

**MODELAGEM DO FLUXO DE
CO₂ EM LAVOURAS
TEMPORÁRIAS NO ACRE:
INTEGRAÇÃO DE DADOS
HIPERESPECTRAIS EO-1
HYPERION, MAPBIOMAS E
VALIDAÇÃO
METEOROLÓGICA**

**MODELING CO₂ FLUX IN TEMPORARY CROPLANDS IN ACRE:
INTEGRATION OF EO-1 HYPERION HYPERSPECTRAL DATA, MAPBIOMAS
AND METEOROLOGICAL VALIDATION**

Ciências Exatas e da Terra, Ciências Agrárias • 12/05/2026

REGISTRO DOI: [10.70773/revistatopicos/778430211](https://doi.org/10.70773/revistatopicos/778430211)

David Lopes Maciel¹

Natiele Vieira de Oliveira Maciel²

Brício Rocha Borges de Almeida³

Aline Mikos⁴

Paulo Roberto Meloni Monteiro Bressan⁵

Fabício Moraes de Almeida⁶

RESUMO

Este artigo científico tem como objetivo estimar o CO₂Flux em área de lavoura temporária no estado do Acre, a partir da integração entre dados hiperespectrais EO-1 Hyperion, classificação de uso e cobertura da terra do MapBiomas e dados meteorológicos de superfície. O estudo utilizou a cena EO-1 Hyperion de 9 de julho de 2012, bandas associadas às regiões de 531 nm, 570 nm, vermelho e infravermelho próximo, além da máscara agrícola derivada da classe 41 do MapBiomas, denominada Outras Lavouras Temporárias. Foram calculados o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o Índice de Reflectância Fotoquímica (PRI), o PRI reescalonado (sPRI) e o CO₂Flux estimado. O processamento foi realizado no Google Earth Engine e validado posteriormente em Python, a partir dos arquivos exportados. A área agrícola válida correspondeu a 4,933841 ha, totalizando 53 pixels processados. Os resultados indicaram NDVI médio de 0,704064, PRI médio de 0,032760, sPRI médio de 0,516380 e CO₂Flux médio de -10,458160. Os valores negativos de CO₂Flux indicaram maior tendência de absorção estimada de CO₂ nos pixels com vegetação ativa, conforme a formulação adotada. A análise meteorológica, baseada na estação INMET A104 Rio Branco e no produto GridSat-B1, auxiliou na interpretação das condições atmosféricas próximas à data da imagem. Os resultados demonstram que a integração entre sensoriamento remoto hiperespectral, dados de uso da terra e validação computacional pode apoiar estudos sobre fluxo estimado de CO₂ em áreas agrícolas tropicais, especialmente em regiões com ausência de medições diretas de campo.

Palavras-chave: EO-1 Hyperion; NDVI; PRI; CO₂Flux; MapBiomas.

ABSTRACT

This study aimed to estimate CO₂Flux in a temporary cropland area

in the state of Acre, Brazil, by integrating EO-1 Hyperion hyperspectral data, MapBiomas land use and land cover classification, and surface meteorological data. The analysis was based on the EO-1 Hyperion scene acquired on July 9, 2012, using bands associated with the spectral regions near 531 nm, 570 nm, red, and near infrared, as well as an agricultural mask derived from MapBiomas class 41, identified as Other Temporary Crops. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the Photochemical Reflectance Index (PRI), the scaled PRI (sPRI), and the estimated CO₂Flux were calculated. The processing was carried out in Google Earth Engine and later validated in Python using the exported files. The valid agricultural area corresponded to 4.933841 ha, totaling 53 processed pixels. The results indicated a mean NDVI of 0.704064, a mean PRI of 0.032760, a mean sPRI of 0.516380, and a mean CO₂Flux of -10.458160. The negative CO₂Flux values indicated a greater estimated tendency of CO₂ absorption in pixels with active vegetation, according to the adopted formulation. The meteorological analysis, based on the INMET A104 Rio Branco station and the GridSat-B1 product, supported the interpretation of atmospheric conditions close to the image acquisition date. The results show that the integration of hyperspectral remote sensing, land use data, and computational validation can support studies on estimated CO₂ flux in tropical agricultural areas, especially in regions without direct field measurements.

Keywords: EO-1 Hyperion; NDVI; PRI; CO₂Flux; MapBiomas.

1. INTRODUÇÃO

A estimativa dos fluxos de dióxido de carbono em áreas agrícolas tornou-se relevante para o monitoramento ambiental, sobretudo em regiões com expansão agrícola, variabilidade climática e mudanças

no uso da terra. Em ambientes tropicais, essa análise exige a integração de dados espectrais, espaciais e meteorológicos. Nesse contexto, o sensoriamento remoto contribui para observar o desenvolvimento das culturas e apoiar estudos sobre emissões, absorção e balanço de carbono (IPCC, 2023; ROUSE et al., 1974).

A agricultura possui papel direto nas mudanças climáticas, pois pode atuar tanto como fonte quanto como sumidouro temporário de carbono, dependendo do manejo, do estágio da cultura, das condições do solo e da variabilidade climática. Na Amazônia Legal, essa discussão ganha importância diante da expansão das fronteiras agrícolas. A soja se destaca nesse processo por sua relevância econômica, associação com mudanças no uso da terra e absorção sazonal de CO₂ durante o desenvolvimento vegetativo (IPCC, 2023; ZIMERMANN et al., 2007).

