



MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÕES



EFEITOS DAS UNIDADES ESPACIAIS DE AGREGAÇÃO NA AVALIAÇÃO DE PRODUTOS DE ÁREA QUEIMADA

Poliana Domingos Ferro

INPE
São José dos Campos
2022



MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÕES



EFEITOS DAS UNIDADES ESPACIAIS DE AGREGAÇÃO NA AVALIAÇÃO DE PRODUTOS DE ÁREA QUEIMADA

Poliana Domingos Ferro

Monografia apresentada ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, como requisito parcial da disciplina SER - 301 Análise espacial de dados geográficos, no curso de pós-graduação em Sensoriamento Remoto, ministrado pelo docente Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro.

INPE
São José dos Campos
2022

RESUMO

O tamanho total da área afetada pelo fogo é das variáveis usadas para quantificar a magnitude de tais eventos e estimar emissões de carbono oriundos de dos eventos de queima. Diversos produtos de área queimada globais estão disponíveis e apresentam limitações e discrepâncias a depender da escala de estudo, decorrente das características e especificações inerentes a cada sensor utilizado para gerar o mapeamento das cicatrizes. Existe um esforço na comunidade científica em analisar o desempenho dos produtos de área queimada e seus efeitos nas estimativas de emissão de carbono e impactos nos ecossistemas. Esses estudos empregam unidades espaciais de agregação distintas para avaliar os produtos. Diante disso, o estudo visou avaliar o desempenho de produtos de áreas queimadas globais e regionais mais utilizados na literatura adotando diferentes unidades espaciais de agregação (grades celulares) no oeste do estado de Rondônia. A metodologia de análise, adotou três critérios de avaliação para identificar qual o melhor produto de área queimada para a área de estudo: a avaliação quantitativa, avaliação estatística e análise de acordos/similaridade, para três tamanhos de grades (1 km, 5 km e 10 km). Os resultados demonstraram que a maioria das queimadas ocorreram em área de não floresta 89%, no entanto, 11% de áreas de florestas nativas foram afetadas pelo fogo na região. Na intercomparação dos produtos com a referência nas diferentes unidades espaciais de agregação, o produto MapBiomas obteve o melhor desempenho, seguido pelo produto CBERS em todos os parâmetros analisados, por outro lado os produtos globais Fire cci e GABAM tiveram o pior desempenho do conjunto de dados, subestimando 88% e 85%, respectivamente. O produto MCD64A1 omitiu em média 40% de área queimada, CBERS superestimou em média 12% e MapBiomas subestimou em 7,5%. O tamanho da unidade celular de agregação para avaliação dos produtos de área queimada na região não interferiu no desempenho dos produtos, resultando em parâmetros similares nas diferentes grades adotadas e mantendo constando o ranqueamento dos produtos.

Palavras-chave: Rondônia, área queimada, produtos globais e regionais, grades celulares, regressão linear, similaridade.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	5
2	MATERIAL E MÉTODOS.....	7
2.1	Área de Estudo	7
2.2	Produtos de Área Queimada	8
2.3	Mapa de Referência e Máscara de floresta	11
2.4	Avaliação estatística e análise de similaridade espacial	11
3	RESULTADOS E DISCUSSÕES	15
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
	REFERÊNCIAS.....	37

1 INTRODUÇÃO

As queimadas são parte integrante do sistema Terra e têm sido amplamente utilizado a pelos seres humanos para modificar o ambiente. No início, as atividades tradicionais de queima eram altamente controladas para assegurar a regeneração contínua dos recursos florestais (PIVELLO, 2011). No entanto, esta dinâmica mudou nas últimas décadas, principalmente devido à intensificação da agricultura e ao crescimento demográfico rural (JÚNIOR; MURRIETA; ADAMS, 2008), o que têm chamado atenção para os efeitos desses eventos na contribuição para as emissões de CO² na atmosfera e conseqüentemente nas alterações climáticas globais (BARLOW et al., 2012; ARAGÃO et al, 2018; SILVA JUNIOR et al, 2019).

Na Amazônia, a ocorrência de queimadas está associada às atividades antrópicas, principalmente para limpeza de áreas agrícolas e formação de pastagens (FEARNSIDE, 2005; MORTON et. al., 2008) ou para a prática de desmatamento, no sistema de corte seguida da queima (DAVIDSON et. al, 2012; JUÁREZ-OROZCO et. al, 2017). No entanto, ao contrário do cerrado brasileiro, em que a vegetação evoluiu com a presença do fogo, na Amazônia o fogo não faz parte do sistema natural, afetando áreas sensíveis e trazendo sérios problemas para o ecossistema local (ARAGÃO et al., 2018).

Além disso, como consequência da extensa degradação das florestas na Amazônia nas últimas décadas, o ambiente tornou-se mais propício para incursão do fogo oriundo do escape de áreas adjacentes para dentro da floresta (ANDERSON et al., 2015). Criticamente, à medida que as estações secas se tornam mais longas e frequentes, a baixa umidade gera condições ideais para o aumento da susceptibilidade ao fogo, e a intensidade e frequência de eventos extremos de seca podem empurrar a Amazônia para um sistema amplificado propício ao fogo (ARAGÃO et al, 2014).

Em um estudo realizado por Matricardi et al. (2020), os autores quantificaram ao longo de 22 anos de medições da degradação florestal na Amazônia ocasionadas pelos distúrbios do fogo e da extração de madeira e concluíram que a área total degradada foi superior a área desmatada, de 1992 a 2014 a área total de floresta degradada foi de 337.427 km², contra 308.311 km²

de áreas desmatadas. Em outro esforço para quantificação das áreas afetadas por eventos de fogo na Amazônia brasileira, foi realizado pelo projeto de Mapeamento das cicatrizes de fogo do Brasil – MapBiomass Fogo, em que foi mapeado o total de áreas afetadas por queimadas nos últimos 36 anos, ao todo a área total impactada por queimadas na Amazônia entre 1985 e 2021 foi de 236.000 km², tendo constatado o aumento da recorrência desses eventos nos últimos 3 anos (ALENCAR, et al., 2022).

Apesar da considerável contribuição do fogo para as emissões de carbono, estes não são devidamente contabilizados para os objetivos nacionais de redução de C estabelecidos em acordos internacionais (SILVA -JÚNIOR et al., 2021). Por outro lado, os impactos das queimadas no clima exigem a análise e monitoramento de grandes extensões territoriais a longo prazo, o que torna fundamental a existência de produtos de áreas queimadas com estimativas fidedignas, considerando que uma das variáveis usadas para quantificar a magnitude de tais eventos e estimar emissões de carbono oriundos de áreas queimadas é o tamanho total da área afetada.

Atualmente, diversos produtos de área queimada globais estão disponíveis (GABAM, MCD64A1, TREES, GWIS), oriundo de diferentes abordagens metodológicas e diferentes satélites, os quais buscam o reconhecimento de padrões espectrais para classificar os pixels de área queimada (CHUVIECO et al.; 2019; CASTILHO et al., 2020). Em virtude das características e peculiaridades de cada dado e produto, incertezas, limitações e discrepâncias são observadas e vêm sendo discutidas na literatura (HUMBER et al., 2019; PÊSSOA et al., 2020; SHIMABUKURO et al., 2020).

Existe um esforço na comunidade científica em analisar o desempenho dos produtos de área queimada e seus efeitos nas estimativas de emissão de carbono e impactos nos ecossistemas. Esses estudos empregam unidades espaciais de agregação distintas para avaliar os produtos, grades de 5 km, 6 km, 10 km e 20 km em diferentes escalas de análises, para todo o globo (LAURENCE et al., 2018, HUMBER et al., 2019) na América do Sul (LIZUNDIA-LOIOLA et al., 2020), África do sul (ROY et al., 2019) Amazônia brasileira (PÊSSOA et al., 2020) e regionalmente no Brasil no estado do Mato Grosso (SHIMABUKURO et al.,

2020). A adoção de grades evita o registro incorreto no cálculo de erros proporcionais para tamanhos de blocos de áreas queimadas, e o viés na estimativa de área queimada presente em mapas de área queimada de resolução grossa a média (HUMBER et al., 2019).

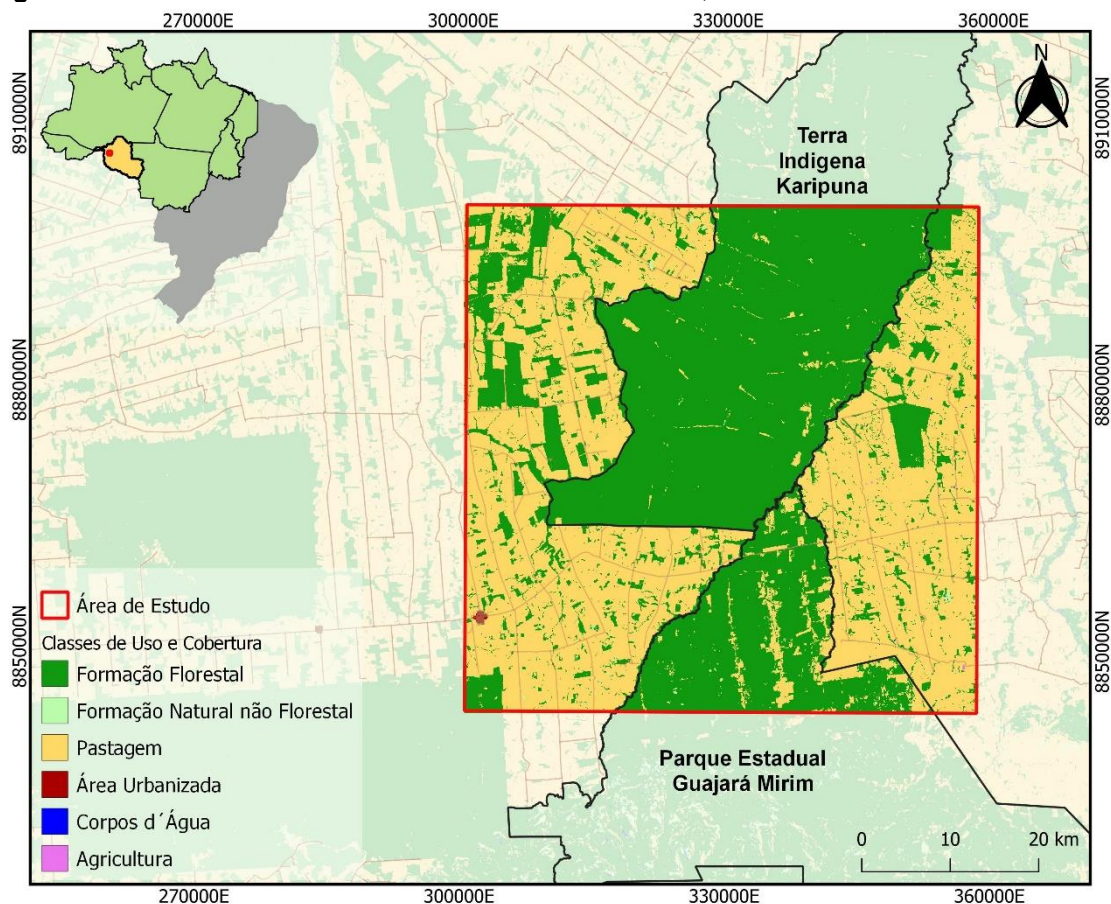
Diante disso, o estudo visou avaliar o desempenho de produtos de áreas queimadas globais e regionais mais utilizados na literatura adotando diferentes unidades espaciais de agregação (grades celulares) no oeste do estado de Rondônia. Buscamos inferir os efeitos de escala na inferência de resultados estatísticos de dados agregados em unidades de área modificáveis.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Área de Estudo

A área de estudo está localizada no sudoeste da Amazônia Brasileira, na região oeste do estado de Rondônia, abrangendo parte dos municípios de Nova Mamoré e Guajará – Mirim, e parte das áreas protegidas Parque Estadual Guajará-Mirim e a Terra Indígena Karipuna, na região do Vale do Jamari, uma área total de 3.296,50 km² (Figura 1). O uso do fogo nessa região é frequentemente aplicado ao manejo agrícola para renovação de pastagens e no processo de limpeza de áreas pós desmatamento, o que tem apresentado ameaça significativa às áreas protegidas nos últimos anos, devido ao aumento desses eventos na região (LOPES et al, 2019; SILVA et al., 2021).

