UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E METEOROLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

RAFAEL NECTOUX PARANHOS

MAPEAMENTO DE MILHO DE SEGUNDA SAFRA EM MATO GROSSO COM MOSAICOS LANDSAT 8/9: COMPARAÇÃO ENTRE RANDOM FOREST E UNET

PORTO ALEGRE

2026

RAFAEL NECTOUX PARANHOS

MAPEAMENTO DE MILHO DE SEGUNDA SAFRA EM MATO GROSSO COM MOSAICOS LANDSAT 8/9: COMPARAÇÃO ENTRE RANDOM FOREST E UNET

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento.

Orientador: Prof. Dr. Eliseu José Weber

PORTO ALEGRE

CIP - Catalogação na Publicação

Paranhos, Rafael Nectoux
MAPEAMENTO DE MILHO DE SEGUNDA SAFRA EM MATO GROSSO COM MOSAICOS LANDSAT 8/9: COMPARAÇÃO ENTRE RANDOM FOREST E UNET / Rafael Nectoux Paranhos. -- 2026.
114 f.
Orientador: Eliseu José Weber.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Porto Alegre, BR-RS, 2026.

1. Classificação supervisionada. 2. Machine Learning. 3. Milho Safrinha. 4. Segmentação Semântica. I. Weber, Eliseu José, orient. II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Prof. Dr. Eliseu José Weber, pela orientação, pelas contribuições fundamentais à construção deste trabalho e pelo apoio na definição do tema de pesquisa, bem como pela articulação que possibilitou a aproximação com a equipe da Remap.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela concessão da bolsa de mestrado que viabilizou o desenvolvimento desta pesquisa.

À Remap Geotecnologias, pelo suporte, pelos ensinamentos e pela oportunidade de vivência prática no contexto do mapeamento agrícola, que foi essencial para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Projeto MapBiomas, pela iniciativa de produção e disponibilização pública de mapas de uso e cobertura da terra no Brasil, bem como pelo avanço recente no detalhamento das classes agrícolas e na publicação dos produtos voltados à agricultura de segunda safra. A existência dessa base metodológica e cartográfica contribuiu diretamente para a definição do problema de pesquisa e para o desenvolvimento deste trabalho.

À União Nacional do Etanol de Milho (UNEM), pelo fornecimento, em momento anterior a esta pesquisa, de amostras rotuladas de milho e algodão. Embora essas amostras não tenham sido utilizadas na composição da base de referência deste trabalho, elas contribuíram para o meu aprendizado prévio sobre a caracterização de talhões de milho e algodão em mosaicos de imagens de satélite.

E aos colegas e às colegas que, ao longo da trajetória acadêmica e profissional, contribuíram com apoio, trocas e incentivo em diferentes momentos desta caminhada.

Declaração de uso de inteligência artificial generativa

Ferramentas de inteligência artificial generativa foram utilizadas neste trabalho como apoio editorial e organizacional durante a revisão do texto. Foram utilizadas para identificação de repetições, melhoria de clareza e fluidez textual, organização de ideias e apoio a síntese de materiais bibliográficos selecionados pelo autor. O uso dessas ferramentas não substituiu a definição do problema de pesquisa, a construção metodológica, a obtenção e organização dos dados, a execução dos modelos, a análise dos resultados, a seleção crítica das referências ou a validação final do texto. A versão final da dissertação foi revisada criticamente pelo autor, que assume integralmente a responsabilidade por sua forma, conteúdo, referências, análises e conclusões.

RESUMO

Produtos de mapeamento agrícola por sensoriamento remoto voltados ao milho de segunda safra ainda são limitados no Brasil, onde grande parte das bases disponíveis representa a agricultura de forma mais geral ou por recortes anuais. No estado do Mato Grosso, principal área produtora dessa cultura no país, a identificação é dificultada pela variabilidade espacial, espectral e fenológica entre talhões e pela concentração do período de separabilidade em uma janela curta do ciclo agrícola. Este trabalho compara os modelos Random Forest e U-Net no mapeamento do milho de segunda safra na safra 2022/2023, utilizando a mesma área de estudo, janela temporal, base amostral, máscara agrícola e mosaico sazonal Landsat 8 e 9. A comparação foi estruturada para avaliar as métricas de classificação, a coerência espacial dos mapas e a estimativa de área resultante. Os dois modelos apresentaram desempenho elevado na validação externa: a U-Net obteve os melhores valores nas métricas avaliadas e produziu mapas mais contínuos em alguns recortes, indicando vantagem na representação espacial dos talhões. O Random Forest, embora mais fragmentado, classificou uma área mais abrangente de milho e apresentou estimativa estadual mais próxima da referência da PAM/IBGE. Os resultados mostram que os dois modelos são adequados ao mapeamento do milho de segunda safra nas condições testadas, mas respondem de forma distinta à variabilidade da cultura. A estrutura da U-Net contribuiu para melhorar a coerência espacial local, enquanto o Random Forest permaneceu como alternativa robusta, simples e operacionalmente eficiente. A comparação também indica que o desempenho do mapeamento depende da representatividade das amostras e da forma como a variabilidade espectrotemporal do milho é sintetizada no dado de entrada.

Palavras-chave: milho de segunda safra; sensoriamento remoto; Random Forest; U-Net; mapeamento agrícola; Mato Grosso.

ABSTRACT

Remote sensing mapping products focused on second-season crops, such as second-crop maize, are still limited in Brazil, where most available datasets represent agriculture through broader classes or annual time frames. In Mato Grosso State, the main producing area of this crop in the country, its identification is constrained by the spatial, spectral, and phenological variability among fields and by the concentration of the separability period within a short window of the crop cycle. This study compares Random Forest and U-Net models for mapping second-crop maize in the 2022/2023 growing season, using the same study area, temporal window, sample set, agricultural mask, and Landsat 8 and 9 seasonal mosaic. The comparison was designed to assess classification metrics, spatial coherence of the maps, and the resulting area estimates. Both models showed high performance in the external validation: U-Net achieved the best values for the evaluated metrics and produced more continuous maps in some subsets, indicating an advantage in the spatial representation of fields. Random Forest, although more fragmented, classified a broader maize area and produced a state-level estimate closer to the PAM/IBGE reference. The results show that both models are suitable for mapping second-crop maize under the tested conditions, but they respond differently to crop variability. The U-Net structure contributed to improving local spatial coherence, whereas Random Forest remained a robust, simple, and operationally efficient alternative. The comparison also indicates that mapping performance depends on sample representativeness and on how the spectrotemporal variability of maize is summarized in the input mosaic.

Keywords: second-crop maize; remote sensing; Random Forest; U-Net; agricultural mapping; Mato Grosso.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Distribuição espacial da área plantada municipal de milho de segunda safra no Brasil em 2023 18
Figura 2 - Área plantada de milho de 2ª safra no Mato Grosso, safras 2003 a 2024. 20
Figura 3 – Ciclo de desenvolvimento do ciclo e resposta em composição NIR-SWIR1-RED e curva de EVI2 26
Figura 4 - Esquema de funcionamento do algoritmo Random Forest. 34
Figura 5 - Linha do tempo de arquiteturas profundas relevantes para classificação e segmentação em sensoriamento remoto agrícola. 39
Figura 6 - Esquema da arquitetura U-Net aplicada à segmentação de áreas agrícolas. 42
Figura 7 – Localização da área de estudo. 51
Figura 8 - Desenho geral do experimento metodológico para comparação entre Random Forest e U-Net. 54
Figura 9 – Mosaico sazonal na composição NIR-SWIR1-RED para o período de Fev-Mai. 58
Figura 10 - Exemplos de polígonos de referência classificados como milho. 60
Figura 11 - Exemplos adicionais de polígonos de referência classificados como milho. 61
Figura 12 – Exemplos de polígonos de referência classificados como não-milho. 63
Figura 13 - Exemplos adicionais de polígonos de referência classificados como não-milho. 64
Figura 14 - Distribuição espacial dos polígonos de referência no Mato Grosso 67
Figura 15 - Exemplo de tile utilizado na U-Net com dados de entrada e rótulo. 71
Figura 16 – Fluxo operacional da U-Net. 74
Figura 17 - Processo de inferência da U-Net. 75
Figura 18 - Comparação das métricas de desempenho entre U-Net e Random Forest na validação externa. 81
Figura 19 - Comparação espacial entre os mapas finais gerados por Random Forest e U-Net no Mato Grosso 83
Figura 20 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com resposta espectral bem definida 86
Figura 21 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com maior abrangência da classe milho pelo Random Forest 87
Figura 22 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com algodão espectralmente semelhante ao milho 88
Figura 23 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com ruído residual de nuvem no mosaico 89
Figura 24 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com talhões de diferentes dimensões e padrões agrícolas 90

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Limites de normalização (clamps) aplicados as bandas 58
Tabela 2 - Desenho amostral. 70
Tabela 3 - Configuração do modelo U-Net e dos dados de treinamento.....74
Tabela 4 - Métricas de desempenho. 81
Tabela 5 - Matriz de confusão da U-Net.....82
Tabela 6 - Matriz de confusão Random Forest 82
Tabela 7 - Estimativa de área de milho (MT, 2023).....92

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Estádios fenológicos de uma planta de milho, pela escala de Ritchie, Hanway e Benson (1993) 22

Quadro 2 - Síntese de estudos recentes envolvendo comparação RF x deep learning, ou combinações dos modelos 44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

1D-CNN	One-Dimensional Convolutional Neural Network
2D-CNN	Two-Dimensional Convolutional Neural Network
3D-CNN	Three-Dimensional Convolutional Neural Network
AA	Average Accuracy
AE	Autoencoder
ALOS	Advanced Land Observing Satellite
AP	Acurácia do Produtor
ASAR	Advanced Synthetic Aperture Radar
AU	Acurácia do Usuário
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
BCE	Binary Cross Entropy
CART	Classification and Regression Trees
CDL	Cropland Data Layer
CGLS	Copernicus Global Land Service
CLSTM	Convolutional Long Short-Term Memory
CNN	Convolutional Neural Network
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
DCM	DeepCropMapping
DETER	Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo Real
DL	Deep Learning
DSCRNN	Depthwise Separable Convolution Recurrent Neural Network
DSH	DeepLabV3+–Self-Attention–Histogram Matching
DT	Decision Tree
ESA	European Space Agency
ESRI	Environmental Systems Research Institute
EUA	Estados Unidos da América
EVI	Enhanced Vegetation Index
EVI2	Enhanced Vegetation Index 2
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations
FCN	Fully Convolutional Network
FCNN	Fully Convolutional Neural Network

FPN	Feature Pyramid Network
GB	Gradient Boosting
GDAL	Geospatial Data Abstraction Library
GEE	Google Earth Engine
GeoTIFF	Geographic Tagged Image File Format
GF-1	Gaofen-1
GLAM	Global Agricultural Monitoring Project
GRU	Gated Recurrent Unit
HANTS	Harmonic ANalysis of Time Series
HRNetV2	High-Resolution Network version 2
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IBGE-MLCU	Mapeamento da Cobertura e Uso da Terra do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IoU	Intersection over Union
IPARDES	Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social
KNN	k-Nearest Neighbors
LSTM	Long Short-Term Memory
LULC	Land Use and Land Cover
MANet	Multi-scale Attention Network
mIoU	mean Intersection over Union
ML	Machine Learning
MLP	Multilayer Perceptron
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSCPUnet	Multi-Scale Context Perception U-Net
MT	Mato Grosso
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near Infrared
OA	Overall Accuracy
OLI	Operational Land Imager
PALSAR	Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar
PAM	Produção Agrícola Municipal
PA	Producer’s Accuracy
PRODES	Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite

PSPNet	Pyramid Scene Parsing Network
QA_PIXEL	Quality Assessment Pixel
RADARSAT	Radar Satellite
RF	Random Forest
RGB	Red, Green and Blue
RNN	Recurrent Neural Network
RPA	Remotely Piloted Aircraft (aeronave remotamente pilotada)
SAR	Synthetic Aperture Radar
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SVM	Support Vector Machine
SWIR	Shortwave Infrared
SWIR1	Shortwave Infrared 1
SWIR2	Shortwave Infrared 2
TM	Thematic Mapper
UA	User’s Accuracy
UF	Unidade da Federação
UMD-GLC	University of Maryland Global Land Cover
U-Net	U-shaped Network
VRT	Virtual Raster
WDRVI	Wide Dynamic Range Vegetation Index
XGB	Extreme Gradient Boosting
ZARC	Zoneamento Agrícola de Risco Climático

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 13
2 REFERENCIAL TEÓRICO 16
2.1 Milho de segunda safra (milho safrinha) 16
2.1.1 Mato Grosso (MT) no sistema produtivo brasileiro 19
2.1.2 Janela de semeadura, risco climático e manejo 20
2.2 Fenologia do milho e dinâmica do dossel 22
2.3 Comportamento espectral do milho, bandas, índices e variabilidade 24
2.4 Sensoriamento remoto agrícola 27
2.4.1 Sensores e escala no mapeamento agrícola 28
2.4.2 Produtos de mapeamento agrícola e seus limites no Brasil 30
2.5 Classificação supervisionada e Random Forest no mapeamento agrícola 33
2.5.1 Fluxo de classificação do milho de segunda safra do MapBiomas 36
2.6 Deep learning para classificação e segmentação agrícola 38
2.6.1 Arquiteturas convolucionais e U-Net para segmentação agrícola 40
2.6.2 Comparações entre Random Forest e modelos profundos em agricultura 43
2.6.3 Tendências recentes em deep learning agrícola 49
2.7 Síntese da revisão e lacuna científica da dissertação 50
3 METODOLOGIA 51
3.1 Área de estudo e recorte temporal 51
3.2 Desenho geral do experimento 52
3.2.1 Lógica comparativa do experimento 52
3.2.2 Fluxo operacional 52
3.3 Dados, insumos e pré-processamento 55
3.3.1 Dados de entrada 55
3.3.2 Construção do mosaico sazonal 55
3.3.3 Base de referência 59
3.4 Classificação com Random Forest 68
3.4.1 Configuração do modelo e variáveis de entrada 68
3.4.2 Desenho amostral, treino e validação 68

3.4.3 Geração do mapa e pós-processamento 69
3.5 Classificação com U-Net 70
3.5.1 Preparação dos dados de entrada 70
3.5.2 Estrutura do modelo e configuração de treinamento 71
3.5.3 Treinamento, validação e inferência 75
3.5.4 Pós-processamento e geração do mapa final 76
3.6 Avaliação e comparação dos modelos 76
3.6.1 Validação e matrizes de confusão 76
3.6.2 Métricas de desempenho 77
3.6.3 Análise espacial dos mapas, estimativa de área e comparação com IBGE 78
4 RESULTADOS 80
4.1 Avaliação quantitativa dos modelos 80
4.2 Análise espacial dos resultados 82
4.3 Estimativa de área e comparação com dados oficiais 91
5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS 93
6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES 96
6.1 Conclusões 96
6.2 Recomendações para trabalhos futuros 96

1 INTRODUÇÃO

A agricultura é uma das principais atividades econômicas do Brasil e tem relação direta com a segurança alimentar, a geração de renda e o abastecimento dos mercados interno e externo. Entre os grãos produzidos, o milho tem destaque pela área cultivada e pelo volume, sendo a segunda maior cultura agrícola do país. A maior parte da área cultivada com milho corresponde ao milho de segunda safra, também denominado comumente de milho safrinha. Apesar da importância deste sistema, a identificação espacial da cultura ainda é limitada no Brasil, sobretudo porque muitos produtos disponíveis priorizam classes anuais ou não diferenciam adequadamente os ciclos de cultivo dentro do mesmo ano.

A maior disponibilidade de imagens orbitais, associada à melhoria dos sensores e das plataformas de processamento, ampliou o uso do sensoriamento remoto no acompanhamento de áreas cultivadas em grandes extensões. A partir de séries de imagens orbitais, é possível identificar padrões espectrais referentes ao desenvolvimento das culturas e gerar mapas que subsidiam análises agrícolas, ambientais e econômicas. Para o milho de segunda safra, essa identificação ocorre em um contexto mais complexo: a cultura é implantada predominantemente em sucessão à soja, e diferenças no período de colheita da safra anterior podem antecipar ou atrasar a semeadura do milho entre regiões e talhões. As condições deixadas no campo após a primeira safra, o manejo e a disponibilidade hídrica também influenciam o estabelecimento e o desenvolvimento da cultura. Como resultado, diferentes estágios de crescimento podem coexistir na mesma paisagem, aumentando a variabilidade espacial, espectral e temporal observada nas imagens. Essa dificuldade é reforçada pelo fato de que o período de maior separabilidade do milho em relação a outros alvos agrícolas é relativamente curto. No estado do Mato Grosso, principal espaço produtivo associado ao sistema soja-milho no país, parte desse período ainda coincide com maior presença de nuvens, o que reduz a quantidade de imagens ópticas úteis justamente nessa janela crítica de diferenciação da cultura.

Uma forma de reduzir a dependência de imagens isoladas é representar o período de interesse por meio de mosaicos sazonais. Essa estratégia combina diferentes observações disponíveis dentro de uma mesma janela temporal e permite gerar uma imagem contínua para áreas extensas, reduzindo falhas associadas a nuvens e variações entre datas. Em contrapartida, ela resume a dinâmica da cultura em estatísticas temporais e não preserva integralmente a sequência de

desenvolvimento dos talhões. Essa lógica está presente em mapeamentos agrícolas em larga escala, como o módulo de agricultura de segunda safra do MapBiomas, lançado na Coleção 10, que utiliza mosaicos Landsat e métricas temporais para representar a evolução na resposta das culturas.

A partir dessa representação sazonal, a etapa de classificação passa a depender da forma como cada modelo interpreta os atributos do mosaico. Métodos de aprendizado de máquina têm sido amplamente utilizados nesse tipo de aplicação, com destaque para o Random Forest, método recorrente em aplicações de mapeamento agrícola. Por operar em nível de pixel, o modelo responde diretamente aos valores espectrais e estatísticos fornecidos como entrada, o que o torna adequado para composições baseadas em bandas, índices e métricas temporais previamente estruturadas.

Nos últimos anos, modelos de deep learning passaram a ser usados com maior frequência no sensoriamento remoto, especialmente em tarefas de classificação e segmentação de imagens. A principal diferença em relação a classificadores tradicionais está na possibilidade de aprender parte das relações espaciais diretamente dos dados, sem depender somente de atributos previamente definidos. Em áreas agrícolas, esse tipo de abordagem permite explorar forma, bordas, textura e continuidade espacial dos talhões. Arquiteturas convolucionais como a U-Net oferecem uma forma de avaliar se essas relações espaciais resultam em mapas mais coerentes do que aqueles produzidos por classificadores pixel a pixel.

Embora o mapeamento agrícola avance em arquiteturas temporais, fusão multissensor, atenção e pré-treinamento, ainda é necessário avaliar, no milho de segunda safra no Brasil, como uma arquitetura de segmentação semântica se comporta sob a mesma base de entrada de um classificador pixel a pixel. Testar a U-Net permite verificar se a informação espacial altera o desempenho quantitativo, a continuidade dos talhões, a fragmentação dos mapas e a estimativa de área em relação a essa abordagem.

Diante disso, este trabalho parte do seguinte problema de pesquisa: em que medida modelos de deep learning, como a U-Net, apresentam vantagens em relação a métodos clássicos, como o Random Forest, no mapeamento do milho de segunda safra a partir de imagens de satélite, considerando a variabilidade espacial e temporal da cultura e o uso de uma representação sazonal por mosaico?

Como hipótese, assume-se que modelos baseados em deep learning tendem a representar melhor a organização espacial da cultura, especialmente a continuidade e a delimitação dos talhões, em comparação com classificadores pixel a pixel.

Assim, o objetivo geral deste trabalho foi comparar o desempenho dos modelos Random Forest e U-Net no mapeamento do milho de segunda safra no estado de Mato Grosso, a partir de dados de sensoriamento remoto.

Como objetivos específicos, definem-se:

- avaliar o desempenho dos modelos por meio de métricas de classificação;
- analisar a continuidade dos talhões, a fragmentação e os ruídos espaciais dos mapas gerados;
- comparar as estimativas de área obtidas pelos modelos com estimativas oficiais;
- discutir as implicações metodológicas da comparação entre um classificador supervisionado operacionalmente consolidado e uma arquitetura de segmentação semântica aplicada ao mesmo problema agrícola.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A organização do capítulo de referencial teórico é baseada nos principais fundamentos conceituais, agronômicos, espectrais e metodológicos que sustentam a dissertação. Primeiro, discute-se o que é o milho de segunda safra e seu papel na agricultura nacional e regional, com destaque para o Mato Grosso, a janela de cultivo, os condicionantes climáticos e a lógica de sucessão de culturas no mesmo ano agrícola.

Em seguida, abordam-se a fenologia do milho e sua relação com fatores ambientais, destacando-se as implicações desses processos para a identificação da cultura por meio de sensoriamento remoto, especificamente através de imagens de satélite, com ênfase na resposta espectro-temporal do milho e de sua diferenciação com outras culturas.

Posteriormente, são discutidos sensores, escalas e produtos utilizados no mapeamento agrícola, bem como os limites dos produtos de uso e cobertura da terra no contexto brasileiro quando o objetivo é representar culturas ou safras específicas. Por fim, o referencial examina a classificação supervisionada em agricultura, com destaque para o Random Forest como abordagem consolidada, e o avanço de métodos de deep learning para classificação e segmentação agrícola. O capítulo se encerra com uma síntese da revisão e da lacuna científica que orienta a comparação entre Random Forest e U-Net no mapeamento do milho segunda safra no Mato Grosso.

2.1 Milho de segunda safra (milho safrinha)

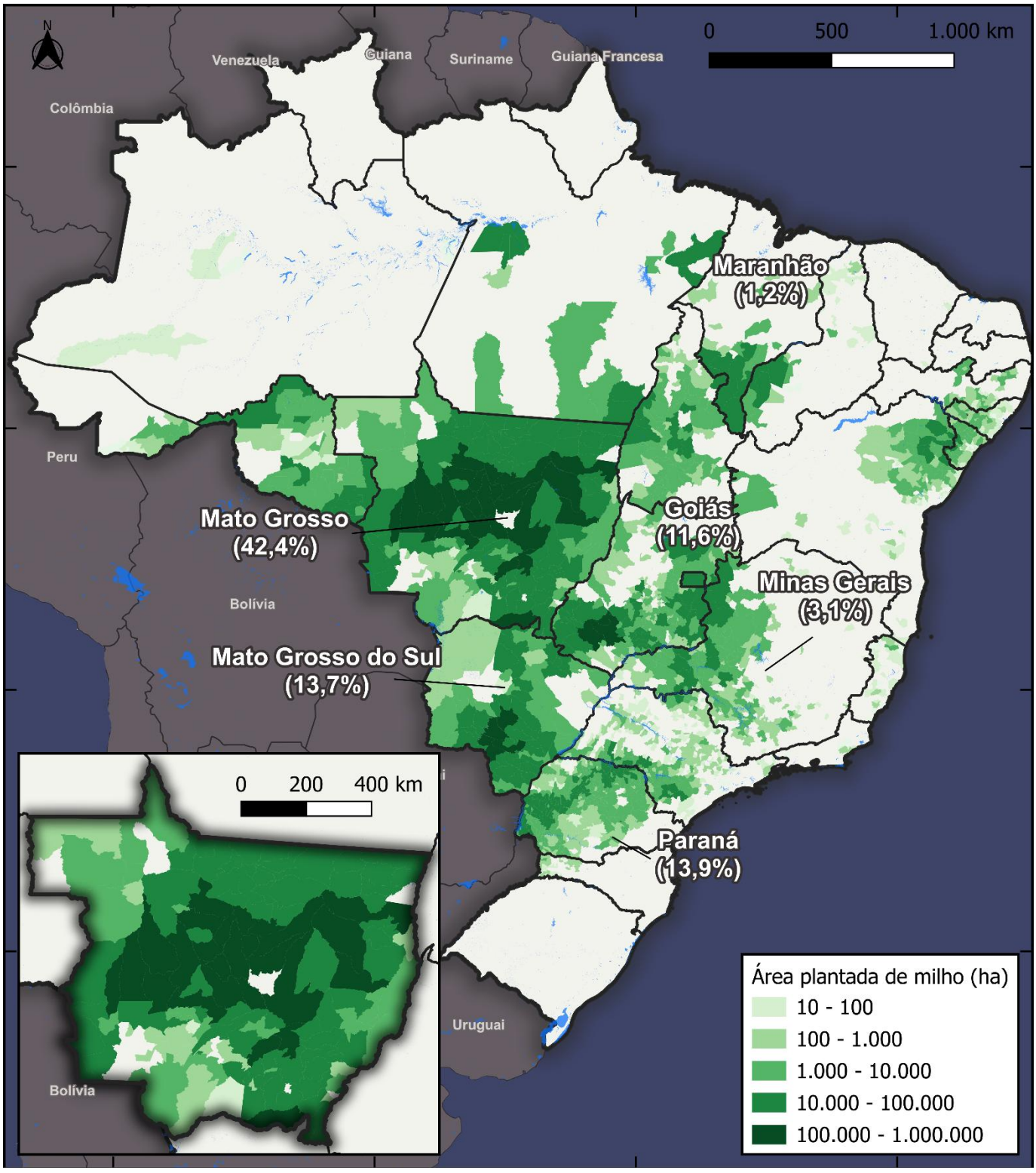
O milho de segunda safra corresponde ao cultivo de milho realizado fora da safra principal, dentro do mesmo ano agrícola e, em grande parte dos sistemas comerciais do Centro-Sul brasileiro, após uma cultura de verão. Cruz et al. (2010) caracterizam esse sistema como o cultivo de milho de sequeiro semeado entre janeiro e abril, geralmente após a soja precoce. O termo surgiu associado às baixas produtividades dos primeiros cultivos no Paraná, mas permaneceu em uso por designar uma forma específica de produção, conduzida em uma janela mais restrita e sob maior dependência das condições climáticas do fim da estação chuvosa.

Nas primeiras décadas de expansão, o milho de segunda safra ainda tinha participação menor na produção nacional. Possamai, Souza e Galvão (2001)

indicavam que essa prática representava cerca de 12% da produção brasileira de milho na safra 1997/1998, embora já apresentasse tendência de crescimento. Pouco depois, Cruz et al. (2010) registravam a consolidação do sistema nas principais regiões produtoras, com maior frequência de lavouras semeadas em fevereiro. Em 2023, a PAM/IBGE registrou cerca de 21 milhões de hectares colhidos de milho no Brasil (IBGE, 2024), e Garofalo et al. (2025) estimaram 17,1 milhões de hectares de milho segunda safra, dos quais 99,3% sucediam lavouras de soja na primeira safra. Com essa mudança de escala, o cultivo deixou de ser apenas uma alternativa complementar à safra de verão e passou a compor sistemas intensivos de uso da terra, baseados na sucessão de culturas dentro do mesmo ano agrícola.

Em nível nacional, a distribuição municipal da área plantada de milho de segunda safra ajuda a situar a relevância territorial do Mato Grosso nesse sistema produtivo. A **Figura 1** apresenta a área plantada municipal de milho de segunda safra no Brasil em 2023, com base na Produção Agrícola Municipal (PAM/IBGE), evidenciando a concentração da cultura nas principais regiões produtoras, especialmente no Centro-Oeste.

Figura 1 – Distribuição espacial da área plantada municipal de milho de segunda safra no Brasil em 2023



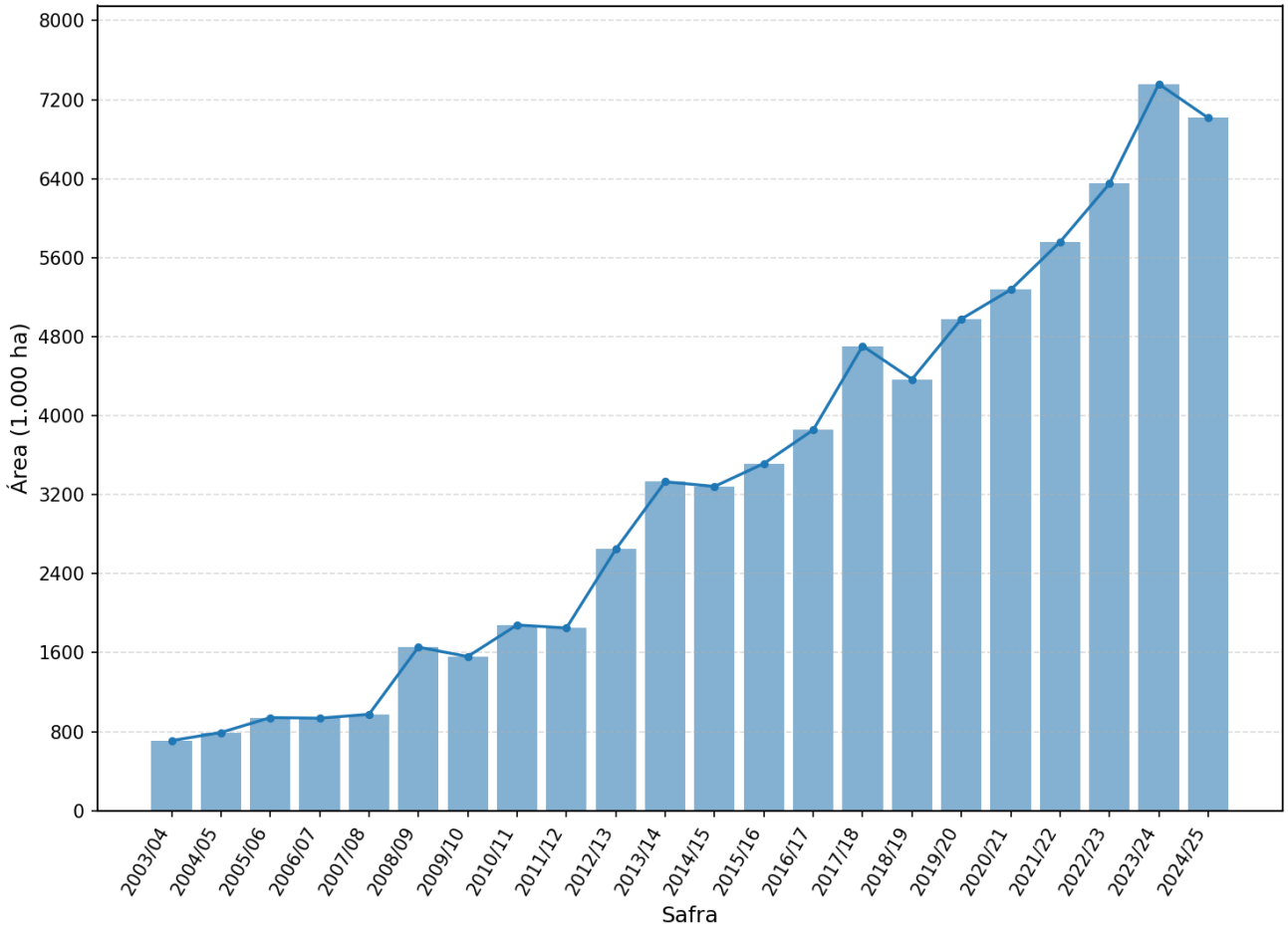
Fonte: elaborado pelo autor com base na Produção Agrícola Municipal de 2023 (PAM/IBGE) e na malha municipal do IBGE.

2.1.1 Mato Grosso (MT) no sistema produtivo brasileiro

O Mato Grosso se destaca na agricultura brasileira pela escala territorial, pelo predomínio de sistemas mecanizados e pela forte participação na produção de commodities agrícolas. O estado é um dos principais centros de produção mecanizada da Amazônia Legal, com cerca de 900 mil km² e áreas distribuídas entre Amazônia, Cerrado e Pantanal. Brown et al. (2013) indicam que a área plantada total no Mato Grosso passou de 2,43 para 9,38 milhões de hectares entre 1990 e 2010, com grande parte desse avanço concentrado no Cerrado. Spera et al. (2014) mostram que, entre 2001 e 2011, a agricultura mecanizada passou de 3,3 para 5,8 milhões de hectares, enquanto a área em dupla safra aumentou de aproximadamente 0,5 para 2,9 milhões de hectares. As práticas agrícolas do estado apresentam diferenças regionais, com predomínio da soja nas principais áreas produtoras e maior presença de milho e algodão em sistemas comerciais de segunda safra (ARVOR et al., 2011). Esse processo tem sido descrito como uma transição de uma agricultura dominada por safra única para sistemas com maior presença de dupla safra (KASTENS et al., 2017). Picoli et al. (2018) organizaram essa diversidade em classes de sistemas produtivos, incluindo soja em safra única, algodão em safra única e combinações entre a primeira safra e culturas comerciais posteriores, como milho, algodão, milheto e girassol.

A sucessão com milho se tornou a principal prática de dupla safra no Mato Grosso, acompanhando a expansão da agricultura comercial (BROWN et al., 2013). Garofalo et al. (2025) reforçam a dimensão recente desse processo ao estimar que o estado concentrou 44% da área mapeada de milho segunda safra no Brasil em 2023. A série histórica da Produção Agrícola Municipal (PAM/IBGE) também mostra a expansão do milho de segunda safra no estado. Entre 2003 e 2024, a área colhida no Mato Grosso passou de 709,0 mil para 7.014,7 mil hectares, crescimento acumulado de 889,3%, com o maior valor da série ocorrido em 2023, com 7.357,9 mil hectares. A Figura 2 apresenta essa evolução com base nos dados da PAM/IBGE.

Figura 2 - Área plantada de milho de 2ª safra no Mato Grosso, safras 2003 a 2024.



Fonte: Produção Agrícola Municipal (PAM – IBGE). Série histórica de área plantada de milho em Mato Grosso. Dados organizados pelo autor.

2.1.2 Janela de semeadura, risco climático e manejo

A produção de milho segunda safra depende do encaixe entre a colheita da cultura de verão e a semeadura do milho. Atrasos na primeira safra reduzem a janela disponível para implantação da segunda e aumentam a exposição da lavoura à seca ou à geada (CRUZ et al., 2010). A dependência entre safras ajuda a explicar a busca por calendários mais ajustados nesses sistemas. Zhang et al. (2021) mostram que, no Mato Grosso, a soja em áreas de dupla safra tende a ser semeada mais cedo e cada vez mais próxima ao início da estação chuvosa, em um movimento associado a avanços logísticos, tecnológicos e de manejo. Johann et al. (2016) também registraram a antecipação da semeadura da soja e associaram essa tendência ao aproveitamento posterior das áreas para o milho de segunda safra no outono-inverno.

No Mato Grosso, essa organização é condicionada pela duração e pela distribuição da estação chuvosa. Pires et al. (2016) indicam que sistemas de dupla safra dependem de uma estação chuvosa suficientemente longa para acomodar dois ciclos agrícolas no mesmo ano. A disponibilidade hídrica, a temperatura e a radiação solar precisam ser consideradas em conjunto, pois interferem no desenvolvimento da planta e variam entre regiões.