O dióxido de carbono (CO₂) é um dos principais gases associados ao efeito estufa e às mudanças climáticas, sendo emitido e absorvido continuamente pelos sistemas naturais e agrícolas. Nas lavouras, a absorção de CO₂ ocorre principalmente pela fotossíntese, variando conforme o vigor da vegetação, a radiação disponível, a água no solo e o estágio de desenvolvimento da cultura. Por isso, índices espectrais obtidos por sensoriamento remoto podem auxiliar na análise indireta da atividade vegetal e do balanço de carbono (IPCC, 2023; ROUSE et al., 1974).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) indica o vigor da vegetação a partir da relação entre o vermelho e o infravermelho próximo. O Índice de Reflectância Fotoquímica (PRI) utiliza bandas próximas de 531 nm e 570 nm para representar alterações associadas à eficiência fotoquímica da vegetação. Já o

CO₂Flux é um índice modelado que combina NDVI e PRI reescalado (sPRI) para estimar a tendência de absorção ou menor absorção de CO₂ pela vegetação (ROUSE et al., 1974; GAMON; PEÑUELAS; FIELD, 1992; DELLA-SILVA et al., 2022).

Estudos micrometeorológicos em culturas agrícolas mostram que o fluxo de CO₂ varia conforme o estágio fenológico, a radiação disponível, a umidade do solo e as condições atmosféricas. Em cultura de soja, medições de fluxo de CO₂ indicam diferenças entre fases de desenvolvimento, com maior assimilação nos períodos de maior atividade vegetativa. Esses estudos são importantes para comparar estimativas espectrais, embora não substituam medições locais na área analisada (ZIMERMANN et al., 2007).

Diante dessa limitação, a integração entre sensores hiperespectrais, índices espectrais e dados meteorológicos representa uma alternativa para analisar áreas agrícolas onde não há medições diretas de CO₂ em campo. Neste estudo, essa abordagem foi aplicada a uma área de lavoura temporária no Acre, classificada pelo MapBiomas como outras lavouras temporárias. O objetivo foi estimar o CO₂Flux com dados EO-1 Hyperion, validar os cálculos em Python e discutir os resultados à luz de estudos sobre CO₂Flux e fluxo de CO₂ em culturas agrícolas (DELLA-SILVA et al., 2022; ZIMERMANN et al., 2007).

2. METODOLOGIA

A metodologia foi organizada em etapas sequenciais, envolvendo a seleção da área de estudo, identificação da cena hiperespectral, delimitação da classe agrícola, cálculo dos índices espectrais, estimativa do CO₂Flux e validação computacional dos resultados. O

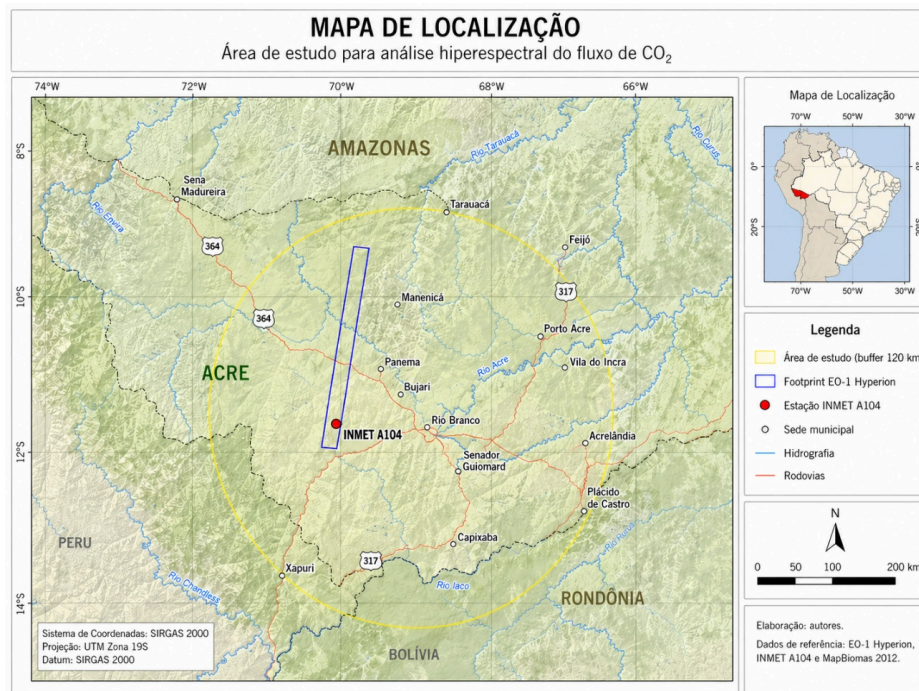
processamento principal foi realizado no Google Earth Engine, com posterior verificação em Python a partir dos arquivos exportados. Essa estrutura buscou garantir rastreabilidade entre dado de entrada, cálculo espectral e resultado final (GORELICK et al., 2017; DELLA-SILVA et al., 2022).

Área de Estudo

A área de estudo está localizada no estado do Acre, no entorno do município de Rio Branco, região inserida no contexto da Amazônia Legal. A escolha da área ocorreu a partir da disponibilidade de cena hiperespectral EO-1 Hyperion, da presença de pixels agrícolas mapeados pelo MapBiomas e da existência de dados meteorológicos da estação automática INMET A104 Rio Branco. Essa combinação permitiu integrar informação espectral, uso da terra e variáveis atmosféricas em uma mesma análise (INMET, 2012; MAPBIOMAS, 2025).

A estação INMET A104 Rio Branco foi adotada como referência meteorológica por estar localizada no Acre e possuir registros horários para o ano de 2012. O catálogo do INMET identifica a estação Rio Branco, código A104, como estação automática, com coordenadas aproximadas de latitude -9,959167 e longitude -67,868889. Esses dados foram utilizados para caracterizar as condições meteorológicas próximas à data da cena orbital (INMET, 2012). A localização espacial da área de estudo, da estação meteorológica de referência e da faixa imageada pelo sensor EO-1 Hyperion é apresentada na Figura 1.

Figura 1 – Localização da área de estudo.



Fonte: autores, 2026

A delimitação agrícola foi realizada com base na classificação anual do MapBiomas para 2012, dentro do recorte da cena EO-1 Hyperion. A classe predominante identificada na área processada foi a classe 41, denominada “Outras Lavouras Temporárias”, correspondente a cultivos agrícolas de curta ou média duração. Assim, os resultados deste estudo são interpretados para lavouras temporárias, sem atribuição a uma cultura específica, como soja, arroz ou milho (MAPBIOMAS, 2025; USGS, 2017).

