiste em agrupar todas as medições dentro de uma grade de $1^\circ \times 1^\circ$ para a taxa de emissão de FRP e, em seguida, gerar um gráfico de dispersão dessas duas medidas dentro dessa área, obtendo o coeficiente de emissão por meio de uma regressão linear, conforme ilustrado na figura 4.6.

$$R_{sa} = \frac{M_{sa}}{T} \quad (4.13)$$

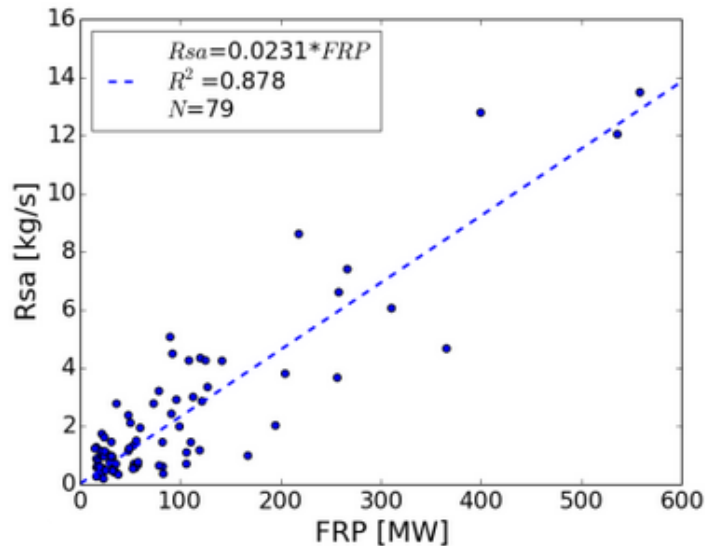


Figura 4.6: Dispersão da taxa de emissão de fumaça (R_{sa}) em relação ao FRP (ou R_{fre}) derivados das observações do instrumento MODIS a bordo dos satélites Terra e Aqua durante o período de 2003 a 2010, para uma célula de grade de $1^\circ \times 1^\circ$ centrada em $-1,5^\circ N$, $15,5^\circ E$. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).

Utilizando essa metodologia, foi construído o inventário FEER, que conta com uma grade global de coeficientes de emissão. A figura 4.7 apresenta o mapa global desses coeficientes. Além disso, cada valor de coeficiente possui uma avaliação de qualidade associada (Figura 4.8), baseada na qualidade do r^2 da regressão linear daquele coeficiente. Nota-se, no mapa, que para a nossa região de interesse na bacia amazônica, os coeficientes apresentam uma boa qualidade.

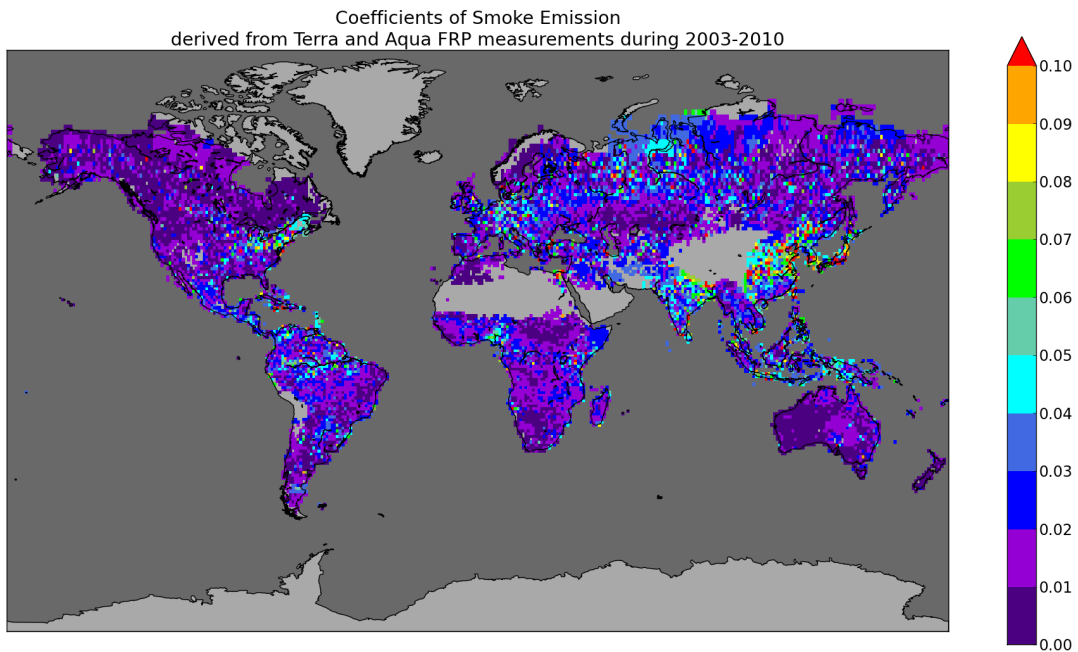


Figura 4.7: Mapa dos coeficientes de emissão derivados das medições de FRP feitas pelo instrumento MODIS a bordo dos satélites Aqua e Terra durante os anos de 2003 à 2010. Extraído de [Ichoku & Ellison \(2014\)](#).

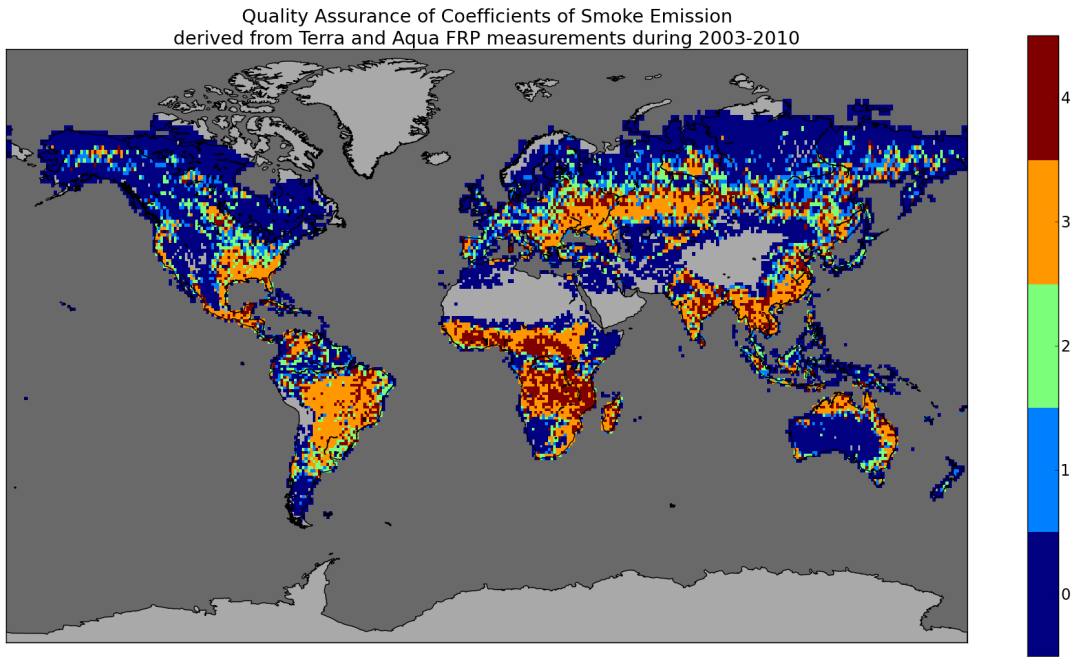


Figura 4.8: Qualidade associada a cada um dos coeficientes da figura 4.7 baseada no r^2 da regressão linear. 0 para a qualidade mais baixa e 4 para a mais alta. Extraído de [Ichoku & Ellison \(2014\)](#).

4.6 Fatores de emissão

[Nguyen & Wooster \(2020\)](#) apresentaram uma correlação entre os coeficientes de emissão e os fatores de emissão (equação 4.14). Com base nessa correlação, utilizamos os coeficientes o inventário FEER e os fatores de emissão de [Andreae \(2019\)](#) juntamente com os dados de emissão de FRP para obter uma estimativa de emissão não apenas de TPM, mas também de gases como CO_2 , CO , and CH_4 provenientes das queimadas.

$$C_{\text{gas}}^{\text{biome}} [\text{g} \cdot M^{-1}] = \frac{EF_{\text{gas}}^{\text{biome}} [\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}]}{EF_{\text{TPM}}^{\text{biome}} [\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}]} \cdot C_{\text{TPM}}^{\text{biome}} [\text{g} \cdot MJ^{-1}] \quad (4.14)$$

onde:

$C_{\text{gas}}^{\text{biome}}$ é o coeficiente de emissão da espécie de gás em relação ao bioma

$EF_{\text{gas}}^{\text{biome}}$ é o fator de emissão da espécie de gás em relação ao bioma

$EF_{\text{TPM}}^{\text{biome}}$ é o fator de emissão de TPM em relação ao bioma

$C_{\text{TPM}}^{\text{biome}}$ é o coeficiente de emissão de TPM gás em relação ao bioma

Como os fatores de emissão são dependentes do bioma escolhemos os referentes ao bioma de floresta tropical para fazer as análises de emissão das espécies escolhidas.

4.7 Algoritmo desenvolvido para nossos resultados

Com os dados do satélite GOES-16, o algoritmo de detecção de focos de incêndio associado ao instrumento ABI e o inventário de coeficientes de emissão FEER, desenvolvemos um algoritmo¹⁰ capaz de extrair os dados da nuvem e processá-los para obtermos os resultados necessários para os objetivos deste trabalho, o fluxograma deste algoritmo está apresentado na figura 4.2.

Primeiramente, fornecemos como entrada o intervalo de tempo desejado: anos, dias julianos¹¹, horas iniciais e finais, dos quais serão extraídos os dados. Uma vez definido o intervalo, são extraídas as coordenadas e informações geométricas do satélite. As coordenadas são representadas no código como uma matriz de 5424 por 5424, onde cada elemento representa um pixel. Com as informações geométricas de distância do satélite (35786023 metros) e posição em latitude (-75°E), calcula-se a latitude e longitude correspondente para cada um dos elementos da matriz de coordenadas do satélite e constrói-se uma matriz de latitude e longitudes.

O próximo passo é fornecer as latitudes e longitudes máximas e mínimas que definem a região de interesse e delimitar a matriz de latitude e longitude para essa região. Em seguida, dividimos essa matriz de latitude e longitude em uma grade de 0,5° x 0,5°, em que cada elemento da matriz informa o centro do ponto de grade. Coletamos os coeficientes de emissão do inventário de emissão em uma grade de 1° x 1° dentro da região de interesse. Calculamos quais coeficientes correspondem a cada um dos nossos pontos de grade e adicionamos essa informação na matriz dividida. Isso nos permite coletar as matrizes de FRP, área queimada e temperatura dentro do intervalo de tempo determinado, onde temos esses dados a cada 10 minutos. Em seguida, delimitamos essas matrizes para cada um dos pontos de grade e somente para essas áreas, obtendo, por exemplo, a soma total de FRP, multiplicando essa soma pelo coeficiente de emissão, calculando a média do FRP, entre outros cálculos.

Por fim, salvamos esses produtos em um arquivo, juntamente com as informações temporais (ano, dia, hora, minuto) e espaciais (latitude e longitude) de cada produto. Então, podemos ler as informações processadas e representá-las graficamente por meio de distribuições, histogramas, mapeamentos, etc

Com os fundamentos e metodologia prontos passamos a seção dos resultados obtidos.

¹⁰Disponível em: <https://zenodo.org/badge/latest/doi/669869321> Acesso em 16 de Agosto de 2023.

¹¹Utilizamos a nomenclatura de dias julianos, que é a mesma utilizada pela NASA. É uma forma de contagem dos dias do ano, do dia 1 até o dia 365 (ou 366 em anos bissextos), desta forma, temos um calendário permanente. A relação entre os dias julianos e os dias ordinários pode ser encontrada em: <https://lance.modaps.eosdis.nasa.gov/imagery/rapid/faq/calendar.html>. Acesso em 19 de outubro de 2023

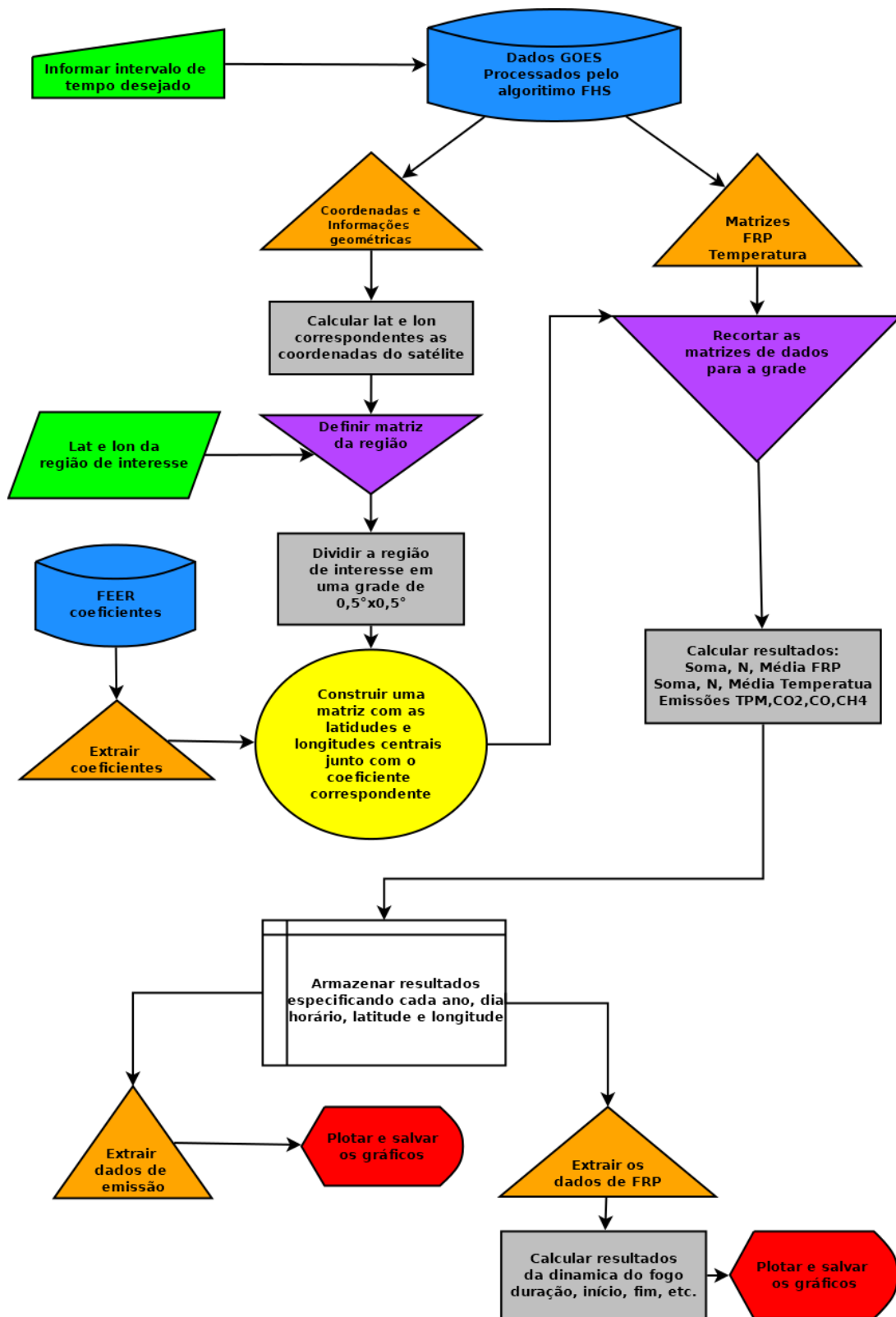


Figura 4.9: Fluxograma do algoritmo desenvolvido para o processamento dos dados do instrumento ABI a bordo do satélite GOES-16

5 Resultados

5.1 Testes iniciais e escolha das regiões de interesse

Desenvolvemos algoritmos em Python capazes de acessar esses dados diretamente da nuvem e extrair as informações necessárias de cada um sem a necessidade de armazená-los em disco. Essa abordagem evita o consumo excessivo de espaço de armazenamento, bem como reduz os custos computacionais e, eventualmente, os requisitos de hardware necessários para a análise dos dados. Os algoritmos desenvolvidos podem ser acessados gratuitamente¹².

Antes de analisar as regiões na bacia amazônica, realizamos alguns testes com os algoritmos na região do pantanal, com foco particular nas imagens do *Data Quality Flag*, como exemplificado na figura 4.4 da seção anterior. Devido ao GOES-16 fornecer imagens a cada 10 minutos, foi possível observar a dinâmica temporal das atividades de fogo evoluindo ao longo do tempo. Nas imagens da figura 5.1, podemos observar, em uma pequena região, o início, o meio e o final da queima, capturando a evolução dos eventos de forma temporal.

Esses testes iniciais no pantanal nos permitiram validar a eficácia e a precisão dos algoritmos desenvolvidos, preparando-nos para uma análise mais abrangente nas regiões da bacia amazônica.

¹²<https://zenodo.org/badge/latestdoi/669869321> Acesso em 16 de Agosto de 2023.

