
UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E
TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO

ALBINO FERREIRA DE FRANÇA

ANÁLISE ESTATÍSTICA E ESPECTRAL DE DADOS FUSIONADOS PELO
MÉTODO DE BROVEY EM IMAGENS DO SENSOR OLI

Recife
2018

ALBINO FERREIRA DE FRANÇA

**ANÁLISE ESTATÍSTICA E ESPECTRAL DE DADOS FUSIONADOS PELO
MÉTODO DE BROVEY EM IMAGENS DO SENSOR OLI**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Área de concentração Cartografia e Sistemas de Geoinformação.

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior

Recife
2018

Catálogo na fonte
Bibliotecária Valdicéa Alves, CRB-4 / 1260

F814a França, Albino Ferreira de.

Análise estatística e espectral de dados fusionados pelo método de
brovey em imagens do sensor OLI. / Albino Ferreira de França - 2018.
58 folhas, Il. e Sigl.

Orientador: Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da
Geoinformação, 2018.

Inclui Referências.

1. Ciências Geodésicas. 2. Fusão. 3. Brovey. 4. RMSE. 5. SAM. 6. Índice
Kappa. I. Tavares Junior, João Rodrigues (Orientador). II. Título.

UFPE

526.1CDD (22. ed.)

BCTG/2018 - 227

ALBINO FERREIRA DE FRANÇA

**ANÁLISE ESTATÍSTICA E ESPECTRAL DE DADOS FUSIONADOS PELO
MÉTODO DE BROVEY EM IMAGENS DO SENSOR OLI**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Aprovada em 21/02/2018.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior (Orientador)

Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dra. Ana Lúcia Bezerra Candeias

Departamento de Engenharia Cartográfica - Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dra. Rafaella Chrystiane de Moura Matos

Faculdade Integrada de Pernambuco

Faculdade Joaquim Nabuco

À minha esposa.
Aos meus pais e irmãos.

AGRADECIMENTOS

A DEUS, que mesmo sem que houvesse qualquer merecimento, me concedeu a oportunidade de realizar esta pesquisa, devendo todo mérito, honra e glória ser destinado unicamente a ELE.

À minha amada esposa Amanda, minha companheira para todos os momentos, que me incentivou a buscar o Mestrado, tendo sido continuamente e permanentemente compreensiva em todas as etapas, sempre com muito amor.

A meus pais, Araripe e Elenilda, pelo amor, pelo carinho e pelo esforço, elementos essenciais à minha formação. Aos meus irmãos, Álvaro e Arquimedes, pelo amor, apoio, cumplicidade. Aos meus familiares que me apoiaram e apoiam.

Aos meus amigos desde a época do colégio, que desde a infância e adolescência têm me apoiado sempre que necessário.

Aos amigos que fiz na UFPE, no Mestrado (em especial, neste momento) e na Graduação. Cada momento compartilhado, seja de aquisição de conhecimento ou de amizade, foi valioso.

Ao meu orientador, professor João Rodrigues, pelo compartilhamento de conhecimento e orientações. Aos professores e funcionários que atuam no PPGCGTG.

Aos amigos e colegas da Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA), em especial àqueles que estiveram me apoiando, seja via incentivos, seja via compartilhamento de conhecimentos, seja via compreensão e flexibilização, de modo a me permitir concluir a Pesquisa.

Às organizações que cederam dados e softwares utilizados nesta pesquisa.

*“Portanto, quer comais quer bebais, ou façais,
qualquer outra coisa, fazei tudo para a glória de
Deus.”*

(1 Coríntios 10:31)

RESUMO

A aplicação de técnicas de integração espectral, tais como a fusão de imagens, permite o uso de imagens de melhor resolução espacial em conjunto com outras de melhor resolução espectral. Nesse contexto, o método de Brovey é aplicável para a obtenção de imagens integradas por meio de fusão de imagens. Entretanto, a ausência de literaturas científicas que abordem de maneira explícita a análise do desempenho desse tipo de procedimento de fusão de imagens, como uma lacuna na comunidade científica das Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, impulsionou esta pesquisa a realizar essa abordagem, analisando estatisticamente os dados integrados, quantificando suas perdas explicitamente por meio das qualidades métrica e temática. Assim, esta pesquisa teve como objetivo geral analisar estatisticamente a integração de dados do sensor OLI/LANDSAT-8, definindo e testando critérios de avaliação da precisão espectral. Para isso, foram utilizadas para a qualidade métrica o RMSE, SAM, ERGAS e MB. Para a qualidade temática, o Índice Kappa. Como resultados mais relevantes, a característica diferenciada da banda 2, do azul, em comparação às demais ao testada sua integração espectral por meio de fusão com a banda pancromática. Por fim, este trabalho mostrou-se satisfatório no cumprimento dos seus objetivos propostos, demonstrando por meio da avaliação estatística da integração de dados OLI pelo método de Brovey medidas quantitativas e características qualitativas acerca dos dados integrados.

Palavras-chave: Fusão. Brovey. RMSE. SAM. Índice Kappa.

ABSTRACT

The use of spectral integration techniques, such as image fusion, allows the use of better spatial resolution images in conjunction with better spectral resolution images. In this context, the Brovey method is applicable for the use of integrated images in the middle of image fusion. However, an absence of scientific literature that deals with the way in which the process of image analysis is done, as a gap in the scientific community of Information Sciences and Technologies, has promoted the research of this perspective, analyzing statistically the integrated data, explicitly quantified by means of the metrical and thematic qualities. The objective of this research was to analyze and integrate OLI / LANDSAT-8 sensor data, defining and testing the spectral search evaluation status. For this purpose, they were used for the measurement of RMSE, SAM, ERGAS and MB. For the thematic quality, the Kappa Index. As more relevant, a differentiated comparison of band 2, blue, compared to the test of its spectral integration by the fusion medium with the panchromatic band. Finally, this work proved to be satisfactory, with a balance of its proposed objectives, demonstrated by the statistical evaluation of the data integration.