Experimentos conduzidos no norte de Mato Grosso mostram que a janela da segunda safra não é agronomicamente homogênea. Fiorini et al. (2018) avaliaram híbridos precoces em Sinop, com semeaduras semanais entre 26 de janeiro e 2 de março, e observaram efeito da época de semeadura sobre massa seca, índice de clorofila, componentes de produtividade e produtividade de grãos. Pereira et al. (2018), também em Sinop, verificaram diferenças no teor relativo de água, crescimento vegetativo e produtividade em função das datas de semeadura, tratando a melhor época de plantio como resultado da interação entre genótipo e ambiente. Os resultados mostram que pequenas diferenças temporais podem alterar o desempenho da cultura mesmo dentro de uma mesma região produtora.

Além da data de semeadura, o manejo interfere nas condições de estabelecimento e desenvolvimento do milho. Brambilla et al. (2009), em experimento conduzido em Sorriso, avaliaram o milho de segunda safra em sistema de integração lavoura-pecuária e mostraram que diferentes modalidades de consórcio com braquiária alteraram o rendimento de grãos e a produção de matéria seca. Os autores atribuem essas diferenças à competição entre espécies, ao arranjo de cultivo e às condições de aproveitamento de água, luz e nutrientes, fatores que modificam o desenvolvimento da cultura ao longo do ciclo.

Para o mapeamento agrícola, essa variabilidade tem implicação direta na representação espacial da cultura. Diferenças de época de semeadura, como observado por Fiorini et al. (2018) e Pereira et al. (2018), dependência da duração da estação chuvosa, discutida por Pires et al. (2016), e efeitos de manejo, como os indicados por Brambilla et al. (2009), fazem com que talhões de milho segunda safra possam estar em estágios distintos dentro de uma mesma janela de observação. Essa condição dificulta representar a cultura como uma classe espacialmente sincronizada em toda a paisagem agrícola.

O Zoneamento Agrícola de Risco Climático (ZARC) organiza a relação entre calendário agrícola e risco meteorológico em escala nacional para diferentes culturas

agrícolas. O instrumento indica, em base municipal, períodos de semeadura ou plantio associados a tipos de solo, grupos de cultivares ou ciclos e níveis de risco climático. No Mato Grosso, a semeadura do milho segunda safra concentra-se, em geral, entre janeiro e março, enquanto a colheita ocorre principalmente entre maio e setembro (BRASIL, 2024).

2.2 Fenologia do milho e dinâmica do dossel

No milho, a descrição do ciclo por estádios fenológicos permite relacionar o desenvolvimento da planta a mudanças morfológicas, fisiológicas e de manejo. Bergamaschi e Matzenauer (2014) tratam a fenologia como uma forma de acompanhar a interação entre planta, ambiente e práticas agrícolas, especialmente em períodos críticos do ciclo. Essa leitura também aparece em Kozlowski (2002), que discute o manejo do milho com base nos estádios de desenvolvimento da cultura, ao invés de intervalos fixos em dias após a emergência. Essa organização é usualmente feita por escalas padronizadas, como a de Ritchie, Hanway e Benson (1993), que divide o ciclo em estádios vegetativos e reprodutivos. Nessa escala, os estádios vegetativos são representados pela letra V, associada ao número de folhas completamente desenvolvidas, desde a emergência até o pendoamento. Os estádios reprodutivos são representados pela letra R e descrevem a sequência do espigamento à maturação fisiológica. Essa escala permite acompanhar a passagem do crescimento vegetativo, marcado pela emissão de folhas e pela expansão do dossel, para a fase reprodutiva, associada à polinização, ao enchimento dos grãos e à maturação. O **Quadro 1** apresenta a escala de Ritchie, Hanway e Benson (1993).

Quadro 1 - Estádios fenológicos de uma planta de milho, pela escala de Ritchie, Hanway e Benson (1993).

Estádios vegetativos
VE emergência
V1 primeira folha
V2 segunda folha
V3 terceira folha
V(n) enésima folha
VT pendoamento

Estádios reprodutivos
R1 espigamento (polinização)
R2 grão em bolha
R3 grão leitoso
R4 grão pastoso
R5 grão dentado
R6 maturação fisiológica

Fonte: RITCHIE; HANWAY; BENSON, 1993.

Durante a fase vegetativa, a emissão de folhas, o aumento da área foliar e o alongamento do colmo modificam rapidamente a estrutura do dossel. Bergamaschi e Matzenauer (2014) destacam que a temperatura influencia diretamente na emergência das plântulas e na taxa de aparecimento de novas folhas. A partir de estádios intermediários, como V6 e V9, descritos na escala de Ritchie, Hanway e Benson (1993), o caule passa por rápido alongamento, as estruturas reprodutivas se diferenciam e aumenta a demanda por água e nutrientes. O pendoamento marca o final da fase vegetativa e antecede a polinização.

A fase reprodutiva, descrita por Ritchie, Hanway e Benson (1993), começa com o espigamento e a polinização. Nesse período, estresses ambientais podem reduzir a fecundação, o número de grãos e o peso final dos grãos. Bergamaschi e Matzenauer (2014) indicam que o intervalo em torno do espigamento é especialmente sensível, pois a formação de óvulos, a polinização e o início do enchimento dos grãos dependem de condições adequadas de água, radiação, temperatura e nutrição. Depois dessa fase, a cultura avança para a maturação, com redução gradual da atividade verde do dossel e aumento da senescência.

Todas essas mudanças na fenologia também alteram a resposta espectral da lavoura durante o ciclo. A fenologia observada via sensoriamento remoto não corresponde diretamente aos estádios fisiológicos observados em campo, mas registra mudanças no estado verde da vegetação, como início do crescimento, máximo vigor e senescência (GAO; ZHANG, 2021). No milho, perfis temporais de reflectância do dossel podem acompanhar essa variação ao longo do desenvolvimento da cultura (VIÑA et al., 2004). Sakamoto et al. (2010), por exemplo, estimaram estádios fenológicos do milho, como V2.5, R1, R5 e R6, a partir de perfis temporais de WDRVI em séries MODIS. Battude et al. (2016), ao estimarem biomassa e produtividade de milho com séries ópticas de alta resolução temporal e espacial,

utilizaram o Green Area Index como representação da fração verde ativa do dossel, permitindo descrever a expansão foliar, a fase de maior cobertura vegetal e o avanço da senescência ao longo do ciclo.

2.3 Comportamento espectral do milho, bandas, índices e variabilidade

A interpretação da resposta espectral de culturas agrícolas parte da forma como a vegetação interage com a radiação eletromagnética. No visível, o sinal é fortemente influenciado pela absorção dos pigmentos foliares, principalmente nas regiões do azul e do vermelho; no infravermelho próximo, predominam efeitos associados à estrutura interna das folhas e à arquitetura do dossel; no infravermelho de ondas curtas, o conteúdo de água da vegetação passa a exercer maior influência sobre a reflectância (FORMAGGIO; EPIPHANIO, 1990; SHIRATSUCHI et al., 2014; DUARTE, 2022). Em estudos agrícolas, essas regiões do espectro aparecem na análise direta de bandas. Montibeller et al. (2019), ao analisarem perfis espectro-temporais de milho, soja e cana-de-açúcar com Landsat-8/OLI, observaram aumento do sinal no NIR durante o crescimento vegetativo e alterações no vermelho e no SWIR ao longo do ciclo. As maiores diferenças entre culturas ocorreram nas bandas B5/NIR, B6/SWIR1 e B7/SWIR2, enquanto as bandas do visível apresentaram diferenças mais sutis. Com dados Sentinel-2, Angulo Valencia e Pamboukian (2019) também identificaram variações relevantes no red-edge e no NIR ao comparar milho, soja, arroz e aveia, com redução do sinal espectral próximo à colheita. Zhang et al. (2020) reforçam esse padrão ao mostrar a importância das bandas SWIR e red-edge para o mapeamento de culturas, além da maior contribuição de imagens adquiridas em fases de crescimento mais informativas. No estudo de Montibeller et al. (2019), a análise com as bandas B4, B5 e B6 produziu resultado equivalente ao uso das seis bandas OLI, indicando a relevância conjunta do vermelho, NIR e SWIR para diferenciar culturas em séries Landsat.

Em áreas agrícolas, o sinal registrado pelo sensor não corresponde apenas à cultura de interesse. A reflectância de um dossel agrícola e a radiância registrada em um pixel resultam da contribuição integrada de folhas, solo, sombra, arquitetura da cultura, cobertura do terreno e geometria de iluminação e visada (FORMAGGIO; EPIPHANIO, 1990; MOREIRA et al., 1998). No estudo de Moreira et al. (1998), com soja e milho em dados Landsat-TM e modelo de mistura espectral, a classificação do milho apresentou superestimativa de área mesmo após a decomposição em frações

de vegetação, solo e sombra. Esse resultado foi associado à semelhança espectral com outros alvos, especialmente em áreas úmidas com vegetação mais exuberante.

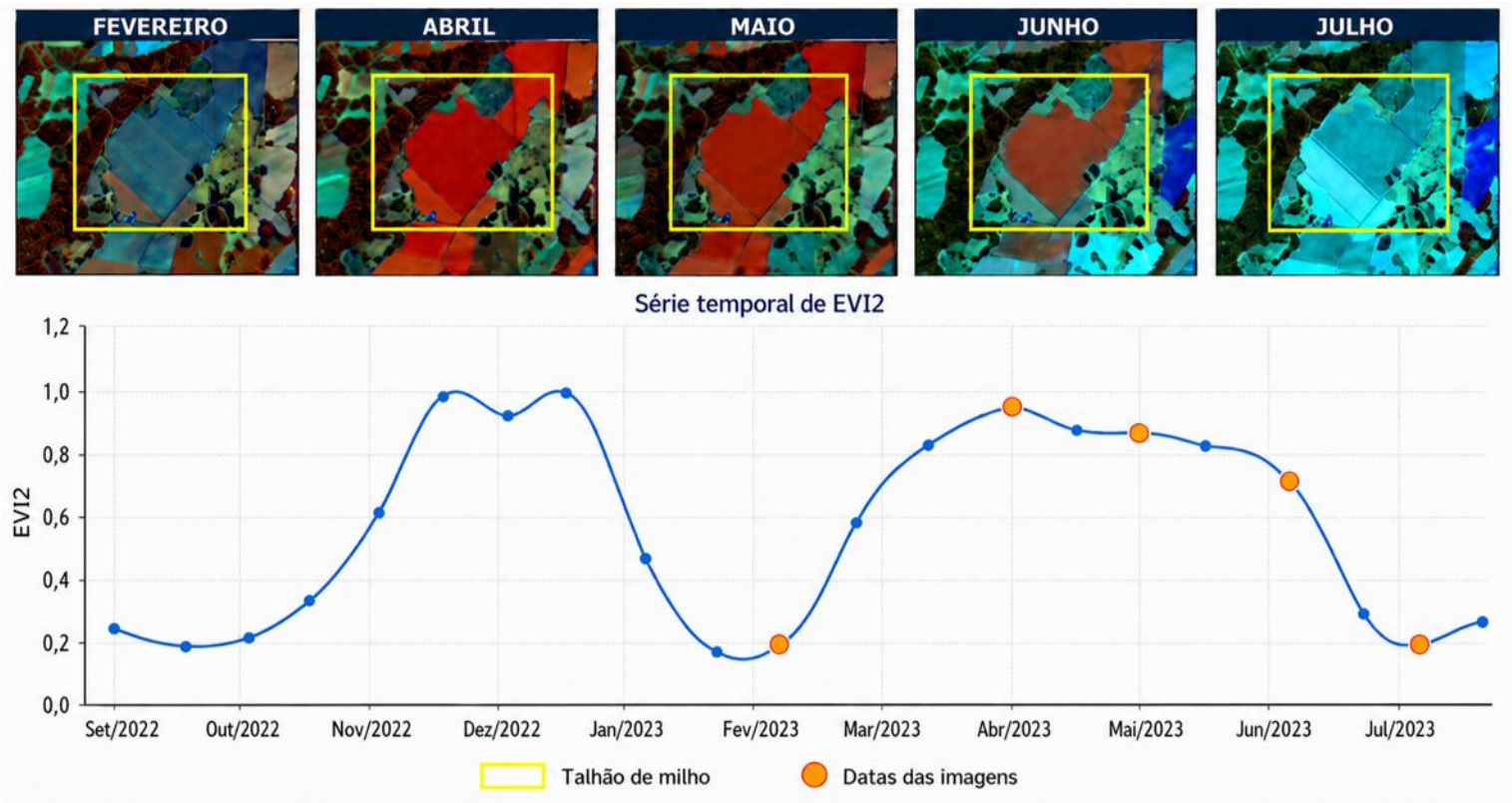
A separabilidade do milho também varia conforme o momento do ciclo observado. Mahlayeye, Darvishzadeh e Nelson (2024), em estudo com Sentinel-2, observaram que a distinção entre milho solteiro e milho consorciado foi mais eficiente na fase vegetativa, enquanto as fases iniciais apresentaram maior mistura entre solo e vegetação e a maturação reduziu novamente as diferenças espectrais entre os padrões avaliados. Esse comportamento é compatível com a seleção de atributos espectro-temporais baseada em fenologia proposta por Hu et al. (2019), na qual nem todas as datas da série contribuem da mesma forma para a classificação, e momentos fenológicos específicos podem reduzir redundância e melhorar a separação entre classes.

Os índices de vegetação sintetizam parte dessa informação e continuam sendo amplamente utilizados no monitoramento agrícola. O NDVI, por exemplo, é associado ao vigor da vegetação e ao acúmulo de biomassa, mas pode perder sensibilidade em condições de maior densidade vegetal (VIÑA et al., 2004). Eberhardt et al. (2015), ao desenvolverem um método de detecção quase em tempo real de lavouras temporárias de verão no Rio Grande do Sul, utilizaram séries MODIS de EVI e NDVI em composições de 16 dias e observaram melhor desempenho com imagens EVI e filtragem de moda, com concordância superior a 81% em relação à referência visual baseada em imagens Landsat. Apesar de úteis para representar a dinâmica da vegetação, índices como NDVI e EVI podem simplificar a informação espectral disponível, pois não incorporam integralmente variações ligadas a pigmentos, água, resíduos e outras diferenças captadas por bandas ou assinaturas espectrais mais completas (MONTIBELLER et al., 2019; HU et al., 2019; GOEZ et al., 2024). Marques (2024), em experimento com milho cultivado em sucessão a plantas de cobertura e sob diferentes doses de nitrogênio, verificou estabilidade do NDVI entre os tratamentos, indicando baixa sensibilidade do índice para separar respostas agronômicas em área de alta fertilidade e produtividade elevada.

A variação espectrotemporal do milho pode ser observada pela leitura conjunta das imagens em composição falsa-cor e da curva de EVI2. A **Figura 3** apresenta um talhão delimitado em amarelo em cinco datas entre fevereiro e julho de 2023, representado em composição NIR–SWIR1–RED, junto à série temporal correspondente. Os pontos em laranja indicam, na curva, os valores de EVI2 nas

mesmas datas dos recortes superiores. A sequência mostra o baixo valor do índice em fevereiro, o pico vegetativo em abril e a posterior redução em maio, junho e julho, permitindo relacionar as mudanças visuais do dossel com a dinâmica temporal do índice.

Figura 3 – Ciclo de desenvolvimento do ciclo e resposta em composição NIR-SWIR1-RED e curva de EVI2



Fonte: adaptado de Projeto MapBiomas, 2025.

A variabilidade espectral do milho ocorre também dentro da própria classe. Montibeller et al. (2017) identificaram variação espectro-temporal entre talhões cultivados em diferentes anos, épocas e sistemas de manejo, e também entre áreas irrigadas e não irrigadas. Furlanetto et al. (2017), em experimento com milho de segunda safra sob diferentes condições de fertilidade de potássio, observaram maior reflectância nas plantas submetidas à deficiência severa, principalmente na região do visível, associada a alterações de clorofila e sintomas de clorose. Duarte (2022) relaciona atributos físicos do solo e crescimento da planta com a resposta espectral do milho segunda safra, considerando que limitações de solo podem se manifestar indiretamente no dossel por meio de alterações no desenvolvimento, na cobertura vegetal e no estado hídrico da cultura.

Assim, a resposta espectro-temporal do milho varia conforme fase fenológica, estrutura do dossel, condição hídrica, estado nutricional, manejo e composição do pixel. Essa variabilidade ajuda a explicar o uso conjunto recorrente de bandas espectrais, índices de vegetação e informações temporais em estudos de mapeamento agrícola.

2.4 Sensoriamento remoto agrícola

No sensoriamento remoto agrícola, os produtos e métodos de mapeamento variam conforme o nível de detalhe com que representam a atividade agrícola. Alguns tratam a agricultura como uma classe ampla de uso e cobertura da terra, em mapas anuais ou periódicos nos quais a lavoura aparece junto a outras classes da paisagem. Outros buscam distinguir culturas, safras ou sistemas produtivos específicos, incorporando uma leitura mais próxima do calendário agrícola. Santos et al. (2025) avaliaram produtos globais, continentais, nacionais e regionais de uso e cobertura da terra quanto à sua adequação para aplicações de mapeamento agrícola no Brasil. Os autores destacam que a dinâmica agrícola brasileira torna essa tarefa particularmente complexa, devido à produção ao longo de todo o ano, à ocorrência de múltiplas safras, à variação climática regional e à diversidade de sistemas de cultivo. A revisão também mostra que esses produtos diferem em resolução espacial, intervalo temporal, forma de atualização, legenda, método de classificação e número de classes agrícolas.

Na escala global e continental, Santos et al. (2025) discutem iniciativas como CGLS, Dynamic World, ESRI-10m LULC, UMD-GLC, ESA WorldCover e WorldCereal. Na escala nacional e regional, a revisão inclui produtos como PRODES/DETER, TerraClass, MapBiomas, IBGE-MLCU e mapeamentos agrícolas da CONAB. Esses produtos não apresentam o mesmo objetivo nem o mesmo nível de detalhamento agrícola. Em muitos casos, a agricultura é representada por classes genéricas, como “cropland” ou “crops”, enquanto poucos produtos avançam para a separação de culturas, ciclos ou sistemas produtivos. Essa limitação é relevante para culturas como milho, soja e feijão, que podem ocorrer em diferentes janelas do ano agrícola, inclusive em sistemas de segunda ou terceira safra.

No Cerrado, essa discussão se conecta às dinâmicas já tratadas nas seções anteriores, sobretudo à expansão e à intensificação do uso da terra em sistemas mecanizados. Parreiras et al. (2025) mostram que o monitoramento agrícola do bioma

passou a se apoiar em séries temporais orbitais, classificadores de aprendizado de máquina e plataformas de processamento geoespacial em larga escala, como o Google Earth Engine, para lidar com grandes volumes de imagens e padrões agrícolas espacialmente variados, que não são bem representados por observações isoladas.

2.4.1 Sensores e escala no mapeamento agrícola

A escolha do sensor define a escala em que a agricultura pode ser observada e representada. Sensores de maior frequência temporal ou de maior detalhamento espacial atendem a objetivos distintos de mapeamento e ao tipo de informação agrícola que se pretende extrair (ZULLO JUNIOR et al., 2014). Em revisão sobre sensoriamento remoto na agricultura, Mulla (2013) organiza as plataformas de aquisição em sensores orbitais, sensores aerotransportados, aeronaves remotamente pilotadas (RPA, popularmente drones) e sensores proximais. Sensores orbitais tendem a atender aplicações regionais, nacionais ou históricas, enquanto plataformas aéreas, RPA e sensores próximos ao alvo são mais usados quando o interesse está na análise interna do talhão, no manejo localizado ou na resposta rápida em áreas menores. Joshi et al. (2023), em revisão sistemática de 90 estudos sobre sensoriamento remoto e deep learning aplicados ao mapeamento de culturas e à estimativa de produtividade, mostram que os sensores orbitais foram a principal fonte de dados nesses trabalhos, enquanto imagens de RPA aparecem mais associadas a aplicações de maior detalhe espacial. A revisão também indica que Sentinel, Landsat, SAR e MODIS aparecem entre as fontes mais recorrentes, com uso frequente de dados multitemporais em aplicações agrícolas.

Em escalas regionais, nacionais ou globais, sensores de menor resolução espacial continuam relevantes pela frequência de observação, pela cobertura territorial e pela disponibilidade de séries longas. No caso do MODIS, a análise de perfis temporais de EVI e NDVI derivados das imagens permite distinguir culturas e usos agrícolas em grandes áreas quando o tamanho dos talhões é compatível com a resolução do sensor (WARDLOW; EGBERT; KASTENS, 2007). Sensores como MODIS, AVHRR e SPOT-Vegetation integram sistemas de acompanhamento das condições agrícolas ao longo de safras em nível global, como é o caso do GLAM – Global Agricultural Monitoring Project (BECKER-RESHEF et al., 2010). No Mato Grosso, Pinto, Esquerdo e Coutinho (2013) utilizaram séries NDVI/MODIS de 250 m e filtragem HANTS para mapear a expansão da agricultura anual entre as safras

2000/2001 e 2011/2012, mostrando que esse tipo de série também pode representar a dinâmica agrícola do estado em grandes extensões.

Sensores como Landsat e Sentinel-2 oferecem maior detalhamento espacial que o MODIS e ainda permitem mapeamentos em escala regional. A resolução de 10 a 30 m reduz parte da mistura de pixels e aproxima a classificação da geometria dos talhões, aspecto importante em áreas agrícolas com classes distribuídas em parcelas bem delimitadas. Song et al. (2021) destacam que o mapeamento de culturas exige resolução espacial e temporal suficiente para acompanhar transições fenológicas rápidas em escala de campo. No mesmo estudo, Landsat, Sentinel-2 e Sentinel-1 apresentaram desempenho superior ao MODIS quando avaliados isoladamente para milho e soja.

No Paraná, Oldoni (2018) combinou imagens Landsat e MODIS para gerar imagens sintéticas e mapear milho e soja, reunindo o detalhamento espacial do Landsat com a maior frequência temporal do MODIS. Esse tipo de combinação amplia o conjunto de atributos disponíveis para a classificação e representa uma estratégia recorrente no mapeamento agrícola: integrar fontes com resoluções e mecanismos de aquisição distintos para representar melhor a variação temporal e espacial das culturas, sem depender de um único sensor. Em outra aplicação multissensor, Liu et al. (2020), ao mapear trigo, colza e milho em larga escala no Google Earth Engine, combinaram séries NDVI/MODIS, retroespalhamento Sentinel-1 e bandas espectrais Landsat-8/Sentinel-2, obtendo maior separabilidade entre as culturas e redução de erros de classificação.

O uso combinado de dados ópticos e radar é útil em regiões onde a nebulosidade reduz a disponibilidade de imagens ópticas. Enquanto sensores ópticos dependem de condições sem nuvens para registrar a superfície, sensores SAR podem obter informação mesmo sob cobertura de nuvens, o que amplia o número de observações utilizáveis ao longo da safra. McNairn et al. (2009) compararam dados ALOS PALSAR com conjuntos C-band, integração C+L band e dados ópticos multitemporais Landsat, encontrando desempenhos distintos conforme o conjunto e a cultura. Em área tropical no Brasil, Prudente et al. (2022) mostraram que a combinação de Sentinel-2 e Sentinel-1 foi mais adequada do que o uso isolado de dados ópticos ou SAR para mapear uso e cobertura da terra em Roraima, em contexto de alta frequência de nuvens durante o período agrícola.

Em escalas mais detalhadas, sensores de alta resolução espacial e plataformas locais reduzem a mistura de pixels e aproximam o mapeamento da geometria dos talhões, das bordas e da variabilidade interna das áreas cultivadas. Silva e Sano (2016), ao analisarem imagens RapidEye no Cerrado, destacaram o potencial da resolução de 5 m e da banda red-edge para separar formações nativas, culturas agrícolas e pastagens cultivadas. Imagens PlanetScope, com resolução em torno de 3 a 5 m, também têm sido exploradas em mapeamentos de culturas agrícolas e uso/cobertura da terra, com maior capacidade de representar feições finas e padrões internos das áreas agrícolas (LE et al., 2025). Em escala local, Zheng et al. (2024) utilizaram imagens RGB e multiespectrais obtidas por RPA para classificar arroz, soja, feijão vermelho, trigo e milho, combinando atributos espectrais, índices de vegetação, textura e forma. Essas abordagens aumentam o detalhamento espacial, mas envolvem menor cobertura territorial, maior volume de dados ou maior custo de aquisição e processamento.

A escolha do sensor deve considerar o tamanho dos alvos, a frequência de observação, o nível de detalhe esperado e a escala final do mapa. Sensores de maior frequência temporal favorecem o acompanhamento de grandes áreas e a leitura fenológica; sensores de maior resolução espacial favorecem a separação de talhões, bordas e alvos menores; e combinações multissensores ampliam a disponibilidade de observações e atributos em regiões sujeitas a nuvens.

2.4.2 Produtos de mapeamento agrícola e seus limites no Brasil

No Brasil, TerraClass Cerrado e MapBiomas são duas bases importantes para acompanhar a ocupação da terra em grandes áreas. Esses produtos ajudam a identificar mudanças no território e a organizar séries históricas, mas foram construídos para representar classes gerais de uso e cobertura. Por isso, não têm, em sua concepção original, a função de separar culturas agrícolas por safra. O TerraClass Cerrado foi estruturado para mapear o uso e a cobertura da terra nas áreas antrópicas do bioma, gerar estatísticas por classe e subsidiar ações de monitoramento territorial (BRASIL, 2015). Sua contribuição principal está na caracterização ampla da ocupação do Cerrado. O MapBiomas, em escala nacional, consolidou uma série anual de uso e cobertura da terra para os biomas brasileiros. Souza Jr. et al. (2020) descrevem o projeto como uma reconstrução anual desde 1985, baseada na série Landsat, processamento no Google Earth Engine e classificação por Random Forest. A legenda

original do produto organiza grandes classes, como formações florestais, formações naturais não florestais, agropecuária, áreas não vegetadas e água.

A leitura anual desses produtos é adequada para acompanhar mudanças de longo prazo, mas tende a simplificar processos agrícolas que ocorrem dentro do mesmo ano, como sucessão de culturas, dupla safra e variações no número de ciclos agrícolas. Por isso, abordagens voltadas à dinâmica intra-anual têm buscado representar a quantidade, a distribuição temporal e a composição dos cultivos ao longo do ano agrícola. Teixeira Jr., Santos e Weber (2025), por exemplo, estimaram a frequência anual de cultivos temporários com séries Sentinel-2 e curvas de EVI2, mostrando que a temporalidade da lavoura pode ser analisada pela ocorrência e distribuição dos ciclos de cultivo. Em Sorriso, Mato Grosso, Bolfe et al. (2023) mapearam a intensificação agrícola com dados Harmonized Landsat Sentinel-2 e modelos de machine learning, organizando a classificação em três níveis: culturas temporárias, número de ciclos agrícolas e culturas de segunda safra em sistemas de dupla safra.

As coleções recentes do MapBiomas avançam nessa direção de detalhamento ao incorporar módulos agrícolas mais específicos, como é o caso do milho de segunda safra, soja, arroz, citros, dendê, entre outros. A documentação da Coleção 10 indica o uso de mosaicos Landsat, variáveis espectrais e temporais e classificadores que variam conforme a classe mapeada, incluindo Random Forest e U-Net no módulo agrícola (PROJETO MAPBIOMAS, 2025; PROJETO MAPBIOMAS, 2026). Zhang et al. (2025) situam esse tipo de produto no campo dos mapas crop-specific, nos quais o objetivo deixa de ser somente delimitar áreas agrícolas e passa a incluir a identificação de culturas, tipos de cultivo, padrões de sucessão e produtos operacionais voltados a safras específicas.

A construção desse tipo de mapa depende, entre outros fatores, da disponibilidade de dados de referência compatíveis com a classe, o período e a escala do produto. Mapas confiáveis de áreas agrícolas e tipos de cultura exigem dados geolocalizados, temporalmente definidos e adequados ao treinamento ou à validação dos modelos, mas esses dados ainda apresentam problemas de acesso, harmonização, metadados, qualidade e cobertura espacial (BOOGAARD et al., 2023). Em análises multitemporais, Jesus e Epiphanio (2010) também apontam que a avaliação dos resultados pode ser limitada pela dificuldade de obter mapas-base de

referência, o que levou os autores a recorrerem à interpretação visual como alternativa de validação

Em mapeamentos agrícolas de maior escala, outras camadas auxiliares também têm sido usadas para reduzir ambiguidades e organizar a classificação. Ajadi et al. (2021), ao mapear soja e milho de segunda safra no Brasil com dados ópticos e SAR, combinaram uma máscara agrícola, limites de talhões e dados de referência de diferentes origens para viabilizar a classificação e a estimativa de área em nível de campo. No estudo, a máscara restringiu a classificação às áreas cultivadas, enquanto os limites de talhões funcionaram como pós-processamento para reduzir ruídos e consolidar a classe dominante dentro de cada unidade agrícola.

Além dos desafios de detalhamento das classes citados, a comparação entre mapas agrícolas e estatísticas oficiais também é uma dificuldade nesses sistemas temporários, pois cada fonte pode adotar escalas, calendários e formas distintas de organizar a informação. A comparação precisa envolver o período considerado, a unidade territorial de referência e o critério usado para separar culturas e safras. Crusiol et al. (2016), ao mapearem áreas agrícolas de verão em Londrina com imagens Landsat, confrontaram as estimativas obtidas por sensoriamento remoto com dados oficiais municipais obtidos via IPARDES, baseados em informações do IBGE. Os autores observaram superestimação em duas safras e subestimação em três, com diferenças associadas à baixa disponibilidade de imagens adequadas, à qualidade das cenas e à ausência de estatísticas separadas por safra de verão e inverno. Santos et al. (2019), ao mapear culturas de inverno e milho segunda safra no Paraná com séries EVI/MODIS, também encontraram diferenças em relação ao IBGE, com subestimação da área de milho segunda safra em parte dos anos avaliados e superestimação em outro.

A transferência de modelos entre regiões, anos e sistemas produtivos é outro ponto sensível em produtos agrícolas mais específicos. Barbedo (2018) observa que, apesar do avanço das técnicas automáticas e semiautomáticas, muitos métodos de classificação agrícola têm desempenho condicionado ao contexto em que foram treinados. Essa dependência limita a aplicação direta de um mesmo modelo em áreas com padrões diferentes.

2.5 Classificação supervisionada e Random Forest no mapeamento agrícola

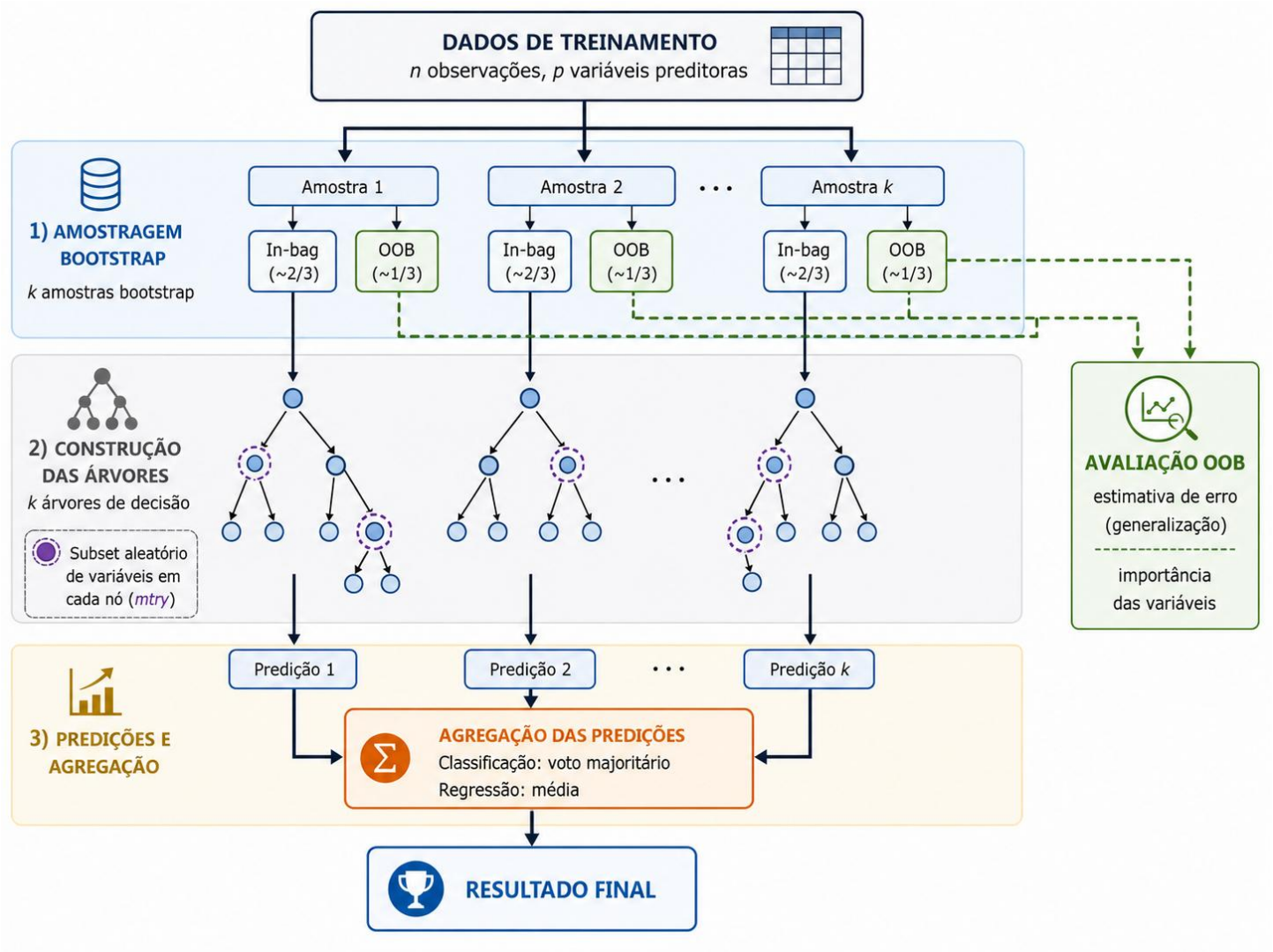
No sensoriamento remoto, a classificação supervisionada é um método de classificação digital em que as classes de interesse são definidas previamente e amostras rotuladas são fornecidas ao algoritmo para que ele aprenda padrões associados a cada classe e atribua rótulos aos demais pixels ou objetos da imagem (RICHARDS; JIA, 2006). Esses padrões podem ser extraídos de bandas espectrais, índices de vegetação, métricas temporais, textura ou dados auxiliares. A escolha desses atributos depende do que se pretende separar na legenda, do nível de detalhe esperado para o mapa e da disponibilidade de informações compatíveis com a área e o período analisado. Lu e Weng (2007) tratam esse processo como uma sequência de decisões articuladas, envolvendo sistema de classes, dados de entrada, amostras de treinamento, método de classificação, pós-processamento e avaliação de acurácia. Ao revisarem aplicações com a série Landsat, Phiri e Morgenroth (2017) mostram que os métodos de classificação deixaram de se restringir à interpretação visual e aos classificadores pixel a pixel. A literatura passou a incorporar estratégias subpixel, voltadas à mistura espectral dentro do pixel; métodos contextuais, que consideram relações de vizinhança; abordagens orientadas a objetos, baseadas em segmentos ou unidades espaciais; combinações híbridas entre técnicas; e diferentes classificadores de aprendizado de máquina integrados a esses fluxos.