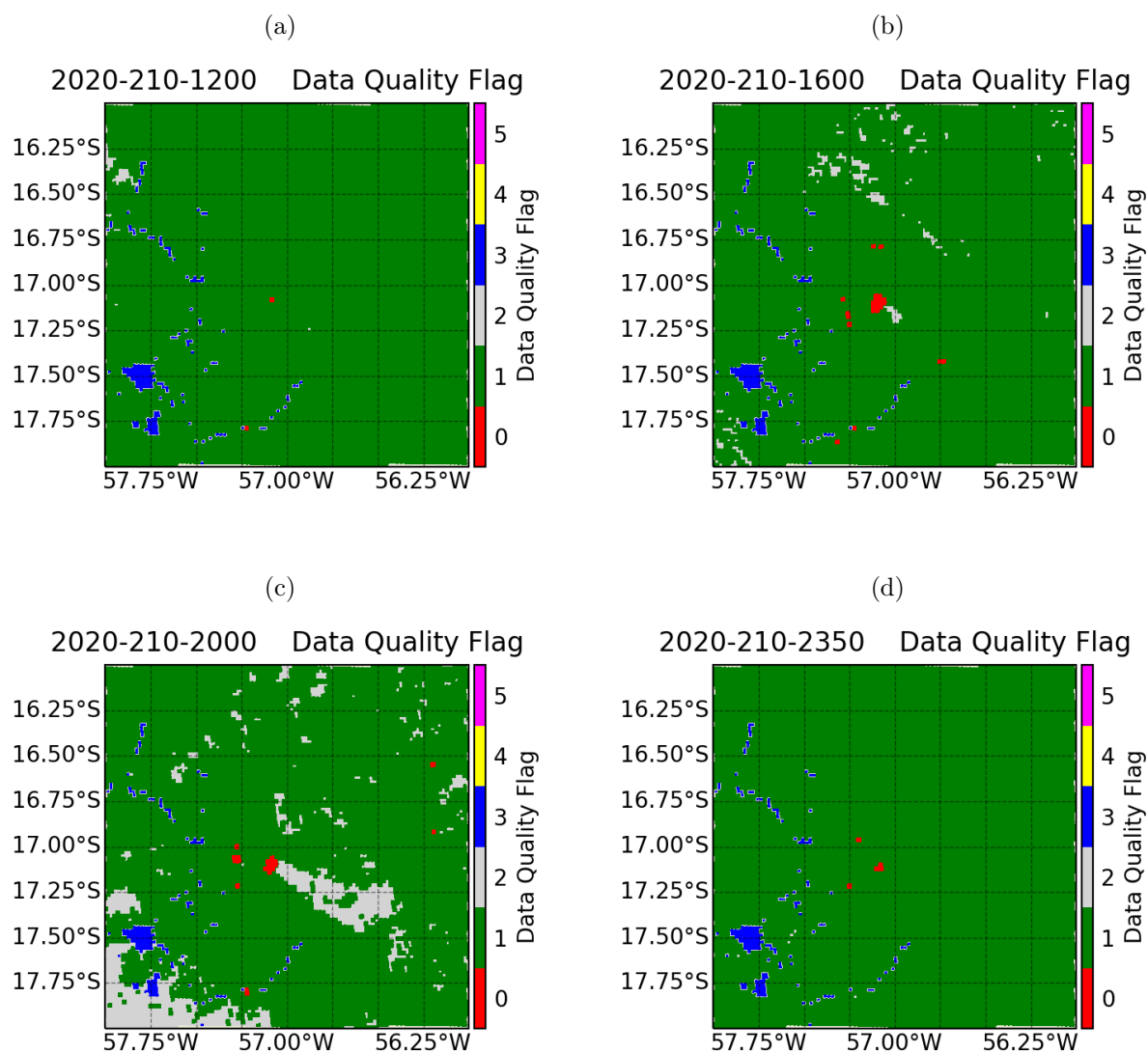


Figura 5.1: Classificação dos pixels, como na figura 4.4a, para uma região do Pantanal brasileiro entre as latitudes -16°N e -18°N ; e longitudes -58°E e -56°E no ano de 2020, dia juliano 210. (a) Região às 12:10 UTC. (b) Região às 16:00 UTC. (c) Região às 20:00 UTC. (d) Região às 23:50 UTC.

Como observado na figura 5.1c, existem pixels identificados erroneamente como nuvens pela classificação do algoritmo. Analisando a evolução temporal e a disposição espacial desses pixels, vemos que há uma concentração próxima a região com atividade de fogo com formato de pluma de fumaça. Portanto, trata-se de fumaça gerada pelas atividades de fogo identificada como nuvem.

Essa limitação na classificação de nuvens pode afetar um pouco a quantidade de pixels de fogo identificados pelo algoritmo. No entanto, é importante ressaltar que essa limitação não compromete nossos objetivos, e ainda é possível extrair muitas outras informações relevantes sobre as atividades de fogo.

Com base nos resultados fornecidos pelo algoritmo, podemos partir para um dos nossos

objetivos que é analisar características da dinâmica do fogo. Para isso, utilizaremos os resultados de temperatura e FRP.

Visando essa análise, selecionamos uma área de $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ de latitude e longitude na Amazônia, em uma área com intensa atividade de fogo. A figura 5.2 mostra essa região com a área escolhida em destaque.

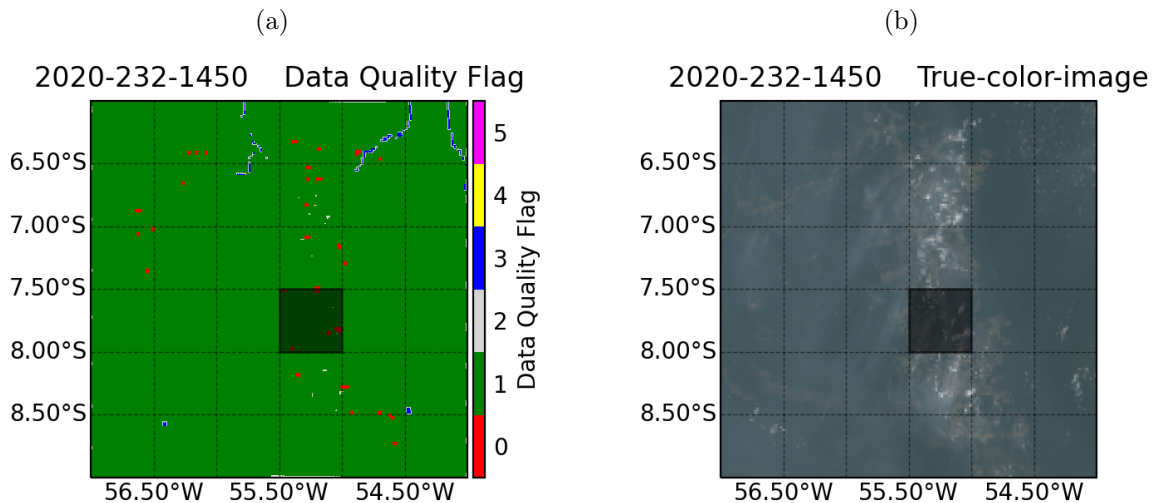


Figura 5.2: Região da bacia amazônica entre as latitudes -6°N e -9°N ; e longitudes -57°E -54°E no ano de 2020, dia juliano 232. Destaque em cinza escuro uma região escolhida de $0,5^{\circ} \times 0,5^{\circ}$ com intensa atividade de fogo. (a) *Data Quality Flag* da região às 14:50 UTC. (b) *True Color* da região às 14:50 UTC.

Dentro dessa área, realizamos a soma de todos os valores de FRP medidos para cada um dos pixels identificados com atividade de queima em cada imagem, com intervalos de 10 minutos entre elas. Essa abordagem nos permite obter o valor total da potência radiativa emitida pelo fogo durante esse período de tempo.

A distribuição temporal desse resultado pode ser visualizada na figura 5.3, onde são apresentados os valores de potência radiativa ao longo dos dias julianos 228 a 235 do ano de 2020.

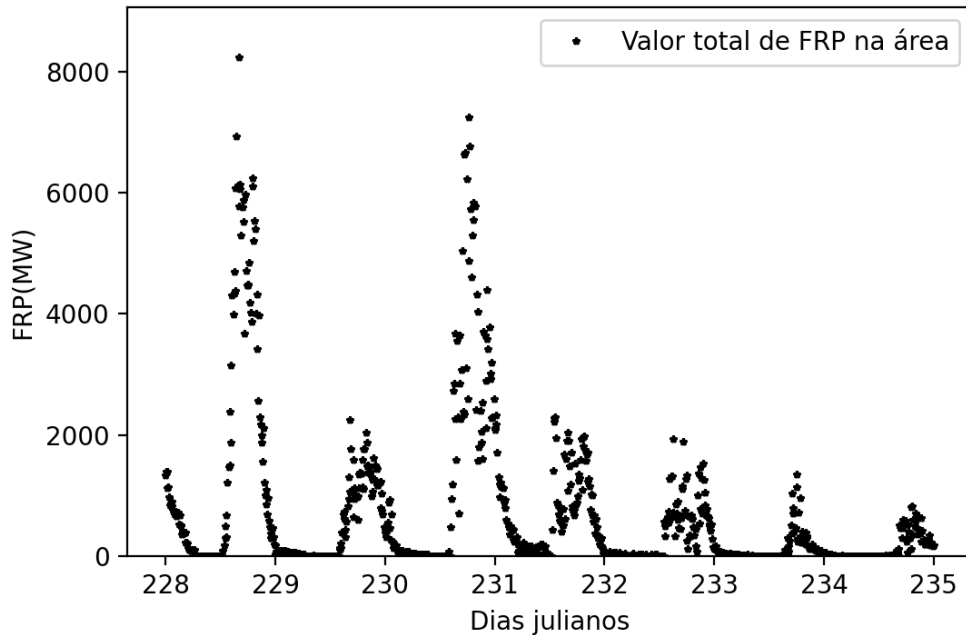


Figura 5.3: Série temporal do FRP emitido por uma área de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ ao longo dos dias julianos 228 à 235 do ano de 2020, na região destacada na figura 5.2.

A evolução temporal do valor total de FRP para a área de quarto de grau escolhida revela que as queimadas apresentam um padrão característico: aumento rápido, pico e queda do FRP durante sua duração. Essa tendência é observada ao longo do período analisado.

Em seguida, utilizamos a biblioteca Scipy do Python, especificamente a função *find_peaks*, que opera identificando picos em um conjunto de dados unidimensional por meio da análise das derivadas discretas dos valores. Ela calcula as inclinações entre pontos adjacentes e, em seguida, aplica critérios de altura mínima e distância mínima para a detecção de picos. Os pontos em que a derivada é positiva e o valor do dado é maior ou igual à altura mínima são considerados como picos.

Assim, definindo os critérios de altura e distância mínima dos picos, que foram escolhidos de forma que o resultado da identificação dos picos fosse correspondente com o observado graficamente, foi possível identificar o pico, a posição temporal inicial em que o FRP começa a aumentar e onde ele para de cair.

Essa análise permite identificar o momento aproximado em que a atividade de queimadas atinge seu pico de potência radiativa e também os intervalos de tempo aproximados em que ocorrem o início e o término da variação de FRP.

A figura 5.4 ilustra como o algoritmo realiza essa identificação dos picos e a base dessa variação no valor de FRP.

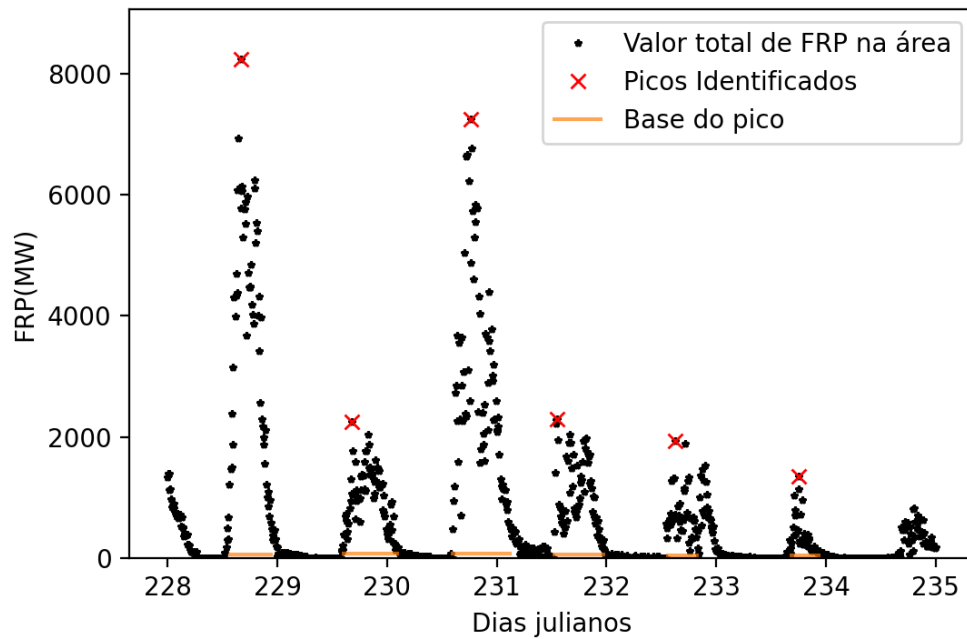


Figura 5.4: Identificação dos picos e bases de FRP através de um algoritmo utilizando a biblioteca scipy do Python.

Nossa análise nos permite calcular a duração, o início e o fim da variação do valor total de FRP, o que possibilita extrair informações sobre as queimadas na área. A fim de aumentar o tamanho da amostra para esses resultados, ampliamos o período de análise para o ano de 2020.

Na figura 5.5, é apresentada a distribuição do FRP ao longo de 2020. Isso nos permitirá identificar padrões sazonais relacionados às queimadas.

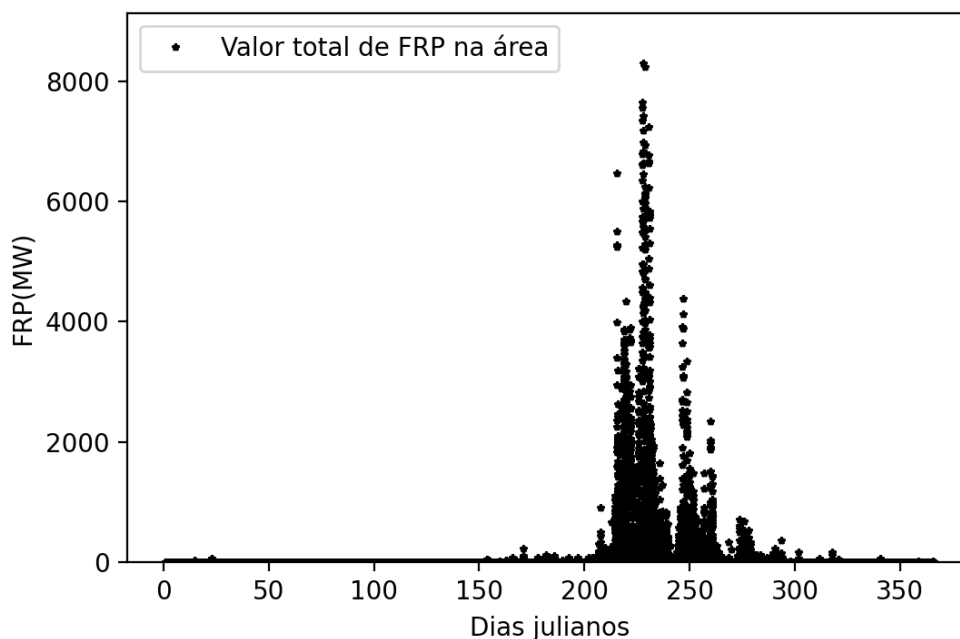


Figura 5.5: Série temporal do FRP emitido na área destacada na figura 5.2 ao longo de todos os dias do ano de 2020.

Nota-se que a maior atividade de queimadas na região concentrou-se entre os dias julianos 200 e 300, período do ano em que havia relativamente poucas chuvas e a região estava mais seca.

A seguir passamos a analisar toda a área presente na figura 5.2.

Dada a extensão da área na figura 5.2, que abrange uma região de $3^{\circ} \times 3^{\circ}$, devemos tratar a distribuição temporal do valor total de FRP com cuidado. Devido ao interesse em obter informações como o início de uma queimada, e como em uma área muito extensa podem ocorrer atividades de fogo simultâneas com tempos de início e picos de emissão de FRP diferentes, mas o valor total de FRP é apenas a soma desses valores e a identificação do início e dos picos é prejudicada. Para evitar esse tipo de problema na análise de distribuição do valor total de FRP, dividimos a área em quadrados de $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$, que será nosso valor mínimo de área.

Assim, ao dividir a área em quadrados menores, foi possível obter a duração da atividade de fogo. Analisando a distribuição temporal do valor total de FRP identificamos os picos, o início e o fim da variação, e calculamos a duração da queimada.

Utilizando os dados da distribuição de FRP ao longo de 2020 temos os resultados da distribuição duração do fogo, apresentados na figura 5.6, do tempo entre o início da queimada e o pico de FRP na figura 5.7, e do tempo entre o pico e o fim da queimada na figura 5.8. Também realizamos uma análise da correlação entre a duração do fogo e o FRP emitido durante as queimadas, representada na figura 5.9.

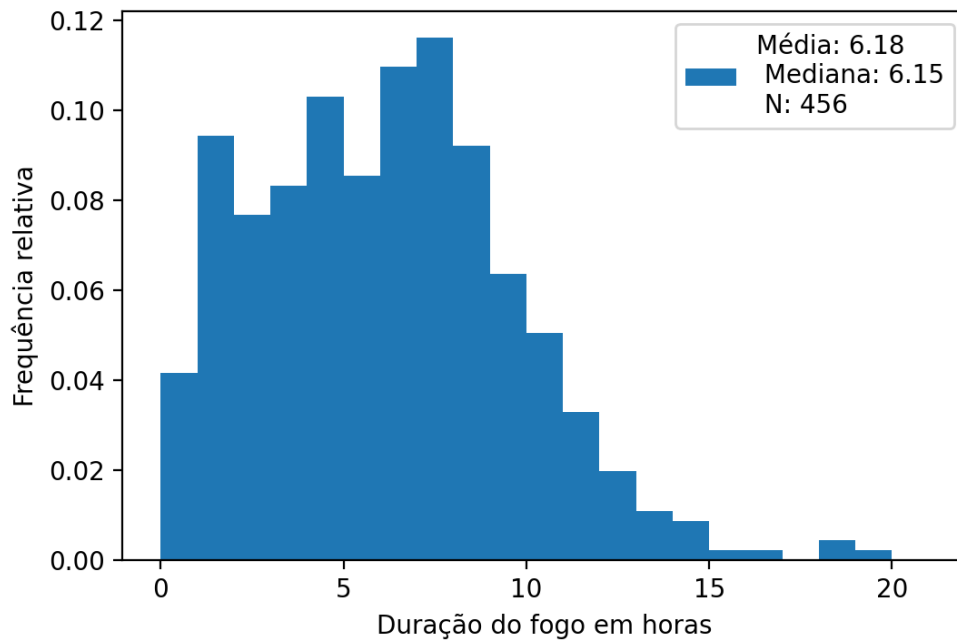


Figura 5.6: Histograma em frequência relativa das durações das atividades de fogo na região de 3ºx3º da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 6,18 hrs, mediana de 6,15 hrs e Número total de medidas de 456.