Keywords: Fusion. Brovey. RMSE. SAM. Kappa Index.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Ilustração da distribuição das bandas do sensor OLI em função dos seus respectivos intervalos espectrais.	16
Figura 2 – Ilustração da grandeza avaliada pelo SAM, onde Imagem 1 e Imagem dois são as imagens em teste e de referência.	19
Figura 3 – Exemplo de Matriz de Erros	21
Figura 4 – Localização da área de estudo.....	30
Figura 5– Fluxograma da metodologia de trabalho.....	32
Figura 6 – Cálculos de integração por fusão.	33
Figura 7 – Entrada do código, na Calculadora Raster, para obtenção da medida SAM.....	34
Figura 8 – Escolha das ROI a partir da ferramenta e Semi-AutomaticClassificationPlugin (SCP), do software QGIS.	36
Figura 9 – Comparativo visual da integração da banda 2 (azul) do sensor OLI.	38
Figura 10 – Comparativo visual da integração da banda 3 (verde) do sensor OLI.	39
Figura 11 – Comparativo visual da integração da banda 4 (vermelho) do sensor OLI.....	40
Figura 12 – Detalhamento entre as imagens de reflectância do OLI (OLI4-OLI3-OLI2) e de reflectância sintética obtidas pela integração com a imagem pancromática.	41
Figura 13 – Discrepâncias por banda entre as reflectâncias do sensor OLI e suas respectivas reflectâncias sintéticas.	43
Figura 14 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do azul.	44
Figura 15 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do verde.	45
Figura 16 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do vermelho.....	45
Figura 17 – Discrepâncias entre imagens fusionadas (reflectâncias sintéticas) e imagens originais pela medida SAM.	46
Figura 18 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do azul.	48
Figura 19 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do verde.	48
Figura 20 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do vermelho.....	49

Figura 21 – Classificação supervisionada entre imagens de reflectância sintética e reflectância calculada a partir da banda original.	51
--	----

LISTA DE SIGLAS

OLI	<i>Operational Land Imager</i>
IHS	Intensity-Hue-Saturation
INNOVATE	<i>INterplay among multiple uses of water reservoirs via inNOVative coupling of substance cycles in Aquatic Terrestrial Ecosystems</i>
MCTI	Ministério da Ciência Tecnologia e Inovação
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
RMSE	<i>Root Mean Squared Error</i>
SAM	<i>Spectral Angle Mapper</i>
ERGAS	<i>Relative Dimensionless Global Error</i>
MB	<i>Mean Bias</i>
SDEC	Secretaria de Desenvolvimento Econômico do Estado de Pernambuco
LASENSO	Laboratório de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Pernambuco

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivo Geral	14
1.2	Objetivos Específicos	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	15
2.1	Sistemas Sensores	15
2.2	Fusão de Imagens de Sensoriamento Remoto	17
2.2.1	Fusão Pela Transformação de Brovey	17
2.3	Qualidade espectral de imagens integradas	18
2.3.1	Qualidade métrica quantitativa de imagens integradas	18
2.3.1.1	<i>Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE)</i>	18
2.3.1.2	<i>Mapeador de Ângulo Espectral (SAM)</i>	18
2.3.1.3	<i>Erro Global Sem Dimensão Relativa (ERGAS)</i>	19
2.3.1.4	<i>Bias Médio (MB)</i>	20
2.3.2	Qualidade temática de imagens integradas	20
2.4	Estado da Arte	22
3	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	29
4	MATERIAL E MÉTODOS	31
4.1	Material	31
4.2	Recursos Tecnológicos e Hardware	31
4.3	Procedimentos Metodológicos	31
4.3.1	Escolha e aquisição das imagens	33
4.3.2	Cálculos de Reflectância, integração espectral das imagens do sensor OLI por fusão de imagens e obtenção de reflectâncias sintéticas	33
4.3.3	Cálculos de qualidade métrica quantitativa de imagens integradas	34
4.3.4	Cálculos de qualidade temática das imagens integradas	35
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	37
5.1	Análise comparativa visual entre as imagens integradas	37
5.2	Análise da qualidade métrica quantitativa de imagens integradas	42
5.2.1	Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE)	44
5.2.2	Mapeador de Ângulo Espectral (SAM)	46
5.2.3	Erro Global Sem Dimensão Relativa (ERGAS)	47
5.2.4	Bias Médio (MB)	47
5.3	Análise da qualidade temática das imagens integradas	50
5.4	Dificuldades encontradas	52
6	CONCLUSÕES.....	53
	REFERÊNCIAS	54

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento dos sistemas sensores de Sensoriamento Remoto permite o uso de imagens de satélite em diversas aplicações, tais como planejamento urbano, monitoramento de áreas de queimadas e cartografia em geral. Sendo assim, a aplicação de técnicas de integração espectral, tais como a fusão de imagens, permite o uso de imagens de melhor resolução espacial em conjunto com outras de melhor resolução espectral, o que possibilita a utilização dessas imagens em aplicações em áreas como Cadastro Territorial, Cartografia para Energias Renováveis, Saneamento Ambiental, entre outras.

