UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ- CAMPUS DE CASCAVEL

CENTRO DE CIENCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS

PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

MÉTODOS DE AJUSTE PARA FUSÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE IMAGENS DE SATÉLITE

IVÃ LUIS CAON

CASCAVEL – PARANÁ - BRASIL

AGOSTO – 2024

IVÃ LUIS CAON

MÉTODOS DE AJUSTE PARA FUSÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE IMAGENS DE SATÉLITE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, da Universidade Estadual do Oeste do Paraná, em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração: Sistemas Biológicos e Agroindustriais – SBA.

Orientador: Prof. Dr. Erivelto Mercante

Coorientadores:
Dr. João Francisco Gonçalves Antunes
Prof. Dr. Henrique dos Santos Felipetto

CASCAVEL – PARANÁ - BRASIL

AGOSTO – 2024

*

Caon, Ivã Luis
MÉTODOS DE AJUSTE PARA FUSÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE IMAGENS DE SATÉLITE / Ivã Luis Caon; orientador Erivelto Mercante; coorientador Antunes, João Francisco Gonçalves; Felipetto, Henrique dos Santos . -- Cascavel, 2024.
p.

Dissertação (Mestrado Acadêmico Campus de Cascavel) -- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, 2024.

1. Sensoriamento remoto. 2. Computação em nuvem. 3. Classificação de uso e cobertura da terra. I. Mercante, Erivelto, orient. II. , Antunes, João Francisco Gonçalves; Felipetto, Henrique dos Santos , coorient. III. Título.

* Revisão de português, inglês e normas realizada pelo Prof. Dr. José Carlos da Costa, em 04 de dezembro de 2024.

unioeste
Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Reitoria
CNPJ 78.680.337/0001-84
Rua Universitária, 1619, Jardim Universitário
Tel.: (45) 3220-3000 - www.unioeste.br
CEP: 85819-110 - Cx. P.: 701
Cascavel - PARANÁ

PARANÁ
GOVERNO DO ESTADO

IVÃ LUIS CAON

MÉTODOS DE AJUSTES PARA FUSÃO ESPAÇO-TEMPORAL DE IMAGENS DE SATÉLITE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Sistemas Biológicos e Agroindustriais, linha de pesquisa Geoprocessamento, Estatística Espacial e Agricultura de Precisão, APROVADO(A) pela seguinte banca examinadora:

gov.br Documento assinado digitalmente
ERIVELTO MERCANTE
Data: 02/09/2024 08:30:50-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Orientador(a) - Erivelto Mercante

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)

gov.br Documento assinado digitalmente
ISAQUE DE SOUZA MENDES
Data: 30/08/2024 08:15:52-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Isaque de Souza Mendes

SpotSat

gov.br Documento assinado digitalmente
JERRY ADRIANI JOHANN
Data: 30/08/2024 12:07:47-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Jerry Adriani Johann

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)

Cascavel, 28 de agosto de 2024.

BIOGRAFIA

Ivã Luis Caon, nascido em 22/03/1998, natural da cidade de Matelândia, Paraná, Brasil, concluiu o curso de graduação em Engenharia Agrícola, pela Universidade Estadual do Oeste do Paraná -UNIOESTE, no ano de 2021. Em 2022 ingressou no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola – Engenharia de Sistemas Biológicos e Agroindustriais, sob orientação do Prof. Dr. Erivelto Mercante, estudando o tema: Técnicas de regressão adotadas como base para algoritmos de fusão espaço-temporal.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a minha filha Liana, a minha esposa Leticia, aos meus pais, Luiz e Eligelza, à minha irmã Yasmin, aos meus avós, Solange, Célio, Nádia e Carlos, por todo o apoio e incentivo, seja nas vitórias ou nas derrotas, e por todo o amor e compreensão;

Agradeço ao Prof. Dr. Erivelto Mercante, meu orientador, pelo conhecimento, paciência e compreensão e, principalmente, pela confiança e amizade, dedicadas ao longo desses anos;

Aos meus amigos da Engenharia Agrícola, PGEAGRI e de demais cursos, pela amizade, e apoio;

Aos amigos do GeoLab, atuais ou antigos, Diandra, Luiz, Lucas, Carlos, Victor, Bruno, Alex, Willyan, Isaque, Douglas, Samuel, Leonardo, Octavio, Marcus, Suzana, Diego e Rafaela, pela amizade, conhecimentos e auxílios prestados;

Aos professores do PGEAGRI, pelos conhecimentos transmitidos, e a todos que contribuíram de alguma forma para a minha formação;

Ao PGEAGRI, Colegiado de Engenharia Agrícola, ao Centro de Ciência Exatas e Tecnológicas e à Universidade Estadual do Oeste do Paraná, pela infraestrutura, a oportunidade e o auxílio na formulação deste trabalho;

A Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior– CAPES pelo apoio financeiro (bolsa) concedido.

CAON, Ivã Luís. **Técnicas de regressão adotadas como base para algoritmos de fusão espaço-temporal**. Orientador: Prof. Dr. Erivelto Mercante. Coorientadores: Dr. João Francisco Gonçalves Antunes; Prof. Dr. Henrique dos Santos Felipetto. 2024. 63 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel – Paraná, 2024.

RESUMO

O sensoriamento remoto possibilita a obtenção de dados sobre vastas áreas geográficas, sendo essencial para a caracterização do uso e cobertura da terra. Entretanto, a disponibilidade de dados de alta resolução é frequentemente limitada por fatores como condições atmosféricas adversas. A fusão espaço-temporal surge como uma solução prática, combinando as vantagens de diferentes sensores para produzir dados de alta resolução espacial e temporal. Desde o desenvolvimento do *Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* (STARFM) em 2006, diversos métodos de fusão foram propostos, variando desde técnicas de compilação de pares de valores até o uso de aprendizado profundo para estabelecer relações entre sensores. Apesar de eficientes, essas técnicas são onerosas em termos de processamento e exigem conhecimento técnico avançado. Além disso, enfrentam desafios na construção de padrões precisos e na detecção de mudanças abruptas na cobertura da terra, como queimadas e inundações. Como uma alternativa viável para o processamento de dados de sensoriamento remoto, oferecendo recursos de computação de alto desempenho em uma plataforma acessível e prática, temos o *Google Earth Engine* (GEE), o qual facilita a disseminação dos resultados para outros pesquisadores, promovendo a colaboração científica. Os resultados obtidos mostram que a fusão espaço-temporal com o modelo de Mínimos Quadrados de grau 4 no sistema OLI/MODIS apresentou os melhores desempenhos, mesmo não sendo a com o maior valor do coeficiente de determinação (r^2), porém obteve a melhor exatidão global. A análise estatística confirmou que esse modelo possui desempenho estocasticamente igual a modelos de maior grau, mas com menor complexidade, o que sugere ser a escolha mais eficiente. Já o sistema MSI/MODIS, mesmo com a fusão usando o modelo Talwar de grau 1, não demonstrou ganhos significativos em relação ao MSI sem fusão, provavelmente em função da menor compatibilidade entre resoluções espectrais dos sensores envolvidos, limitando os benefícios esperados. A fusão espaço-temporal se mostrou promissora para o sistema OLI/MODIS. Entretanto, estudos futuros são necessários para otimizar a metodologia de fusão para o sensor MSI, considerando ajustes que melhor explorem as potencialidades dos sensores envolvidos ou a utilização de outro sensor no lugar do MODIS. Conclui-se que, embora desafios persistam, a fusão espaço-temporal baseada em técnicas de regressão representa uma abordagem promissora e inovadora para melhorar a resolução e a aplicabilidade dos dados de sensoriamento remoto, com amplas possibilidades de aplicação em diversas áreas do conhecimento.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto; Computação em nuvem; Classificação de uso e cobertura da terra.

CAON, Ivã Luís. **Regression techniques adopted as basis for spatiotemporal fusion algorithms**. Advisor: Erivelto Mercante; Coadvisor: João Francisco Gonçalves Antunes; Coadvisor: Henrique dos Santos Felipetto. 2024. 63 f. Thesis (Master's in Agricultural Engineering) – Western Paraná State University, Cascavel – Paraná, 2024.

ABSTRACT

Remote sensing enables the acquisition of data over vast geographic areas, making it essential for characterizing land use and land cover. However, the availability of high-resolution data is often limited by factors such as adverse atmospheric conditions. Spatiotemporal fusion emerges as a practical solution by combining the advantages of different sensors to produce high-resolution spatial and temporal data. Since the development of the Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model (STARFM) in 2006, numerous fusion methods have been proposed, ranging from pairwise value compilation techniques to the use of deep learning for establishing relationships between sensors. Although efficient, these techniques are computationally expensive and require advanced technical expertise. Additionally, they face challenges in constructing accurate patterns and detecting abrupt changes in land cover, such as wildfires and floods. As a viable alternative for remote sensing data processing, Google Earth Engine (GEE) offers high-performance computing resources on an accessible and practical platform. It facilitates the dissemination of results to other researchers, thereby promoting scientific collaboration. In this regard, the results obtained indicate that spatiotemporal fusion using the 4th-degree Least Squares model in the OLI/MODIS system achieved the best performance. While it did not yield the highest coefficient of determination (r^2), it achieved the best overall accuracy. Statistical analysis confirmed that this model performs stochastically equal to higher-degree models but with reduced complexity, making it the most efficient choice. On the other hand, the MSI/MODIS system, even with fusion using the 1st-degree Talwar model, did not show significant gains compared to MSI without fusion. This outcome is likely due to the lower compatibility between the spectral resolutions of the sensors involved, which limited the expected benefits. Spatiotemporal fusion proved promising for the OLI/MODIS system. However, further studies are necessary in order to optimize the fusion methodology for the MSI sensor, considering adjustments to better leverage the potential of the involved sensors or exploring the use of a different sensor in place of MODIS. In conclusion, despite persistent challenges, spatiotemporal fusion based on regression techniques represents a promising and innovative approach to enhancing the resolution and applicability of remote sensing data, with vast possibilities for application across various fields of knowledge.

Keywords: Remote sensing; Cloud computing; Land use and land cover classification.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS ..... **ix**

LISTA DE FIGURAS ..... **x**

1 INTRODUÇÃO **1**

2 OBJETIVOS **3**

2.1 Objetivo geral 3

2.2 Objetivos específicos 3

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA **4**

3.1 Sensoriamento remoto 4

3.1.1 *Landsat* 5

3.1.2 *Sentinel* 6

3.1.3 MODIS 7

3.2 Fusão espaço-temporal 9

3.3 Regressão polinomial 12

3.3.1 Mínimos quadrados 13

3.3.2 Ridge 14

3.3.3 Talwar 15

4 MATERIAL E MÉTODOS **17**

4.1 Seleção e pré-processamento dos dados 17

4.1.1 Sistema OLI/MODIS 18

4.1.2 Sistema MSI/MODIS 19

4.2 Fusão espaço-temporal baseada em regressão 21

4.2.1 Validação dos modelos de fusão espaço-temporal 23

4.3 Classificação de uso e cobertura da terra 25

4.3.1 *Random forest* 25

4.3.2 Validação da classificação 25

5 RESULTADOS E DISCUSSÂO **27**

5.1 Avaliação dos modelos de fusão espaço-temporal 27
5.1.1 Resultados do sistema OLI/MODIS 27
5.1.2 Resultados do sistema MSI/MODIS 31
5.1.3 Seleção dos melhores modelos 34
5.2 Avaliação das classificações 38
6 CONCLUSÃO 42
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS 43
REFERÊNCIAS 44
APÊNDICE 51
APÊNDICE A – RESUMOS ESTATÍSTICOS DOS DADOS 52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Características espectrais do sensor OLI 5

Tabela 2 Características espectrais e espaciais do sensor MSI 7

Tabela 3 Bandas espectralmente semelhantes entre os sensores OLI e MODIS 19

Tabela 4 Bandas espectralmente semelhantes entre os sensores MSI e MODIS 20

Tabela 5 Resultados do teste de Kruska Wallis para o sistema OLI/MODIS 29

Tabela 6 Valores médios do r^2 para o sistema OLI/MODIS 29

Tabela 7 Resultados do teste de Kruska Wallis para o sistema MSI/MODIS 31

Tabela 8 Valores médios de correlação de *Pearson* para o sistema MSI/MODIS..... 32

Tabela 9 Melhor tratamento por banda do sistema OLI/MODIS..... 34

Tabela 10 Melhor tratamento por banda do sistema MSI/MODIS 35

Tabela 11 Valores de áreas classificadas em hectares (ha) para a referência e sistemas OLI/MODIS e MSI/MODIS 38

Tabela 12 Valores de acurácia do produtor (AP) e usuário (AU) e exatidão global obtidos 40

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Fluxo de funcionamento do algoritmo STARFM. 11

Figura 2 Localização da área de estudo. 17

Figura 3 Distribuição temporal das imagens do sistema OLI/MODIS. 20

Figura 4 Distribuição temporal das imagens do sistema MSI/OLCI. 21

Figura 5 Fluxo de funcionamento do modelo proposto. 22

Figura 6 Regiões de teste para a avaliação dos modelos. 24

Figura 7 Fluxograma demostrando o processo de validação dos modelos. 24

Figura 8 Média de valores do coeficiente de determinação (r^2), de acordo com o algoritmo de ajuste, grau do polinômio, banda e sistema OLI/MODIS. 28

Figura 9 Resultado do teste de Dunn para o sistema OLI/MODIS. 30

Figura 10 Resultado do teste de Dunn para o sistema MSI/MODIS. 33

Figura 11 Comparação dos valores de r^2 e RMSE por banda, ao longo dos pares de datas disponíveis para o local de teste 4, para o algoritmo de M.Q. com grau 6., no sistema OLI/MODIS. 36

Figura 12 Comparação dos valores de r^2 e RMSE por banda, ao longo dos pares de datas disponíveis para o local de teste 4, para o algoritmo de TALWAR com grau 1, para o sistema MSI/MODIS. 36

Figura 13 Classificações obtidas para os diferentes modelos testados nas 10 regiões de teste 39

1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto permite a obtenção de dados de grandes áreas geográficas, seja por meio de imagens aéreas ou orbitais, permitindo a caracterização do uso e cobertura da terra. As características dessas imagens podem definir os elementos a serem mapeados, em especial suas características espaciais, definindo o grau de detalhamento. Porém, muitas vezes, não apenas as características espaciais isoladas definem a legenda dos mapas, visto que o fator temporal também é de importância para a definição e/ou reconhecimento de alguns padrões.

No entanto, dados de observação terrestre de alta resolução com continuidade espacial e temporal são limitados devido à insuficiência de sensores e condições de observação instáveis (adversas). Como por exemplo o sensor *Multispectral Instrument* (MSI), que está a bordo dos satélites *SENTINEL*-2A e 2B e possui resolução espacial de até 10 m, e temporal de 5 dias, quando combinados os sensores. Porém, devido à influência das nuvens e das sombras delas, é difícil garantir a disponibilidade de dados em uma área e tempo especificados, o que limita severamente a aplicação desses dados, em especial em regiões chuvosas.

Nesse contexto, a fusão espaço-temporal surge como uma abordagem poderosa e prática para superar essas limitações, permitindo melhorar simultaneamente as características espaciais de imagens de um sensor com alta resolução temporal e as características temporais de um sensor com alta resolução espacial, não apenas capturando mudanças ao longo do tempo, mas também preservando a fidelidade espacial e temporal dos dados. Isso representa um grande avanço para o sensoriamento remoto, pois possibilita a criação de conjuntos de dados que combinam alta resolução temporal e espacial, o que anteriormente era inviável.

Além disso, a fusão espaço-temporal aumenta a capacidade de algoritmos de classificação, como o *Random forest,* ao ampliar o número de imagens da série temporal disponíveis para análise, o que resulta em uma melhor interpretação do fator temporal. Essa maior riqueza de dados proporciona classificações mais precisas e a identificação mais clara de padrões sazonais e mudanças na cobertura da terra.

Desde o desenvolvimento do *Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* (STARFM), em 2006, diversos métodos de fusão espaço-temporal foram criados, cada um com suas características e avanços específicos. Esses métodos variam desde a compilação

simples de pares de valores até o uso de técnicas de aprendizado profundo para estabelecer relações entre sensores, bem como o uso de modelos de mistura espectral para determinar relações ponderadas entre *pixels* de diferentes sensores. Todos esses métodos buscam superar as limitações inerentes dos sensores ao fornecer estimativas mais precisas da dinâmica temporal e espacial.

Contudo, essas técnicas de fusão espaço-temporal ainda apresentam desafios significativos. Além de serem onerosas em termos de tempo de processamento, elas também exigem um conhecimento técnico considerável do operador. Atualmente, os algoritmos de fusão espaço-temporal enfrentam dificuldades na criação de padrões e na detecção de alterações da cobertura terrestre, especialmente na previsão de mudanças abruptas, como queimadas, enchentes, inundações e atividades antrópicas. A reconstrução detalhada de estruturas espaciais, como pequenas formas e texturas, ainda representa um desafio para esses modelos, indicando que há muito espaço para melhorias.

Para reduzir o ônus dessas técnicas, o *Google Earth Engine* (GEE) se apresenta como uma alternativa eficaz. O GEE é uma plataforma baseada em nuvem que oferece acesso a recursos de computação de alto desempenho, facilitando o processamento de dados de sensoriamento remoto de forma prática e acessível. Além disso, ao contrário da maioria dos centros de supercomputação, o GEE foi projetado para ajudar na disseminação dos resultados, permitindo que pesquisadores compartilhem facilmente suas descobertas e promovam a colaboração científica.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Comparar diferentes modelos de fusão espaço-temporal, baseados em regressão polinomial, utilizando-se de três algoritmos de ajuste (Mínimos Quadrados, Regressão de Ridge e Função de Custo de Talwar) considerando os graus de polinômios de 1 a 10.

2.2 Objetivos específicos

a) Comparar técnicas de regressão como base para o algoritmo de fusão espaço-temporal;
b) Comparar possíveis alterações nos padrões de resposta entre os sistemas OLI/MODIS e MSI/MODIS, quando submetidos à mesma técnica de fusão espaço-temporal;
c) Avaliar as acurácias das imagens geradas pelas técnicas de regressão por meio do coeficiente de determinação e erro médio quadrático;
d) Avaliar as acurácias dos mapeamentos gerados.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é a técnica de aquisição de informações sobre alvos sem contato direto, registrando dados a partir da radiação eletromagnética em diversas frequências, como raios gama, raios-X, ultravioleta, visível, infravermelho e micro-ondas. Isso é realizado por meio de instrumentos como câmeras, lasers, dispositivos lineares e matriciais montados em plataformas, tais como aeronaves, satélites ou outros. A informação obtida é analisada por meio de processamento visual ou digital. O estudo do sensoriamento remoto engloba tanto a teoria da radiação eletromagnética e suas interações com a matéria quanto a análise dos dados derivados dessas interações (JENSEN, 2009).

Os instrumentos utilizados para registrar os dados de sensoriamento remoto são denominados sensores. Esses sensores podem operar em diversos níveis, como de campo, aéreo (baixa, média ou alta altitude), orbitais e de laboratório, além de poderem registrar a radiação eletromagnética ou outros tipos de ondas, como os sonares, que registram ondas sonoras. Os sensores são de extrema importância, pois determinam o tipo de dado a ser registrado e sua qualidade (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Nos últimos anos, o sensoriamento remoto tem se beneficiado de avanços em tecnologias de sensores, processamento de imagens e algoritmos de análise de dados. Satélites modernos, como os da série *Sentinel*, oferecem alta resolução espacial e temporal, permitindo aplicações precisas em agricultura, monitoramento ambiental e resposta a desastres (DRUSCH *et al.*, 2012).

Apesar desses avanços, o sensoriamento remoto enfrenta desafios significativos. A integração de dados provenientes de diferentes fontes e a análise em tempo real permanecem áreas de pesquisa ativa (ABDELMAJEED; JUSZCZAK, 2024). Além disso, a precisão dos dados pode ser comprometida por fatores como a resolução do sensor e a qualidade do processamento de imagens.

A gestão e armazenamento de grandes volumes de dados gerados por satélites modernos também representam um desafio, exigindo infraestruturas robustas de tecnologia da informação (TI) e algoritmos eficientes de processamento de dados (GOODCHILD, 2009).

3.1.1 *Landsat*

A série *Landsat* é uma das mais longevas e significativas iniciativas de sensoriamento remoto, tendo iniciado com o lançamento do *Landsat* 1 em 1972. A missão do programa é fornecer imagens contínuas e consistentes da superfície terrestre, essenciais para diversas aplicações, como monitoramento ambiental, agricultura, planejamento urbano e resposta a desastres (GOWARD; WILLIAMS, 1997).

Ao longo das décadas, os satélites *Landsat* têm evoluído em termos de tecnologia e capacidade de sensores, proporcionando imagens de alta qualidade com resolução espacial, espectral, temporal e radiométrica aprimoradas. Os avanços tecnológicos de cada nova geração de satélites *Landsat* refletem a crescente demanda por dados mais precisos e detalhados (IRONS; DWYER; BANDYOPADHYAY, 2012).

O *Landsat* 8, lançado em fevereiro de 2013, é equipado com dois sensores principais: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). O OLI captura imagens em nove bandas espectrais, incluindo a banda pancromática, com uma resolução espacial de 30 metros para as bandas multiespectrais e 15 metros para a banda pancromática (ROY *et al.*, 2014). O TIRS, por sua vez, mede a radiação térmica em duas bandas, com resolução espacial de 100 metros. A resolução radiométrica do OLI é de 12 bits, enquanto a do TIRS é de 16 bits. A resolução temporal dos sensores do *Landsat* 8 é de 16 dias. As características espectrais do sensor OLI são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 Características espectrais do sensor OLI

Banda	Comprimento de onda (μm)
Banda 1 – Aerossol costeiro	0,435 - 0,451
Banda 2 – Azul (BLUE)	0,452 - 0,512
Banda 3 – Verde (GREEN)	0,533 - 0,590
Banda 4 – Vermelho (RED)	0,636 - 0,673
Banda 5 – Infravermelho próximo (NIR)	0,851 - 0,879
Banda 6 – Infravermelho médio 1 (SWIR 1)	1,566 - 1,652
Banda 7 – Infravermelho médio 2 (SWIR 2)	2,107 - 2,294
Banda 8 – Pancromática	0,520 - 0,900

Fonte: Adaptado de Zanter (2019).