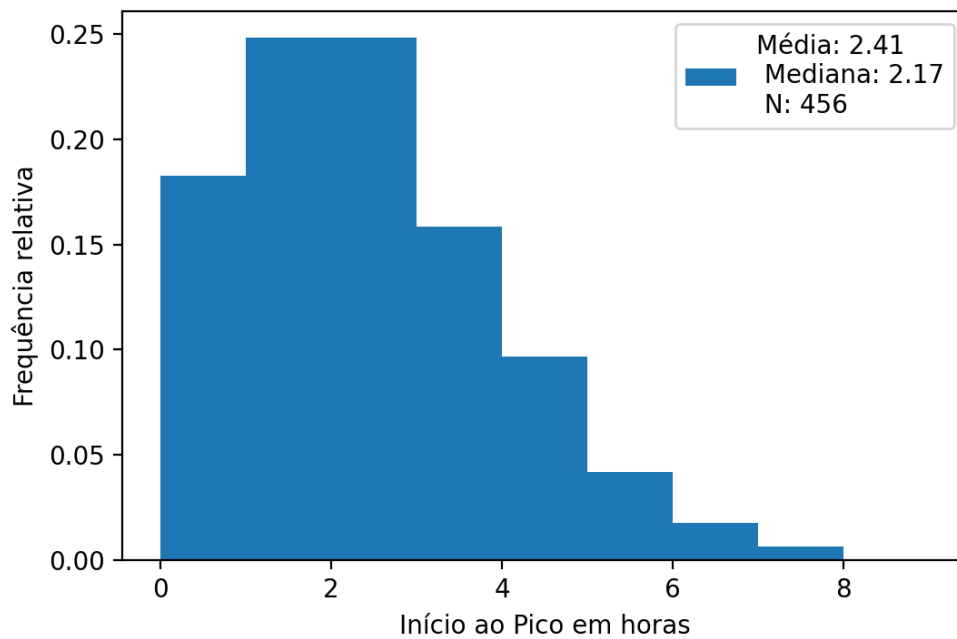


Figura 5.7: Histograma em frequência relativa do início ao pico das atividades de fogo na região de 3ºx3º da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 2,47 hrs, mediana de 2,17 hrs e Número total de medidas de 456.

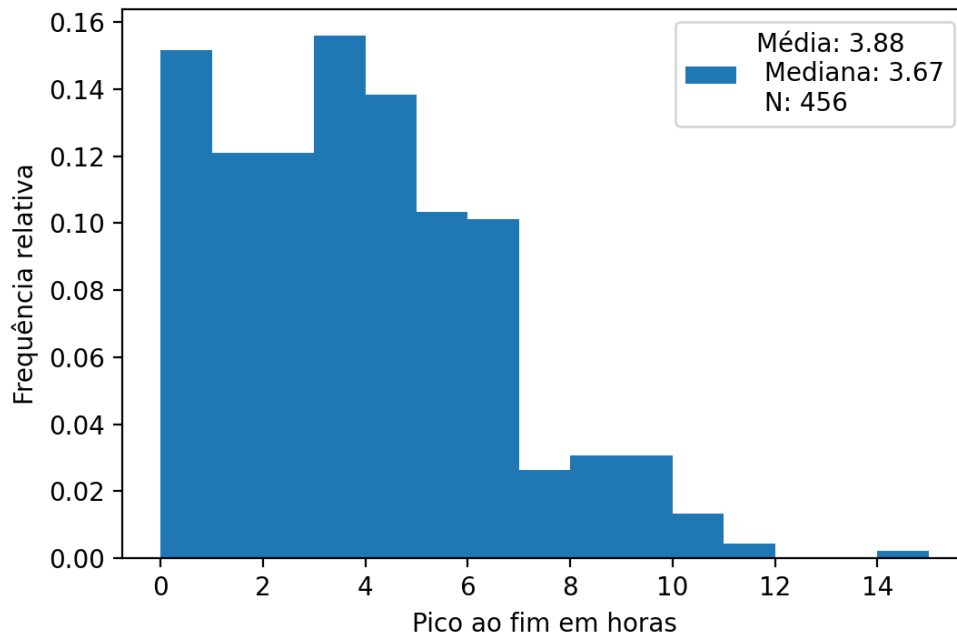


Figura 5.8: Histograma em frequência relativa do pico ao fim das atividades de fogo na região de $3^{\circ}\times 3^{\circ}$ da figura 5.2 durante o ano de 2020. Média de 3,88 hrs, mediana de 3,67 hrs e Número total de medidas de 456.

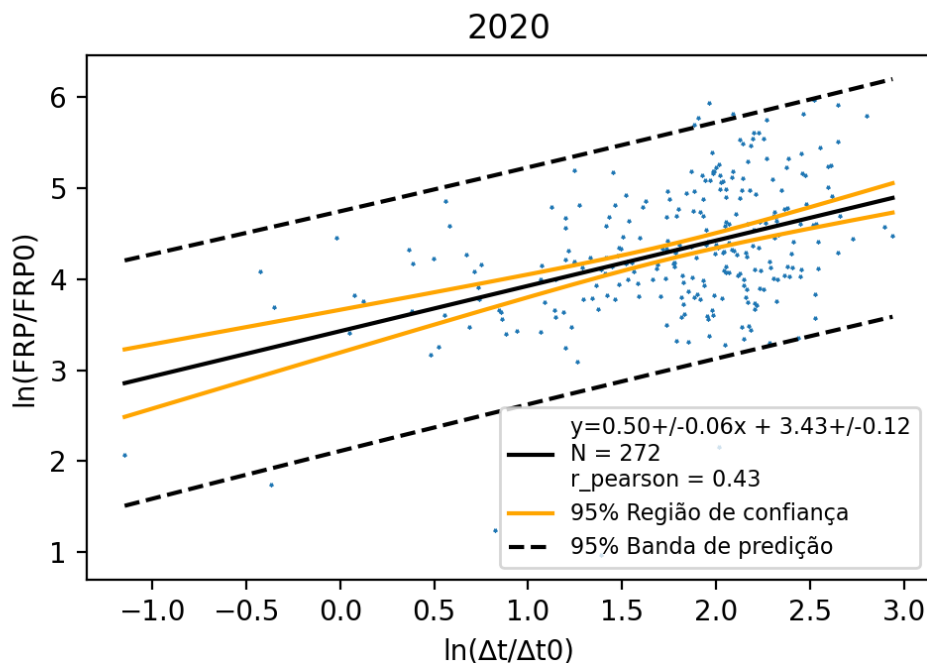


Figura 5.9: Dispersão do logaritmo natural do FRP emitido durante a atividade de fogo (FRP) contra o logaritmo natural das medidas de duração do fogo de cada atividade (Δt), ambas as medidas divididas pelo seu fator unitário $FRP_0 = 1MW$ e $\Delta t_0 = 1s$. Coeficiente angular = $0.50(6)$, coeficiente linear = $3.43(12)$. Número de medidas(N) = 272, r de pearson = 0,43. Estão representadas as bandas de predição de 95% delimitada pela linha tracejada e a região de 95% de confiança do ajuste, delimitada pela linha amarela.

5.2 Estudo das fases de combustão

Na seção anterior, conduzimos um estudo preliminar em uma pequena região da bacia amazônica, no qual extraímos algumas características das atividades de queima a partir das informações de radiância emitida em áreas de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. No entanto, há mais informações que podemos explorar usando o produto de temperatura.

Wooster *et al.* (2021) apresenta a distinção entre incêndios em duas fases de combustão: a fase de *flaming*, caracterizada por uma temperatura mais alta e presença de chamas, e a fase de *smoldering*, com temperatura mais baixa e sem a presença predominante de chamas, lembrando brasas. Kaufman *et al.* (1998) propõe intervalos de valores de temperatura para cada fase: *flaming* $1000K \pm 200K$ e *smoldering* $600K \pm 100K$. Uma vez que possuímos informações de temperatura das queimadas, é possível investigar a distribuição desses valores, examinar o comportamento e comparar os resultados com as proposições da literatura.

Ao contrário da seção anterior, não iremos somar os valores do produto em uma área definida. Isso se deve ao fato de que, anteriormente, a soma da emissão de radiância de cada pixel fornecia uma indicação geral da atividade de fogo na região. No entanto, a soma das temperaturas não se relaciona com nosso objetivo de verificar a distribuição de valores. Além disso, calcular a média em uma área poderia subestimar os valores de queimadas mais intensas e não nos permitiria avaliar adequadamente a fase em que o fogo se encontra no momento. Portanto, optamos por utilizar o valor de temperatura de cada pixel em que haja fogo.

Optamos por analisar o período compreendido entre os dias julianos 150 e 350 do ano de 2020 para conduzir nossa análise. A distribuição do FRP ao longo desse ano (conforme representado na figura 5.14a) indica que a maior parte da atividade de queima ocorre nesse intervalo. Procedemos então com o ajuste de uma distribuição gaussiana no logaritmo natural desses valores, empregando a equação 5.1. Os resultados desse ajuste são ilustrados na figura 5.10.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (5.1)$$

onde:

$f(x)$ é a função de densidade de probabilidade

μ é a média (valor esperado) da distribuição

σ é o desvio padrão da distribuição

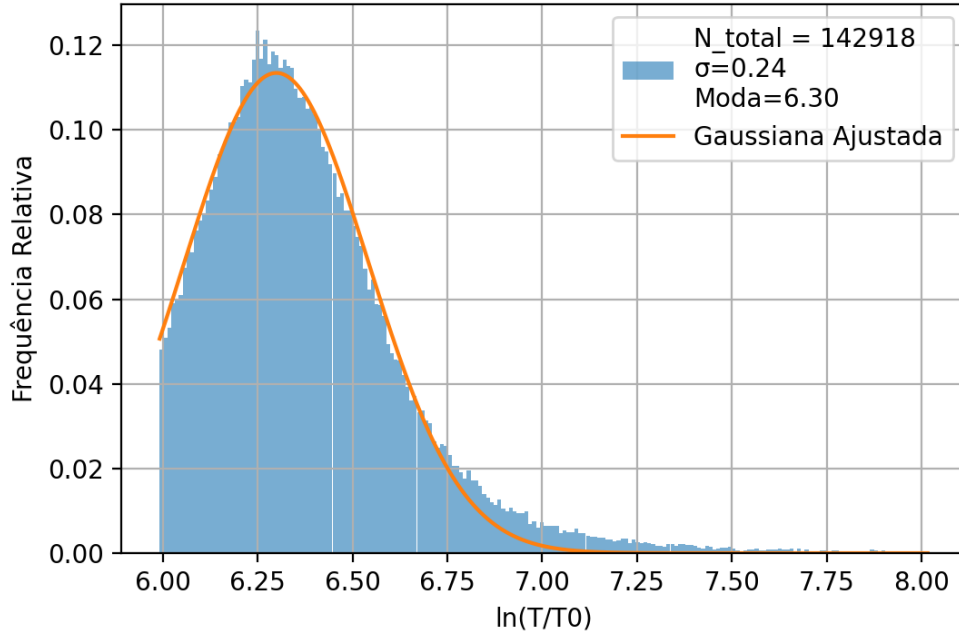


Figura 5.10: Ajuste de curva gaussiana histograma do logaritmo natural valores pixel a pixel de temperatura de fogo divididos pelo valor unitário de temperatura $T_0 = 1$ K. Número de dados total = 142918. Desvio padrão (σ) = 0,24. Moda = 6,30.

No ajuste realizado, observamos que a curva se ajusta bem aos dados até valores próximos de 6.7, o que corresponde a aproximadamente 800K. Como possuímos um grande número de dados, essa discrepância entre a curva ajustada e os dados pode ter uma relevância significativa. Dado que a teoria propõe a existência de dois regimes distintos no processo de combustão, essa diferença pode indicar que o ajuste atual está incompleto.

Nesse contexto, optamos por realizar um ajuste bimodal utilizando uma distribuição gaussiana. Para isso, empregamos a equação 5.2, a qual descreve a combinação de duas curvas gaussianas. Cada uma delas está relacionada a um dos regimes: *smoldering* e *flaming*. No entanto, uma tentativa de ajuste automático não foi suficiente para separar claramente essas duas modas. A fim de obter um ajuste adequado, precisamos fixar os parâmetros referentes à curva do regime *flaming*. Dessa forma, definimos a média como 6.90 ($\ln(1000)$) e o desvio padrão como 0.18 ($\ln(1200) - \ln(800)$).

O resultado final do ajuste bimodal é apresentado na figura 5.11.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2} + \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2} \quad (5.2)$$

onde:

$f(x)$ é a função de densidade de probabilidade bimodal

μ_1, μ_2 são as médias (valores esperados) das duas distribuições

σ_1, σ_2 são os desvios padrão das duas distribuições

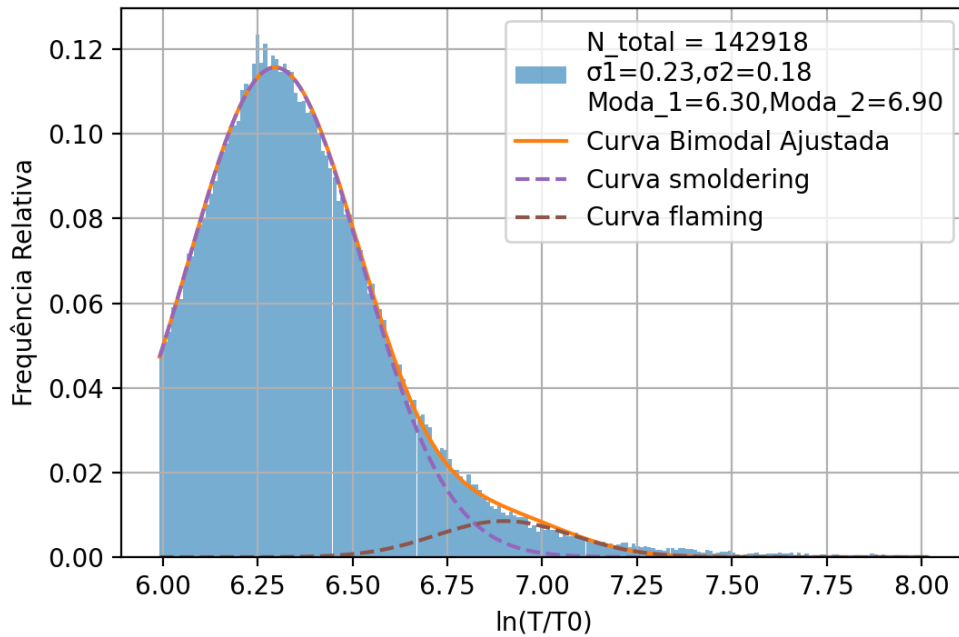


Figura 5.11: Ajuste de curva gaussiana bimodal histograma do logaritmo natural valores pixel a pixel de temperatura de fogo divididos pelo valor unitário de temperatura $T_0 = 1$ K. Número de dados total = 142918. Desvio padrão da curva *smoldering* (σ_1) = 0,23. Moda da curva *smoldering* (Moda1) = 6,30. Desvio padrão da curva *flaming* (σ_2) = 0,18. Moda da curva *flaming* (Moda2) = 6,90.

Nesse ajuste, constatamos que o intervalo sugerido pela teoria efetivamente melhora a adequação da curva gaussiana. Esse resultado indica que as medições realizadas corroboram a existência de dois regimes distintos de combustão. No entanto, é importante observar que as medições são contínuas e não representam dois regimes nitidamente separados e distintos. Na distribuição dos dados, não se manifestam dois picos claros, e foi necessário fixar alguns parâmetros para conseguir realizar o ajuste bimodal.

Isso implica que, embora nossa medição de temperatura nessa resolução de $2 \times 2 \text{ km}^2$ seja capaz de detectar a presença desses dois regimes de combustão, parece haver uma mistura de regimes que prejudica a precisão dessa medição.

Ao utilizar a temperatura, não apenas exploramos as características do fogo e seus regimes de combustão, mas também investigamos a relação entre a temperatura e a emissão de FRP. Para analisar essa relação, selecionamos novamente áreas de dimensões

0,5°x0,5°. No entanto, desta vez, ao invés de somar todos os valores de FRP para cada pixel com fogo ativo, calculamos a média dos valores medidos de temperatura e FRP correspondentes a esses pixels em chamas. Desse modo, para cada medição com intervalo de 10 minutos, obtemos um valor médio de temperatura e de FRP para a área em questão.

Optamos por trabalhar com médias em vez de somas, pois a soma das temperaturas resultaria em valores difíceis de compreender fisicamente. Rapidamente, chegaríamos a valores de 6000K em uma determinada área. Portanto, a média de temperatura se mostra mais adequada para essa análise. Ao seguir o método descrito acima e ao aplicar o logaritmo natural às médias de temperatura e FRP, obtivemos o gráfico apresentado na figura 5.12.