Figura 1- Área de estudo localizada no Estado de Rondônia, Sudoeste da Amazônia brasileira.



2.2 Produtos de Área Queimada

Tem-se observado um grande esforço no desenvolvimento de produtos de área queimada automáticos e operacionais em escalas nacionais e globais. Entre essas iniciativas, uma série de conjuntos de dados estão disponíveis, selecionamos para este estudo os produtos operacionais globais amplamente utilizados na literatura, MCD64A1 (GIGLIO et al., 2018), Fire Disturbance - Fire_cci (CHUVIECO et al., 2018) e Global Annual Burned Area Mapping - GABAM (LONG et al., 2019). Na escala nacional, existem dois produtos operacionais, o AQM1km do INPE e o produto MapBiomas Fogo (ALENCAR et al., 2022), que fornecem dados de área queimada para todo o território nacional, em adição também está disponível os dados do produto TREES, que é um produto regional de mapeamento de áreas queimadas na Amazônia, e a disponibilidade de dados está restrito para o período de 2005 a 2016 (ANDERSON et al., 2015), para este estudo, selecionamos o produto

operacional MapBiomass Fogo. Além disso, um produto regional não operacional desenvolvido para uma área piloto em Rondônia denominado CBERS foi selecionado para ser avaliado (FERRO, 2022 no prelo).

O produto Global MCD64A1 é um conjunto de dados globais de monitoramento de áreas queimadas desenvolvido pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), que incorpora os dados de reflectância de superfície advindos do Espectroradiômetro de Imagem de Resolução Moderada (MODIS) com 500 m de resolução espacial, juntamente com as observações de fogo ativo de 1 km do MODIS. O seu algoritmo utiliza um índice de vegetação sensível a queima (VI) para criar limiares dinâmicos que são aplicados para produzir compostos mensais. O produto atualmente encontra-se na sua 6ª versão, e sofreu melhorias em relação às versões anteriores, com maior probabilidade de detecção de áreas queimadas e taxas reduzidas de falsas queimadas, havendo um esforço contínuo para minimizar as suas limitações (GIGLIO et al., 2018). Além disso, o produto tem sido aplicado como input para o desenvolvimento de outros produtos de área queimada e para modelos de emissões de queima da biomassa (YAMAGUCHI, 2015; ANDELA et al., 2018; MATAVELLI et al., 2021).

O produto Fire cci faz parte do programa *Climate Change Initiative* (CCI), desenvolvido pela Agência Espacial Europeia (ESA), que utiliza o conjunto de dados MODIS de 250 m de resolução espacial, incluindo imagens de reflexão (MOD09GQ) e focos ativos de fogo (MOD14ML). As imagens são agregadas em compostos mensais e o algoritmo de classificação é baseado no crescimento de regiões. O produto atualmente encontra-se na versão 5.1, e sofreu melhorias no algoritmo de detecção de área queimada, o que permitiu detectar mais área queimada globalmente do que a versão 5.0, e expandiu o período de 2001 a 2020 em relação às versões anteriores (LIZUNDIA-LOIOLA et al., 2020).

O produto GABAM é um conjunto de dados globais de área queimada desenvolvido pelo Instituto de Pesquisa de Informação Aeroespacial (RAD) da China e da Academia Chinesa de Ciências (CAS), o produto usa dados de reflectância do Landsat de 30 m de resolução e informações de índices espectrais como entrada para o modelo *Random Forest*, além de uma abordagem de

crescimento de regiões. O produto é construído a partir de um algoritmo automatizado implementado no *Google Earth Engine* (GEE). Atualmente, o GABAM é o produto de área queimada global com melhor resolução espacial disponível, e as imagens são agregadas em compostos anuais, o que limita análises sazonais dentro de um ano (LONG et al., 2019).

O MapBiomas é o mais novo produto regional de mapeamento de área queimada disponível para o Brasil, desenvolvido pelo Projeto de Mapeamento Anual do Uso e Cobertura da Terra no Brasil (MAPBIOMAS). O produto utiliza mosaicos de imagens do satélite Landsat, com 30 metros de resolução espacial para o mapeamento de cicatrizes de queimadas. O método de classificação utilizado no projeto é o *Deep Neural Network* (DNN), também conhecido como redes neurais profundas, o qual consiste em modelos computacionais baseados em aprendizagem de máquina e reconhecimento de padrões visuais (ALENCAR et al., 2022). Esse método robusto de aprendizado profundo exige processamento computacional poderoso, sendo realizado em serviços de computação em nuvem disponível pelo *Google*. O mapeamento de área queimada conta com as etapas de treinamento e predição do algoritmo, em que há coleta de amostras em áreas queimadas e não queimadas para o treinamento do algoritmo, além de utilizar mapas auxiliares de queimada, como o produto MCD64A1 e focos de calor ativo disponíveis pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. A pós - classificação conta com aplicação de filtros espaciais e máscaras para remover ruídos e reduzir a comissão. Os dados estão disponíveis em compostos mensais e anuais, possibilitando análises sazonais dentro do calendário anual.

Por fim o produto de área queimada denominado CBERS, é resultado de um mapeamento local realizado por Ferro (2022) para a região do Estado de Rondônia, disponível em compostos mensais para o ano de 2020. O produto utiliza imagens dos sensores de campo Largo (WFI) dos satélites CBERS 4 (64m) e CBERS 4A (55m) em reflectância de superfície, oriundos dos cubos de dados regulares (função de composição temporal de 16 dias) do projeto *Brazil Data Cube* (BDC) do INPE (BDC, 2021), reamostrados para 64 m. Para o mapeamento das áreas queimadas, o produto utiliza o modelo Linear de Mistura

Espectral (MLME) para gerar as imagens fração de vegetação, solo e sombra com base na coleta dos pixels puros, na qual são selecionadas as frações de sombra para aplicação da classificação digital não supervisionada.

As características gerais de cada um dos produtos podem ser visualizadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Descrição das características dos produtos de área queimada.

Produto	Desenvolved	Sensores	Resolução Espacial	Escala	Período	Ano	Artigo
CBERS	Ferro (2021)	Cbers 4 e 4A (WFI)	64 m	Local RO/Br	Mensal	2020	FERRO et al., 2022
MapBiomos Fogo	MapBiomos	Landsat	30 m	Brasil	Mensal	1985 - presente	ALENCAR et al., 2022
MCD64A1	NASA	MODIS	500 m	Global	Mensal	2000 - presente	GIGLIO et al., 2018
Fire_cci	ESA	MODIS	250 m	Global	Anual	2001 - presente	CHUVIECO et al., 2018
GABAM	China (RAD/CAS)	Landsat	30 m	Global	Anual	2000 - presente	LONG et al., 2019

Fonte: Autor (2022).

2.3 Mapa de Referência e Máscara de floresta

Utilizamos o mapa de área queimada de Ferro et al. (2022) referente a 2020, como referência para comparação com os produtos de área queimada. O mapeamento foi gerado a partir da interpretação visual e manual dos polígonos de áreas queimadas identificadas em imagens dos sensores *Multispectral Instrument* (MSI) do Sentinel – 2A e 2B com resolução espacial de 10 m e mosaicos de imagens da Planet, com resolução espacial de 3 m. Além de dados auxiliares, como focos de calor de todos os satélites do banco de dados do BDQueimadas.

Para estimar as áreas afetadas pelo fogo sobre áreas florestais e não-florestais geramos uma máscara de floresta a partir da reclassificação do mapa temático anual de uso e cobertura da terra do projeto MapBiomos Brasil (coleção 6.0), de 30 m de resolução espacial (MAPBIOMAS, 2021).

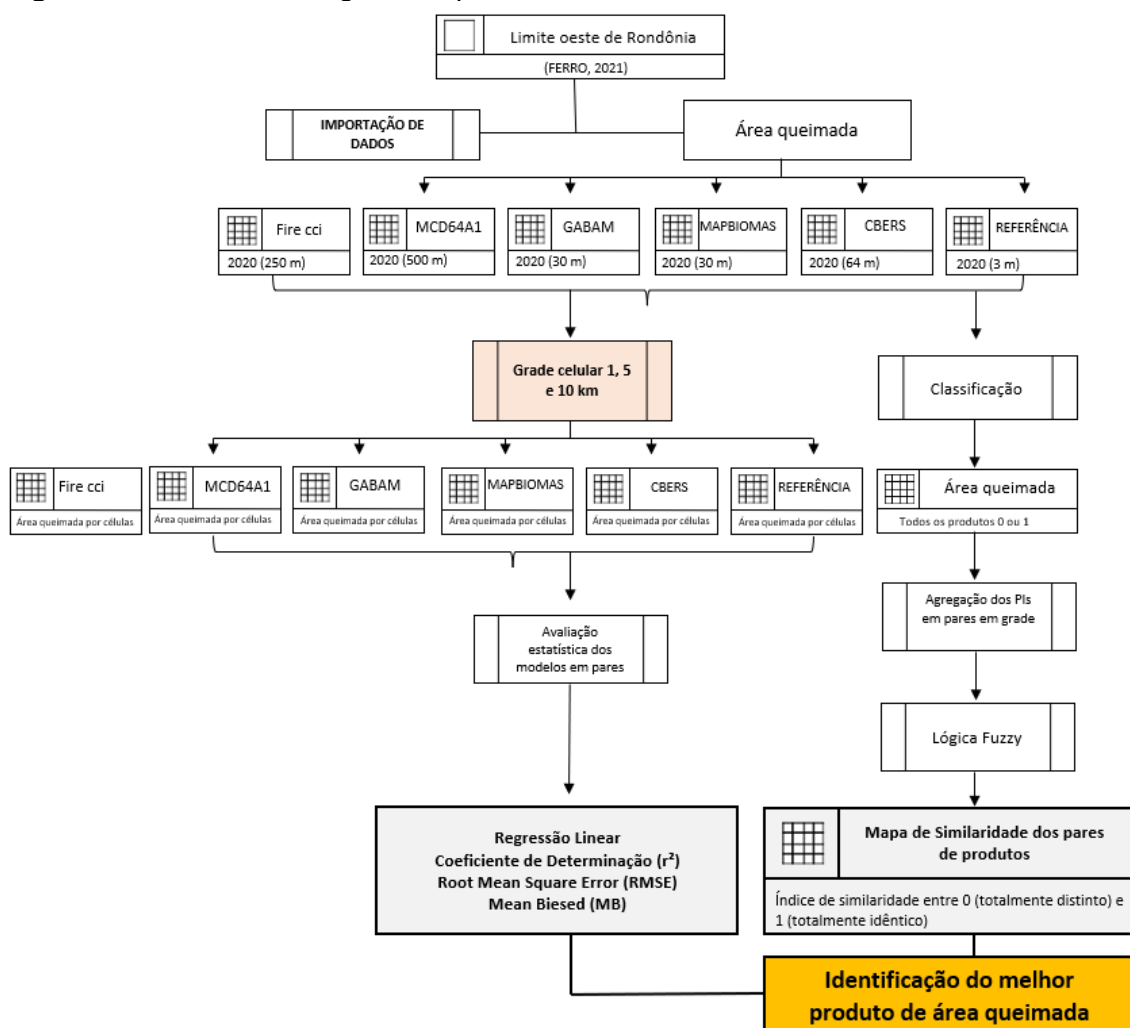
2.4 Avaliação estatística e análise de similaridade espacial

Para avaliar o desempenho dos produtos de área queimadas globais e regionais adotamos unidades espaciais de agregação, na qual os dados foram incorporados em grades regulares do tipo quadrática no software Terra View 5.6.4. Essa abordagem evita o registro incorreto e o viés na estimativa de área

queimada quando trabalhamos com distintas resoluções espaciais em produtos de área queimada. A incorporação levou em conta a proporção do polígono que cai dentro de cada célula da grade. Foram eliminadas da análise as células que não apresentaram detecção de área queimada por nenhum dos produtos de área queimada analisados conjuntamente.