Dados e Sensores

O conjunto de dados orbitais foi composto pela cena hiperespectral EO-1 Hyperion EO1H0020662012191110KF_SGS_01, referente a 9 de julho de 2012. A escolha do Hyperion ocorreu pela disponibilidade de bandas estreitas no visível e no infravermelho próximo, necessárias ao cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e do Índice de Reflectância Fotoquímica (PRI). Esses índices foram utilizados como variáveis espectrais de entrada para a estimativa do

CO₂Flux (ROUSE et al., 1974; GAMON; PEÑUELAS; FIELD, 1992; USGS, 2017).

A base MapBiomas foi empregada como referência temática para selecionar apenas os pixels agrícolas dentro da faixa imageada pelo Hyperion. Essa etapa foi necessária porque a cena hiperespectral possui faixa estreita de imageamento e inclui diferentes tipos de cobertura da terra. A classificação anual de 2012 permitiu restringir o processamento aos pixels pertencentes à classe de lavouras temporárias, reduzindo a interferência de alvos não agrícolas nos cálculos espectrais (MAPBIOMAS, 2025).

Os dados meteorológicos foram incorporados como suporte à interpretação dos resultados espectrais. Foram utilizados registros horários da estação INMET A104 Rio Branco para caracterizar as condições de superfície no período próximo à imagem, e o produto NOAA CDR GridSat-B1 para avaliar a condição atmosférica no horário da passagem orbital. Assim, os dados meteorológicos não foram usados para calcular diretamente o CO₂Flux, mas para contextualizar a precipitação, a radiação, a temperatura e a possível presença de nebulosidade (INMET, 2012; NOAA, 2024).

Pré-processamento das Imagens

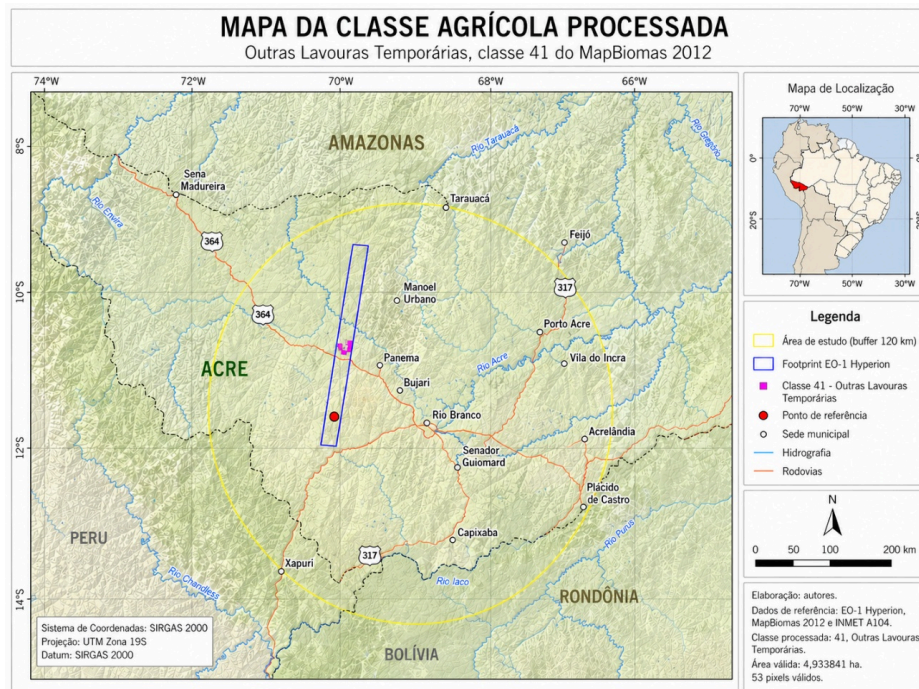
O pré-processamento das imagens foi realizado no Google Earth Engine, a partir da seleção da cena EO-1 Hyperion previamente identificada como compatível com a área de estudo. A cena foi filtrada pela região de interesse associada à estação INMET A104 Rio Branco e pela data de aquisição, correspondente a 9 de julho de 2012. Em seguida, foi obtida a geometria da própria cena para

restringir os cálculos apenas à faixa efetivamente imageada pelo sensor (GORELICK et al., 2017; USGS, 2017).

Após a seleção da cena, foi feita a sobreposição com a classificação anual do MapBiomas para o ano de 2012. Essa etapa teve a finalidade de separar os pixels agrícolas dos demais alvos presentes na imagem, como vegetação natural, áreas urbanizadas, corpos d'água ou solo exposto. Para isso, a imagem MapBiomas foi recortada pela geometria da cena Hyperion e transformada em uma máscara temática aplicada aos cálculos posteriores (MAPBIOMAS, 2025).

Inicialmente, foram consideradas as classes agricultura, lavoura temporária, soja, arroz e outras lavouras temporárias. Depois, foi realizada uma contagem de área por classe dentro do recorte processado, a fim de identificar a classe predominante. O resultado indicou que toda a área agrícola válida pertencia à classe 41, denominada "Outras Lavouras Temporárias", com área total de 4,933841 ha. Assim, os demais cálculos foram feitos apenas sobre essa máscara agrícola (MAPBIOMAS, 2025). A máscara agrícola utilizada no processamento espectral correspondeu à classe 41 do MapBiomas 2012, conforme apresentado na Figura 2.

Figura 2 – Classe agrícola processada.



Os valores espectrais do *Hyperion* foram extraídos das bandas necessárias ao cálculo dos índices de vegetação. Como o produto *EO-1 Hyperion* utilizado no *Google Earth Engine* apresenta bandas VNIR com fator de escala igual a 40, os valores digitais foram convertidos em valores espectrais calibrados antes do cálculo dos índices espectrais. A conversão foi realizada conforme a Equação 1.