A acurácia de uma classificação supervisionada depende de diversos fatores metodológicos. Khatami, Mountrakis e Stehman (2016) mostram que o desempenho de métodos pixel a pixel varia conforme o algoritmo adotado e a forma como os dados de entrada são preparados e incorporados ao modelo. Tamanho, qualidade, desenho amostral, balanceamento e consistência dos dados de treinamento também afetam diretamente a acurácia e a generalização dos mapas (MORAES; CAMPAGNOLO; CAETANO, 2024). No mapeamento agrícola, essa dependência se soma à variabilidade própria dos sistemas de cultivo, o que exige coerência entre classe mapeada, período de observação, atributos utilizados e dados de referência. Revisões recentes associam o avanço dessas aplicações ao uso de algoritmos supervisionados em tarefas como identificação de culturas, estimativa de área e monitoramento de safras (TALUKDAR et al., 2020; POKHARIYAL; PATEL; GOVIND, 2023).

No mapeamento agrícola por sensoriamento remoto, classificadores de aprendizado de máquina passaram a ser amplamente empregados por lidar com relações não lineares e múltiplos atributos espectrais, temporais e espaciais. Maxwell,

Warner e Fang (2018) situam *Support Vector Machine*, árvores de decisão, Random Forest, redes neurais e *k-nearest neighbours* entre os métodos consolidados em aplicações de sensoriamento remoto. Entre esses classificadores, o Random Forest consolidou-se como alternativa recorrente por combinar desempenho consistente, implementação relativamente simples e capacidade de operar com dados heterogêneos. Na formulação original, Breiman (2001) define o método como uma combinação de preditores em forma de árvore, em que cada árvore depende de componentes aleatórios e contribui para a decisão final do conjunto. O algoritmo constrói múltiplas árvores de decisão a partir de subconjuntos do treinamento e das variáveis disponíveis, agregando as classificações individuais por votação majoritária (BREIMAN, 2001; OK; AKAR; GUNGOR, 2012). A **Figura 4** apresenta, de forma esquemática, o funcionamento do algoritmo Random Forest.

Figura 4 - Esquema de funcionamento do algoritmo Random Forest.



Fonte: elaboração do autor, com base em Breiman (2001) e Ok, Akar e Gungor (2012). Feito no GPT-Imagens.

A difusão do Random Forest no sensoriamento remoto está associada a características destacadas por Belgiu e Drăguț (2016). O método é não paramétrico, isto é, não exige que as classes sejam descritas por uma forma estatística pré-definida, e também não pressupõe que os valores observados em cada classe sigam distribuição normal. Essa flexibilidade favorece seu uso em problemas com muitos atributos, variáveis correlacionadas e relações não lineares entre os dados de entrada e as classes mapeadas. Outro recurso importante é a estimativa de importância das variáveis, que permite identificar quais atributos contribuíram mais para a separação entre classes. Os autores também destacam a menor demanda de parametrização em relação a métodos mais sensíveis a ajustes finos, mas ressaltam que o desempenho continua condicionado à qualidade das amostras, ao equilíbrio entre classes e ao desenho da validação.

Essa robustez tem sido observada em diferentes configurações de dados e escalas no mapeamento agrícola. Ozdarici Ok, Akar e Gungor (2012), ao compararem Random Forest e Maximum Likelihood em imagem SPOT-5, observaram maior acurácia do RF tanto na classificação pixel a pixel quanto na abordagem por parcelas. Nesta última, a agregação pela classe majoritária dentro dos talhões reduziu parte da variabilidade interna e ampliou a diferença em relação ao classificador estatístico. Em imagens Sentinel-2, Saini e Ghosh (2018) também encontraram desempenho superior do RF em relação ao SVM, embora a diferença tenha sido pequena e classes com maior mistura espectral, como forragem animal e trigo, tenham apresentado menor acurácia. Neetu e Ray (2019), em aplicação agrícola com dados Sentinel-2 e de campo, observaram melhor desempenho do Random Forest frente a CART, SVM e Maximum Likelihood, com maior acurácia global, maior Kappa e melhores valores para as principais classes agrícolas avaliadas. Wellington e Renzullo (2021) mostraram que o Random Forest também pode se beneficiar da forma como os atributos temporais são sintetizados. No estudo, composições temporais robustas e estatísticas derivadas da variação espectral ao longo do período contribuíram para a classificação de áreas agrícolas irrigadas, reforçando a importância de atributos capazes de representar mudanças associadas ao ciclo agrícola.

Em comparações com modelos mais recentes, Zhong, Hu e Zhou (2019), ao classificarem culturas com séries multitemporais Landsat/EVI, observaram desempenho competitivo do Random Forest entre métodos tradicionais, mas inferior ao de uma arquitetura profunda baseada em convolução temporal. Os autores

associaram esse ganho à capacidade do modelo profundo de aprender padrões temporais e espaciais diretamente dos dados, reduzindo a dependência de atributos construídos manualmente.

2.5.1 Fluxo de classificação do milho de segunda safra do MapBiomas

A Coleção 10 do MapBiomas incorporou, no módulo de Agricultura, produtos voltados à caracterização de sistemas irrigados, número de ciclos agrícolas e uso/cobertura da terra na segunda safra, mapeando culturas como milho, algodão e outras lavouras temporárias. No caso específico do milho, a documentação técnica do Projeto MapBiomas (2026) descreve a produção de mapas anuais de segunda safra para o Brasil, em resolução espacial de 30 m, no período de 2000 a 2024. O fluxo segue a estratégia de classificação pixel a pixel já adotado em grande parte dos produtos de uso e cobertura da terra do projeto, a partir do classificador Random Forest, mas com adaptações para a fenologia da segunda safra. Segundo a documentação, todas as etapas metodológicas foram implementadas no Google Earth Engine.

A metodologia foi implementada por unidades da federação. No Mato Grosso, usado como piloto metodológico, a janela-base foi definida entre fevereiro e maio, período posteriormente ajustado para outras unidades federativas com base no calendário agrícola oficial da CONAB e na inspeção visual de mosaicos mensais (PROJETO MAPBIOMAS, 2026). O produto foi direcionado a estados nos quais o milho segunda safra apresenta ocorrência relevante e calendário definido, como MT, MS, GO, PR, SP, MG, BA, MA, PI e TO.

Os dados de entrada consistem em imagens Landsat Collection 2 Surface Reflectance, com alocação de sensores conforme a disponibilidade histórica. As cenas foram filtradas por cobertura de nuvens em terra inferior a 40% e mascaradas com a banda QA_PIXEL para remover nuvens, sombras, neve e artefatos associados a nuvens dilatadas ou água. As bandas foram harmonizadas para um conjunto comum — BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR1 e SWIR2 — e o índice EVI2 foi calculado para cada imagem antes da composição sazonal. A partir dessas bandas e do EVI2, foram geradas métricas de mediana, percentil 20 e percentil 80, compondo um conjunto de 21 atributos por pixel.

A amostragem adotou três classes: milho, algodão e outras culturas temporárias. A seleção de amostras de milho combinou a interpretação da curva temporal de EVI2 com a resposta espectral em composição falsa-cor NIR–SWIR1–RED no período de maior vigor vegetativo (**Figura 3**). Assim, os pontos candidatos deveriam apresentar elevação e pico bem definidos dentro da janela estadual, seguidos de declínio compatível com o ciclo de segunda safra.

O treinamento foi organizado em dois períodos. Para 2000–2012, o Random Forest foi treinado com amostras de 2007 e 2012; para 2013–2024, com amostras de 2013 e 2023. Em ambos os casos, foi utilizado um classificador Random Forest com 100 árvores, aplicado aos mosaicos normalizados de cada ano e estado. Essa estratégia permite usar anos de referência para representar épocas distintas da série Landsat, mantendo coerência entre sensores, janelas temporais e atributos sazonais. A classificação resultante foi restrita posteriormente às áreas agrícolas da integração da Coleção 10, preservando classes associadas a agricultura anual, soja/culturas temporárias e mosaico de agricultura, e removendo áreas não compatíveis com o escopo do produto, como cana-de-açúcar e demais classes não agrícolas.

A avaliação combinou comparação com séries oficiais de área plantada, como CONAB (2026) e IBGE/PAM (IBGE, 2024), e validação pontual quando havia dados independentes disponíveis. Para Mato Grosso em 2023, a documentação do Projeto MapBiomas (2026) relata uma validação pixel a pixel com polígonos homogêneos de referência para milho e algodão, totalizando mais de 6,3 milhões de pixels em 2.331 polígonos. O produto, após aplicação de filtros de pós-processamento, apresentou acurácia global de 98,65%, com acurácia do produtor superior a 98% para milho e algodão, embora a acurácia do usuário do algodão tenha permanecido baixa, indicando superestimação dessa classe. Os resultados mostram que o fluxo apresenta forte capacidade de detecção nas condições avaliadas, mas também mantém limitações ligadas à confusão entre culturas temporárias e à interpretação de classes minoritárias.

O produto representa uma iniciativa pioneira em escala nacional para o mapeamento sistemático da agricultura de segunda safra no Brasil. Essa metodologia fornece um fluxo operacional documentado para o mapeamento do milho segunda safra em escala estadual e nacional, baseado em Landsat, mosaicos sazonais, interpretação espectrotemporal de amostras, Random Forest e máscara agrícola.

2.6 Deep learning para classificação e segmentação agrícola

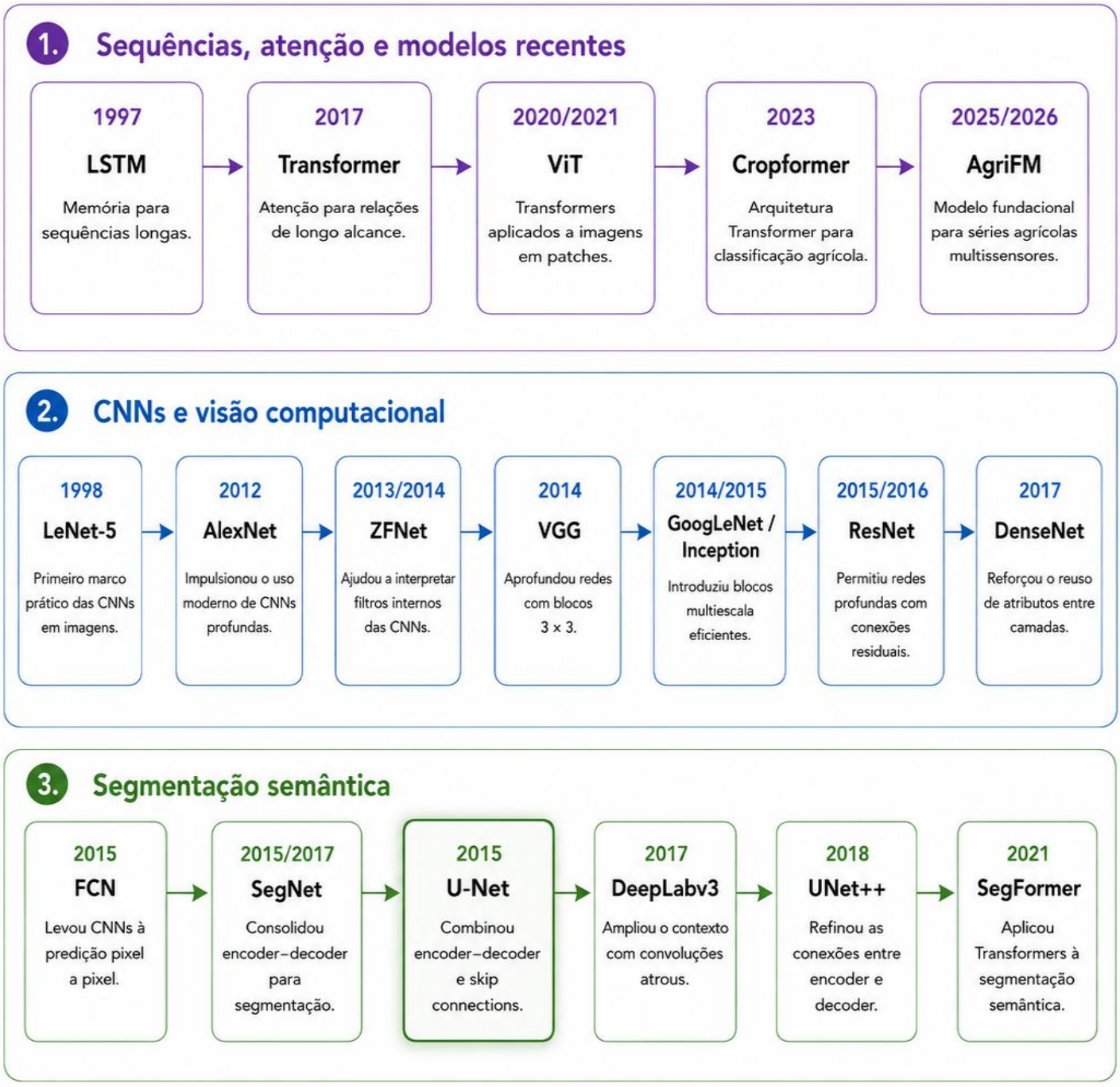
O deep learning é um ramo do aprendizado de máquina baseado em redes neurais artificiais com múltiplas camadas, capazes de aprender representações progressivamente mais complexas dos dados, a partir deles próprios. Em contraste com métodos clássicos, nos quais parte importante do desempenho depende da construção manual de atributos, modelos profundos buscam extrair automaticamente padrões relevantes para a tarefa de classificação (ZHAO et al., 2023). Essa abordagem ganhou força em problemas gerais de visão computacional com o avanço das redes convolucionais, o aumento de bases rotuladas, o uso de GPUs e o desenvolvimento de estratégias de treinamento adequadas a arquiteturas mais complexas (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012).

No sensoriamento remoto, Zhu et al. (2017) associam a incorporação do deep learning a tarefas como classificação, detecção, segmentação e análise de séries temporais. Vali, Comai e Matteucci (2020) destacam que dados multiespectrais e hiperespectrais ampliaram o interesse por arquiteturas capazes de lidar com grande volume, alta dimensionalidade e fusão de informações. Essa adoção, porém, ocorre em dados com características próprias, como georreferenciamento, variação entre sensores, diferenças de resolução, ruídos atmosféricos e disponibilidade desigual de rótulos, o que torna o desempenho sensível ao desenho amostral, ao pré-processamento e à estruturação dos dados de entrada. A utilidade desses modelos está relacionada à capacidade de representar padrões espectrais, espaciais (vizinhança, textura, formato) e, quando disponíveis, temporais das culturas (CHENG et al., 2023). Métodos supervisionados tradicionais, como o Random Forest, podem operar bem com bandas, índices e métricas previamente estruturadas, mas recebem esses atributos como uma representação já organizada do problema.

O deep learning reúne arquiteturas com funções distintas: CNNs exploram padrões espaciais locais; redes recorrentes representam sequências; arquiteturas totalmente convolucionais e encoder-decoder sustentam a segmentação semântica; e modelos de atenção ampliam a captura de relações de longo alcance. Zhao et al. (2023) organizam essa diversidade em famílias como Convolutional Neural Networks (CNNs), Recurrent Neural Networks (RNNs), Autoencoders (AEs), Generative Adversarial Networks (GANs) e Fully Convolutional Networks (FCNs), associando cada uma a diferentes formas de entrada, níveis de rotulagem e limitações de amostras. Essa diversidade de arquiteturas pode ser sintetizada em uma perspectiva

temporal, na qual se observa a passagem de redes voltadas à extração de padrões em imagens para modelos de segmentação, atenção e aplicações agrícolas mais recentes, conforme apresentado na **Figura 5**.

Figura 5 - Linha do tempo de arquiteturas profundas relevantes para classificação e segmentação em sensoriamento remoto agrícola.



Fonte: elaboração do autor, com base em Hochreiter e Schmidhuber (1997), LeCun et al. (1998), Krizhevsky, Sutskever e Hinton (2012), Zeiler e Fergus (2014), Simonyan e Zisserman (2015), Szegedy et al. (2015), Long, Shelhamer e Darrell (2015), Ronneberger, Fischer e Brox (2015), He et al. (2016), Badrinarayanan, Kendall e Cipolla (2017), Chen et al. (2017), Huang et al. (2017), Vaswani et al. (2017), Zhou et al. (2018), Dosovitskiy et al. (2021), Wang et al. (2023) e Li et al. (2025). Feito no GPT-Imagens.

Victor, Nibali e He (2023) mostram que, em aplicações agrícolas com imagens de satélite, CNNs têm apresentado ganhos recorrentes em relação a métodos clássicos, embora esse padrão não seja uniforme para todas as arquiteturas, bases de dados e tarefas de classificação. O aumento da capacidade de representação pode ampliar a demanda por amostras rotuladas, processamento computacional e validação adequada. Nesse sentido, o avanço do deep learning no mapeamento agrícola não elimina os desafios da classificação supervisionada, mas altera a forma como atributos, contexto espacial e informação temporal podem ser incorporados ao modelo.

Neste capítulo, o deep learning é discutido a partir de duas contribuições principais para o mapeamento agrícola: a representação de padrões espectrotemporais das culturas e a incorporação de contexto espacial na produção de mapas. A ênfase recai sobre arquiteturas convolucionais e de segmentação semântica, especialmente a U-Net, por ser uma arquitetura consolidada aplicada neste trabalho e por sua capacidade de combinar extração multiescala de atributos com reconstrução espacial da classificação. Essa abordagem permite situar a comparação com o Random Forest como contraste entre um classificador baseado em atributos previamente estruturados e uma arquitetura voltada ao aprendizado de relações espaciais a partir dos dados de entrada.

2.6.1 Arquiteturas convolucionais e U-Net para segmentação agrícola

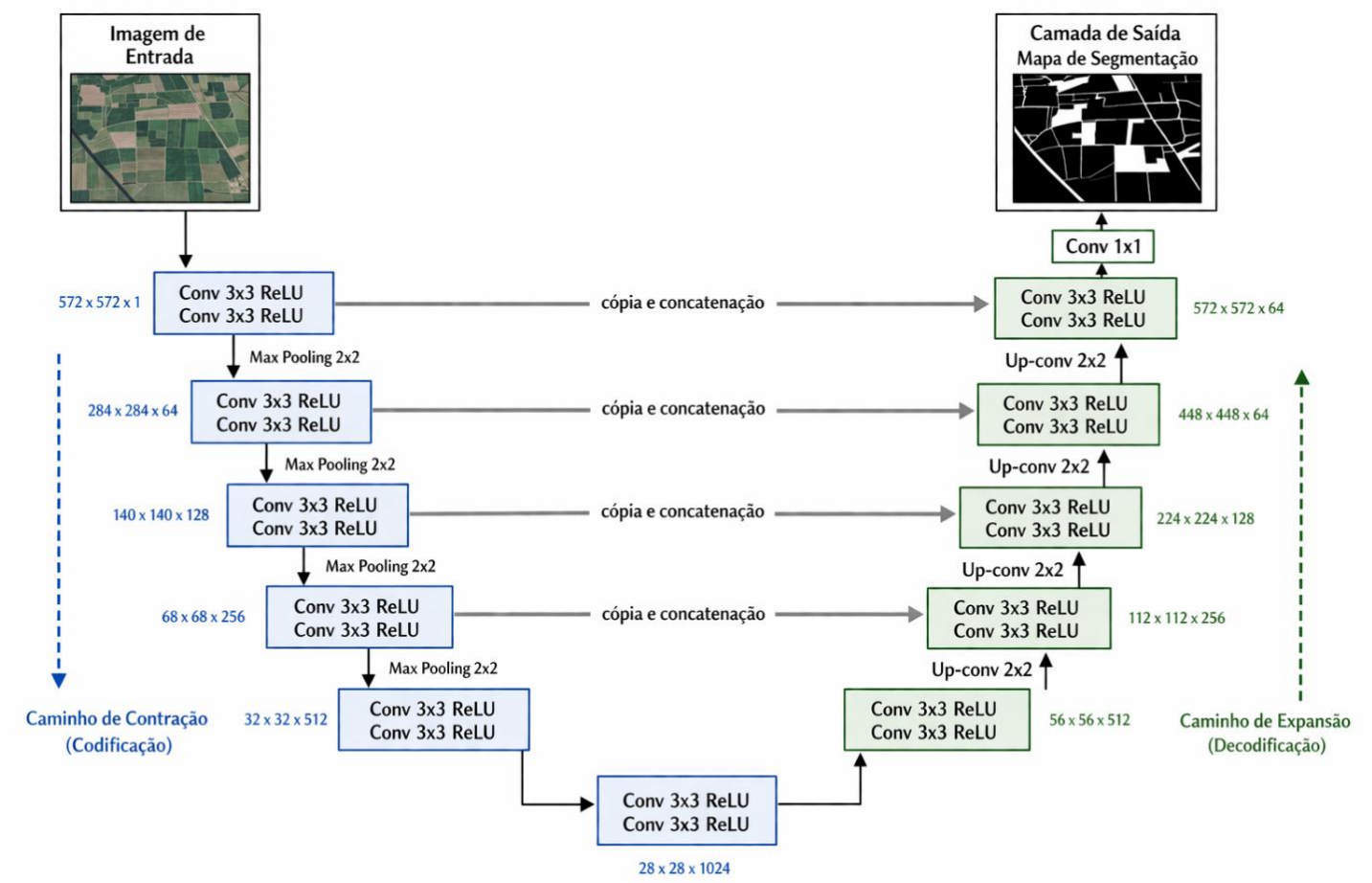
As redes neurais convolucionais (CNNs) processam imagens por meio de filtros (*kernels*) que percorrem pequenas regiões da entrada e identificam padrões locais. Esses filtros são aplicados repetidamente sobre a imagem, permitindo reconhecer atributos ou arranjos espaciais semelhantes em diferentes posições. A estrutura típica de uma CNN combina camadas convolucionais, operações de redução espacial e, nas arquiteturas de classificação, camadas finais que associam os atributos aprendidos a uma ou mais classes de saída (ZHAO et al., 2023). Em imagens digitais, esse mecanismo permite que o modelo explore a relação de cada pixel com a sua vizinhança e aprenda representações visuais em diferentes níveis de complexidade (ZHU et al., 2017).

Em tarefas convencionais de classificação, uma CNN recebe uma imagem, um recorte ou uma janela como entrada e retorna uma decisão para essa unidade

analisada, como a probabilidade de o recorte pertencer à classe X ou Y. Nesse caso, os atributos extraídos ao longo das camadas são resumidos em uma saída única, sem indicar a classe de cada pixel dentro do recorte. A segmentação semântica adapta essa lógica para produzir uma saída também organizada como imagem: em vez de gerar apenas um rótulo para o recorte, o modelo retorna uma matriz em que cada posição recebe uma classe ou probabilidade de classe. Redes totalmente convolucionais (FCNs) foram importantes nessa evolução pois permitiram gerar predições densas, pixel a pixel, aproximando redes profundas da produção de mapas temáticos em sensoriamento remoto (MAGGIORI et al., 2017).

A U-Net se insere nessa família de arquiteturas voltadas à segmentação. Ronneberger, Fischer e Brox (2015) propuseram uma estrutura do tipo *encoder–decoder*, formada por um caminho de contração voltado à captura de contexto e um caminho expansivo simétrico voltado à recuperação da resolução espacial e à localização precisa. No caminho de contração, a imagem é processada por blocos convolucionais sucessivos, enquanto operações de redução espacial ampliam o campo de visão do modelo sobre a entrada. No caminho expansivo, a resolução é reconstruída progressivamente, permitindo que a saída retorne a uma dimensão compatível com a imagem original. A **Figura 6** apresenta o funcionamento geral da U-Net aplicada à segmentação de áreas agrícolas. À esquerda, a imagem de entrada é processada por convoluções 3 × 3 com função de ativação ReLU e operações de *max pooling* 2 × 2, que reduzem a resolução espacial e ampliam a representação de contexto. Em seguida, o caminho expansivo reconstrói a resolução por meio de *up-convolutions* 2 × 2 e novos blocos convolucionais. As conexões de salto entre níveis correspondentes ligam o *encoder* ao *decoder*, combinando informações de contexto obtidas nas camadas mais profundas com detalhes espaciais preservados nas camadas iniciais (RONNEBERGER; FISCHER; BROX, 2015).

Figura 6 - Esquema da arquitetura U-Net aplicada à segmentação de áreas agrícolas.



Fonte: adaptado de Ronneberger, Fischer e Brox (2015); elaboração do autor. Feito no GPT-Imagens.

O uso recorrente da U-Net em mapeamentos agrícolas indica que a arquitetura se tornou uma referência prática para tarefas de segmentação e classificação pixel a pixel de culturas. Essa aplicação aparece em diferentes desenhos experimentais, incluindo séries multitemporais de sensores ópticos, fusão SAR-óptico, mapeamento em pequenas propriedades, classificação de tipos de culturas e variantes baseadas em redes U-Net com mais de uma dimensão de entrada, além de módulos de atenção (WEI et al., 2019; LI et al., 2022; ADRIAN; SAGAN; MAIMAITIJIANG, 2021; BIAN; LI; JING, 2023; AYUSHI; BUTTAR, 2024; WITTSTRUCK; JARMER; WASKE, 2024). Wei et al. (2019) exploraram a U-Net em séries multitemporais Sentinel-1, enquanto Li et al. (2022) mostraram sua adequação ao mapeamento precoce de culturas com séries Sentinel-2. Em escala mais ampla e com fusão de sensores, Adrian, Sagan e Maimaitijiang (2021) e Wittstruck, Jarmer e Waske (2024) indicam que adaptações 3D da U-Net podem incorporar simultaneamente informação espacial, temporal e multissensor.

Arquiteturas posteriores ampliaram a lógica de segmentação em diferentes direções. UNet++ refinou as conexões entre encoder e decoder; DeepLabV3+ incorporou estratégias para ampliar o contexto espacial; e SegFormer aproximou a segmentação semântica de modelos baseados em atenção (**Figura 5**). Wang et al. (2022), ao compararem UNet++, U-Net, DeepLabV3+, Random Forest e classificação orientada a objetos, mostram que o desempenho dessas arquiteturas vai além da escolha direta entre um modelo ou outro, dependendo da seleção de atributos, do balanceamento de classes, do *backbone* (esqueleto da rede) e do tamanho dos recortes usados no treinamento.

2.6.2 Comparações entre Random Forest e modelos profundos em agricultura

A comparação entre RF e modelos profundos no mapeamento agrícola aparece na literatura em diferentes desenhos experimentais: séries multitemporais, fusão óptico–SAR, segmentação semântica, transferência espacial ou temporal, classificação precoce e abordagens orientadas a parcelas. O conjunto de estudos analisado mostra predominância de resultados favoráveis às arquiteturas profundas quando os dados de entrada preservam melhor a dimensão temporal, espacial ou multissensorial do problema (WEI et al., 2019; GILCHER; UDELHOVEN, 2021; WANG et al., 2022), e tendem a melhorar a continuidade dos mapas, a delimitação de bordas, a representação de padrões fenológicos e a separação entre culturas com respostas espectrais próximas.

O Random Forest permanece competitivo em cenários nos quais os atributos de entrada já sintetizam a variação espectral ou temporal da cultura, a tarefa é menos complexa, há limitação amostral ou a geometria dos talhões dificulta a generalização das redes profundas (BELGIU; DRĂGUŢ, 2016; WELLINGTON; RENZULLO, 2021). Alguns estudos também indicam que a combinação entre métodos clássicos e profundos pode ser mais eficiente do que sua comparação como alternativas excludentes, com o RF atuando na seleção de atributos, na geração de pseudo-rótulos ou na classificação fenológica, enquanto redes profundas contribuem para a segmentação, o refinamento espacial ou a organização dos resultados em nível de parcela. O **Quadro 2** sintetiza os estudos analisados que compararam Random Forest e arquiteturas profundas, ou que combinaram essas abordagens em fluxos híbridos de mapeamento agrícola.

Quadro 2 - Síntese de estudos recentes envolvendo comparação RF x deep learning, ou combinações dos modelos.

Autores	Modelos	Contexto	Resultados qualitativos	Resultados quantitativos	Considerações
Kussul et al. (2017)	Random Forest, MLP, ensemble 1D-CNN e 2D-CNN	Classificação de uso da terra e tipos de culturas na Ucrânia com séries Landsat-8 e Sentinel-1.	As CNNs melhoraram a discriminação de culturas de verão, especialmente milho e soja. O estudo também registra maior custo computacional das CNNs e suavização de pequenos objetos na saída 2D-CNN.	OA: RF = 88,7%; MLP/ENN = 92,7%; 1D-CNN = 93,5%; 2D-CNN = 94,6%. As principais culturas tiveram acurácias acima de 85%.	As CNNs apresentaram melhor desempenho que RF e MLP ao explorar padrões espectrais e espaciais dos dados multitemporais.
Zhong, Hu e Zhou (2019)	Conv1D, LSTM, XGBoost, Random Forest e SVM	Classificação de 13 culturas irrigadas de verão na Califórnia com séries Landsat/EVI.	O Conv1D capturou padrões temporais em múltiplas escalas diretamente da série EVI. O LSTM não foi necessariamente superior, reforçando que modelos sequenciais mais complexos não garantem melhor desempenho.	Conv1D: OA = 85,54% e F1 = 0,73; XGBoost: OA = 84,17% e F1 = 0,69. Não apresentou métricas para o RF.	O Conv1D foi o modelo mais eficiente para extrair padrões temporais da série Landsat/EVI. O estudo mostra que arquiteturas profundas podem aprender características temporais em múltiplas escalas, mas que modelos sequenciais mais complexos, como LSTM, não são necessariamente superiores.
Mazzia, Khaliq e Chiaberge (2020)	Pixel R-CNN, SVM, Random Forest, Kernel SVM e XGBoost	Classificação de uso e cobertura da terra e culturas no norte da Itália com séries Sentinel-2.	A arquitetura recorrente-convolucional combinou correlações temporais e aprendizado convolucional, reduzindo a necessidade de engenharia manual de atributos fenológicos.	Pixel R-CNN reportou OA = 96,5%. RF teve OA = 77,90%	A arquitetura recorrente-convolucional melhorou a classificação ao combinar dependências temporais e padrões espectrais aprendidos diretamente das séries Sentinel-2. A principal implicação é a redução da dependência de atributos fenológicos definidos manualmente.
Simón Sánchez et al. (2022)	CNN, Random Forest e MLP	Classificação de usos agrícolas na Espanha com séries Sentinel-2 organizadas como representações bidimensionais por pixel.	O estudo mostra que a forma de organizar a assinatura temporal e multiespectral influencia o desempenho. A CNN explorou padrões que RF e MLP captaram com menor eficiência.	CNN: 91% de acurácia ponderada; cerca de 8 p.p. acima do RF e 4 p.p. acima do MLP.	A organização da assinatura temporal multiespectral em formato bidimensional tornou os padrões agrícolas mais acessíveis à CNN. O estudo conclui que o ganho dos modelos profundos depende também da forma como os dados de entrada são estruturados.
Zhao et al. (2019)	1D-CNN, LSTM, GRU e Random Forest	Classificação precoce de culturas no sul da China com séries SAR Sentinel-1A.	O 1D-CNN apresentou melhor desempenho global, mas o RF foi superior para algumas culturas e janelas precoces.	1D-CNN com Kappa global = 0,942 e OA max = 0,959; RF com melhor classificação precoce para arroz de segunda safra, cana-de-açúcar e eucalipto. AO max = 0,954	O 1D-CNN teve melhor desempenho global, mas o RF manteve vantagem em algumas culturas e janelas de classificação precoce. A comparação mostra que o melhor modelo varia conforme cultura, sensor e momento da safra.

Autores	Modelos	Contexto	Resultados qualitativos	Resultados quantitativos	Considerações
Li, Tian e Tian (2023)	Random Forest, 1D-CNN, LSTM, 2D-CNN, 3D-CNN e ConvLSTM2D	Classificação de milho, soja, beterraba-açucareira e trigo de primavera nos EUA com séries Sentinel-2.	Os maiores ganhos ocorreram quando a arquitetura integrou simultaneamente dimensões temporal, espectral e espacial. A diversidade da entrada foi decisiva para o desempenho.	RF em torno de 91% de acurácia; 3D-CNN = 97,43%; ConvLSTM2D = 97,25%.	As arquiteturas 3D-CNN e ConvLSTM2D obtiveram melhor desempenho por integrar informações temporais, espectrais e espaciais. O RF permaneceu competitivo com entradas mais simples, mas teve menor capacidade de representar dependências espaço-temporais complexas.
Lu, Wan e Wang (2022)	CSNet, Random Forest e SVM	Classificação fina de milho, arroz e soja com imagens GF-1 de alta resolução na China.	A rede de segmentação melhorou a continuidade visual, os limites e o efeito cartográfico em contexto de fragmentação e heterogeneidade agrícola. O estudo também aponta maior custo de treinamento e sensibilidade ao desbalanceamento.	CSNet: OA = 91,2%, Kappa = 0,882 e mIoU = 0,834; ganho de 13,3 p.p. em relação ao RF.	A rede CSNet melhorou a classificação fina ao produzir mapas mais contínuos e com limites mais definidos que RF e SVM. O estudo associa o ganho à capacidade da segmentação profunda de lidar com fragmentação, heterogeneidade e contexto espacial.
Wei et al. (2019)	U-Net, Random Forest e SVM	Mapeamento de múltiplas culturas com séries multitemporais Sentinel-1 SAR na China.	A U-Net apresentou desempenho superior ao RF e ao SVM em paisagem agrícola com estrutura de plantio complexa. O estudo reforça que segmentação pode explorar contexto espacial mesmo sem dados ópticos.	U-Net: OA = 85% e Kappa = 0,82. RF: OA = 77% e Kappa = 0,73	A U-Net apresentou melhor desempenho que RF e SVM ao explorar a sequência SAR e o contexto espacial dos alvos agrícolas. O estudo evidencia o potencial de séries Sentinel-1 para mapeamento em áreas com limitação de dados ópticos.
Rustowicz et al. (2019)	Random Forest, 2D U-Net + CLSTM e 3D U-Net	Segmentação semântica de tipos de cultura em pequenas propriedades na África, com Sentinel-1, Sentinel-2 e Planet.	O RF gerou mapas menos homogêneos dentro dos campos por não incorporar contexto espacial. Os modelos profundos melhoraram o F1 macro em Ghana e produziram mapas visualmente menos fragmentados, mas os resultados variaram entre regiões e classes.	Resultados quantitativos variaram por região; 2D U-Net + CLSTM superou em geral o 3D U-Net e RF nos experimentos reportados.	Os modelos com contexto espacial e temporal produziram mapas mais homogêneos dentro dos campos que o RF. A comparação mostra que o RF tende a gerar maior fragmentação por operar pixel a pixel, enquanto redes profundas dependem mais da disponibilidade e qualidade dos rótulos.