Nesse sentido, adotados três diferentes tamanhos de grades com resoluções espaciais de 1 por 1 km, 5 por 5 km e 10 por 10 km. Esse processo visou observar os efeitos da agregação dos dados em diferentes tamanhos de grades nas seguintes métricas comparativas entre os produtos: a) Análise estatística, empregando modelos de regressão linear simples, e, b) Análise de similaridade espacial, empregando o método numérico de *fuzzy*. Conforme pode ser visualizada no fluxograma abaixo.

Figura 2- Visão Metodológica dos processamentos



Fonte: Autor (2022).

Na avaliação estatística, primeiramente na fase de análise exploratória das variáveis, calculamos o coeficiente de correlação de Pearson (r) (Equação 1), para verificar o grau da correlação e a direção do relacionamento linear entre os produtos, que pode ser direta ou inversa. Esse coeficiente assume apenas valores entre -1 a 1.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

Posteriormente, para analisar a relação entre as cinco combinações possíveis dos produtos de área queimadas e estimar as funções que determinam essas relações, foi empregado a Regressão Linear simples, dada pela equação abaixo (equação 2):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_i \quad (2)$$

Onde:

Y é a variável dependente observada;

β_0 é o coeficiente linear (intercepto da regressão), quando o valor de Y é igual a 0.

β_1 é o coeficiente angular. O coeficiente estimado indica a mudança na média de Y quando X é acrescido de uma unidade.

X_1 é o valor da variável independente na i -ésima observação;

ε_i é o erro (resíduo) estimado da regressão.

Normalmente, uma análise de regressão é empregada para determinar como duas ou mais se relacionam entre si; estimar uma função que tenta determinar a relação entre as variáveis independentes com a dependente; e estimar uma função que consiga estimar valores futuros da variável dependente. A hipótese padrão é que as observações não são correlacionadas e que os resíduos do modelo também são independentes e não-correlacionados com a variável dependente, além de apresentarem uma variância constante uma distribuição normal com média zero (DRUCK et al., 2004).

Para avaliar os modelos calibrados na regressão, utilizamos índices estatísticos que verificam a precisão e a acurácia do ajuste dos modelos, como o coeficiente de determinação ajustado (R^2_{ajust}) (Equação 3), que é uma medida

de precisão do ajuste de um modelo estatístico, que expressa o quanto da variância é explicado pelo modelo, e quanto mais próximo de 1 melhor é o modelo ajustado. O R^2_{ajust} é uma versão modificada do R^2 que foi ajustada para o número de preditores no modelo. Diferente do R^2 , o valor do R^2_{ajust} não demonstra um viés devido ao acréscimo de dados no modelo, penalizando (reduzindo) o valor do atributo, caso uma variável presente não contribua significativamente para o modelo (HAIR et al., 2009).

$$R^2_{adj} = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - p - 1} \quad (3)$$

Onde:

n representa o número de amostras

p representa o número de variáveis no modelo

Por outro lado, para avaliar a acurácia do ajuste dos modelos, foram realizadas análises dos erros gerados, empregando o *Root Mean Square Error* (RMSE) (Equação 4), que calcula a raiz quadrática média dos erros entre valores observados e os preditos, o *Mean biased* (MB) (Equação 5), que calcula o erro médio de viés, indicando a direção da tendência de erro, com viés positivo ou negativo e o *Mean biased* em porcentagem do valor observado (MB%) (Equação 6). As análises estatísticas foram realizadas no software estatístico R.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (4)$$

$$MB = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n} \quad (5)$$

$$MB\% = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{y_i} * 100 \quad (6)$$

Posteriormente, para a avaliação de similaridade espacial, a grade regular

foi convertida em arquivos *raster* com a informação de área queimada de cada produto. Tal como na comparação estatística, considerámos apenas as células que apresentavam detecção de queimadas por pelo menos um produto. Os mapas de área queimada foram então comparados dois a dois, usando o método numérico *fuzzy* implementado na aplicação do *Map Comparison Kit 3* (MCK) (VISSER et al, 2006). O método numérico *fuzzy* leva em conta graus de similaridade entre pares de células em dois mapas numéricos. Embora seja um método de comparação célula por célula, ele considera a vizinhança para expressar a similaridade de cada célula em um valor entre 0 (totalmente distinto) e 1 (totalmente idêntico) (RIKS BV, 2013). Essa técnica permite distinguir diferenças reais, além de dar uma avaliação espacial, esclarecendo não apenas a localização do desacordo, mas também a gravidade (RIKS BV, 2011).

Neste estudo, adotamos uma função de decaimento exponencial com distância de redução pela metade igual a 2 e consideramos o raio de vizinhança igual a 4. No modelo numérico *fuzzy*, a semelhança de dois valores (a e b) é calculada seguindo a Equação abaixo (Equação 7). A estatística resultante para a semelhança global é então a semelhança média sobre toda a área considerada.

$$S(a, b) = 1 - \frac{|a - b|}{\max |a|, |b|} \quad (7)$$

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A distribuição espacial da área total queimada e o tipo de cobertura afetada pelo fogo (área de floresta e não floresta) que foram detectadas pelos 5 produtos de área queimada (CBERS, MapBiomas Fogo, MCD64A1, GABAM e Fire cci) e pela Referência é mostrada na Figura 3. Um total de 9,11% (300.5 km²) da área de estudo foi afetada pelo fogo em 2020. As queimadas atingiram majoritariamente áreas não florestais, representando 89% (266,21 km²) do total de área queimada mapeada, evidenciando a maior utilização do fogo em áreas de pastagens e agricultura na região. Por outro lado, as áreas florestais também foram atingidas, 11% (34,29 km²) do total de área queimada ocorreu sobre a vegetação nativa, o que favorece uma maior transferência de carbono para a

atmosfera, dado que as florestas primárias estocam elevadas quantidades de biomassa em sua estrutura vegetal, sendo importantes estoques de carbono (BONAN, et al, 2008; BACCINI et al., 2012).

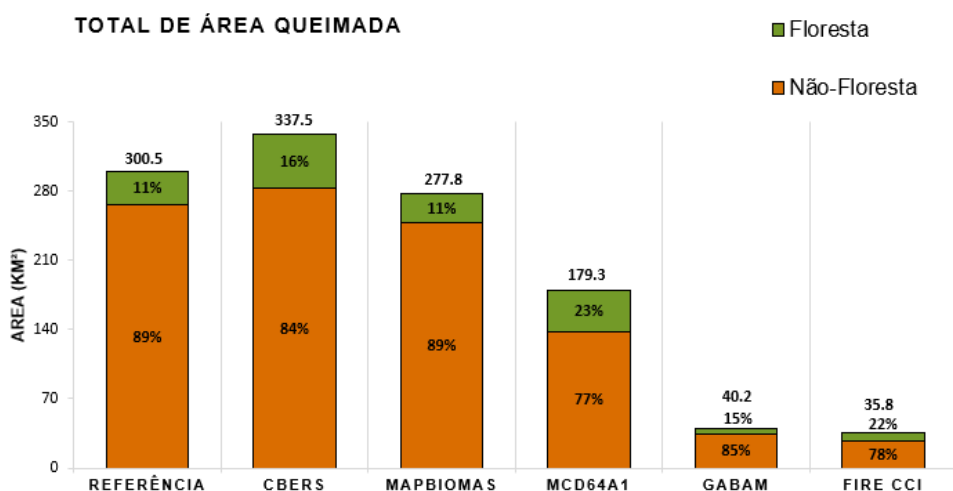
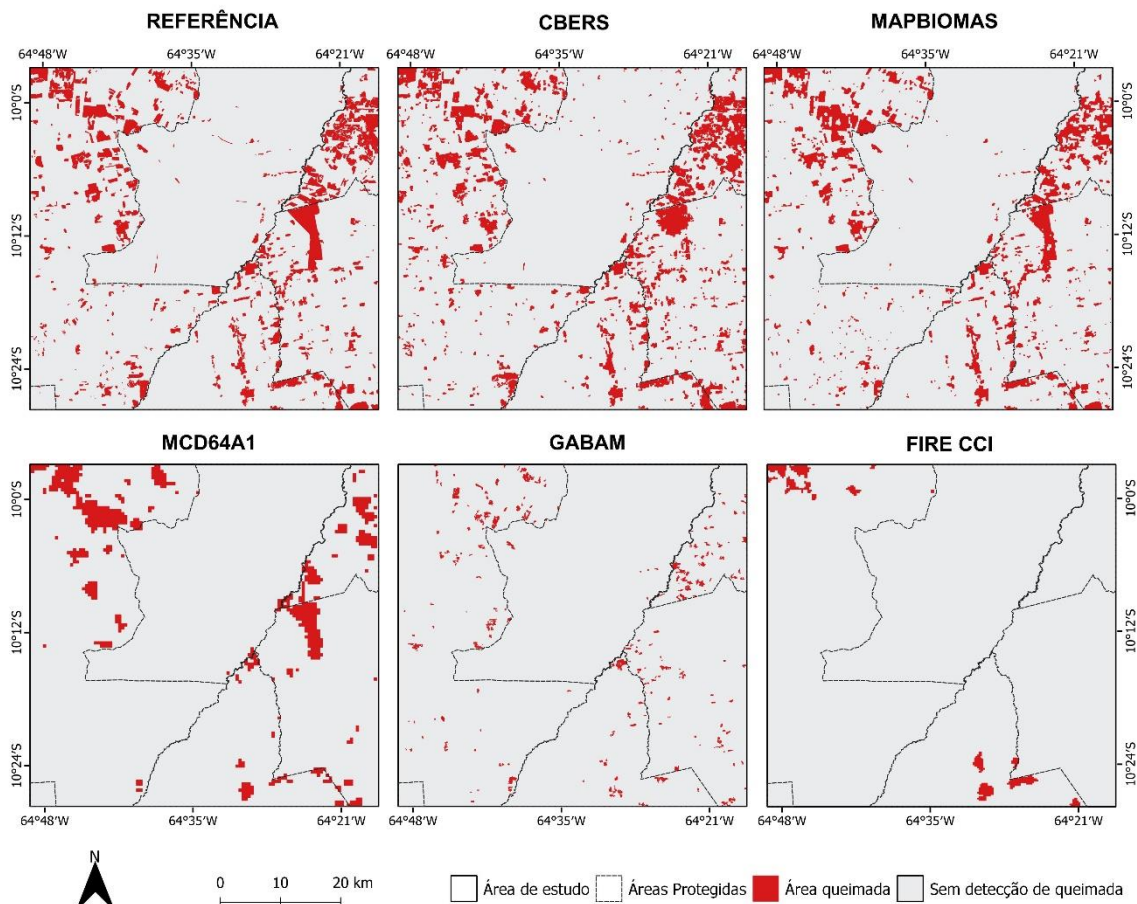
Quanto aos produtos de área queimadas regionais, o produto CBERS e MapBiomias mostraram uma boa concordância visual com a Referência e registraram valores quantitativos absolutos mais próximos do observado. O produto CBERS mapeou um total de 337,5 km² (10,28% da área de estudo) de cicatriz de queimadas, registrando 54.77 km² (16%) em floresta e 284.24 km² (84%) em área de não floresta. Já o produto MapBiomias Fogo detectou 277,8 km² (8,43% da área de estudo) de queimadas, registrando 30.13 km² (11%) em área de floresta e 247.81 km² (89%) em não floresta.

Por outro lado, os produtos globais apresentam omissão de área queimada na maior parte da área de estudo. O MCD64A1 detectou 179,3 km² de área queimada (5,44% da área de estudo), ocorrendo 23% (41.35 km²) em floresta e 77% (138.16 km²) em não floresta. Já o GABAM registrou apenas 40,2 km² de área queimada na região (1,2%), em que 15% (6.03 km²) estavam em floresta e 85% (34.17 km²) em não floresta. Por outro lado, o Fire cci foi o que menos detectou área queimada, registrando apenas 35,8 km² (1,1% da área de estudo), identificando 22% (7.81 km²) em floresta e 78% em não floresta (27.69 km²).