Equação 1 – Conversão dos valores digitais das bandas VNIR do *Hyperion*.

$$L = \frac{DN}{40}$$

Em que L representa o valor espectral convertido e DN corresponde ao valor digital original da banda. Esse procedimento foi aplicado às bandas associadas às regiões de 531 nm, 570 nm, vermelho e infravermelho próximo, utilizadas posteriormente no cálculo do $NDVI$, PRI e CO_2Flux (USGS, 2017).

Como controle atmosférico complementar, foi utilizada uma imagem NOAA CDR GridSat-B1 da mesma data da cena *Hyperion*. A

imagem meteorológica mais próxima foi selecionada pelo menor intervalo temporal em relação à aquisição orbital, com diferença aproximada de 28 minutos. Essa etapa não corrigiu a imagem Hyperion, mas auxiliou na verificação das condições de nebulosidade e na interpretação da qualidade atmosférica do momento da aquisição (NOAA, 2024).

Cálculo dos Índices Espectrais

O cálculo dos índices espectrais foi realizado a partir das bandas do sensor *EO-1 Hyperion* associadas às regiões do verde, vermelho e infravermelho próximo. Foram selecionadas as bandas B018, B022, B031 e B045, correspondentes aproximadamente a 531 nm, 570 nm, vermelho e infravermelho próximo. Como o produto utilizado apresenta fator de escala para as bandas *VNIR*, os valores digitais foram convertidos pela expressão $L = DN/40$, antes da aplicação dos índices espectrais (USGS, 2017).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*NDVI*) foi calculado para representar o vigor vegetativo da área agrícola. Esse índice utiliza a diferença entre a resposta espectral no infravermelho próximo e no vermelho, sendo sensível à presença de vegetação ativa. No estudo, o *NDVI* foi calculado conforme a Equação 2.

Equação 2 – Cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Em que *NIR* representa a banda do infravermelho próximo e *RED* representa a banda do vermelho. Valores mais elevados de *NDVI*

indicam maior resposta da vegetação ativa na área analisada (ROUSE et al., 1974).

O Índice de Reflectância Fotoquímica (PRI) foi calculado para representar variações associadas à resposta fotoquímica da vegetação. Esse índice utiliza bandas estreitas próximas de 531 nm e 570 nm, sendo adequado para análises com dados hiperespectrais. No estudo, o PRI foi calculado conforme a Equação 3.

Equação 3 – Cálculo do Índice de Reflectância Fotoquímica.

$$PRI = \frac{R531 - R570}{R531 + R570}$$

Em que R531 representa a reflectância na banda próxima de 531 nm e R570 representa a reflectância na banda próxima de 570 nm. O *PRI* foi utilizado como componente fisiológica associada à resposta fotoquímica da vegetação (GAMON; PEÑUELAS; FIELD, 1992).

Após o cálculo do PRI, foi obtido o PRI reescalado, denominado *sPRI*. Esse reescalamento foi necessário para transformar o PRI em uma variável positiva e compatível com sua combinação ao NDVI no modelo CO₂Flux. No estudo, o *sPRI* foi calculado conforme a Equação 4.

Equação 4 – Cálculo do PRI reescalado.

$$sPRI = \frac{PRI + 1}{2}$$

Em que *PRI* representa o Índice de Reflectância Fotoquímica calculado anteriormente. O *sPRI* preserva a variação relativa do original, mas desloca seus valores para uma escala positiva,

permitindo sua utilização na equação do CO_2Flux (DELLA-SILVA et al., 2022).

Os índices $NDVI$, PRI e $sPRI$ foram calculados pixel a pixel e, em seguida, restringidos à máscara de lavouras temporárias extraída do MapBiomas. Essa etapa garantiu que as estatísticas finais fossem obtidas apenas sobre os 53 pixels agrícolas válidos identificados na cena Hyperion. Para cada índice, foram calculados média, mínimo, máximo e desvio-padrão, permitindo descrever a variação espectral da área processada.

Aplicação do Modelo CO_2Flux

A estimativa do CO_2Flux foi realizada pixel a pixel a partir da combinação entre $NDVI$ e $sPRI$. A equação aplicada seguiu a formulação adotada por Della-Silva et al. (2022), conforme a Equação 5.

Equação 5 – Estimativa espectral do CO_2Flux .

$$CO_2 Flux = \frac{13.63 - 66.207}{sPRI * NDVI}$$

Em que CO_2Flux representa o fluxo estimado de dióxido de carbono, $sPRI$ representa o PRI reescalado e $NDVI$ representa o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada. Após o cálculo, o resultado foi restringido à máscara de lavouras temporárias definida pelo MapBiomas 2012, mantendo apenas os pixels agrícolas válidos (DELLA-SILVA et al., 2022).

Os coeficientes 13,63 e 66,207 foram mantidos conforme a formulação original do modelo, sem reparametrização local. Essa decisão foi necessária porque não havia medições diretas de fluxo de

CO₂ em campo para a área analisada. Assim, o resultado deve ser interpretado como uma aproximação espectral do comportamento da vegetação, e não como medição direta das trocas de CO₂ entre superfície e atmosfera.

A reparametrização do modelo poderá ser realizada em estudos futuros caso existam dados micrometeorológicos locais, como medições por torre de fluxo, câmaras de solo ou observações diretas em lavouras específicas. Estudos em culturas agrícolas, incluindo soja, mostram que o fluxo real de CO₂ varia conforme estágio fenológico, radiação, umidade e condição atmosférica. Por isso, esses dados são importantes para ajustar coeficientes e comparar estimativas espectrais com medições de campo (ZIMERMANN et al., 2007).