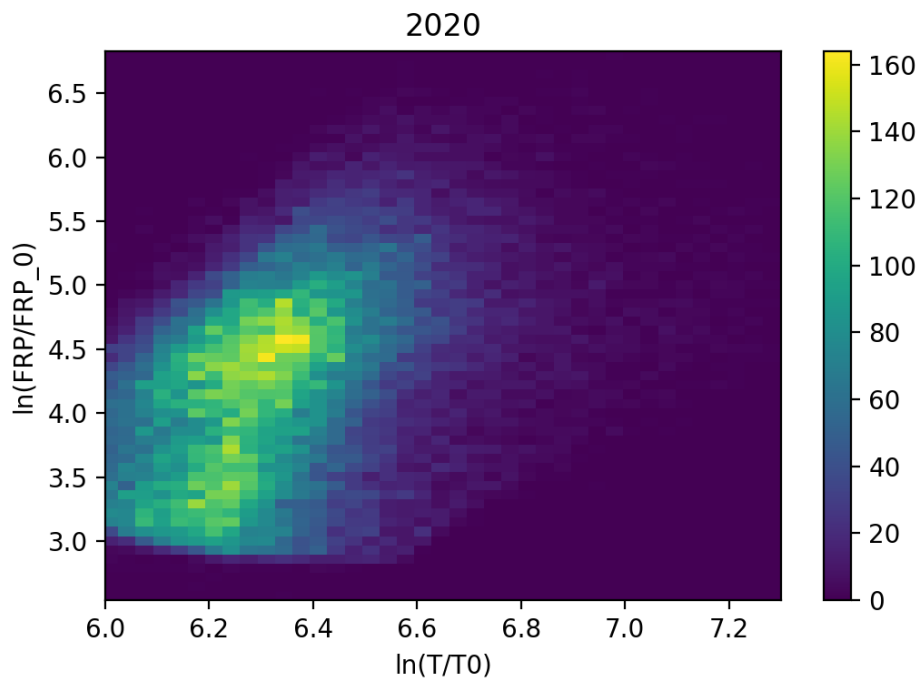


Figura 5.12: Histograma em duas dimensões do logaritmo natural da média de FRP, dividido pelo seu valor unitário ($FRP_0 = 1\text{MW}$), contra o logaritmo natural da média de temperatura (T), também dividida pelo seu valor unitário ($T_0 = 1\text{K}$), para cada quadrado de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. A escala de cores representa a frequência que cada média de FRP e temperatura se repetem, com unidade de $N \ln(FRP/FRP_0)/\ln(T/T_0)$.

Observa-se que a maior parte dos dados se concentra entre 4 e 5 para o logaritmo da média do FRP, e entre 6.2 e 6.4 para o logaritmo da temperatura. Isso implica que, em média, as atividades de fogo apresentam uma frequência mais elevada nos intervalos entre 490K e 600K, e dentro desse intervalo, a tendência é que a emissão média se situe entre 50MW e 150MW.

Também é evidente que a relação entre os dados não é linear. Para um determinado valor de FRP, existem diversos valores possíveis de temperatura. Isso indica que, ao analisarmos essas médias, diversos regimes de emissão são possíveis para diferentes

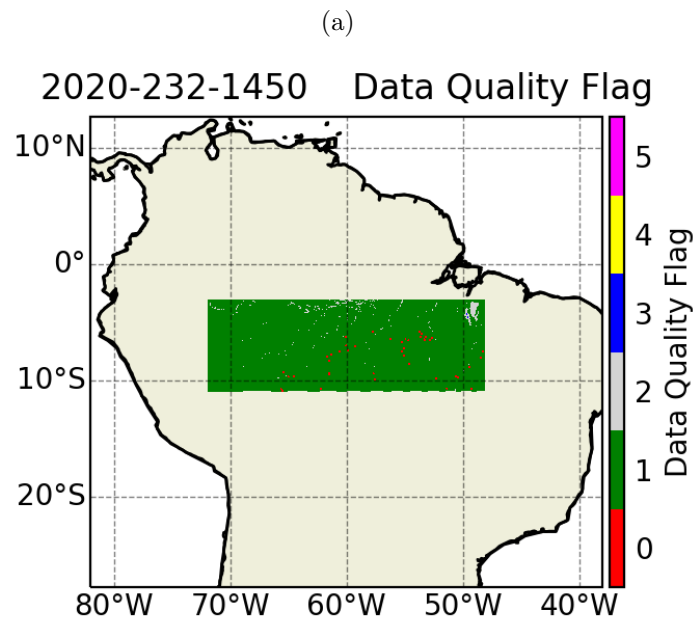
temperaturas. Por exemplo, em um determinado momento, podem ter ocorrido diversos pontos com queimas de temperatura relativamente baixa, mas um único ponto com queima intensa e alta temperatura. Nesse caso, a média da temperatura pode ser alta, mas a emissão será baixa, já que o efeito desse único pixel intenso na temperatura não tem um impacto tão significativo no FRP.

Com os resultados obtidos nessa sub-seção, conseguimos extrair informações relevantes sobre os incêndios florestais além das inicialmente previstas. O estudo das fases de combustão suscitou questões e complexidades relevantes, mesmo que dentro de uma área específica e um período limitado. Esses achados, sem dúvida, merecem atenção e um aprofundamento em trabalhos futuros.

5.3 Dinâmica do fogo no sul do arco do desmatamento

Os resultados obtidos foram essenciais para uma primeira análise da região amazônica das características das queimadas em uma área restrita. O estudo de *flaming* e *smoldering* apesar de suas complexidades foi suficiente para alcançar os objetivos estabelecidos em uma primeira análise.

Contudo, há a oportunidade de expandir a análise da dinâmica do fogo a partir do FRP para uma área muito maior. Para tal, escolhamos a região entre as latitudes -11°N e -3°N , e longitudes -72°E e -48°E , abrangendo praticamente todo o sul do arco do desmatamento, conforme ilustrado na figura 5.13.



(b)

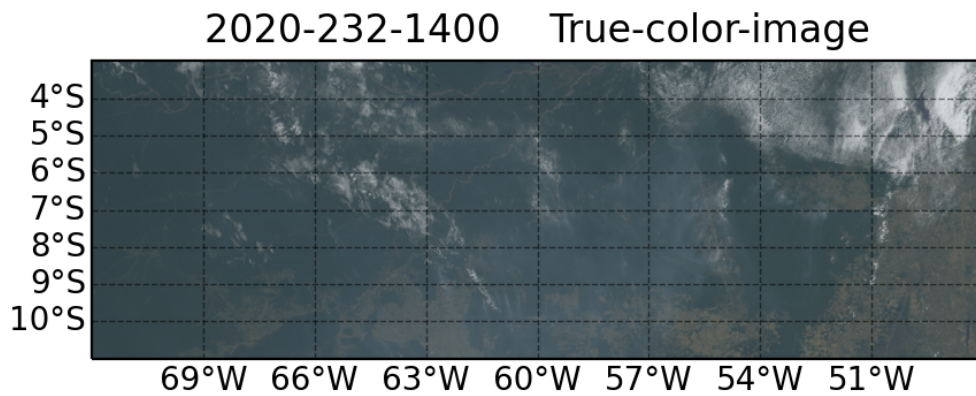


Figura 5.13: Região da bacia amazônica entre as latitudes -11°N e -3°N ; e longitudes -72°E e -48°E no ano de 2020, dia juliano 232. (a) *Data Quality Flag* da região às 14:50 UTC. (b) *True Color* da região às 14:50 UTC.

Nessa área expandida, avaliamos para os anos de 2020, 2021 e 2022 as distribuições anuais de FRP [5.14](#).

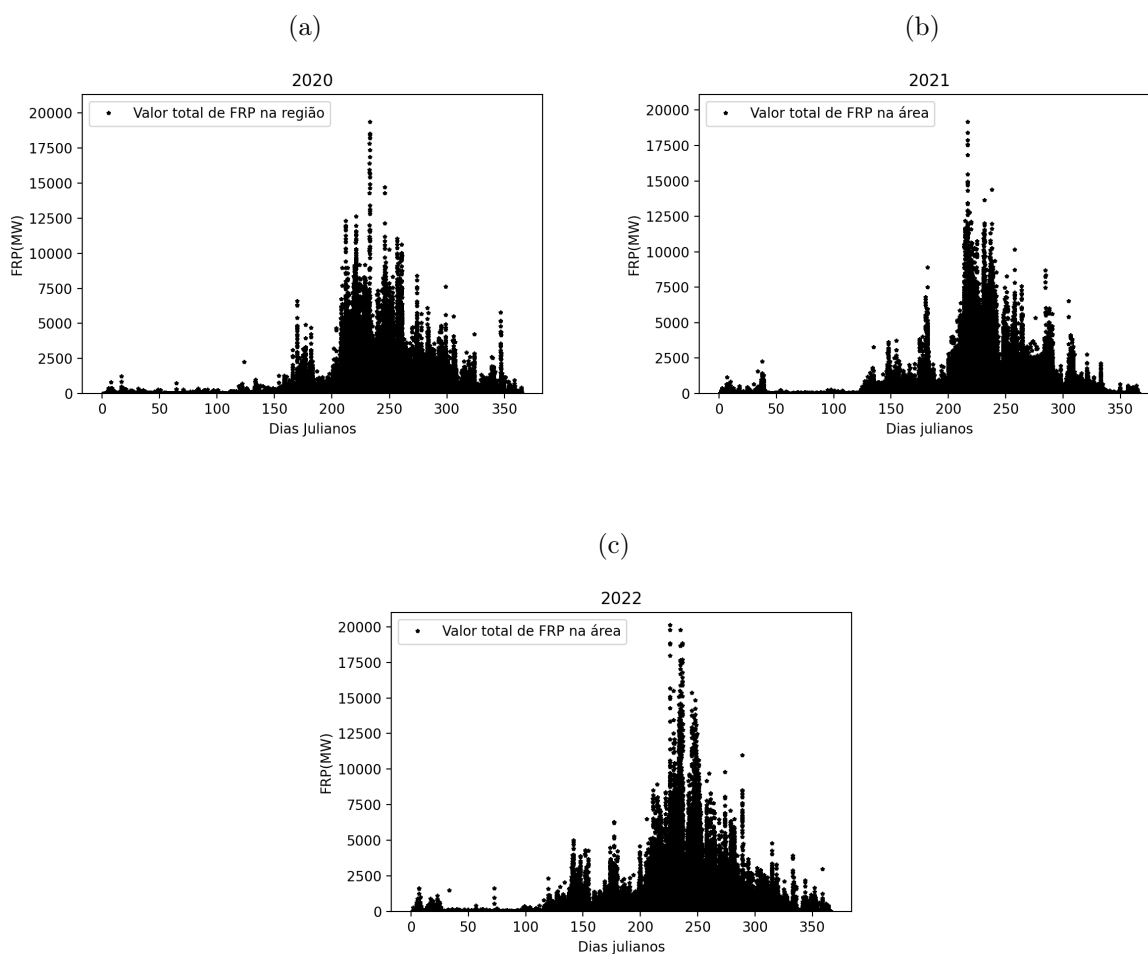


Figura 5.14: Série anual do FRP total emitido na região da figura 5.13 para os anos de (a) 2020, (b) 2021, (c) 2022.

Vemos que a maior parte da atividade se concentra entre os dias julianos 150 (30 de Maio) e 350 (16 de Dezembro). Para economizar processamento escolhemos o intervalo entre esses dias para fazer a análise da dinâmica do fogo.

Na região destacada na figura 5.13, realizamos uma análise da distribuição dos valores do produto de área queimada para o ano de 2020 e no período mencionado acima. Para cada imagem, com um intervalo de 10 minutos, coletamos os valores de área queimada de todos os pixels identificados como focos de incêndio. Na figura 5.15a, apresentamos a distribuição dos valores do logaritmo natural da média de área queimada. A opção pelo uso do logaritmo natural se deve à assimetria da distribuição, que dificulta a visualização direta. A mesma análise é conduzida na figura 5.15b, mas para a soma total das áreas queimadas de cada pixel de incêndio.

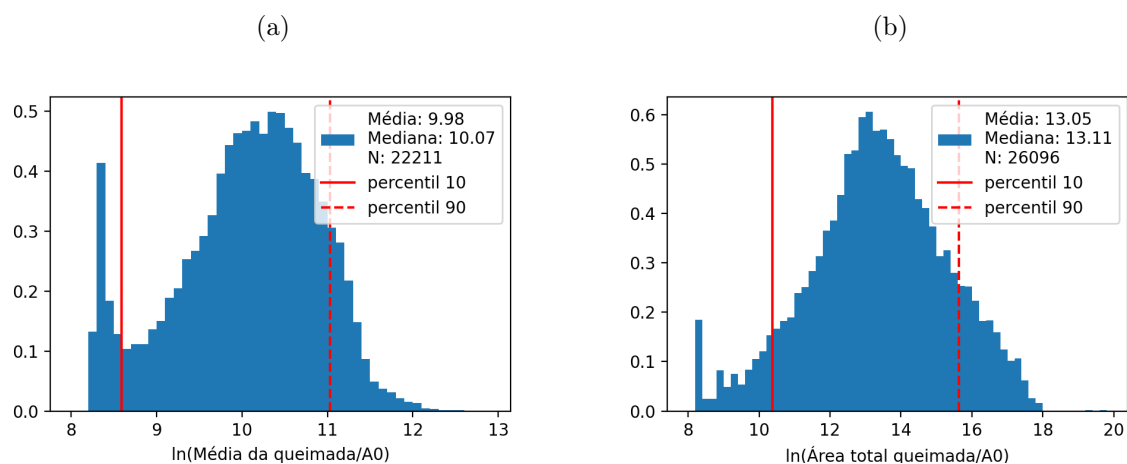


Figura 5.15: Histogramas em frequência relativa do logaritmo natural da (a) média da área queimada e (b) soma da área queimada, ambos divididos pelo valor unitário de área $A_0 = 1m^2$. Médias, medianas, número de dados e percentis 10 e 90 indicados na legenda.

Na distribuição da figura 5.15a, observamos que a média da área queimada dos pixels de fogo é de 9,98, o que corresponde a $21590,31 m^2$ ou $0,02 km^2$. A mediana é de 10,07, ou $0,02 km^2$. Já na figura 5.15b, a média da área queimada total dos pixels de fogo é de 13,05, equivalente a $0,46 km^2$, e a mediana é 13,11, ou $0,49 km^2$. Esses resultados revelam que há diferentes situações na dinâmica de queimadas. Tanto a média quanto a soma apresentam picos de valores com áreas queimadas relativamente pequenas. Considerando que cada valor corresponde a uma imagem de 10 minutos e estamos analisando 200 dias de dados, é esperado que grande parte dos incêndios identificados em algum momento de seu ciclo tenha extensão reduzida. Por outro lado, também são evidenciadas situações alarmantes. No valor máximo da figura 5.15b (20,97), constatamos que a área total queimada naquele momento era de $1279,83 km^2$.

Também podemos repetir a análise realizada na seção 5 e obter os mesmo resultados das figuras 5.6 à 5.9, mas agora para a região da figura 5.13, Os resultados para os anos de 2020, 2021 e 2022 estão apresentados nas figuras 5.16 a 5.18.

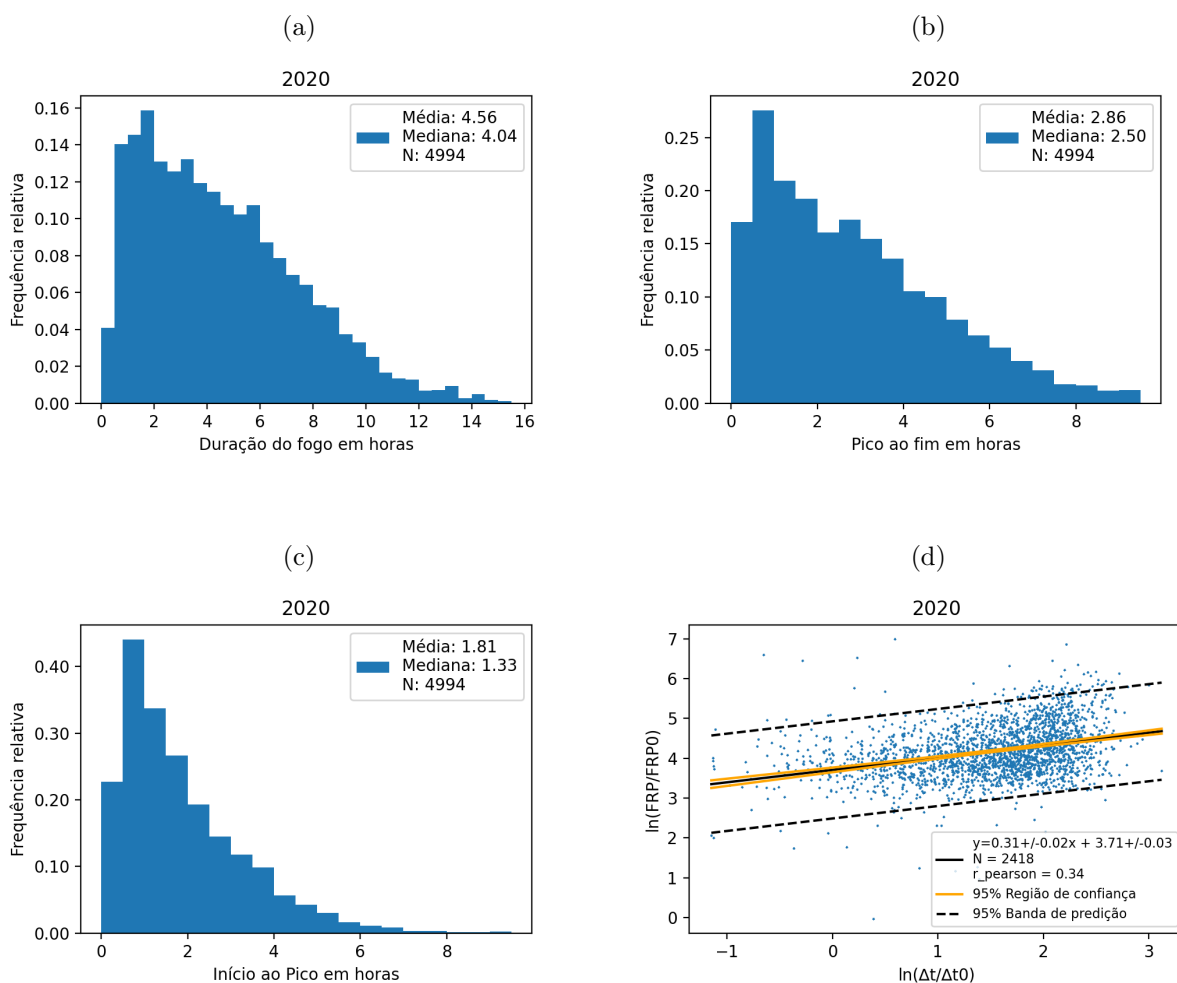


Figura 5.16: Resultados da dinâmica do fogo. (a) Histograma em frequência relativa das durações das atividades de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 4,56 hrs, mediana de 4,04 hrs e Número total de medidas 4994. (b) Histograma em frequência relativa do pico ao fim das atividade de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 2,86 hrs, mediana de 2,50 hrs e Número total de medidas 4994. (c) Histograma em frequência relativa do início ao pico das atividade de fogo na região da figura 5.13 durante os dias julianos 150 à 350 no ano de 2020. Média de 1,81 hrs, mediana de 1,33 hrs e Número total de medidas 4994. (d) Dispersão do FRP emitido e duração de cada evento (Δt). $FRP_0 = 1\text{MW}$; $\Delta t_0 = 1\text{s}$. Ajuste linear com coeficientes angular e linear, número de medidas (N) e correlação de Pearson ($r_{pearson}$) indicados na legenda. Bandas de predição de 95% (linha tracejada), região de 95% de confiança do ajuste (linha amarela).