Nesse sentido, quanto ao total de área queimada detectada na região, a diferença mais significativa ocorre com o produto Fire cci, que subestima 88% de área queimada, seguido do produto GABAM que subestima em 85% e MCD64A1 que subestima em 40%, ao passo que Mapbiomias subestima em 7,5% e CBERS superestima em 12%. Regionalmente, MapBiomias e a Referência apresentaram o mesmo padrão de área queimada tanto sobre florestas quanto não florestas, sendo as florestas do Parque Estadual de Guajará Mirim as mais afetadas pelo fogo. Apesar disso, MapBiomias mapeia 12% a menos de área florestal do que a referência, e 7% a menos de área não florestal. Por outro lado, o CBERS superestima, mapeando 59,7% a mais de área florestal do que a referência, e 6,7% a mais de área não florestal, por outro lado, o MCD64A1 mapeia até 20% a mais de área florestal que a referência e 48% a

menos de área não florestal, GABAM mapeia até 82% a menos de área florestal que a referência e 87% a menos de área não florestal, e por fim, Fire cci mapeia até 77% a menos de área florestal que a referência e 90% a menos de área não florestal.

Figura 3- Distribuição espacial da área queimada mapeada pelos produtos e o tipo de cobertura afetada (floresta e não floresta).



Corroborando com as diferenças de magnitude encontradas na distribuição espacial e nos valores absolutos registrados de área queimada na área de estudo, os produtos também seguiram o mesmo padrão quando analisados nas grades celulares de 1 km, 5 km e 10 km, conforme pode ser visualizado nas Figuras 4, 5 e 6.

Nas áreas queimadas da Referência, aproximadamente 88% das células da grade tinham valores até 0,5 km². Isto indica que os padrões de área queimada na área de estudo, majoritariamente, correspondem a pequenas cicatrizes (figura 5). Por outro lado, os produtos MCD64A1 e Fire cci não conseguiram detectar pequenos polígonos de áreas queimadas fragmentadas na área de estudo, apresentando formação de bordas nos mapeamentos, isso se deve ao fato a baixa resolução espacial desses produtos, de 500 m e 250 m, respectivamente. Além disso, o MCD64A1 e Fire cci apresentaram formação de bordas nos mapeamentos, dado o tamanho pixel associado a queimada. Já o GABAM embora tenha detectado pequenos polígonos de área queimada e tenha resolução espacial de 30 m, igualmente ao MapBiomass, não foi capaz de obter um mapeamento amplo sobre a região estudada, obtendo um desempenho muito inferior ao MapBiomass.

Os produtos globais Fire cci, MCD64A1 e GABAM são os produtos que mais divergem espacialmente dos demais produtos regionais e da Referência, apresentando o maior número de células sem detecção de queimadas em todas as grades. Na grade de 1 km (1591, 1.359, 1.278, respectivamente) (Tabela 2), na grade de 5 km (123, 80 e 60, respectivamente) (Tabela 3), e na grade de 10 km (30, 7 e 12, respectivamente) (Tabela 4).

A Referência, CBERS e MapBiomass apresentam pequenas manchas de áreas queimadas, o que reflete o maior número de células com baixa proporção de cicatrizes de queimadas (entre >0 e 0.1), e inclui um mapeamento mais amplo espacialmente. Embora o CBERS se assemelhe a Referência e MapBiomass quanto a proporção de células queimadas, o produto detectou mais células com área queimada nas três grades distintas, especialmente ao norte da área de estudo, na Terra Indígena Karipuna. O que pode ser explicado pela classificação de sombras de nuvens como área queimada, tendo em vista que a metodologia

do produto utiliza as imagens da fração sombra para identificar as áreas queimadas, havendo alta presença de nuvens na região.

O produto GABAM apresenta a maioria de células queimadas com proporção de até 10%, o que reflete a resolução espacial do produto (30m), que é capaz de mapear pequenos polígonos, no entanto o produto obteve um mapeamento restrito, pouco representativo em relação as queimadas que ocorreram na superfície. Por outro lado, o produto MCD64A1 apresentou concentração de células queimadas nas proporções de 20 a 30%, 40 a 50%, 70 a 80% e >80%, devido, especialmente, ao tamanho do pixel do sensor MODIS de 500m, logo um pixel completo dentro da grade regular de 1 km ocupa 50%, dois pixels podem ocupar 100%, e caso a detecção seja nos limites com células adjacentes, pode apresentam 25% ou 75% de proporção das células. Porém esse padrão é alterado quando aumentamos o tamanho da grade para 5 km e 10 km.

A grade de 1 km apresentou células com até 100% de área queimada por quase todos os produtos, exceto o produto GABAM que obteve no máximo a proporção de 70% das células queimadas. Enquanto a grade de 5 km obteve células com até 70%, exceto o GABAM e Fire cci (obtiveram no máximo 30%), e por último, a grade de 10 km que obteve células com até 50% de área queimada, exceto o GABAM e Fire cci, que registraram no máximo 10% e 20%. Isso demonstra que à medida que aumenta as unidades espaciais de agregação ocorre uma suavização da distribuição espacial da área queimada dos produtos agregados.

Figura 4. Espacialização da área queimada em uma grade regular de 1 km x 1 km. Cada célula da grade contém a proporção queimada indicada pelo gradiente de cor.

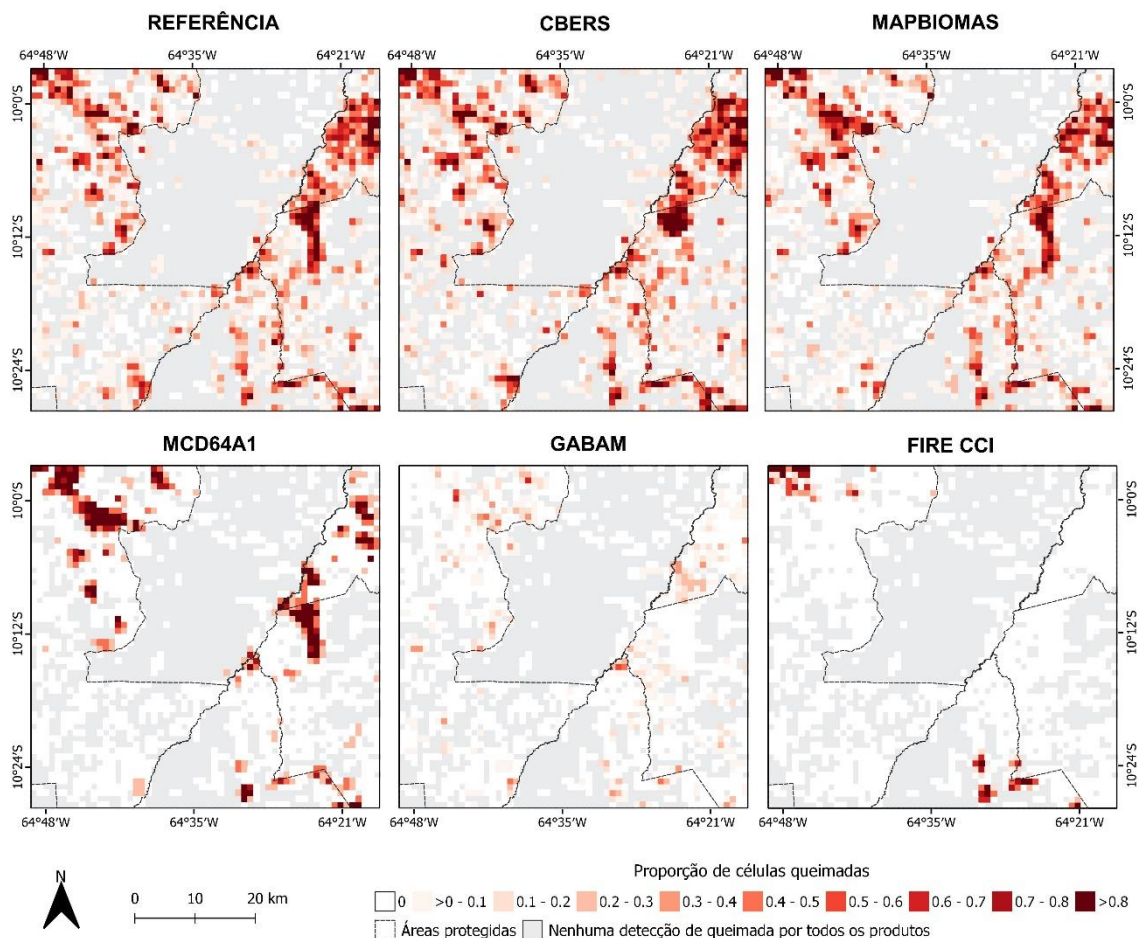


Tabela 2- Número de células em diferentes classes de proporção queimada na grade de 1 km.

Produtos	0	>0-0.1	0.1-0.2	0.2-0.3	0.3-0.4	0.4-0.5	0.5-0.6	0.6-0.7	0.7-0.8	>0.8
Referência	403	520	223	141	87	95	64	41	32	62
CBERS	324	545	238	140	99	85	67	51	39	80
MapBiomass	478	542	185	113	85	58	74	43	27	63
MCD64A1	1.359	0	0	115	0	69	0	0	36	89
GABAM	1.278	252	81	32	15	6	2	2	0	0
Fire cci	1.591	8	18	7	4	8	4	7	8	13

Figura 5. Espacialização da área queimada em uma grade regular de 5 km x 5 km. Cada célula da grade contém a proporção queimada indicada pelo gradiente de cor.

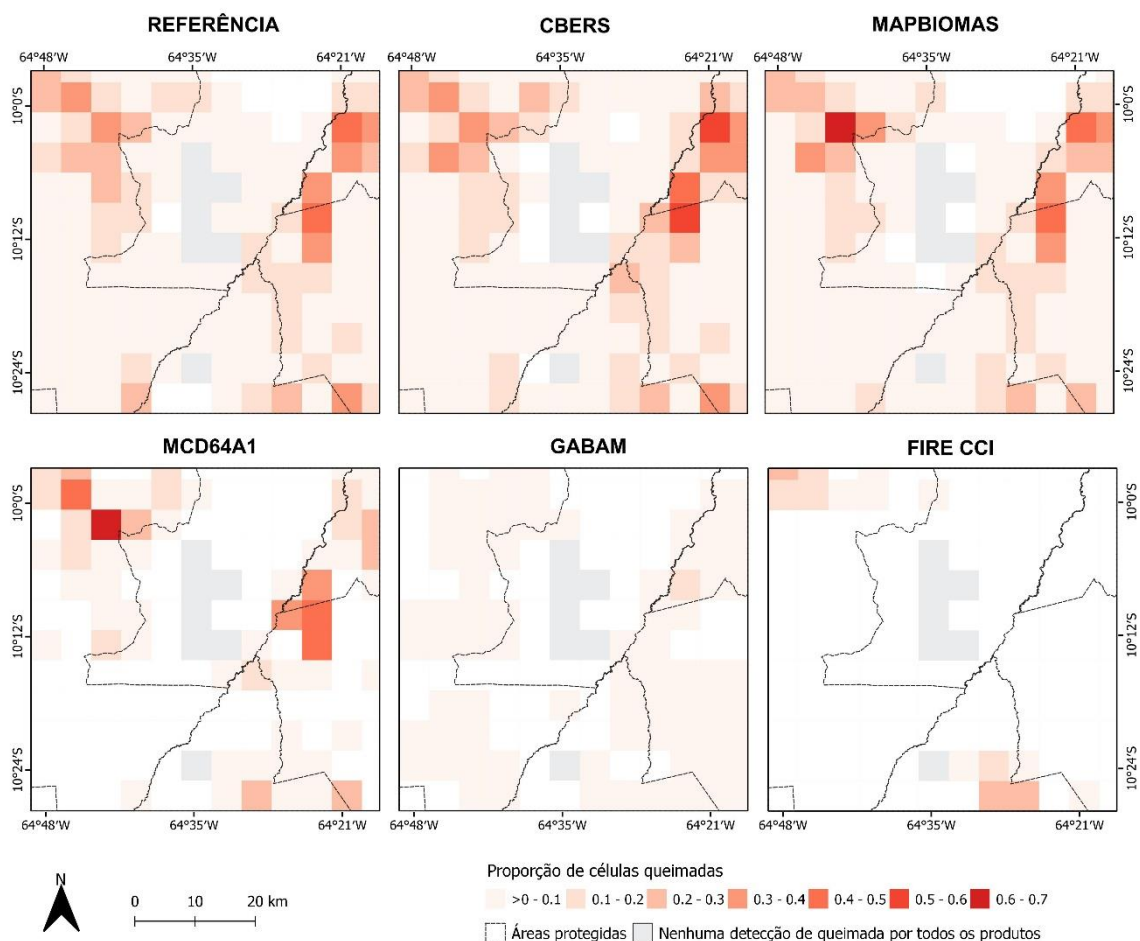


Tabela 3- Número de células em diferentes classes de proporção queimada na grade de 5 km

Produtos	0	>0 - 0.1	0.1-0.2	0.2-0.3	0.3-0.4	0.4-0.5	0.5-0.6	0.6-0.7
Referência	11	84	24	9	7	2	0	0
CBERS	6	82	29	10	7	1	2	0
MapBiomass	14	84	23	8	5	2	0	1
MCD64A1	80	35	10	6	2	3	0	1
Gabam	60	76	1	0	0	0	0	0
Fire cci	123	7	4	3	0	0	0	0

Figura 6. Espacialização da área queimada em uma grade regular de 10 km x 10 km. Cada célula da grade contém a proporção queimada indicada pelo gradiente de cor.