O sensor OLI tem sido amplamente utilizado em diversas áreas. Na agricultura, suas imagens permitem o monitoramento da saúde das culturas, a detecção de pragas e doenças, e a gestão eficiente de recursos hídricos (DU *et al.*, 2010). No campo ambiental, é utilizado para mapear mudanças na cobertura terrestre, monitorar florestas e detectar desmatamentos (HANSEN *et al.*, 2013).

O *Landsat* 9, lançado em setembro de 2021, representa uma continuidade e aprimoramento das capacidades do *Landsat* 8. Equipado com sensores OLI-2 e TIRS-2, o *Landsat* 9 mantém as mesmas bandas espectrais e resoluções espaciais de seu antecessor, garantindo a compatibilidade e a continuidade dos dados (MASEK *et al.*, 2020). No entanto, o *Landsat* 9 traz melhorias em termos de radiometria, com maior precisão na calibração dos sensores, resultando em dados de melhor qualidade, além de complementar temporalmente o seu antecessor, fazendo com que a serie combinada passe a ter uma resolução temporal de 8 dias.

As aplicações do *Landsat* 9 são amplamente semelhantes às do *Landsat* 8, mas espera-se que as melhorias em precisão radiométrica ampliem a qualidade dos dados disponíveis para os usuários. As áreas de agricultura, gestão de recursos hídricos e monitoramento ambiental continuarão a se beneficiar significativamente dos dados fornecidos pelo *Landsat* 9 (MASEK *et al.*, 2020).

Além disso, a continuidade dos dados *Landsat* é vital para estudos de longa duração sobre mudanças climáticas e uso da terra. A capacidade de comparar dados históricos com as novas imagens do *Landsat* 9 permite uma análise detalhada e precisa das tendências e transformações ambientais ao longo do tempo (MASEK *et al.*, 2020).

Apesar das melhorias recentes, ainda existem desafios significativos no uso dos dados *Landsat*. A resolução espacial de 30 metros pode não ser suficiente para algumas aplicações que requerem detalhes mais refinados, como a identificação de pequenas estruturas ou a detecção de mudanças em áreas urbanas densamente construídas (GOODCHILD, 2009).

3.1.2 *Sentinel*

A série *Sentinel* é composta por diversos satélites, cada um projetado para atender a diferentes necessidades de monitoramento ambiental e terrestre. O programa europeu *Copernicus*, ao qual os satélites pertencem, tem como objetivo fornecer dados e serviços de observação da Terra para apoiar políticas ambientais e de segurança (TORRES *et al.*, 2012).

Os satélites *Sentinel* são organizados em várias missões: *Sentinel*-1 (radar de abertura sintética), *Sentinel*-2 (sensoriamento óptico), *Sentinel*-3 (monitoramento marinho e terrestre), entre outros. Cada missão é equipada com sensores específicos para coletar dados de alta resolução sobre diversos aspectos da Terra.

O *Sentinel*-2 consiste em uma constelação de dois satélites idênticos, o *Sentinel*-2A e o *Sentinel*-2B, lançados em 2015 e 2017, respectivamente. Eles estão equipados com o *Multispectral Instrument* (MSI), que captura dados em 13 bandas espectrais, variando do

visível ao infravermelho de ondas curtas (SWIR) (DRUSCH *et al.*, 2012), com uma resolução temporal de 5 dias e radiométrica de 12 bits. As características espectrais do sensor MSI, bem como as resoluções espaciais são detalhadas na Tabela 2.

Tabela 2 Características espectrais e espaciais do sensor MSI

Banda	Resolução espacial	Comprimento de onda (μm)
B1 – Aerossol	60m	0,444 (S2A) / 0,442 (S2B)
B2 – Azul (BLUE)	10m	0,497 (S2A) / 0,492 (S2B)
B3 – Verde (GREEN)	10m	0,560 (S2A) / 0,559 (S2B)
B4 – Vermelho (RED)	10m	0,665 (S2A) / 0,665 (S2B)
B5 – Borda do vermelho 1	20m	0,704 (S2A) / 0,704 (S2B)
B6 – Borda do vermelho 2	20m	0,740 (S2A) / 0,739 (S2B)
B7 – Borda do vermelho 3	20m	0,783 (S2A) / 0,780 (S2B)
B8 – Infravermelho próximo (NIR)	10m	0,853 (S2A) / 0,833 (S2B)
B8A – Borda do vermelho 4	20m	0,865 (S2A) / 0,864 (S2B)
B9 – Vapor de água	60m	0,945 (S2A) / 0,943 (S2B)
B11 – Infravermelho médio 1 (SWIR 1)	20m	1,614 (S2A) / 1,610 (S2B)
B12 – Infravermelho médio 2 (SWIR 2)	20m	2,202 (S2A) / 2,186 (S2B)

Fonte: Adaptado de ESA (2022).

O *Sentinel*-2 tem sido amplamente utilizado para monitoramento ambiental, incluindo a observação de florestas, corpos d'água e solos. Suas capacidades multiespectrais permitem a detecção de mudanças na cobertura do solo, degradação de florestas e avaliação da qualidade da água (NAZAROVA; MARTIN; GIULIANI, 2020).

Na agricultura, o *Sentinel*-2 oferece dados valiosos para o monitoramento de cultivos, manejo de recursos hídricos e detecção de pragas e doenças (SEGARRA *et al.*, 2020). A resolução temporal de 5 dias permite acompanhar o ciclo de crescimento das culturas e responder rapidamente a eventuais problemas.

Comparando diferentes perspectivas, é evidente que o *Sentinel*-2 oferece vantagens significativas em termos de resolução espacial e temporal. Drusch *et al.* (2012) destacam que, em comparação com o *Landsat* 8, o *Sentinel*-2 proporciona uma cobertura mais frequente e detalhada, crucial para aplicações que requerem dados atualizados regularmente.

3.1.3 MODIS

O sensor MODIS foi desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) como parte do Sistema de Observação da Terra (EOS). Trata-se de uma continuidade

dos esforços de sensoriamento remoto que começaram com os primeiros satélites *Landsat* nos anos 1970. O primeiro sensor MODIS foi lançado a bordo do satélite Terra, em 18 de dezembro de 1999, seguido por um segundo sensor MODIS a bordo do satélite *Aqua,* em 4 de maio de 2002. Esses lançamentos representaram um avanço significativo na capacidade de observação da Terra, proporcionando dados com maior resolução temporal e espacial (JUSTICE *et al.*, 2002).

O sensor MODIS, presente nos satélites Terra e *Aqua*, é um dos mais avançados instrumentos de sensoriamento remoto, capturando dados em 36 bandas espectrais, variando de 0,4 a 14,4 µm, o que permite uma vasta gama de aplicações (JUSTICE *et al.*, 2002). O MODIS é capaz de fornecer informações sobre a cobertura terrestre, oceanos, atmosfera e a criosfera, tornando-se indispensável para estudos ambientais. O MODIS tem sido amplamente utilizado para monitorar a vegetação terrestre, fornecendo índices de vegetação como o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) (HUETE *et al.*, 2002). Esses índices são cruciais para estudos de mudanças climáticas, gestão agrícola e ecologia, entre outras aplicações.

O sensor MODIS também é utilizado para monitorar a qualidade da água em corpos hídricos, detectando parâmetros como clorofila a e turbidez (SCHAAF, 2015). Esses dados são essenciais para a gestão de recursos hídricos e conservação ambiental. Além disso, o MODIS fornece dados detalhados sobre a distribuição e características de aerossóis e nuvens, contribuindo para a compreensão das interações entre atmosfera e clima (REMER *et al.*, 2005).

Os satélites Terra e *Aqua*, lançados pela NASA, são plataformas essenciais para o sensoriamento remoto global. O satélite Terra, lançado em 18 de dezembro de 1999, e o *Aqua*, lançado em 4 de maio de 2002, possuem órbitas polares, permitindo alta resolução temporal, com uma cobertura quase global a cada 1-2 dias. O Terra carrega cinco instrumentos principais, incluindo o MODIS, e é projetado para monitorar a dinâmica da Terra, como mudanças no clima, cobertura de gelo e fenômenos meteorológicos. Hall *et al.* (2002) destacam a importância do Terra no monitoramento da cobertura de neve e gelo, fornecendo dados críticos para modelos climáticos. O *Aqua* é principalmente focado no ciclo da água. Além do MODIS, ele carrega instrumentos que juntos fornecem dados sobre precipitação, evaporação e umidade do solo (PARKINSON, 2003).

3.2 Fusão espaço-temporal

Atualmente, as técnicas de processamento digital de imagens se mostram eficientes no mapeamento de grandes áreas geográficas, especialmente com os novos métodos de interpretação de imagens, como o uso de *machine learning* e *deep learning*, e pelas novas tecnologias de *hardware*, que permitem um processamento muito mais rápido e um maior uso de dados obtidos a partir de imagens orbitais. A resolução espacial é um dos principais elementos na definição das escalas dos mapas temáticos (PONZONI *et al.*, 2002).

A fusão de dados no sensoriamento remoto começou a ganhar destaque nas décadas de 1980 e 1990, com o advento de satélites como *Landsat* e *SPOT*, que forneciam dados multiespectrais de alta resolução espacial. Inicialmente, os esforços de fusão focaram na combinação de imagens de diferentes bandas espectrais para melhorar a resolução espacial e a qualidade da informação (SCHOWENGERDT, 2006).

Com o passar dos anos, surgiram técnicas que possibilitaram melhorar a resolução espacial de algumas imagens, desde que o sensor tivesse uma banda pancromática. Essa banda apresenta um espectro de onda maior que a maioria, abrangendo boa parte do espectro visível e uma pequena parte do infravermelho próximo. De maneira geral, apresenta uma melhor resolução espacial, porém é penalizada com uma ineficiente resolução espectral (TU *et al.*, 2001).

Outros métodos de fusão espacial incluem técnicas baseadas na transformada *wavelet*. A transformada *wavelet* permite a decomposição das imagens em componentes de diferentes frequências, o que facilita a integração das informações espaciais e espectrais. Essa técnica tem a vantagem de preservar a informação espectral enquanto melhora a resolução espacial, sendo amplamente utilizada em aplicações que requerem alta precisão. Além disso, métodos como a Análise de Componentes Principais (PCA) são utilizados para reduzir a dimensionalidade dos dados e melhorar a qualidade da fusão, combinando diferentes bandas espectrais para criar uma imagem de maior resolução (PANDIT, BHIWANI, 2015).

Além da resolução espacial, o fator temporal das imagens é importante, pois os ecossistemas estão em constante mutação. Essas mudanças podem ser abruptas, como uma queimada, ou sutis, como o acúmulo de biomassa, e podem ter origem natural ou antrópica (COPPIN *et al.*, 2002). A resolução temporal refere-se à frequência com que as imagens de satélite são adquiridas para uma determinada área. A alta resolução temporal é crucial para monitorar fenômenos rápidos, como desastres naturais, mudanças climáticas e atividades agrícolas. A capacidade de captar eventos dinâmicos em intervalos curtos permite uma

resposta mais rápida e eficaz em situações de emergência, além de fornecer dados contínuos para análises ambientais e econômicas. Por exemplo, na agricultura, a alta resolução temporal pode ajudar a detectar estresses hídricos nas plantas antes que eles causem danos significativos, permitindo intervenções rápidas e precisas (ZHANG; ZHANG; DU, 2016).

A fusão espaço-temporal combina dados de diferentes resoluções espaciais e temporais para criar conjuntos de dados mais completos e precisos. As principais abordagens incluem a *krigagem* espaço-temporal, um método estatístico que modela a variabilidade espacial e temporal dos dados, permitindo a interpolação de valores não amostrados (CRESSIE; WIKLE, 2011); redes neurais convolucionais (CNNs) utilizadas para aprender padrões complexos em dados de alta dimensionalidade, melhorando a acurácia das previsões e estimativas (ZHENG *et al.*, 2019) e redes adversárias generativas (GANs) aplicadas para gerar dados sintéticos que se aproximam da realidade, integrando informações de diferentes fontes de forma mais realista (GOODFELLOW *et al.*, 2020). Dessa forma, os algoritmos de predição se mostram úteis ao realizarem a fusão de imagens de alta resolução espacial com imagens de alta resolução temporal, gerando uma série de alta resolução espacial e temporal. Eles são capazes de unir as melhores características de cada sensor, embora existam limitações quanto às características espectrais (GAO *et al.*, 2006, XIAO *et al.*, 2023).

Os métodos de fusão de dados espaço-temporais podem ser divididos em cinco grupos: métodos baseados em função ponderada, baseados em não mistura (*unmixing*), baseados em inferência bayesiana, baseados em aprendizado e métodos híbridos.

Em todos os casos, é necessário o uso de uma imagem de resolução fina e uma de resolução grosseira, proveniente de sensores de alta resolução espacial e temporal, respectivamente (ZHOU *et al.*, 2023).

Gao *et al.* (2006) desenvolveram o algoritmo *Spatial Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model* (STARFM), considerado o primeiro algoritmo de predição ou *Spatial Temporal Image Fusion* (STIF). Esse algoritmo utiliza uma função ponderada, com pesos determinados heuristicamente, para melhorar as resoluções espaciais e temporais das imagens, sendo útil para monitorar diferentes tipos de uso e cobertura da terra (WALKER *et al.*, 2012; TEWES *et al.*, 2015; GÄRTNER; FÖRSTER; KLEINSCHMIT, 2016). Na Figura 1, visualiza-se o fluxo de funcionamento do algoritmo, o qual necessita de um par de imagens de resolução espacial fina e grosseira em uma data e uma imagem de resolução groseira da data que se pretende estimar a imagem de resolução espacial fina.

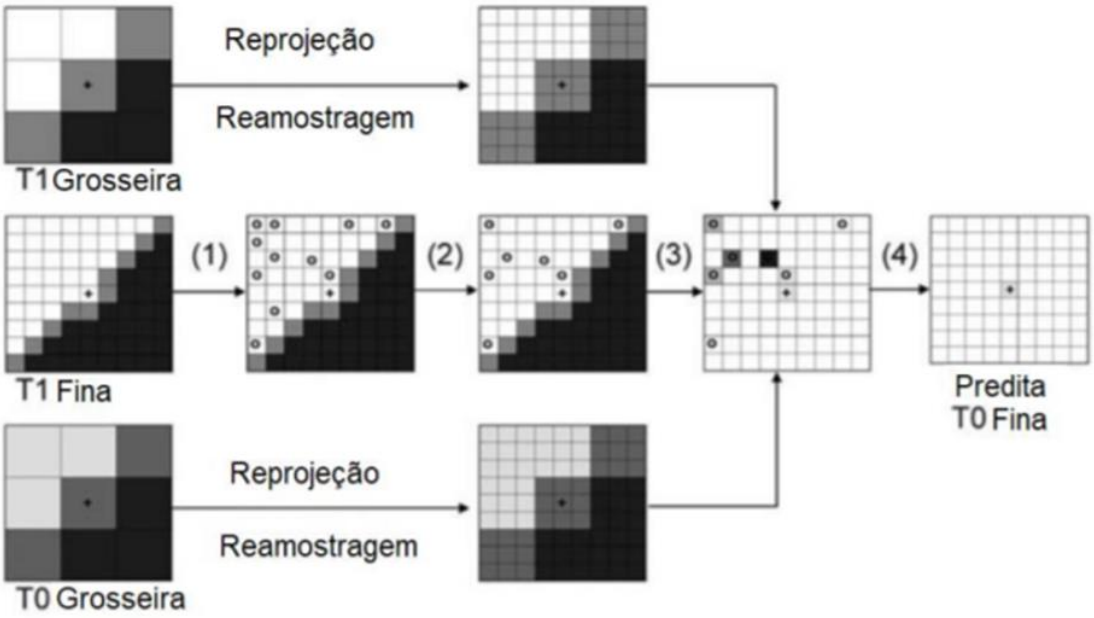


Figura 1 Fluxo de funcionamento do algoritmo STARFM.
Fonte: Adaptado de GAO *et al.* (2006).

Além do STARFM, existem diversos algoritmos que utilizam métodos similares ou outras abordagens de predição, como o ESTARFM (ZHU *et al.*, 2010), o Fit-FC (WANG; ATKINSON, 2018), o MSTDFA (WU *et al.*, 2015), o FSDAF (ZHU *et al.*, 2016), o SFDAF (LI *et al.*, 2020), o VIPSTF (WANG *et al.*, 2020), o DPSTFN (CAI; HUANG; FUNG, 2022) e o FIRST (LIU *et al.*, 2022). Esses algoritmos demostram uma busca constante pela melhoria da eficiência computacional e pela criação de metodologias específicas para comportamentos e eventos distintos ou para conjuntos de sensores específicos.

A fusão de dados espaço-temporais é um campo de pesquisa relativamente novo no sensoriamento remoto e ainda apresenta oportunidades para melhorias. Entre os desafios que precisam ser abordados estão a alta demanda de pré-processamento de dados, dificuldades em recuperar mudanças abruptas na cobertura do solo, falta de métodos de avaliação de precisão e conjuntos de dados, além da baixa eficiência de computação (ZHU *et al.*, 2018).

Na agricultura de precisão, a fusão espaço-temporal é crucial para monitorar a saúde das culturas e otimizar práticas agrícolas. Por exemplo, a combinação de imagens de satélite de alta resolução com dados de sensores terrestres permite uma detecção precoce de estresses hídrico e nutricional nas plantas (ZHANG; ZHANG; DU, 2016), além de permitir capturar mudanças fenológicas específicas, superando os desafios de períodos críticos em que a aquisição de imagens de alta resolução espacial é dificultada pela sazonalidade das culturas e cobertura de nuvens (GU *et al.*, 2023).

Estudos recentes demonstram que o uso de CNNs pode melhorar significativamente a acurácia na previsão de safras, integrando dados de diferentes fontes e resoluções (LIU *et al.*, 2022). Além disso, existem modelos que são projetados para aplicações de larga escala, como cubos de dados contínuos para monitoramento global, melhorando a eficiência computacional e reduzindo a necessidade de ajuste fino de parâmetros (CHEN *et al*., 2023).

A fusão espaço-temporal enfrenta desafios significativos, incluindo a heterogeneidade dos dados, a necessidade de grandes volumes de dados de treinamento para métodos baseados em aprendizado de máquina e a complexidade computacional envolvida na integração de diferentes fontes de dados (ZHENG *et al.*, 2019). Pesquisas futuras devem focar na criação de algoritmos mais eficientes, capazes de lidar com grandes conjuntos de dados de forma mais rápida e precisa, e na integração de novas fontes de dados, como drones e sensores de Internet das Coisas (IoT).

A fusão de dados espaço-temporais é um campo de pesquisa relativamente novo no sensoriamento remoto e que ainda apresenta oportunidades para melhorias. Entre as questões que precisam ser abordadas em estudos futuros, destacam-se a alta demanda de pré-processamento de dados, as dificuldades em recuperar mudanças abruptas na cobertura do solo, a falta de um método de avaliação de precisão e conjuntos de dados e a baixa eficiência de computação. Solucionar esses problemas é essencial para avançar na aplicação e eficácia da técnica (ZHU *et al.*, 2018, SWAIN *et al.*, 2024).

3.3 Regressão polinomial

A regressão polinomial é uma técnica de modelagem estatística que utiliza polinômios para descrever relações não lineares entre variáveis, sendo particularmente eficaz em situações em que uma simples regressão linear não consegue capturar a complexidade dos dados. Esse método expande o modelo linear ao incluir termos de maior grau (como x^2, x^3 etc.), proporcionando flexibilidade para modelar padrões complexos e não lineares (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2021). No processamento de imagens, a regressão polinomial é amplamente empregada para ajustar curvas a dados de *pixel*, aprimorar a precisão de classificações e realizar detecções de bordas com maior acurácia. Estudos confirmam sua eficácia em modelar fenômenos complexos, como a variabilidade espectral em imagens de satélite, o que permite um entendimento mais detalhado de características ambientais (RICHARDS, 2022).

Na análise de séries temporais de imagens de satélite, a regressão polinomial tem sido aplicada com sucesso para detectar mudanças ambientais, contribuindo para o monitoramento de variáveis como cobertura vegetal e qualidade da água. Shalaby e Tateishi (2007), por exemplo, empregaram a regressão polinomial para monitorar mudanças na cobertura vegetal no Egito, alcançando uma precisão superior em comparação com métodos tradicionais. Da mesma forma, Huang *et al.* (2017) demonstraram que a regressão polinomial melhora a estimativa de parâmetros de qualidade da água, como a concentração de clorofila e a turbidez, ao capturar variações espectrais com maior precisão, em comparação com métodos lineares simples.

A fusão espaço-temporal complementa essa abordagem, pois permite integrar dados de diferentes momentos e resoluções, possibilitando uma análise detalhada de tendências e padrões que seriam difíceis de identificar em dados de uma única fonte. Essa integração espaço-temporal amplia o potencial da regressão polinomial para análises ambientais, oferecendo uma visão mais robusta das dinâmicas ambientais.

Apesar das vantagens, a regressão polinomial pode apresentar desafios, como o aumento exponencial da complexidade computacional à medida que a ordem do polinômio cresce. Para mitigar problemas de sobreajuste (*overfitting*) e reduzir a complexidade, técnicas de regularização como o Lasso e o Ridge são frequentemente aplicadas. A regularização introduz uma penalização aos coeficientes, promovendo simplicidade e generalização no modelo, e é fundamental para controlar o ajuste excessivo, tornando os modelos mais eficazes em dados de validação (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2009).

A incorporação de técnicas de aprendizado de máquina, como redes neurais e algoritmos de árvores de decisão, à regressão polinomial tem o potencial de ampliar as capacidades de análise de imagens de sensoriamento remoto. Essas metodologias, conforme discutido por Goodfellow, Bengio e Courville (2016), oferecem modelos mais robustos e adaptáveis para uma análise precisa de dados complexos e de alta resolução. A combinação dessas tecnologias com fusão espaço-temporal proporciona um panorama promissor para o estudo e o monitoramento de dados ambientais, permitindo *insights* em alta resolução tanto espacial quanto temporal.

3.3.1 Mínimos quadrados

A técnica dos mínimos quadrados envolve a resolução de um sistema de equações lineares para encontrar a melhor estimativa dos parâmetros desconhecidos de um modelo.