A integração espectral de imagens multifonte está sujeita às limitações referentes aos sensores integrados, em conjunto com as respostas espectrais dos alvos e às performances dos métodos. Sivagami et al.(2015) afirmam que a fusão de imagens utilizando a transformação IHS pode causar tipos de distorção na imagem sintética gerada.

Um dos maiores problemas quando se gera mapas de Uso da Terra a partir de imagens digitais é a confusão das respostas espectrais de diferentes feições. A acurácia do mapa classificado depende das resoluções espacial e espectral, a variedade sazonal dos tipos de uso da vegetação e condições de umidade do solo (POURSANIDIS et al., 2014). Furtado et al. (2015) afirmam que dadas as limitações de diferentes tipos de imagens de sensores remotos, classificações automáticas do uso e cobertura do solo na várzea Amazônica podem resultar em índices de acurácia insatisfatórios.

Faz-se necessário, portanto, o desenvolvimento de métodos que abordem de maneira explícita a validação da qualidade espectral das imagens integradas. Essa questão torna-se latente quando observada a falta de definições claras na literatura científica sobre a precisão espectral ou sobremétodo de integração espectral de imagens e as perdas oriundas do procedimento. De acordo com Zhang (2008), um método de avaliação comumente aceitável ainda não foi acordado pelos autores que utilizaram equações de avaliação quantitativa.

Li et al. (2017) fazem uma abordagem acerca do estado da arte da fusão de imagens a nível de pixel, contudo não aborda de maneira explícita a precisão espectral dos métodos testados. Sivagami et al.(2015) apesar de abordarem tanto uma revisão acerca do estado da arte de técnicas de fusão de imagens e métodos de avaliação de qualidade das imagens fusionada com e sem imagens de referência, não apresentam de maneira clara qual delas deve ser utilizada para a validação da qualidade espectral das imagens integradas, bem como qual técnica de fusão apresenta menores perdas quando as imagens sintéticas são comparadas com

uma imagem ou ortofoto de escala igual ou maior, com medições *in loco*, ou até mesmo com as imagens originais.

Desta forma, tem-se como justificativas para este trabalho um conjunto de indefinições na literatura científica acerca da validação da qualidade espectral de imagens integradas, por meio duma abordagem explícita acerca da precisão espectral acerca dessas imagens.

Esta pesquisa, alicerçada no PROJETO INNOVATE (INNOVATE (*INterplay among multiple uses of water reservoirs via inNOVative coupling of substance cycles in Aquatic Terrestrial Ecosystems*)) projeto interdisciplinar de cooperação científica entre Brasil e Alemanha, financiado pelo Ministério da Ciência Tecnologia e Inovação (MCTI), do lado brasileiro, e Ministério de Educação e Ciência da Alemanha, visa a abordar todas essas lacunas apresentadas e melhor apresentadas no transcorrer do texto.

1.1 Objetivo Geral

Analisar estatisticamente a integração de dados do sensor OLI/LANDSAT-8, definindo e testando critérios de avaliação da precisão espectral.

1.2 Objetivos Específicos

1. Analisar a precisão espectral na integração de imagens do sensor OLI, utilizando o processo de fusão de imagens pelo método de Brovey;
2. Avaliar estatisticamente a precisão espectral obtida na fusão de imagens pelo método de Brovey, por meio de medidas de qualidades métrica e temática.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Sistemas Sensores

Um sensor é um sistema de aquisição de dados espaciais, radiométricos, espectrais, temporais e ambientais. Enquanto os sensores passivos operam usando uma fonte de energia principal, como o Sol, os sensores ativos empregam uma fonte artificial de radiação eletromagnética (GHASSEMIAN, 2016). De acordo com Jin et al. (2015), o rápido desenvolvimento da tecnologia de sensoriamento remoto, gerou uma grande variedade de sistemas satélites e sistemas remotos orbitais e aerotransportados, voltados para finalidades de aplicações complexas. Desta forma, segundo FRANÇA et al. (2016), a combinação de dados de sistemas satélites com diferentes finalidades tem o potencial de gerar análises mais fiéis do ambiente estudado.

2.1.1 Landsat 8 – OLI

O sistema satélite Landsat 8 representa mais uma geração dos satélites da coleção Landsat, que teve início com o Landsat 1, em 1972.

O Landsat 8 carrega dois instrumentos: O sistema sensor *Operational Land Imager* (OLI) inclui refinadas bandas da herança, acrescidas de três novas bandas: uma banda do azul escuro para estudos costeiros/aerossol, uma banda de infravermelho de ondas curtas para detecção de cirrus, além de uma banda de avaliação de qualidade. O sensor *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) provém duas bandas na faixa do termal (USGS, 2015). O menor comprimento de ondas das faixas espectrais da nova banda 1, beneficia a acurácia dos dados, a partir do momento que o sensor é mais sensível às variações de energia existente entre os variados elementos da superfície (ROY, 2014). Ambos os sensores do Landsat 8 possuem resolução radiométrica de 16 bits, gerando imagens de até 65.536 níveis de cinza.

Os sensores OLI e TIRS consistem em nove bandas espectrais com uma resolução espacial de 30 m para as bandas de 1 a 7, e para a banda 9. A nova banda 1 tem utilização voltada para estudos costeiros e de aerossol. A nova banda 9 é utilizada para detecção de nuvens. A resolução espacial da banda 8 (pancromática) é de 15 m. As bandas termais 10 e 11, por sua vez, são úteis na detecção de mais acuradas superfícies de temperatura, e são coletados em 100 m. As dimensões aproximadas das cenas são de 170 quilômetros de norte

para sul, e de 183 quilômetros de leste para oeste USGS (2015). A Tabela 1 descreve as principais características dos sensores do Landsat 8.