Integração com Dados Climáticos

A integração climática foi conduzida como etapa de apoio à interpretação dos índices espectrais e do CO₂Flux estimado. As variáveis meteorológicas não foram inseridas diretamente na equação do modelo, mas utilizadas para contextualizar as condições ambientais próximas à aquisição da imagem. Dessa forma, precipitação, temperatura do ar, radiação global e vento foram analisados como elementos auxiliares para compreender o comportamento espectral da lavoura temporária no período observado (INMET, 2012).

A janela entre 1 e 15 de julho de 2012 permitiu avaliar as condições anteriores e posteriores à passagem do sensor Hyperion. No dia da imagem, 9 de julho de 2012, foi registrada precipitação diária de 0,2 mm, temperatura média de 19,55 °C e radiação global diária de

20.907,4 kJ/m². No intervalo completo, a precipitação acumulada foi de 28,6 mm, com ocorrência de chuva antes da data da imagem, condição relevante para interpretar o vigor vegetativo indicado pelo NDVI.

A avaliação da disponibilidade hídrica foi realizada de forma descritiva, sem cálculo formal de balanço hídrico. Essa decisão ocorreu pela ausência de dados locais de solo, capacidade de armazenamento de água e evapotranspiração potencial. Assim, a precipitação acumulada, a temperatura e a radiação global foram consideradas indicadores indiretos das condições ambientais, evitando tratar o déficit hídrico como variável medida.

A informação meteorológica por satélite foi utilizada apenas como controle atmosférico complementar. A imagem GridSat-B1 mais próxima da passagem Hyperion apresentou temperatura média de brilho de 295,03 K no canal infravermelho de 11 μ m, indicando ausência de predomínio de nuvens convectivas profundas sobre a região de interesse. Essa verificação auxiliou na interpretação da cena hiperespectral e na análise das condições atmosféricas no momento do imageamento (NOAA, 2024).

Análise Estatística

A análise estatística foi conduzida com base nos 53 pixels agrícolas válidos extraídos da cena *EO-1 Hyperion*. Para cada variável espectral, foram calculados média, valor mínimo, valor máximo e desvio-padrão populacional. Essa etapa permitiu descrever a variação interna do *NDVI*, *PRI*, *sPRI* e *CO₂Flux* dentro da área classificada como lavoura temporária (BUSSAB; MORETTIN, 2017; DELLA-SILVA et al., 2022).

Diante da ausência de medições diretas de CO_2 na área analisada, a validação do estudo foi conduzida em três níveis: verificação computacional dos cálculos em Python, coerência espectral entre $NDVI$, PRI , $sPRI$ e CO_2Flux , e contextualização meteorológica com dados de superfície e imagem GridSat-B1. Dessa forma, a validação adotada não teve caráter micrometeorológico, mas buscou avaliar a consistência interna e a rastreabilidade do procedimento aplicado.

Para avaliar a relação entre os índices espectrais e o CO_2Flux , foram calculadas correlações entre $NDVI$, PRI , $sPRI$ e CO_2Flux . A correlação entre $NDVI$ e CO_2Flux foi negativa e elevada, com valor aproximado de -0,9996, indicando que os maiores valores de vigor vegetativo estiveram associados aos valores mais negativos de CO_2Flux . Essa relação era esperada, pois o modelo utiliza o produto entre $NDVI$ e $sPRI$ em sua formulação (DELLA-SILVA et al., 2022).

Também foi realizada regressão linear exploratória entre CO_2Flux , $NDVI$ e $sPRI$, apenas como diagnóstico da resposta do modelo. A regressão múltipla apresentou R^2 aproximado de 0,9999, resultado compatível com a própria estrutura da equação aplicada. Portanto, essa análise não foi interpretada como validação independente de campo, mas como verificação da coerência matemática entre os índices calculados e o CO_2Flux estimado (BUSSAB; MORETTIN, 2017; DELLA-SILVA et al., 2022).

A comparação com os dados climáticos foi feita de forma descritiva, relacionando precipitação, temperatura, radiação global e condição atmosférica com os valores médios dos índices espectrais. Essa análise permitiu contextualizar o $NDVI$ médio de 0,704064 e o CO_2Flux médio de -10,458160 no período próximo à aquisição da imagem. Assim, a interpretação estatística foi limitada à consistência

interna dos dados e à comparação com literatura, sem inferência experimental sobre fluxo real de CO₂ em campo (INMET, 2012; ZIMERMANN et al., 2007).

3. RESULTADOS

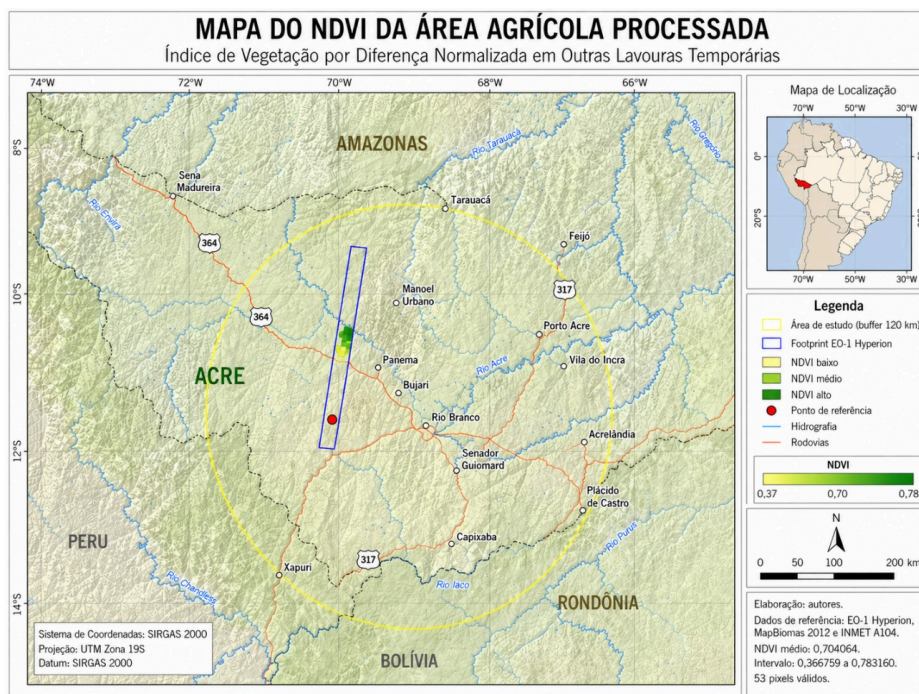
Nesta seção são apresentados os resultados obtidos a partir do processamento da cena EO-1 Hyperion, considerando a máscara agrícola definida pelo MapBiomas 2012 e os 53 pixels válidos identificados na área de lavoura temporária. A análise foi organizada em produtos espaciais, estatísticas descritivas dos índices espectrais e interpretação do *CO₂Flux* estimado em relação às condições climáticas próximas à data da imagem.