Formalmente, para um conjunto de *n* observações (x_i, y_i) e um modelo linear $y = a + bx$, a função de erro a ser minimizada, como mostrado na Equação (1).

$$S(a,b) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (a + bx_i))^2 \quad (1)$$

Para minimizar essa soma dos quadrados dos erros, calculam-se as derivadas parciais em relação aos parâmetros a e b e igualam-se a zero, conforme as Equações (2) e (3).

$$\frac{\partial S}{\partial a} = -2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - a - bx_i) = 0 \quad (2)$$

$$\frac{\delta y}{\delta x} = -2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - a - bx_i) x_i = 0 \quad (3)$$

Resolvendo esse sistema de equações, obtêm-se os valores de a e b que minimizam a função de erro. Esse processo pode ser estendido a modelos não-lineares e a sistemas com múltiplas variáveis independentes, resultando em métodos como os mínimos quadrados não-lineares e os mínimos quadrados generalizados (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2021).

Os métodos de mínimos quadrados variam desde a forma mais simples até variantes mais complexas, como os mínimos quadrados regularizados, que incorporam restrições adicionais para lidar com problemas de colinearidade e superajuste. Em estudos recentes, a aplicação de mínimos quadrados regularizados tem mostrado resultados promissores na melhoria da resolução espacial e temporal de dados de sensoriamento remoto (ZHANG; ZHANG; DU, 2016).

A fusão espaço-temporal e a aplicação dos mínimos quadrados têm demonstrado um potencial significativo para aprimorar a qualidade e a utilidade dos dados de sensoriamento remoto. No entanto, existem desafios associados à implementação dessas técnicas. Entre os principais desafios, destacam-se a necessidade de lidar com grandes volumes de dados, a variabilidade nas condições de captura das imagens e a complexidade computacional dos algoritmos de fusão (SCHOTT, 2007).

3.3.2 Ridge

A regressão Ridge é uma técnica de regularização que introduz um termo de penalidade na função de custo para evitar o sobreajuste e melhorar a generalização dos

modelos. Conforme Hoerl e Kennard (1970), a regressão Ridge é especialmente útil em situações em que os dados apresentam colinearidade, pois ajusta os coeficientes de maneira a minimizar a soma dos quadrados dos resíduos, penalizando os coeficientes grandes.

No contexto de fusão espaço-temporal, onde dados multiespectrais e multitemporais são combinados para gerar informações mais detalhadas, o uso da regressão Ridge tem se mostrado promissor. Zhang *et al*. (2010) destacam que a regressão Ridge é eficaz na redução de ruídos e na estabilização dos coeficientes do modelo, resultando em uma maior qualidade das imagens fusionadas. Esse aprimoramento é crucial para aplicações em monitoramento ambiental, mudanças de uso e cobertura do solo e previsão agrícola, onde é necessário lidar com a complexidade e a redundância de dados oriundos de diferentes fontes e resoluções.

Entre as principais vantagens do uso de técnicas Ridge estão a capacidade de lidar com multicolinearidade e a melhoria na estabilidade e robustez dos modelos preditivos, elementos essenciais para garantir a consistência na análise de séries temporais de sensoriamento remoto. Contudo, o desempenho da regressão Ridge depende diretamente da escolha do parâmetro de regularização, que controla a intensidade da penalização dos coeficientes. De acordo com Montgomery, Peck e Vining (2021), a seleção apropriada desse parâmetro é fundamental e geralmente realizada por meio de métodos como a validação cruzada, garantindo o equilíbrio ideal entre ajuste e generalização do modelo.

3.3.3 Talwar

O método Talwar é uma técnica robusta de regressão polinomial projetada para lidar com dados que contêm valores atípicos (*outliers*). Essa abordagem adapta a regressão polinomial tradicional ao incorporar uma função de perda modificada que minimiza a influência desses *outliers*, garantindo que não dominem o ajuste do modelo (LIU; PREVE, 2015).

Hinich e Talwar (1975) introduziram uma função de perda que penaliza menos os *outliers*, evitando que eles distorçam significativamente os resultados do modelo. Essa metodologia tem sido aplicada em áreas como econometria e biologia, em que a presença de dados atípicos é comum. Por exemplo, Momeni *et al*. (2010) demonstraram que o método Talwar produziu previsões mais precisas em conjuntos de dados financeiros com *outliers* significativos.

A principal vantagem do método Talwar é sua robustez frente a *outliers*, que frequentemente distorcem os resultados dos modelos tradicionais. No entanto, essa robustez pode vir ao custo de uma maior complexidade computacional e da necessidade de uma escolha criteriosa da função de perda apropriada para cada caso específico (GĘBKA, 2014).

No contexto da fusão de dados de sensoriamento remoto, é comum a ocorrência de valores atípicos, devido a diversos fatores, como condições atmosféricas variáveis, diferenças entre sensores e erros de calibração.

Estudos têm abordado a presença de *outliers* na fusão de dados de sensoriamento remoto. Por exemplo, Zhang *et al*. (2010) discutem a necessidade de técnicas robustas para lidar com outliers na fusão de imagens multiespectrais e multitemporais. Além disso, Liu e Preve (2015) destacam a importância de métodos robustos, como o Talwar, para melhorar a qualidade das imagens fusionadas ao minimizar a influência de valores atípicos.

4 MATERIAL E MÉTODOS

O desenvolvimento do trabalho foi dividido em três partes. Na primeira parte ocorreu a seleção e o pré-processamento dos dados, formando-se os bancos de dados que serviram como base para o trabalho. Na sequência foi realizado o processo de validação e comparação de diferentes técnicas de regressão utilizadas como modelo para a fusão espaço-temporal.

Por fim, essas técnicas foram comparadas por intermédio de uma classificação de uso e cobertura da terra, gerada pelas imagens preditas pelos modelos das diferentes técnicas.

4.1 Seleção e pré-processamento dos dados

A área em estudo foi o estado do Paraná. Localizado na região Sul do Brasil, com uma área de 199.298,981 Km² (IBGE, 2021), faz fronteira com os estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul e Santa Catarina, além de possuir fronteiras internacionais com a Argentina e o Paraguai a oeste e com o Oceano Atlântico a leste, conforme Figura 2.

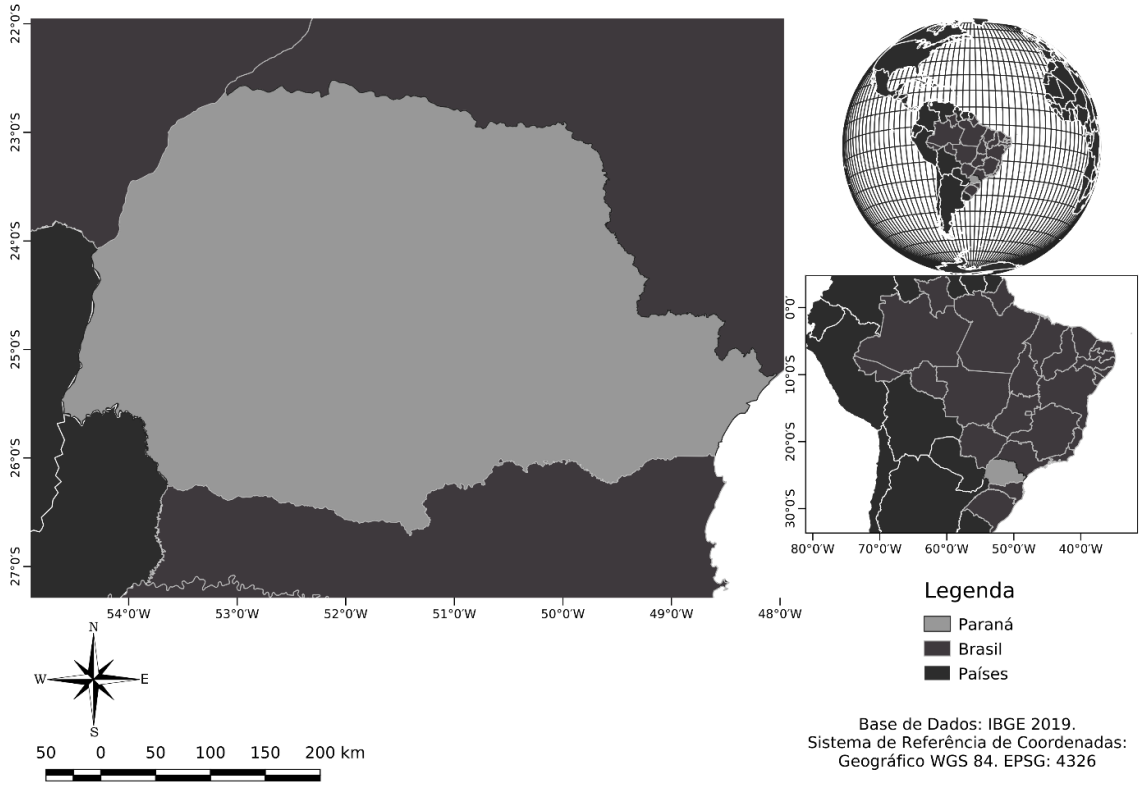


Figura 2 Localização da área de estudo.

O clima do estado tem uma grande variação de acordo com a região, com um clima predominantemente subtropical ao norte e um clima temperado ao sul, sendo que o estado abrange as classificações climáticas do tipo Aw, Cwa, Cfa e Cfb, conforme os grupos de classificação climáticos de Köppen (APARECIDO *et al.*, 2016).

Para o desenvolvimento deste trabalho foram utilizadas imagens dos sensores *Operational Land Imager* (OLI), *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (OLI-2, MODIS) e *Multispectral Instrument* (MSI). Foram considerados como pares os sensores OLI e OLI-2 com o sensor MODIS e o sensor MSI também com o sensor MODIS, formando assim os descritos sistemas OLI/MODIS e MSI/MODIS. Esses pares de sensores foram selecionados devido à compatibilidade espectral entre os sensores do par, sendo esse um dos principais limitantes quanto à fusão espaço-temporal.

As imagens foram selecionadas no período de setembro de 2021 a setembro de 2022, devido ao período da safra de grãos do estado. Forma selecionadas apenas imagens que apresentassem menos de 10% de nuvens. Vale ressaltar que para todos os sensores foram utilizadas imagens com os valores corrigidos à superfície, para evitar problemas de inconsistência entre os sensores devido à interferência atmosférica.

As imagens selecionadas formaram dois bancos de dados para cada sistema. O primeiro foi composto por imagens ditas pares, ou seja, uma imagem com um grau de refinamento espacial fino e uma imagem com o grau de refinamento espacial mais grosseiro da mesma data; o segundo banco de dados foi formado por todas as imagens grosseiras do sistema. Imagens finas que não se enquadraram como pares foram descartadas.

O banco de imagens pares foi utilizado para realizar a validação dos modelos de fusão, bem como o treinamento dos modelos finais e o banco de imagens grosseiras foi utilizado para a aplicação dos modelos para ser realizar a classificação de uso e cobertura da terra.

Para a aquisição e pré-processamento das imagens foi utilizada a plataforma *Google Earth Engine* - GEE[1].

4.1.1 Sistema OLI/MODIS

No sistema OLI/MODIS as imagens dos sensores OLI e OLI-2 são as imagens de grau de refinamento espacial fina e as imagens do sensor MODIS as de grau de refinamento

[1] *Google Earth Engine* - GEE, Plataforma *on-line* de pesquisa de imagens. Disponível em: https://code.earthengine.google.com.

espacial mais grosseiro. As características espectrais das bandas utilizadas são apresentadas na Tabela 3.

A aplicação dos filtros de data considerando o período de setembro de 2021 a setembro de 2022, de local, considerando o estado do Paraná e de imagens com menos de 10% de nuvens nas coleções *Landsat* 8 e 9 no GEE, resultou um total de 243 imagens. Porém, essas imagens não abrangiam toda a área em estudo, que é distribuída em 14 *tiles* distintos da passagem desses satélites. Na Figura 3 (a), observa-se a distribuição espacial dessas imagens. O local com o maior número de valores coletados no período conta com 68 e o local com o menor número com nenhum, durante todo o período analisado. Em média, tem-se 28,8 valores.

Tabela 3 Bandas espectralmente semelhantes entre os sensores OLI e MODIS

Banda	Comprimento de onda (μm) OLI	Comprimento de onda (μm) MODIS
BLUE	0,452 – 0,512	0,459 – 0,479
GREEN	0,533 - 0,590	0,545 – 0,565
RED	0,636 - 0,673	0,620 – 0,670
NIR	0,851 - 0,879	0,841 – 0,876
SWIR 1	1,566 - 1,652	1,628 – 1,652
SWIR 2	2,107 - 2,294	2,105 – 2,155

Fonte: Adaptado de Schaaf (2015) e Zanter (2019).

Ao aplicar-se os filtros na coleção MODIS no GEE, encontraram-se 365 imagens, sendo que a área em estudo é totalmente abrangida por apenas um tile desse sensor. Na Figura 3 (b), observa-se a distribuição espacial dessas imagens, que já foram mascaradas quanto a presença de nuvens, com isso o local com o maior número de número de valores coletados no período conta com 364 e o local com o menor número com 123 e em média têm se 356,5 valores.

4.1.2 Sistema MSI/MODIS

No sistema MSI/MODIS as imagens do sensor MSI são as imagens de grau de refinamento espacial fina e as do sensor MODIS as de grau de refinamento espacial mais grosseiro. As características espectrais das bandas utilizadas são apresentadas na Tabela 4.

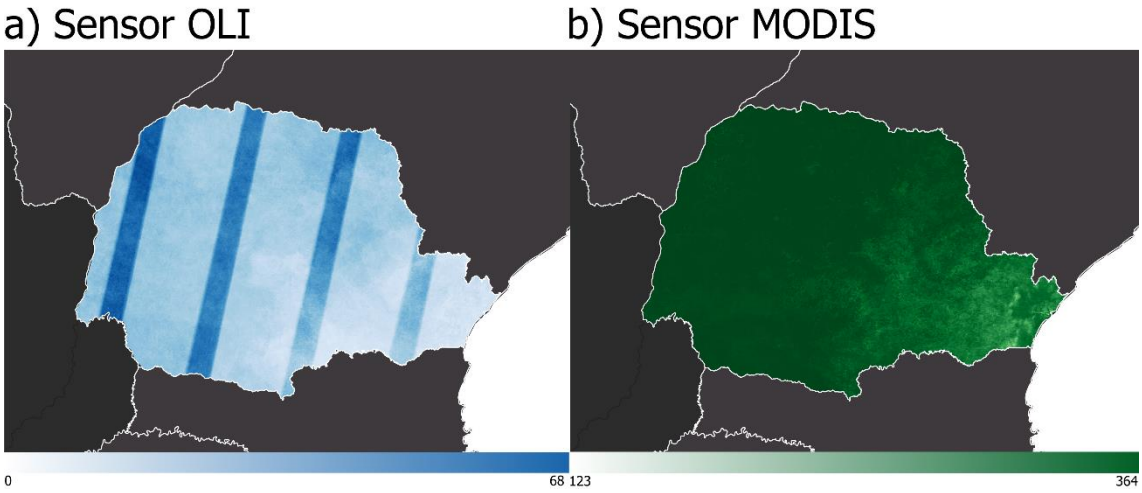


Figura 3 Distribuição temporal das imagens do sistema OLI/MODIS.

Nota: Em escala, o número de valores coletados para o sensor especificado.

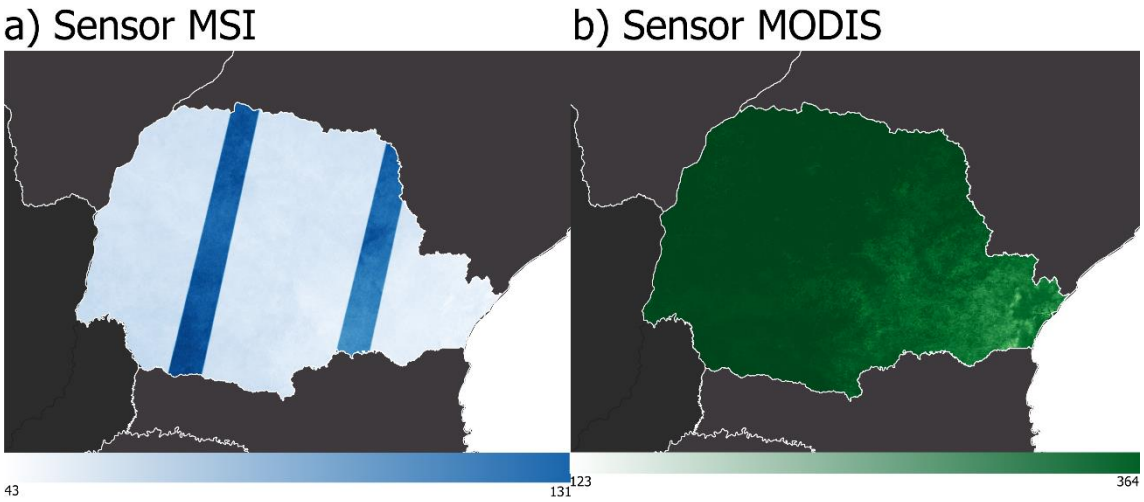
Tabela 4 Bandas espectralmente semelhantes entre os sensores MSI e MODIS

Banda	Comprimento de onda (μm) MSI	Comprimento de onda (μm) MODIS
BLUE	0,497 (S2A) / 0,492 (S2B)	0,459 – 0,479
GREEN	0,560 (S2A) / 0,559 (S2B)	0,545 – 0,565
RED	0,665 (S2A) / 0,665 (S2B)	0,620 – 0,670
NIR	0,853 (S2A) / 0,833 (S2B)	0,841 – 0,876
SWIR 1	1,614 (S2A) / 1,610 (S2B)	1,628 – 1,652
SWIR 2	2,202 (S2A) / 2,186 (S2B)	2,105 – 2,155

Fonte: Adaptado de Schaaf (2015) e ESA (2022).

Após a aplicação dos filtros de data, localização e cobertura de nuvens na coleção *Sentinel*-2 no GEE, obteve-se um total de 1449 imagens. No entanto, essas imagens não abrangem toda a área de estudo, que está distribuída em 39 *tiles* distintos do sensor. NA Figura 4 (a) visualiza-se a distribuição espacial dessas imagens. O local com o maior número de valores coletados possui 131 registros, enquanto o local com o menor número possui 43, resultando em uma média de 67,9 valores. É importante destacar que algumas coletas ocorrem no mesmo dia, tornando necessário um tratamento específico para esses casos.

Ao aplicar-se os filtros na coleção MODIS no GEE, encontraram-se 365 imagens, sendo que a área em estudo é totalmente abrangida por apenas um *tile* desse sensor. Na



(b), observa-se a distribuição espacial dessas imagens, que já foram mascaradas quanto à presença de nuvens, com isso o local com o maior número de número de valores coletados no período conta com 364 e o local com o menor número com 123 e em média têm-se 356,5 valores.

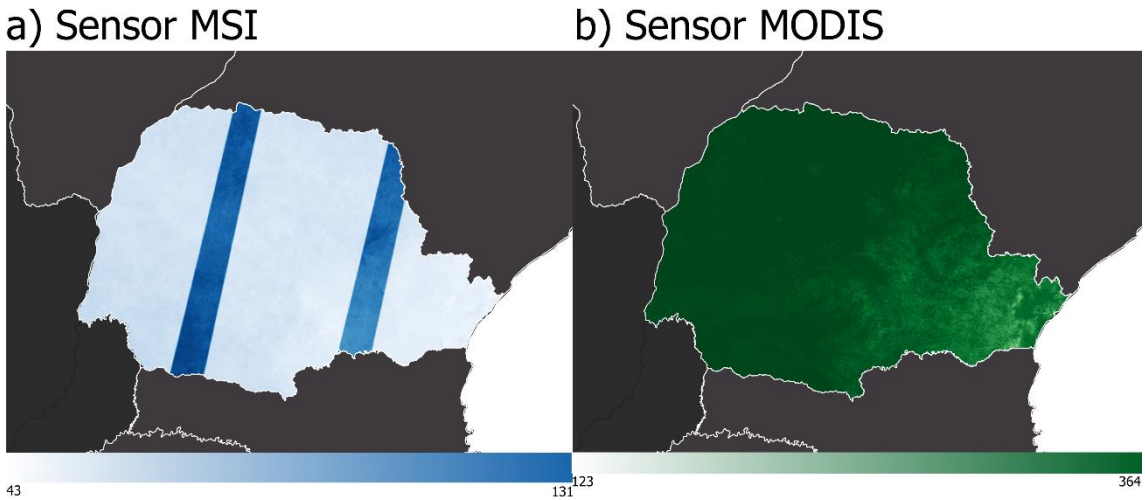


Figura 4 Distribuição temporal das imagens do sistema MSI/OLCI.
Nota: Em escala, o número de valores coletados para o sensor especificado.

4.2 Fusão espaço-temporal baseada em regressão

Para realizar a fusão espaço-temporal baseada em regressões, partiu-se da premissa de que um *pixel*, independentemente do sensor que capturou seu valor, sofrerá a mesma

mudança ao longo do tempo. Assim, ao avaliar a variação desse *pixel* em diferentes momentos, é possível aplicar uma técnica de regressão para estimar o valor em uma data em que exista apenas a imagem com o grau de refinamento espacial mais grosseiro (CAON; MERCANTE, 2021).

Para que essa técnica seja eficaz, é necessário que os sensores estejam igualmente calibrados e os dados estejam no mesmo formato. Além disso, é essencial maximizar o uso de pares de entrada, o que aumenta a exigência computacional. O processamento em nuvem é fundamental para viabilizar esses modelos, reduzindo o custo operacional.

A principal vantagem do uso de modelos de regressão polinomial é que eles se baseiam na soma de produtos, o que permite uma representação compacta. Após a obtenção dos coeficientes para cada posição espacial, esses podem ser armazenados de forma matricial, facilitando a reutilização do modelo. Dessa forma, não é necessário treinar um novo modelo para cada predição, tornando o processo mais eficiente e menos oneroso em termos de tempo e recursos.

Na Figura 5, visualiza-se o fluxo de funcionamento do algoritmo proposto para a geração dos modelos. Inicialmente, foi buscado no banco de imagens pares as imagens de refinamento espacial fino (F) e as imagens de refinamento espacial grosseiro (C) para as n datas disponíveis (Tp), de forma a considerar as imagens independente da banda. Na sequência foram extraídos os valores de *pixels* de acordo com a resolução da imagem de refinamento espacial fino e calculado o modelo de regressão de forma que se tenha um modelo por *pixel*. Por fim, os coeficientes do modelo são armazenados em matrizes/imagens para serem usados posteriormente.