Autores	Modelos	Contexto	Resultados qualitativos	Resultados quantitativos	Considerações
Zhang et al. (2024)	Random Forest, U-Net e U-Net++	Mapeamento de trigo de inverno com pseudo-rótulos gerados por RF para treinar U-Net e U-Net++.	Mostra um fluxo RF → DL: o RF pode gerar pseudo-rótulos e apoiar o treinamento da U-Net. O estudo também evidencia a dependência dos modelos profundos em relação à qualidade dos rótulos.	Pseudo-rótulos: OA = 97,53% e Kappa = 0,95; U-Net 2022: OA = 93,08%, Kappa = 0,85 e F1 trigo = 0,91; RF: OA = 86,08%, Kappa = 0,70 e F1 = 0,81.	O uso de pseudo-rótulos gerados por RF permitiu treinar modelos U-Net em cenário de escassez amostral. A U-Net superou RF e U-Net++ no estudo, mas os autores ressaltam que a qualidade dos pseudo-rótulos limita o desempenho final das redes.
Ayushi e Buttar (2024)	U-Net, Random Forest e métodos tradicionais	Segmentação de tipos de cultura em pequenas propriedades com Sentinel-2 no Quênia.	A U-Net superou os modelos clássicos de machine learning e os modelos encoder–decoder avaliados em acurácia geral. Os modelos profundos apresentaram desempenho superior aos classificadores tradicionais, mas a acurácia variou bastante entre classes: culturas isoladas tiveram melhor desempenho, enquanto classes de consórcio/intercropping apresentaram resultados baixos.	U-Net: acurácia = 95,3%, precisão = 80,2%, recall = 68,1% e F1 = 73,6. FCN: acurácia = 88,08% e F1 = 69,26. SegNet: acurácia = 81,27% e F1 = 63,33. Random Forest: acurácia = 50,18%, precisão = 34,4%, recall = 28,8% e F1 = 31,35.	A U-Net mostrou viabilidade para segmentação agrícola em pequenas propriedades, mas a diferença entre precisão e revocação indica dificuldade em representar toda a variabilidade dos alvos. O estudo reforça a dependência de bases anotadas consistentes em áreas heterogêneas.
Korotkova e Efremova (2023)	Decision Tree, Logistic Regression, Random Forest, U-Net, UNet++, ResUNet e ModSegNet	Segmentação binária de vinhedos com Sentinel-2/NDVI na Austrália.	O RF ficou relativamente próximo das redes profundas em uma tarefa binária mais simples. A diferença entre RF e DL depende da complexidade da separação, da textura e da resolução dos dados.	ResUNet Dice = 0,93; U-Net/UNet++/ModSegNet Dice = 0,92; RF Dice = 0,8985.	As redes profundas superaram o RF apenas de forma moderada na tarefa binária de segmentação de vinhedos. O estudo mostra que, quando a separação é relativamente simples, o RF pode permanecer próximo das arquiteturas profundas.
Adrian, Sagan e Maimaitijiang (2021)	3D U-Net, 2D U-Net, SegNet e Random Forest	Mapeamento de tipos de cultura com fusão Sentinel-1 SAR e Sentinel-2 óptico, Google Earth Engine e deep learning.	A fusão SAR–óptico e a 3D U-Net melhoraram o mapeamento. O ganho veio da combinação entre entrada multissensor, temporalidade e arquitetura 3D.	3D U-Net OA = 0,992 e Kappa = 0,991; 2D U-Net OA = 0,943 e Kappa = 0,920; RF OA = 0,916 e Kappa = 0,696. Na avaliação de teste, a tabela reporta apenas redes profundas	A 3D U-Net e a fusão Sentinel-1/Sentinel-2 produziram os melhores resultados. O estudo conclui que a integração SAR–óptico e a representação temporal/volumétrica aumentam a capacidade de distinguir culturas em relação a RF e redes 2D.
Song et al. (2023)	RF, DeepLabv3+ com HRNet/MobileNet/Xception/Swin Transformer, SegFormer	Mapeamento de arroz e trigo com Sentinel-2 na China.	Arquiteturas recentes de segmentação melhoraram métricas e qualidade visual, com bordas mais claras, detalhes mais definidos e menor falsa classificação.	SegFormer: OA = 91,06%, mF1 = 89,26% e mIoU = 80,70%; DL superou RF em mIoU para os alvos principais.	As arquiteturas de segmentação profunda, especialmente SegFormer, melhoraram métricas e qualidade espacial dos mapas em relação ao RF. Os autores destacam ganhos em bordas, detalhes e redução de falsas classificações.

Autores	Modelos	Contexto	Resultados qualitativos	Resultados quantitativos	Considerações
Zhu et al. (2025)	Random Forest e U-Net	Classificação de milho e soja em Iowa com fusão temporal Sentinel-1/Sentinel-2 e imagem multimodal de 46 canais.	O RF foi usado para seleção de atributos e a U-Net para classificação refinada. A fusão SAR–óptico melhorou acurácia, delineamento de bordas e consistência.	U-Net OA = 0,91, com F1 = 0,92 para milho, 0,91 para soja e 0,89 para outros; RF OA = 0,84, com F1 = 0,86 para milho, 0,85 para soja e 0,80 para outros.	A combinação de séries temporais Sentinel-1/Sentinel-2 com U-Net aumentou a acurácia e a consistência espacial da classificação. O RF foi eficaz como etapa auxiliar de seleção de atributos, indicando que métodos clássicos e profundos podem atuar de forma complementar.
Gilcher e Udelhoven (2021)	Random Forest/ranger, XGBoost, FCNN e U-Net	Classificação binária de milho com Sentinel-1 na Alemanha; validação espacial, temporal e espaço-temporal.	Modelos convolucionais exploraram textura e geometria dos talhões. A U-Net teve melhor desempenho em validações espacial e temporal, enquanto a validação temporal foi mais difícil que a espacial.	F1 médio por escopo: treinamento - Ranger/RF = 0,965 e U-Net = 0,875; validação temporal - Ranger/RF = 0,489 e U-Net = 0,612; validação espacial - Ranger/RF = 0,679 e U-Net = 0,771; validação espaço-temporal - Ranger/RF = 0,450 e U-Net = 0,561. O RF foi superior no escopo de treinamento, mas a U-Net teve melhor desempenho nos escopos espacial, temporal e espaço-temporal.	Os modelos convolucionais se beneficiaram da textura e da geometria dos talhões, enquanto os métodos pixel-based dependeram mais dos atributos de cada pixel. O estudo também mostra que a generalização temporal foi mais difícil que a espacial.
Mohammadi, Belgiu e Stein (2023)	3D FCN, DCM, Transformer, Random Forest e MLP	Mapeamento de milho, soja e outras classes com séries Landsat no Corn Belt; testes local e espacial.	O estudo mostra que a arquitetura não basta: supervisão intermediária, função de perda e protocolo de validação alteram a separação das classes.	No teste local, o melhor modelo atingiu mIoU = 87,3%, contra RF = 81,7%. No teste espacial, o melhor modelo atingiu mIoU = 81,8%, contra RF = 79,4%. A adição de SupCon-MidS melhorou o mIoU em média 7,6% nos testes espaciais.	O desempenho das redes profundas variou conforme a estratégia de supervisão e a função de perda. A supervisão intermediária melhorou a discriminação de milho e soja, indicando que o desenho de treinamento é tão importante quanto a escolha da arquitetura.
Qu et al. (2020)	DSCRNN, SVM, RF, Conv1D, LSTM, CNN convencional e variações com depthwise separable convolution e attentive LSTM	Mapeamento de culturas com séries temporais SAR Sentinel-1 em duas áreas agrícolas da Califórnia; uso de matriz de covariância para preservar informação polarimétrica.	O DSCRNN produziu mapas menos ruidosos que SVM, RF, Conv1D e LSTM. O estudo mostra que a combinação entre informação de fase/amplitude, estrutura espacial e padrão temporal melhora a discriminação em áreas agrícolas complexas. Também aponta dependência de rótulos confiáveis e maior custo computacional.	Área 1: DSCRNN OA = 0,9603; RF = 0,8911; LSTM = 0,8744; Conv1D = 0,8998. Área 2: DSCRNN OA = 0,9389; AA, OA, Kappa e F1 acima de 0,91 nas duas áreas.	O DSCRNN superou RF, SVM, Conv1D e LSTM ao combinar informação polarimétrica, espacial e temporal de séries SAR. O estudo conclui que a representação da entrada é determinante para o ganho das arquiteturas profundas.
Rahaman et al. (2025)	RF, DT, KNN, SVM, GB, XGB, MLP; U-Net, UNet++, MANet, LinkNet, FPN, PSPNet, DeepLabv3 e DeepLabv3+	Mapeamento de amêndoas na Califórnia com Landsat; comparação entre modelos tradicionais de ML e arquiteturas de segmentação profunda.	Os mapas dos modelos DL foram mais consistentes espacialmente, mas os modelos ML tiveram desempenho muito próximo com menor demanda computacional. O RF foi o melhor entre os modelos tradicionais e ficou próximo do DeepLabv3+.	RF: OA = 96,798%; modelos DL entre 97,338% e 97,502%, com DeepLabv3+ no maior valor.	Os modelos profundos apresentaram mapas mais consistentes e leve ganho de acurácia, mas o RF ficou muito próximo com menor demanda computacional. O estudo conclui que a escolha entre RF e DL deve considerar o equilíbrio entre desempenho, custo e disponibilidade de dados.

Autores	Modelos	Contexto	Resultados qualitativos	Resultados quantitativos	Considerações
Che et al. (2024)	DSH, HRNetV2, DeepLabV3+ e RF	Mapeamento de culturas com Sentinel-2 mensal sintetizado em oito áreas nos EUA, China e França; avaliação de transferência temporal, espacial e espaço-temporal.	O DSH combinou DeepLabV3+, self-attention e histogram matching. O modelo teve melhor desempenho que RF e outras redes, especialmente quando havia maior semelhança entre estruturas de plantio. A acurácia variou com o mês da safra, atingindo melhor desempenho no pico vegetativo.	DSH: OA média = 91,2%; HRNetV2 = 87,6%; DeepLabV3+ = 86,6%; RF = 83%. Nos testes espaço-temporais 2020–2022, DSH atingiu OA média = 88,1%; no pico e na estação completa, média = 93,9%.	O DSH apresentou melhor transferência espacial e temporal que RF e outras redes avaliadas. O estudo mostra que o desempenho transferido depende da similaridade fenológica, da estrutura de plantio e da redução do desajuste espectral entre áreas.
Ge et al. (2021)	U-Net e Random Forest	Mapeamento de extensão de milho e arroz com Landsat 8 e CDL; modelo treinado em Arkansas e transferido para áreas no Corn Belt, Califórnia e Liaoning, com ajuste das janelas temporais pelo princípio de correspondência fenológica.	A U-Net produziu mapas mais contínuos e reduziu o efeito salt-and-pepper em relação ao RF na maioria das áreas. O RF teve melhor desempenho em áreas com talhões menores e estruturas espaciais diferentes das áreas de treino, mostrando que a generalização da U-Net depende da forma, tamanho e padrão espacial dos objetos agrícolas.	A acurácia global média ótima nos alvos excedeu 87%, com F1 médio de 0,79 para milho e arroz. A U-Net superou o RF na maioria das áreas dos EUA; em T8 e T9, o RF teve desempenho superior ou mais estável.	O ajuste das janelas temporais por correspondência fenológica melhorou a transferência do modelo entre regiões. A U-Net superou o RF na maioria das áreas com talhões maiores e regulares, enquanto o RF teve melhor desempenho em áreas com parcelas menores ou estrutura espacial distinta.
Chen (2026)	Random Forest, CNN e classificação não supervisionada Iso-Cluster	Detecção de cover crops de inverno com imagens PlanetScope de 3 m em Benton County, Indiana, entre 2021 e 2024; comparação entre métodos supervisionados e não supervisionados em dezembro e abril.	Os métodos supervisionados superaram a classificação não supervisionada. O RF foi muito competitivo e, em dezembro, superior ao CNN após o pós-processamento. O CNN teve maior recall em abril, mas maior tendência a comissão em condições de maior heterogeneidade vegetal.	Resumo: RF F1 = 0,98 em dezembro e 0,96 em abril; CNN F1 = 0,97 e 0,92. Avaliação pós-processada: ML/RF F1 = 0,85 em dezembro e 0,78 em abril; DL/CNN F1 = 0,82 e 0,80.	Os métodos supervisionados superaram a classificação não supervisionada, mas o RF foi tão competitivo quanto ou superior ao CNN em parte das avaliações. O estudo mostra que a vantagem do DL depende da estação, da heterogeneidade da vegetação e da disponibilidade de amostras.
Fang et al. (2024)	Random Forest; U-Net; Attention U-Net; DeepLabv3; MSCPUnet	Mapeamento de estrutura agrícola em áreas fragmentadas no distrito de irrigação Hetao, China. O estudo usa imagem ZY1E de 2,5 m para segmentação de talhões e séries Sentinel-2/MODIS NDVI para classificação fenológica com RF.	O RF produziu a classificação inicial em 10 m, mas a integração com talhões vetorizados extraídos por redes profundas melhorou a representação espacial do produto. O MSCPUnet reduziu supersegmentação, talhões colados, confusão com corpos d'água e erros em parcelas pequenas.	RF em 10 m: OA = 0,87 e Kappa = 0,84. MSCPUnet: IoU = 0,837 e Accuracy = 0,928. RF + talhões MSCPUnet: OA = 0,91 e Kappa = 0,88.	A integração entre classificação fenológica por RF e segmentação profunda de talhões melhorou o mapeamento em áreas fragmentadas. O MSCPUnet aumentou a coerência espacial ao reduzir supersegmentação, confusão com água e erros em parcelas pequenas ou adjacentes.

2.6.3 Tendências recentes em deep learning agrícola

A literatura recente sobre o uso de deep learning na agricultura tem avançado para além da comparação geral entre classificadores. As tendências incorporam estratégias voltadas à redução da dependência de amostras rotuladas, à organização espacial do mapa e ao reaproveitamento de padrões aprendidos em grandes bases de dados.

Em situações com poucos rótulos ou alto custo de rotulagem, métodos de pré-treinamento e aprendizado auto-supervisionado buscam fazer com que a rede aprenda padrões a partir de dados não rotulados antes do ajuste final para a classificação de culturas. Esse caminho tem sido explorado em séries de imagens de satélite, incluindo abordagens com mascaramento espaço-temporal voltadas ao mapeamento agrícola (QIN et al., 2025).

Em paralelo, estudos baseados em parcelas ou talhões mostram que a unidade espacial usada para organizar a classificação também interfere no produto final. Nesses casos, limites agrícolas podem ser usados para reduzir ruídos locais, preservar coerência interna e lidar com subdivisões de cultivo dentro de uma mesma unidade, como indicado em aplicações que combinam classificação pixel a pixel, limites de parcelas e regras de agregação ou fusão (KUSSUL et al., 2016; WANG et al., 2025).

Entre as tendências recentes estão os foundation models (modelos fundacionais), pré-treinados em grandes volumes de dados e posteriormente adaptados a tarefas específicas, como classificação de culturas, segmentação de áreas agrícolas ou estimativa de variáveis biofísicas. No sensoriamento remoto agrícola, essa abordagem tem sido explorada para aproveitar bases orbitais extensas, gerar embeddings reutilizáveis e reduzir o esforço de treinamento em cada nova aplicação, mas os resultados ainda dependem da tarefa, do sensor, da escala, da fenologia e da qualidade dos dados usados na adaptação final (BOMMASANI et al., 2021; LUO; YAO, 2024; MA et al., 2026; NEDUNGADI et al., 2025; YAN; GU; CHEN, 2025). Assim, o estado da arte não aponta para uma substituição direta de modelos já consolidados, mas para fluxos capazes de combinar representação aprendida, amostras mais eficientes e produtos cartográficos mais coerentes com a estrutura espacial da agricultura.

2.7 Síntese da revisão e lacuna científica da dissertação

O mapeamento do milho de segunda safra depende da articulação entre calendário agrícola, fenologia, resposta espectral e escala de observação. No Mato Grosso, a sucessão soja–milho, a janela restrita de semeadura, a variação regional de manejo e a presença de talhões em diferentes estádios dentro de uma mesma safra fazem com que a classe não seja espacialmente nem temporalmente homogênea.

A revisão também indicou que o Random Forest é uma referência operacional robusta no mapeamento agrícola por sensoriamento remoto, recorrentemente utilizado em comparações entre tipos de modelos. No caso da agricultura de segunda safra, a metodologia documentada pelo MapBiomas fornece uma base operacional relevante para o uso de mosaicos Landsat, amostras interpretadas por resposta espectrotemporal e índices de vegetação, uso de máscara agrícola para limitação de área e classificação supervisionada.

As arquiteturas profundas, especialmente modelos de segmentação como a U-Net, incorporam contexto espacial à classificação pixel a pixel. A literatura recente mostra ganhos frequentes de modelos profundos em relação ao Random Forest, sobretudo quando há necessidade de maior coerência espacial do mapa. Esses ganhos dependem da arquitetura, das amostras, da unidade espacial avaliada, da métrica usada e da forma como os dados de entrada são organizados.

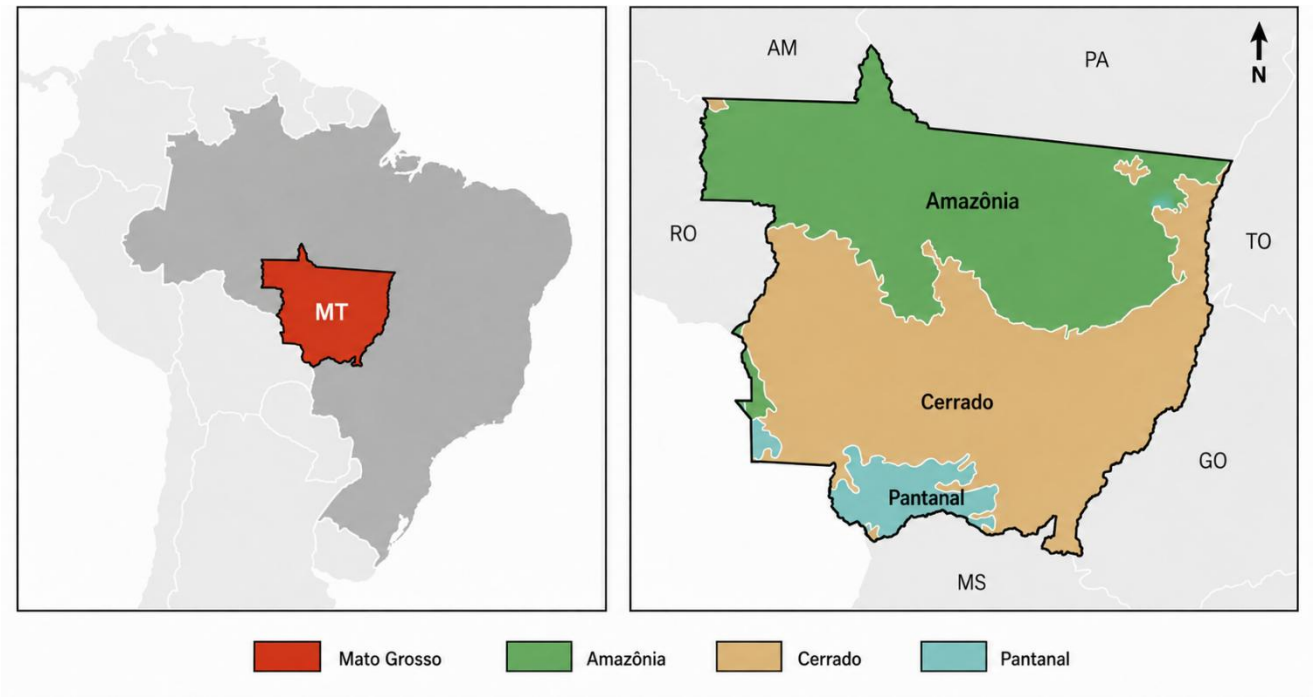
A literatura recente já aponta para arranjos mais complexos, com séries temporais densas, fusão multissensor, modelos fundacionais e transferência entre anos ou regiões; neste trabalho, esses caminhos funcionam como horizonte metodológico, não como objeto de teste. A contribuição específica da dissertação está na comparação direta entre duas estratégias consolidadas em um problema específico de mapeamento agrícola: o milho de segunda safra no Mato Grosso.

3 METODOLOGIA

3.1 Área de estudo e recorte temporal

A área de estudo corresponde ao estado do Mato Grosso, localizado na região Centro-Oeste do Brasil. O estado possui aproximadamente 903 mil km², sendo a terceira maior unidade federativa do país, e abrange porções dos biomas Amazônia, Cerrado e Pantanal. Predomina um regime climático tropical sazonal, com estação chuvosa concentrada entre outubro e abril e estação seca entre maio e setembro, condição diretamente relacionada ao calendário agrícola regional e à sucessão soja–milho. A escolha do Mato Grosso justifica-se pela sua relevância no sistema produtivo brasileiro e, em especial, pela participação do estado na produção de milho de segunda safra, conforme discutido no referencial teórico. A delimitação espacial do experimento foi o limite estadual em formato vetorial, proveniente da base cartográfica oficial do IBGE (IBGE, 2025). A **Figura 7** apresenta a localização do estado no território brasileiro e o limite adotado no processamento.

Figura 7 – Localização da área de estudo.



Fonte: elaborado pelo autor.

O período de análise foi definido entre fevereiro e maio de 2023. Essa janela foi adotada por compatibilidade com o fluxo operacional documentado pelo MapBiomas para o milho de segunda safra no Mato Grosso e por abranger uma fase relevante para a diferenciação espectrotemporal da cultura no mosaico sazonal (PROJETO MAPBIOMAS, 2026).

3.2 Desenho geral do experimento

3.2.1 Lógica comparativa do experimento

Os dois modelos de classificação supervisionada foram avaliados dentro do contexto complexo de mapeamento de milho de segunda safra na área de estudo, na safra 2022/2023. A comparação foi estruturada de modo a manter, tanto quanto possível, condições equivalentes de entrada e de avaliação para os dois modelos. Esse desenho teve como objetivo concentrar a comparação na diferença entre as estratégias de classificação, onde o RF realiza em nível de pixel, enquanto a U-Net incorpora o contexto espacial. O experimento adotou como referência operacional o fluxo documentado pelo MapBiomas para o mapeamento da agricultura de segunda safra, conforme os apêndices metodológicos da Coleção 10 (PROJETO MAPBIOMAS, 2025, 2026), com adaptações voltadas à comparação entre os dois modelos, especialmente na construção da base de referência e na organização dos dados para treinamento da U-Net.

3.2.2 Fluxo operacional

O experimento foi organizado em uma etapa comum de preparação dos insumos e em dois fluxos específicos de classificação. A etapa comum reuniu a definição da área e do período de análise, o pré-processamento das imagens, a construção do mosaico sazonal, a máscara agrícola e a base de referência, elaborada por interpretação visual e análise espectrotemporal de EVI2. A partir desse conjunto comum, foram desenvolvidos os fluxos de classificação com Random Forest e com U-Net.

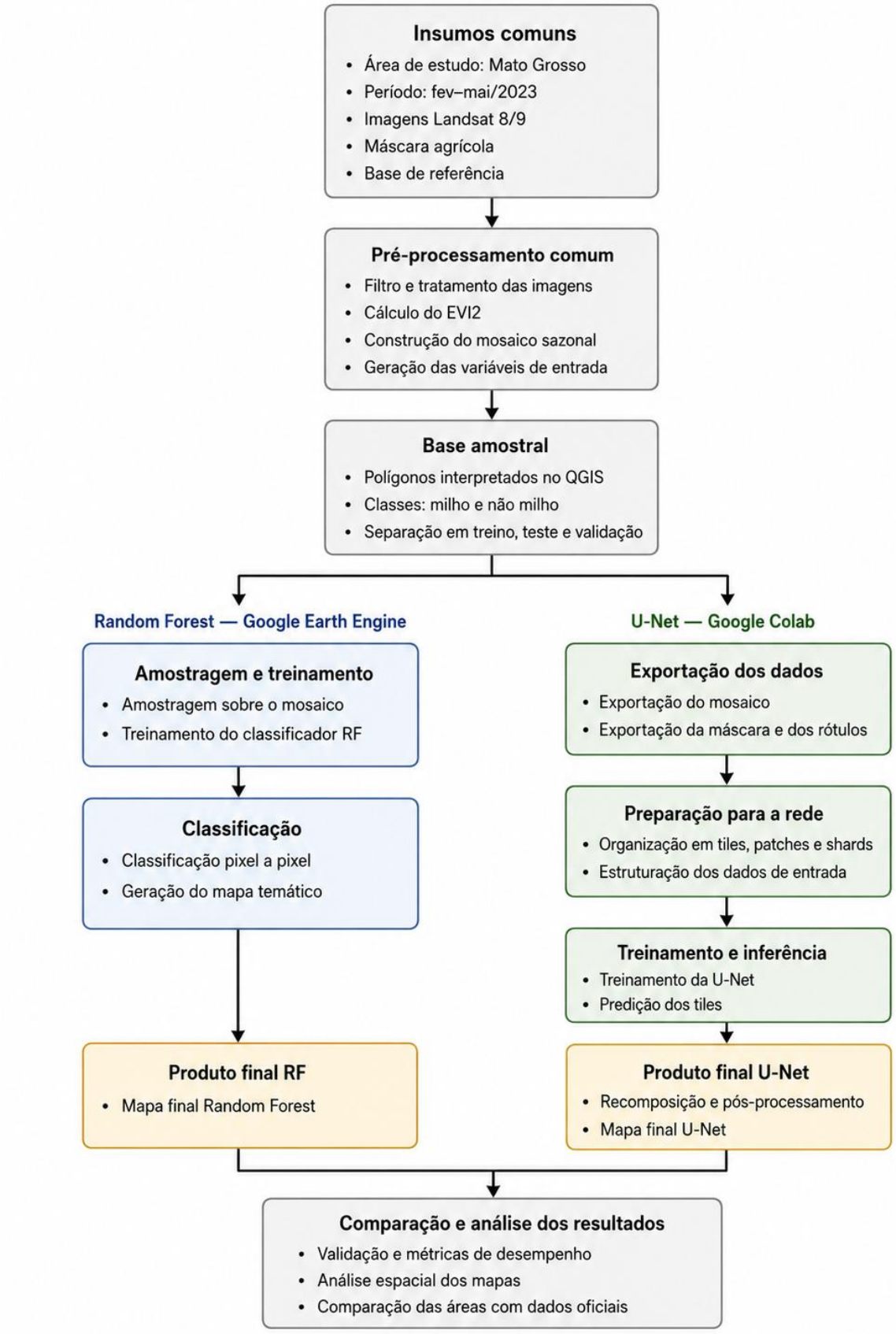
No fluxo do Random Forest, as etapas de amostragem, treinamento, classificação e exportação dos resultados foram executadas no Google Earth Engine, mantendo aderência ao ambiente operacional utilizado no fluxo documentado pelo MapBiomas para o mapeamento da agricultura de segunda safra. Essa escolha foi tratada como parte da padronização metodológica adotada para aproximar o classificador de referência da lógica operacional que fundamentou o estudo. O mosaico sazonal e seus preditores espectrais foram amostrados a partir da base de referência, permitindo o treinamento do classificador e a geração do mapa final.

No fluxo da U-Net, o mesmo mosaico sazonal foi exportado para ambiente externo de treinamento, no Google Colab, juntamente com a máscara agrícola e a

base de referência rasterizada, organizada segundo as partições de treino, teste e validação. Para viabilizar o treinamento da rede, o mosaico foi subdividido em *tiles* – recortes regulares usados para possibilitar a exportação dos dados a partir do GEE, posteriormente convertidos em *patches* – recortes menores, com dimensão compatível com a entrada da rede – e reorganizados em *shards*, conjuntos compactados de amostras usados para tornar a leitura dos dados mais eficiente durante o treinamento. Essa estrutura permitiu compatibilizar os dados exportados com as etapas de treinamento, inferência e recomposição espacial do modelo.

Os produtos gerados pelos dois fluxos foram avaliados de forma comparativa, com base nas mesmas estratégias de validação, no cálculo de métricas de desempenho, na estimativa de área cultivada e na análise qualitativa do padrão espacial dos mapas. As áreas estimadas pelos modelos também foram comparadas com os dados da Produção Agrícola Municipal (PAM/IBGE), utilizados como referência externa de coerência de área. A **Figura 8** apresenta o fluxograma geral do experimento.

Figura 8 - Desenho geral do experimento metodológico para comparação entre Random Forest e U-Net.



Fonte: elaborado pelo autor. Feito no GPT Imagens.

3.3 Dados, insumos e pré-processamento

3.3.1 Dados de entrada

Os dados de entrada do experimento foram compostos por imagens Landsat 8 e Landsat 9, pelo limite espacial do estado do Mato Grosso, pela máscara agrícola e pela base vetorial de referência utilizada na amostragem e validação. As imagens orbitais foram acessadas e processadas inicialmente no Google Earth Engine, a partir da coleção Collection 2 Level-2, que disponibiliza produtos de reflectância de superfície corrigidos atmosfericamente. A seleção das cenas considerou o período de fevereiro a maio de 2023, conforme o recorte temporal definido para o mapeamento do milho de segunda safra na área de estudo.

A partir dessas imagens, foram utilizadas as bandas espectrais BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR1 e SWIR2, comuns aos sensores Landsat 8 e Landsat 9, além do índice de vegetação EVI2, calculado a partir das bandas do vermelho e do infravermelho próximo. Esse conjunto de variáveis foi adotado para representar a resposta espectral da superfície no período analisado e serviu como base para a construção do mosaico sazonal utilizado pelos dois modelos.

A máscara agrícola foi derivada do mapa de uso e cobertura da terra da Coleção 10 do Projeto MapBiomas, referente ao ano de 2023, e utilizada para definir o universo espacial de aplicação e avaliação dos modelos. Na implementação, foram mantidas as classes compatíveis com agricultura anual e culturas temporárias, correspondentes aos códigos 39, 41 e 62, enquanto a classe 20, associada à cana-de-açúcar, foi excluída. Essa restrição acompanha a lógica operacional do mapeamento da agricultura de segunda safra, em que o milho de segunda safra é analisado dentro de áreas previamente identificadas como agrícolas. A máscara serve para reduzir a exposição da classificação a alvos não agrícolas, mas também condiciona a avaliação quantitativa e a estimativa final de área à abrangência espacial da própria máscara. A forma específica de aplicação da máscara em cada fluxo de classificação é detalhada nas seções correspondentes ao Random Forest e à U-Net.

3.3.2 Construção do mosaico sazonal

A construção do mosaico sazonal foi realizada a partir da combinação das duas coleções de imagens. Inicialmente, as imagens foram filtradas por data, por interseção com a área de estudo e por cobertura de nuvens inferior a 40%. Após esse filtro, a

coleção utilizada para a composição do mosaico de 2023 foi composta por 371 imagens, com média de 14,52% de cobertura de nuvens por imagem no conjunto selecionado.

Após a filtragem inicial, foi aplicada uma máscara de qualidade com base na banda QA_PIXEL, removendo pixels associados a nuvens, sombras de nuvem, neve e cirrus. Em seguida, as bandas originais foram renomeadas para BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR1 e SWIR2, e o índice de vegetação EVI2 foi calculado para cada imagem da coleção. O índice foi calculado conforme a formulação proposta por Jiang et al. (2008), apresentada na **Equação 1**:

$$\mathbf{EVI2 = 2{,}5 \times (NIR - RED) / (NIR + 2{,}4 \times RED + 1)}$$

em que NIR corresponde à reflectância no infravermelho próximo e RED à reflectância na banda do vermelho. O EVI2 foi incorporado como variável complementar às bandas espectrais, por representar variações associadas ao vigor vegetativo e ao desenvolvimento do dossel.

A partir desse conjunto de bandas e índice, o mosaico foi sintetizado por meio de três medidas estatísticas aplicadas a cada variável: mediana, percentil 20 (p20) e percentil 80 (p80), combinados. Os redutores temporais foram definidos de forma empírica, avaliando-se o resultado da classificação final do RF frente à utilização de diferentes tipos de redutores e combinações, sendo os escolhidos definidos pela maior acurácia global do produto. O resultado foi uma imagem multibanda com 21 variáveis, correspondentes às sete variáveis originais (seis bandas espectrais e EVI2) representadas por três estatísticas temporais. A composição sintetizou o sinal espectral observado no período de interesse em uma única imagem sazonal, preservando tanto uma medida central quanto intervalos de variação do sinal no conjunto de imagens disponíveis, estratégia compatível com o uso de composições e estatísticas temporais em classificações agrícolas (WELLINGTON; RENZULLO, 2021).

Após a redução estatística, os valores foram normalizados para o intervalo 0–1 por meio da aplicação de limites fixos, ou *clamps*, definidos para cada variável espectral e para o EVI2. Esses limites correspondem aos valores adotados no fluxo operacional do MapBiomas. A normalização padronizou a escala das variáveis de

entrada e reduziu a influência de valores extremos no mosaico sazonal. A **Tabela 1** apresenta os limites adotados.

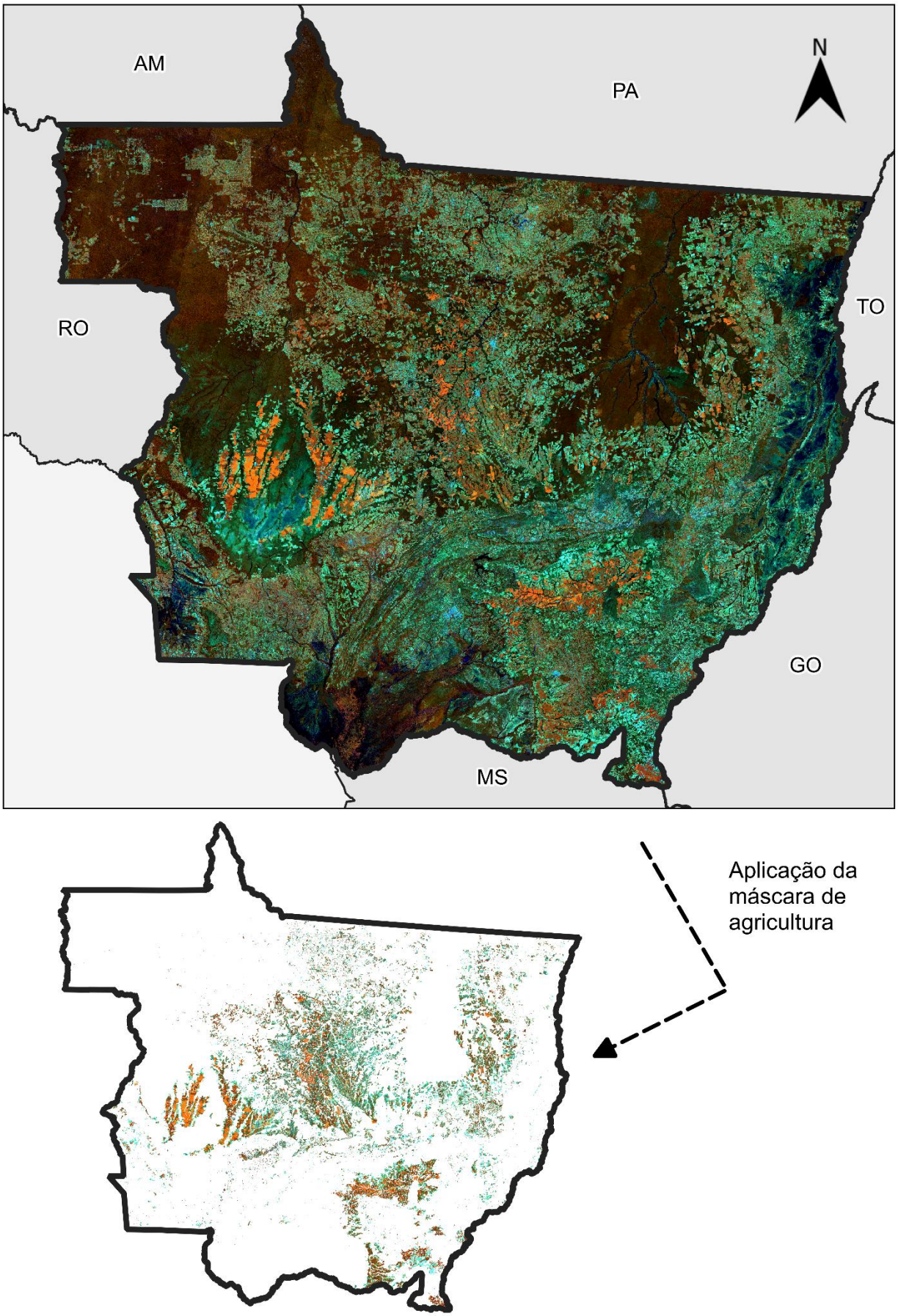
Tabela 1 - Limites de normalização (clamps) aplicados as bandas

Variável	Limite mínimo	Limite máximo
BLUE	7852,67	9072,92
GREEN	8385,29	10610,21
RED	8070,54	11386,66
NIR	14986,16	28030,05
SWIR1	11411,19	18811,92
SWIR2	8883,87	14716,15
EVI2	0,30085	1,01173

Fonte: elaborado pelo autor.