Índices espectrais *NDVI*, *PRI*, *sPRI* e *CO₂Flux*

Os produtos espaciais foram gerados a partir da cena *EO-1 Hyperion* de 9 de julho de 2012, restritos aos pixels classificados pelo MapBiomas como “Outras Lavouras Temporárias”. A área agrícola processada correspondeu a 4,933841 ha, totalizando 53 pixels válidos. Foram gerados mapas de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*NDVI*), Índice de Reflectância Fotoquímica (*PRI*), *PRI* reescalonado (*sPRI*) e *CO₂Flux* estimado (MAPBIOMAS, 2025; USGS, 2017).

O mapa de *NDVI* indicou predominância de valores elevados nos pixels agrícolas analisados, com média de 0,704064. Esse resultado sugere presença de vegetação ativa na data da imagem, compatível com a interpretação de vigor vegetativo em lavouras temporárias. Os valores variaram entre 0,366759 e 0,783160, mostrando diferença interna entre os pixels da área processada. A distribuição espacial do *NDVI* nos pixels agrícolas válidos é apresentada na Figura 3.

Figura 3 – NDVI da área agrícola processada.



Fonte: autor, 2026.

O *PRI* apresentou média de 0,032760, com valores entre 0,017487 e 0,043849. Como esse índice costuma variar em faixa estreita, sua interpretação foi feita em conjunto com o *sPRI* e o *NDVI*. O *sPRI* apresentou média de 0,516380, com baixa variação entre os pixels, indicando comportamento relativamente homogêneo da componente fotoquímica usada no modelo *CO₂Flux* (GAMON; PEÑUELAS; FIELD, 1992; DELLA-SILVA et al., 2022).

O *CO₂Flux* estimado apresentou média de -10,458160, com valor mínimo de -13,258663 e máximo de 1,276683. Os valores negativos indicam maior tendência de absorção estimada de *CO₂* pela vegetação, conforme a lógica do modelo aplicado. Esse resultado deve ser interpretado como estimativa espectral modelada, e não como medição direta de fluxo em campo (DELLA-SILVA et al., 2022).

Estatísticas dos índices espectrais e do *CO₂Flux*

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas dos produtos gerados para os 53 pixels agrícolas válidos. Os resultados indicam *NDVI* médio elevado, *PRI* positivo, *sPRI* próximo de 0,516 e *CO₂Flux* médio negativo. Esse conjunto de valores aponta para vegetação ativa na área analisada e para uma resposta espectral compatível com absorção estimada de *CO₂*.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas dos índices espectrais e do *CO₂Flux* estimado

Variável	Média	Mínimo	Máximo	Desvio-padrão
NDVI	0,704064	0,366759	0,783160	0,130189
PRI	0,032760	0,017487	0,043849	0,006649
sPRI	0,516380	0,508744	0,521925	0,003324
CO ₂ Flux	-10,458160	-13,258663	1,276683	4,521038

Fonte: Elaboração própria, 2026.

Gráficos temporais e limitação da série espectral

A partir dos valores médios apresentados na Tabela 1, foi possível demonstrar a coerência do cálculo do *CO₂Flux* estimado. Inicialmente, o *sPRI* médio foi obtido pelo reescalonamento do *PRI* médio, conforme a Equação 6.

Equação 6 – Demonstração do cálculo do *sPRI* médio.

$$sPRI = \frac{0.032760 + 1}{2}$$

$$sPRI = 0,516380$$

A partir dos valores médios apresentados na Tabela 1, foi realizada uma demonstração aritmética aproximada do cálculo do CO_2Flux . Para facilitar a representação, o CO_2Flux estimado foi calculado, enquanto os coeficientes empíricos do modelo foram representados por β_0 e β_1 . Assim, β_0 corresponde ao intercepto do modelo e β_1 ao coeficiente associado ao produto entre $sPRI$ e $NDVI$. Para o modelo adotado, foram utilizados $\beta_0 = 13.63$ e $\beta_1 = 66.207$, conforme Della-Silva et al. (2022). Substituindo os valores médios de $sPRI$ e $NDVI$, tem-se:

Equação 7 – Demonstração do cálculo do CO_2Flux médio.

$$\begin{aligned} CO_2Flux &= \beta_0 - [\beta_1 * (sPRI * NDVI)] \\ CO_2Flux &= 13.63 - [66.207 \times (0.516380 \times 0.704064)] \\ CO_2Flux &\approx -10.440519 \end{aligned}$$

O resultado aproximado obtido pela substituição direta dos valores médios foi $CO_2Flux \approx -10,440519$. A média apresentada na Tabela 1, igual a -10,458160, foi obtida pelo cálculo do CO_2Flux pixel a pixel nos 53 pixels válidos, seguido da média dos resultados individuais. Não foram gerados gráficos temporais dos índices espectrais, pois o processamento utilizou uma única cena *EO-1 Hyperion* válida para a área agrícola analisada. Assim, $NDVI$, PRI , $sPRI$ e CO_2Flux foram avaliados espacialmente e estatisticamente para a data de 9 de julho de 2012. A análise temporal foi limitada aos dados meteorológicos, considerando a janela de 1 a 15 de julho de 2012.