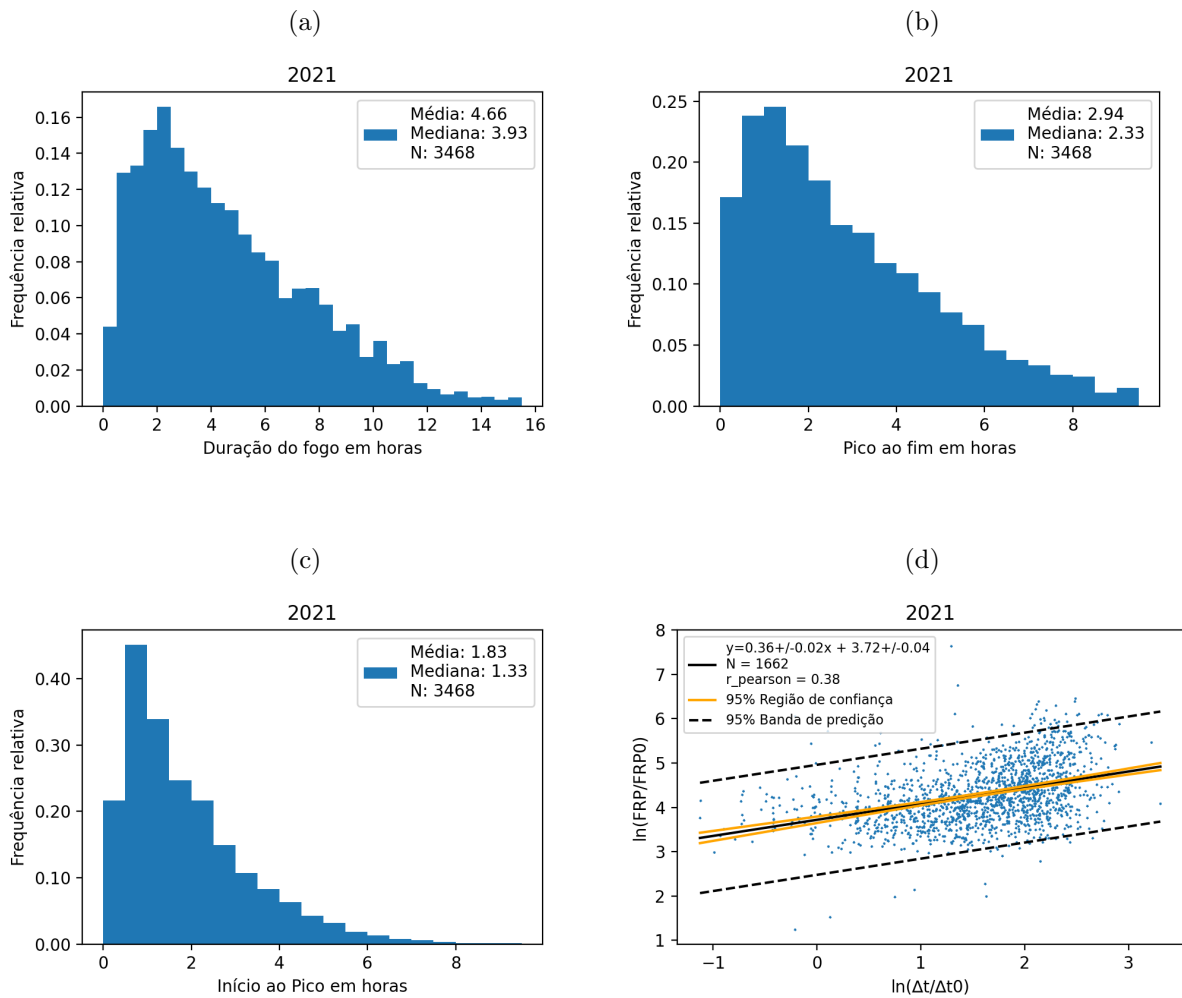


Figura 5.17: Resultados da dinâmica do fogo. (a) Como indicado na figura 5.16a, para 2021. Média de 4,66 hrs, mediana de 3,93 hrs e Número total de medidas 3468. (b) Como indicado na figura 5.16b, para 2021. Média de 2,94 hrs, mediana de 2,33 hrs e Número total de medidas 3468. (c) Como indicado na figura 5.16c, para 2021. Média de 1,83 hrs, mediana de 1,33 hrs e Número total de medidas 3468. (d) Como indicado na figura 5.16d, para 2021.

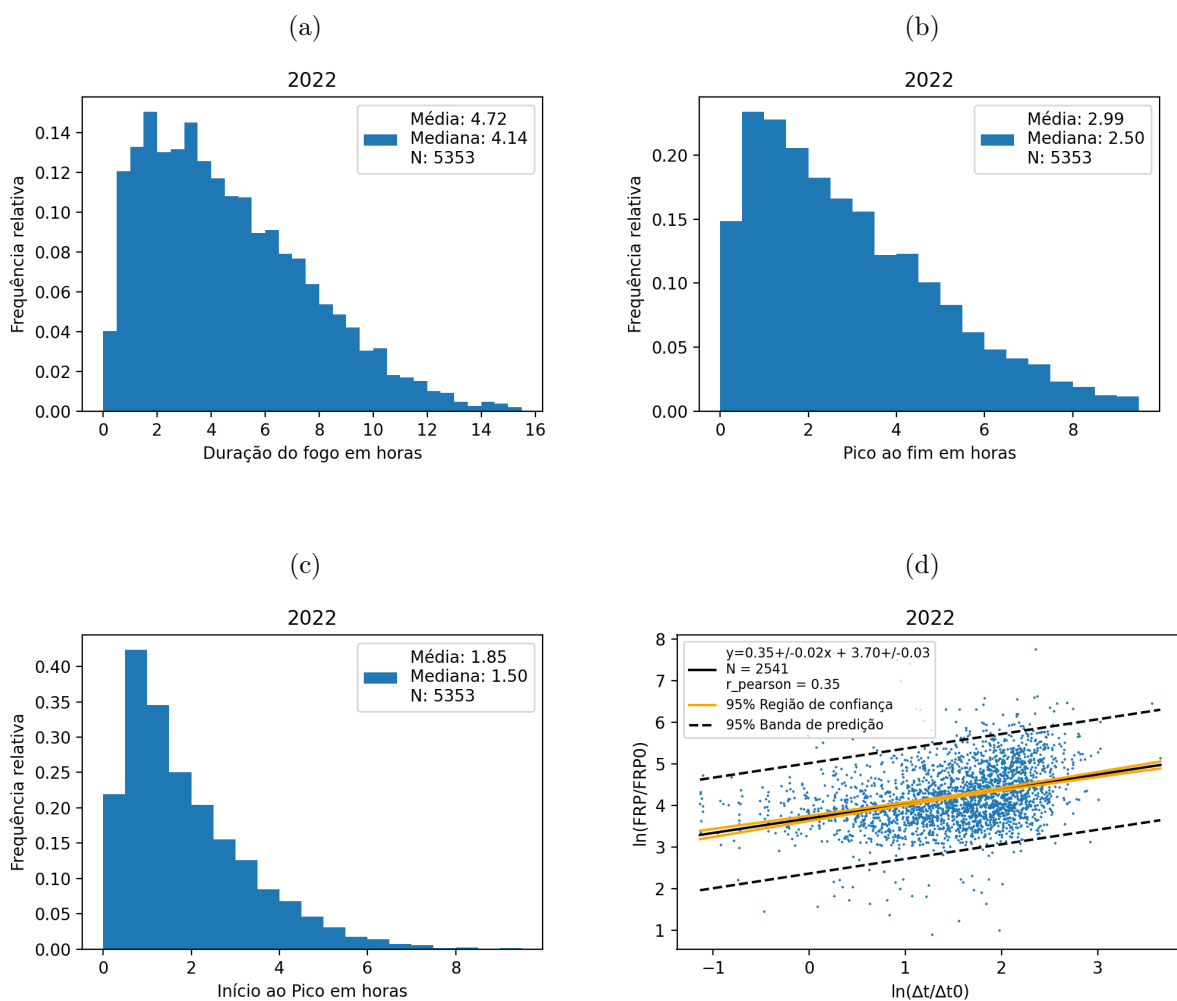


Figura 5.18: Resultados da dinâmica do fogo. (a) Como indicado na figura 5.16a, para 2022. Média de 4,72 hrs, mediana de 4,14 hrs e Número total de medidas 5353. (b) Como indicado na figura 5.16b, para 2022. Média de 2,99 hrs, mediana de 2,50 hrs e Número total de medidas 5353. (c) Como indicado na figura 5.16c, para 2022. Média de 1,85 hrs, mediana de 1,50 hrs e Número total de medidas 5353. (d) Como indicado na figura 5.16d, para 2022.

Os resultados obtidos para a duração do fogo se mostram estáveis ao longo dos anos, apesar de uma queda na quantidade de dados no ano de 2021, a distribuição dessas durações se mostra praticamente a mesma nos três anos. Outros resultados também são estáveis como as médias variando 4,56 e 4,72 horas e medianas variando entre 3,93 e 4,14.

Os resultados de duração entre o início da atividade de queima e o pico de emissão de FRP e entre pico e o fim da atividade mostram uma estabilidade similar a duração do fogo.

Analisando a correlação entre a radiância emitida e o tempo de duração das queimadas, observa-se que a relação entre as potências dessas grandezas é linear. Em alguma medida esse resultado reflete o que se espera, quanto mais tempo dura a atividade, mais radiância ela emite, mas isso é observado em escala logarítmica e com grande quantidade de medidas.

Os resultados indicam que a dinâmica das queimadas nessa região da Bacia Amazônica é semelhante ao longo dos anos analisados, mesmo com variação de quantidade de incêndios.

Também analisamos o horário local em que as queimadas se iniciam e plotamos sua distribuição, apresentada na figura 5.19.

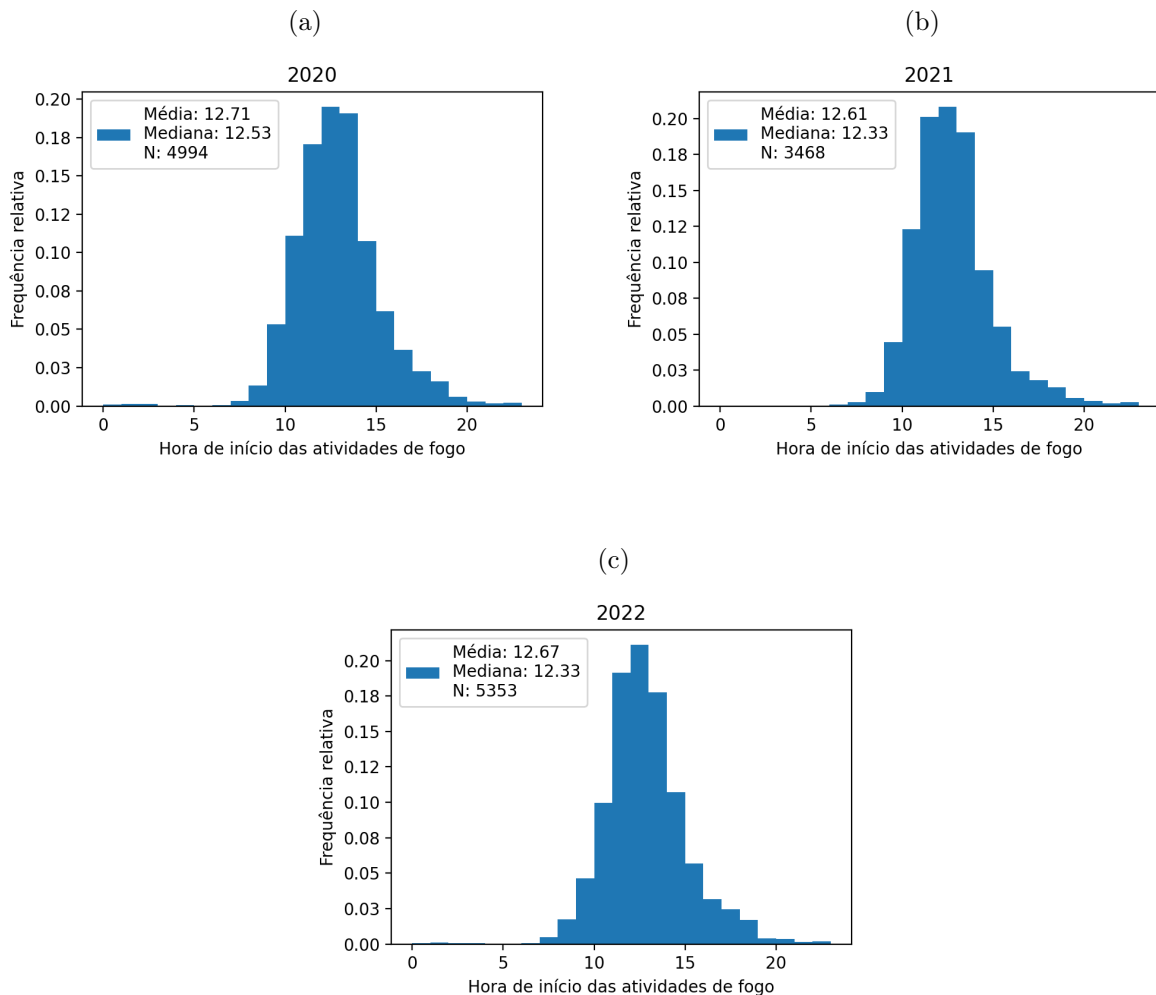


Figura 5.19: Histogramas em frequência relativa dos horários de início das atividades de fogo para os anos de (a) 2020, (b) 2021 e (c) 2022

Esses resultados complementam a análise anterior nos revelando estabilidade da dinâmica do fogo ao longo dos anos. Vemos que a distribuição temporal do início das atividades é praticamente a mesma ao longo dos três anos, com a maior parte delas começando entre 9 e 16h. Sabemos do caráter antrópico dessas atividades (Rivero *et al.*, 2009) o horário do início das queimadas ser praticamente um horário comercial pode não ser uma coincidência.

Também é interessante comparar o teste preliminar que fizemos em uma região de 3°x3°, especificamente o da figura 5.6, vemos que a média é maior do que o resultado de uma região mais extensa, o que indica que essas dinâmicas podem variar um pouco dependendo da região. Pode-se posteriormente analisar essas médias de duração de fogo,

por exemplo, para cada latitude ou longitude e verificar se essa diferença tem alguma relação com o bioma ou a transição entre biomas.

5.4 Estimativa de emissões

Outro dos nossos objetivos é conduzir estimativas com base nos dados do satélite GOES-16. Para isso, empregamos a metodologia introduzida na seção 4.4. A relação expressa na equação 4.5 vincula a taxa de emissão de qualquer espécie ao FRP e ao coeficiente de emissão do material em questão. Utilizando os coeficientes do inventário FEER (Ichoku & Ellison, 2014), é possível inferir a taxa de emissão de TPM a partir do FRP medido. Além disso, nosso interesse também se estende à estimativa da emissão total de massa, a qual pode ser obtida multiplicando o FRP pelo tempo, resultando na energia liberada pelo fogo, também conhecida como *Fire Radiative Energy* (FRE). Com isso, temos a relação expressa na equação 5.3.

$$M_x = C_e^x \cdot FRE \quad (5.3)$$

Para obter os resultados, selecionamos a mesma área apresentada na figura 5.13, dividida em quadrados de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. Dessa maneira, os coeficientes do FEER, dispostos em uma grade de $1^\circ \times 1^\circ$, são aplicados a quatro quadrados da nossa divisão, abrangendo a mesma área.

Medimos o FRP em toda a grade e multiplicamos esses valores pelo intervalo de tempo entre cada medição, que é de 600 segundos. Isso nos proporciona a energia liberada pelo fogo. Ao utilizarmos os coeficientes do FEER correspondentes a cada quadrado da grade, aplicamos a equação 5.3. Os resultados das emissões diárias para o TPM, no intervalo entre os dias julianos 150 e 350 dos anos 2020, 2021 e 2022, são ilustrados na figura 5.20.