Os valores das bandas correspondem à reflectância de superfície multiplicada por um fator de escala do produto Landsat, representando a fração de radiação refletida pela superfície. A **Figura 9** apresenta o mosaico na composição RGB definida.

Figura 9 – Mosaico sazonal na composição NIR-SWIR1-RED para o período de Fev-Mai.



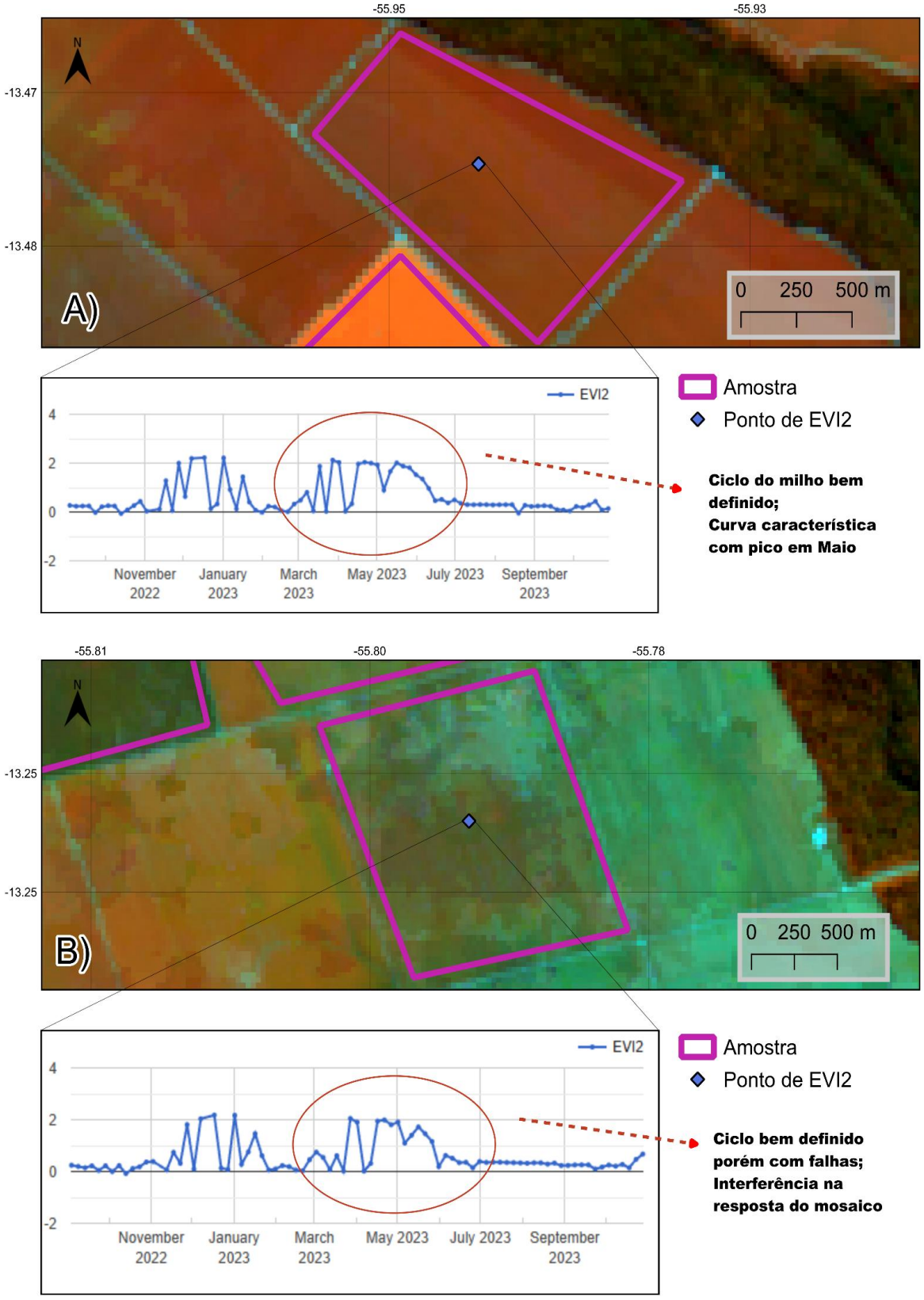
Fonte: elaborado pelo autor.

3.3.3 Base de referência

A base de referência utilizada no experimento foi construída a partir de polígonos coletados manualmente em ambiente SIG, utilizando o QGIS 3.34.5 Prizren. As amostras foram organizadas em duas classes: milho e não milho. A coleta foi conduzida por interpretação visual sobre o mosaico sazonal Landsat, em composição NIR–SWIR1–RED, com apoio de curvas temporais de EVI2 geradas em um painel interativo no Google Earth Engine. A atribuição dos rótulos foi baseada em critérios bem definidos, como resposta espectral no mosaico, forma e dimensão dos talhões, textura interna, posição no contexto agrícola, relação com áreas vizinhas e trajetória temporal do índice de vegetação.

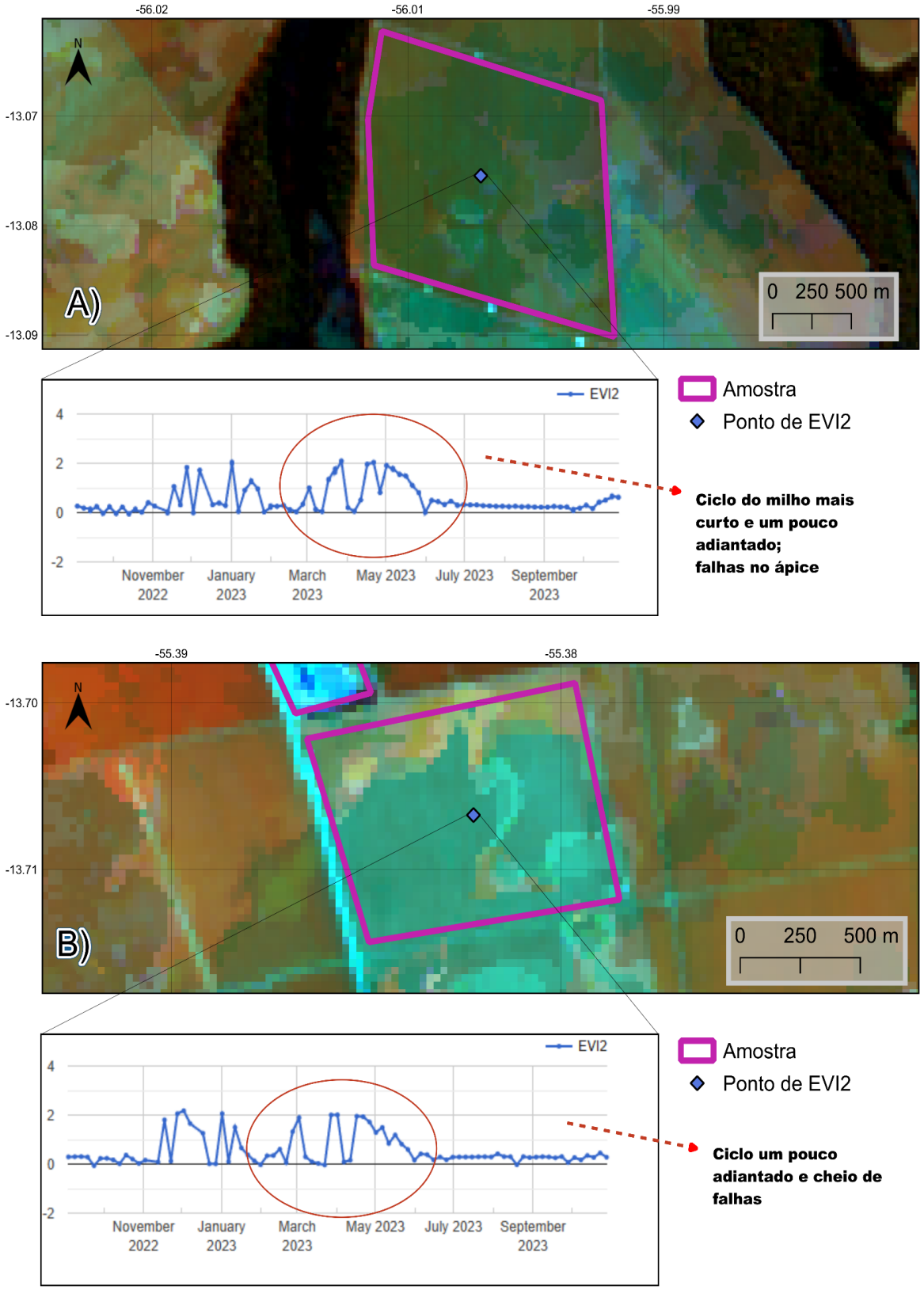
Para a classe milho, foram considerados talhões cuja interpretação indicava compatibilidade com o ciclo de segunda safra. Em situações mais típicas, esses polígonos apresentavam aumento do EVI2 durante o desenvolvimento vegetativo, pico dentro ou próximo da janela de maior vigor da cultura e posterior redução associada à maturação e à senescência do dossel. No mosaico NIR–SWIR1–RED, esses talhões frequentemente apareciam em tonalidades avermelhadas ou alaranjadas, associadas à maior reflectância no infravermelho próximo durante o desenvolvimento da vegetação. Nem todos, porém, apresentaram sinal espectral e temporal igualmente evidente. Diferenças climáticas, de manejo, de condição nutricional e de contexto regional podem alterar o vigor da cultura e, consequentemente, sua expressão no mosaico e na curva de EVI2 (Capítulos 2.2 e 2.3). Além disso, em algumas áreas, a influência residual de nuvens, sombras ou menor disponibilidade de observações também pode ter condicionado o sinal espectral sintetizado no mosaico sazonal. Por isso, áreas com menor amplitude do EVI2, curva temporal deslocada ou expressão visual menos marcada também foram incluídas quando o conjunto de evidências, como geometria do talhão, localização, padrão espacial e comportamento temporal, sustentava a interpretação como milho de segunda safra. As Figuras 10 e 11 apresentam exemplos de amostras de milho.

Figura 10 - Exemplos de polígonos de referência classificados como milho.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 11 - Exemplos adicionais de polígonos de referência classificados como milho.

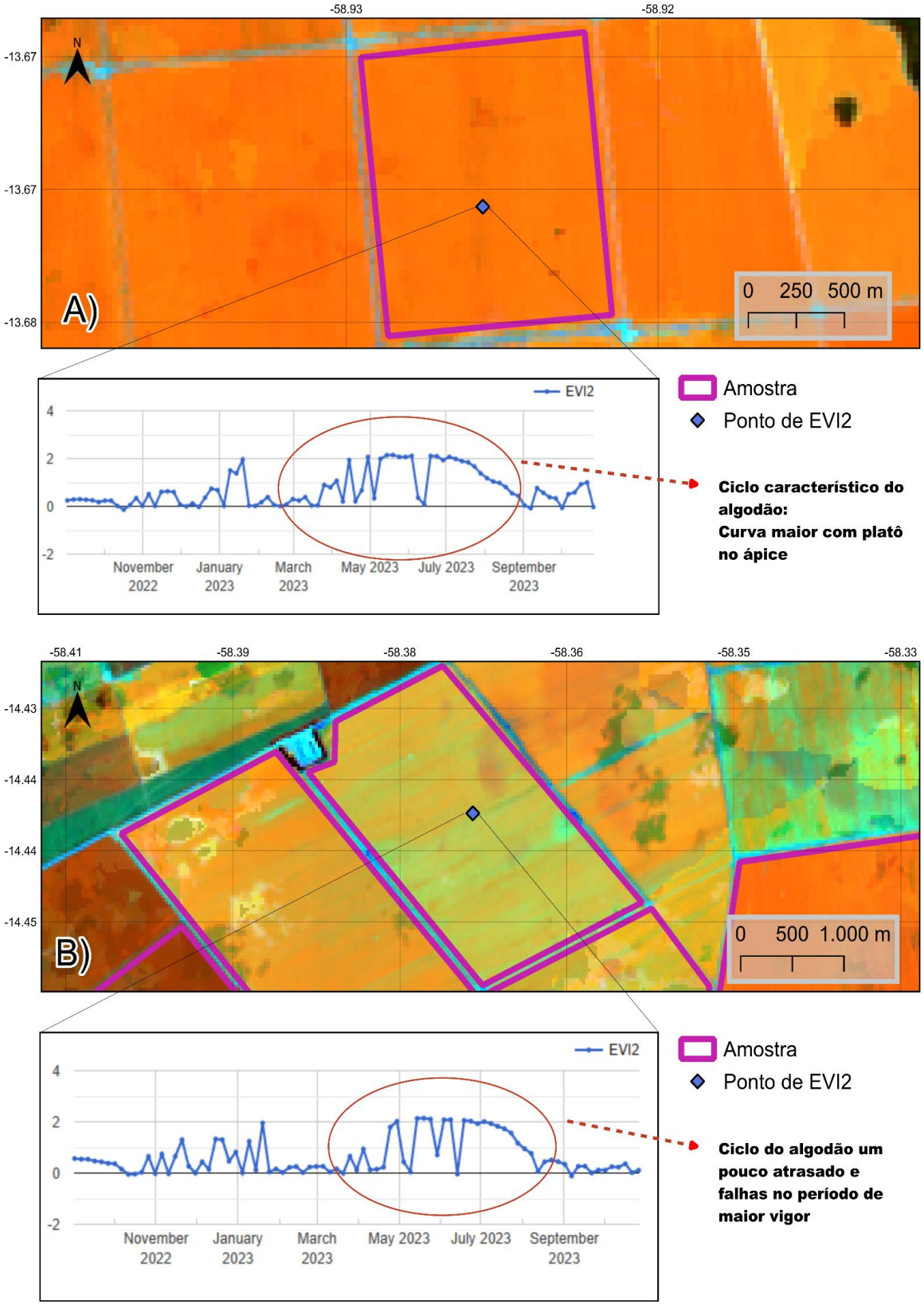


Fonte: elaborado pelo autor.

A classe não milho reuniu os alvos presentes dentro da máscara agrícola que não correspondiam ao milho de segunda safra. Foram incluídas nessa classe áreas de algodão, soja de segunda safra ou outras culturas temporárias, pousio, solo

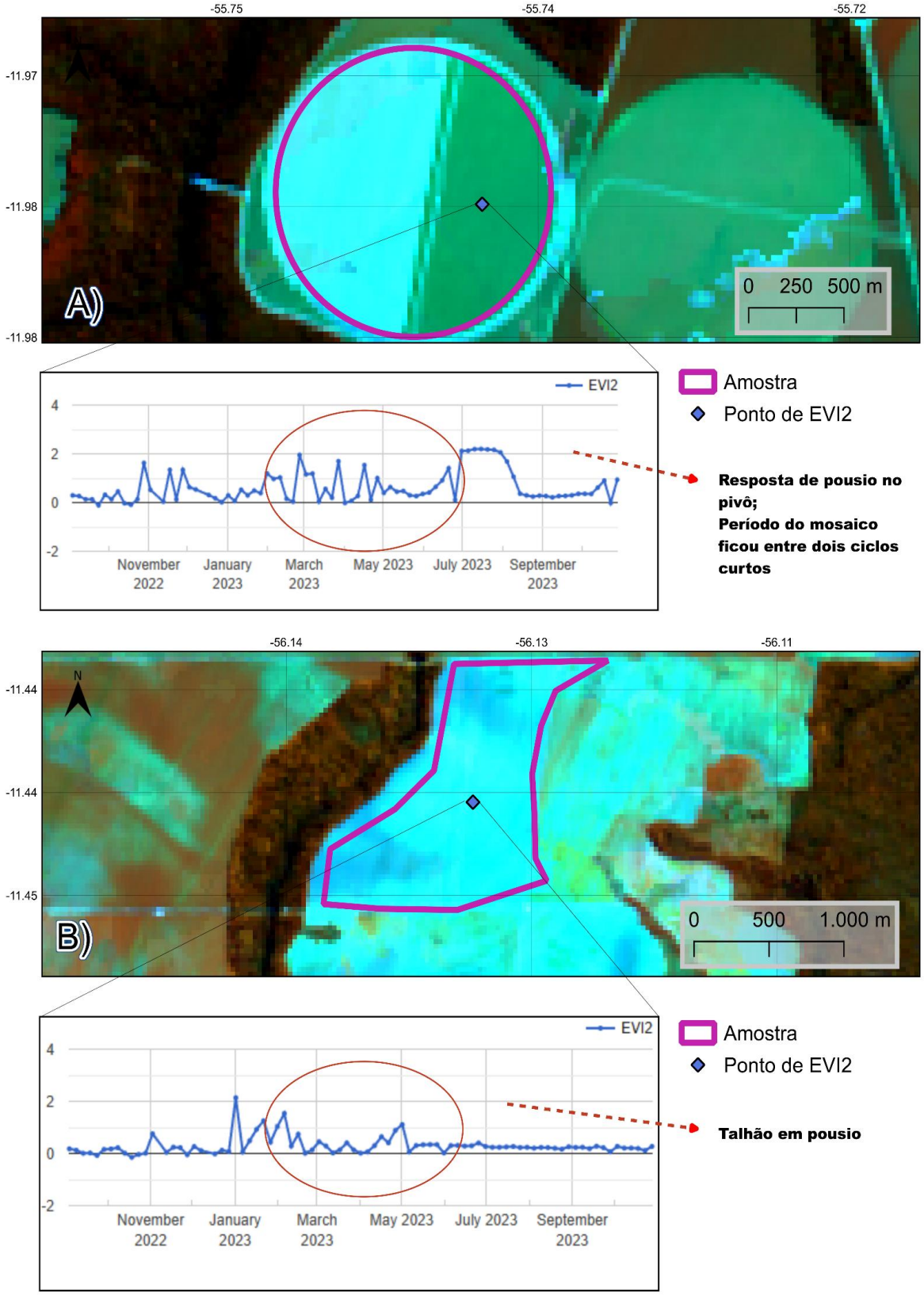
exposto, estradas internas entre talhões, faixas de vegetação em bordas agrícolas e pequenas estruturas associadas à infraestrutura rural. Entre esses alvos, o algodão exigiu maior atenção durante a interpretação, por ocorrer na mesma janela agrícola e apresentar resposta espectral parcialmente semelhante à do milho em algumas fases. Em geral, áreas de algodão apresentaram tonalidades mais alaranjadas ou amareladas na composição NIR–SWIR1–RED, além de curvas de EVI2 com ciclo mais prolongado e um platô mais evidente no período de maior vigor. A distribuição espacial dos talhões e o contexto agrícola também auxiliaram a interpretação, especialmente em regiões onde o algodão aparecia em áreas mais agrupadas ou com padrão espacial distinto daquele observado para o milho. As Figuras 12 e 13 apresentam exemplos de amostras de não milho.

Figura 12 – Exemplos de polígonos de referência classificados como não-milho.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 13 - Exemplos adicionais de polígonos de referência classificados como não-milho.



Fonte: elaborado pelo autor.

Para a etapa de análise de curva de EVI2, foi construído um painel interativo no Google Earth Engine no qual a seleção de um ponto no mapa retornava a série temporal do índice para o período entre 1º de setembro do ano anterior e 31 de outubro

do ano alvo, correspondente ao intervalo do ano agrícola. O EVI2 foi calculado a partir de imagens Sentinel-2 da coleção COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED, utilizando as bandas B8 no infravermelho próximo e B4 no vermelho. O Sentinel-2 foi utilizado exclusivamente nessa etapa auxiliar, devido à sua maior frequência de revisita e à consequente maior densidade de observações ao longo do ciclo agrícola. As variáveis de entrada dos modelos permaneceram restritas ao mosaico Landsat 8/9 descrito nas seções anteriores.

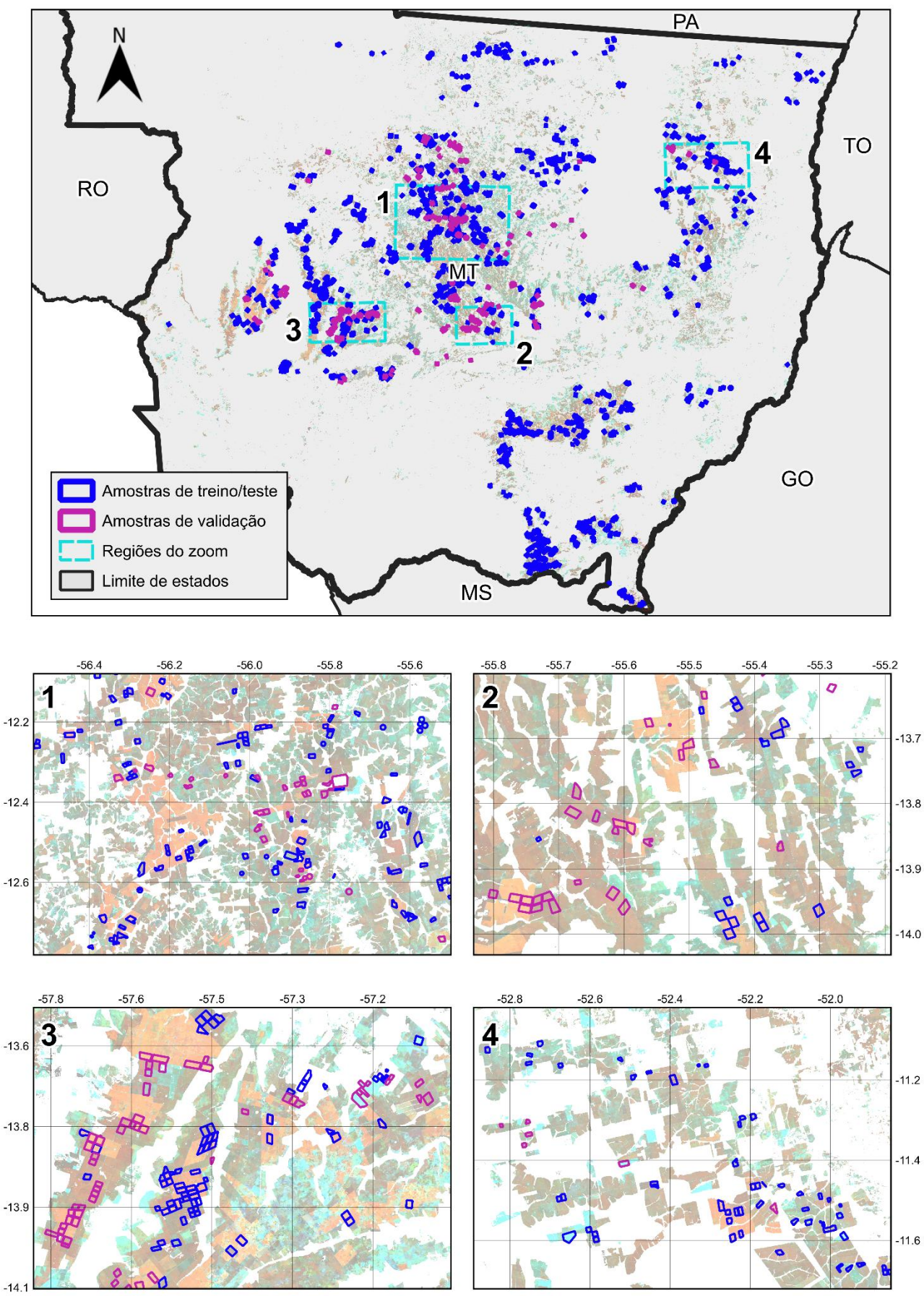
Durante a coleta, foram evitados polígonos cuja interpretação permanecia ambígua após a avaliação conjunta dos critérios visuais, espaciais e temporais. Também foram excluídas áreas de borda, regiões com mistura evidente entre classes, locais afetados por nuvem, sombra ou ruído visual no mosaico e situações sem coerência suficiente entre resposta espectral, contexto agrícola e trajetória temporal do EVI2. Esse procedimento buscou reduzir inconsistências nos rótulos que poderiam afetar o treinamento e a avaliação dos classificadores, uma vez que a qualidade, o balanceamento e a consistência dos dados de treinamento influenciam a acurácia e a generalização de classificações supervisionadas (MORAES; CAMPAGNOLO; CAETANO, 2024). Ainda assim, a amostragem foi interpretativa e manual; e não probabilística ou estatisticamente desenhada.

A base final foi organizada em dois conjuntos vetoriais. O conjunto SAMPLES_FINAL foi destinado à partição entre treino e teste e incluiu uma gama mais ampla de condições observadas no mosaico, incorporando tanto exemplos típicos quanto áreas de interpretação mais difícil, desde que o conjunto de critérios sustentasse o rótulo atribuído. Essa decisão teve como objetivo expor os modelos a parte da variabilidade espectral e temporal do milho de segunda safra na área de estudo, incluindo talhões com menor vigor aparente, resposta deslocada no tempo ou contraste menos evidente no mosaico. O conjunto VAL_FINAL, por sua vez, foi mantido como base independente de validação externa e foi composto de forma mais restritiva, priorizando polígonos nos quais havia maior convergência entre os critérios avaliados, como resposta visual no mosaico, padrão espacial do talhão e curva temporal de EVI2 totalmente compatível com a classe atribuída.

A distribuição espacial dos polígonos de referência é apresentada na **Figura 14**. A figura mostra a localização dos conjuntos SAMPLES_FINAL e VAL_FINAL sobre o estado do Mato Grosso, permitindo visualizar a abrangência espacial da base amostral em relação às áreas agrícolas utilizadas no experimento. Buscou-se distribuir

os polígonos em diferentes regiões agrícolas do estado, de modo a contemplar variações espaciais na resposta espectral e temporal das classes analisadas.

Figura 14 - Distribuição espacial dos polígonos de referência no Mato Grosso



Fonte: elaborado pelo autor.

A separação entre treino e teste foi realizada no nível do polígono, antes da geração de pontos ou da rasterização dos rótulos. Com isso, todos os pixels ou pontos derivados de uma mesma feição permaneceram em apenas uma das partições, reduzindo o risco de vazamento espacial entre treino e teste. No fluxo do Random Forest, os polígonos foram convertidos em pontos aleatórios internos, posteriormente amostrados sobre o mosaico sazonal. No fluxo da U-Net, os mesmos polígonos foram rasterizados para gerar rótulos organizados em bandas de treino, teste e validação. A comparação entre os modelos, portanto, partiu de uma mesma base interpretativa, ainda que cada abordagem exigisse uma organização específica dos dados de referência.

3.4 Classificação com Random Forest

3.4.1 Configuração do modelo e variáveis de entrada

A classificação com Random Forest foi executada no Google Earth Engine, por meio da função *smileRandomForest*. O modelo foi configurado com 300 árvores, semente aleatória igual a 42 e *bagFraction* de 0,7. Os demais parâmetros do classificador foram mantidos nos valores padrão da implementação do Google Earth Engine.

O modelo utilizou como variáveis de entrada as 21 bandas do mosaico sazonal descrito na Seção 3.3.2, formadas pelas bandas espectrais Landsat e pelo EVI2, representados pelos redutores escolhidos: mediana, p20 e p80. A classificação foi realizada dentro da máscara agrícola definida para o experimento.

3.4.2 Desenho amostral, treino e validação

No fluxo Random Forest, o conjunto SAMPLES_FINAL foi utilizado para a divisão entre treino e teste interno, enquanto VAL_FINAL foi reservado para a validação externa. SAMPLES_FINAL apresentou 1.508 feições válidas, sendo 622 de não milho e 886 de milho. O conjunto VAL_FINAL apresentou 252 feições válidas, sendo 134 de não milho e 118 de milho.

A separação entre treino e teste foi feita no nível dos polígonos, com 70% das feições destinadas ao treinamento e 30% ao teste interno. Esse procedimento resultou em 1.064 feições de treino, sendo 445 de não milho e 619 de milho, e 444 feições de

teste, sendo 177 de não milho e 267 de milho. A separação por polígono foi adotada para evitar que pontos derivados de uma mesma feição fossem usados simultaneamente no treinamento e no teste.

Para viabilizar o processamento no Google Earth Engine, os polígonos não foram amostrados por todos os seus pixels. Em vez disso, foram convertidos em pontos aleatórios internos, posteriormente amostrados sobre o mosaico sazonal. Essa estratégia controlou o volume de dados usado no treinamento e na avaliação, preservando a distribuição espacial das feições interpretadas. Na configuração final, foram gerados 55.328 pontos para treino, 15.984 para teste interno e 13.860 para validação externa. A **Tabela 2** apresenta a estrutura do desenho amostral utilizado na classificação com Random Forest.

Tabela 2 - Desenho amostral.

Conjunto	Função	Feições	Classe 0	Classe 1	Pontos	Conjunto
SAMPLES_FINAL	Treino	1.064	445	619	55.328	SAMPLES_FINAL
SAMPLES_FINAL	Teste interno	444	177	267	15.984	SAMPLES_FINAL
VAL_FINAL	Validação externa	252	134	118	13.860	VAL_FINAL

Fonte: elaborado pelo autor

As tabelas com os rótulos observados e preditos foram exportadas do Google Earth Engine para posterior cálculo das métricas de desempenho e comparação com o resultado obtido pela U-Net.

3.4.3 Geração do mapa e pós-processamento

Após o treinamento, o classificador foi aplicado ao mosaico sazonal, resultando em um raster final com duas classes: não milho (0) e milho (1). A classificação foi realizada em nível de pixel, com resolução espacial de 30 m.

A partir desse raster, foi gerado um mapa binário de presença de milho, no qual apenas os pixels classificados como milho foram mantidos. Esse produto foi utilizado

para calcular a área classificada como milho e também exportado em formato GeoTIFF para inspeção e análises complementares fora do Google Earth Engine.

3.5 Classificação com U-Net

3.5.1 Preparação dos dados de entrada

A preparação dos dados para a U-Net foi iniciada no Google Earth Engine, a partir do mosaico sazonal e da base de referência já descritos nas seções anteriores. Diferentemente do fluxo do RF, o mosaico foi exportado sem aplicação prévia da máscara agrícola. A máscara foi exportada separadamente, para ser utilizada posteriormente no pós-processamento do mapa final. Essa decisão preservou a imagem de entrada completa durante o treinamento.

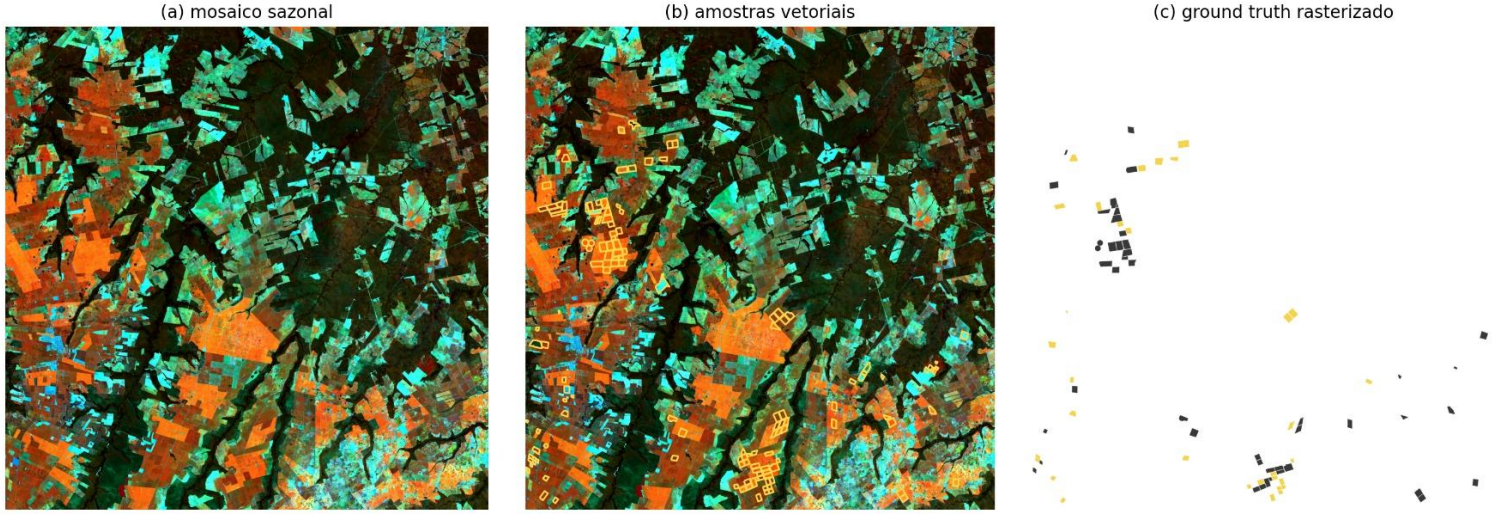
O mosaico foi exportado em blocos regulares de 1° × 1°, cobrindo a extensão definida entre −62° e −49° de longitude e entre −19° e −6° de latitude. Essa grade resultou em 169 tiles, exportados em formato GeoTIFF, com resolução espacial de 30 m. Para reduzir o volume dos arquivos, o mosaico normalizado foi exportado em formato inteiro sem sinal de 16 bits, com os valores multiplicados por 10.000; no ambiente Python, esses valores foram reconvertidos para a escala 0–1 antes do uso pela rede.