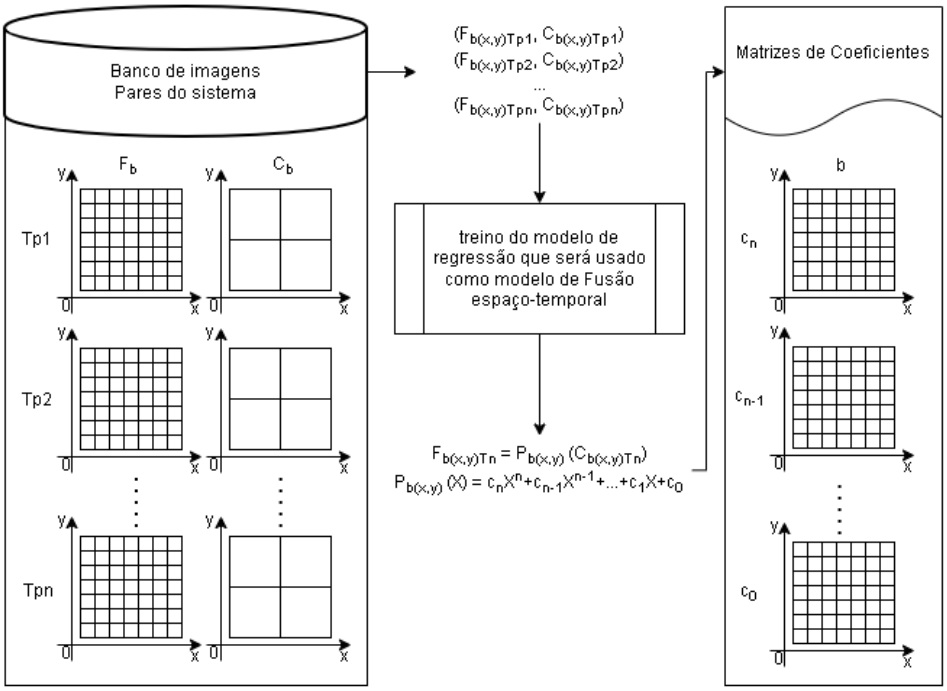


Figura 5 Fluxo de funcionamento do modelo proposto.

Para a aplicação das regressões, foram utilizados três algoritmos de ajuste, bem como regressões polinomiais considerando polinômios de grau 1 a 10. Os algoritmos de ajuste empregados são o algoritmo de mínimos quadrados (M.Q.), a regressão de Ridge (Ridge) e a função de custo de Talwar (Talwar). Esses métodos foram escolhidos para garantir a precisão e a robustez dos modelos de regressão, bem como a disponibilidade das implementações na plataforma do GEE.

A escolha de polinômios de grau 1 a 10 se justifica pela necessidade de exploração de diferentes níveis de complexidade e flexibilidade no ajuste do modelo, pois os polinômios de grau mais baixo, como o grau 1 (linear), oferecem uma representação simplificada e mais interpretável das tendências gerais dos dados, enquanto polinômios de grau mais alto (até grau 10) permitem capturar variações mais sutis e não lineares, ampliando a capacidade de análise detalhada.

Além disso, utilizar essa faixa de graus possibilita avaliar o ponto em que o modelo começa a apresentar sobreajuste ou subajuste, isto é, identificar o grau ideal que equilibra a precisão e a robustez do modelo. Essa abordagem garante que o modelo capture adequadamente as complexidades presentes nos dados, sem perder a generalização para novas observações. Ademais, a variação dos graus polinomiais facilita a comparação entre os algoritmos de ajuste (mínimos quadrados, Ridge e Talwar), uma vez que diferentes graus respondem de maneira distinta a cada tipo de regularização e função de custo.

Além disso, esses algoritmos apresentam características distintas, sendo que o método dos mínimos quadrados é eficaz para ajustes ditos mais básicos, a regressão de Ridge proporciona robustez contra multicolinearidade e *overfitting* e a função de custo de Talwar confere resistência a *outliers*, permitindo um ajuste mais preciso em dados ruidosos.

4.2.1 Validação dos modelos de fusão espaço-temporal

Para a avaliação dos modelos de fusão espaço-temporal foram geradas imagens em dias que existiam uma imagem de grau de refinamento espacial fina e, na sequência, comparada a imagem original da data com a imagem predita para a mesma data, a fim de avaliar a sua correlação, por meio do coeficiente de determinação (r^2) e erro quadrático médio (RMSE) (GAO *et al.*, 2006; HILKER *et al.*, 2009; ZHU; RADELOFF; IVES, 2017).

Devido à ausência de imagens com o grau de refinamento espacial fino que abrangessem toda a região de estudo, em uma única data, para a realização desse processo foram sorteados de forma aleatória 10 pontos, a partir dos quais foram montadas regiões de entorno de 10 por 10 km. Essas regiões podem ser vistas na Figura 6.

Vale ressaltar que para a realização do treino dos modelos de regressão para o teste, o par que estava sendo comparado foi retirado do banco de pares, conforme o fluxograma da Figura 7. Após a realização do cálculo dos valores de coeficiente de determinação (r^2), para todos os pares com todos os modelos e nos dois sistemas de sensores, eles foram comparados pelo teste de *Kruskal-Wallis,* para verificar se havia diferença estatística entre os valores de r^2 obtidos para os diferentes modelos de regressão. Em seguida foi aplicado o teste de *Dunn* para a comparação das médias.

O teste de *Kruskal Wallis* foi utilizado para comparação do coeficiente de determinação, o qual é uma métrica estatística. Esse teste mostra se um grupo domina estocasticamente outro (KRUSKAL; WALLIS, 1952). Porém, o teste de *Kruskal Wallis* não indica qual grupo domina o outro, sendo assim, foi necessário aplicar o teste de *Dunn* para a comparação das médias (DUNN, 1964).

Figura 6 Regiões de teste para a avaliação dos modelos.

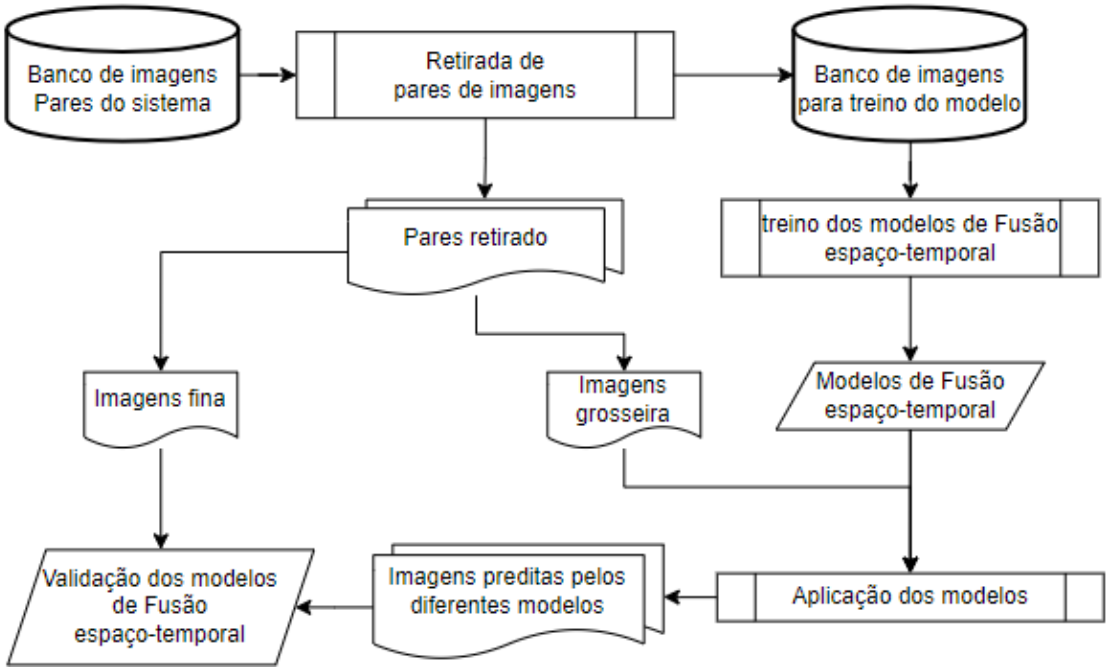


Figura 7 Fluxograma demostrando o processo de validação dos modelos.

4.3 Classificação de uso e cobertura da terra

Para as classificações de uso e cobertura da terra foi considerado cada um dos sistemas de forma independente e cada um dos modelos de regressão. Foi selecionado apenas o melhor modelo e o seu equivalente de menor complexidade, comparado na sequência com a classificação das imagens originais.

Para realizar a classificação foram utilizados os pontos amostrais do MapBiomas disponíveis na região de interesse, considerando-se as classes de nível 1 de sua legenda Foram consideradas as classes Floresta, Formação natural não florestal, Agropecuária, Área não vegetada e Corpo d'água.

Diferentemente das métricas utilizadas pelo MapBiomas, foram consideradas apenas as reduções estatísticas de média, mediana, mínimo, máximo, desvio padrão e os percentis 20 e 80 para o período em estudo (01/09/2021 a 01/09/2022) e para as bandas analisadas, sem incluir índices de vegetação.

4.3.1 *Random forest*

Para a classificação de uso e cobertura da terra foi utilizado o algoritmo de classificação *Random Forest* (RF), baseado em árvore de decisões. O RF é um método que combina k árvores binárias do Classificador de Árvores de Regressão (CART), ou seja, é uma combinação de preditores de árvores de decisão, de modo que cada uma depende dos valores de um vetor aleatório amostrado independentemente e com a mesma distribuição para todas as árvores na floresta (BREIMAN, 2001).

4.3.2 Validação da classificação

Após a classificação, foi realizada a avaliação da exatidão da máscara, utilizando-se métricas de acurácia obtidas a partir das matrizes de erro, que foram baseadas em um painel amostral. Para construir e preencher esse painel, foram distribuídos 200 pontos aleatórios na região classificada, conforme a metodologia sugerida por Luiz *et al*. (2002). A validação desses pontos foi realizada por meio da interpretação visual de imagens do Google.

A partir da matriz de erros foram calculados os índices de Exatidão Global (EG) ((4)), que expressam o total de acertos em relação ao total de amostras da imagem classificada, os

valores da acurácia de produtor (AP) ((5)), o qual refere-se à probabilidade de um *pixel* de referência ter sido corretamente classificado e a acurácia de usuário (AU) ((6)), que indica a probabilidade que um *pixel* classificado na imagem de fato representa aquela categoria no campo (CONGALTON, 1991):

$$EG = \frac{A}{n} * 100 \quad (4)$$

$$AP = \frac{x_{jj}}{x_j} * 100 \quad (5)$$

$$AU = \frac{x_{ii}}{x_i} * 100 \quad (6)$$

Em que:

EG = exatidão global;

A = pontos amostrais com acerto;

n = número de pontos amostrais;

x_{ij} = observação na linha i e coluna j;

x_i = total marginal da linha i;

x_j = total marginal da coluna j;

AP = acurácia de produtor;

AU = acurácia de usuário.

5 RESULTADOS E DISCUSSÂO

5.1 Avaliação dos modelos de fusão espaço-temporal

Na Figura 8 são apresentados os valores médios do coeficiente de determinação (r^2) para cada sistema de sensores, considerando o algoritmo de ajuste, o grau do polinômio e a banda. Observa-se uma clara superioridade dos valores do sistema OLI/MODIS em relação ao sistema MSI/MODIS. Essa diferença pode ser explicada tanto pela maior diferença de escala das imagens de refinamento espacial finas e grosseiras entre os sistemas quanto pela melhor compatibilidade espectral entre o sensor OLI e o sensor MSI quando comparados com o sensor MODIS.

Para a aplicação dos testes estatísticos, os dois sistemas foram considerados separadamente, a fim de evitar que essas diferenças interferissem nos resultados obtidos.

5.1.1 Resultados do sistema OLI/MODIS

Aplicando o teste de Kruskal Wallis considerando as diferentes combinações de método de ajuste e grau do polinômio, para cada uma das bandas individualmente e para as bandas agrupadas, foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 5 e, para todos os casos que o teste foi significativo (p-valor menor que 0,05), significa que ao menos um dos tratamentos (Algoritmo de ajuste combinado ao grau do polinômio) domina de forma estocástica os demais. Com isso foi possível aplicar o teste de Dunn para obtenção dos grupos que são estocasticamente iguais.

Na Figura 9 é possível visualizar o resultado do teste de Dunn na forma de matriz, em que os quadrados verdes indicam médias estocasticamente iguais e os de cor salmão médias estocasticamente diferentes. Além disso, as letras de (a) a (f) da Figura representam os resultados dos testes para as 6 bandas de forma individual e a letra (g) a aplicação do teste para todas as bandas.

Na Tabela 6 foi possível observar os valores de correlação médios obtidos para os tratamentos em cada banda individualmente e em todas combinadas. Esses valores médios foram usados para determinar o melhor modelo.

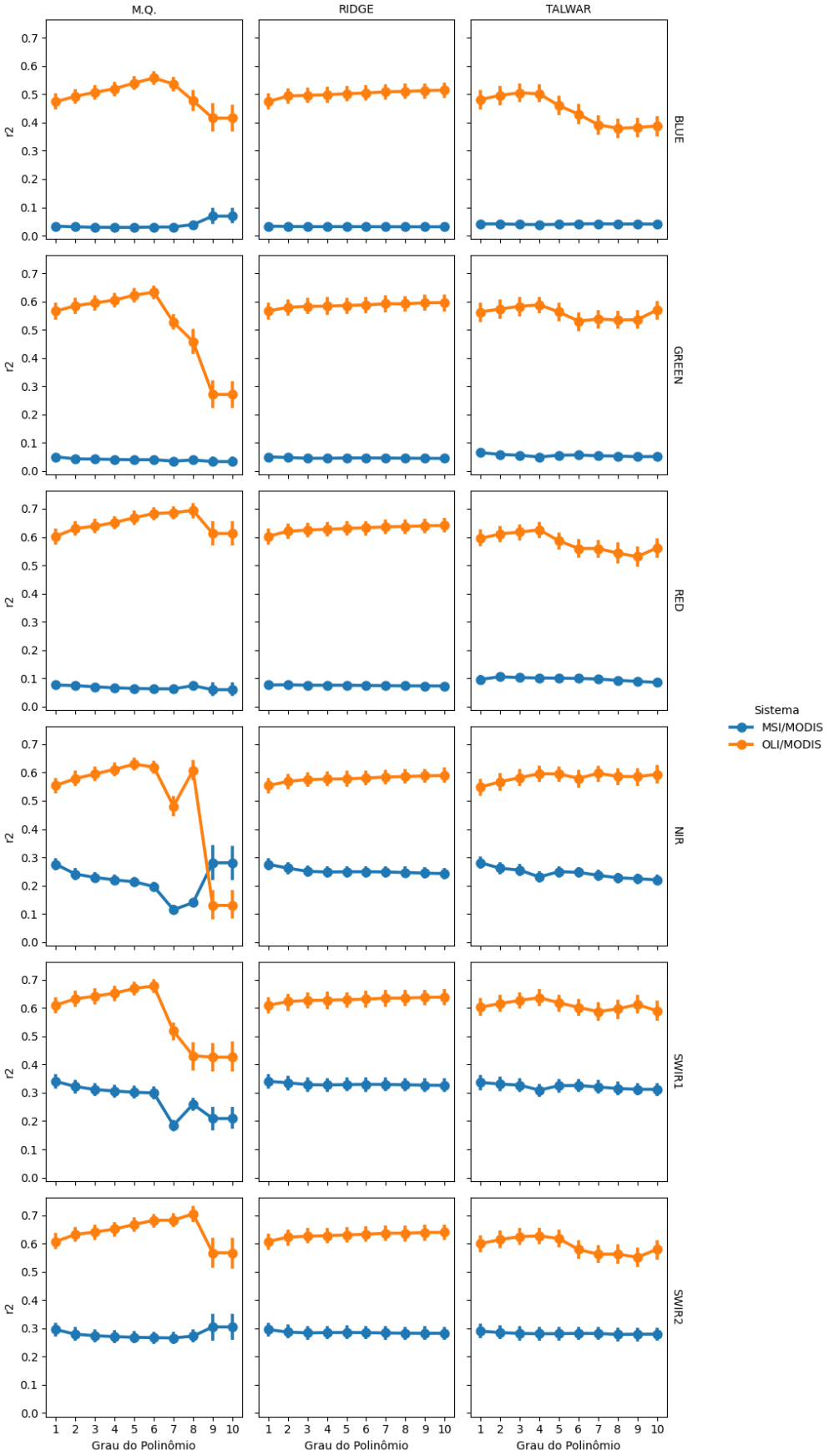


Figura 8 Média de valores do coeficiente de determinação (r^2), de acordo com o algoritmo de ajuste, grau do polinômio, banda e sistema OLI/MODIS.

Tabela 5 Resultados do teste de Kruska Wallis para o sistema OLI/MODIS

Banda	Valor de *Kruskal-Wallis*	valor-p
BLUE	287,702	2,17E-44
GREEN	285,674	5,45E-44
RED	171,946	3,06E-22
NIR	381,633	3,86E-63
SWIR 1	270,234	5,83E-41
SWIR 2	154,588	4,37E-19
Todas	752,379	1,10E-139

Tabela 6 Valores médios do r^2 para o sistema OLI/MODIS

Método		Banda						
	Grau	BLUE	GREEN	RED	NIR	SWIR 1	SWIR 2	Todas
Mínimos Quadrados (M.Q.)	1	0,474	0,566	0,602	0,555	0,610	0,607	0,569
	2	0,493	0,585	0,630	0,579	0,633	0,632	0,592
	3	0,507	0,595	0,639	0,595	0,642	0,641	0,603
	4	0,520	0,605	0,651	0,611	0,653	0,651	0,615
	5	0,540	0,623	0,668	0,629	0,669	0,667	0,633
	6	0,558	0,633	0,683	0,620	0,678	0,682	0,642
	7	0,536	0,527	0,686	0,481	0,519	0,683	0,572
	8	0,477	0,458	0,694	0,607	0,431	0,705	0,562
	9	0,416	0,271	0,612	0,130	0,426	0,567	0,404
	10	0,416	0,271	0,612	0,130	0,426	0,567	0,404
Talwar	1	0,474	0,566	0,602	0,554	0,610	0,607	0,569
	2	0,494	0,579	0,620	0,569	0,623	0,623	0,585
	3	0,496	0,583	0,625	0,575	0,627	0,626	0,589
	4	0,498	0,583	0,627	0,577	0,628	0,628	0,590
	5	0,502	0,586	0,630	0,578	0,629	0,630	0,593
	6	0,505	0,588	0,633	0,580	0,632	0,633	0,595
	7	0,508	0,592	0,636	0,584	0,635	0,637	0,599
	8	0,510	0,592	0,637	0,586	0,635	0,636	0,600
	9	0,513	0,595	0,640	0,588	0,638	0,639	0,602
	10	0,515	0,596	0,641	0,589	0,639	0,640	0,603
Ridge	1	0,481	0,563	0,595	0,549	0,603	0,600	0,565
	2	0,496	0,574	0,611	0,567	0,616	0,614	0,580
	3	0,505	0,583	0,618	0,582	0,627	0,624	0,590
	4	0,502	0,588	0,626	0,596	0,637	0,627	0,596
	5	0,460	0,563	0,586	0,595	0,619	0,617	0,573
	6	0,430	0,531	0,560	0,579	0,602	0,579	0,547
	7	0,392	0,538	0,559	0,597	0,588	0,562	0,539
	8	0,380	0,535	0,543	0,586	0,597	0,563	0,534
	9	0,383	0,536	0,531	0,585	0,613	0,551	0,533
	10	0,388	0,570	0,562	0,594	0,590	0,579	0,547

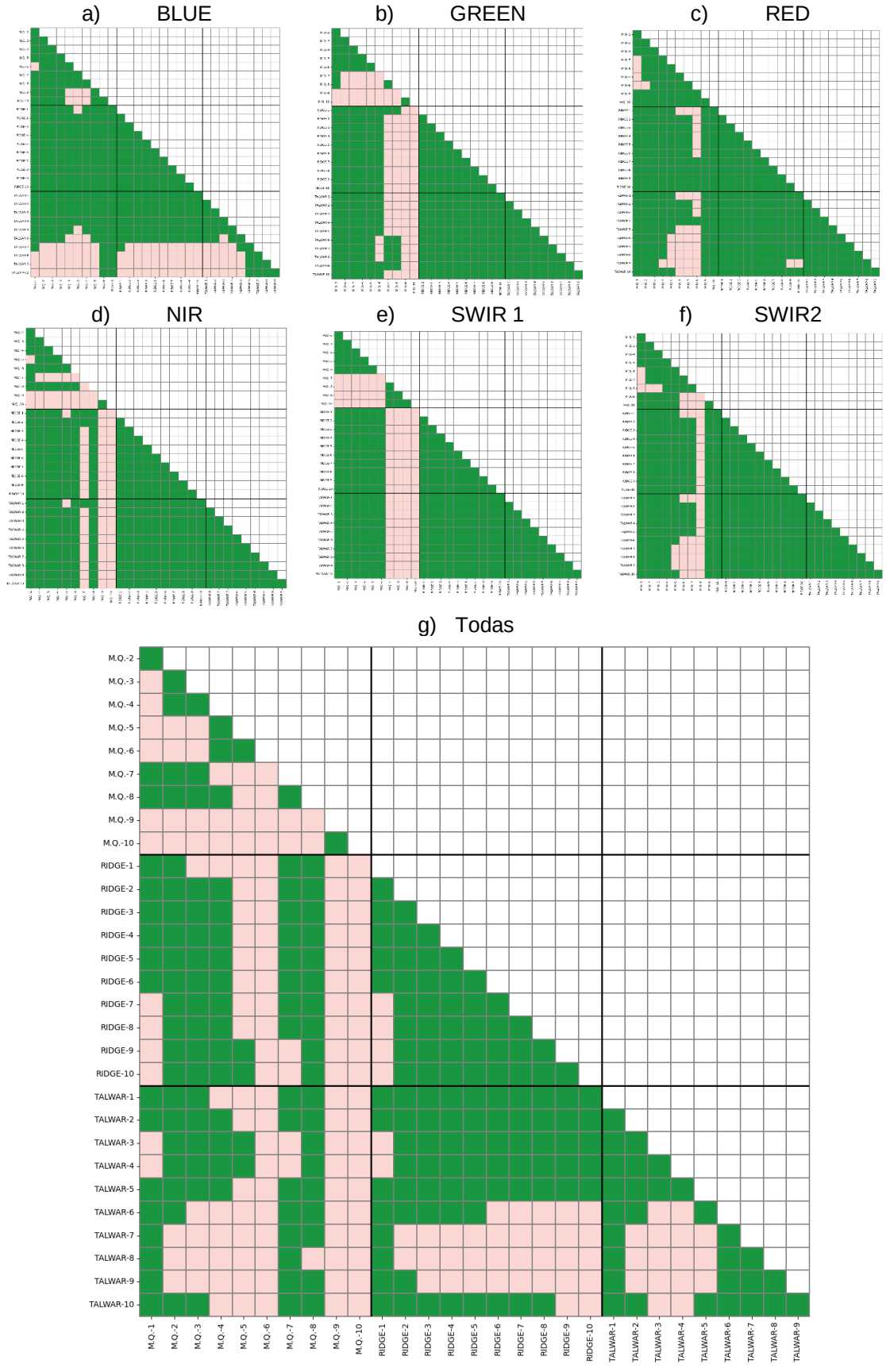


Figura 9 Resultado do teste de Dunn para o sistema OLI/MODIS.