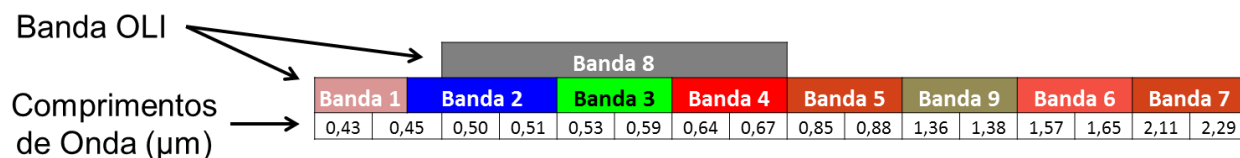
Tabela 1 – Características dos sensores OLI, associado ao Landsat 8.

<http://landsat.usgs.gov/band_designations_landsat_satellites.php> Acesso em 01/11/2016, às 0h22min.

Banda	Comprimento de onda (micrômetros)	Resolução espacial (metros)
Banda 1 – Aerossol costeiro	0,43 – 0,45	30
Banda 2 – Azul	0,45 – 0,51	30
Banda 3 – Verde	0,53 – 0,59	30
Banda 4 – Vermelho	0,64 – 0,67	30
Banda 5 – Infravermelho Próximo (NIR)	0,85 – 0,88	30
Banda 6 – Infravermelho Médio – SWIR 1	1,57 – 1,65	30
Banda 7 – Infravermelho Médio – SWIR 2	2,11 – 2,29	30
Banda 8 – Pancromática	0,50 – 0,68	15
Banda 9 – Cirrus	1,36 – 1,38	30

Fonte: Adaptado de USGS (2016).

Figura 1 – Ilustração da distribuição das bandas do sensor OLI em função dos seus respectivos intervalos espectrais.



Fonte: O Autor (2018).

2.2 Fusão de Imagens de Sensoriamento Remoto

Técnicas de fusão de imagens representam um viés do conjunto de operações utilizadas para integrar imagens de diferentes características, tais como a resolução espacial. Segundo Sivagami et al.(2015), a fusão de imagens tem muitas vantagens que incluem aprimoramento de recursos, nitidez de imagens, e é usada para muitas etapas de processamento de imagem, como segmentação de imagens, extração de recursos, identificação, detecção de objetos e detecção de alvo.

A fusão de imagens pode ser realizada em três níveis diferentes. São eles: a nível de pixel, a nível de recurso e a nível de decisão (LI et al., 2016). Em outras palavras, Sivagami et al. (2015) afirmam que as técnicas de fusão são categorizadas com base no estágio em que a fusão ocorre.

2.2.1 Fusão Pela Transformação de Brovey

O método de Brovey também pode ser utilizado para melhorar a qualidade dos produtos de fusão de imagens (LI et al., 2016). Segundo Sivagami et al.(2015), neste método as informações dos sensores são mescladas, multiplicando cada banda multiespectral pela pancromática de alta resolução, e em seguida dividindo cada produto pela soma da banda multiespectral, o que pode ser matematicamente definido pela Equação 1, na qual n é a quantidade de bandas envolvidas e i é a banda que está sendo fusionada.

$$banda\ fusionada, i = \frac{banda, i}{\sum_1^n banda, i} banda, PAN \quad (1)$$

Ainda de acordo com Sivagami et al. (2015), a transformação de Brovey tem menor complexidade e oferece imagens visualmente atraentes, mas não utilizadas na preservação da radiometria da cena original, além de ser limitada a apenas três bandas.

2.3 Qualidade espectral de imagens integradas

2.3.1 Qualidade métrica quantitativa de imagens integradas

Muitos pesquisadores propuseram métricas de qualidade diferentes em termos de análises qualitativas e quantitativas. O desempenho da imagem fusionada por comparação visual entre a imagem fusionada e as imagens de entrada brutas é determinado por análise qualitativa. Por outro lado, o desempenho da imagem fundida é determinado por análise quantitativa utilizando duas abordagens principais: com imagem de referência e sem imagem de referência (GHASSEMIAN, 2016). De acordo com Choi et al.(2014), os resultados de fusão são quantitativamente comparados com a imagem multiespectral original para realizar análises espectral e espacial. Sivagami et al. (2015) e Jagalingam & Arkal (2015)apresentam uma série de testes de análise métrica quantitativa com imagem de referência, também já anteriormente discutidos por Zhang (2008) e OK & Akyurek (2011).

2.3.1.1 Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE)

A análise pela Raiz do Erro Médio Quadrático (*Root Mean Square Error – RMSE*) calcula a variação no valor do pixel entre a imagem de referência e imagem fusionada. Se o valor RMSE estiver próximo de zero, indica que a imagem fusionada tem alta qualidade espectral (SIVAGAMI et al., 2015). A formulação matemática para RMSE pode ser apreciada na Equação 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_r(i, j) - I_f(i, j))^2} \quad (2)$$

Na Equação 2, tem-se: M e N representam, respectivamente, a quantidade máxima de pixels na imagem de referência e imagem integrada testada; *i* e *j* representam as posições de linha e coluna, respectivamente, para os pixels testados; *I_r* e *I_f*consistem na imagem de referência e imagem em teste, respectivamente.