A opção por uma única cena decorreu da disponibilidade de imagens hiperespectrais que interceptavam áreas agrícolas dentro do recorte de estudo. Entre as cenas avaliadas, a imagem de 9 de julho de 2012 apresentou a maior área agrícola válida. Dessa forma, o estudo assumiu caráter metodológico e exploratório, priorizando a

consistência do processamento espectral e da validação computacional.

Relação entre *NDVI* e *CO₂Flux* estimado

A relação entre *NDVI* e *CO₂Flux* foi analisada pixel a pixel. Como o modelo utiliza o produto entre *NDVI* e *sPRI*, os maiores valores de *NDVI* estiveram associados a valores mais negativos de *CO₂Flux*. Essa relação indica que os pixels com maior vigor vegetativo apresentaram maior tendência de absorção estimada de CO_2 , conforme a estrutura matemática do modelo (DELLA-SILVA et al., 2022).

A correlação entre *NDVI* e *CO₂Flux* foi negativa e elevada, com valor aproximado de -0,9996. Esse resultado não deve ser interpretado como validação independente do fluxo real, pois decorre da própria equação utilizada. Ainda assim, confirma a coerência interna entre os índices espectrais calculados e o *CO₂Flux* estimado no conjunto de pixels agrícolas.

Como não houve série temporal de imagens, não foi possível avaliar padrão diurno ou sazonal dos índices espectrais. A análise sazonal foi tratada apenas de forma descritiva, por meio dos dados meteorológicos da janela de julho de 2012. Portanto, a relação *NDVI* e *CO₂Flux* foi interpretada como resposta espacial da cena analisada, e não como variação temporal da lavoura.

Impacto das Chuvas e das Condições Hídricas

Os dados da estação INMET A104 Rio Branco indicaram precipitação de 0,2 mm no dia da cena *Hyperion*, 9 de julho de 2012. Na janela entre 1 e 15 de julho, a precipitação acumulada foi de 28,6 mm, com

ocorrência de chuva antes da aquisição da imagem. Essa condição pode ter contribuído para a manutenção do vigor vegetativo observado no *NDVI* médio de 0,704064 (INMET, 2012).

A temperatura média no dia da imagem foi de 19,55 °C, enquanto a radiação global diária foi de 20.907,4 kJ/m². Esses valores indicam disponibilidade de energia para atividade fotossintética no período de aquisição da cena. A combinação entre precipitação anterior, temperatura moderada e radiação disponível ajuda a contextualizar o *CO₂Flux* médio negativo observado nos pixels agrícolas.

O déficit hídrico não foi calculado formalmente, pois não foram utilizados dados locais de solo, evapotranspiração potencial e capacidade de armazenamento hídrico. Por isso, a interpretação foi limitada à análise descritiva da precipitação, temperatura e radiação. Essa decisão evita atribuir ao estudo uma medição de déficit hídrico que não foi diretamente realizada.

A imagem meteorológica GridSat-B1 de 9 de julho de 2012, às 15:00 UTC, apresentou temperatura média de brilho de 295,03 K no canal infravermelho de 11 μm. Esse resultado não indicou predomínio de nuvens convectivas profundas sobre a região de interesse no horário próximo à passagem *Hyperion*. Assim, a condição atmosférica observada foi considerada compatível com o uso da cena *hiperespectral* para análise espectral (NOAA, 2024).

4. CONCLUSÃO

O estudo permitiu estimar o *CO₂Flux* em uma área de lavoura temporária no Acre, a partir da integração entre imagem EO-1 *Hyperion*, classificação MapBiomass, dados meteorológicos do INMET e controle atmosférico por GridSat-B1. A área processada

correspondeu a 4,933841 ha, com 53 pixels válidos classificados como “Outras Lavouras Temporárias”. O resultado deve ser entendido como estimativa espectral modelada, e não como medição direta de fluxo de CO_2 em campo.

A aplicação do modelo *CO₂Flux* seguiu a formulação de Della-Silva et al. (2022), com uso combinado de *NDVI* e *sPRI*. O *CO₂Flux* médio estimado foi de -10,458160, valor compatível com maior tendência de absorção estimada de CO_2 nos pixels com vegetação ativa. Essa interpretação acompanha a lógica do modelo, no qual valores mais negativos estão associados a maior atividade fotossintética estimada (DELLA-SILVA et al., 2022).

A comparação com estudos micrometeorológicos em soja deve ser feita com cautela, pois a área analisada neste artigo não foi identificada como soja, mas como lavoura temporária. Ainda assim, trabalhos sobre fluxo de CO_2 em soja mostram que a absorção varia conforme estágio fenológico, radiação solar e condições ambientais. Esses estudos auxiliam na interpretação dos resultados, mas não substituem medições locais na área analisada (ZIMERMANN et al., 2007; RODRIGUES et al., 2013).

A principal limitação do modelo está na ausência de dados micrometeorológicos locais para calibração. Sem torre de fluxo, câmara de solo ou medições diretas de troca gasosa, não é possível validar o *CO₂Flux* como fluxo real medido. Por isso, os coeficientes originais do modelo foram mantidos, e a validação realizada concentrou-se na consistência computacional, na coerência espectral e no contexto climático da cena.

A validação em Python confirmou que os cálculos realizados no Google Earth Engine foram reproduzidos de forma independente, com diferenças máximas inferiores a $1e-5$ para *NDVI*, *PRI*, *sPRI* e *CO₂Flux*. Esse resultado indica que o procedimento computacional foi consistente e rastreável. A imagem GridSat-B1, obtida cerca de 28 minutos após a passagem Hyperion, também apoiou a análise ao não indicar predomínio de nuvens convectivas profundas na área de interesse.