Nota: Em verde médias estocasticamente iguais e em salmão médias estocasticamente diferentes, segundo o teste de *Dunn.*

5.1.2 Resultados do sistema MSI/MODIS

Aplicando o teste de Kruskal Wallis considerando as diferentes combinações de método de ajuste e grau do polinômio, para cada uma das bandas individualmente e para as bandas agrupadas, foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 7 e, para a maioria dos casos que o teste foi significativo (p-valor menor que 0,05), significa que ao menos um dos tratamentos domina de forma estocástica os demais.

O único caso que o resultado não foi significativo foi para a banda SWIR 2, indicando que, para essa banda e todos os tratamentos, os valores médios de r^2 são estocasticamente iguais. Com isso foi possível aplicar o teste de Dunn para obter os grupos que são estocasticamente iguais para os casos em que o teste de Kruskal Wallis foi significativo.

Na Figura 10 é possível visualizar o resultado do teste de Dunn na forma de matriz, onde os quadrados verdes indicam médias iguais e os de cor salmão médias estatisticamente diferentes. Além disso, as letras de (a) a (e) representam os resultados dos testes para as 5 bandas com significância no teste de *Kruskal Wallis* e a letra (f) a aplicação do teste para todas as bandas ao mesmo tempo.

Tabela 7 Resultados do teste de Kruska Wallis para o sistema MSI/MODIS

Banda	Valor de *Kruska Wallis*	valor-p
BLUE	177,127	3,41E-23
GREEN	153,437	7,03E-19
RED	137,672	4,41E-16
NIR	614,265	7,06E-111
SWIR 1	277,902	1,83E-42
SWIR 2	13,529	9,94E-1
Todas	389,522	9,82E-65

Na Tabela 8 estão apresentados os valores de correlação médios, obtidos para os tratamentos em cada banda individualmente e em todas as bandas combinadas. Esses valores médios foram usados para determinar o melhor modelo.

Tabela 8 Valores médios de correlação de *Pearson* para o sistema MSI/MODIS

Método		Banda						
	Grau	**BLUE**	**GREEN**	**RED**	**NIR**	**SWIR 1**	**SWIR 2**	**Todas**
Mínimos Quadrados (M.Q.)	1	0,033	0,050	0,076	0,275	0,340	0,296	0,179
	2	0,031	0,043	0,074	0,241	0,322	0,279	0,165
	3	0,029	0,042	0,070	0,229	0,312	0,274	0,159
	4	0,029	0,041	0,066	0,220	0,306	0,271	0,156
	5	0,029	0,040	0,064	0,213	0,302	0,268	0,153
	6	0,030	0,040	0,063	0,197	0,299	0,267	0,149
	7	0,030	0,035	0,063	0,115	0,185	0,266	0,116
	8	0,039	0,039	0,074	0,140	0,260	0,272	0,137
	9	0,069	0,034	0,060	0,281	0,209	0,305	0,159
	10	0,069	0,034	0,060	0,281	0,209	0,305	0,159
Talwar	1	0,033	0,050	0,076	0,275	0,341	0,296	0,179
	2	0,032	0,048	0,077	0,262	0,336	0,287	0,174
	3	0,032	0,045	0,076	0,250	0,329	0,284	0,169
	4	0,032	0,045	0,076	0,248	0,328	0,285	0,169
	5	0,032	0,046	0,076	0,249	0,329	0,285	0,169
	6	0,032	0,047	0,075	0,249	0,330	0,285	0,169
	7	0,031	0,046	0,074	0,248	0,330	0,284	0,169
	8	0,031	0,046	0,073	0,246	0,328	0,283	0,168
	9	0,031	0,045	0,073	0,244	0,327	0,282	0,167
	10	0,031	0,045	0,073	0,242	0,326	0,282	0,167
Ridge	1	0,041	0,065	0,096	0,281	0,337	0,290	0,185
	2	0,041	0,059	0,106	0,261	0,331	0,285	0,181
	3	0,040	0,056	0,102	0,255	0,327	0,282	0,177
	4	0,039	0,050	0,101	0,230	0,309	0,281	0,168
	5	0,040	0,056	0,101	0,249	0,325	0,281	0,175
	6	0,041	0,057	0,100	0,247	0,326	0,282	0,175
	7	0,042	0,054	0,098	0,236	0,320	0,282	0,172
	8	0,041	0,053	0,093	0,228	0,315	0,278	0,168
	9	0,041	0,051	0,089	0,224	0,312	0,279	0,166
	10	0,040	0,052	0,086	0,220	0,312	0,280	0,165

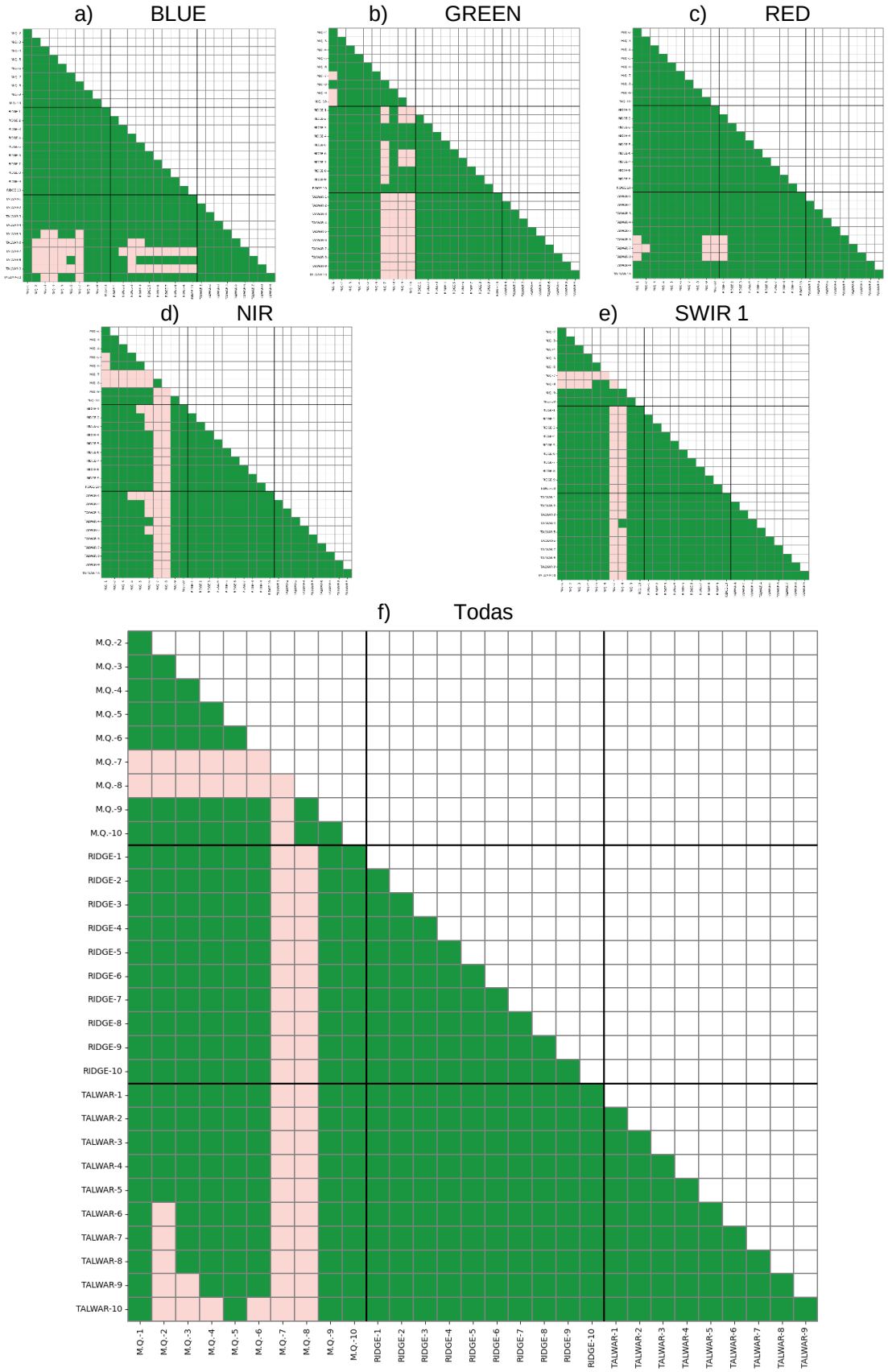


Figura 10 Resultado do teste de Dunn para o sistema MSI/MODIS.

Nota: Em verde médias estocasticamente iguais e em salmão médias estocasticamente diferentes, segundo o teste de *Dunn.*

5.1.3 Seleção dos melhores modelos

Para o sistema OLI/MODIS, o algoritmo de Mínimos Quadrados (M.Q.) com grau 6 apresentou o maior valor médio de r^2 em termos numéricos, isso considerando todas as bandas como pode ser visto na Tabela 6, com um valor de 0,642. Segundo o teste de Dunn, na Figura 9 (g) visualizam-se dois tratamentos que são estocasticamente iguais a ele: M.Q.-5 e M.Q.-4. Sendo o tratamento M.Q.-4 o de menor grau de complexidade, por ter o menor grau do polinômio.

Na Tabela 9, essa análise é apresentada de forma resumida, para cada banda. Considerando todas as bandas, o modelo de menor complexidade e com desempenho estocasticamente igual ao melhor seria o M.Q. com grau 4. Analisando as bandas individualmente, verifica-se que a banda SWIR 2 é a mais crítica, necessitando do algoritmo de M.Q. com grau 4. Para outras bandas, foram obtidos valores estatisticamente iguais ao melhor com todos os algoritmos utilizando grau 1 ou 2. Assim, partindo do princípio da parcimônia, o melhor modelo seria o algoritmo de M.Q. com grau 4, visto que os modelos serão aplicados de forma independente da banda.

Tabela 9 Melhor tratamento por banda do sistema OLI/MODIS

Banda	Tratamento de maior valor numérico.	Valor médio do r^2 do tratamento.	Tratamentos estocasticamente iguais.	Tratamento de menor grau de complexidade.
BLUE	M.Q.-6	0,558	M.Q.-2 a 8, RIDGE-2 a 10, TALWAR-1 a 4;	TALWAR-1
GREEN	M.Q.-6	0,633	M.Q.-1 a 5, RIDGE-1 a 10, TALWAR-1 a 5, 9 e 10;	M.Q.-1 RIDGE-1 TALWAR-1
RED	M.Q.-8	0,694	M.Q.-1 a 10, RIDGE-7 a 10, TALWAR-4;	M.Q.-1
NIR	M.Q.-5	0,629	M.Q.-2 a 6, RIDGE-2 a 10, TALWAR-2 a 10;	M.Q.-2 RIDGE-2 TALWAR-2
SWIR 1	M.Q.-6	0,678	M.Q.-1 a 5, RIDGE-1 a 10, TALWAR-1 a 10;	M.Q.-1 RIDGE-1 TALWAR-1
SWIR 2	M.Q.-8	0,705	M.Q.-4 a 7;	M.Q.-4
Todas	M.Q.-6	0,642	M.Q.-5 e 4;	M.Q-4

Para o sistema MSI/MODIS, o algoritmo de *Talwar* com grau 1 apresentou o maior valor médio de r^2 em termos numéricos, isso considerando todas as bandas como pode ser verificado na Tabela 8, com um valor de 0,185. Segundo o teste de Dunn, na Figura 10 (f),

quase todos os tratamentos são estocasticamente iguais a ele, com exceção apenas dos tratamentos M.Q.-7 e M.Q.-8.

Na Tabela 10, essa análise é apresentada de forma resumida, para cada banda. Considerando todas as bandas, o modelo de menor complexidade e com desempenho estocasticamente igual ao melhor seria o próprio *Talwar* com grau 1. Analisando as bandas individualmente, observa-se que quase todos os modelos são estocasticamente iguais. Desse modo, optou-se por seguir apenas com o modelo *Talwar* com grau 1, por sua vantagem numérica em relação ao demais modelos.

Tabela 10 Melhor tratamento por banda do sistema MSI/MODIS

Banda	Tratamento de maior valor numérico.	Valor médio do r^2 do tratamento.	Tratamentos estocasticamente iguais.	Tratamento de menor grau de complexidade.
BLUE	M.Q.-9	0,069	TODOS	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
GREEN	TALWAR-1	0,065	M.Q.-1 a 6, RIDGE-1 a 10, TALWAR-1 a 10;	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
RED	TALWAR-2	0,106	TODOS	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
NIR	TALWAR-1	0,281	M.Q.-1 a 3, RIDGE-1 a 10, TALWAR-2 a 10;	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
SWIR 1	RIDGE-1	0,341	M.Q.-1 a 6, 9 e 10, RIDGE-2 a 10, TALWAR-1 a 10;	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
SWIR 2	M.Q.-9	0,305	TODOS;	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;
Todas	TALWAR-1	0,185	M.Q.-1 a 6, 9e 10, RIDGE-1 a 10, TALWAR-2 a 10;	M.Q.-1, RIDGE-1, TALWAR-1;

Portanto, para o sistema OLI/MODIS, foram selecionados os modelos utilizando o algoritmo de M.Q. com graus 6 e 4, e para o sistema MSI/MODIS, foi selecionado o modelo utilizando o algoritmo de Talwar com grau 1. Na Figura 11, visualizam-se os valores de RMSE e r^2 obtidos do modelo para os diferentes pares de data para a região 4, usando o algoritmo de M.Q. com grau 6 no sistema OLI/MODIS; na Figura 12 visualizam-se os valores da mesma região para o algoritmo TALWAR com grau 1 para o sistema MSI/MODIS.

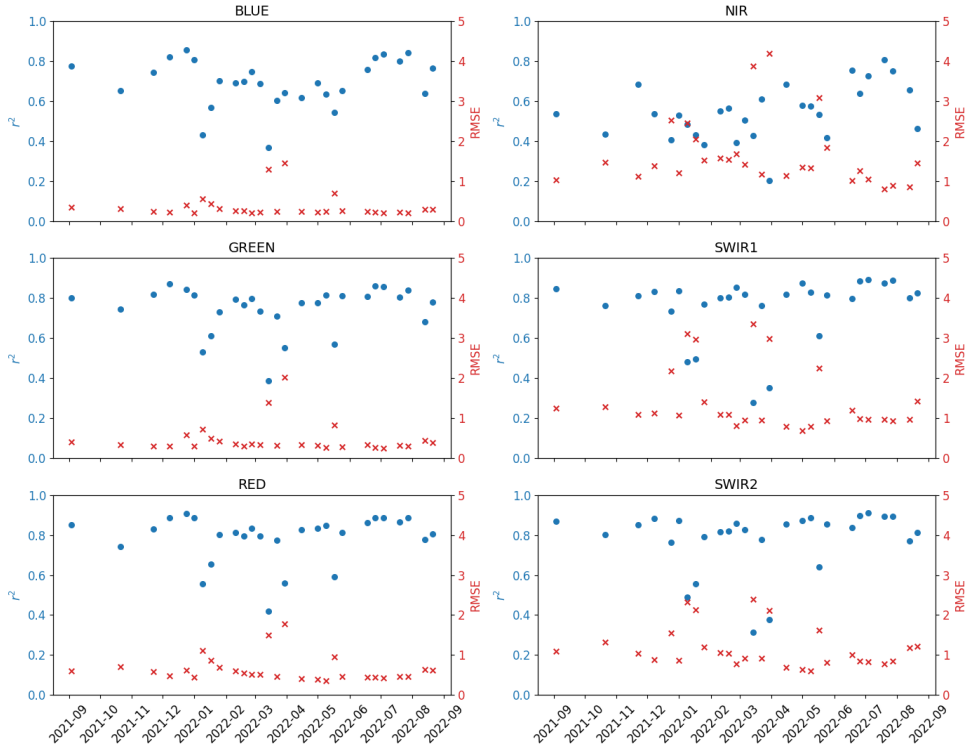


Figura 11 Comparação dos valores de r² e RMSE por banda, ao longo dos pares de datas disponíveis para o local de teste 4, para o algoritmo de M.Q. com grau 6., no sistema OLI/MODIS.

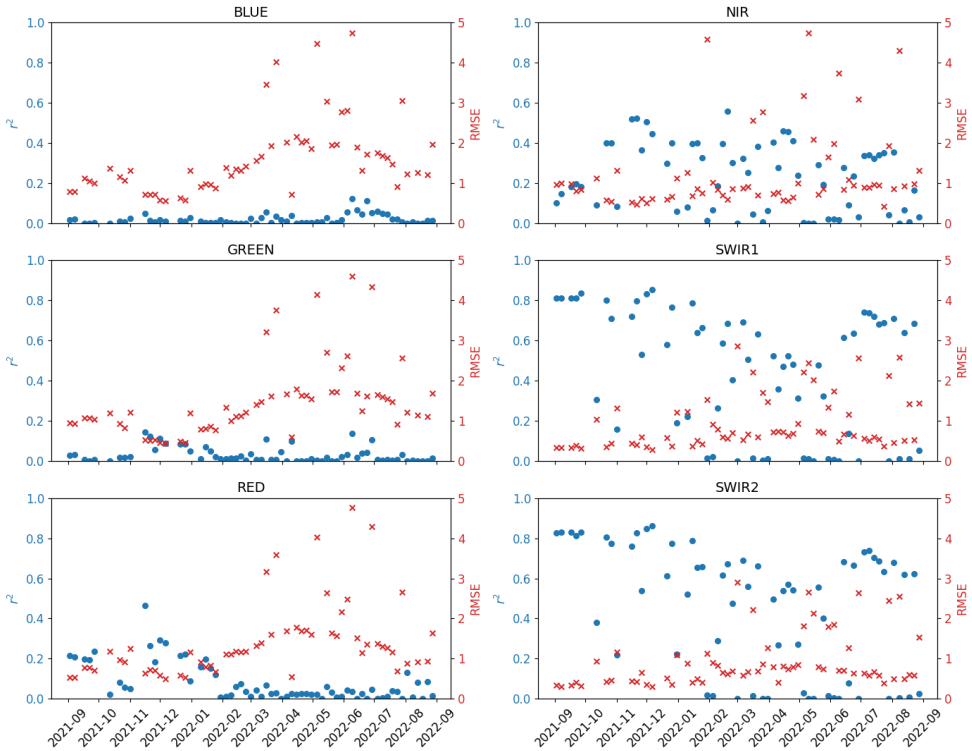


Figura 12 Comparação dos valores de r² e RMSE por banda, ao longo dos pares de datas disponíveis para o local de teste 4, para o algoritmo de TALWAR com grau 1, para o sistema MSI/MODIS.

Nas figuras 11 e 12 os pontos em azul representam os valores de r^2; os valores mais próximos de 1 indicam melhor ajuste. Os "x" em vermelho representam os valores de RMSE, sendo que valores mais próximos de 0 indicam maior precisão. Embora a média dos valores de r^2 tenha ficado abaixo de 0,7, observa-se no gráfico que algumas bandas apresentaram valores elevados de r^2, chegando próximos de 1, indicando um desempenho satisfatório. Porém, em contrapartida, há valores altos de RMSE, em geral superiores a 1, indicando que, provavelmente, os dados preditos ficaram deslocados em relação aos valores esperados.

Ainda é possível visualizar na Figura 12 valores de r^2 muito baixos para as bandas BLUE, GREEN e RED, o que se deve ao fato de serem bandas que não estão com a resolução espectral tão bem alinhada entre os dois sensores do sistema MSI/MODIS. No Apêndice A são apresentados os resumos estatísticos dos valores de coeficiente de determinação (r^2) e erro quadrático médio (RMSE) para cada combinação de modelo e sistema de sensores, permitindo uma análise detalhada dos resultados.

As variações observadas reforçam a complexidade do desenvolvimento de algoritmos de fusão espaço-temporal, especialmente na tentativa de criar soluções que sejam suficientemente genéricas para abranger uma ampla variedade de cenários e aplicações. Conforme destacado por Bai *et al*. (2020), a criação de algoritmos que consigam lidar, de maneira eficaz, com diferentes condições ambientais, tipos de solo, coberturas vegetais e variações sazonais ainda representa um desafio significativo. Isso ocorre porque cada cenário possui características específicas que demandam abordagens adaptativas e ajustáveis, considerando fatores como condições atmosféricas, tipos de sensores utilizados e especificidades dos dados.

Essa diversidade de variáveis implica que os algoritmos precisam ser calibrados para otimizar a fusão de dados em cada contexto, o que reduz a viabilidade de um modelo universal. Em muitos casos, a aplicabilidade de um algoritmo eficaz em uma região ou para um propósito específico não garante o mesmo desempenho em outros contextos. Dessa forma, o desenvolvimento de uma abordagem realmente genérica de fusão de dados continua a ser um problema em aberto, impulsionando a pesquisa contínua no aprimoramento de técnicas adaptativas e flexíveis que possam oferecer um desempenho consistente em diversos ambientes e aplicações.