2.3.1.2 Mapeador de Ângulo Espectral (SAM)

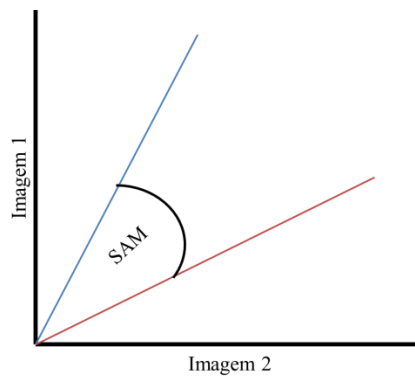
O Mapeador do Ângulo Espectral (*Spectral Angle Mapper – SAM*) é, de acordo com Zhang (2008), um índice ou indicador para avaliar a qualidade da fusão de imagens.

O SAM determina a semelhança espectral entre imagem de referência e imagem fusionada, calculando o ângulo entre os espectros, e é executado pixel a pixel. Se não houver distorção espectral, o valor de SAM será igual a zero (SIVAGAMI et al., 2015). Assim, segundo Rashmi et al. (2014), o algoritmo SAM generaliza a interpretação geométrica para o espaço n-dimensional, determinando a similaridade entre as imagens comparadas através da Equação 3. A Figura 2, por sua vez, ilustra o tipo de análise espectral testada pelo SAM.

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^{nb} t_i r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{nb} t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{nb} r_i^2}} \right) \quad (3)$$

Na Equação 3, tem-se: nb consiste no número de bandas das imagens; t é o espectro da imagem em testes; r é o espectro da imagem de referência.

Figura 2 – Ilustração da grandeza avaliada pelo SAM, onde Imagem 1 e Imagem dois são as imagens em teste e de referência.



Fonte: O Autor (2018).

2.3.1.3 Erro Global Sem Dimensão Relativa (ERGAS)

O índice chamado Erro Global Sem Dimensão Relativa (*Relative Dimensionless Global Error* – ERGAS) calcula a qualidade da imagem fusionada em termos da Raiz do Erro Médio Quadrático de cada banda. Quanto menor for o valor do ERGAS calculado, maior a semelhança entre as imagens fusionadas e de referência (SIVAGAMI et al., 2015). Segundo Renza et al. (2013), este índice é capaz de medir a distorção radiométrica global entre duas imagens. Desta forma, tal índice é apresentado através da Equação 4.

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{RMSE(B_k)}{\mu(k)} \right)^2} \quad (4)$$

Na Equação 4, tem-se: h e l denotam as resoluções espaciais de imagem fusionada e de referência, respectivamente; $\mu(k)$ denota a média da k -banda da imagem de referência; N indica o número de bandas; RMSE é a Raiz do Erro Médio Quadrático, que é uma grandeza demonstrada na Equação 4, e se aplica para cada k -Banda (B_k).

2.3.1.4 Bias Médio (MB)

O Bias Médio (*Mean Bias*) consiste na diferença entre a média da imagem de referência (denotada MS_{mean}) e a média da imagem fusionada (F_{mean}). Considerando-se valor ideal igual a zero, isso indica que a referência e as imagens fusionadas são semelhantes (JAGALINGAM & ARKAL, 2015). Essa relação é explicitada através da Equação 5.

$$MB = \frac{MS_{mean} - F_{mean}}{MS_{mean}} \quad (5)$$

2.3.2 Qualidade temática de imagens integradas

Uma abordagem acerca da qualidade de imagens integradas é por meio da sua estimativa de acurácia temática.

Para avaliar o desempenho de uma classificação de forma objetiva é necessário utilizar critérios quantitativos. Dentre os métodos de avaliação da qualidade de classificações, discutidos na literatura, os mais utilizados são baseados na matriz de confusão ou matriz dos erros (PASSO, 2013). De acordo com Congalton (1991), a partir da Matriz de Erros é possível gerar várias medidas estatísticas para medir confusões, tais como a Exatidão Global e o Índice Kappa.

A matriz de erros pode então ser usada como ponto de partida para uma série de técnicas estatísticas descritivas e analíticas (CONGALTON, 1991). Na Figura 3 exemplifica-se uma matriz de erros, na qual elementos classificados são comparados com uma referência, e os elementos da diagonal principal (em destaque) representam aqueles corretamente classificados.

Figura 3 – Exemplo de Matriz de Erros

	F	I	U	W
F	68	7	3	0
I	12	112	15	10
U	3	9	89	0
W	0	2	5	56

Fonte: Adaptado de CONGALTON (1991).

A Exatidão Global é calculada dividindo-se a soma dos valores da diagonal principal, que representa o número de amostras classificadas corretamente, pelo número total de amostras coletadas.

$$P_0 = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \quad (6)$$

Na Equação 6, M é o número de categorias informacionais presentes na matriz de erros; n_{ii} consiste nos elementos da diagonal principal, ou seja, elementos classificados corretamente; N representa o número total de amostras.

O Índice Kappa, por sua vez, relaciona a Exatidão Global com o número de elementos que concordam por casualidade. Desta forma, tem-se as Equações 7 e 8 para definir essa medida.

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^M \frac{n_{i+} n_{+i}}{N^2}}{N^2} \quad (7)$$

$$K = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \quad (8)$$

Nas Equações 7 e 8, P_0 representa a Exatidão Global; P_c é a proporção de unidades que concordam por casualidade, representada pela equação; M é o número de classes; n_{i+} é o total de elementos classificados para uma categoria i ; n_{+i} é o total de elementos de referência amostrados para uma categoria i ; N é o número total de amostras.