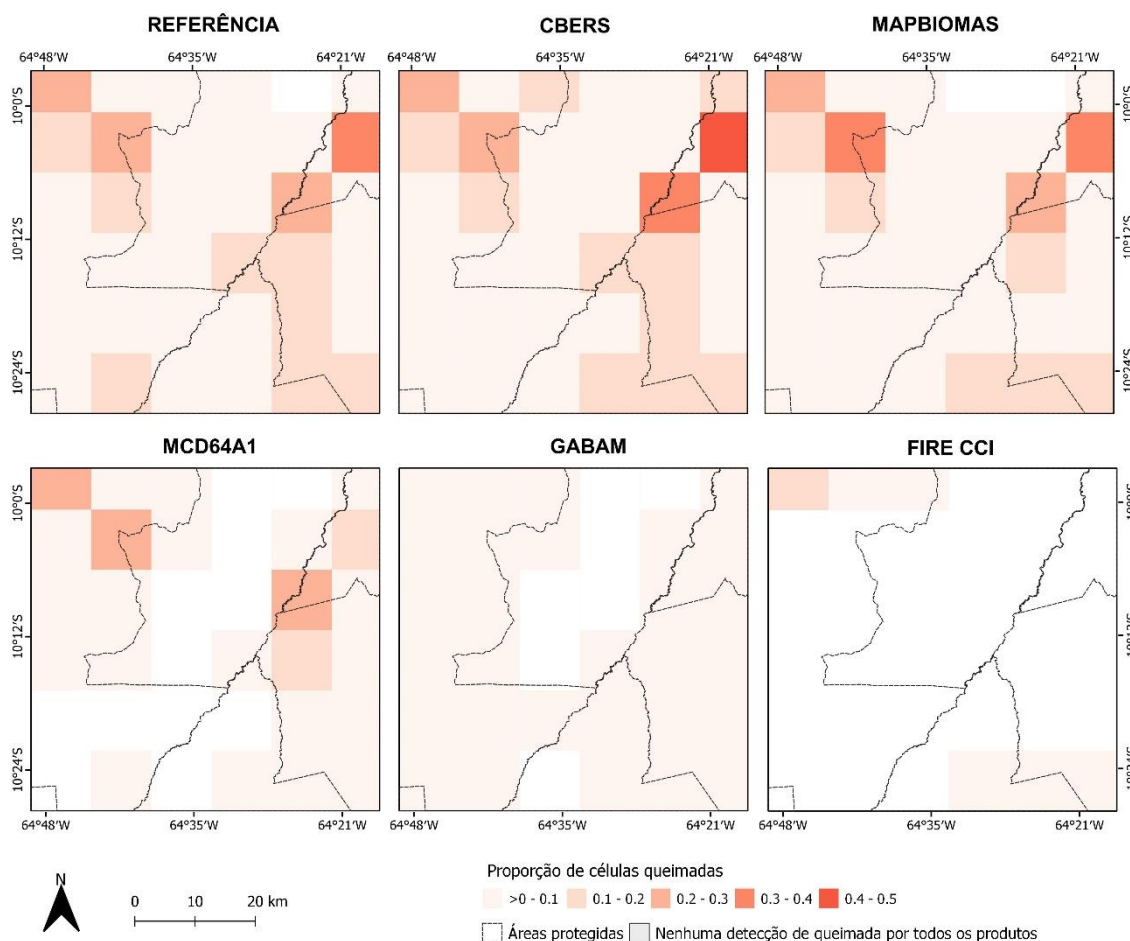


Tabela 4- Número de células em diferentes classes de proporção queimada na grade de 10 km

Produtos	0	>0 - 0.1	0.1-0.2	0.2-0.3	0.3-0.4	0.4-0.5
Referência	1	23	8	3	1	0
CBERS	0	22	10	2	2	1
MapBiomias	2	24	6	2	2	0
MCD64A1	12	19	2	3	0	0
Gabam	7	29	0	0	0	0
Fire cci	30	5	1	0	0	0

Na análise exploratória, a correlação dada pelos gráficos de dispersão da porcentagem de área queimada por célula entre os diferentes pares de produtos nas três grades (1 km, 5 km e 10 km), foram estatisticamente significativas a um nível de confiança de 95% ($p < 0,05$). A correlação entre a Referência e MapBiomias, Referência e CBERS é a mais próxima de 1 em todas as grades adotadas (Figuras 8 e 9), dado que são os produtos mais próximos ao registrado

pela Referência; e a menor relação entre o conjunto de dados é com o produto Fire cci, apresentando correlação abaixo de 0,31 em todas as grades (Figura 12), seguido pelo GABAM (Figura 11), sendo os produtos que mais subestimam e são mais discrepantes da Referência. Esse mesmo padrão e ranqueamento entre os produtos se repetiu nas demais métricas analisadas nos modelos ajustados da regressão, independente do tamanho de grade adotada.

Os coeficientes de determinação ajustados são satisfatórios para todos os modelos da regressão dos produtos regionais CBERS (Tabela 5) e dos MapBiomas (Tabela 6), no entanto foram baixos para MCD64A1, GABAM e Fire cci, demonstrando que os modelos explicam pouco o comportamento dos dados (Tabela 7, 8 e 9). Porém foi possível observar que os coeficientes de determinação ajustados dos modelos da regressão apresentam tendência de melhora a medida que aumenta o tamanho das grades para a maioria dos produtos de área queimada, especialmente para os modelos de produtos de baixo desempenho em outras métricas analisadas anteriormente, como o MCD64A1 e Fire cci, em que a precisão dos modelos apresentaram na grade de 1 km R^2_{adj} de 0,333 e 0,168, respectivamente, e na grade de 10 km R^2_{adj} de 0,762 e 0,651, respectivamente, o que demonstrou uma tendência de suavização, e aumento de viés na análise da qualidade de ajuste dos modelos desses produtos quando observado os coeficientes de determinação e correlação isoladamente.

Esse fato está diretamente relacionado aos efeitos de escala, que podem levar a inferências não apropriadas de relações em nível individual a partir de resultados agregados em unidades de área modificáveis, já que os coeficientes de correlação tendem a ser maior em valor absoluto do que as correlações desconhecidas das variáveis em nível individual (WRIGLEY et al., 1996). Logo, é preciso levar em consideração outros parâmetros da regressão, pois o modelo pode se ajustar bem ao conjunto de dados amostrados, mas não representar a realidade de desempenho do produto.

Os resultados da avaliação da acurácia dos modelos da regressão para todas as grades repetiram o comportamento das demais métricas. Comparando os erros, as medidas de MB absoluto indicam uma concordância espacial geralmente melhor entre os produtos quando os resultados são menores, e o MB

% indica a direção da tendência de erro, quando os valores são positivos há tendência de subestimar, enquanto que valores negativos indicam superestimação.

O MB absoluto foi menor para os produtos MapBiomias, seguido do CBERS, e elevado para o Fire cci e GABAM, havendo um aumento da tendência do erro à medida que aumenta o tamanho da grade, na qual apresentou maior valor na grade de 10 km para todos os modelos. Porém o erro é considerado escalar, modificando à medida que se altera o tamanho da unidade de análise.

Por outro lado, apesar do MB % também ter apresentado o menor valor para o CBERS e MapBiomias, além do maior valor para MCD64A1, GABAM e Fire cci, não houve alteração da porcentagem do valor do erro médio nos modelos nas diferentes grades, mantendo-se constante independente do tamanho da unidade espacial adotada (Tabelas 5, 6, 7, 8 e 9). O CBERS apresentou valor negativo (-12,30) o que indica tendência de superestimar em média 12,30% do total de área queimada, o MapBiomias apresentou valor positivo (7,54) indicando subestimação em média de 7,54%, enquanto os produtos globais MCD64A1, GABAM e Fire cci apresentaram os valores de erro médio em porcentagem positivos, subestimando em média, 40,34%, 86,61% e 88,07%, respectivamente. E embora as diferentes grades adotadas no estudo não refletirem no desempenho e ranqueamento dos produtos, houve melhor ajuste nos parâmetros da regressão para cada produto observado nas grades.

Analisando os parâmetros dos modelos da regressão e análise dos resíduos para o produto CBERS nas diferentes grades empregadas (Figura 8), indicaram o melhor modelo na grade de 5 km (Figura 8 c), apresentando intercepto mais próximo de 0 (0.018), inclinação da reta mais próximo da linha de 1:1 (0.083x), precisão da qualidade do ajuste de R^2_{adj} (0.921) e a variância constante dos resíduos (Figura 8 d)

Figura 7. Modelos ajustados na regressão linear e seus resíduos. (a) Referência (no eixo y) com CBERS na grade de 1 km (b) Resíduos do modelo de 1 km. (c) Referência com CBERS na grade de 5 km (d) Resíduos do modelo de 5 km. (e) Referência com CBERS na grade de