A base de referência foi exportada na forma de rótulos rasterizados, mantendo a correspondência espacial com os tiles do mosaico. Cada tile de rótulo foi organizado em três bandas: gt_train, gt_test e gt_val, correspondentes, respectivamente, aos polígonos de treinamento, teste interno e validação externa. Nos rótulos, o valor 0 representou não milho, o valor 1 representou milho e o valor 255 indicou pixels sem rótulo, posteriormente ignorados nas etapas de treinamento e avaliação. Antes da geração dos patches, foi verificado o alinhamento espacial entre os tiles do mosaico e os respectivos tiles de rótulo, considerando sistema de coordenadas, transformação espacial, largura, altura e número de bandas.

No Google Colab, os tiles foram convertidos em patches de 256 × 256 pixels, com passo de deslocamento também de 256 pixels. Cada patch de entrada continha 21 canais, correspondentes às variáveis do mosaico sazonal, e era acompanhado pelo respectivo recorte do rótulo rasterizado. A seleção dos patches foi organizada separadamente para treino, teste interno e validação externa, com metas de 3.000 patches de treino, 600 patches de teste e 600 patches de validação.

Para reduzir o desbalanceamento entre patches com e sem milho, a seleção foi feita com controle entre amostras positivas e negativas. Foram considerados patches positivos aqueles com pelo menos 200 pixels de milho e patches negativos aqueles sem pixels de milho e com pelo menos 200 pixels de não milho. Em cada partição, buscou-se manter metade dos patches positivos e metade negativos. Após a seleção, os patches foram armazenados em arquivos compactados no formato .npz, denominados shards, com 32 patches por arquivo, para tornar a leitura dos dados mais eficiente durante o treinamento da rede. A **Figura 15** apresenta um exemplo de mosaico sazonal, polígonos de referência e o rótulo rasterizado utilizado na preparação dos dados da U-Net.

Figura 15 - Exemplo de tile utilizado na U-Net com dados de entrada e rótulo.



(a) mosaico sazonal (sem recorte) com composição colorida (NIR, SWIR1, RED);
(b) amostras vetoriais utilizadas na construção do ground truth;
(c) ground truth rasterizado com classes milho (1), não milho (0) e áreas ignoradas (255).

Fonte: elaborado pelo autor.

3.5.2 Estrutura do modelo e configuração de treinamento

O modelo utilizado foi baseado na arquitetura U-Net, proposta por Ronneberger, Fischer e Brox (2015), com adaptação para segmentação binária da classe milho. A rede recebeu como entrada patches de 256 × 256 pixels com 21 canais, derivados do mosaico sazonal. A saída do modelo foi uma camada com um canal, correspondente ao logit da classe milho em cada pixel. Após a aplicação da função sigmoide, esse valor foi interpretado como a probabilidade de pertencimento à classe milho.

A arquitetura foi organizada em uma estrutura encoder–decoder com conexões de salto entre níveis correspondentes. O encoder foi composto por quatro blocos convolucionais, cada um seguido por uma operação de redução espacial por max pooling 2 × 2. Cada bloco convolucional utilizou duas convoluções 3 × 3, seguidas de normalização por lote (Batch Normalization) e função de ativação ReLU. O número inicial de filtros foi definido como 32, dobrando a cada nível do encoder. Após o bloco central, o decoder reconstruiu progressivamente a resolução espacial por meio de operações de convolução transposta 2 × 2, combinando as feições reconstruídas com as feições preservadas do encoder por meio das conexões de salto.

O treinamento foi realizado em ambiente Python, no Google Colab, utilizando PyTorch. Os dados previamente organizados em shards foram carregados em lotes durante o treinamento. Ao todo, foram utilizados 3.000 patches de treino, 600 patches de teste interno e 600 patches de validação externa, armazenados em shards de 32 patches. O treinamento foi executado por 25 épocas, com batch size igual a 8 em GPU, taxa de aprendizado inicial de 0,001 e otimizador AdamW, com *weight_decay* igual a 1e-5.

A função de perda adotada foi a *BCEWithLogitsLoss*, adequada para segmentação binária com saída em logits. Os pixels com valor 255 nos rótulos foram ignorados no cálculo da perda, pois correspondiam a áreas sem rótulo válido. Para reduzir o efeito do desbalanceamento entre pixels de milho e não milho, foi utilizada ponderação da classe positiva (*pos_weight*), estimada a partir dos shards de treino. A taxa de aprendizado foi ajustada ao longo do treinamento com o agendador *ReduceLROnPlateau*, configurado com fator de redução de 0,5 e paciência de 2 épocas. Não foi aplicada estratégia de aumento artificial de dados (*data augmentation*).

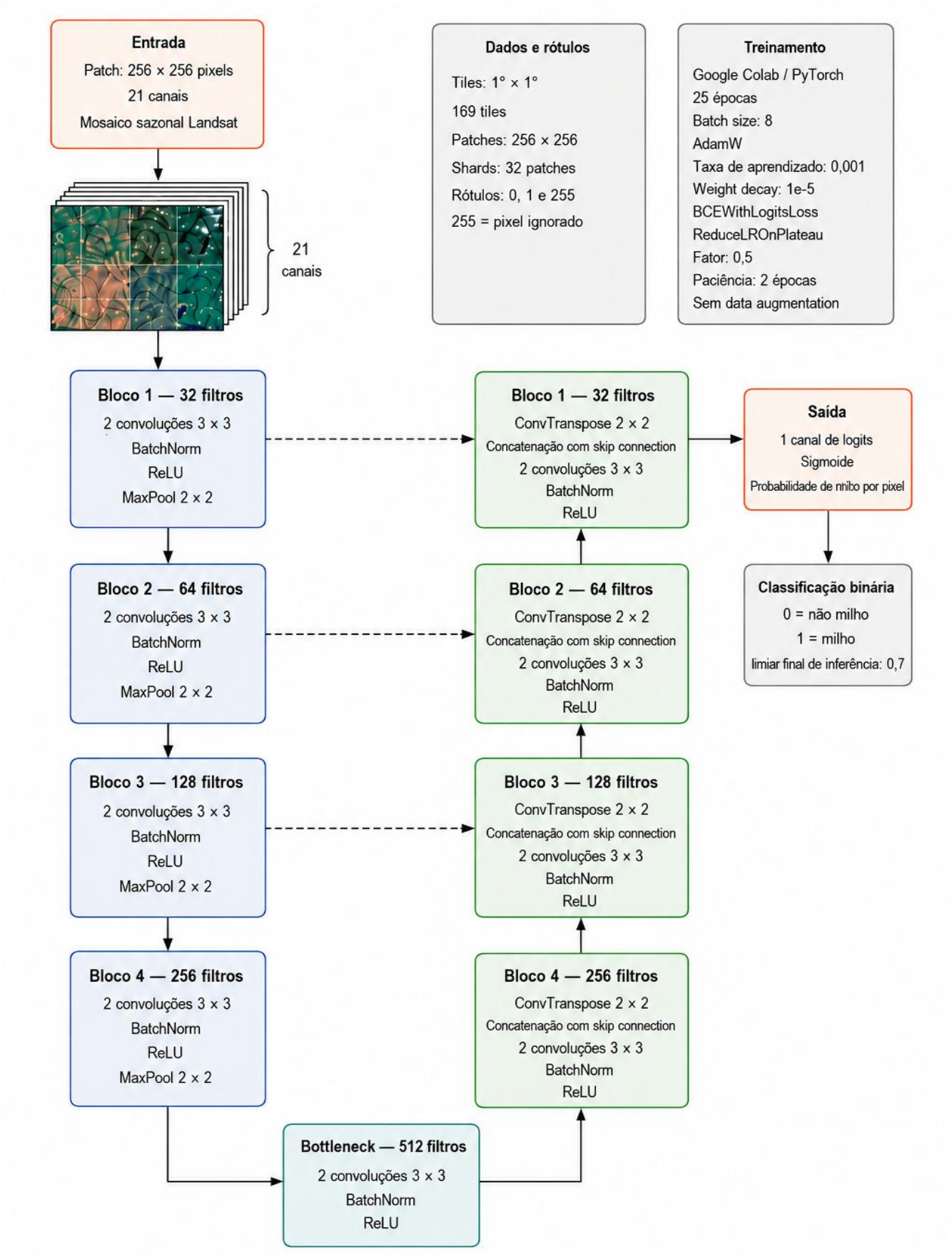
Durante o treinamento, foram monitoradas a perda, o índice de Jaccard, o F1-score, a precisão e a revocação, calculados apenas sobre pixels válidos. O modelo utilizado nas etapas posteriores foi o *checkpoint* com menor perda no conjunto de validação. A **Tabela 3** resume a estrutura do modelo e os principais parâmetros de treinamento. A **Figura 16** apresenta o desenho do fluxo completo.

Tabela 3 - Configuração do modelo U-Net e dos dados de treinamento.

Grupo	Parâmetro	Valor
Dados de entrada	Dimensão dos patches	256 × 256 pixels
Dados de entrada	Número de canais	21
Dados de entrada	Patches de treino	3.000
Dados de entrada	Patches de teste interno	600
Dados de entrada	Patches de validação externa	600
Dados de entrada	Tamanho dos shards	32 patches
Rótulos	Classe negativa	0 = não milho
Rótulos	Classe positiva	1 = milho
Rótulos	Pixels ignorados	255
Arquitetura	Filtros iniciais	32
Arquitetura	Bloco convolucional	2 convoluções 3 × 3 + BatchNorm + ReLU
Arquitetura	Redução espacial	Max pooling 2 × 2
Arquitetura	Reconstrução espacial	Convolução transposta 2 × 2
Arquitetura	Saída	1 canal de logits
Treinamento	Número de épocas	25
Treinamento	Batch size	8
Treinamento	Otimizador	AdamW
Treinamento	Taxa de aprendizado inicial	0,001
Treinamento	Weight decay	1e-5
Treinamento	Função de perda	BCEWithLogitsLoss
Treinamento	Ponderação da classe positiva	pos_weight estimado nos shards de treino
Treinamento	Agendador	ReduceLROnPlateau
Treinamento	Fator de redução	0,5
Treinamento	Paciência	2 épocas
Treinamento	Data augmentation	Não aplicado
Seleção do modelo	Critério	Menor perda no conjunto de validação

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 16 – Fluxo operacional da U-Net.



Fonte: elaborado pelo autor. Feito no GPT Imagens.

3.5.3 Treinamento, validação e inferência

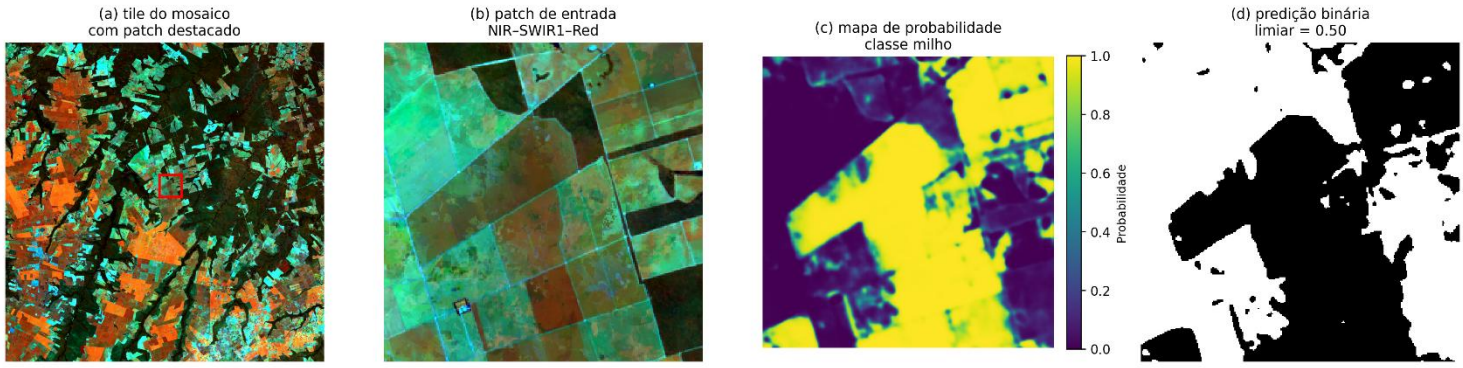
O treinamento foi conduzido ao longo de 25 épocas, a partir dos patches organizados nos conjuntos de treino e validação. A cada época, foram registrados os valores de perda e das métricas de desempenho calculadas sobre os pixels válidos. O modelo utilizado nas etapas seguintes correspondeu ao checkpoint com menor perda no conjunto de validação.

Após o treinamento, foram testados diferentes limiares de decisão para converter as probabilidades estimadas pela rede em classificação binária. Os limiares avaliados foram 0,3, 0,4, 0,5, 0,6 e 0,7, e a seleção foi feita com base no maior valor de IoU para a classe milho no conjunto de validação. O limiar final adotado foi 0,7. Assim, pixels com probabilidade igual ou superior a esse valor foram classificados como milho, enquanto os demais pixels foram classificados como não milho.

Na etapa de inferência, o checkpoint selecionado foi aplicado aos 169 tiles do mosaico sazonal exportado. Cada tile foi lido em blocos de 1024 × 1024 pixels, normalizado novamente para a escala 0–1 e processado pela U-Net em modo de predição. Esse processamento por blocos foi adotado para controlar o uso de memória durante a aplicação do modelo em toda a área de estudo. Para cada pixel, a rede produziu uma probabilidade associada à classe milho, posteriormente convertida em valor binário a partir do limiar definido.

A **Figura 17** apresenta o fluxo de inferência da U-Net, desde a leitura dos tiles do mosaico até a geração das predições binárias.

Figura 17 - Processo de inferência da U-Net.



Fonte: elaborado pelo autor.

.

As predições foram salvas como arquivos GeoTIFF individuais, preservando a referência espacial dos tiles originais. Em seguida, esses arquivos foram reunidos por meio de ferramentas GDAL, com construção de um arquivo virtual (VRT) e posterior conversão para um raster contínuo de predição.

3.5.4 Pós-processamento e geração do mapa final

O raster contínuo gerado pela U-Net foi submetido ao pós-processamento para adequação ao mesmo universo espacial utilizado na avaliação dos modelos. Para isso, a máscara agrícola foi reprojetada e reamostrada para a grade do raster de predição, utilizando o método do vizinho mais próximo, preservando os valores categóricos da máscara e da classificação. Os pixels localizados dentro da máscara mantiveram os valores da classificação binária, com 0 para não milho e 1 para milho. Os pixels fora da máscara receberam o valor 255, definido como área ignorada. Esse procedimento resultou no mapa final da U-Net para o milho de segunda safra no Mato Grosso, exportado em formato GeoTIFF e utilizado nas etapas de comparação com o Random Forest, análise espacial dos mapas e confronto com os dados da Produção Agrícola Municipal do IBGE.

3.6 Avaliação e comparação dos modelos

3.6.1 Validação e matrizes de confusão

A validação dos modelos foi realizada pela comparação entre os rótulos de referência e as classes preditas por cada modelo. Foram consideradas duas avaliações: o teste interno, derivado da partição de SAMPLES_FINAL, e a validação externa, baseada no conjunto VAL_FINAL. O teste interno foi usado para verificar o desempenho dos modelos sobre uma partição separada da base de treinamento, enquanto a validação externa permitiu avaliar os resultados em um conjunto independente de polígonos interpretados.

No Random Forest, essa comparação foi realizada a partir das tabelas exportadas do Google Earth Engine, contendo os valores observados e preditos para os pontos amostrados. Na U-Net, a avaliação foi feita pela comparação pixel a pixel entre os mapas preditos e os rótulos rasterizados correspondentes às partições de teste e validação.

As matrizes de confusão foram organizadas considerando duas classes: não milho (0) e milho (1). A classe milho foi tratada como classe positiva para o cálculo das métricas de desempenho. Assim, os acertos e erros foram organizados em quatro componentes: verdadeiros positivos (TP), correspondentes aos pixels de milho corretamente classificados; verdadeiros negativos (TN), correspondentes aos pixels de não milho corretamente classificados; falsos positivos (FP), quando áreas de não milho foram classificadas como milho; e falsos negativos (FN), quando áreas de milho foram classificadas como não milho.

3.6.2 Métricas de desempenho

A partir das matrizes de confusão, foram calculadas métricas de desempenho para avaliar a capacidade dos modelos em distinguir milho e não milho. As métricas foram calculadas separadamente para o teste interno e para a validação externa, embora a comparação principal entre os modelos tenha sido baseada na validação externa.

A acurácia global indica a proporção total de acertos da classificação, considerando simultaneamente os acertos das classes milho e não milho:

$$\textbf{Acurácia global} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

em que TP corresponde aos verdadeiros positivos, TN aos verdadeiros negativos, FP aos falsos positivos e FN aos falsos negativos.

A acurácia do usuário, também interpretada como precisão da classe milho, indica a proporção de pixels classificados como milho que de fato pertenciam à classe milho na referência:

$$\textbf{Acurácia do usuário} = TP / (TP + FP)$$

Essa métrica está associada aos erros de inclusão, isto é, aos casos em que áreas de não milho foram incorporadas indevidamente à classe milho.

A acurácia do produtor, equivalente à revocação da classe milho, indica a proporção dos pixels de milho da referência que foram corretamente identificados pelo modelo:

$$\textbf{Acurácia do produtor} = TP / (TP + FN)$$

Essa métrica está associada aos erros de omissão, isto é, aos casos em que áreas de milho deixaram de ser classificadas como milho.

Também foi calculado o F1-score, que combina acurácia do usuário e acurácia do produtor em uma única medida, por meio da média harmônica entre precisão e revocação:

$$\textbf{F1-score} = 2 \times (AU \times AP) / (AU + AP)$$

em que AU representa a acurácia do usuário e AP representa a acurácia do produtor.

Por fim, foi utilizado o índice de Jaccard, também denominado Intersection over Union (IoU), calculado pela razão entre a interseção e a união entre a classe milho predita e a classe milho de referência:

$$\textbf{Índice de Jaccard (IoU)} = TP / (TP + FP + FN)$$

Essa métrica é particularmente útil para avaliar a sobreposição espacial da classe de interesse, pois penaliza simultaneamente erros de inclusão e de omissão. O conjunto dessas métricas permitiu avaliar o desempenho geral dos modelos e também diferenças específicas na tendência de superestimar ou subestimar a classe milho.

3.6.3 Análise espacial dos mapas, estimativa de área e comparação com IBGE

Além da avaliação por métricas, os mapas finais gerados pelos modelos foram analisados visualmente para comparar o padrão espacial das classificações. Essa etapa teve como objetivo avaliar diferenças cartográficas que não são completamente representadas pelas métricas, especialmente em relação à continuidade dos talhões, fragmentação interna, presença de pixels isolados, definição de bordas e coerência espacial das áreas classificadas como milho. Foram selecionadas áreas de detalhe para inspeção visual dos padrões locais de classificação nas principais regiões agrícolas.

A análise espacial foi conduzida de forma qualitativa, sem constituir uma métrica adicional de acurácia. O objetivo foi interpretar como cada modelo representou a estrutura espacial das áreas agrícolas. Essa análise serviu para complementar a interpretação das matrizes de confusão e das métricas de desempenho, sobretudo em situações em que valores quantitativos semelhantes podem resultar em mapas com padrões espaciais distintos.

A estimativa de área foi realizada a partir dos mapas finais de cada modelo, considerando apenas os pixels classificados como milho (1) dentro da máscara agrícola. Para o Random Forest e para a U-Net, a área classificada foi obtida pela soma das áreas dos pixels pertencentes à classe milho, com posterior conversão para hectares. Esse procedimento permitiu gerar uma estimativa agregada de área para o estado do Mato Grosso em 2023.

Como os produtos finais foram gerados em resolução espacial de 30 m, a área foi calculada em nível de pixel. Nos processamentos em que os rasters foram mantidos em coordenadas geográficas, o cálculo considerou a variação espacial da área dos pixels antes da conversão para hectares. Dessa forma, evitou-se assumir uma área fixa uniforme para todos os pixels em toda a extensão do estado.

As estimativas obtidas pelos modelos foram comparadas com a área de milho de segunda safra informada pela Produção Agrícola Municipal (PAM/IBGE) para o Mato Grosso em 2023. A comparação não foi considerada como validação espacial direta dos mapas, pois uma validação cartográfica exigiria dados de referência e desenho amostral específicos para estimar acurácia e incerteza (FAO, 2016), enquanto os dados oficiais também são baseados em estimativas e possuem incertezas quanto à exatidão dos números e métodos usados para o cálculo.

A diferença percentual entre a área estimada por cada modelo e a área informada pelo IBGE foi calculada pela Equação X:

$$\textbf{Diferença (\%)} = [(\text{Área estimada pelo modelo} - \text{Área IBGE}) / \text{Área IBGE}] \times 100$$

4 RESULTADOS

4.1 Avaliação quantitativa dos modelos

A avaliação quantitativa foi realizada a partir da validação externa, considerando a comparação entre os rótulos de referência e as classes preditas pelos modelos. A análise foi conduzida apenas sobre pixels válidos, dentro do universo espacial definido para o experimento, e teve como classe de interesse o milho de segunda safra.

Na validação externa, os dois modelos obtiveram valores superiores a 0,95 em todas as métricas avaliadas. A U-Net apresentou os maiores valores de acurácia do usuário, acurácia do produtor, F1-score, índice de Jaccard e acurácia global, com diferenças pequenas em termos absolutos, mas consistentes em todas as métricas (**Tabela 4**).

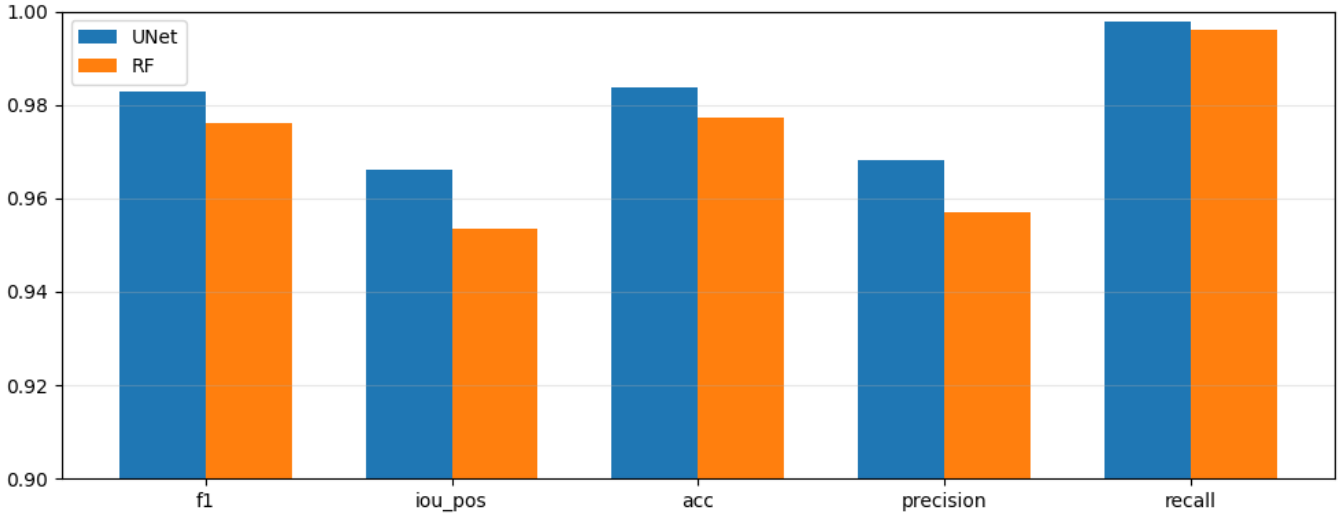
Tabela 4 - Métricas de desempenho.

Modelo	Acurácia do usuário	Acurácia do produtor	F1-score	Índice de Jaccard	Acurácia global
U-Net	0,9680	0,9979	0,9827	0,9661	0,9837
RF	0,9570	0,9960	0,9761	0,9533	0,9773

Fonte: elaborado pelo autor.

O maior ganho relativo da U-Net ocorreu no índice de Jaccard, que passou de 0,9533 no Random Forest para 0,9661. A acurácia do usuário também apresentou diferença relevante, indicando menor proporção de pixels classificados como milho de forma incorreta. A acurácia do produtor foi elevada nos dois modelos, mostrando que ambos identificaram quase todos os pixels de milho presentes na base de validação. A **Figura 18** apresenta o gráfico comparativo das métricas e modelos.

Figura 18 - Comparação das métricas de desempenho entre U-Net e Random Forest na validação externa.



iou_pos = índice de Jaccard; acc = acurácia global; precision = acurácia do usuário; recall = acurácia do produtor

Fonte: elaborado pelo autor

As matrizes de confusão reforçam esse comportamento. A U-Net apresentou menor número de falsos positivos e falsos negativos, com 6.551 pixels de não milho classificados como milho e 419 pixels de milho classificados como não milho. No Random Forest, esses valores foram, respectivamente, 8.900 e 794 pixels. Assim, dentro da validação externa, a U-Net reduziu tanto os erros de inclusão quanto os erros de omissão em relação ao Random Forest. As **Tabelas 5 e 6** apresentam as matrizes de confusão obtidas na validação externa.

Tabela 5 - Matriz de confusão da U-Net

Referência	Não milho	Milho
Não milho	222.511	6.551
Milho	419	198.081

Fonte: elaborado pelo autor

Tabela 6 - Matriz de confusão Random Forest

Referência	Não milho	Milho
Não milho	220.162	8.900
Milho	794	197.706

Fonte: elaborado pelo autor

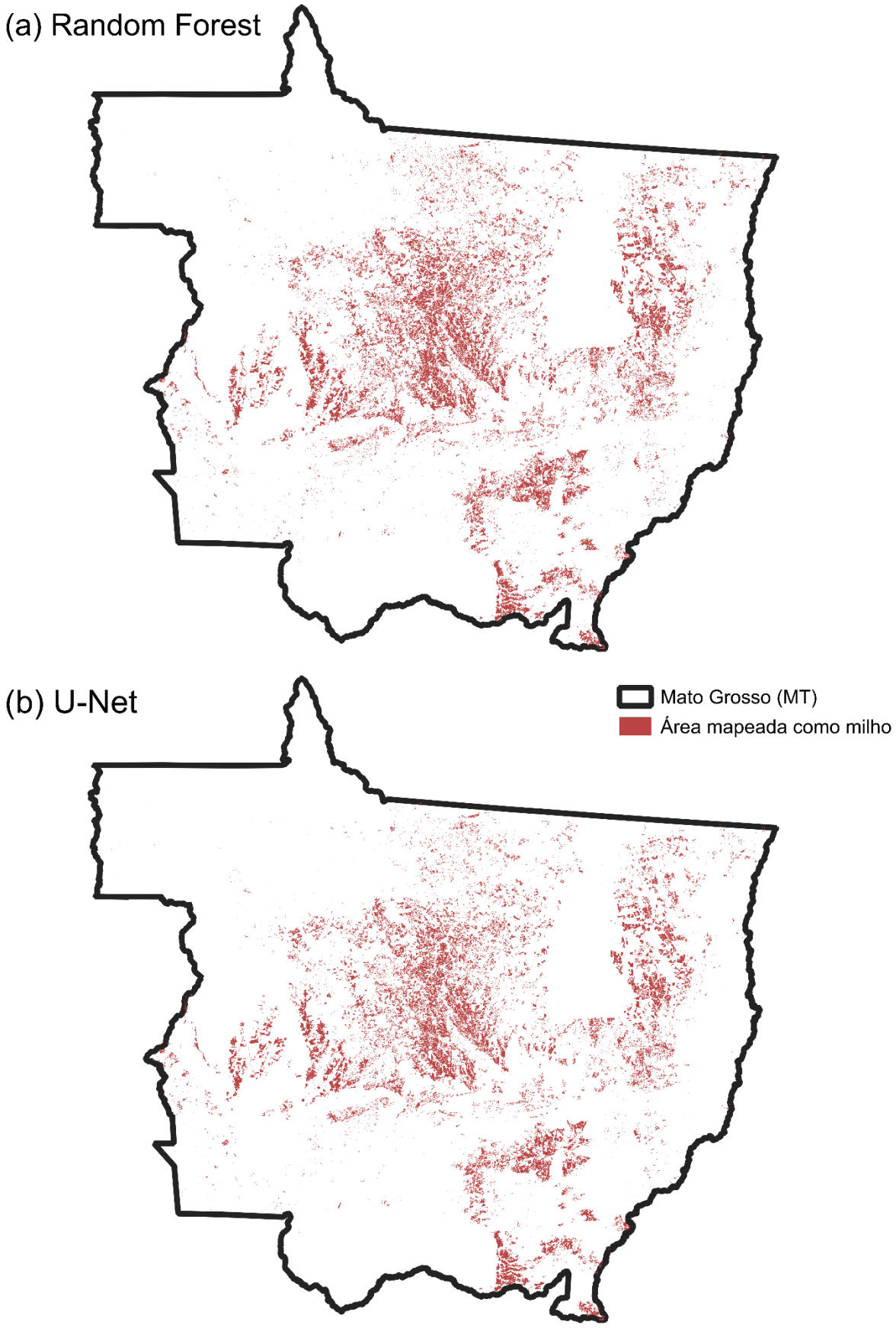
Apesar da vantagem da U-Net, a diferença entre os modelos deve ser interpretada como pequena no conjunto de validação. Ambos apresentaram alta concordância com os rótulos de referência, com predominância de acertos nas

classes milho e não milho. A diferença principal observada nesta etapa foi a maior capacidade da U-Net de reduzir erros simultaneamente nas duas direções da matriz de confusão, sem alteração expressiva na acurácia do produtor, que já foi alta nos dois modelos.

4.2 Análise espacial dos resultados

A comparação visual entre os mapas finais mostrou concentração das áreas classificadas como milho nas principais regiões produtoras do Mato Grosso, com diferenças locais de fragmentação e abrangência entre Random Forest e U-Net (**Figura 19**).

Figura 19 - Comparação espacial entre os mapas finais gerados por Random Forest e U-Net no Mato Grosso.



Fonte: elaborado pelo autor.

A primeira área de detalhe corresponde a uma região em que a resposta espectral dos alvos agrícolas estava bem definida no mosaico, permitindo boa separação visual entre milho e outros cultivos. Nessa condição, os dois modelos apresentaram resultados consistentes. O Random Forest mostrou desempenho visual competitivo, com boa identificação dos talhões de milho. A **Figura 20** apresenta esse caso, no qual as diferenças entre os modelos foram menores devido ao contraste mais claro entre as classes.

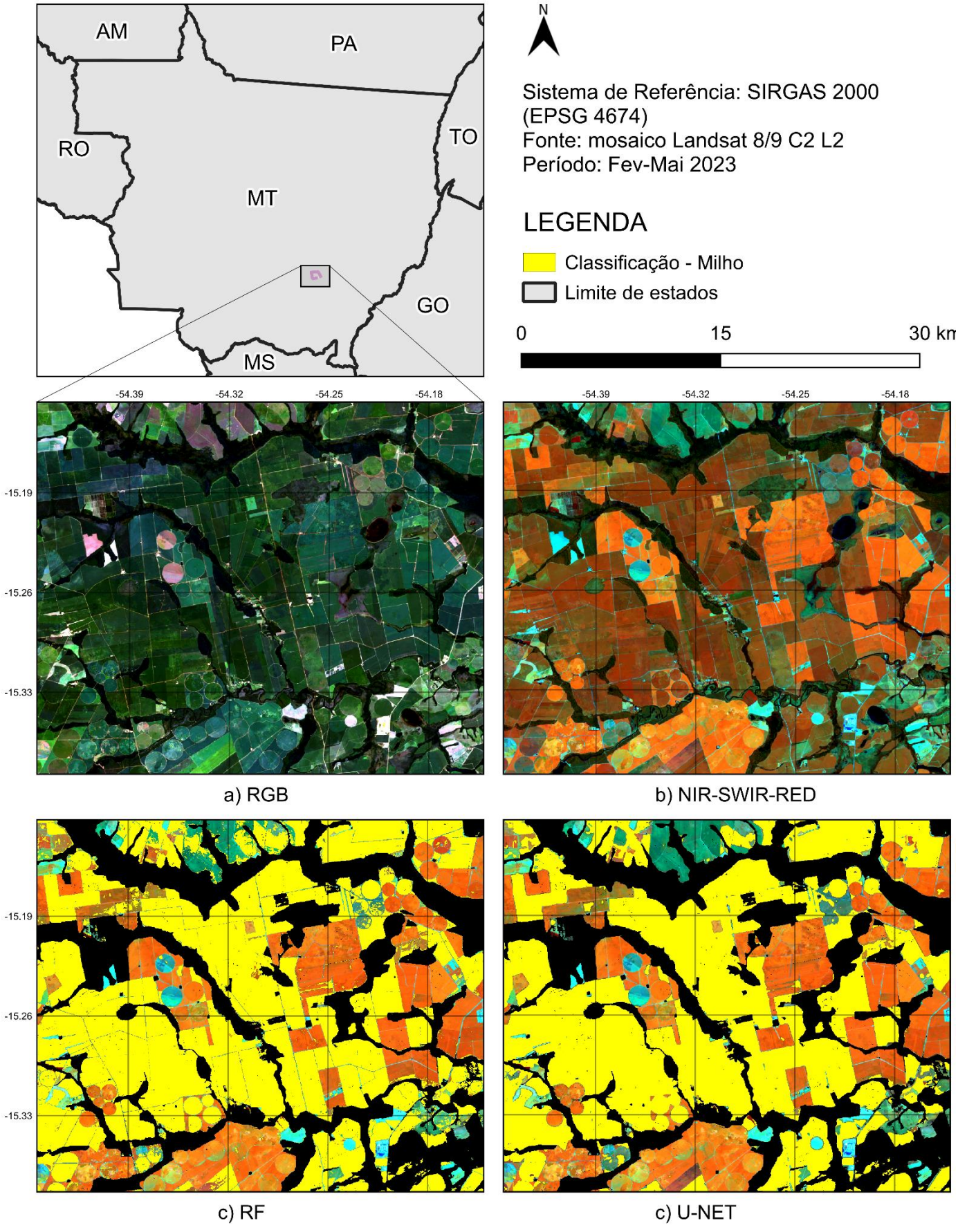
A segunda área analisada mostra a tendência do Random Forest de produzir uma classificação mais abrangente da classe milho. Nessa região, o modelo classificou maior extensão de pixels como milho, incluindo áreas de maior heterogeneidade interna e bordas de talhões. A U-Net apresentou resultado menos fragmentado, com melhor organização espacial das áreas classificadas. A **Figura 21** ilustra o contraste entre a maior abrangência do Random Forest e a classificação menos fragmentada da U-Net.

A terceira área de detalhe corresponde a uma região com presença de algodão apresentando resposta visual mais próxima à do milho no mosaico sazonal. Nessa área específica, o algodão não apresentou tonalidade tão alaranjada e distinta como em outras regiões, aproximando-se de tons mais avermelhados na composição NIR–SWIR1–RED. Essa semelhança dificultou a separação entre os alvos e resultou em confusão nos dois modelos. Ainda assim, a U-Net delimitou melhor parte dos talhões e apresentou menor fragmentação espacial, enquanto o Random Forest gerou padrão mais irregular, com maior ocorrência de pixels isolados e efeito *salt-and-pepper*. A **Figura 22** apresenta essa comparação.