É perceptível pela Equação 6 que a Exatidão pode ser calculada sem necessariamente se conhecer a Matriz de Erros, enquanto pela equação 8 é evidente que o Índice Kappa só é possível de ser estimado com conhecimento prévio da Matriz de Erros.

Tabela 2 – Tabela indicativa dos valores de Kappa e respectivas classes de concordância.

Índice Kappa	Concordância
0,00	Péssima
0,01 a 0,20	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito Boa
0,81 a 1,00	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis & Koch (1977)

2.4 Estado da Arte

A análise espectral da integração de imagens de múltiplos sensores envolve diversas temáticas abordadas pela comunidade científica da área de Sensoriamento Remoto, Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto, Tecnologias da Geoinformação e Ciências Geodésicas. Congalton (1991) aborda a avaliação de dados através de acurácia temática via Matriz de Erros, Exatidão Global e Índice Kappa, tornando-se um viés na avaliação de qualidade de dados de sensoriamento remoto. Para Zhang (2008), contudo, um método de avaliação comumente aceitável ainda não foi acordado pelos autores que utilizaram equações de avaliação quantitativa.

Sivagami et al.(2015)e Jagalingam & Arkal (2015)abordam formulações que visam à avaliação da qualidade das imagens fusionadas em comparação com outra imagem ou com as imagens originais, após apresentar métodos de fusão de imagens. Jin et al.(2015), por sua vez, descrevem a avaliação de desempenho dos resultados de imagens integradas por decomposição e reconstrução por Componentes Principais (CP), demonstrando detalhadamente o arcabouço proposto pelo método CP e o Algoritmo de Seleção Clonal (CPBCSA) e explicando como otimizar os coeficientes de fusão de diferentes bandas do CP usando BCSA.

Ghassemian (2016) revisa os mais populares métodos de fusão e seu estado da arte em diferentes níveis. Além disso, esse último autor representa brevemente os diferentes tipos de sensores e demandas por imagens fusionadas de sensoriamento remoto. Li et al.(2017) cobrem abordagens de fusão relevantes e aplicações introduzidas recentemente e, desta forma,

dá novos uma nova visão para o desenvolvimento atual da teoria da fusão de imagens e aplicações. Destaca-se ainda Zhang & Huang (2015) e Zhu et al. (2016) na proposição e testes de metodologias de fusão de imagens. Nenhum dos autores, por sua vez, apresenta de maneira explícita a validação de qualidade espectral das imagens fusionadas, nem tampouco formaliza uma normatização para essa avaliação.

Shimabukuro & Smith (1991) implementa modelos de mistura de mínimos quadrados para gerar imagens de fração derivadas de dados multiespectrais de sensoriamento remoto. Bias et al. (2013); Chakravorty & Sinha (2016); Zolfaghari & Duguay (2016) abordam a integração espectral por modelos de mistura, mas não cobrem de maneira satisfatória a validação de qualidade espectral das imagens integradas.

O Estado da Arte da presente pesquisa está predominantemente fundamentado em artigos publicados em periódicos com QUALIS e nos últimos 5 anos. O Quadro 1 apresenta a tabela do Estado da Arte desta Pesquisa.

Quadro 1 – Resumo com algumas referências analisadas para o Estado da Arte da Pesquisa.

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
Li et al. (2017)	- Abordagem do Estado da Arte acerca dos métodos de fusão de imagens a nível de pixel, tais como Decomposição Multiescala, Representação Esparsa (SR), além de combinação entre diferentes combinações. - Avaliação da qualidade métrica das imagens fusionadas, utilizando métodos como RMSE e ERGAS.	Avaliação do Estado da Arte da fusão de imagens, com aplicações em Sensoriamento Remoto, Diagnósticos Médicos, Vigilância e Fotografia.

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
Deng & Wu (2016)	- Integração de imagens por Análise de Mistura Espectral de Múltiplos Membros (<i>Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis</i> – MESMA) e C-MESMA (que inclui MESMA e classificação supervisionada); - Avaliação de qualidade da integração de imagens por Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE).	- Para quase todas as categorias, exceto o solo, os valores RMSE de CMESMA foram significativamente menores que os de MESMA. Com C-MESMA, o RMSE global foi de 0,12, o que é significativamente inferior a 0,18 com MESMA. RMSE de solo com C-MESMA (0,35) foi ligeiramente maior do que em MESMA (0,34); - Acurácia de classificação da classe de solo relativamente baixa.
Ghassemian (2016)	- Revisão bibliográfica acerca de métodos de fusão, incluindo IHS, Transformação de Brovey, Gram-Schmidt, Pirâmide Laplaciana, entre outros; - Avaliação de qualidade métrica, utilizando medidas como SAM, RMSE e ERGAS.	Avaliação do Estado da Arte da fusão de imagens.
Shi & Wang (2016)	Mistura espectral linear;	Desenvolvimento de um algoritmo de otimização iterativo para estimar conjuntamente a abundância fracionária de membros finais e um coeficiente que indica a intensidade de efeito de adjacência na imagem;

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
	Validação da qualidade métrica espectral das imagens integradas por RMSE.	O modelo proposto obtém melhor desempenho na separação espectral que o modelo de mistura espectral linear.
Zhu et al. (2016)	- Abordagem de diversos métodos de fusão de imagens; - Avaliação da Fusão Espaço-temporal Flexível de Dados (<i>Flexible Spatiotemporal Data Fusion - FSDAF</i>) - Validação da qualidade métrica espectral das imagens integradas por RMSE.	FSDAF satisfatório para fusão de dados de refletância de diferentes sensores, além de quaisquer produtos derivados de dados de reflectância.
Li et al. (2016)	Avaliação da qualidade de imagens fusionadas por SAM e ERGAS.	- Fusão UHR obteve menores distorções espectral e espacial; - A qualidade das imagens fusionadas geradas é afetada pelas acurácias das etapas de processamento.
Zhang et al. (2016)	- Testes com NDVI sintético, gerado a partir de imagens fusionadas; - Avaliação da qualidade das imagens sintéticas, utilizando métodos como Entropia e Desvio Padrão.	Resultado satisfatório na estimativa do NDVI a partir de imagens sintéticas.