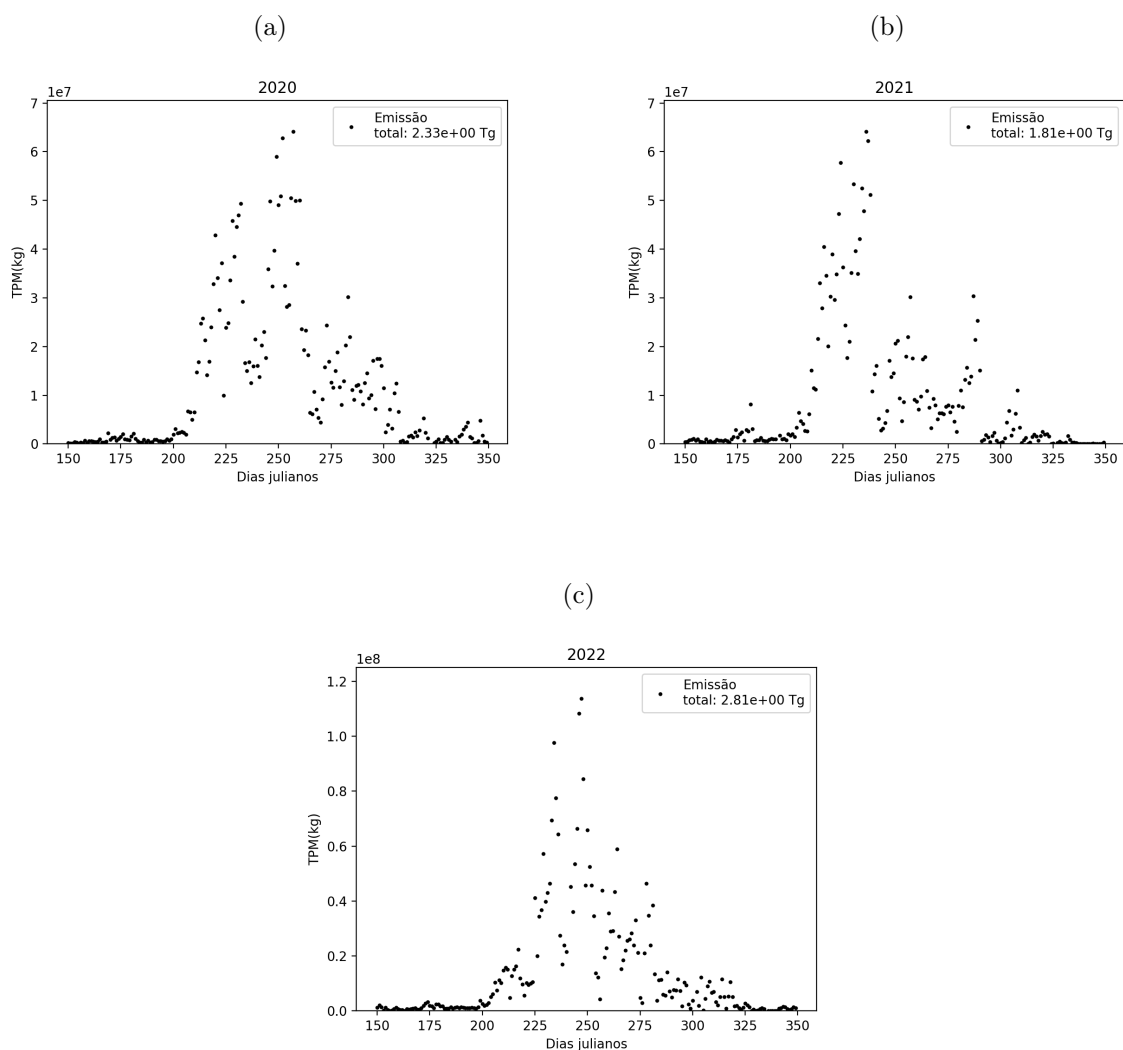


Figura 5.20: Distribuições da emissão diária total de TPM entre os dias julianos 150 e 350 para os anos (a) 2020, com emissão total no período de 2,33 Tg; (b) 2021, com emissão total de 1,81 Tg; e (c) 2022, com emissão total de 2,81 Tg.

Utilizando a mesma metodologia, temos a capacidade de estimar a emissão de outros materiais, bastando relacionar o coeficiente de emissão (C_e^x) do TPM com os fatores de emissão desses materiais, como ilustrado na equação 4.14. Na tabela 5.1, apresentamos os fatores de emissão dos materiais para os quais buscamos realizar a estimativa de emissão: CO_2 , CO e CH_4 .

Tabela 5.1: Fatores de emissão segundo [Andreae \(2019\)](#) utilizados para obter as emissões de cada espécie. Esses fatores correspondem ao bioma de floresta tropical.

	Fator de emissão médio (g/kg de massa queimada)	Desvio padrão (g/kg de massa queimada)
TPM	10,9	5,3
CO_2	1620	70
CO	104	39
CH_4	6,5	1,6

Como a equação [4.14](#) basicamente muda o coeficiente que multiplicamos a energia para obter a emissão da espécie a forma da distribuição de emissão diária para os outros materiais é basicamente a mesma da figura [5.20](#), então organizamos na tabela [5.2](#) a emissão total no período para cada espécie.

Tabela 5.2: Resultados da emissão total das espécies TPM, CO_2 , CO e CH_4 em Tg para o período entre os dias julianos 150 e 350 durante os anos de 2020, 2021, 2022.

	2020	2021	2022
TPM (Tg)	2,33	1,81	2,81
CO_2 (Tg)	434,7(2)	336,9(2)	523,8(2)
CO (Tg)	27,91(2)	21,63(2)	33,63(2)
CH_4 (Tg)	1,744(1)	1,352(1)	2,102(1)

Também é de interesse analisar a distribuição espacial dessa emissão, permitindo identificar quais áreas da região estão apresentando maiores níveis de emissão de material. Para isso, elaboramos um gráfico que representa a emissão em cada quadrado de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ para cada uma das espécies analisadas, no dia com a maior emissão registrada no ano de 2020. Os resultados dessa análise estão apresentados nas figuras [5.21](#) e [5.22](#)

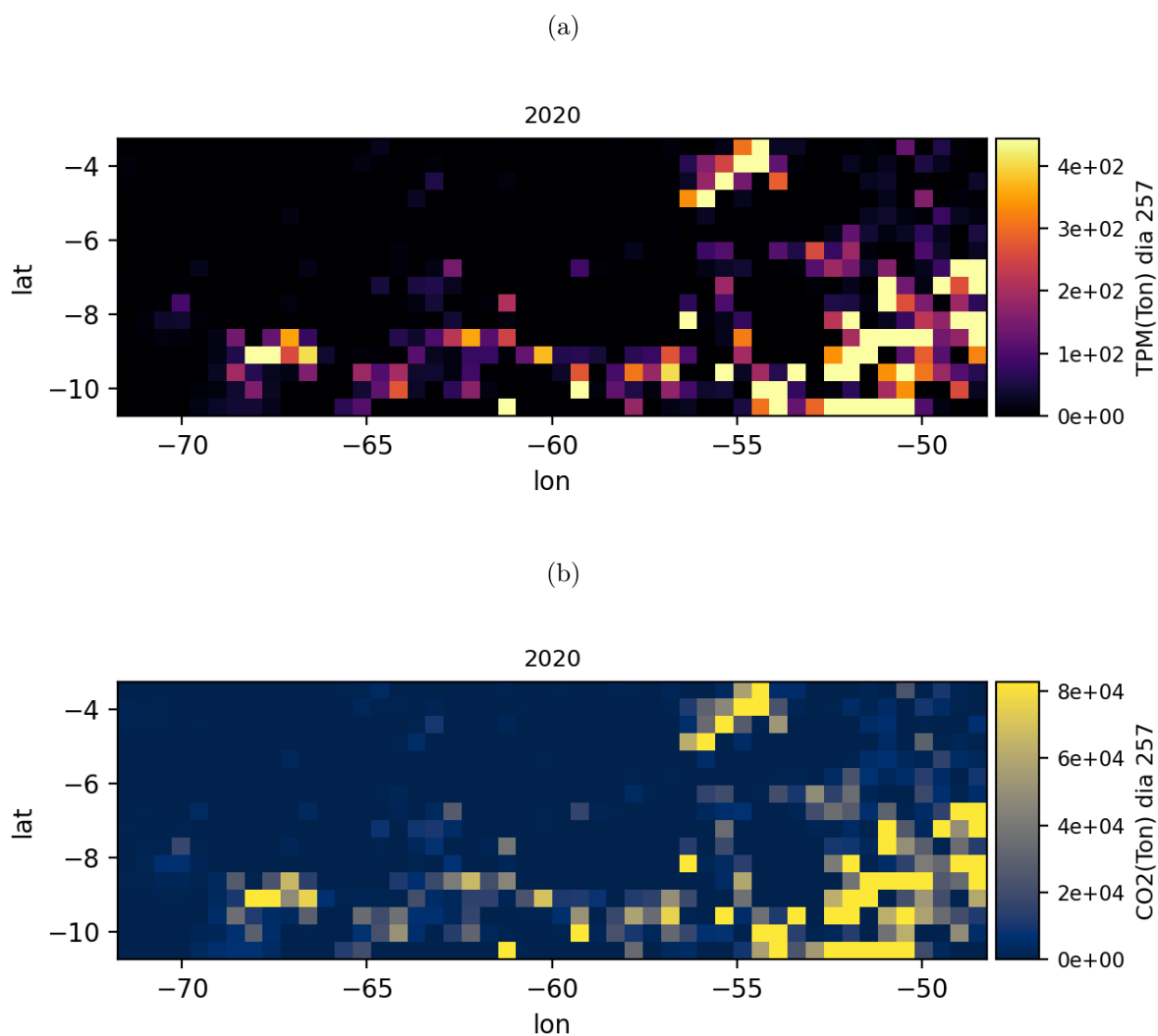


Figura 5.21: Resultados do mapeamento da emissão acumulada em toneladas durante o dia 257 (13 de Setembro) de 2020 com limite máximo no percentil 95 para melhor visualização da distribuição espacial da emissão. (a) para o TPM e (b) para o CO_2 .

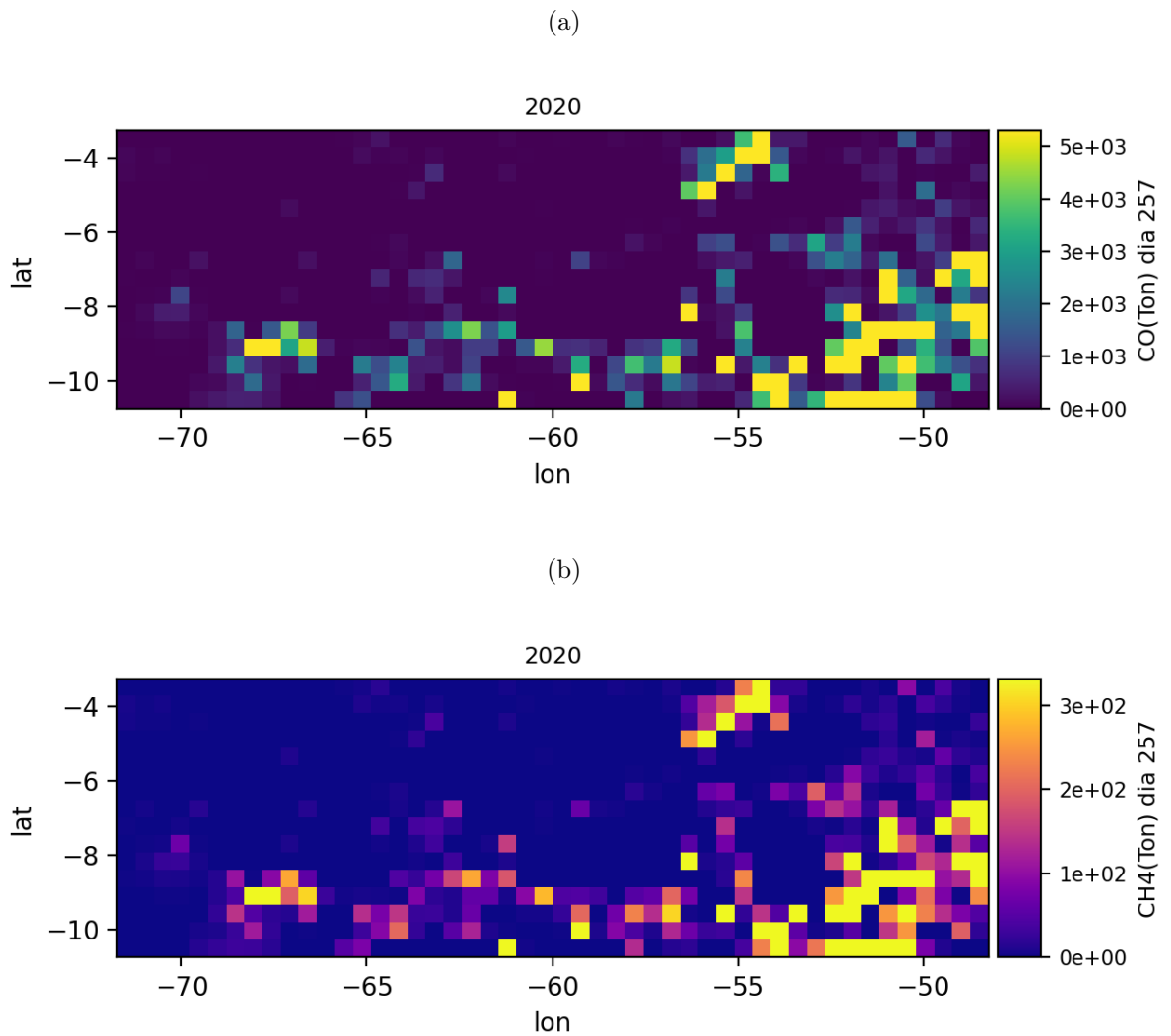


Figura 5.22: Resultados do mapeamento da emissão acumulada em toneladas durante o dia 257 (13 de Setembro) de 2020 com limite máximo no percentil 95 para melhor visualização da distribuição espacial da emissão. (a) para o CO e (b) para o CH_4 .

Até o momento, exploramos a emissão total desses materiais utilizando o FRP, coeficientes e fatores de emissão, além de analisarmos a distribuição espacial dessa emissão total com uma resolução arbitrária. Podemos enriquecer ainda mais a análise ao incorporar um produto que ainda não utilizamos: a área queimada.

O satélite GOES-16 oferece um produto que indica a área afetada pelo fogo em pixels de $2 \times 2 \text{ km}^2$. Isso nos fornece valores que variam de 1 a 4 milhões de metros quadrados. Aliás, esse produto é usado para calcular o FRP (equação 4.3). Agora, podemos utilizar essa área para calcular o fluxo de emissão dos materiais.

O cálculo do fluxo de emissão foi realizado da seguinte maneira: ao invés de somar toda a emissão de FRP em uma área arbitrária, calculamos o FRP por unidade de área para cada pixel identificado como fogo. Depois, fizemos uma média desse valor dentro do quadrado de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. Isso nos dará uma média de fluxo de FRP em $MW.m^{-2}.s^{-1}$. Ao

multiplicar esse valor pelo coeficiente de emissão correspondente àquela área, obteremos a média de fluxo de emissão daquele material em $kg.m^{-2}.s^{-1}$.

Realizamos esse cálculo para um único dado, o que nos forneceu a média de fluxo de emissão durante um período de 10 minutos. No entanto, ao coletar mais dados, podemos calcular a média de fluxo mensal para cada ponto da nossa grade e examinar a distribuição espacial desse resultado. Ao realizar esse processo para todas as espécies e focando no mês de agosto de 2020, apresentamos os resultados na figura 5.23.

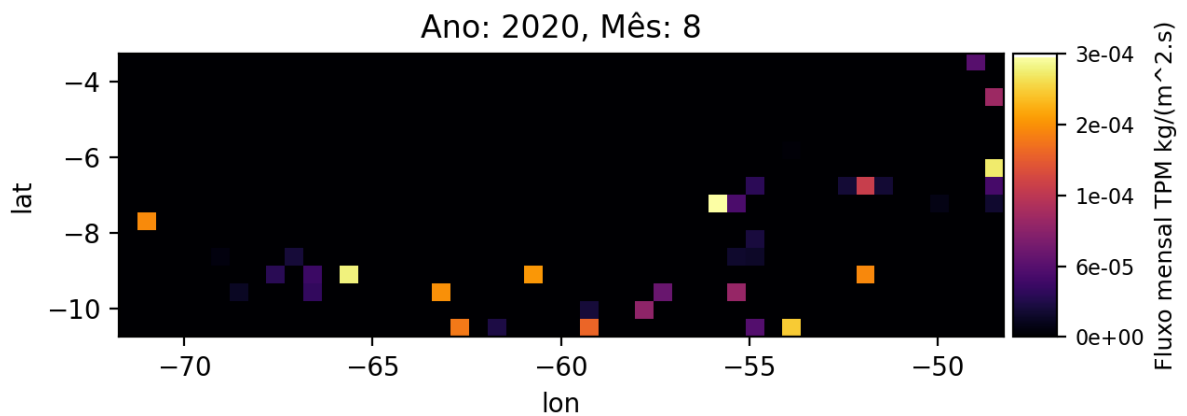


Figura 5.23: Fluxo de emissão médio de TPM para o mês de agosto de 2020 para cada quadrado de $0,5^{\circ} \times 0,5^{\circ}$.

A figura 5.23 ilustra a média de fluxo mensal para o TPM, servindo como um exemplo dos resultados obtidos. No entanto, além desse exemplo, compilamos uma base de dados anual que contém os resultados das médias mensais para todos os meses do ano, abrangendo os três anos das análises anteriores. Esses resultados estão disponíveis na nuvem¹³.

¹³<https://doi.org/10.5281/zenodo.8299779> Acessado em 29 de Agosto de 2023.

6 Discussão

Através das medições do instrumento ABI a bordo do satélite GOES-16, que são processadas pelo algoritmo FHS, obtemos produtos como temperatura, FRP e área queimada para cada pixel identificado contendo atividade de incêndio.