Segundo Wang *et al*. (2020), existe uma grande dificuldade em adquirir pares de imagens, devido à contaminação por nuvens, e sugerem que o uso de mais pares de imagens pode aumentar a precisão. No entanto, em aplicações práticas, é necessário definir um índice de custo-benefício para orientar a determinação do número ideal de pares de imagens, que pode variar conforme a área de estudo.

5.2 Avaliação das classificações

Na Figura 13 são apresentadas as classificações obtidas para as 10 regiões de teste para os sistemas OLI/MODIS, com as classificações das imagens do sensor OLI e das imagens geradas pelos modelos de mínimos quadrados para graus 4 e 10 e MSI/MODIS, obtidos com a classificação das imagens do sensor MSI e das imagens geradas pelo modelo de Talwar com grau 1, bem como uma imagem de referência do Google maps.

Na Tabela 11 são apresentados os valores de área classificada em hectares (ha)para a soma das 10 regiões de teste. Inicialmente, são apresentados os valores obtidos pelo sistema OLI/MODIS, com as classificações das imagens de alta resolução e, posteriormente, os valores gerados pelos modelos de mínimos quadrados para graus 4 e 6. Em seguida, são exibidos os valores do sistema MSI/MODIS, obtidos com a classificação das imagens de alta resolução e, logo após, são apresentadas as imagens geradas pelo modelo de Talwar com grau 1.

Na Tabela 12, são apresentados os valores de acurácia do produtor (AP), acurácia do usuário (AU) e exatidão global para diferentes classes de uso e cobertura do solo, obtidos a partir de diferentes sistemas e modelos de ajuste. Esses índices de acurácia são fundamentais para avaliar a precisão e a confiabilidade dos resultados, pois a acurácia do produtor indica a taxa de acertos para cada classe, a partir do ponto de vista de quem produz a classificação e a acurácia do usuário reflete a confiabilidade do mapa para quem o utiliza. A exatidão global, por sua vez, oferece uma visão geral da precisão do sistema em todas as classes.

Tabela 11 Valores de áreas classificadas em hectares (ha) para a referência e sistemas OLI/MODIS e MSI/MODIS

	Sistema OLI/MODIS			**Sistema MSI/MODIS**	
Classe	**OLI**	**M.Q. 4**	**M.Q. 6**	**MSI**	**Talwar 1**
Floresta	31412 ha	33382 ha	33032 ha	30046 ha	32003 ha
Formação natural não florestal	1742 ha	1734 ha	1645 ha	1368 ha	1799 ha
Agropecuária	62204 ha	60068 ha	56439 ha	63226 ha	62028 ha
Área não vegetada	2604 ha	2802 ha	2974 ha	3318 ha	2052 ha
Corpo d'água	1481 ha	1458 ha	1465 ha	1485 ha	1572 ha
Total	99444 ha	99444 ha	99444 ha	99444 ha	99444 ha

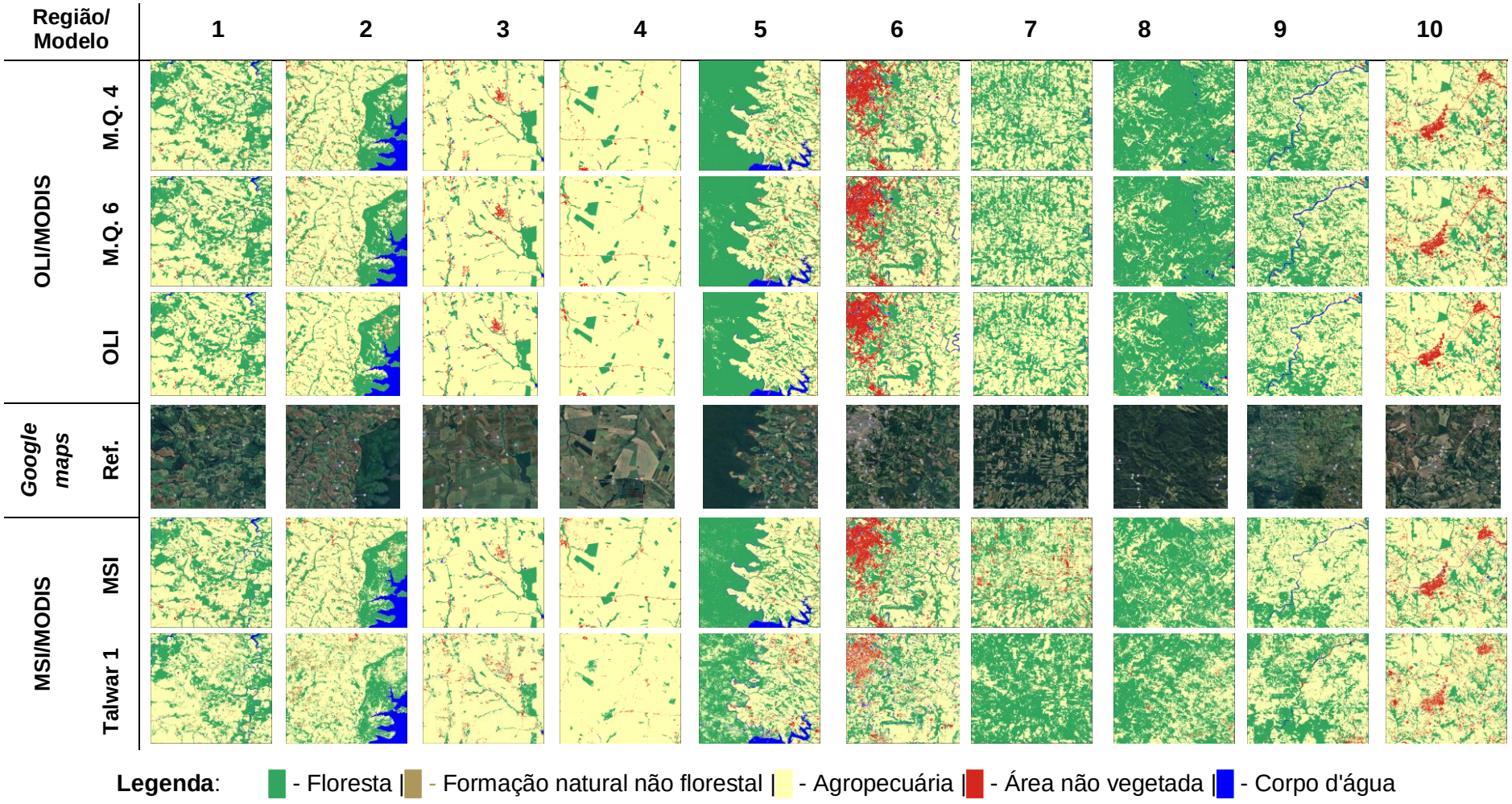


Figura 13 Classificações obtidas para os diferentes modelos testados nas 10 regiões de teste.

Tabela 12 Valores de acurácia do produtor (AP) e usuário (AU) e exatidão global obtidos

	OLI		M.Q. 4		M.Q. 6		MSI		Talwar 1	
Classe	**AP**	**AU**	**AP**	**AU**	**AP**	**AU**	**AP**	**AU**	**AP**	**AU**
Floresta	85	88	85	91	80	93	83	90	74	70
Formação natural não florestal	95	100	95	100	97	99	94	100	96	100
Agropecuária	96	92	97	94	97	89	97	90	90	88
Área não vegetada	95	100	96	99	95	99	94	99	93	99
Corpo d'água	100	99	100	99	100	100	99	100	99	100
Exatidão global	94,6%		95,4%		94,1%		94,2%		90,6%	

Para o sistema OLI, os valores iniciais sem ajuste apresentam boa acurácia em várias classes, com uma exatidão global de 94,6%. No entanto, ao serem aplicados os modelos de mínimos quadrados nos graus 4 e 6, observa-se uma variação nos índices de acurácia, com o M.Q. 4 elevando a exatidão global para 95,4%, enquanto o M.Q. 6 reduz ligeiramente para 94,1%. Isso sugere que o modelo M.Q. 4 é o mais eficiente, oferecendo melhor desempenho global do que o OLI sem ajuste e mantendo valores mais elevados de acurácia, especialmente para as classes mais complexas.

Na classe Floresta, o sistema OLI tem uma acurácia do produtor (AP) de 85% e do usuário (AU) de 88%. Ao aplicar o M.Q. 4, esses valores aumentam ligeiramente para 85% (AP) e 91% (AU), indicando uma melhora no desempenho para o usuário. Já o M.Q. 6 apresenta uma AP de 80%, indicando uma leve redução na capacidade de classificação precisa para essa classe. Assim, o M.Q. 4 se destaca como a opção mais estável, mantendo ou melhorando a precisão da classificação para florestas.

Para a classe Agropecuária, o OLI sozinho oferece um bom desempenho com 96% de AP e 92% de AU. No entanto, o M.Q. 4 eleva esses valores para 97% e 94%, respectivamente, enquanto o M.Q. 6 mantém a AP em 97%, mas reduz a AU para 89%. Aqui, o M.Q. 4 mais uma vez se destaca, oferecendo a melhor acurácia de usuário e uma precisão superior à do sistema OLI sem ajuste.

A análise do sistema MSI e o modelo de ajuste Talwar 1 revela diferenças significativas. O MSI sem ajuste apresenta uma exatidão global de 94,2%, enquanto o modelo Talwar, com grau 1, reduz essa exatidão para 90,6%.

Para a classe Floresta, o MSI sem ajuste apresenta AP de 83% e AU de 90%, enquanto o Talwar tem valores significativamente mais baixos, com AP de 74% e AU de 70%. Esse resultado evidencia que o modelo Talwar tem dificuldades em capturar a variabilidade dessa classe, resultando em uma menor acurácia tanto para o produtor quanto para o usuário final.

Na classe Agropecuária, o MSI sem ajuste novamente oferece alta precisão, com 97% de AP e 90% de AU. O Talwar, entretanto, apresenta uma diminuição, com AP de 90% e AU de 88%, indicando um desempenho mais fraco para a classificação de áreas agrícolas.

Em relação às classes Área não vegetada e Corpo d'água, tanto o MSI quanto o Talwar apresentam alta precisão, com valores de AU muito próximos de 99% ou 100%. No entanto, o Talwar tende a ter AP um pouco mais baixa em comparação com o MSI, como na Área não vegetada (93% no Talwar *versus* 94% no MSI) e Corpo d'água (99% no Talwar versus 100% no MSI). Embora esses valores sejam elevados, a consistência do MSI sem ajuste é ligeiramente superior, destacando-se como mais preciso.

A comparação entre OLI e MSI, considerando os modelos de ajuste M.Q. 4, M.Q. 6 e Talwar, evidencia que o modelo M.Q. 4 é o ajuste mais eficiente para o sistema OLI, melhorando a exatidão global e oferecendo maior precisão para a classificação. Em contrapartida, o modelo Talwar, aplicado ao sistema MSI, apresenta menor desempenho para classificação reduzindo a exatidão global e a acurácia do produtor e do usuário. Dessa forma, enquanto o uso da fusão com o modelo M.Q. de grau 4 melhorou os valores da classificação do sistema OLI, o sistema MSI sem a fusão obteve melhores resultados.

Essa discrepância pode ser atribuída às diferenças nas resoluções espaciais e temporais dos dados de entrada e aos algoritmos específicos de fusão aplicados.

A análise dos resultados evidência que a fusão espaço-temporal tem o potencial de impactar significativamente a precisão das classificações de uso e cobertura da terra. A divergência observada nas classificações indica a necessidade de estudos futuros focados no refinamento em especial da metodologia de classificação, para aproveitar melhor dos resultados obtidos da fusão espaço temporal, visando alcançar níveis de acurácia comparáveis aos das metodologias tradicionais de series temporais robustas.

6 CONCLUSÃO

Os resultados obtidos evidenciam que a fusão espaço-temporal pode contribuir significativamente para a melhoria da precisão nas classificações de uso e cobertura da terra, especialmente ao utilizar modelos de ajuste adequados.

No caso do sistema OLI, a aplicação do modelo de mínimos quadrados de grau 4 mostrou-se a opção mais eficaz, aumentando a exatidão global e proporcionando maior precisão na classificação. Em contraste, o modelo M.Q. de grau 6 não atingiu a mesma consistência, sugerindo que o grau 4 alcança o equilíbrio ideal entre complexidade e acurácia. Assim, a fusão OLI/MODIS com o modelo M.Q. de grau 4 mostrou-se a combinação mais robusta, confirmando que um ajuste adequado pode otimizar os resultados do sistema.

Para o sistema MSI, a análise revelou que o modelo de fusão não apresentou um desempenho tão satisfatório quanto o MSI sem a fusão. Dessa forma, os dados sugerem que, para o sistema MSI, a fusão não resultou em ganhos para a aplicação da classificação, o que pode estar relacionado à pequena diferença de resolução espectral entre as bandas.

Esses resultados indicam que a escolha do modelo de ajuste deve considerar a natureza do sistema de sensores. A fusão espaço-temporal tem um grande potencial para melhorar as classificações, mas sua eficácia depende da compatibilidade entre as características espectrais e espaciais dos sensores.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante dos resultados encontrados, é recomendável que estudos futuros explorem outros modelos de fusão e ajustes, especialmente para o sistema MSI, visando alcançar maior precisão sem comprometer a consistência das classificações. A otimização desses métodos de fusão poderá contribuir para a evolução das técnicas de análise de séries temporais, aproximando a acurácia dessas metodologias àquela obtida por métodos tradicionais de análise robusta de séries temporais.

REFERÊNCIAS

ABDELMAJEED, Abdallah Yussuf Ali; JUSZCZAK, Radosław. Challenges and Limitations of Remote Sensing Applications in Northern Peatlands: present and future prospects. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 16, n. 3, p. 591, 4 fev. 2024. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs16030591.

APARECIDO, Lucas Eduardo de Oliveira; ROLIM, Glauco de Souza; RICHETTI, Jonathan; SOUZA, Paulo Sergio de; JOHANN, Jerry Adriani. Köppen, Thornthwaite and Camargo climate classifications for climatic zoning in the State of Paraná, Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, [S.L.], v. 40, n. 4, p. 405-417, ago. 2016. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/1413-70542016404003916.

BAI, Bingxin; TAN, Yumin; DONCHYTS, Gennadii; HAAG, Arjen; WEERTS, Albrecht. A simple spatio–temporal data fusion method based on linear regression coefficient compensation. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 12, n. 23, p. 3900, nov. 2020. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs12233900.

BREIMAN, Leo. Random forests. **Machine Learning**, [S.L.], v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1023/a:1010933404324.

CAI, Jiajun; HUANG, Bo; FUNG, Tung. Progressive spatiotemporal image fusion with deep neural networks. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S.L.], v. 108, p. 102745, abr. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2022.102745.

CAON, Ivã Luis; MERCANTE, Erivelto. Computação em nuvem e fusão espaço temporal de imagens para gerar mapas temáticos de uso e cobertura da terra do Paraná. **Revista Técnico-Científica do CREA-PR**, Curitiba, v. 25, n. 1, p. 1-18, 2021.

CHEN, Shuang; WANG, Jie; GONG, Peng. ROBOT: a spatiotemporal fusion model toward seamless data cube for global remote sensing applications. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 294, p. 113616, ago. 2023. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2023.113616.

CONGALTON, Russell G.. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 37, n. 1, p. 35-46, jul. 1991. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b.

COPPIN, Pol; LAMBIN, Eric; JONCKHEERE, Inge; MUYS, Bart. DIGITAL Change detection methods in natural ecosystem monitoring: a review. **Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images**, [S.L.], p. 3-36, jul. 2002. World Scientific. http://dx.doi.org/10.1142/9789812777249_0001.

CRESSIE, Noel; WIKLE, Christopher K. **Statistics for spatio-temporal data.** New Jersey, EUA: John Wiley & Sons, 2011.

DRUSCH, M.; BELLO, U. del; CARLIER, S.; COLIN, O.; FERNANDEZ, V.; GASCON, F.; HOERSCH, B.; ISOLA, C.; LABERINTI, P.; MARTIMORT, P. *Sentinel*-2: esa's optical high-resolution mission for GMES operational services. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 120, p. 25-36, maio 2012. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026.

DU, Peijun; LI, Xingli; CAO, Wen; LUO, Yan; ZHANG, Huapeng. Monitoring urban land cover and vegetation change by multi-temporal remote sensing information. **Mining Science and Technology (China)**, [S.L.], v. 20, n. 6, p. 922-932, nov. 2010. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s1674-5264(09)60308-2.

DUNN, Olive Jean. Multiple Comparisons Using Rank Sums. **Technometrics**, v. 6, n. 3, p. 241-252, 1964.

EUROPEAN SPACE AGENCY - ESA. **Multispectral Instrument (MSI) Overview.** 2022. Disponível em: <https://*Sentinel*s.copernicus.eu/web/*Sentinel*/technical-guides/*Sentinel*-2-msi/msi-instrument>. Acesso em: 20 dez. 2022.

FORMAGGIO, Antonio Roberto; SANCHES, Ieda Del'Arco. **Sensoriamento remoto em agricultura**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017.

GAO, Feng; MASEK, J.; SCHWALLER, M.; HALL, F. On the blending of the *Landsat* and MODIS surface reflectance: predicting daily *Landsat* surface reflectance. **Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, [S.L.], v. 44, n. 8, p. 2207-2218, ago. 2006. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/tgrs.2006.872081.

GÄRTNER, Philipp; FÖRSTER, Michael; KLEINSCHMIT, Birgit. The benefit of synthetically generated RapidEye and *Landsat* 8 data fusion time series for riparian forest disturbance monitoring. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 177, p.237-247, maio 2016. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.01.028.

GęBKA, Bartosz. Ownership structure, monitoring, and market value of companies: evidence from an unusual privatization mode. **International Review of Applied Economics**, [S.L.], v. 28, n. 5, p. 586-610, 25 jun. 2014. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/02692171.2014.918938.

GOODCHILD, Michael F. Geographic information systems and science: today and tomorrow. **Annals Of Gis**, [S.L.], v. 15, n. 1, p. 3-9, 20 nov. 2009. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/19475680903250715.

GOODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua; COURVILLE, Aaron. **Deep learning.** MIT press, 2016.

GOODFELLOW, Ian; POUGET-ABADIE, Jean; MIRZA, Mehdi; XU, Bing; WARDE-FARLEY, David; OZAIR, Sherjil; COURVILLE, Aaron; BENGIO, Yoshua. Generative adversarial networks. **Communications of the Acm**, [S.L.], v. 63, n. 11, p. 139-144, 22 out. 2020. Association for Computing Machinery (ACM). http://dx.doi.org/10.1145/3422622.

GOWARD, Samuel N.; WILLIAMS, Darrel L. *Landsat* and earth systems science: development of terrestrial monitoring. **Photogrammetric engineering and remote sensing,** v. 63, n. 7, p. 887-900, 1997.

GU, Zhuoning; CHEN, Jin; CHEN, Yang; QIU, Yuean; ZHU, Xiaolin; CHEN, Xuehong. Agri-Fuse: a novel spatiotemporal fusion method designed for agricultural scenarios with diverse phenological changes. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 299, p. 113874, dez. 2023. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2023.113874.

HALL, Dorothy K; A RIGGS, George; SALOMONSON, Vincent V; DIGIROLAMO, Nicolo e; BAYR, Klaus J. MODIS snow-cover products. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 83, n. 1-2, p. 181-194, nov. 2002. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00095-0.

HANSEN, M. C.; POTAPOV, P. V.; MOORE, R.; HANCHER, M.; TURUBANOVA, S. A.; TYUKAVINA, A.; THAU, D.; STEHMAN, S. V.; GOETZ, S. J.; LOVELAND, T. R. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. **Science**, [S.L.], v. 342, n. 6160, p. 850-853, 15 nov. 2013. American Association for the Advancement of Science (AAAS). http://dx.doi.org/10.1126/science.1244693.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. **The elements of statistical learning**: data mining, inference, and prediction. Berlin - DE: Springer, 2009.

HILKER, Thomas; WULDER, Michael A.; COOPS, Nicholas C.; SEITZ, Nicole; WHITE, Joanne C.; GAO, Feng; MASEK, Jeffrey G.; STENHOUSE, Gordon. Generation of dense time series synthetic *Landsat* data through data blending with MODIS using a spatial and temporal adaptive reflectance fusion model. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 113, n. 9, p. 1988-1999, set. 2009. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.05.011.

HINICH, Melvin J.; TALWAR, Prem P. A simple method for robust regression. **Journal of the American Statistical Association**, v. 70, n. 349, p. 113-119, 1975.

HOERL, Arthur E.; KENNARD, Robert W. Ridge regression: biased estimation for nonorthogonal problems. **Technometrics,** v. 12, n. 1, p. 55-67, 1970.

HUANG, Hong; WANG, Zhenfeng; XIA, Fang; SHANG, Xu; LIU, Yuanyuan; ZHANG, Minghua; DAHLGREN, Randy A.; MEI, Kun. Water quality trend and change-point analyses using integration of locally weighted polynomial regression and segmented regression. **Environmental Science and Pollution Research**, [S.L.], v. 24, n. 18, p. 15827-15837, 23 maio 2017. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s11356-017-9188-x.

HUETE, A; DIDAN, K; MIURA, T; RODRIGUEZ, E.P; GAO, X; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 83, n. 1-2, p. 195-213, nov. 2002. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00096-2.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Paraná.** 2021. Disponível em: < https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/pr.html>. Acesso em: 18 dez. 2021.

IRONS, James R.; DWYER, John L.; BARSI, Julia A. The next *Landsat* satellite: the *Landsat* data continuity mission. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 122, p. 11-21, jul. 2012. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026.

JENSEN, John R. **Remote sensing of the environment**: an earth resource perspective 2/e. India: Pearson Education, 2009.

JUSTICE, C. O; TOWNSHEND, J. R. G; VERMOTE, E. F; MASUOKA, E; WOLFE, R. E; SALEOUS, N; ROY, D. P; MORISETTE, J. T. An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 83, n. 1-2, p. 3-15, nov. 2002. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00084-6.

KRUSKAL, William H.; WALLIS, W. Allen. Use of ranks in one-criterion variance analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 47, n. 260, p. 583-621, 1952.

LI, Qikang; TANG, Baoping; DENG, Lei; ZHU, Peng. Source-free domain adaptation framework for fault diagnosis of rotation machinery under data privacy. **Reliability Engineering & System Safety**, [S.L.], v. 238, p. 109468, out. 2023. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ress.2023.109468.