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
Song et al. (2016)	• Aplicação de diferentes estimativas de avaliação de qualidade métrica de imagens sintéticas; • Proposta de método WLS para fusão de imagens.	• O método proposto refina o mapa de detalhes estimado com base nas assinaturas espectrais de diferentes bandas da imagem multiespectral; • O método proposto obtém um melhor desempenho em termos das medidas testadas.
Jin et al. (2015)	• Fusão de imagens utilizando método baseado na pirâmide de contraste (CP) usando o Algoritmo de Seleção Clonal Baldwiniana (BCSA).	• O método é mais eficaz do que o PCA; • A abordagem proposta é mais benéfica e significativa para facilitar o reconhecimento automático de alvos e classificação em imagens de sensoriamento remoto.
Jagalingam & Arkal (2015)	• Revisão bibliográfica sobre métodos de fusão e avaliação de qualidade de imagens fusionadas.	• Avaliação do Estado da Arte da fusão de imagens e métodos de avaliação da qualidade métrica de imagens fusionadas com e sem uma imagem de referência para comparar.
Sivagami et al. (2015)	• Revisão bibliográfica sobre métodos de fusão e avaliação de qualidade de imagens fusionadas.	• Avaliação do Estado da Arte da fusão de imagens e métodos de avaliação da qualidade métrica de imagens fusionadas com e sem uma imagem de referência para comparar.
Zhang & Huang (2015)	• Fusão de imagens pelo método Bayesiano;	• Imagens espectralmente consistentes com sensor PSF

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
	Avaliação da acurácia métrica por ERGAS e SAM.	arbitrário podem ser estimadas utilizando o método de pesquisa de gradiente conjugado à custa da eficiência Computacional. Os resultados experimentais confirmaram a análise e verificaram que o desempenho dos métodos EGIF tradicionais melhorou significativamente após a adição da restrição de consistência espectral.
Furtado et al. (2015)	Fusão de imagens SAR com imagens multiespectrais.	O método de classificação multi-sensor é mais apropriado para classificações de uso do solo na várzea amazônica.
Kamal et al. (2015)	Integração de imagens Landsat TM, ALOS AVNIR-2, WorldView-2, e LiDAR.	Aumento da acurácia da classificação do mangue com a integração multifonte.
Cardozo et al. (2014)	Aplicação do Modelo de Mistura Espectral Linear (LSMM) para a análise da mistura espectral.	LSMM provou ser uma ferramenta muito útil para mapeamento de área queimada, especialmente quando a segmentação é utilizada nas imagens de fração, devido ao rápido tempo de processamento.
Choi & Sharifahmadian (2014)	- Método de fusão de imagens CTSFL, que é Transformada de Contorno com Frequência Acentuada; - Análise métrica espectral por SAM e espacial.	O nível de decomposição apresentado de proporciona melhores resultados em termos de fusão de imagens de sensoriamento remoto.

Autor	Interligação com a Pesquisa	Resultados e Conclusões Obtidos
Bias et al. (2013)	- Modelo linear de mistura espectral (MLME); - Classificação de imagens pelo ISOSEG.	Com o apoio de técnicas e métodos de sensoriamento remoto baseados em imageamento passivo, foi possível estimar a heterogeneidade da água do reservatório nos dois períodos propostos, tornando os métodos eficazes para a aplicação.
Passo (2013)	Acurácia temática por Exatidão Global, Índice Kappa e Índice Tau.	Métodos satisfatórios na avaliação de acurácia temática.
Zhang (2008)	- Análise visual com diferentes tipos de contrastes; - Indicadores quantitativos (análise métrica), como o Bias Médio e o ERGAS.	A inconsistência entre as avaliações visuais e as análises quantitativas demonstra que as indicações não podem fornecer medições confiáveis de análises de qualidade métrica de imagens de Sensoriamento Remoto.
Tu et al. (2004)	Fusão IHS.	Fusão IHS com maior distorção em áreas de vegetação verde.
Shimabukuro & Smith (1991)	Modelo de mistura espectral pelos mínimos quadrados.	Resultados satisfatórios no modelo testado.
Congalton (1991)	Análise de acurácia temática por Exatidão Global, Matriz de Erros, Índice Kappa.	Resultados satisfatórios, apontando os métodos de medição de acurácia temática como referências na análise desse tipo de elemento de qualidade.