A ausência de medições micrometeorológicas locais não invalida a aplicação metodológica, mas delimita o alcance da interpretação. Nesse contexto, o *CO₂Flux* estimado deve ser entendido como indicador espectral associado à condição da vegetação, e não como valor absoluto de troca de carbono entre superfície e atmosfera. Assim, a principal contribuição do estudo está na demonstração de um procedimento reprodutível para integrar imagem *hiperespectral*, classificação de uso da terra, dados meteorológicos e validação computacional em área agrícola tropical com escassez de dados diretos de campo.

A metodologia apresenta potencial para aplicação em escalas maiores, desde que sejam obtidas mais cenas *hiperespectrais*, séries temporais e dados de campo para calibração. Em áreas agrícolas tropicais, esse tipo de integração pode contribuir para estudos sobre balanço de carbono, monitoramento agrícola e inventários ambientais. Para usos operacionais, recomenda-se ampliar a amostragem, identificar a cultura predominante em campo e ajustar o modelo com medições micrometeorológicas locais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BUSSAB, Wilton de O.; MORETTIN, Pedro A. Estatística básica. 9. ed. São Paulo: Saraiva, 2017.

DELLA-SILVA, J. L. et al. CO₂Flux Model Assessment and Comparison between an Airborne Hyperspectral Sensor and Orbital Multispectral Imagery in Southern Amazonia. Sustainability, v. 14, n. 9, p. 5458, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14095458>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/9/5458>. Acesso em: 29 abr. 2026.

GAMON, J. A.; PEÑUELAS, J.; FIELD, C. B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. Remote Sensing of Environment, v. 41, n. 1-2, p. 35-44, 1992. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90059-S](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90059-S).

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment, v. 202, p. 18-27, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425717302900>. Acesso em: 29 abr. 2026.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia. Dados históricos anuais: estação automática A104 Rio Branco, ano 2012. Brasília: INMET, 2012. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos>. Acesso em: 29 abr. 2026.

IPCC. Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva: IPCC, 2023. DOI: <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>. Acesso em: 29 abr. 2026.

KNAPP, K. R. et al. Globally gridded satellite observations for climate studies. Bulletin of the American Meteorological Society, v. 92, n. 7, p. 893-907, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1175/2011BAMS3039.1>.

KNAPP, K. R.; NOAA CDR PROGRAM. NOAA Climate Data Record (CDR) of Gridded Satellite Data from ISCCP B1 (GridSat-B1) Infrared Channel Brightness Temperature, Version 2. Asheville: NOAA National Centers for Environmental Information, 2014. DOI: <https://doi.org/10.7289/V59P2ZKR>. Disponível em: <https://www.ncei.noaa.gov/access/metadata/landing-page/bin/iso?id=gov.noaa.ncdc:C00829>. Acesso em: 29 abr. 2026.

MAPBIOMAS. Projeto MapBiomas: coleção 10 da série anual de mapas de cobertura e uso da terra do Brasil. São Paulo: MapBiomas, 2025. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/>. Acesso em: 29 abr. 2026.

NOAA. NOAA CDR GRIDSAT-B1: Geostationary IR Channel Brightness Temperature. Google Earth Engine Data Catalog, 2024. Disponível em: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/NOAA_CDR_GRIDSAT-B1_V2. Acesso em: 29 abr. 2026.

RODRIGUES, Celso Pinheiro; FONTANA, Denise Cybis; MORAES, Osvaldo Luiz Leal de; ROBERTI, Débora Regina. NDVI e fluxo de CO₂ em lavoura de soja no Rio Grande do Sul. Revista Brasileira de Meteorologia, v. 28, n. 1, p. 95-104, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0102-77862013000100011>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbmet/a/rNh3nFLkZFSzQJdRRYpP7Gt/>. Acesso em: 29 abr. 2026.

ROUSE JUNIOR, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: THIRD EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 1973, Washington. Proceedings [...]. Washington: NASA, 1974. p. 309-317. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022614/downloads/19740022614.pdf>. Acesso em: 29 abr. 2026.

USGS. United States Geological Survey. USGS EROS Archive: Earth Observing One (EO-1) Hyperion. Reston: USGS, 2019. Disponível em: <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-earth-observing-one-eo-1-hyperion>. Acesso em: 29 abr. 2026.

USGS; GOOGLE EARTH ENGINE. EO-1 Hyperion Hyperspectral Imager. Google Earth Engine Data Catalog, 2017. Disponível em: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/EO1_HYPERION. Acesso em: 29 abr. 2026.

ZIMERMANN, H. R.; CARNEIRO, J. V.; MORAES, O. L. L.; ESCOBAR, L. F.; CHAVEZ, L. F.; FIORIN, J.; AMADO, T. J. C. Análise do fluxo de CO₂ sobre uma cultura de soja. *Ciência e Natura*, Santa Maria, v. 29, edição especial, p. 91-94, 2007. DOI: <https://doi.org/10.5902/2179460X9815>. Disponível em: <https://periodicos.ufsm.br/cienciaenatura/article/view/9815>. Acesso em: 29 abr. 2026.

COPYRIGHT

Direitos autorais: Os autores são os únicos responsáveis pelo material incluso no artigo.

¹ Master in Master of Science in Emergent Technologies in Education. MUST UNIVERSITY, MUST, EUA, Academic of the Doctoral Program in Regional Development and Environment (PGDRA/UFRO). E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID - <https://orcid.org/0000-0002-8539-4023>

² Especialista em Oncologia - Centro Universitário - UNINTER, Especialista em Saúde da Família – Instituto Federal do Amazonas.

³ Engenharia de Computação – Centro Universitário UniSAPIENS.

⁴ Doutoranda PGDRA/UFRO. EMATER-RO.

⁵ Doutorando PGDRA/UFRO. Professor da UNIFAEMA.

⁶ PhD in Physics (UFC), with post-doctorate in Scientific Regional Development (DCR/CNPq). Researcher of the Doctoral and Master Program in Regional Development and Environment (PGDRA/UFRO). E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID - <https://orcid.org/0000-0003-4173-4636>.