LI, Xiaodong; FOODY, Giles M.; BOYD, Doreen S.; GE, Yong; ZHANG, Yihang; DU, Yun; LING, Feng. SFSDAF: an enhanced FSDAF that incorporates sub-pixel class fraction change information for spatio-temporal image fusion. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 237, p. 111537, fev. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2019.111537.

LIU, Shuaijun; ZHOU, Junxiong; QIU, Yuean; CHEN, Jin; ZHU, Xiaolin; CHEN, Hui. The FIRST model: spatiotemporal fusion incorrporting spectral autocorrelation. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 279, p. 113111, set. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2022.113111.

LIU, Xijia; PREVE, Daniel. Measure of location-based estimators in simple linear regression. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, [S.L.], v. 86, n. 9, p. 1771-1784, 10 set. 2015. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/00949655.2015.1082131.

LUIZ, Alfredo José Barreto; OLIVEIRA, Júlio César; EPIPHANIO, José Carlos Neves; FORMAGGIO, Antonio Roberto. Auxílio das imagens de satélite aos levantamentos por amostragem em agricultura. **Agricultura em São Paulo**, v. 49, n. 1, p. 41-54, 2002.

MASEK, Jeffrey G.; WULDER, Michael A.; MARKHAM, Brian; MCCORKEL, Joel; CRAWFORD, Christopher J.; STOREY, James; JENSTROM, Del T. *Landsat* 9: empowering open science and applications through continuity. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 248, p. 111968, out. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2020.111968.

MOMENI, Mansoor; NAYERI, Mahmoud Dehghan; GHAYOUMI, Ali Faal; GHORBANI, Hoda. Robust regression and its application in financial data analysis. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, v. 47, p. 521-526, 2010.

MONTGOMERY, Douglas C.; PECK, Elizabeth A.; VINING, G. Geoffrey. **Introduction to linear regression analysis.** New Jersey, EUA: John Wiley & Sons, 2021.

NAZAROVA, Tatiana; MARTIN, Pascal; GIULIANI, Gregory. Monitoring vegetation change in the presence of high cloud cover with *Sentinel*-2 in a lowland tropical forest region in Brazil. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 12, n. 11, p. 1829, 5 jun. 2020. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs12111829.

PANDIT, Vaibhav R.; BHIWANI, R. J. Image fusion in remote sensing applications: a review. **International journal of computer applications**, v. 120, n. 10, p. 22-32, 2015.

PARKINSON, C. L. Aqua: an earth-observing satellite mission to examine water and other climate variables. **Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, [S.L.], v. 41, n. 2, p. 173-183, fev. 2003. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/tgrs.2002.808319.

PONZONI, Flávio Jorge; REZENDE, Ana Carolina Pinto. Influência da resolução espacial de imagens orbitais na identificação de elementos da paisagem em Altamira-PA. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v. 26, n. 4, p. 403-410, 2002.

REMER, L. A.; KAUFMAN, Y. J.; TANRÉ, D.; MATTOO, S.; CHU, D. A.; MARTINS, J. V.; LI, R.-R.; ICHOKU, C.; LEVY, R. C.; KLEIDMAN, R. G. The MODIS Aerosol Algorithm,

Products, and Validation. **Journal of the Atmospheric Sciences**, [S.L.], v. 62, n. 4, p. 947-973, 1 abr. 2005. American Meteorological Society. http://dx.doi.org/10.1175/jas3385.1.

RICHARDS, John A. **Remote sensing digital image analysis.** Berlin - DE: Springer, 2022.

ROY, D.P.; WULDER, M.A.; LOVELAND, T.R.; C.E., Woodcock; ALLEN, R.G.; ANDERSON, M.C.; HELDER, D.; IRONS, J.R.; JOHNSON, D.M.; KENNEDY, R. *Landsat*-8: science and product vision for terrestrial global change research. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 145, p. 154-172, abr. 2014. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001.

SCHAAF, Crystal. **MCD43A4. MODIS/Terra+Aqua BRDF/Albedo Nadir BRDF Adjusted Ref Daily L3 Global - 500m . V006.** 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD43A4.006>. Acesso em: 20 dez. 2022.

SCHOTT, John R. **Remote sensing: the image chain approach.** New York: Oxford University Press, 2007.

SCHOWENGERDT, Robert A. **Remote sensing**: models and methods for image processing**.** EUA: Academic Press. Elsevier, 2006.

SEGARRA, Joel; BUCHAILLOT, Maria Luisa; ARAUS, Jose Luis; KEFAUVER, Shawn C. Remote Sensing for Precision Agriculture: *Sentinel*-2 improved features and applications. **Agronomy**, [S.L.], v. 10, n. 5, p. 641, 1 maio 2020. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/agronomy10050641.

SHALABY, Adel; TATEISHI, Ryutaro. Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt. **Applied Geography**, [S.L.], v. 27, n. 1, p. 28-41, jan. 2007. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2006.09.004.

SWAIN, Ratnakar; PAUL, Ananya; BEHERA, Mukunda Dev. Spatio-temporal fusion methods for spectral remote sensing: a comprehensive technical review and comparative analysis. **Tropical Ecology**, [S.L.], v. 65, n. 3, p. 356-375, 5 set. 2023. 2024. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s42965-023-00318-5.

TEWES, Andreas; THONFELD, Frank; SCHMIDT, Michael; OOMEN, Roelof; ZHU, Xiaolin; DUBOVYK, Olena; MENZ, Gunter; SCHELLBERG, Jürgen. Using RapidEye and MODIS Data Fusion to monitor vegetation dynamics in semi-arid rangelands in South Africa. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 7, n. 6, p. 6510-6534, 26 maio 2015. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs70606510.

TORRES, Ramon; SNOEIJ, Paul; GEUDTNER, Dirk; BIBBY, David; DAVIDSON, Malcolm; ATTEMA, Evert; POTIN, Pierre; ROMMEN, Björn; FLOURY, Nicolas; BROWN, Mike. GMES *Sentinel*-1 mission. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 120, p. 9-24, maio 2012. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.028.

TU, Teming; SU, Shun-Chi; SHYU, Hsuen Chyun; HUANG, Ping Sheng. Efficient intensity-hue-saturation-based image fusion with saturation compensation. **Optical Engineering**, [S.L.], v. 40, n. 5, p. 720, 1 maio 2001. SPIE-Intl Soc Optical Eng. http://dx.doi.org/10.1117/1.1355956.

WALKER, J.J.; BEURS, K.M.; WYNNE, R.H.; GAO, F. Evaluation of *Landsat* and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 117, p. 381-393, fev. 2012. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.014.

WANG, Qunming; ATKINSON, Peter M. Spatio-temporal fusion for daily *Sentinel*-2 images. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 204, p. 31-42, jan. 2018. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.046.

WANG, Qunming; TANG, Yijie; TONG, Xiaohua; ATKINSON, Peter M. Virtual image pair-based spatio-temporal fusion. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 249, p. 112009, nov. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2020.112009.

WU, Mingquan; HUANG, Wenjiang; NIU, Zheng; WANG, Changyao. Generating daily synthetic *Landsat* imagery by combining *Landsat* and MODIS Data. **Sensors**, [S.L.], v. 15, n. 9, p. 24002-24025, 18 set. 2015. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/s150924002.

XIAO, Juan; AGGARWAL, Ashwani Kumar; DUC, Nguyen Hong; ARYA, Abhinandan; RAGE, Uday Kiran; AVTAR, Ram. A review of remote sensing image spatiotemporal fusion: challenges, applications and recent trends. **Remote Sensing Applications**: Society and Environment, [S.L.], v. 32, p. 101005, nov. 2023. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101005.

ZANTER, Karen. ***Landsat* 8 (L8) Data users handbook.** 2019. Disponível em: <https://prd-wret.s3-us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/atoms/files/LSDS-1574_L8_Data_Users_Handbook.pdf>. Acesso em: 20 dez. 2022.

ZHANG, Jixian. Multi-source remote sensing data fusion: status and trends. **International Journal of Image and Data Fusion**, [S.L.], v. 1, n. 1, p. 5-24, mar. 2010. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/19479830903561035.

ZHANG, Liangpei; ZHANG, Lefei; DU, Bo. Deep learning for remote sensing data: a technical tutorial on the state of the art. **Ieee Geoscience and Remote Sensing Magazine**, [S.L.], v. 4, n. 2, p. 22-40, jun. 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/mgrs.2016.2540798.

ZHENG, Yuhui; SONG, Huihui; SUN, Le; WU, Zebin; JEON, Byeungwoo. Spatiotemporal fusion of satellite images via very deep convolutional networks. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 11, n. 22, p. 2701, 18 nov. 2019. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs11222701.

ZHOU, Yajun; LIU, Tingxi; BATELAAN, Okke; DUAN, Limin; WANG, Yixuan; LI, Xia; LI, Mingyang. Spatiotemporal fusion of multi-source remote sensing data for estimating aboveground biomass of grassland. **Ecological Indicators**, [S.L.], v. 146, p. 109892, fev. 2023. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.109892.

ZHU, Likai; RADELOFF, Volker C.; IVES, Anthony R. Improving the mapping of crop types in the Midwestern US by fusing *Landsat* and MODIS satellite data. **International journal of applied earth observation and geoinformation**, v. 58, p. 1-11, 2017.

ZHU, Xiaolin; CAI, Fangyi; TIAN, Jiaqi; WILLIAMS, Trecia. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 10, n. 4, p. 527, 29 mar. 2018. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs10040527.

ZHU, Xiaolin; CHEN, Jin; GAO, Feng; CHEN, Xuehong; MASEK, Jeffrey G. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 114, n. 11, p. 2610-2623, nov. 2010. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.032.

ZHU, Xiaolin; HELMER, Eileen H.; GAO, Feng; LIU, Desheng; CHEN, Jin; LEFSKY, Michael A. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 172, p. 165-177, jan. 2016. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.11.016.

APÊNDICE

APÊNDICE A – RESUMOS ESTATÍSTICOS DOS DADOS

Sistema OLI/MODIS – Banda BLUE

Método		r^2				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	2.14E-03	0.474	0.861	0.224	0.140	0.507	3.790	0.452
	2	3.90E-03	0.493	0.851	0.209	0.156	0.494	3.241	0.419
	3	4.98E-03	0.507	0.885	0.199	0.161	0.482	2.965	0.394
	4	9.44E-03	0.520	0.917	0.190	0.164	0.477	2.707	0.385
	5	1.60E-02	0.540	0.950	0.186	0.168	0.464	2.557	0.365
	6	2.12E-02	0.558	0.971	0.182	0.133	0.452	2.475	0.354
	7	2.97E-05	0.536	0.992	0.195	0.073	0.472	2.563	0.359
	8	9.81E-04	0.477	0.957	0.257	0.152	0.510	2.581	0.398
	9	1.03E-02	0.416	0.837	0.190	0.184	0.514	1.206	0.260
	10	1.03E-02	0.416	0.837	0.190	0.184	0.514	1.206	0.260
Ridge	1	1.70E-03	0.474	0.861	0.224	0.139	0.508	3.789	0.453
	2	2.43E-03	0.494	0.871	0.215	0.141	0.496	3.388	0.430
	3	3.20E-03	0.496	0.883	0.211	0.147	0.494	3.223	0.420
	4	3.30E-03	0.498	0.870	0.209	0.150	0.491	3.064	0.413
	5	4.71E-03	0.502	0.872	0.207	0.151	0.489	2.940	0.407
	6	5.06E-03	0.505	0.876	0.207	0.152	0.487	2.850	0.403
	7	5.19E-03	0.508	0.879	0.207	0.151	0.478	2.779	0.381
	8	5.20E-03	0.510	0.895	0.205	0.151	0.482	2.722	0.396
	9	5.18E-03	0.513	0.892	0.204	0.151	0.481	2.675	0.394
	10	5.21E-03	0.515	0.903	0.204	0.152	0.480	2.637	0.392
Talwar	1	3.33E-06	0.481	0.880	0.280	0.105	0.511	4.189	0.498
	2	1.02E-04	0.496	0.894	0.274	0.114	0.502	4.203	0.497
	3	2.41E-03	0.505	0.908	0.269	0.116	0.496	3.992	0.483
	4	2.89E-03	0.502	0.910	0.256	0.129	0.499	3.882	0.475
	5	2.68E-04	0.460	0.914	0.284	0.129	0.696	6.899	0.920
	6	4.70E-04	0.430	0.914	0.291	0.127	0.944	21.368	1.923
	7	8.58E-05	0.392	0.904	0.279	0.131	2.425	254.262	17.478
	8	3.23E-07	0.380	0.900	0.279	0.122	2.63E+02	4.57E+04	2.80E+03
	9	5.31E-07	0.383	0.902	0.290	0.122	3.85E+05	3.20E+07	2.98E+06
	10	2.04E-07	0.388	0.871	0.280	0.123	1.15E+13	3.84E+15	2.04E+14

Sistema OLI/MODIS – Banda GREEN

Método	Grau	r^2				RMSE			
		Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	1.50E-03	0.566	0.895	0.238	0.174	0.601	2.618	0.374
	2	4.12E-02	0.585	0.888	0.222	0.206	0.586	2.452	0.355
	3	4.01E-02	0.595	0.915	0.208	0.212	0.570	2.397	0.331
	4	5.82E-02	0.605	0.946	0.196	0.225	0.563	2.324	0.328
	5	9.32E-02	0.623	0.964	0.186	0.193	0.548	2.248	0.315
	6	1.22E-01	0.633	0.978	0.175	0.150	0.537	2.199	0.301
	7	1.05E-02	0.527	0.932	0.197	0.233	0.680	3.676	0.422
	8	1.95E-04	0.458	0.951	0.318	0.207	1.787	18.000	2.748
	9	2.08E-03	0.271	0.608	0.168	0.471	0.902	2.797	0.457
	10	2.08E-03	0.271	0.608	0.168	0.471	0.902	2.797	0.457
Ridge	1	1.48E-03	0.566	0.895	0.238	0.173	0.602	2.618	0.375
	2	3.14E-02	0.579	0.905	0.230	0.175	0.591	2.491	0.366
	3	3.74E-02	0.583	0.905	0.226	0.185	0.588	2.463	0.361
	4	3.98E-02	0.583	0.904	0.224	0.194	0.586	2.460	0.359
	5	4.08E-02	0.586	0.904	0.222	0.198	0.584	2.452	0.357
	6	4.16E-02	0.588	0.905	0.221	0.200	0.582	2.436	0.356
	7	4.22E-02	0.592	0.906	0.219	0.201	0.577	2.418	0.352
	8	4.29E-02	0.592	0.913	0.218	0.196	0.578	2.404	0.352
	9	4.35E-02	0.595	0.913	0.217	0.201	0.576	2.394	0.350
	10	4.41E-02	0.596	0.916	0.216	0.201	0.575	2.389	0.349
Talwar	1	4.94E-03	0.563	0.912	0.275	0.141	0.606	2.916	0.415
	2	2.15E-03	0.574	0.919	0.269	0.166	0.594	2.962	0.409
	3	2.88E-03	0.583	0.926	0.263	0.170	0.585	2.871	0.402
	4	1.31E-02	0.588	0.919	0.248	0.184	0.579	2.618	0.386
	5	5.70E-03	0.563	0.922	0.264	0.179	0.695	9.135	0.839
	6	6.42E-03	0.531	0.918	0.272	0.191	0.739	5.575	0.699
	7	3.53E-04	0.538	0.910	0.256	0.198	0.827	17.243	1.449
	8	4.29E-05	0.535	0.917	0.266	0.209	1.518	57.523	5.240
	9	1.14E-06	0.536	0.904	0.274	0.212	6.68E+03	4.70E+05	4.86E+04
	10	1.81E-09	0.570	0.914	0.268	0.208	4.46E+08	1.19E+11	6.63E+09

Sistema OLI/MODIS – Banda RED

Método		r^2				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	2.69E-02	0.602	0.896	0.214	0.201	0.741	2.760	0.375
	2	4.80E-02	0.630	0.905	0.200	0.217	0.716	2.671	0.355
	3	4.85E-02	0.639	0.938	0.191	0.224	0.698	2.519	0.334
	4	6.29E-02	0.651	0.958	0.182	0.231	0.683	2.389	0.332
	5	8.69E-02	0.668	0.974	0.175	0.225	0.664	2.292	0.317
	6	1.04E-01	0.683	0.986	0.167	0.215	0.645	2.158	0.306
	7	7.53E-02	0.686	0.997	0.166	0.106	0.640	2.232	0.302
	8	1.08E-02	0.694	0.959	0.181	0.187	0.633	1.677	0.265
	9	1.57E-01	0.612	0.904	0.157	0.279	0.723	1.666	0.330
	10	2.68E-02	0.602	0.896	0.215	0.203	0.742	2.760	0.376
Ridge	1	1.57E-01	0.612	0.904	0.157	0.279	0.723	1.666	0.330
	2	4.71E-02	0.620	0.899	0.207	0.198	0.721	2.683	0.362
	3	4.71E-02	0.625	0.901	0.204	0.204	0.716	2.666	0.357
	4	4.64E-02	0.627	0.915	0.202	0.207	0.711	2.659	0.354
	5	4.61E-02	0.630	0.913	0.200	0.208	0.708	2.651	0.351
	6	4.64E-02	0.633	0.920	0.200	0.208	0.705	2.640	0.349
	7	4.72E-02	0.636	0.933	0.199	0.208	0.700	2.631	0.347
	8	4.82E-02	0.637	0.932	0.198	0.207	0.699	2.625	0.346
	9	4.93E-02	0.640	0.940	0.197	0.207	0.697	2.620	0.345
	10	5.04E-02	0.641	0.939	0.196	0.207	0.695	2.617	0.343
Talwar	1	8.11E-03	0.595	0.910	0.239	0.168	0.751	3.021	0.411
	2	8.05E-03	0.611	0.909	0.234	0.174	0.731	3.037	0.403
	3	3.83E-03	0.618	0.913	0.229	0.176	0.726	3.056	0.401
	4	1.99E-02	0.626	0.915	0.221	0.191	0.720	2.979	0.405
	5	3.64E-06	0.586	0.910	0.243	0.182	0.843	8.865	0.768
	6	1.17E-06	0.560	0.919	0.274	0.211	4.019	4.93E+02	31.309
	7	2.44E-04	0.559	0.941	0.262	0.222	1.169	59.782	3.347
	8	1.15E-06	0.543	0.931	0.292	0.189	2.79E+02	7.99E+04	4.24E+03
	9	2.50E-06	0.531	0.917	0.299	0.197	1.03E+04	2.31E+06	1.33E+05
	10	4.70E-07	0.562	0.939	0.294	0.261	1.43E+08	1.46E+10	1.07E+09

Sistema OLI/MODIS – Banda NIR

Método		r²				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	5.72E-02	0.555	0.907	0.219	0.757	1.993	5.187	0.926
	2	7.31E-02	0.579	0.926	0.204	0.706	1.930	5.372	0.884
	3	7.47E-02	0.595	0.919	0.193	0.730	1.877	5.006	0.843
	4	8.54E-02	0.611	0.923	0.184	0.731	1.841	4.949	0.819
	5	7.83E-02	0.629	0.928	0.176	0.724	1.789	4.880	0.788
	6	9.28E-02	0.620	0.918	0.173	0.805	1.821	4.933	0.772
	7	1.12E-03	0.481	0.931	0.280	0.987	3.297	52.372	4.096
	8	8.31E-02	0.607	0.960	0.242	0.553	1.874	4.239	0.743
	9	1.56E-04	0.130	0.574	0.179	1.285	10.094	29.557	7.583
	10	1.56E-04	0.130	0.574	0.179	1.285	10.094	29.557	7.583
Ridge	1	5.73E-02	0.554	0.908	0.219	0.758	1.993	5.188	0.923
	2	6.76E-02	0.569	0.916	0.213	0.731	1.954	5.121	0.910
	3	7.05E-02	0.575	0.919	0.208	0.714	1.939	5.090	0.898
	4	7.09E-02	0.577	0.921	0.207	0.704	1.932	5.066	0.891
	5	7.10E-02	0.578	0.919	0.205	0.702	1.927	5.046	0.886
	6	7.13E-02	0.580	0.920	0.204	0.706	1.922	5.028	0.884
	7	7.19E-02	0.584	0.923	0.203	0.696	1.915	5.013	0.881
	8	7.28E-02	0.586	0.925	0.202	0.693	1.907	5.000	0.875
	9	7.38E-02	0.588	0.922	0.201	0.691	1.902	4.990	0.871
	10	7.48E-02	0.589	0.926	0.200	0.692	1.898	4.981	0.867
Talwar	1	5.06E-02	0.549	0.926	0.238	0.707	2.023	5.375	0.994
	2	7.14E-02	0.567	0.928	0.229	0.661	1.972	5.332	0.971
	3	6.72E-02	0.582	0.932	0.224	0.641	1.930	5.328	0.953
	4	6.49E-02	0.596	0.933	0.210	0.699	1.891	5.294	0.917
	5	5.61E-02	0.595	0.942	0.216	0.631	1.939	11.565	1.120
	6	4.41E-03	0.579	0.948	0.238	0.639	2.415	36.832	3.503
	7	2.97E-03	0.597	0.951	0.226	0.657	2.209	29.524	2.473
	8	3.57E-04	0.586	0.950	0.239	0.670	2.854	59.418	5.247
	9	2.34E-07	0.585	0.953	0.259	0.653	37.359	4.08E+03	2.58E+02
	10	9.40E-06	0.594	0.951	0.261	0.620	4.21E+08	1.81E+10	2.21E+09