Com base nesses produtos, pudemos extrair informações relevantes sobre a dinâmica do fogo em uma vasta região da bacia amazônica, abrangendo principalmente o arco do desmatamento. Foram analisadas a área queimada, a duração média, o horário de início das atividades ao longo do dia, entre outros resultados. No entanto, é importante ressaltar que estamos nos apoiando fortemente nos resultados gerados pelo algoritmo FHS, cuja validação é realizada principalmente com incêndios ocorridos nos Estados Unidos¹⁴, comparando-os com dados do MODIS. Embora essa validação forneça uma certa confiabilidade aos nossos dados, detalhes específicos do bioma da floresta amazônica podem não ser plenamente capturados.

Adicionalmente, o algoritmo que empregamos para identificar os picos de FRP, utilizando a biblioteca Scipy, dos quais derivamos informações como duração das atividades de fogo, é mais efetivo para a detecção de sinais de funções mais regulares. Parâmetros foram fornecidos para garantir a fidelidade à forma dos dados, mas deve-se considerar que ainda assim não é uma técnica totalmente precisa. Futuramente, poderíamos elaborar um algoritmo mais específico para esse fim, visando aprimorar os resultados obtidos.

A análise das distribuições de valores de temperatura também permitiu identificar as diferentes fases de combustão das queimadas. Para isso, fixamos determinados parâmetros baseados em referências sobre o assunto. No entanto, é válido ponderar que a delimitação dos intervalos de *flaming* e *smoldering* nessas referências é um tanto arbitrária. Kaufman *et al.* (1998), ao apresentar os intervalos que utilizamos, baseia-se no trabalho de Lobert & Warnatz (1993). Apesar deste último trabalho apresentar fundamentos químicos e físicos do processo de combustão, que servem como base para compreender o processo, ele não fornece medições de temperaturas de queimadas para embasar os intervalos apresentados.

É válido ressaltar que esse ponto não invalida a suposição de existirem intervalos definidos para as fases de combustão, nem inviabiliza a aplicação dos intervalos em nossos dados. Contudo, isso sinaliza que há um vasto campo a ser explorado quando tratamos das fases de combustão em incêndios florestais, e o GOES-16, com sua alta resolução temporal, pode contribuir nessa tarefa.

Espera-se que, com base teórica e estatística sólida sobre as fases de combustão, possamos aprimorar os coeficientes e fatores de emissão. Lobert & Warnatz (1993) indicam que diferentes fases de combustão emitem distintas espécies de materiais. A robustez estatística dessas fases de combustão pode refinar não apenas os coeficientes e

¹⁴<https://www.star.nesdis.noaa.gov/star/index.php>. Acesso em 15 de Agosto de 2023.

fatores de emissão de diferentes biomas e pontos de grade, mas também em relação às fases específicas de combustão.

Além disso, conseguimos estimar as emissões de TPM, CO_2 , CO , e CH_4 . Utilizamos uma base de dados que fornece coeficientes de emissão para cada ponto de grade em uma malha de $1^\circ \times 1^\circ$. Entretanto, é crucial entender que nossos resultados estão intrinsecamente ligados à veracidade dos dados do inventário FEER, que obteve esses coeficientes através da correlação entre medições de FRP e AOT. Vale destacar que nem todos os pontos do globo possuem medições suficientes para calcular os coeficientes de emissão diretamente; alguns dados são obtidos por meio de interpolações e simulações, que, embora eficazes, não superam a precisão das medições diretas.

Comparar os resultados de emissões com outras fontes torna-se desafiador, pois selecionamos uma área e período específicos. No entanto, no trabalho de [Freitas et al. \(2005\)](#), temos um resultado semelhante para a emissão de CO em um dia. Podemos observar esse resultado na figura [6.1](#).

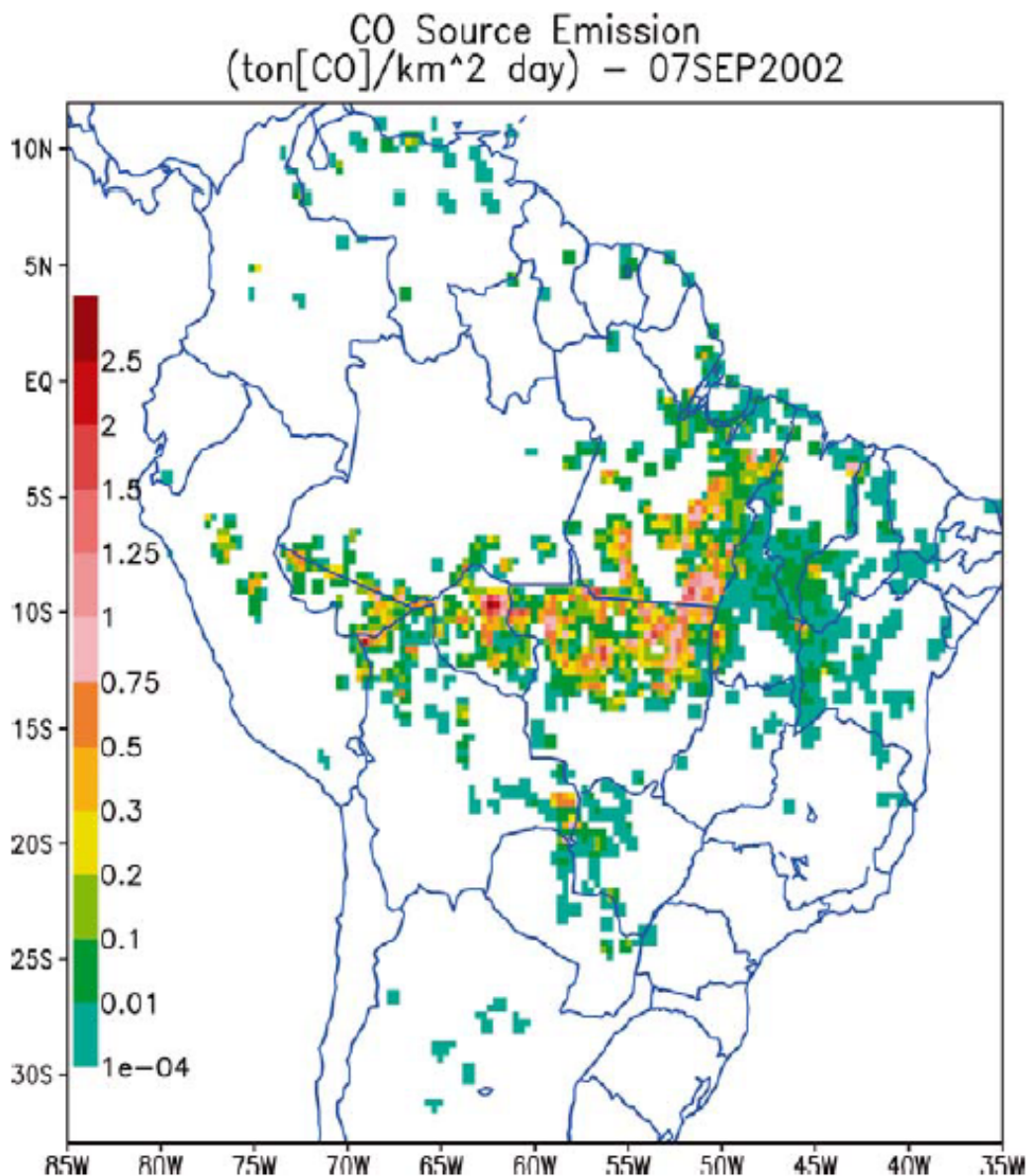


Figura 6.1: Emissão de CO para o dia 7 de Setembro de 2002 na América do Sul. Extraído de Freitas *et al.* (2005).

Este resultado, diferente do obtido em nosso trabalho, utiliza uma abordagem *bottom-up*, empregando fatores de emissão e uma estimativa da área queimada com base no produto de tamanho de fogo do GOES-8 para obter a emissão de CO. O satélite, o instrumento (*Visible Infrared Spin Scan Radiometer Atmospheric Sounder - VAS*) e o algoritmo utilizado são similares aos que estamos utilizando. O resultado da emissão de CO para um dia específico (7 de Setembro de 2002) em áreas compatíveis com a região que estamos analisando é de aproximadamente 2 toneladas de CO por km^2 . Para fazer uma comparação aproximada com nossos resultados, em termos de ordem de grandeza, podemos selecionar um dos pontos de grade da figura 5.22a com uma emissão aproximada de 5×10^3 toneladas em um dia e dividir pelo tamanho da grade de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$, que é aproximadamente $2500 km^2$. Isso resultará em uma emissão de CO de cerca de 2 toneladas

por km^2 por dia, o que, apesar das aproximações, é essencialmente o mesmo resultado em termos de ordem de grandeza.

Além disso, podemos efetuar uma comparação considerando as emissões globais de TPM entre 2004 e 2011, conforme o inventário de emissão FEER (Ichoku & Ellison, 2014). Nesse período, as emissões globais de TPM se mantiveram entre 60 e 90 Tg, como ilustra a figura 6.2. A partir dessa referência, é possível inferir que a região da bacia amazônica contribui com aproximadamente 3 a 4% da emissão global desse material, o que parece estar em conformidade com a ordem de grandeza esperada.

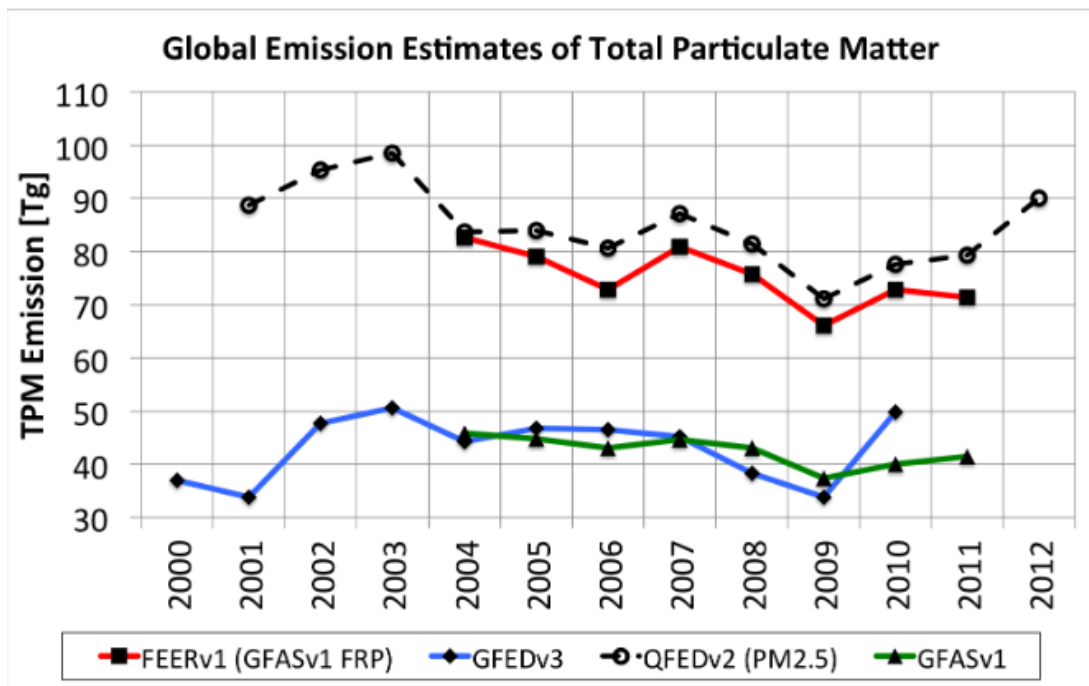


Figura 6.2: Comparação entre a emissão global de TPM entre os anos 2004 e 2011 segundo diversos inventários de emissões. Extraído de Ichoku & Ellison (2014).

É importante mencionar que existem atualizações e esforços em andamento para aprimorar a metodologia do FEER. O trabalho de que extraímos a relação entre os coeficientes de emissão e os fatores de emissão (Nguyen & Wooster, 2020) propôs coeficientes de emissão aprimorados, embora tenha focado principalmente no continente africano.

Apesar disso, continuamos a avaliar que, ao utilizarmos o inventário de emissões FEER, conseguimos realizar estimativas consistentes das emissões e fluxo de emissão na região da bacia amazônica. É válido destacar que possíveis melhorias nos coeficientes de emissão podem se somar a esses esforços, aprimorando nossos resultados nesse contexto específico.

7 Conclusão

Através das medições realizadas pelo instrumento ABI a bordo do satélite GOES-16 e processadas pelo algoritmo FHS, obtivemos produtos valiosos, como temperatura, FRP e área queimada, para cada pixel identificado com atividade de incêndio.

Utilizando esses produtos, conseguimos extrair informações essenciais sobre a dinâmica do fogo em uma vasta região da bacia amazônica, abrangendo o arco do desmatamento. Analisamos a distribuição da média e do total de área queimada ao longo de 2020 onde observamos uma assimetria nessa distribuição, havendo grandes quantidades de incêndios pequenos, mas em alguns casos houve medições que registraram que mais de 1250 km^2 da região estava queimando, para efeito de comparação a cidade do Rio de Janeiro tem 1200 km^2 .

Também foi possível caracterizar o início, pico e fim da atividade de queimada através da emissão de FRP, permitindo-nos calcular a duração do fogo, o intervalo entre o início e o pico de emissão de FRP e o intervalo entre o pico e o fim do fogo.

Ao longo de três anos - 2020, 2021 e 2022 - coletamos dados que indicaram uma variação mínima na duração média do fogo, mantendo-se entre 4 e 5 horas. O tempo médio entre o início e o pico de emissão de FRP foi aproximadamente 2 horas, e entre o pico e o fim do fogo foi de cerca de 3 horas. Exploramos também a correlação entre o tempo de duração e a emissão, demonstrando uma relação linear entre essas medidas em ordens de grandeza.

Vale ressaltar que nossas análises dependem da precisão do algoritmo FHS, que processa os dados brutos do satélite. Portanto, pode haver erros sistemáticos associados a esses resultados, porém esses não invalidam completamente nossas conclusões.

Embora não tenhamos encontrado estudos semelhantes para uma comparação direta das dinâmicas de fogo na floresta amazônica, as informações extraídas através deste trabalho enriqueceram nosso entendimento do assunto.

Além da caracterização da dinâmica do fogo, identificamos uma análise adicional das fases de combustão das queimadas. Mesmo não sendo um foco inicial do trabalho, pudemos utilizar o produto de temperatura para identificar uma distribuição de valores que se ajustou a uma gaussiana bimodal. Cada componente da gaussiana bimodal está relacionado com a fase de *flaming* ou *smoldering* da combustão.

É importante reconhecer que essa análise também está sujeita às limitações dos intervalos de temperatura baseados na literatura. Esses intervalos, embora fundamentados em referências, podem ser considerados arbitrários. No entanto, essa análise contribui para os estudos sobre as fases de combustão em incêndios florestais, preenchendo uma lacuna empírica especialmente em casos de áreas extensas.

Neste trabalho, também conseguimos estimar as emissões de diferentes materiais, incluindo TPM, CO_2 , CO , e CH_4 . Utilizando os coeficientes de emissão do inventário

FEER e fatores de emissão de [Andreae \(2019\)](#), calculamos a emissão total desses materiais para um período de 200 dias, que representa quase 100% da emissão anual, ao longo de três anos. Para o TPM, as emissões variam entre 1,81 e 2,81 Tg, enquanto para CO_2 , variam de 336,9(2) a 523,8(2) Tg. Já as emissões de CO variam entre 21,63(2) e 33,63(2) Tg, e as de CH_4 variam entre 1,352(1) e 2,102(1) Tg.

Destacamos que nossos resultados estão limitados pela precisão dos coeficientes de emissão do inventário FEER, que pode ser aprimorada para regiões específicas. Mesmo assim, acreditamos que essa abordagem nos permitiu realizar estimativas confiáveis das emissões e fluxos de emissão na região da bacia amazônica, podendo ser aprimorada no futuro com melhores coeficientes de emissão.

Finalmente, concluímos que os objetivos iniciais deste trabalho foram alcançados de forma satisfatória. Conseguimos caracterizar fisicamente as queimadas na região amazônica, estimar suas emissões utilizando a relação entre a energia emitida e os coeficientes de emissão fornecidos por bases de dados confiáveis e avaliar criticamente nossos resultados. No entanto, reconhecemos que existem desafios e oportunidades para aprimorar ainda mais nossa abordagem.

Para estudos futuros, recomendamos uma avaliação mais aprofundada dos algoritmos utilizados, especialmente considerando as particularidades da floresta amazônica. Investigações adicionais sobre as fases de combustão, baseadas em medições empíricas de temperaturas de queimadas, poderiam refinar nossas análises e contribuir para um entendimento mais preciso das dinâmicas do fogo. Além disso, a melhoria contínua dos coeficientes de emissão, considerando dados mais específicos e atualizados, pode aumentar a confiabilidade de nossas estimativas.

Em síntese, este estudo expandiu nosso conhecimento sobre as atividades de queimada na região da bacia amazônica e suas implicações ambientais. Ao aproveitar as capacidades do satélite GOES-16 e a metodologia desenvolvida, fornecemos percepções sobre a dinâmica do fogo, suas fases de combustão e as emissões associadas. Esperamos que os resultados apresentados aqui contribuam para a compreensão dos processos de queima na região e inspirem pesquisas futuras visando aprimorar nossa abordagem e expandir nossos conhecimentos nessa área crucial para o meio ambiente e a sociedade.