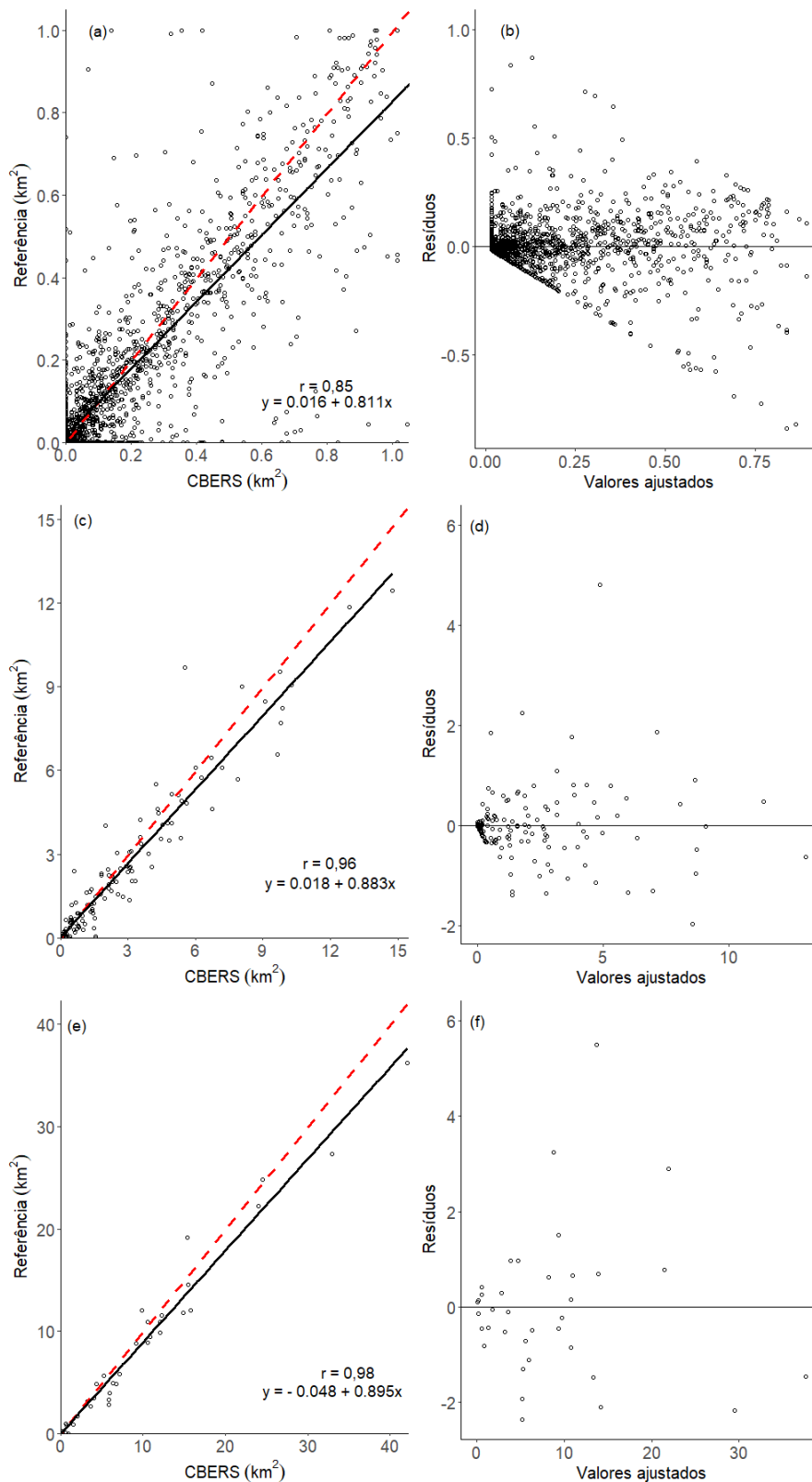


Tabela 5 – Índices estatísticos de avaliação da qualidade do ajuste dos modelos da regressão do produto CBERS nas grades de 1, 5 e 10 km.

Modelo	R²	MB	MB %
Referência x CBERS 1 km	0.718	-0.022	-12.30
Referência x CBERS 5 km	0.921	-0.270	-12.33
Referência x CBERS 10 km	0.967	-1.029	-12.33

Fonte: Autor (2022).

Enquanto os parâmetros dos modelos da regressão e análise dos resíduos para o produto MapBiomas nas diferentes grades empregadas (Figura 9), indicaram os melhores modelos ajustados nas grades de 5 km e 10 km (Figura 9 a c), apresentando intercepto mais próximo de 0, inclinação da reta mais próximo 1, coeficientes de determinação ajustados satisfatórios (>0.9) e a variância constante dos resíduos (Figura 9 b).

Figura 8. Modelos ajustados na regressão linear e seus resíduos. (a) Referência (no eixo y) com Mapbiomas na grade de 1 km (b) Resíduos do modelo de 1 km. (c) Referência com Mapbiomas na grade de 5 km (d) Resíduos do modelo de 5 km. (e) Referência com Mapbiomas na grade de 10 km (f) Resíduos do modelo de 10 km.

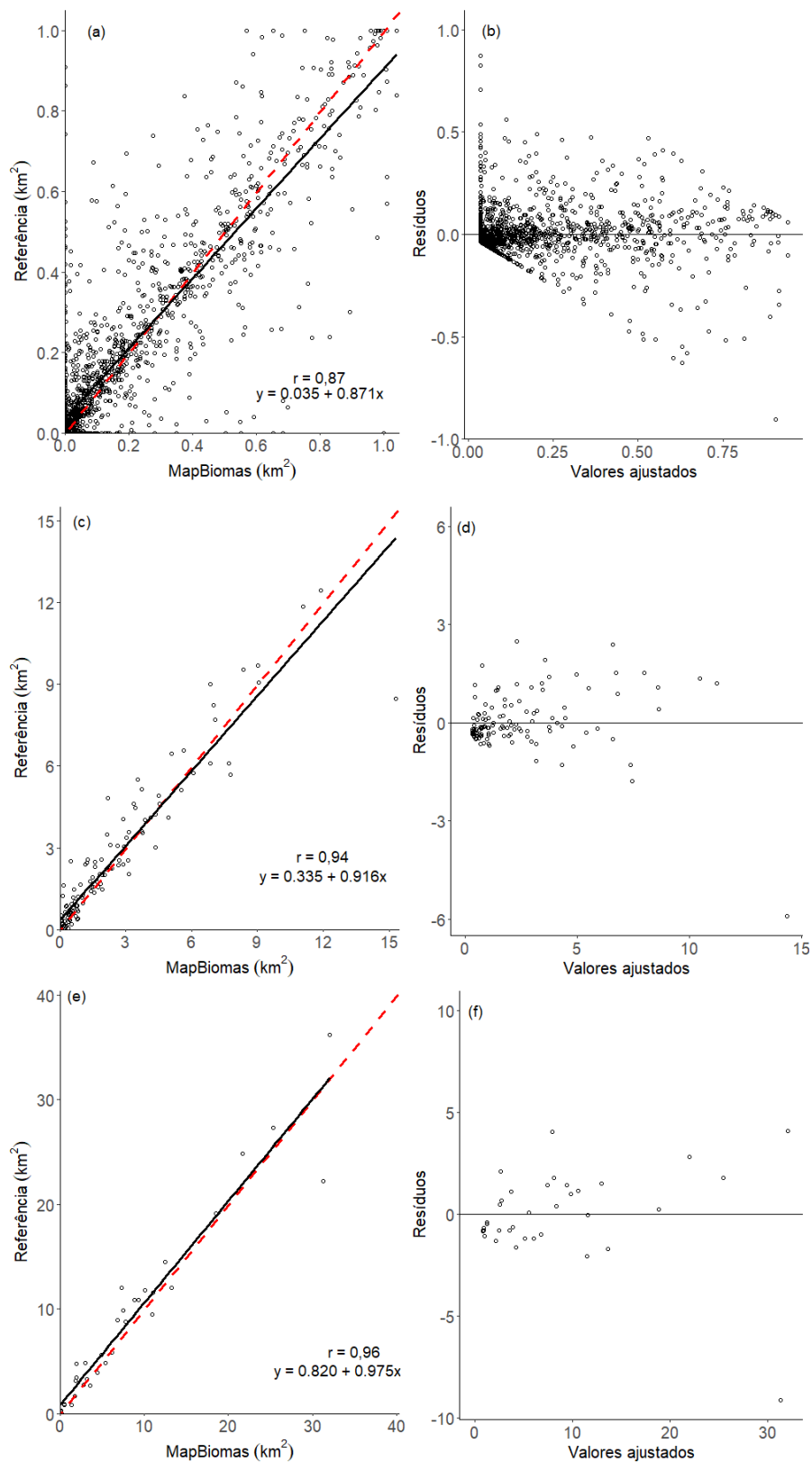


Tabela 6 – Índices estatísticos de avaliação da qualidade do ajuste dos modelos da regressão do produto MapBiomass nas grades de 1, 5 e 10 km.

Modelo	R²	MB	MB %
Referência x MapBiomass 1 km	0.758	0.014	7.54
Referência x MapBiomass 5 km	0.893	0.165	7.54
Referência x MapBiomass 10 km	0.935	0.629	7.54

Fonte: Autor (2022).

Embora o MCD64A1 não tenha apresentado bom desempenho na detecção de área queimada, subestimando consideravelmente, os parâmetros dos modelos da regressão e análise dos resíduos para o produto nas diferentes grades empregadas (Figura 10), indicaram o melhor modelo na grade de 10 km (Figura 10 e), apesar de não obter o intercepto mais próximo de 0, o modelo se ajustou melhor aos dados, a inclinação da reta foi mais próximo de 1, a precisão da qualidade do ajuste de R^2_{adj} (0.762) e análise do comportamento dos resíduos apresentou a variância mais constante (Figura 10 f).

Figura 9. Modelos ajustados na regressão linear e seus resíduos. (a) Referência (no eixo y) com MCD64A1 na grade de 1 km (b) Resíduos do modelo de 1 km. (c) Referência com MCD64A1 na grade de 5 km (d) Resíduos do modelo de 5 km. (e) Referência com MCD64A1 na grade de 10 km (f) Resíduos do modelo de 10 km.

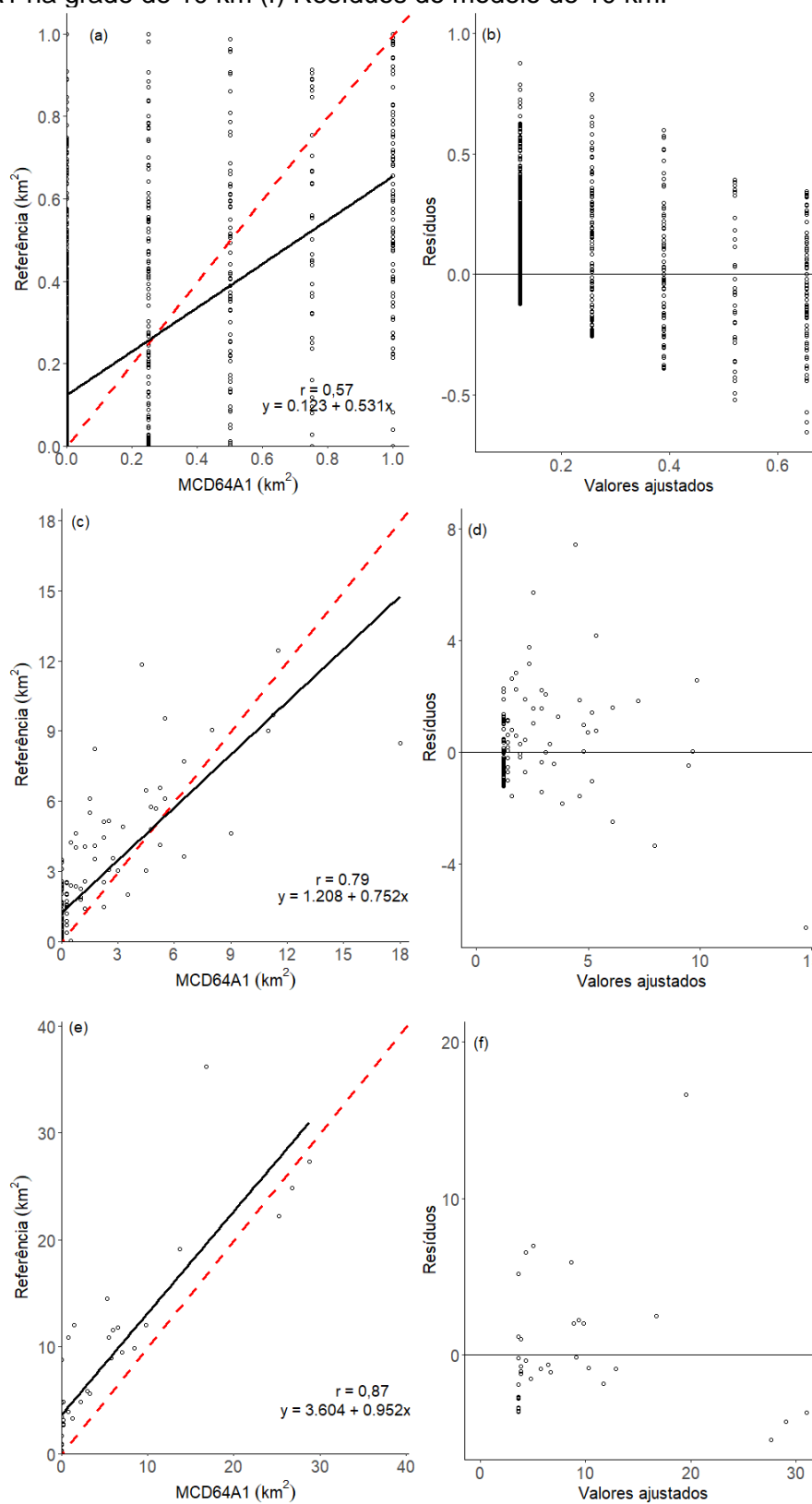


Tabela 7 – Índices estatísticos de avaliação da qualidade do ajuste dos modelos da regressão do produto MCD64A1 nas grades de 1, 5 e 10 km.