Sistema OLI/MODIS – Banda SWIR 1

Método		r²				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	2.26E-02	0.610	0.914	0.234	0.441	1.481	4.850	0.751
	2	3.68E-02	0.633	0.917	0.221	0.511	1.434	4.487	0.709
	3	5.60E-02	0.642	0.914	0.213	0.528	1.397	4.696	0.682
	4	8.68E-02	0.653	0.939	0.205	0.562	1.377	4.576	0.670
	5	1.08E-01	0.669	0.943	0.197	0.548	1.338	4.463	0.643
	6	1.19E-01	0.678	0.954	0.187	0.562	1.317	4.350	0.615
	7	1.10E-03	0.519	0.947	0.258	0.500	3.150	46.181	5.853
	8	1.50E-06	0.431	0.949	0.353	0.533	13.545	179.701	23.001
	9	8.21E-02	0.426	0.801	0.186	0.688	1.609	3.137	0.563
	10	8.21E-02	0.426	0.801	0.186	0.688	1.609	3.137	0.563
Ridge	1	2.26E-02	0.610	0.916	0.235	0.442	1.481	4.851	0.751
	2	2.87E-02	0.623	0.919	0.231	0.431	1.452	4.798	0.739
	3	3.48E-02	0.627	0.920	0.228	0.444	1.443	4.777	0.732
	4	3.91E-02	0.628	0.919	0.227	0.466	1.438	4.764	0.727
	5	4.28E-02	0.629	0.919	0.226	0.483	1.435	4.750	0.723
	6	4.65E-02	0.632	0.918	0.225	0.493	1.429	4.733	0.720
	7	5.01E-02	0.635	0.918	0.222	0.498	1.422	4.713	0.716
	8	5.35E-02	0.635	0.918	0.223	0.500	1.419	4.692	0.713
	9	5.66E-02	0.638	0.918	0.221	0.501	1.415	4.670	0.709
	10	5.95E-02	0.639	0.918	0.221	0.503	1.411	4.649	0.707
Talwar	1	1.32E-02	0.603	0.933	0.254	0.412	1.506	4.972	0.816
	2	1.81E-02	0.616	0.933	0.250	0.447	1.474	4.951	0.805
	3	2.18E-02	0.627	0.929	0.244	0.462	1.445	4.927	0.787
	4	2.34E-02	0.637	0.926	0.234	0.523	1.419	4.887	0.762
	5	5.19E-03	0.619	0.944	0.243	0.512	1.576	19.559	1.425
	6	1.91E-02	0.602	0.944	0.251	0.510	1.655	11.750	1.282
	7	3.19E-07	0.588	0.937	0.273	0.532	3.003	59.518	7.202
	8	1.79E-05	0.597	0.943	0.267	0.493	1.03E+02	3.44E+04	1.83E+03
	9	1.39E-07	0.613	0.949	0.261	0.467	1.61E+04	1.47E+06	1.13E+05
	10	2.24E-08	0.590	0.944	0.288	0.542	3.93E+06	6.01E+08	3.63E+07

Sistema OLI/MODIS – Banda SWIR 2

Método		r²				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	1.36E-02	0.607	0.901	0.227	0.346	1.146	4.542	0.526
	2	1.49E-02	0.632	0.902	0.212	0.382	1.108	4.157	0.497
	3	2.38E-02	0.641	0.924	0.207	0.397	1.079	4.018	0.475
	4	3.24E-02	0.651	0.949	0.200	0.410	1.058	3.787	0.462
	5	3.78E-02	0.667	0.963	0.192	0.393	1.028	3.564	0.441
	6	4.27E-02	0.682	0.976	0.185	0.374	1.000	3.366	0.425
	7	2.25E-02	0.683	0.937	0.191	0.427	1.030	4.893	0.516
	8	1.97E-01	0.705	0.955	0.183	0.485	0.981	2.413	0.367
	9	1.84E-01	0.567	0.869	0.194	0.431	1.102	2.198	0.459
	10	1.37E-02	0.607	0.901	0.227	0.345	1.147	4.542	0.527
Ridge	1	1.84E-01	0.567	0.869	0.194	0.431	1.102	2.198	0.459
	2	1.45E-02	0.623	0.919	0.222	0.319	1.118	4.376	0.513
	3	1.51E-02	0.626	0.917	0.219	0.336	1.112	4.338	0.508
	4	1.63E-02	0.628	0.912	0.219	0.353	1.106	4.332	0.503
	5	1.83E-02	0.630	0.909	0.218	0.361	1.101	4.321	0.499
	6	2.11E-02	0.633	0.909	0.217	0.363	1.095	4.302	0.496
	7	2.43E-02	0.637	0.916	0.215	0.361	1.088	4.282	0.490
	8	2.64E-02	0.636	0.919	0.215	0.358	1.087	4.266	0.490
	9	2.63E-02	0.639	0.926	0.214	0.354	1.083	4.255	0.487
	10	2.63E-02	0.640	0.928	0.214	0.352	1.081	4.249	0.486
Talwar	1	4.19E-03	0.600	0.922	0.246	0.308	1.164	5.044	0.582
	2	1.67E-03	0.614	0.919	0.243	0.317	1.136	5.092	0.576
	3	3.46E-04	0.624	0.915	0.239	0.331	1.115	5.089	0.565
	4	4.70E-04	0.627	0.924	0.230	0.357	1.112	5.048	0.557
	5	4.79E-03	0.617	0.924	0.238	0.363	1.286	24.887	1.931
	6	6.09E-07	0.579	0.925	0.271	0.310	6.983	9.21E+02	68.609
	7	1.27E-03	0.562	0.982	0.273	0.302	1.918	62.065	4.987
	8	1.04E-03	0.563	0.929	0.275	0.336	1.925	48.842	4.166
	9	1.40E-05	0.551	0.931	0.293	0.348	8.53E+02	2.31E+05	1.24E+04
	10	1.61E-10	0.579	0.929	0.291	0.380	6.55E+06	2.10E+09	1.11E+08

Sistema MSI/MODIS – Banda BLUE

Método		r^2				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	1.09E-06	0.033	0.312	0.044	0.463	2.601	15.788	1.911
	2	2.30E-07	0.031	0.248	0.041	0.445	2.573	15.606	1.898
	3	2.88E-07	0.029	0.250	0.038	0.485	2.565	15.439	1.876
	4	7.66E-12	0.029	0.288	0.037	0.509	2.557	15.248	1.852
	5	1.00E-08	0.029	0.319	0.037	0.527	2.547	15.072	1.827
	6	9.61E-08	0.030	0.361	0.041	0.546	2.539	14.887	1.803
	7	6.47E-10	0.030	0.399	0.045	0.567	2.737	21.947	2.216
	8	1.35E-07	0.039	0.372	0.055	0.564	2.544	15.071	1.769
	9	1.15E-06	0.069	0.771	0.119	0.513	2.192	8.806	1.602
	10	1.15E-06	0.069	0.771	0.119	0.513	2.192	8.806	1.602
Ridge	1	4.36E-07	0.033	0.303	0.044	0.461	2.600	15.789	1.911
	2	2.73E-06	0.032	0.254	0.043	0.402	2.570	15.645	1.902
	3	2.64E-07	0.032	0.248	0.041	0.407	2.570	15.622	1.897
	4	2.33E-07	0.032	0.243	0.041	0.416	2.566	15.603	1.893
	5	5.43E-08	0.032	0.248	0.041	0.444	2.563	15.579	1.890
	6	6.02E-09	0.032	0.259	0.040	0.467	2.561	15.556	1.886
	7	4.08E-07	0.031	0.266	0.040	0.478	2.560	15.537	1.883
	8	1.22E-07	0.031	0.271	0.040	0.483	2.560	15.523	1.881
	9	4.59E-07	0.031	0.276	0.040	0.483	2.559	15.513	1.879
	10	2.10E-07	0.031	0.280	0.040	0.482	2.558	15.505	1.877
Talwar	1	1.22E-09	0.041	0.278	0.052	0.281	2.418	16.250	2.226
	2	1.33E-07	0.041	0.346	0.055	0.341	2.386	16.244	2.246
	3	2.42E-09	0.040	0.347	0.051	0.346	2.382	16.203	2.232
	4	2.82E-08	0.039	0.330	0.049	0.369	2.378	16.255	2.222
	5	1.53E-07	0.040	0.325	0.050	0.411	2.369	16.140	2.208
	6	5.03E-07	0.041	0.371	0.053	0.412	2.367	16.395	2.200
	7	6.80E-07	0.042	0.389	0.054	0.456	2.366	16.013	2.196
	8	2.67E-08	0.041	0.425	0.052	0.492	8.808	4793.377	175.543
	9	1.23E-06	0.041	0.445	0.052	0.560	2.705	227.028	8.568
	10	4.35E-07	0.040	0.429	0.053	0.564	3.814	1031.681	37.788

Sistema MSI/MODIS – Banda GREEN

Método		r^2				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	9.77E-10	0.050	0.327	0.058	0.395	2.345	13.320	1.729
	2	1.21E-08	0.043	0.265	0.049	0.415	2.328	13.024	1.710
	3	4.05E-07	0.042	0.265	0.048	0.345	2.318	12.850	1.691
	4	1.07E-08	0.041	0.300	0.046	0.455	2.309	12.690	1.671
	5	1.31E-07	0.040	0.268	0.045	0.426	2.302	12.599	1.648
	6	7.24E-07	0.040	0.308	0.046	0.527	2.296	12.533	1.625
	7	5.11E-07	0.035	0.349	0.045	0.504	2.393	12.643	1.604
	8	9.20E-08	0.039	0.407	0.054	0.575	3.251	33.552	3.978
	9	7.76E-07	0.034	0.312	0.057	0.955	2.548	7.480	1.331
	10	7.76E-07	0.034	0.312	0.057	0.955	2.548	7.480	1.331
Ridge	1	1.05E-09	0.050	0.322	0.058	0.395	2.345	13.320	1.728
	2	5.53E-08	0.048	0.272	0.054	0.371	2.324	13.100	1.717
	3	5.35E-08	0.045	0.256	0.051	0.404	2.326	13.024	1.712
	4	6.01E-07	0.045	0.254	0.051	0.409	2.324	12.979	1.710
	5	5.94E-09	0.046	0.259	0.052	0.395	2.320	12.941	1.708
	6	3.27E-07	0.047	0.263	0.051	0.373	2.317	12.911	1.706
	7	1.22E-07	0.046	0.271	0.051	0.356	2.315	12.888	1.704
	8	1.65E-09	0.046	0.263	0.050	0.346	2.314	12.871	1.701
	9	2.55E-08	0.045	0.263	0.050	0.343	2.314	12.855	1.699
	10	3.09E-09	0.045	0.263	0.049	0.345	2.313	12.840	1.698
Talwar	1	5.53E-08	0.065	0.433	0.087	0.286	2.179	13.690	2.017
	2	3.49E-08	0.059	0.416	0.078	0.351	2.164	13.473	2.015
	3	1.19E-08	0.056	0.447	0.072	0.362	2.161	13.466	1.998
	4	4.41E-07	0.050	0.368	0.061	0.390	2.173	13.377	1.965
	5	1.51E-07	0.056	0.420	0.070	0.336	2.151	13.368	1.987
	6	6.87E-07	0.057	0.427	0.070	0.370	2.148	13.346	1.987
	7	1.94E-08	0.054	0.386	0.065	0.389	2.140	13.278	1.943
	8	1.93E-08	0.053	0.358	0.064	0.421	2.144	13.230	1.915
	9	9.08E-06	0.051	0.371	0.061	0.482	2.166	13.105	1.920
	10	1.06E-07	0.052	0.392	0.061	0.518	2.143	13.048	1.850

Sistema MSI/MODIS – Banda RED

Método	Grau	r^2				RMSE			
		Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	2.11E-09	0.076	0.518	0.095	0.392	2.304	11.503	1.634
	2	4.53E-06	0.074	0.526	0.090	0.373	2.276	11.473	1.626
	3	1.35E-06	0.070	0.459	0.080	0.414	2.267	11.397	1.608
	4	6.60E-07	0.066	0.436	0.072	0.414	2.260	11.317	1.588
	5	3.32E-08	0.064	0.379	0.068	0.484	2.250	11.222	1.566
	6	2.10E-06	0.063	0.416	0.066	0.472	2.241	11.130	1.545
	7	4.86E-07	0.063	0.464	0.066	0.521	2.236	11.230	1.524
	8	2.59E-08	0.074	0.593	0.086	0.496	2.243	11.472	1.524
	9	3.86E-08	0.060	0.657	0.091	0.759	2.472	10.180	1.857
	10	3.86E-08	0.060	0.657	0.091	0.759	2.472	10.180	1.857
Ridge	1	1.76E-08	0.076	0.513	0.095	0.391	2.304	11.503	1.633
	2	1.43E-08	0.077	0.540	0.094	0.346	2.275	11.486	1.629
	3	2.80E-06	0.076	0.521	0.090	0.350	2.274	11.456	1.626
	4	5.23E-06	0.076	0.501	0.089	0.368	2.271	11.436	1.623
	5	1.69E-07	0.076	0.475	0.088	0.395	2.268	11.414	1.620
	6	7.39E-08	0.075	0.454	0.086	0.411	2.266	11.395	1.617
	7	5.43E-07	0.074	0.438	0.084	0.404	2.265	11.380	1.615
	8	5.27E-06	0.073	0.437	0.083	0.401	2.264	11.366	1.613
	9	6.22E-07	0.073	0.449	0.083	0.401	2.263	11.354	1.612
	10	6.28E-06	0.073	0.453	0.082	0.402	2.262	11.341	1.610
Talwar	1	1.81E-07	0.096	0.700	0.127	0.311	2.148	11.941	1.920
	2	1.20E-05	0.106	0.676	0.139	0.331	2.115	12.044	1.945
	3	2.79E-07	0.102	0.669	0.132	0.365	2.110	12.032	1.933
	4	1.52E-06	0.101	0.653	0.124	0.382	2.105	12.018	1.926
	5	2.23E-07	0.101	0.667	0.121	0.352	2.098	12.011	1.914
	6	5.77E-08	0.100	0.674	0.119	0.348	2.092	11.972	1.900
	7	9.39E-07	0.098	0.684	0.114	0.395	2.088	11.950	1.885
	8	4.16E-06	0.093	0.628	0.105	0.441	2.098	11.957	1.876
	9	3.16E-07	0.089	0.604	0.099	0.466	2.087	11.841	1.827
	10	6.45E-07	0.086	0.530	0.092	0.490	2.095	11.766	1.813

Sistema MSI/MODIS – Banda NIR

Método	Grau	r^2				RMSE			
		Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	7.18E-07	0.275	0.812	0.227	0.444	1.791	7.748	1.235
	2	9.24E-07	0.241	0.749	0.202	0.444	1.782	7.625	1.207
	3	1.39E-08	0.229	0.733	0.193	0.440	1.772	7.582	1.193
	4	3.58E-06	0.220	0.745	0.184	0.495	1.763	7.525	1.177
	5	1.19E-05	0.213	0.766	0.177	0.476	1.754	7.509	1.159
	6	3.65E-05	0.197	0.770	0.163	0.483	1.765	7.434	1.138
	7	1.10E-06	0.115	0.686	0.143	0.567	2.653	21.439	2.086
	8	9.36E-07	0.140	0.718	0.151	0.486	2.574	20.001	2.281
	9	8.96E-05	0.281	0.936	0.299	0.717	1.785	5.986	1.091
	10	8.96E-05	0.281	0.936	0.299	0.717	1.785	5.986	1.091
Ridge	1	1.39E-08	0.275	0.812	0.227	0.446	1.790	7.748	1.235
	2	1.10E-05	0.262	0.773	0.214	0.423	1.777	7.669	1.218
	3	3.81E-06	0.250	0.752	0.207	0.431	1.779	7.639	1.212
	4	1.22E-07	0.248	0.745	0.205	0.438	1.779	7.625	1.210
	5	2.81E-07	0.249	0.745	0.205	0.442	1.777	7.619	1.208
	6	4.90E-08	0.249	0.744	0.205	0.434	1.774	7.606	1.207
	7	1.65E-06	0.248	0.741	0.204	0.442	1.772	7.598	1.206
	8	6.77E-07	0.246	0.738	0.202	0.448	1.770	7.589	1.204
	9	1.94E-06	0.244	0.740	0.201	0.451	1.769	7.578	1.203
	10	4.43E-06	0.242	0.742	0.199	0.451	1.768	7.574	1.201
Talwar	1	2.48E-06	0.281	0.818	0.231	0.403	1.673	8.313	1.462
	2	5.86E-06	0.261	0.788	0.216	0.415	1.671	8.198	1.434
	3	1.02E-06	0.255	0.809	0.211	0.415	1.664	8.187	1.426
	4	3.79E-06	0.230	0.777	0.194	0.444	1.685	8.056	1.367
	5	4.57E-06	0.249	0.839	0.206	0.408	1.650	8.242	1.406
	6	4.60E-07	0.247	0.840	0.202	0.423	1.644	8.242	1.395
	7	3.57E-06	0.236	0.816	0.191	0.455	1.646	8.136	1.368
	8	8.36E-08	0.228	0.785	0.182	0.479	1.649	8.053	1.342
	9	5.38E-08	0.224	0.764	0.177	0.498	1.646	7.987	1.320
	10	6.54E-08	0.220	0.770	0.173	0.501	1.653	7.896	1.323

Sistema MSI/MODIS – Banda SWIR 1

Método		r^2				RMSE			
	Grau	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	1.14E-06	0.340	0.884	0.287	0.251	1.080	4.233	0.686
	2	3.30E-05	0.322	0.858	0.268	0.264	1.074	4.239	0.674
	3	2.45E-05	0.312	0.880	0.254	0.259	1.066	4.214	0.662
	4	7.09E-07	0.306	0.839	0.245	0.296	1.060	4.199	0.651
	5	1.28E-07	0.302	0.829	0.236	0.295	1.053	4.178	0.640
	6	3.00E-06	0.299	0.816	0.229	0.304	1.048	4.164	0.630
	7	3.96E-08	0.185	0.823	0.198	0.329	2.817	51.266	4.778
	8	4.95E-07	0.260	0.899	0.248	0.266	1.444	12.280	1.253
	9	2.23E-03	0.209	0.906	0.180	0.367	1.251	6.753	0.867
	10	2.23E-03	0.209	0.906	0.180	0.367	1.251	6.753	0.867
Ridge	1	5.78E-06	0.341	0.884	0.286	0.251	1.080	4.217	0.686
	2	1.81E-06	0.336	0.872	0.277	0.255	1.072	4.237	0.679
	3	1.01E-05	0.329	0.864	0.272	0.257	1.072	4.224	0.676
	4	6.84E-05	0.328	0.863	0.270	0.258	1.071	4.236	0.675
	5	8.82E-05	0.329	0.866	0.270	0.260	1.069	4.233	0.674
	6	5.09E-05	0.330	0.870	0.269	0.263	1.067	4.229	0.673
	7	5.31E-06	0.330	0.874	0.267	0.260	1.066	4.227	0.672
	8	2.38E-05	0.328	0.877	0.265	0.258	1.065	4.225	0.670
	9	9.77E-06	0.327	0.878	0.264	0.257	1.065	4.225	0.669
	10	2.70E-06	0.326	0.876	0.263	0.257	1.064	4.206	0.668
Talwar	1	4.47E-06	0.337	0.879	0.295	0.221	1.038	4.578	0.795
	2	3.11E-07	0.331	0.878	0.289	0.239	1.033	4.600	0.788
	3	1.46E-07	0.327	0.889	0.284	0.228	1.027	4.614	0.780
	4	5.33E-08	0.309	0.850	0.263	0.242	1.032	4.573	0.753
	5	4.51E-07	0.325	0.874	0.275	0.247	1.017	4.627	0.766
	6	6.09E-08	0.326	0.856	0.272	0.251	1.012	4.629	0.761
	7	3.52E-06	0.320	0.842	0.262	0.268	1.010	4.611	0.750
	8	7.99E-06	0.315	0.839	0.253	0.281	1.009	4.597	0.737
	9	2.51E-07	0.312	0.839	0.244	0.298	1.013	5.679	0.754
	10	9.45E-07	0.312	0.827	0.239	0.300	1.005	4.629	0.729

Sistema MSI/MODIS – Banda SWIR 2

Método	Grau	r^2				RMSE			
		Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Mínimos Quadrados	1	1.08E-07	0.296	0.856	0.267	0.245	1.082	4.242	0.625
	2	2.36E-07	0.279	0.862	0.254	0.237	1.070	4.267	0.618
	3	6.22E-07	0.274	0.851	0.246	0.239	1.063	4.249	0.610
	4	5.14E-08	0.271	0.828	0.238	0.246	1.057	4.240	0.603
	5	6.84E-09	0.268	0.833	0.232	0.251	1.051	4.221	0.595
	6	6.40E-07	0.267	0.821	0.227	0.263	1.045	4.206	0.586
	7	3.34E-05	0.266	0.859	0.225	0.279	1.053	4.183	0.581
	8	4.02E-07	0.272	0.879	0.235	0.310	1.216	9.305	0.972
	9	2.76E-05	0.305	0.804	0.209	0.340	0.907	2.219	0.424
	10	2.76E-05	0.305	0.804	0.209	0.340	0.907	2.219	0.424
Ridge	1	1.89E-08	0.296	0.856	0.267	0.245	1.082	4.236	0.624
	2	6.29E-09	0.287	0.871	0.259	0.232	1.069	4.263	0.620
	3	1.10E-06	0.284	0.868	0.256	0.235	1.069	4.260	0.619
	4	3.45E-08	0.285	0.865	0.256	0.234	1.067	4.258	0.618
	5	6.30E-07	0.285	0.865	0.255	0.233	1.065	4.255	0.617
	6	2.79E-09	0.285	0.862	0.253	0.233	1.063	4.254	0.616
	7	6.44E-07	0.284	0.863	0.252	0.235	1.062	4.254	0.615
	8	1.51E-06	0.283	0.859	0.250	0.236	1.062	4.254	0.614
	9	1.51E-06	0.282	0.853	0.250	0.237	1.061	4.254	0.614
	10	1.07E-08	0.282	0.858	0.249	0.238	1.061	4.243	0.613
Talwar	1	2.87E-07	0.290	0.889	0.273	0.183	1.050	4.513	0.711
	2	5.24E-07	0.285	0.884	0.271	0.216	1.039	4.586	0.713
	3	7.97E-06	0.282	0.874	0.268	0.225	1.033	4.602	0.707
	4	7.78E-07	0.281	0.874	0.263	0.231	1.029	4.610	0.702
	5	2.89E-07	0.281	0.870	0.261	0.239	1.023	4.617	0.698
	6	3.46E-07	0.282	0.882	0.259	0.226	1.017	4.625	0.693
	7	3.85E-07	0.282	0.872	0.255	0.233	1.014	4.633	0.690
	8	1.12E-07	0.278	0.865	0.249	0.242	1.143	100.657	3.713
	9	7.21E-07	0.279	0.861	0.243	0.247	1.003	4.595	0.667
	10	2.28E-07	0.280	0.829	0.239	0.290	0.998	4.583	0.657