A quarta área apresenta influência visual de ruído residual de nuvem no mosaico. Apesar dessa condição, os dois modelos mantiveram resultados espacialmente coerentes na maior parte da cena. O Random Forest deixou de classificar parte de uma região agrícola como milho, enquanto a U-Net apresentou resultado mais contínuo nesse trecho, embora também tenha mostrado alguma sensibilidade à condição do mosaico. A **Figura 23** evidencia essa diferença local entre a resposta pixel a pixel do Random Forest e a classificação segmentada produzida pela U-Net.

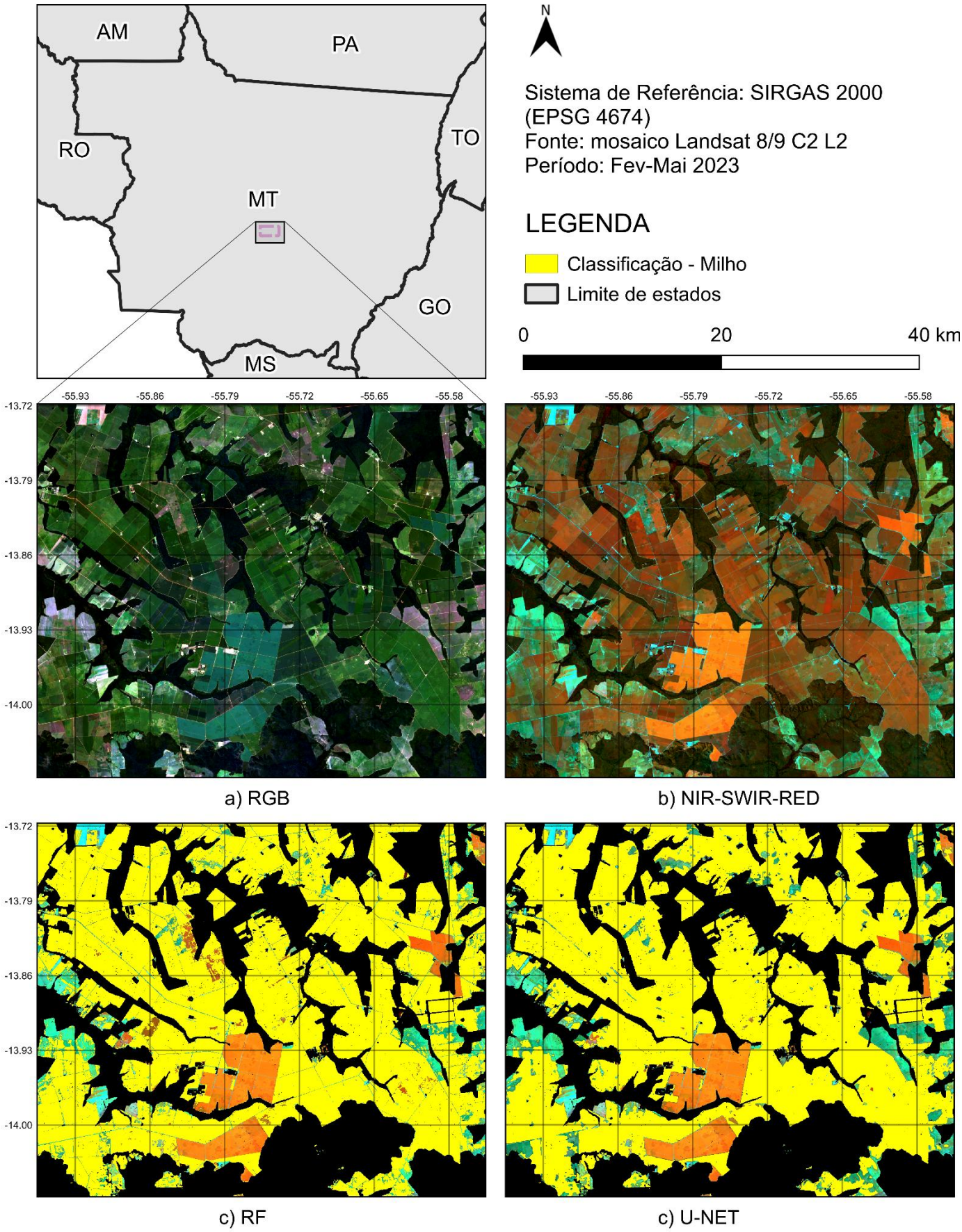
A quinta área reúne talhões com diferentes dimensões e padrões espaciais, incluindo parcelas menores e áreas agrícolas mais extensas. Nessa região, os dois modelos apresentaram resultados visualmente consistentes, com boa correspondência entre as áreas classificadas e os padrões observados nos mosaicos. O Random Forest apresentou maior abrangência da classe milho em alguns talhões e bordas, enquanto a U-Net foi mais restritiva em parte das áreas classificadas. Apesar dessas diferenças, ambos os mapas preservaram a organização geral dos talhões observada no mosaico, como apresentado na **Figura 24**.

Figura 20 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com resposta espectral bem definida



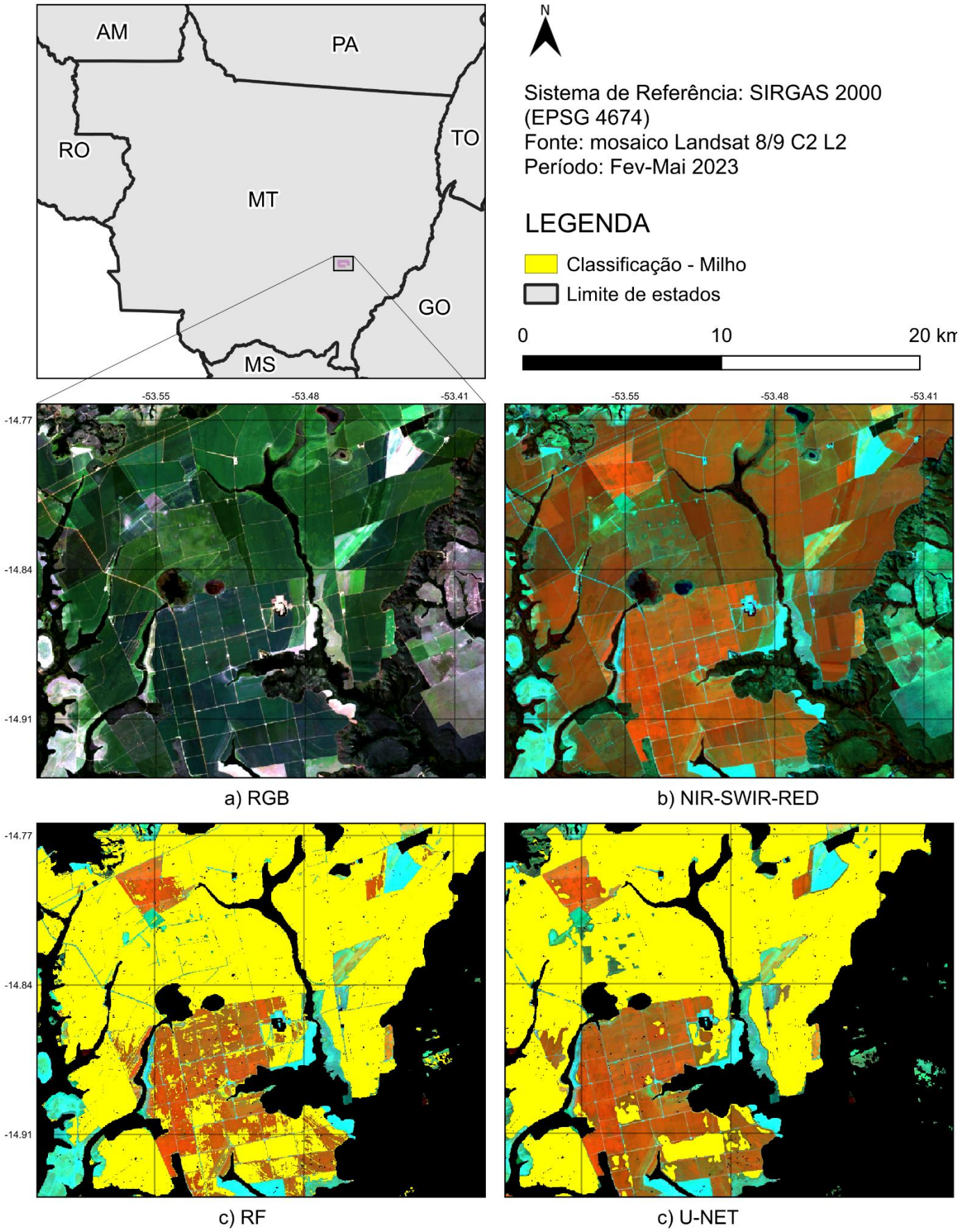
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 21 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com maior abrangência da classe milho pelo Random Forest



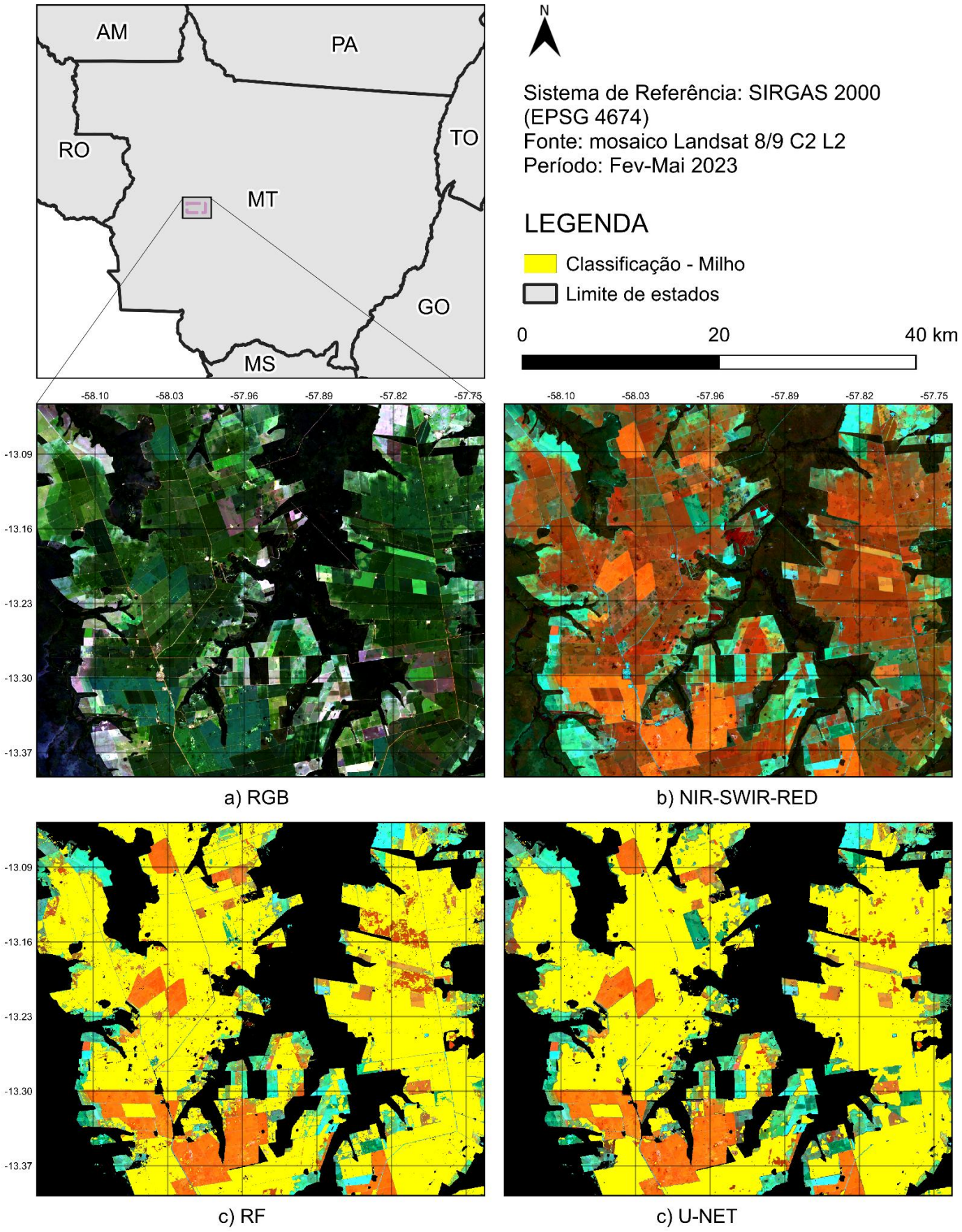
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 22 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com algodão espectralmente semelhante ao milho



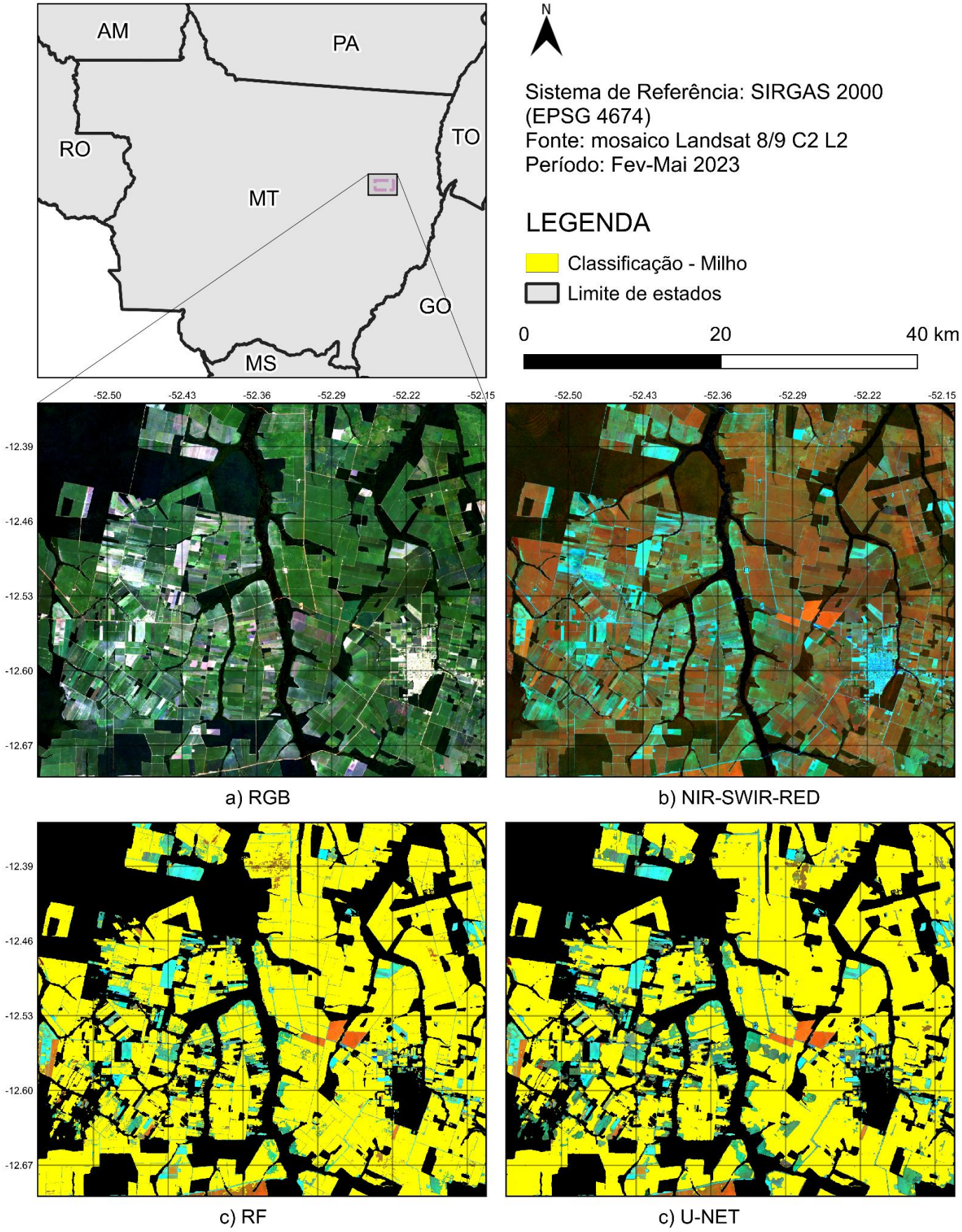
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 23 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com ruído residual de nuvem no mosaico



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 24 - Comparação local entre Random Forest e U-Net em área com talhões de diferentes dimensões e padrões agrícolas



Fonte: elaborado pelo autor.

As áreas analisadas indicam que as diferenças espaciais entre Random Forest e U-Net foram pontuais e dependentes do contexto observado. Em algumas regiões, a U-Net apresentou maior continuidade interna dos talhões e menor ocorrência de pixels isolados, especialmente em áreas com maior ruído no mosaico ou com alvos agrícolas de resposta espectral semelhante. Em outros casos, os dois modelos produziram resultados muito próximos, e o Random Forest mostrou comportamento competitivo, sobretudo em áreas com resposta espectral mais bem definida. Também se observou que o Random Forest tendeu a mapear uma extensão maior da classe milho em determinadas regiões, enquanto a U-Net foi mais restritiva em parte dos talhões. A comparação espacial evidencia diferenças no padrão de classificação que devem ser analisadas sempre em conjunto com os demais resultados quantitativos – métricas e estimativa de área.

4.3 Estimativa de área e comparação com dados oficiais

A estimativa de área indicou diferença mais expressiva entre os modelos do que aquela observada nas métricas de validação. A U-Net mapeou 6.296.034,90 ha de milho de segunda safra no Mato Grosso, enquanto o Random Forest mapeou 7.300.168,91 ha. O valor de referência da Produção Agrícola Municipal do IBGE para o estado em 2023 foi de 7.357.929 ha.

Em relação ao dado oficial, a U-Net apresentou subestimação de 14,43%, enquanto o Random Forest apresentou diferença de 0,79%. Embora a U-Net tenha obtido desempenho superior nas métricas de validação externa, o Random Forest produziu uma estimativa de área mais próxima ao valor reportado pelo IBGE (**Tabela 7**).

Tabela 7 - Estimativa de área de milho (MT, 2023)

Fonte	Área (ha)	Diferença (%)
U-Net	6.296.034,90	-14,43
Random Forest	7.300.168,91	-0,79
IBGE/PAM	7.357.929,00	—

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados dos modelos e nos dados da PAM/IBGE.

A diferença entre as estimativas reforça que o desempenho pixel a pixel na validação externa não se traduz necessariamente em maior aderência à área agregada reportada pelas estatísticas oficiais. Esse contraste é retomado na

discussão, considerando as diferenças entre validação local, comportamento espacial dos modelos e estimativa estadual de área.

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A comparação entre Random Forest e U-Net foi influenciada pela forma como a variabilidade do milho de segunda safra apareceu no mosaico sazonal. Nos recortes avaliados, essa variabilidade se manifestou em pelo menos três situações: talhões com resposta espectral típica, talhões com sinal mais fraco ou deslocado no tempo e áreas em que outros cultivos, especialmente algodão, apresentaram tonalidade visual próxima à do milho na composição NIR-SWIR1-RED – semelhança já identificada em estudos como o de Xie et al. (2025) para essas culturas. A primeira situação dialoga com os resultados de Montibeller et al. (2017) e Montibeller et al. (2019), que identificam variações espectro-temporais dentro da própria cultura do milho e mostram que essa variação pode dificultar agrupamentos ou separações simples entre perfis. A segunda se aproxima dos estudos sobre calendário agrícola e época de semeadura: Zhang et al. (2021) mostram que as datas agrícolas no Mato Grosso variam espacial e temporalmente em sistemas de dupla safra, enquanto Fiorini et al. (2018) e Pereira et al. (2018) indicam que diferenças de semeadura alteram crescimento, teor de água, clorofila, massa seca e produtividade do milho. Esses fatores ajudam a explicar por que talhões da mesma classe podem ter sido sintetizados pelo mosaico em momentos distintos do ciclo.

A interpretação dos mapas também depende da forma como o mosaico resume a trajetória da cultura. A síntese por redutores temporais pode suavizar diferenças importantes entre talhões, especialmente quando há deslocamento do pico vegetativo, presença de solo exposto, palhada, sombra, mistura de pixels ou variações associadas à cobertura do dossel (MOREIRA et al., 1998; FORMAGGIO; EPIPHANIO, 1990; DUARTE, 2022; HU et al., 2019). Assim, as diferenças entre os mapas refletem a forma como cada modelo respondeu a uma classe agrícola internamente variável dentro de uma representação temporal sintética.

A U-Net apresentou os melhores valores nas métricas de validação externa, o que indica que a organização espacial dos talhões contribuiu para a segmentação da classe milho nas condições avaliadas. Esse resultado é compatível com estudos em que abordagens convolucionais ou de deep learning se beneficiaram de textura, forma, contexto espacial e informação multitemporal em tarefas de mapeamento agrícola (GILCHER; UDELHOVEN, 2021; WEI et al., 2019; RUSTOWICZ et al., 2019; WANG et al., 2022; ADRIAN; SAGAN; MAIMAITIJIANG, 2021). No experimento, essa

vantagem foi discreta. A principal diferença da U-Net apareceu na maior coerência espacial em situações específicas, como em áreas com ruído residual no mosaico (principalmente nuvens), onde a rede manteve classificações mais contínuas em parte dos talhões; e em áreas onde o algodão apresentou resposta visual mais próxima à do milho, onde a classificação também foi menos fragmentada.

O Random Forest permaneceu competitivo e produziu um mapa mais inclusivo da classe milho, classificando maior extensão de áreas agrícolas com resposta espectral compatível com a cultura, inclusive em talhões heterogêneos ou com expressão espectral menos típica. Esse comportamento ajuda a explicar a maior abrangência espacial do mapa e a estimativa de área mais próxima da PAM/IBGE. A mesma sensibilidade também produziu maior fragmentação e ocorrência de pixels isolados em alguns recortes, padrão coerente com classificações pixel a pixel em áreas agrícolas heterogêneas (WEI et al., 2019; RUSTOWICZ et al., 2019; GILCHER; UDELHOVEN, 2021).

As métricas de validação externa quantificam a concordância com os polígonos usados como referência, enquanto a área mapeada expressa a aplicação do modelo a toda a máscara agrícola estadual. Essas avaliações não respondem exatamente à mesma pergunta: um avalia concordância espacial no conjunto validado; o outro mostra o efeito acumulado da classificação na estimativa de área. Por isso, a comparação com a PAM/IBGE deve ser entendida como referência estatística de área, não como validação espacial direta dos mapas, que exigiria dados de referência e desenho amostral específicos para estimar acurácia e incerteza (FAO, 2016). Estudos brasileiros também registraram diferenças entre áreas mapeadas por sensoriamento remoto e dados oficiais, inclusive em aplicações com Landsat e séries MODIS/EVI para culturas temporárias e milho segunda safra (CRUSIOL et al., 2016; SANTOS et al., 2019).

As métricas elevadas também refletem a forma como o problema foi delimitado. A máscara agrícola reduziu a interferência de alvos não agrícolas e concentrou a confusão em outros cultivos, solo exposto, bordas de talhões e elementos internos ao uso agrícola. A base de referência, construída sem campanha de campo própria, combinou interpretação visual do mosaico e análise espectrotemporal; essa estratégia é adequada ao desenho do experimento, mas depende da qualidade, consistência e

representatividade dos rótulos (MORAES; CAMPAGNOLO; CAETANO, 2024; KWON et al., 2025).

Esse desenho é importante para interpretar a resposta da U-Net. Sua capacidade de generalização depende da diversidade e da qualidade dos exemplos usados no treinamento. A presença limitada de talhões marginais na base pode ter contribuído para uma resposta mais restritiva em áreas com sinal espectral fraco, maior heterogeneidade interna ou maior semelhança visual com outros cultivos (ZHANG et al., 2024; MOHAMMADI; BELGIU; STEIN, 2023).

Os resultados apontam para um trade-off metodológico, coerente com discussões recentes sobre a relação entre desempenho, custo computacional e viabilidade operacional em modelos de machine learning e deep learning aplicados ao sensoriamento remoto agrícola (RAHAMAN et al., 2025). Mapeamentos agrícolas em larga escala dependem de reprodutibilidade, custo computacional, escalabilidade e consistência com as necessidades de estimativa de área, e não apenas desempenho local medido por métricas. A U-Net apresentou desempenho ligeiramente superior nas métricas e mapas localmente mais contínuos, mas exigiu um fluxo mais complexo, com exportação de dados, organização em tiles, preparação de patches, treinamento externo, inferência e recomposição espacial. O Random Forest permaneceu integrado ao Google Earth Engine, teve implementação mais direta e produziu área estadual mais próxima da referência oficial.

Em conjunto, os resultados indicam que a diferença entre os modelos esteve menos associada a uma superioridade absoluta de uma abordagem sobre a outra e mais à forma como cada uma respondeu à variabilidade do milho de segunda safra no mosaico sazonal. Estratégias baseadas em composições temporais mais explícitas, integração óptico-SAR e arquiteturas multitemporais podem ser testadas em etapas futuras para verificar se reduzem perdas de informação fenológica e melhoram a representação de talhões com resposta menos típica (CHEN et al., 2021; HU et al., 2022; YANG et al., 2022; ZHU et al., 2025). Para este experimento, Random Forest e U-Net se mostraram alternativas viáveis, com comportamentos distintos: o primeiro capturou uma faixa mais ampla da variabilidade espectral da classe; a segunda produziu mapas espacialmente mais contínuos em situações locais específicas.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

6.1 Conclusões

Os dois modelos mapearam o milho de segunda safra com desempenho elevado nas condições avaliadas. A U-Net apresentou os melhores valores nas métricas de validação externa, mas o ganho foi discreto e não configurou superioridade ampla sobre o Random Forest. A diferença mais relevante apareceu no padrão espacial dos mapas, com resultados mais contínuos e menos fragmentados da U-Net em algumas áreas com ruído residual no mosaico ou maior semelhança visual entre milho e outros cultivos.

O Random Forest permaneceu competitivo: obteve métricas ligeiramente inferiores, mas classificou a classe milho de forma mais abrangente e gerou estimativa de área mais próxima da referência estadual da PAM/IBGE. Esse resultado indica que a escolha entre os modelos envolve um equilíbrio entre desempenho na validação externa, padrão espacial do mapa, simplicidade operacional e aderência à estimativa agregada de área.

A principal contribuição do trabalho está em comparar, sob a mesma base de entrada, uma abordagem clássica de classificação pixel a pixel e uma arquitetura de segmentação semântica para o milho de segunda safra em Mato Grosso. Os resultados indicam que ambas são viáveis, mas respondem de modo distinto à variabilidade espectral e espacial da cultura: a U-Net favoreceu continuidade local em situações específicas, enquanto o Random Forest preservou simplicidade operacional, competitividade e maior aderência à estimativa estadual de área.

6.2 Recomendações para trabalhos futuros

Recomenda-se que estudos futuros incorporem a dimensão temporal de forma mais explícita no mapeamento do milho de segunda safra. Estratégias baseadas em múltiplos mosaicos intra-safra, séries temporais ou janelas fenológicas específicas podem permitir melhor representação das diferenças de semeadura, desenvolvimento vegetativo, pico de vigor e senescência.

Também se recomenda avaliar a integração de dados multissensores. A combinação de sensores ópticos com maior frequência de revisita, como Sentinel-2,

e dados SAR, como Sentinel-1, pode reduzir a dependência de observações ópticas livres de nuvem e melhorar a caracterização de talhões em regiões ou períodos com maior interferência atmosférica. Essa ampliação dos dados de entrada pode ser especialmente relevante para arquiteturas profundas, que tendem a se beneficiar de maior volume e diversidade de informação espacial e temporal.

Outra recomendação é ampliar e qualificar a base de referência, com atenção específica aos casos marginais da classe milho. A interpretação visual e espectrotemporal permitiu construir uma base consistente para o experimento, mas a ausência de amostras de campo limita a independência da validação e a representação de talhões com resposta menos típica, maior heterogeneidade interna ou maior semelhança espectral com outros cultivos. A incorporação de dados de campo, mesmo que em amostragens direcionadas, permitiria testar melhor a sensibilidade dos modelos a esses casos. Para a U-Net, em especial, a inclusão controlada desses exemplos poderia melhorar a aprendizagem da variabilidade espacial e espectral da cultura, desde que acompanhada de controle rigoroso da qualidade dos rótulos.

Também se recomenda ampliar a comparação para outros anos agrícolas, regiões produtoras e desenhos de entrada. Essa etapa permitiria avaliar a estabilidade dos modelos frente a diferenças de calendário agrícola, regime de chuvas, manejo, composição das culturas e disponibilidade de imagens. Também permitiria verificar se os comportamentos observados neste trabalho se repetem em outros contextos ou se dependem das condições específicas da safra e da área de estudo avaliadas.

FINANCIAMENTO

O presente trabalho foi realizado com apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), por meio de bolsa de mestrado vinculada ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).

REFERÊNCIAS

ADRIAN, Jarrett; SAGAN, Vasit; MAIMAITIJIANG, Maitiniyazi. **Sentinel SAR-optical fusion for crop type mapping using deep learning and Google Earth Engine**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 175, p. 215–235, 2021. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.02.018.

AJADI, Olaniyi A. et al. **Large-scale crop type and crop area mapping across Brazil using synthetic aperture radar and optical imagery**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 97, 102294, 2021. DOI: 10.1016/j.jag.2020.102294.

ARVOR, Damien; MEIRELLES, Margareth Simões Penello; DUBREUIL, Vincent; BÉGUÉ, Agnès; SHIMABUKURO, Yosio Edemir. **Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil**. International Journal of Remote Sensing, v. 32, n. 22, p. 7847–7871, 2011. DOI: 10.1080/01431161.2010.531783.

AYUSHI; BUTTAR, Angad Singh. **Satellite imagery analysis for crop type segmentation using U-Net architecture**. Procedia Computer Science, v. 235, p. 1130–1139, 2024.

BADRINARAYANAN, Vijay; KENDALL, Alex; CIPOLLA, Roberto. **SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 39, n. 12, p. 2481–2495, 2017. DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2644615.

BARBEDO, Jayme Garcia Arnal. **Estado da Arte da Classificação Automática de Áreas Agrícolas Usando Imagens de Sensoriamento Remoto**. Embrapa Informática Agropecuária, Documentos 157, Campinas-SP, 2018.

BATTUDE, Marjorie et al. **Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data**. Remote Sensing of Environment, v. 184, p. 668–681, 2016. DOI: 10.1016/j.rse.2016.07.030.

BECKER-RESHEF, Inbal et al. **Monitoring global croplands with coarse resolution Earth observations: The Global Agriculture Monitoring (GLAM) Project**. Remote Sensing, v. 2, n. 6, p. 1589–1609, 2010. DOI: 10.3390/rs2061589.

BELGIU, Mariana; DRĂGUŢ, Lucian. **Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 114, p. 24–31, 2016. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011.

BERGAMASCHI, Homero; MATZENAUER, Ronaldo. **O milho e o clima**. Porto Alegre: Emater/RS-Ascar, 2014.

BIAN, Yuan; LI, LinHui; JING, WeiPeng. **CACPU-Net: Channel attention U-net constrained by point features for crop type mapping**. Frontiers in Plant Science, v. 13, 1030595, 2023. DOI: 10.3389/fpls.2022.1030595.

BOLFE, Édson Luis et al. **Mapping agricultural intensification in the Brazilian Savanna: a machine learning approach using harmonized data from Landsat Sentinel-2**. ISPRS International Journal of Geo-Information, v. 12, n. 7, 263, 2023. DOI: 10.3390/ijgi12070263.

BOMMASANI, Rishi et al. **On the opportunities and risks of foundation models**. arXiv preprint arXiv:2108.07258, 2021.

BOOGAARD, Hendrik et al. **Building a community-based open harmonised reference data repository for global crop mapping**. PLOS ONE, v. 18, n. 7, e0287731, 2023. DOI: 10.1371/journal.pone.0287731.

BRAMBILLA, Jeferson Altair; LANGE, Anderson; BUCHELT, Antônio Carlos; MASSAROTO, João Aguilar. **Produtividade de milho safrinha no sistema de integração lavoura-pecuária, na região de Sorriso, Mato Grosso**. Revista Brasileira de Milho e Sorgo, v. 8, n. 3, p. 263–274, 2009. DOI: 10.18512/1980-6477/rbms.v8n3p263-274.

BRASIL. Ministério da Agricultura e Pecuária. Portaria SPA/MAPA n.º 278, de 03 de julho de 2024. **Aprova o Zoneamento Agrícola de Risco Climático para a cultura do milho 2ª safra no estado de Mato Grosso, ano-safra 2024/2025**. Brasília, DF: MAPA, 2024. Disponível em: https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/riscos-seguro/programa-nacional-de-zoneamento-agricola-de-risco-climatico/portarias/safra-vigente/mato-grosso/PORTN278MILHO2SAFRAMT.pdf. Acesso em: 09 abr. 2026.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Mapeamento do uso e cobertura da terra do Cerrado: Projeto TerraClass Cerrado 2013**. Brasília, DF: MMA, 2015. 67 p. ISBN 978-85-7738-251-2.

BREIMAN, Leo. **Random forests**. Machine Learning, v. 45, p. 5–32, 2001. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

BROWN, J. Christopher; KASTENS, Jude H.; COUTINHO, Alexandre Camargo; VICTORIA, Daniel de Castro; BISHOP, Christopher R. **Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data**. Remote Sensing of Environment, v. 130, p. 39–50, 2013. DOI: 10.1016/j.rse.2012.11.009.

CHE, Hongyan; PAN, Yaozhong; XIA, Xingsheng; ZHU, Xiufang; LI, Le; HUANG, Yongsheng; ZHENG, Xuechang; WANG, Lingang. **A new transferable deep learning approach for crop mapping**. GIScience & Remote Sensing, v. 61, n. 1, 2395700, 2024. DOI: 10.1080/15481603.2024.2395700.

CHEN, Kanru. **High-resolution winter cover crop mapping with PlanetScope imagery: Comparative analysis of Random Forest, Convolutional Neural Network, and unsupervised classification**. Science of Remote Sensing, v. 13, 100351, 2026. DOI: 10.1016/j.srs.2025.100351.

CHEN, Liang-Chieh et al. **DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2699184.

CHEN, Yansi; HOU, Jinliang; HUANG, Chunlin; ZHANG, Ying; LI, Xianghua. **Mapping maize area in heterogeneous agricultural landscape with multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 images based on Random Forest**. Remote Sensing, v. 13, n. 15, 2988, 2021. DOI: 10.3390/rs13152988.

CHENG, Xinglu; SUN, Yonghua; ZHANG, Wangkuan; WANG, Yihan; CAO, Xuyue; WANG, Yanzhao. **Application of Deep Learning in Multitemporal Remote Sensing Image Classification**. Remote Sensing, v. 15, 3859, 2023. DOI: 10.3390/rs15153859.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Produção agrícola: safra - série histórica dos grãos**. Brasília, DF: Conab, 2026. Disponível em: https://portaldeinformacoes.conab.gov.br/safra-serie-historica-graos.html. Acesso em: 09 abr. 2026.