Modelo	R²	MB	MB %
Referência x MCD64A1 1 km	0.333	0.073	40.34
Referência x MCD64A1 5 km	0.628	0.885	40.34
Referência x MCD64A1 10 km	0.762	3.367	40.34

Fonte: Autor (2022).

Já o GABAM, analisando os parâmetros dos modelos da regressão e análise dos resíduos nas diferentes grades empregadas (Figura 11), indicaram baixo desempenho do produto em todas as grades, havendo uma tendência de leitura de valor 0. Dentre as grades, o modelo que melhor se ajusta é na grade de 1 km (Figura 11 a), apesar dos resíduos não apresentarem tendência de variação constante e possuir baixo R^2_{adj} , apresenta o intercepto mais próximo de 0 (0.145), inclinação da reta mais próximo da linha de 1 (1.452x) dentre os modelos gerados.

Figura 10. Modelos ajustados na regressão linear e seus resíduos. (a) Referência (no eixo y) com GABAM na grade de 1 km (b) Resíduos do modelo de 1 km. (c) Referência com GABAM na grade de 5 km (d) Resíduos do modelo de 5 km. (e) Referência com GABAM na grade de 10 km (f) Resíduos do modelo de 10 km.

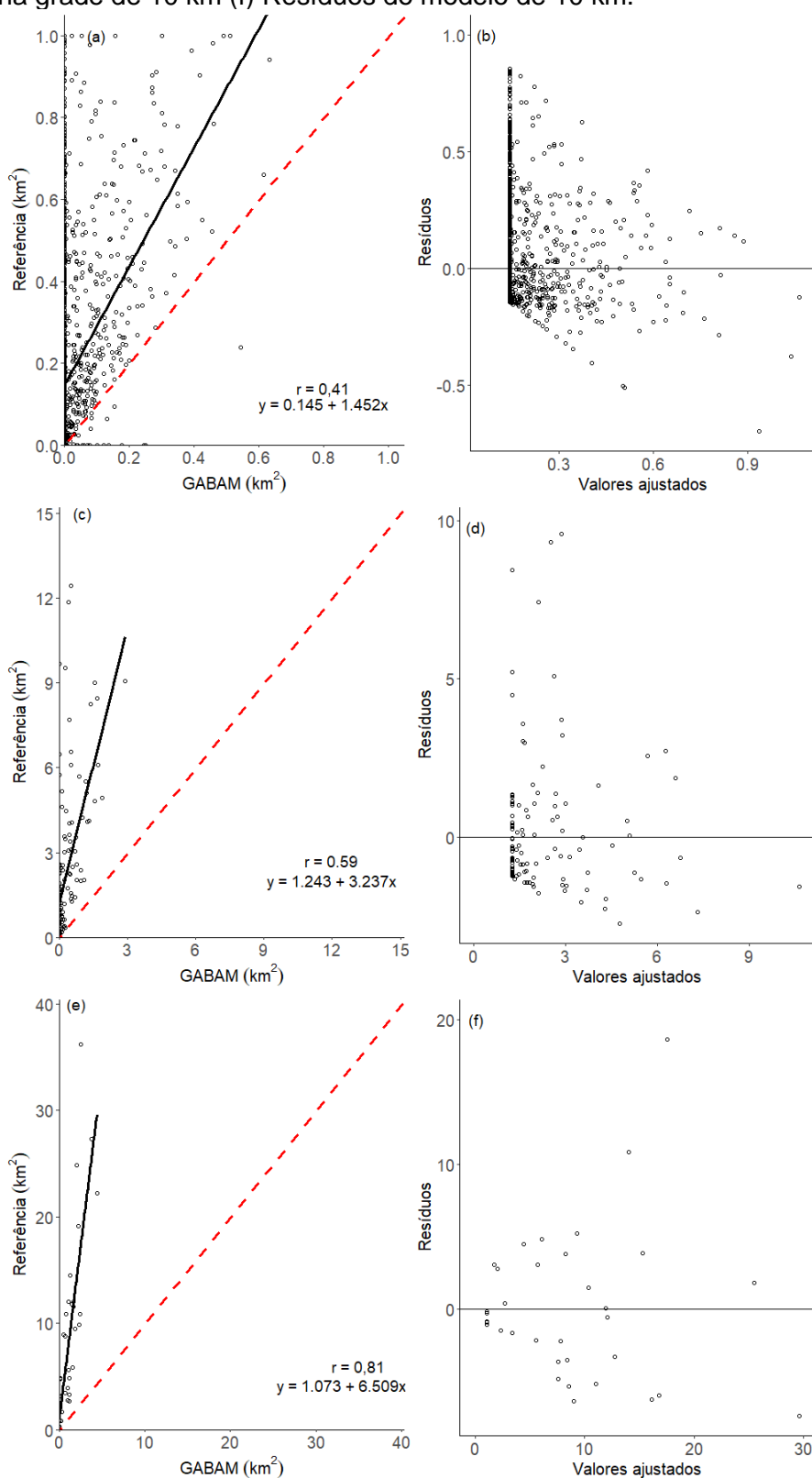


Tabela 8 – Índices estatísticos de avaliação da qualidade do ajuste dos modelos da regressão do produto GABAM nas grades de 1, 5 e 10 km.

Modelo	R²	MB	MB %
Referência x GABAM 1 km	0.168	0.156	86.61
Referência x GABAM 5 km	0.348	1.900	86.61
Referência x GABAM 10 km	0.651	7.229	86.61

Fonte: Autor (2022).

O Fire cci também apresentou baixo desempenho em todas as grades, refletindo na qualidade dos modelos da regressão. Analisando os parâmetros dos modelos da regressão e análise dos resíduos nas diferentes grades empregadas (Figura 12) indicaram que todos os ajustes dos modelos são ruins, independente do tamanho da grade.

Figura 11. Modelos ajustados na regressão linear e seus resíduos. (a) Referência (no eixo y) com Fire cci na grade de 1 km (b) Resíduos do modelo de 1 km. (c) Referência com Fire cci na grade de 5 km (d) Resíduos do modelo de 5 km. (e) Referência com Fire cci na grade de 10 km (f) Resíduos do modelo de 10 km.

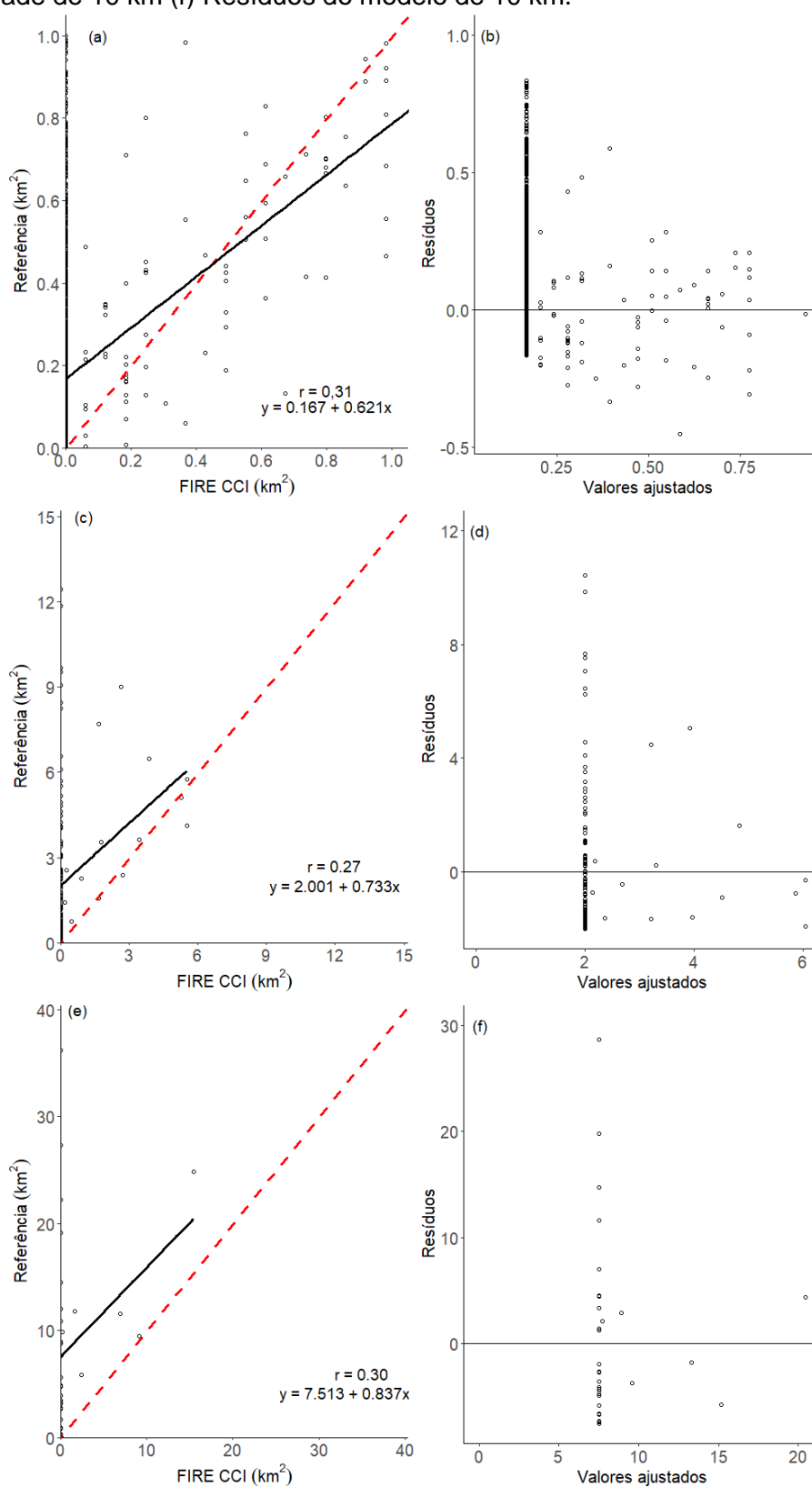


Tabela 9 – Índices estatísticos de avaliação da qualidade do ajuste dos modelos da regressão do produto Fire cci nas grades de 1, 5 e 10 km.

Modelo	R²	MB	MB %
Referência x FIRE CCI 1 km	0.094	0.159	88.07
Referência x FIRE CCI 5 km	0.074	1.931	88.07
Referência x FIRE CCI 10 km	0.093	7.351	88.07

Fonte: Autor (2022).

A análise de similaridade nos permite identificar os pares de produtos que são os mais coerentes espacialmente. Considerando a área de estudo, os índices de similaridade são considerados médios para CBERS e MapBiomias nas grades de 1 km e 5 km, comparando-os com a referência, estando entre 0,6 e 0,7, e considerado baixo para MCD64A1 (<0,4) em todas as grades, e baixíssimo para os produtos GABAM e Fire cci em todas as grades utilizadas (Tabela 10). É possível observar também que há uma tendência de piora no nível de acordo à medida que aumenta o tamanho da grade, o que pode ser explicado pela área do polígono da cicatriz de queimada que cai dentro de cada célula da grade que é sobreposta uma a uma na análise de similaridade pelo algoritmo.

Tabela 10 - Semelhança geral para cada par de comparação de produto de área queimada, considerando toda a área de estudo e os diferentes tamanhos de grades (1, 5 e 10 km). O índice de similaridade varia de 0 (totalmente distinto) a 1 (totalmente idêntico), e foi calculado usando o algoritmo numérico *fuzzy* para comparação de mapas.