Referências

- Alves, Lincoln Muniz, Marengo, Jose A., Fu, Rong, & Bombardi, Rodrigo J. 2017. Sensitivity of Amazon Regional Climate to Deforestation. *American Journal of Climate Change*, **06**(01), 75–98.
- Andreae, M. O., & Merlet, P. 2001. Emission of trace gases and aerosols from biomass burning. *Global Biogeochemical Cycles*, **15**(4), 955–966.
- Andreae, Meinrat O. 2019. Emission of trace gases and aerosols from biomass burning – an updated assessment. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **19**(13), 8523–8546.
- Balch, Jennifer K., Nepstad, Daniel C., Brando, Paulo M., Curran, Lisa M., Portela, Osvaldo, De Carvalho, Osvaldo, & Lefebvre, Paul. 2008. Negative fire feedback in a transitional forest of southeastern Amazonia: NEGATIVE FIRE FEEDBACK IN SOUTHEAST AMAZONIA. *Global Change Biology*, **14**(10), 2276–2287.
- Barroso, Luís Roberto, & Mello, Patrícia Perrone Campos. 2021. *In Defense of the Amazon Forest: The Role of Law and Courts*.
- Bowman, David M. J. S., Balch, Jennifer K., Artaxo, Paulo, Bond, William J., Carlson, Jean M., Cochrane, Mark A., D’Antonio, Carla M., DeFries, Ruth S., Doyle, John C., Harrison, Sandy P., Johnston, Fay H., Keeley, Jon E., Krawchuk, Meg A., Kull, Christian A., Marston, J. Brad, Moritz, Max A., Prentice, I. Colin, Roos, Christopher I., Scott, Andrew C., Swetnam, Thomas W., Van Der Werf, Guido R., & Pyne, Stephen J. 2009. Fire in the Earth System. *Science*, **324**(5926), 481–484.
- Cançado, José E.D., Saldiva, Paulo H.N., Pereira, Luiz A.A., Lara, Luciene B.L.S., Artaxo, Paulo, Martinelli, Luiz A., Arbex, Marcos A., Zanobetti, Antonella, & Braga, Alfesio L.F. 2006. The Impact of Sugar Cane–Burning Emissions on the Respiratory System of Children and the Elderly. *Environmental Health Perspectives*, **114**(5), 725–729.
- Celentano, Danielle, Miranda, Magda V. C., Rousseau, Guillaume X., Muniz, Francisca Helena, Loch, Vivian Do Carmo, Varga, István Van Deursen, Freitas, Luciana, Araújo, Patrícia, Narvaes, Igor Da Silva, Adami, Marcos, Gomes, Alessandra Rodrigues, Rodrigues, Jane C., Kahwage, Cláudia, Pinheiro, Marcos, & Martins, Marlúcia B. 2017. Desmatamento, degradação e violência no “Mosaico Gurupi” – A região mais ameaçada da Amazônia. *Estudos Avançados*, **32**(92).
- Colwell, Robert N (ed). 1983. *Manual of remote sensing*. 2nd ed edn. Falls Church, Va: American Society of Photogrammetry.

- Darmenov, A., & Silva, A. 2015 (Sept.). The Quick Fire Emissions Dataset (QFED): Documentation of Versions 2.1, 2.2 and 2.4. Volume 38; Technical Report Series on Global Modeling and Data Assimilation.
- De Oliveira Alves, Nilmara, Vessoni, Alexandre Teixeira, Quinet, Annabel, Fortunato, Rodrigo Soares, Kajitani, Gustavo Satoru, Peixoto, Milena Simões, Hacon, Sandra De Souza, Artaxo, Paulo, Saldiva, Paulo, Menck, Carlos Frederico Martins, & Batistuzzo De Medeiros, Silvia Regina. 2017. Biomass burning in the Amazon region causes DNA damage and cell death in human lung cells. *Scientific Reports*, **7**(1), 10937.
- Dozier, Jeff. 1981. A method for satellite identification of surface temperature fields of subpixel resolution. *Remote Sensing of Environment*, **11**(Jan.), 221–229.
- Encyclopaedia Britannica, Editors. 2023. *latitude and longitude*. Encyclopedia Britannica. Accessed 20 August 2023.
- F. G. Assis, Luiz Fernando, Ferreira, Karine Reis, Vinhas, Lubia, Maurano, Luis, Almeida, Claudio, Carvalho, Andre, Rodrigues, Jether, Maciel, Adeline, & Camargo, Claudinei. 2019. TerraBrasilis: A Spatial Data Analytics Infrastructure for Large-Scale Thematic Mapping. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, **8**(11), 513.
- Freitas, Saulo R., Longo, Karla M., Silva Dias, Maria A. F., Silva Dias, Pedro L., Chatfield, Robert, Prins, Elaine, Artaxo, Paulo, Grell, Georg A., & Recuero, Fernando S. 2005. Monitoring the transport of biomass burning emissions in South America. *Environmental Fluid Mechanics*, **5**(1-2), 135–167.
- Giglio, Louis, Descloitres, Jacques, Justice, Christopher O., & Kaufman, Yoram J. 2003. An Enhanced Contextual Fire Detection Algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment*, **87**(2-3), 273–282.
- Hoesly, Rachel M., Smith, Steven J., Feng, Leyang, Klimont, Zbigniew, Janssens-Maenhout, Greet, Pitkanen, Tyler, Seibert, Jonathan J., Vu, Linh, Andres, Robert J., Bolt, Ryan M., Bond, Tami C., Dawidowski, Laura, Kholod, Nazar, Kurokawa, Jun-ichi, Li, Meng, Liu, Liang, Lu, Zifeng, Moura, Maria Cecilia P., O'Rourke, Patrick R., & Zhang, Qiang. 2018. Historical (1750–2014) anthropogenic emissions of reactive gases and aerosols from the Community Emissions Data System (CEDS). *Geoscientific Model Development*, **11**(1), 369–408.
- Ichoku, C., & Ellison, L. 2014. Global top-down smoke-aerosol emissions estimation using satellite fire radiative power measurements. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **14**(13), 6643–6667.

- Ichoku, C., & Kaufman, Y.J. 2005. A method to derive smoke emission rates from MODIS fire radiative energy measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **43**(11), 2636–2649.
- IPCC. 2023. *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. 1 edn. Cambridge University Press.
- Kaiser, J. W., Heil, A., Andreae, M. O., Benedetti, A., Chubarova, N., Jones, L., Morcrette, J.-J., Razinger, M., Schultz, M. G., Suttie, M., & Van Der Werf, G. R. 2012. Biomass burning emissions estimated with a global fire assimilation system based on observed fire radiative power. *Biogeosciences*, **9**(1), 527–554.
- Kaufman, Yoram J., Justice, Christopher O., Flynn, Luke P., Kendall, Jackie D., Prins, Elaine M., Giglio, Louis, Ward, Darold E., Menzel, W. Paul, & Setzer, Alberto W. 1998. Potential global fire monitoring from EOS-MODIS. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **103**(D24), 32215–32238.
- Li, Dongchen, Saito, Masanori, & Yang, Ping. 2023. Time-Dependent Systematic Biases in Inferring Ice Cloud Properties from Geostationary Satellite Observations. *Remote Sensing*, **15**(3), 855.
- Li, Fangjun, Zhang, Xiaoyang, Roy, David P., & Kondragunta, Shobha. 2019. Estimation of biomass-burning emissions by fusing the fire radiative power retrievals from polar-orbiting and geostationary satellites across the conterminous United States. *Atmospheric Environment*, **211**(Aug.), 274–287.
- Li, Fangjun, Zhang, Xiaoyang, Kondragunta, Shobha, Schmidt, Christopher C., & Holmes, Christopher D. 2020. A preliminary evaluation of GOES-16 active fire product using Landsat-8 and VIIRS active fire data, and ground-based prescribed fire records. *Remote Sensing of Environment*, **237**(Feb.), 111600.
- Liou, Kuo-Nan. 2002. *An introduction to atmospheric radiation*. 2nd ed edn. International geophysics series, no. v. 84. Amsterdam ; Boston: Academic Press.
- Liousse, C., Guillaume, B., Grégoire, J. M., Mallet, M., Galy, C., Pont, V., Akpo, A., Bedou, M., Castéra, P., Dungall, L., Gardrat, E., Granier, C., Konaré, A., Malavelle, F., Mariscal, A., Mieville, A., Rosset, R., Serça, D., Solmon, F., Tummon, F., Assamoi, E., Yoboué, V., & Van Velthoven, P. 2010. Updated African biomass burning emission inventories in the framework of the AMMA-IDAF program, with an evaluation of combustion aerosols. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **10**(19), 9631–9646.
- Lobert, Jurgen, & Warnatz, J. 1993. Emissions from combustion processes in vegetation. *Environ. Sci. Res. Rep.* 13, Jan.

- Longo, K. M., Freitas, S. R., Andreae, M. O., Yokelson, R., & Artaxo, P. 2009. Biomass burning in Amazonia: Emissions, long-range transport of smoke and its regional and remote impacts. *Pages 207–232 of: Keller, Michael, Bustamante, Mercedes, Gash, John, & Silva Dias, Pedro (eds), Geophysical Monograph Series*, vol. 186. Washington, D. C.: American Geophysical Union.
- Lovejoy, Thomas E., & Nobre, Carlos. 2019. Amazon tipping point: Last chance for action. *Science Advances*, **5**(12), eaba2949.
- Morse, Stephen S, Mazet, Jonna Ak, Woolhouse, Mark, Parrish, Colin R, Carroll, Dennis, Karesh, William B, Zambrana-Torrel, Carlos, Lipkin, W Ian, & Daszak, Peter. 2012. Prediction and prevention of the next pandemic zoonosis. *The Lancet*, **380**(9857), 1956–1965.
- Nguyen, Hannah M., & Wooster, Martin J. 2020. Advances in the estimation of high Spatio-temporal resolution pan-African top-down biomass burning emissions made using geostationary fire radiative power (FRP) and MAIAC aerosol optical depth (AOD) data. *Remote Sensing of Environment*, **248**(Oct.), 111971.
- Nobre, Carlos A., Sellers, Piers J., & Shukla, Jagadish. 1991. Amazonian Deforestation and Regional Climate Change. *Journal of Climate*, **4**(10), 957–988.
- Nobre, Carlos A., Sampaio, Gilvan, Borma, Laura S., Castilla-Rubio, Juan Carlos, Silva, José S., & Cardoso, Manoel. 2016. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **113**(39), 10759–10768.
- Prins, E. M. 1989. *Geostationary satellite detection of bio mass burning in South America*. Master's Thesis, University of Wisconsin-Madison. 141 pp.
- Prins, E. M., & Menzel, W. P. 1992. Geostationary satellite detection of bio mass burning in South America. *International Journal of Remote Sensing*, **13**(15), 2783–2799.
- Reid, J. S., Eck, T. F., Christopher, S. A., Koppmann, R., Dubovik, O., Eleuterio, D. P., Holben, B. N., Reid, E. A., & Zhang, J. 2005. A review of biomass burning emissions part III: intensive optical properties of biomass burning particles. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **5**(3), 827–849.
- Reid, Jeffrey S., Hyer, Edward J., Prins, Elaine M., Westphal, Douglas L., Zhang, Jianglong, Wang, Jun, Christopher, Sundar A., Curtis, Cynthia A., Schmidt, Christopher C., Eleuterio, Daniel P., Richardson, Kim A., & Hoffman, Jay P. 2009. Global Monitoring and Forecasting of Biomass-Burning Smoke: Description of and Lessons From the Fire Locating and Modeling of Burning Emissions (FLAMBE)

- Program. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **2**(3), 144–162.
- Rivero, Sérgio, Almeida, Oriana, Ávila, Saulo, & Oliveira, Wesley. 2009. Pecuária e desmatamento: uma análise das principais causas diretas do desmatamento na Amazônia. *Nova Economia*, **19**(1), 41–66.
- Salati, Eneas, Dall’Olio, Attilio, Matsui, Eiichi, & Gat, Joel R. 1979. Recycling of water in the Amazon Basin: An isotopic study. *Water Resources Research*, **15**(5), 1250–1258.
_eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1029/WR015i005p01250>.
- Schmidt, Christopher C, Ssec, UW-Madison, Hoffman, Jay, Ssec, UW-Madison, Prins, Elaine, Ssec, UW-Madison, Lindstrom, Scott, & Ssec, UW-Madison. 2012. GOES-R Advanced Baseline Imager (ABI) Algorithm Theoretical Basis Document For Fire / Hot Spot Characterization.
- Schmit, Timothy J., Griffith, Paul, Gunshor, Mathew M., Daniels, Jaime M., Goodman, Steven J., & Lebar, William J. 2017. A Closer Look at the ABI on the GOES-R Series. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **98**(4), 681–698.
- Seiler, Wolfgang, & Crutzen, Paul J. 1980. Estimates of gross and net fluxes of carbon between the biosphere and the atmosphere from biomass burning. *Climatic Change*, **2**(3), 207–247.
- Smith, Kirk R., Corvalán, Carlos F., & Kjellström, Tord. 1999. How Much Global Ill Health Is Attributable to Environmental Factors? *Epidemiology*, **10**(5), 573.
- Smith, W. L., Rao, P. K., Koffler, R., & Curtis, W. R. 1970. The Determination of Sea-Surface Temperature from Satellite High Resolution Infrared Window Radiation Measurements. *Monthly Weather Review*, **98**(8), 604–611.
- Strand, Jon, Soares-Filho, Britaldo, Costa, Marcos Heil, Oliveira, Ubirajara, Ribeiro, Sonia Carvalho, Pires, Gabrielle Ferreira, Oliveira, Aline, Rajão, Raoni, May, Peter, Van Der Hoff, Richard, Siikamäki, Juha, Da Motta, Ronaldo Seroa, & Toman, Michael. 2018. Spatially explicit valuation of the Brazilian Amazon Forest’s Ecosystem Services. *Nature Sustainability*, **1**(11), 657–664.
- Ten Hove, J E, Remer, L A, Correia, A L, & Jacobson, M Z. 2012. Recent shift from forest to savanna burning in the Amazon Basin observed by satellite. *Environmental Research Letters*, **7**(2), 024020.
- Thorlund-Petersen, Lars. 2004. Global convergence of Newton’s method on an interval. *Mathematical Methods of Operations Research (ZOR)*, **59**(1), 91–110.

- Thornhill, Gillian, Collins, William, Olivie, Dirk, Skeie, Ragnhild B., Archibald, Alex, Bauer, Susanne, Checa-Garcia, Ramiro, Fiedler, Stephanie, Folberth, Gerd, Gjermundsen, Ada, Horowitz, Larry, Lamarque, Jean-Francois, Michou, Martine, Mulcahy, Jane, Nabat, Pierre, Naik, Vaishali, O'Connor, Fiona M., Paulot, Fabien, Schulz, Michael, Scott, Catherine E., Séférian, Roland, Smith, Chris, Takemura, Toshihiko, Tilmes, Simone, Tsigaridis, Kostas, & Weber, James. 2021. Climate-driven chemistry and aerosol feedbacks in CMIP6 Earth system models. *Atmospheric Chemistry and Physics*, **21**(2), 1105–1126.
- Van Der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Collatz, G. J., Mu, M., Kasibhatla, P. S., Morton, D. C., DeFries, R. S., Jin, Y., & Van Leeuwen, T. T. 2010. Global fire emissions and the contribution of deforestation, savanna, forest, agricultural, and peat fires (1997–2009). *Atmospheric Chemistry and Physics*, **10**(23), 11707–11735.
- Van Der Werf, Guido R., Randerson, James T., Giglio, Louis, Van Leeuwen, Thijs T., Chen, Yang, Rogers, Brendan M., Mu, Mingquan, Van Marle, Margreet J. E., Morton, Douglas C., Collatz, G. James, Yokelson, Robert J., & Kasibhatla, Prasad S. 2017. Global fire emissions estimates during 1997–2016. *Earth System Science Data*, **9**(2), 697–720.
- Van Marle, Margreet J. E., Kloster, Silvia, Magi, Brian I., Marlon, Jennifer R., Daniau, Anne-Laure, Field, Robert D., Arneth, Almut, Forrest, Matthew, Hantson, Stijn, Kehrwald, Natalie M., Knorr, Wolfgang, Lasslop, Gitta, Li, Fang, Mangeon, Stéphane, Yue, Chao, Kaiser, Johannes W., & Van Der Werf, Guido R. 2017. Historic global biomass burning emissions for CMIP6 (BB4CMIP) based on merging satellite observations with proxies and fire models (1750–2015). *Geoscientific Model Development*, **10**(9), 3329–3357.
- Wallace, John M., & Hobbs, Peter Victor. 2006. *Atmospheric science: an introductory survey*. 2nd ed edn. International geophysics series, no. v. 92. Amsterdam ; Boston: Elsevier Academic Press. OCLC: ocm62421169.
- Wang, Jun, Bhattacharjee, Partha S., Tallapragada, Vijay, Lu, Cheng-Hsuan, Kondragunta, Shobha, Da Silva, Arlindo, Zhang, Xiaoyang, Chen, Sheng-Po, Wei, Shih-Wei, Darmenov, Anton S., McQueen, Jeff, Lee, Pius, Koner, Prabhat, & Harris, Andy. 2018. The implementation of NEMS GFS Aerosol Component (NGAC) Version 2.0 for global multispecies forecasting at NOAA/NCEP – Part 1: Model descriptions. *Geoscientific Model Development*, **11**(6), 2315–2332.
- Wiedinmyer, Christine, Quayle, Brad, Geron, Chris, Belote, Angie, McKenzie, Don, Zhang, Xiaoyang, O'Neill, Susan, & Wynne, Kristina Klos. 2006. Estimating emissions

from fires in North America for air quality modeling. *Atmospheric Environment*, **40**(19), 3419–3432.

Wooster, Martin J., Roberts, Gareth J., Giglio, Louis, Roy, David P., Freeborn, Patrick H, Boschetti, Luigi, Justice, Chris, Ichoku, Charles, Schroeder, Wilfrid, Davies, Diane, Smith, Alistair M.S., Setzer, Alberto, Csiszar, Ivan, Strydom, Tercia, Frost, Philip, Zhang, Tianran, Xu, Weidong, De Jong, Mark C, Johnston, Joshua M., Ellison, Luke, Vadrevu, Krishna, Sparks, Aaron M., Nguyen, Hannah, McCarty, Jessica, Tanpipat, Veerachai, Schmidt, Chris, & San-Miguel-Ayanz, Jesus. 2021. Satellite remote sensing of active fires: History and current status, applications and future requirements. *Remote Sensing of Environment*, **267**(Dec.), 112694.