CRUSIOL, Luís Guilherme Teixeira; PEREIRA NETO, Osvaldo Coelho; NANNI, Marcos Rafael; GUALBERTO, Anderson Antonio da Silva; FURLANETTO, Renato Herrig; SILVA JUNIOR, Carlos Antonio da. **Mapeamento de áreas agrícolas na safra de verão a partir de imagens Landsat frente aos dados oficiais**. Revista Agro@mbiente On-line, Boa Vista, v. 10, n. 4, p. 287–298, out./dez. 2016. DOI: 10.18227/1982-8470ragro.v10i4.3098.

CRUZ, José Carlos et al. **Caracterização do cultivo de milho safrinha de alta produtividade em 2008 e 2009**. Revista Brasileira de Milho e Sorgo, v. 9, n. 2, p. 177–188, 2010. DOI: 10.18512/1980-6477/rbms.v9n2p177-188.

DOSOVITSKIY, Alexey et al. **An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON LEARNING REPRESENTATIONS, 2021. Proceedings [...]. 2021.

DUARTE, Iago Radamés Garcia. **Atributos físicos do solo e a sua resposta espectral pela cultura do milho. 2022**. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Agronomia) – Universidade Federal de Uberlândia, Monte Carmelo, 2022.

EBERHARDT, Isaque Daniel Rocha; LUIZ, Alfredo José Barreto; FORMAGGIO, Antonio Roberto; SANCHES, Ieda Del'Arco. **Detecção de áreas agrícolas em tempo quase real com imagens MODIS**. Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 50, n. 7, p. 605–614, jul. 2015. DOI: 10.1590/S0100-204X2015000700010.

FANG, Kedi; ZHANG, Shengwei; HAN, Yongting; YANG, Lin; LUO, Meng; LIU, Lu; ZHANG, Qian; WANG, Bo. MSCPUnet: **A multi-task neural network for plot-level crop classification in complex agricultural areas**. Smart Agricultural Technology, v. 9, 100660, 2024. DOI: 10.1016/j.atech.2024.100660.

FIORINI, Ivan Vilela Andrade et al. **Produtividade e seus componentes segundo épocas de semeadura do milho safrinha no Norte de Mato Grosso**. Journal of Bioenergy and Food Science, v. 5, n. 2, p. 54–65, 2018. DOI: 10.18067/jbfs.v5i2.195.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **Map Accuracy Assessment and Area Estimation: a practical guide**. Rome: FAO, 2016.

FORMAGGIO, Antonio Roberto; EPIPHANIO, José Carlos Neves. **Características espectrais de culturas e rendimento agrícola**. São José dos Campos: INPE, 1990. Relatório INPE-5125-RPE/630.

FURLANETTO, Renato Herrig et al. **Comportamento espectral do milho em diferentes condições de fertilidade de potássio no solo**. In: ENCONTRO INTERNACIONAL DE PRODUÇÃO CIENTÍFICA, 10., 2017, Maringá. Anais [...]. Maringá: UNICESUMAR, 2017.

GALLEGO, Javier; CRAIG, Michael; MICHAELSEN, Jesper; BOSSYNS, Bart; FRITZ, Steffen (ed.). **Best Practices for Crop Area Estimation with Remote Sensing**. Ispra: European Commission, Joint Research Centre, 2010. EUR 24104 EN.

GAO, Feng; ZHANG, Xiaoyang. **Mapping Crop Phenology in Near Real-Time Using Satellite Remote Sensing: Challenges and Opportunities**. Journal of Remote Sensing, v. 2021, Article ID 8379391, 2021. DOI: 10.34133/2021/8379391.

GAROFALO, Danilo Francisco Trovo; NOVAES, Renan Milagres; AGUIAR, Daniel Alves; BACHION, Luciane Chiodi; PAZIANOTTO, Ricardo A. A.; AUGUSTO, Rafael Cardão; KREUTZFELD, Lucas; FOLEGATTI, Marília I. S.; MOREIRA, Marcelo M. R. **Land use change, management, and CO2 balance of second-crop corn in Brazil**. Preprint, 2025. DOI: 10.21203/rs.3.rs-7358018/v1.

GE, Shuang; ZHANG, Jinshui; PAN, Yaozhong; YANG, Zhi; ZHU, Shuang. **Transferable deep learning model based on the phenological matching principle for mapping crop extent**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 102, 102451, 2021. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102451.

GILCHER, Mario; UDELHOVEN, Thomas. **Field Geometry and the Spatial and Temporal Generalization of Crop Classification Algorithms—A Randomized Approach to Compare Pixel Based and Convolution Based Methods**. Remote Sensing, v. 13, 775, 2021. DOI: 10.3390/rs13040775.

GOEZ, Manuel; TORRES-MADRONERO, Maria C.; RONDON, Tatiana; GUZMAN, Manuel A.; CASAMITJANA, Maria; GONZALEZ, Juan Manuel. **Characterization of Maize, Common Bean, and Avocado Crops under Abiotic Stress Factors Using Spectral Signatures on the Visible to Near-Infrared Spectrum**. Agronomy, v. 14, 2228, 2024. DOI: 10.3390/agronomy14102228.

HE, Kaiming; ZHANG, Xiangyu; REN, Shaoqing; SUN, Jian. **Deep residual learning for image recognition**. In: IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2016. Proceedings [...]. Las Vegas: IEEE, 2016. p. 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.

HOCHREITER, Sepp; SCHMIDHUBER, Jürgen. **Long short-term memory**. Neural Computation, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

HU, Qiong et al. **A phenology-based spectral and temporal feature selection method for crop mapping from satellite time series**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 80, p. 218–229, 2019. DOI: 10.1016/j.jag.2019.04.014.

HU, Yueran; ZENG, Hongwei; TIAN, Fuyou; ZHANG, Miao; WU, Bingfang; GILLIAMS, Sven; LI, Sen; LI, Yuanchao; LU, Yuming; YANG, Honghai. An **Interannual Transfer Learning Approach for Crop Classification in the Hetao Irrigation District, China**. Remote Sensing, v. 14, n. 5, 1208, 2022. DOI: 10.3390/rs14051208.

HUANG, Gao; LIU, Zhuang; VAN DER MAATEN, Laurens; WEINBERGER, Kilian Q. **Densely connected convolutional networks**. In: IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2017. Proceedings [...]. Honolulu: IEEE, 2017. p. 4700–4708. DOI: 10.1109/CVPR.2017.243.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Malhas territoriais**. Rio de Janeiro: IBGE, 2025. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais.html. Acesso em: 09 abr. 2026.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual Técnico das Pesquisas Agropecuárias Municipais**. Coordenação de Agropecuária. Rio de Janeiro: IBGE, 2014. 128 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produção Agrícola Municipal: culturas temporárias e permanentes**. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html. Acesso em: 09 abr. 2026.

JESUS, Silvia Cristina de; EPIPHANIO, José Carlos Neves. **Sensoriamento remoto multissensores para a avaliação temporal da expansão agrícola municipal**. Bragantia, Campinas, v. 69, n. 4, p. 945–956, 2010.

JIANG, Zhangyan; HUETE, Alfredo R.; DIDAN, Kamel; MIURA, Tomoaki. **Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band**. Remote Sensing of Environment, v. 112, n. 10, p. 3833–3845, 2008. DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.006.

JOHANN, Jerry Adriani; BECKER, Willyan Rodrigo; URIBE-OPAZO, Miguel Angel; MERCANTE, Erivelto. **Uso de imagens do sensor orbital MODIS na estimação de datas do ciclo de desenvolvimento da cultura da soja para o estado do Paraná – Brasil**. Engenharia Agrícola, Jaboticabal, v. 36, n. 1, p. 126–142, jan./fev. 2016. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v36n1p126-142/2016.

JOSHI, Abhasha; PRADHAN, Biswajeet; GITE, Shilpa; CHAKRABORTY, Subrata. **Remote-Sensing Data and Deep-Learning Techniques in Crop Mapping and Yield Prediction: A Systematic Review**. Remote Sensing, v. 15, n. 8, 2014, 2023. DOI: 10.3390/rs15082014.

KASTENS, Jude H.; BROWN, J. Christopher; COUTINHO, Alexandre Camargo; BISHOP, Christopher R.; ESQUERDO, Júlio César Dalla Mora. **Soy moratorium impacts on soybean and deforestation dynamics in Mato Grosso, Brazil**. PLOS ONE, v. 12, n. 4, e0176168, 2017. DOI: 10.1371/journal.pone.0176168.

KHATAMI, Reza; MOUNTRAKIS, Giorgos; STEHMAN, Stephen V. **A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: general guidelines for practitioners and future research**. Remote Sensing of Environment, v. 177, p. 89–100, 2016. DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.028.

KOROTKOVA, Irina; EFREMOVA, Natalia. **AI for Agriculture: the comparison of semantic segmentation methods for crop mapping with Sentinel-2 imagery**. arXiv preprint arXiv:2311.12993, 2023.

KOZLOWSKI, L. A. **Período crítico de interferência das plantas daninhas na cultura do milho baseado na fenologia da cultura. Planta Daninha**, v. 20, n. 3, p. 365–372, 2002.

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. **ImageNet classification with deep convolutional neural networks**. In: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS, 25., 2012. Proceedings [...]. 2012. p. 1097–1105.

KUSSUL, Nataliia; LAVRENIUK, Mykola; SKAKUN, Sergii; SHELESTOV, Andrii. **Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data**. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, v. 14, n. 5, 2017. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2681128.

KUSSUL, Nataliia; LEMOINE, Guido; GALLEGO, Francisco Javier; SKAKUN, Sergii V.; LAVRENIUK, Mykola; SHELESTOV, Andrii Yu. **Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data**. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, v. 9, n. 6, p. 2500–2508, 2016. DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2560141.

KWON, Ryoungseob; RYU, Youngryel; CIAIS, Philippe; MAKOWSKI, David; FENG, Huaize; JEONG, Sungchan; CHOI, Changhyun; LEE, Kyungdo. **Enabling 30 m maize mapping without ground reference leveraging multiple satellite platforms in Brazil and Argentina**. SSRN preprint, 2025. DOI: 10.2139/ssrn.5110704.

LE, Minh Tri et al. **High spatial resolution crop type and land use land cover classification without labels: a framework using multi-temporal PlanetScope images and variational Bayesian Gaussian mixture model**. Science of Remote Sensing, v. 12, 100264, 2025. DOI: 10.1016/j.srs.2025.100264.

LECUN, Yann; BOTTOU, Léon; BENGIO, Yoshua; HAFFNER, Patrick. **Gradient-based learning applied to document recognition**. Proceedings of the IEEE, v. 86, n. 11, p. 2278–2324, 1998. DOI: 10.1109/5.726791.

LI, Chenglong et al. **Crop type mapping using time-series Sentinel-2 imagery and U-Net in early growth periods in the Hetao irrigation district in China**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 203, 107478, 2022. DOI: 10.1016/j.compag.2022.107478.

LI, Qianjing; TIAN, Jia; TIAN, Qingjiu. **Deep Learning Application for Crop Classification via Multi-Temporal Remote Sensing Images**. Agriculture, v. 13, 906, 2023. DOI: 10.3390/agriculture13040906.

LI, Wenyuan; LIANG, Shunlin; CHEN, Keyan; CHEN, Yongzhe; MA, Han; XU, Jianglei; MA, Yichuan; GUAN, Shikang; FANG, Husheng; SHI, Zhenwei. **AgriFM: A Multi-source Temporal Remote Sensing Foundation Model for Crop Mapping**. arXiv preprint arXiv:2505.21357v2, 2025.

LIU, Xinkai; ZHAI, Han; SHEN, Yonglin; LOU, Benke; JIANG, Changmin; LI, Tianqi; HUSSAIN, Sayed Bilal; SHEN, Guoling. **Large-Scale Crop Mapping From Multisource Remote Sensing Images in Google Earth Engine**. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, v. 13, 2020. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2963539.

LONG, Jonathan; SHELHAMER, Evan; DARRELL, Trevor. **Fully convolutional networks for semantic segmentation**. In: IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2015. Proceedings [...]. Boston: IEEE, 2015. p. 3431–3440. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965.

LU, Dengsheng; WENG, Qihao. **A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance**. International Journal of Remote Sensing, v. 28, n. 5, p. 823–870, 2007. DOI: 10.1080/01431160600746456.

LU, Tingyu; WAN, Luhe; WANG, Lei. **Fine crop classification in high resolution remote sensing based on deep learning**. Frontiers in Environmental Science, v. 10, 991173, 2022. DOI: 10.3389/fenvs.2022.991173.

LUO, Yu; YAO, Tingting. **Remote-sensing Foundation Model for Agriculture: a survey**. In: ACM MULTIMEDIA ASIA WORKSHOPS, 2024, Auckland. Proceedings [...]. New York: ACM, 2024. p. 1–7. DOI: 10.1145/3700410.3702133.

MA, Yuchi; SHEN, Yawen; SWATANTRAN, Anu; LOBELL, David B. Harvesting **AlphaEarth: benchmarking the geospatial foundation model for agricultural downstream tasks**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2026. Preprint version: arXiv:2601.00857.

MAGGIORI, Emmanuel; TARABALKA, Yuliya; CHARPIAT, Guillaume; ALLIEZ, Pierre. **Fully convolutional neural networks for remote sensing image classification and dense semantic labeling**. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2017. Proceedings [...]. Fort Worth: IEEE, 2017. p. 3212–3215.

MAHLAYEYE, Mbali; DARVISHZADEH, Roshanak; NELSON, Andrew. **Characterising maize and intercropped maize spectral signatures for cropping pattern classification**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 128, 103699, 2024. DOI: 10.1016/j.jag.2024.103699.

MARQUES, Matheus Braga. **Resposta espectral do milho cultivado em sucessão a plantas de cobertura e doses de nitrogênio**. 2024. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Agronômica) – Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2024.

MAXWELL, Aaron E.; WARNER, Timothy A.; FANG, Fang. **Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review**. International Journal of Remote Sensing, v. 39, n. 9, p. 2784–2817, 2018. DOI: 10.1080/01431161.2018.1433343.

MAZZIA, Vittorio; KHALIQ, Aleem; CHIABERGE, Marcello. **Improvement in Land Cover and Crop Classification Based on Temporal Features Learning from Sentinel-2 Data Using Recurrent-Convolutional Neural Network (R-CNN)**. arXiv preprint arXiv:2004.12880v2, 2020.

MCNAIRN, Heather et al. **The contribution of ALOS PALSAR multi-polarization and polarimetric data to crop classification**. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v. 47, n. 12, p. 3981–3992, 2009.

MOHAMMADI, Sina; BELGIU, Mariana; STEIN, Alfred. **Improvement in crop mapping from satellite image time series by effectively supervising deep neural networks**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 198, p. 272–283, 2023. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.03.007.

MONTIBELLER, Bruno; LUIZ, Alfredo José Barreto; SANCHES, Ieda Del'Arco; SILVEIRA, Hilton Luis Ferraz da. **Análise da variabilidade espectro-temporal intraespecífica do milho**. Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Santos-SP, 2017.

MONTIBELLER, Bruno; SANCHES, Ieda Del'Arco; LUIZ, Alfredo José Barreto; GONÇALVES, Fabio; AGUIAR, Daniel Alves de. **Spectral-Temporal Profile Analysis of Maize, Soybean and Sugarcane Based on OLI/Landsat-8 Data**. Brazilian Journal of Agriculture, v. 94, n. 3, p. 242–258, 2019.

MORAES, Daniel; CAMPAGNOLO, Manuel L.; CAETANO, Mário. **Training data in satellite image classification for land cover mapping: a review**. European Journal of Remote Sensing, v. 57, n. 1, 2341414, 2024. DOI: 10.1080/22797254.2024.2341414.

MOREIRA, Mauricio Alves et al. **Modelo de mistura espectral para identificar e mapear áreas de soja e milho em quatro municípios do estado de Minas Gerais**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 9., 1998, Santos. Anais [...]. São José dos Campos: INPE, 1998. p. 53–57.

MULLA, David J. **Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps**. Biosystems Engineering, v. 114, n. 4, p. 358–371, 2013. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009.

NEDUNGADI, Vishal; XIONG, Xingguo; POTZE, Aike; VAN BREE, Ron; LIN, Tao; RUßWURM, Marc; ATHANASIADIS, Ioannis N. From General to Specialized: **The Need for Foundational Models in Agriculture**. arXiv preprint arXiv:2507.05390, 2025.

NEETU; RAY, S. S. **Exploring machine learning classification algorithms for crop classification using Sentinel 2 data**. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. XLII-3/W6, p. 573–579, 2019. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-573-2019.

NÓIA JÚNIOR, Rogerio de Souza et al. **Sistema de monitoramento de produtividade de milho 2ª safra no Mato Grosso**. Agrometeoros, v. 30, e027074, 2022. DOI: 10.31062/agrom.v30.e027074.

OK, Asli Ozdarici; AKAR, Ozlem; GUNGOR, Oguz. **Evaluation of random forest method for agricultural crop classification**. European Journal of Remote Sensing, v. 45, p. 421–432, 2012. DOI: 10.5721/EuJRS20124535.

OLDONI, Lucas Volochen. **Mapeamento de soja e milho com mineração de dados e imagens sintéticas Landsat e MODIS**. 2018. 122 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2018.

PARREIRAS, Taya Cristo et al. **Applications, challenges and perspectives for monitoring agricultural dynamics in the Brazilian Savanna with multispectral remote sensing**. Remote Sensing Applications: Society and Environment, v. 37, 101448, 2025. DOI: 10.1016/j.rsase.2025.101448.

PEREIRA, Cassiano Spaziani et al. **Épocas de semeadura de milho na região norte de Mato Grosso**. Nativa, Sinop, v. 6, n. 3, p. 241–245, maio/jun. 2018. DOI: 10.31413/nativa.v6i3.5471.

PHIRI, Darius; MORGENROTH, Justin. **Developments in Landsat land cover classification methods: a review. Remote Sensing**, v. 9, n. 9, 967, 2017. DOI: 10.3390/rs9090967.

PICOLI, Michelle Cristina Araujo; CAMARA, Gilberto; SANCHES, Ieda; SIMÕES, Rolf; CARVALHO, Alexandre; MACIEL, Adeline; COUTINHO, Alexandre; ESQUERDO, Júlio; ANTUNES, João; BEGOTTI, Rodrigo Anzolin; ARVOR, Damien; ALMEIDA, Cláudio. **Big earth observation time series analysis for monitoring Brazilian agriculture**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 145, p. 328–339, 2018. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.08.007.

PINTO, Dayane Xavier; ESQUERDO, Júlio César Dalla Mora; COUTINHO, Alexandre Camargo. **Mapeamento da expansão agrícola no estado do Mato Grosso em 11 anos a partir de técnica baseada em séries temporais de imagens de NDVI**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu. Anais [...]. São José dos Campos: INPE, 2013. p. 0201–0206.

PIRES, Gabrielle F.; ABRAHÃO, Gabriel M.; BRUMATTI, Lívia M.; OLIVEIRA, Leandro J. C.; COSTA, Marcos H.; LIDDICOAT, Spencer; KATO, Eduardo; LADLE, Richard J. **Increased climate risk in Brazilian double cropping agriculture systems: implications for land use in Northern Brazil**. Agricultural and Forest Meteorology, v. 228–229, p. 286–298, 2016. DOI: 10.1016/j.agrformet.2016.07.005.

POKHARIYAL, Shweta; PATEL, N. R.; GOVIND, Ajit. **Machine learning-driven remote sensing applications for agriculture in India: a systematic review**. Agronomy, v. 13, n. 9, 2302, 2023. DOI: 10.3390/agronomy13092302.

POSSAMAI, Juliano Marcos; SOUZA, Caetano Marciano de; GALVÃO, João Carlos Cardoso. **Sistemas de preparo do solo para o cultivo do milho safrinha**. Bragantia, v. 60, n. 2, p. 79–82, 2001.

PROJETO MAPBIOMAS. **Agriculture and Forest Plantation - Appendix**. Collection 10. São Paulo: MapBiomas, 2025. Disponível em: https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2025/08/Agriculture-and-Forest-Plantation-Appendix-ATBD-Collection-10-v1.pdf. Acesso em: 09 abr. 2026.

PROJETO MAPBIOMAS. **Agriculture Module (Irrigation Systems, Number of Cycles and Second Season) - Appendix**. Collection 10. São Paulo: MapBiomas, 2026. Disponível em: https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2026/01/Agriculture-Module-Appendix-Collection-10.pdf. Acesso em: 09 abr. 2026.

PRUDENTE, Victor Hugo Rohden et al. **Multisensor approach to land use and land cover mapping in Brazilian Amazon**. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 189, p. 95–109, 2022. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.04.025.

QIN, Xiaolei; GUO, Haonan; SU, Xin; ZHAO, Zhenghui; WANG, Di; ZHANG, Liangpei. **Spatiotemporal masked pre-training for advancing crop mapping on satellite image time series with limited labels**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 137, 104426, 2025. DOI: 10.1016/j.jag.2025.104426.

QU, Yang; ZHAO, Wenzhi; YUAN, Zhanliang; CHEN, Jiage. **Crop mapping from Sentinel-1 polarimetric time-series with a deep neural network**. Remote Sensing, v. 12, n. 15, 2493, 2020. DOI: 10.3390/rs12152493.

RAHAMAN, Mashoukur; SOUTHWORTH, Jane; WEN, Yixin; KEELLINGS, David. **Assessing model trade-offs in agricultural remote sensing: A review of machine learning and deep learning approaches using almond crop mapping**. Remote Sensing, v. 17, n. 15, 2670, 2025. DOI: 10.3390/rs17152670.

RICHARDS, John A.; JIA, Xiuping. **Remote Sensing Digital Image Analysis: an introduction**. 4. ed. Berlin: Springer, 2006.

RITCHIE, Steven W.; HANWAY, John J.; BENSON, Garren O. **How a corn plant develops.** Ames: Iowa State University of Science and Technology, Cooperative Extension Service, 1993. (Special Report, 48).

RONNEBERGER, Olaf; FISCHER, Philipp; BROX, Thomas. **U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation**. In: NAVAB, Nassir; HORNEGGER, Joachim; WELLS, William M.; FRANGI, Alejandro F. (ed.). Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015. p. 234–241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.

RUSTOWICZ, Rose et al. **Semantic segmentation of crop type in Africa: a novel dataset and analysis of deep learning methods**. In: IEEE/CVF CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION WORKSHOPS, 2019. Proceedings [...]. 2019.

SAINI, Rashmi; GHOSH, S. K. **Crop classification on single date Sentinel-2 imagery using Random Forest and Support Vector Machine**. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. XLII-5, p. 683–688, 2018. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-5-683-2018.

SAKAMOTO, Toshihiro et al. **A Two-Step Filtering approach for detecting maize and soybean phenology with time-series MODIS data**. Remote Sensing of Environment, v. 114, n. 10, p. 2146–2159, 2010. DOI: 10.1016/j.rse.2010.04.019.

SANTOS, Priscilla Azevedo dos; ADAMI, Marcos; PICOLI, Michelle Cristina Araujo; PRUDENTE, Victor Hugo Rohden; ESQUERDO, Júlio César Dalla Mora; QUEIROZ, Gilberto Ribeiro de; SANTANA, Cleverton Tiago Carneiro de; CHAVES, Michel Eustáquio Dantas. **Land Use and Land Cover Products for Agricultural Mapping Applications in Brazil: Challenges and Limitations**. Remote Sensing, v. 17, 2324, 2025. DOI: 10.3390/rs17132324.

SANTOS, R. N.; MERCANTE, Erivelto; SOUZA, Carlos Henrique Wachholz de; CATTANI, Carlos Eduardo Vizzotto; PALUDO, Alex. **Mapping of winter crops and second-crop corn in the Paraná State-Brazil, using multitemporal images from MODIS sensor**. Journal of Agricultural Science, v. 11, n. 2, p. 477–488, 2019. DOI: 10.5539/jas.v11n2p477.

SHIRATSUCHI, Luciano Shozo et al. **Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na agricultura de precisão**. In: Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. [S.l.]: Embrapa, 2014. p. 58–73.

SILVA, Lílian da Rocha da; SANO, Edson Eyji. **Análise das imagens do satélite RapidEye para discriminação da cobertura vegetal do bioma Cerrado**. Revista Brasileira de Cartografia, n. 68/7, p. 1269–1283, 2016.

SIMÓN SÁNCHEZ, Alejandro-Martín; GONZÁLEZ-PIQUERAS, José; DE LA OSSA, Luis; CALERA, Alfonso. **Convolutional Neural Networks for Agricultural Land Use Classification from Sentinel-2 Image Time Series**. Remote Sensing, v. 14, 5373, 2022. DOI: 10.3390/rs14215373.

SIMONYAN, Karen; ZISSERMAN, Andrew. **Very deep convolutional networks for large-scale image recognition**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON LEARNING REPRESENTATIONS, 2015.

SONG, Weicheng; FENG, Aiqing; WANG, Guojie; ZHANG, Qixia; DAI, Wen; WEI, Xikun; HU, Yifan; AMANKWAH, Solomon Obiri Yeboah; ZHOU, Feihong; LIU, Yi. **Bi-Objective Crop Mapping from Sentinel-2 Images Based on Multiple Deep Learning Networks**. Remote Sensing, v. 15, 3417, 2023. DOI: 10.3390/rs15133417.

SONG, Xiao-Peng et al. **An evaluation of Landsat, Sentinel-2, Sentinel-1 and MODIS data for crop type mapping**. Science of Remote Sensing, v. 3, 100018, 2021. DOI: 10.1016/j.srs.2021.100018.

SOUZA JR., Carlos M. et al. **Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine**. Remote Sensing, v. 12, n. 17, 2735, 2020. DOI: 10.3390/rs12172735.

SPERA, Stephanie A.; COE, Michael T.; GALFORD, Gillian L.; MACEDO, Marcia N.; MUSTARD, John F. **Recent cropping frequency, expansion, and abandonment in Mato Grosso**, Brazil had selective land characteristics. Environmental Research Letters, v. 9, 064010, 2014. DOI: 10.1088/1748-9326/9/6/064010.

SZEGEDY, Christian et al. **Going deeper with convolutions**. In: IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2015. Proceedings [...]. Boston: IEEE, 2015. p. 1–9. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.

TALUKDAR, Swapan; SINGHA, Pankaj; MAHATO, Susanta; SHAHFAHAD; PAL, Swades; LIOU, Yuei-An; RAHMAN, Atiqur. **Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations: a review**. Remote Sensing, v. 12, n. 7, 1135, 2020. DOI: 10.3390/rs12071135.

TEIXEIRA JR., Paulo D. P.; SANTOS, Kênia M.; WEBER, Eliseu. **Quantificação da frequência de cultivo a partir de séries temporais de imagens de satélite**. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2025. Anais eletrônicos [...]. Disponível em: https://proceedings.science/p/197617?lang=pt-br. Acesso em: 15 abr. 2026.

ANGULO VALENCIA, Lady Victoria; PAMBOUKIAN, Sergio Vicente Denser. **Spectral behavior of maize, rice, soy and oat crops using multi-spectral images from Sentinel-2**. 2019 Brazilian Technology Symposium, 2019.

VALI, Ava; COMAI, Sara; MATTEUCCI, Matteo. **Deep learning for land use and land cover classification based on hyperspectral and multispectral Earth observation data: a review**. Remote Sensing, v. 12, n. 15, 2495, 2020. DOI: 10.3390/rs12152495.

VASWANI, Ashish et al. **Attention is all you need**. In: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS, 30., 2017. Proceedings [...]. 2017.

VICTOR, Brandon; NIBALI, Aiden; HE, Zhen. **A systematic review of the use of Deep Learning in Satellite Imagery for Agriculture**. arXiv preprint arXiv:2210.01272v2, 2023.

VIÑA, Andrés; GITELSON, Anatoly A.; RUNDQUIST, Donald C.; KEYDAN, Galina; LEAVITT, Bryan; SCHEPERS, James. **Monitoring Maize (Zea mays L.) Phenology with Remote Sensing**. Agronomy Journal, 2004. DOI: 10.2134/agronj2004.1139.

WANG, Chen; CHEN, Jiaqi; CAI, Cheng; LIU, Mengyu; WANG, Ziming; ZHANG, Haoyu; ZHANG, Huanxue. **Comprehensive Analysis of a Parcel-Level Crop Mapping (PARCM) Framework From the Perspective of Spatial Heterogeneity and Spatiotemporal Transferability**. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025. DOI: 10.1109/JSTARS.2025.3532283.

WANG, Hengbin; CHANG, Wanqiu; YAO, Yu; YAO, Zhiying; ZHAO, Yuanyuan; LI, Shaoming; LIU, Zhe; ZHANG, Xiaodong. Cropformer: **A new generalized deep learning classification approach for multi-scenario crop classification**. Frontiers in Plant Science, v. 14, 1130659, 2023. DOI: 10.3389/fpls.2023.1130659.

WANG, Lijun; WANG, Jiayao; LIU, Zhenzhen; ZHU, Jun; QIN, Fen. **Evaluation of a deep-learning model for multispectral remote sensing of land use and crop classification**. The Crop Journal, v. 10, p. 1435–1451, 2022. DOI: 10.1016/j.cj.2022.01.009.

WARDLOW, Brian D.; EGBERT, Stephen L.; KASTENS, Jude H. **Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S**. Central Great Plains. Remote Sensing of Environment, v. 108, n. 3, p. 290–310, 2007. DOI: 10.1016/j.rse.2006.11.021.

WEI, Sisi; ZHANG, Hong; WANG, Chao; WANG, Yuanyuan; XU, Lu. **Multi-Temporal SAR Data Large-Scale Crop Mapping Based on U-Net Model**. Remote Sensing, v. 11, 68, 2019. DOI: 10.3390/rs11010068.

WELLINGTON, Michael J.; RENZULLO, Luigi J. **High-Dimensional Satellite Image Compositing and Statistics for Enhanced Irrigated Crop Mapping**. Remote Sensing, v. 13, 1300, 2021. DOI: 10.3390/rs13071300.

WITTSTRUCK, Lucas; JARMER, Thomas; WASKE, Björn. **Multi-Stage Feature Fusion of Multispectral and SAR Satellite Images for Seasonal Crop-Type Mapping at Regional Scale Using an Adapted 3D U-Net Model**. Remote Sensing, v. 16, n. 17, 3115, 2024. DOI: 10.3390/rs16173115.

XIE, Yan; ZENG, Hongwei; LI, Junbin; ZHAO, Hang; YU, Qiangyi; QIU, Bingwen; AHMED, Shukri; WU, Bingfang. **Improving parcel level crop classification by integrating a novel red edge maize-cotton mapping index and machine learning: a case study in the Ebinur Lake Basin**. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 143, 104765, 2025. DOI: 10.1016/j.jag.2025.104765.

YAN, Jian; GU, Xingfa; CHEN, Yuxing. **CropSTS: A Remote Sensing Foundation Model for Cropland Classification with Decoupled Spatiotemporal Attention**. Remote Sensing, v. 17, n. 14, 2481, 2025. DOI: 10.3390/rs17142481.

YANG, Xuan; ZHANG, Bing; CHEN, Zhengchao; BAI, Yongqing; CHEN, Pan. **A Multi-Temporal Network for Improving Semantic Segmentation of Large-Scale Landsat Imagery**. Remote Sensing, v. 14, n. 19, 5062, 2022. DOI: 10.3390/rs14195062.

ZEILER, Matthew D.; FERGUS, Rob. **Visualizing and understanding convolutional networks**. In: FLEET, David et al. (ed.). Computer Vision – ECCV 2014. Cham: Springer, 2014. p. 818–833. DOI: 10.1007/978-3-319-10590-1_53.

ZHANG, Chen; KERNER, Hannah; WANG, Sherrie; HAO, Pengyu; LI, Zhe; HUNT, Kevin A.; ABERNETHY, Jonathon; ZHAO, Haoteng; GAO, Feng; DI, Liping; BULLEN, Claire. **Remote sensing for crop mapping: A perspective on current and future crop-specific land cover data products**. Remote Sensing of Environment, v. 330, 114995, 2025. DOI: 10.1016/j.rse.2025.114995.

ZHANG, Hongyan et al. **Accessing the temporal and spectral features in crop type mapping using multi-temporal Sentinel-2 imagery: a case study of Yi'an County, Heilongjiang province, China**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 176, 105618, 2020. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105618.

ZHANG, Jianhua; YOU, Shucheng; LIU, Aixia; XIE, Lijian; HUANG, Chenhao; HAN, Xu; LI, Penghan; WU, Yixuan; DENG, Jinsong. **Winter Wheat Mapping Method Based on Pseudo-Labels and U-Net Model for Training Sample Shortage**. Remote Sensing, v. 16, n. 14, 2553, 2024. DOI: 10.3390/rs16142553.

ZHANG, Ming; MA, Maochen; DEINES, Jillian M.; LOBELL, David B.; ZHOU, Qiming; LEE, Hyung Joo; KASTENS, Jude H. **A MODIS-based scalable remote sensing method to map soybean planting and harvest dates in Mato Grosso, Brazil.** Heliyon, v. 7, n. 6, e07436, 2021. DOI: 10.1016/j.heliyon.2021.e07436.

ZHAO, Hongwei; CHEN, Zhongxin; JIANG, Hao; JING, Wenlong; SUN, Liang; FENG, Min. **Evaluation of Three Deep Learning Models for Early Crop Classification Using Sentinel-1A Imagery Time Series—A Case Study in Zhanjiang, China**. Remote Sensing, v. 11, 2673, 2019. DOI: 10.3390/rs11222673.

ZHAO, Shengyu; TU, Kaiwen; YE, Shutong; TANG, Hao; HU, Yaocong; XIE, Chao. **Land use and land cover classification meets deep learning: a review**. Sensors, v. 23, n. 21, 8966, 2023. DOI: 10.3390/s23218966.

ZHENG, Zuojun et al. **Fusion of UAV-acquired visible images and multispectral data by applying machine-learning methods in crop classification**. Agronomy, v. 14, n. 11, 2670, 2024. DOI: 10.3390/agronomy14112670.

ZHONG, Liheng; HU, Lina; ZHOU, Hang. **Deep learning based multi-temporal crop classification**. Remote Sensing of Environment, v. 221, p. 430–443, 2019. DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.032.

ZHOU, Zongwei; SIDDIQUEE, Md Mahfuzur Rahman; TAJBAKHSH, Nima; LIANG, Jianming. **UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation**. In: DEEP LEARNING IN MEDICAL IMAGE ANALYSIS AND MULTIMODAL LEARNING FOR CLINICAL DECISION SUPPORT. Cham: Springer, 2018. p. 3–11. DOI: 10.1007/978-3-030-00889-5_1.

ZHU, Xiao Xiang; TUIA, Devis; MOU, Lichao; XIA, Gui-Song; ZHANG, Liangpei; XU, Feng; FRAUNDORFER, Friedrich. **Deep Learning in Remote Sensing: A Review**. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2017.

ZHU, Zhihui; CHEN, Yuling; LU, Chengzhuo; YANG, Minglong; XIA, Yonghua; HUANG, Dewu; LV, Jie. **Research on Crop Classification Using U-Net Integrated with Multimodal Remote Sensing Temporal Features**. Sensors, v. 25, 5005, 2025. DOI: 10.3390/s25165005.

ZULLO JUNIOR, Jurandir et al. **Multi-resolution in remote sensing for agricultural monitoring: a review**. Revista Brasileira de Cartografia, n. 66/7, p. 1517–1529, 2014.