Combinação	Nível de similaridade
Referência x CBERS	
Grade 1 km	0,698
Grade 5 km	0,670
Grade 10 km	0,535
Referência x MapBiomias	
Grade 1 km	0,721
Grade 5 km	0,695
Grade 10 km	0,567
Referência x MCD64A1	
Grade 1 km	0,414
Grade 5 km	0,316
Grade 10 km	0,160
Referência x Gabam	
Grade 1 km	0,332
Grade 5 km	0,190
Grade 10 km	0,035
Referência x Fire cci	

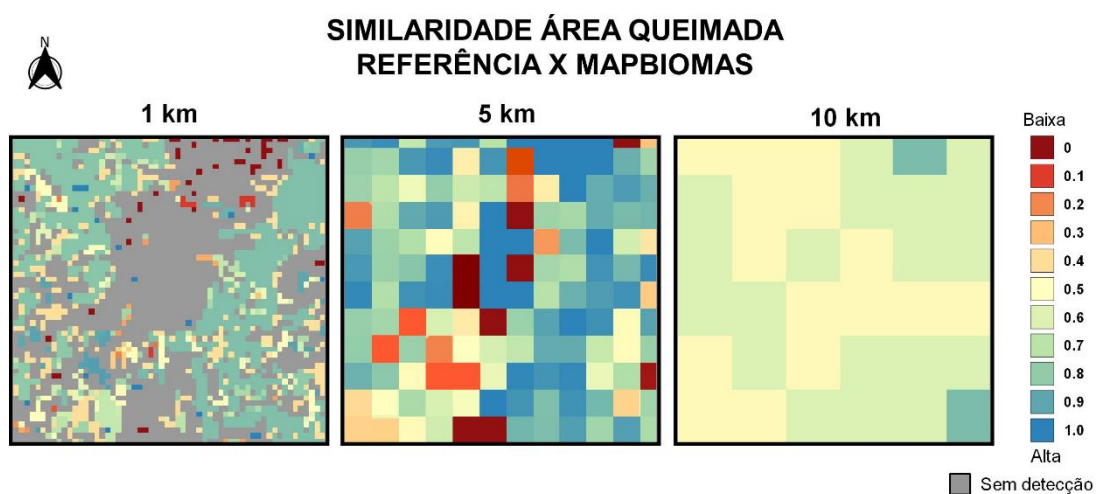
Grade 1 km	0,272
Grade 5 km	0,124
Grade 10 km	0,022

Fonte: Autor (2022)

Ao analisar o MCD64A1, GABAM e Fire cci foi possível observar que os índices de similaridade são claramente inferiores aos demais pares de produtos, indicando uma maior divergência em relação ao conjunto de dados. O que pode ser explicado pela extensão reduzida mapeada pelos produtos MCD64A1, GABAM e Fire cci, considerados conservadores para a região de estudo.

Na figura 13 é possível observar as extremidades da escala de similaridade do produto MapBiomias com a Referência, no qual teve o nível mais alto de similaridade, seguido do CBERS. Essa análise espacial visual permite a identificação das regiões mais coesas ou não, entre os produtos de área queimada. Entre a Referência e Mapbiomas as maiores divergências ocorrem na região oeste e sudoeste da área de estudo, em regiões em que o Mapbiomas mapeou área queimada sobre florestas, principalmente no Parque Estadual de Guajará Mirim. Porém há uma perda de similaridade à medida que aumenta o tamanho da grade, passado de 0,698 na grade de 1 km para 0,535 na grade de 10 km.

Figura 12. Mapas de similaridade do melhor par de comparação de produtos de área queimada nas grades de 1, 5 e 10 km. O índice de similaridade foi calculado considerando apenas células que apresentam detecção de área queimada por pelo menos um produto. O índice de similaridade vai de 0 (menor semelhança) destacado por vermelho escuro a 1 (maior semelhança) destacado por azul.



Apesar do produto MapBiomias ter apresentado a maior similaridade, o

produto brasileiro local para o estado de Rondônia denominado CBERS, resultante de testes com o composto dos sensores WFI do CBERS 4 e 4A, demonstrou ser satisfatório, se aproximando do produto MapBiomas em todos os parâmetros avaliados (valores totais absolutos, modelagem estatística e similaridade), embora o Mapbiomas tenha melhor resolução espacial (30 m), enquanto o produto CBERS apresenta 64 m de resolução. Neste contexto, a resolução temporal dos dois sensores do CBERS 4 e 4A em conjunto e aliados a técnica do MLME empregada, poderiam explicar o bom desempenho e a correlação próxima ao do MapBiomas em relação a referência. Esta análise corrobora por Shimabukuro (2020), onde os autores citam que a maior frequência na aquisição de dados apresenta erros de omissão reduzidos e a técnica da utilização de imagens fração para identificação de áreas queimadas mostram-se vantajosas, ao reduzir o volume de dados a serem analisados e destacar áreas queimadas, facilitando o processo de classificação das imagens.

No mais, o baixo desempenho dos produtos de área queimada Globais MCD64A1, GABAM e Fire cci corroboram com resultados de outros estudos regionais no Brasil que adotam grades de 10 km de resolução na avaliação, porém há uma alternância de desempenho entre eles, ora Fire cci apresenta melhor desempenho que MCD64A1, ora apresenta tendência de piora.

Em um estudo realizado por Shimabukuro et al., (2020), os autores inferiram que para o estado do Mato Grosso, o produto global MCD64A1 foi inferior ao produto Firecci. Por outro lado, no estudo realizado por Pessoa et al. (2020) para a Amazônia em 2015, os autores identificaram que o produto MCD64A1 obteve melhor desempenho que outros produtos globais, como o GABAM e Fire cci na maioria dos estados da Amazônia. Lizundia-Loiola et al., (2020), também obtiveram resultados semelhantes para o produto Fire cci ao avaliarem o desempenho da nova versão do produto para a América do Sul (versão 5.1), em que apresentou erros de omissão e comissionamento semelhante a versão anterior, mesmo tendo aprimorado o algoritmo de detecção, a medida que detectou menos área queimada do que o produto MCD64A1.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O tamanho da unidade celular de agregação para avaliação dos produtos de área queimada na região não interferiu no desempenho dos produtos, resultando em parâmetros similares nas diferentes grades adotadas e mantendo constando o ranqueamento dos produtos. Apesar das grades de 1 km e 5 km terem melhor sensibilidade na avaliação da similaridade, além das grades de 5 km e 10 km melhor desempenho na avaliação da regressão, não houve efeitos no resultado da avaliação dos produtos.

Por fim, embora os produtos globais MCD64A1, GABAM e Fire cci contribuam significativamente para a modelagem do fogo com base na análise global da área queimada, apresentando bom desempenho em outros países e em diferentes escalas de análise, os produtos regionais MapBiomas Fogo e CBERS sobressaíram aos demais produtos de área queimada globais em todos os parâmetros analisados, e são os produtos mais parecidos entre si e mais fidedignos com a realidade, apesar de apresentarem limitações e discrepâncias.

REFERÊNCIAS

ALENCAR, A. A. C., et al. Long-Term Landsat-Based Monthly Burned Area Dataset for the Brazilian Biomes Using Deep Learning. **Remote Sensing**. V. 14, N. 11, 2022.

ANDELA, N. et al. The Global Fire Atlas of individual fire size, duration, speed, and direction. *Earth System Science Data Discussions*. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://www.earth-syst-sci-data-discuss.net/essd-2018-89/>>.

ANDERSON, L. O.; et al. Disentangling the contribution of multiple land covers to fire-mediated carbon emissions in Amazonia during the 2010 drought. **Glob. Biogeochem. Cycles**. v. 29, p. 1739–1753. 2015.

ARAGÃO, L. E. O. C.; et al. 21st Century drought-related fires counteract the decline of Amazon deforestation carbon emissions. **Nature Communications**, vol. 9, n. 1, p. 536, 2018.

BARLOW, J. et al. The critical importance of considering fire in REDD+ programs. **Biological Conservation**, v. 154, p. 1–8, 2012.

BACCINI, A., et al. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. **Nature Clim Change**. v. 2, p. 182–185, 2012.

BONAN, G. B. Forests and Climate Change: Forcings, Feedbacks, and the Climate Benefits of Forests. **Science**. v. 320, p. 1444–1449. 2008.

CASTILHO, E. B.; et. Al. Monitoring Wildfires in the Northeastern Peruvian Amazon Using Landsat-8 and Sentinel-2 Imagery in the GEE Platform. **Geo-Information**, v. 9, p. 564, 2020.

CHUVIECO, E., et al. Generation and analysis of a new global burned area product based on MODIS 250 m reflectance bands and thermal anomalies. **Earth System Science Data**, v.10, n.4, p. 2015-2031. 2018.

CHUVIECO, E. et al. Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. **Remote Sensing of Environment**, v. 225, p. 45–64, 2019.

DAVIDSON, E., et al. The Amazon basin in transition. **Nature**, v. 481, p. 321–328. 2012.

DRUCK, S.; CARVALHO, M.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. Análise espacial de dados geográficos. Brasília: Embrapa, 2004.

FEARNSIDE, P. M. Deforestation in Brazilian Amazonia: History, Rates, and Consequences. **Conservation Biology**, v. 19, n. 3, p. 680–688, 2005.

GIGLIO, L.; BOSCHETTI, L.; ROY, D. P.; HUMBER, M. L.; JUSTICE, C. O. The Collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. *Remote Sensing of Environment*, v. 217, p. 72-85, 2018.

HAIR,. et al. Análise multivariada de dados. 6 ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. 682 p.

HUMBER, M. L.; et al. Spatial and temporal intercomparison of four global burned area products. **Int. J. Digital Earth**. 2019, v 12, 460–484.

JUÁREZ-OROZCO, S. M.; SIEBE, C.; FERNÁNDEZ Y FERNÁNDEZ, D. Causes and Effects of Forest Fires in Tropical Rainforests: A Bibliometric Approach. **Tropical Conservation Science**, v. 10, 2017.

LIZUNDIA-LOIOLA, J., et al. A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 236, p.111493, 2020.

LONG, T.; et al. 30 m Resolution Global Annual Burned Area Mapping Based on Landsat Images and Google Earth Engine. **Remote Sensing**. v.11, n. 489, 2019.

MapBiomias Brasil. Projeto MapBiomias - Collection 6.0 da Série Anual de Mapas de Uso e Cobertura da Terra do Brasil. Disponível em: https://mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas-1?cama_set_language=pt-BR. Acessado em 04 de novembro de 2021.

MATAVELI, G. A. V., et al. Relationship between Biomass Burning Emissions and Deforestation in Amazonia over the Last Two Decades. **Forests**, v. 12, n. 9, 2021.

MATRICARDI, E. A. T. et al. Long-term forest degradation surpasses deforestation in the Brazilian Amazon. **Science**, v. 369, n. 6509, p. 1378-1382, 2020.

MORTON, D. C., et al. Agricultural intensification increases deforestation fire activity in Amazonia. **Global Change Biology**, v.14. 2008.

PESSÔA, A. C. M., et al. Intercomparison of Burned Area Products and Its Implication for Carbon Emission Estimations in the Amazon, **Remote Sensing**, v. 12, p. 3864, 2020.

PIVELLO, V. R.; et al. Understanding Brazil's catastrophic fires: Causes, consequences and policy needed to prevent future tragedies. **Perspectives in ecology and conservation**, v. 19, p. 233-255, 2021.

RIKS BV. MCK Reader: Methods of the Map Comparison Kit; RIKS BV: Maastricht, The Netherlands, 2011.

ROY, D. P.; BOSCHETTI, L. Southern Africa Validation of the MODIS, L3JRC, and GlobCarbon Burned-Area Products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2009**, 47, 1032–1044.

SANTOS, A. M. d., et al. "Dynamics of active fire data and their relationship with fires in the areas of regularized indigenous lands in the Southern Amazon." **Remote Sensing Applications: Society and Environment**. v. 23, 2021.

SHIMABUKURO, et al. Mapping Burned Areas of Mato Grosso State Brazilian Amazon Using Multisensor Datasets. **Remote Sensing**, v. 12, p. 3827, 2020.

SILVA JUNIOR, C. H. L. et al. Fire Responses to the 2010 and 2015/2016 Amazonian Droughts. **Frontiers in Earth Science**, v. 7, n. 97, p. 1–16, 2019.

VISSER, H.; DE NIJS, T. The Map Comparison Kit. **Environ. Model. Softw.** V. 21, 346–358. 2006.