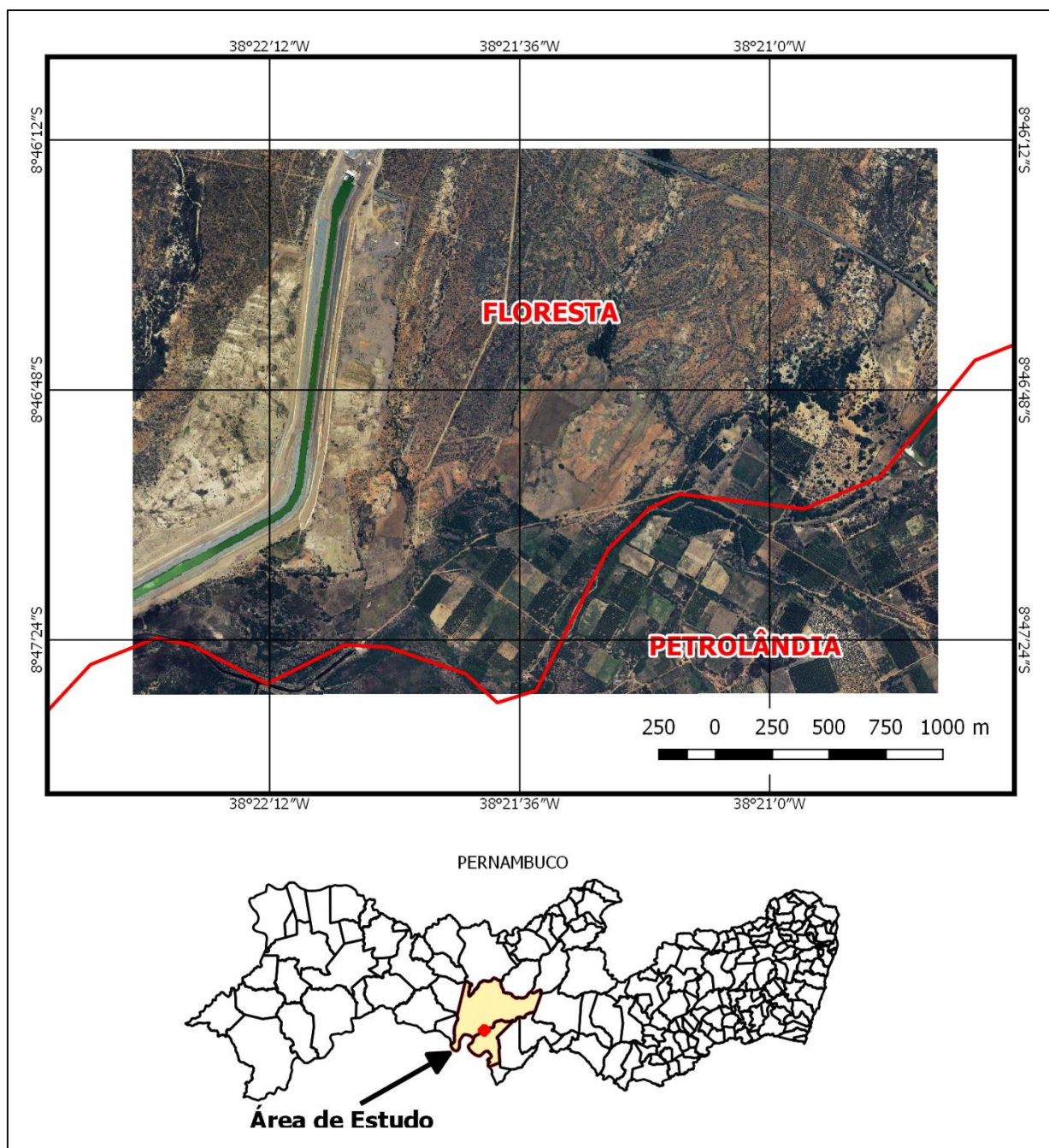
Fonte: O Autor (2018).

3 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo da pesquisa está contida em territórios do Estado de Pernambuco, inserida nos municípios de Floresta/PE e Petrolândia/PE. Sua composição e entorno terrestre e aquático constituem a área de foco das pesquisas do projeto INNOVATE, do qual a presente pesquisa faz parte.

Trata-se de uma área de grande importância para o estado de Pernambuco, por estar às margens do Rio São Francisco, e por esse motivo possuir grandes contribuições à região Nordeste do Brasil em termos de recursos hídricos, fauna e flora. De acordo com Matos (2015), o entorno do reservatório de Itaparica apresenta como características clima semiárido quente e seco BShw, segundo a classificação climática de Köppen e vegetação do tipo hiperxerófila arbórea, densa no topo das chapadas e arbórea aberta nos níveis inferiores. A Figura 4 localiza espacialmente a área de estudos.

Figura 4 – Localização da área de estudo.



Fonte: O Autor (2018).

Apesar de a área de estudos ser distante da sede do Programa de Pós-Graduação ao qual esta pesquisa está vinculada, o projeto INNOVATE dispõe de uma grande quantidade de dados e informações que permitem a validação dos resultados a serem obtidos na presente pesquisa, o que reduz ou até mesmo dispensa a necessidade de validações *in loco*.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Material

A seguir são listados os materiais utilizados neste trabalho:

- Imagens obtidas a partir dos sensores OLI e TIRS, a bordo do satélite Landsat 8, órbita 216, ponto 066, com data de passagem em 5 de novembro de 2015, obtidas junto ao *U.S. Geological Survey*, EUA.
- Dados de recobrimento aerofotogramétrico digital compatível com escala 1:5.000, obtido junto à Secretaria de Desenvolvimento Econômico do Estado de Pernambuco (SDEC), Brasil.

4.2 Recursos Tecnológicos e Hardware

Para esta pesquisa estão disponíveis recursos tecnológicos de hardware pessoais e do LASENSO - Laboratório de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Pernambuco, tais como computadores Desktop e Notebook.

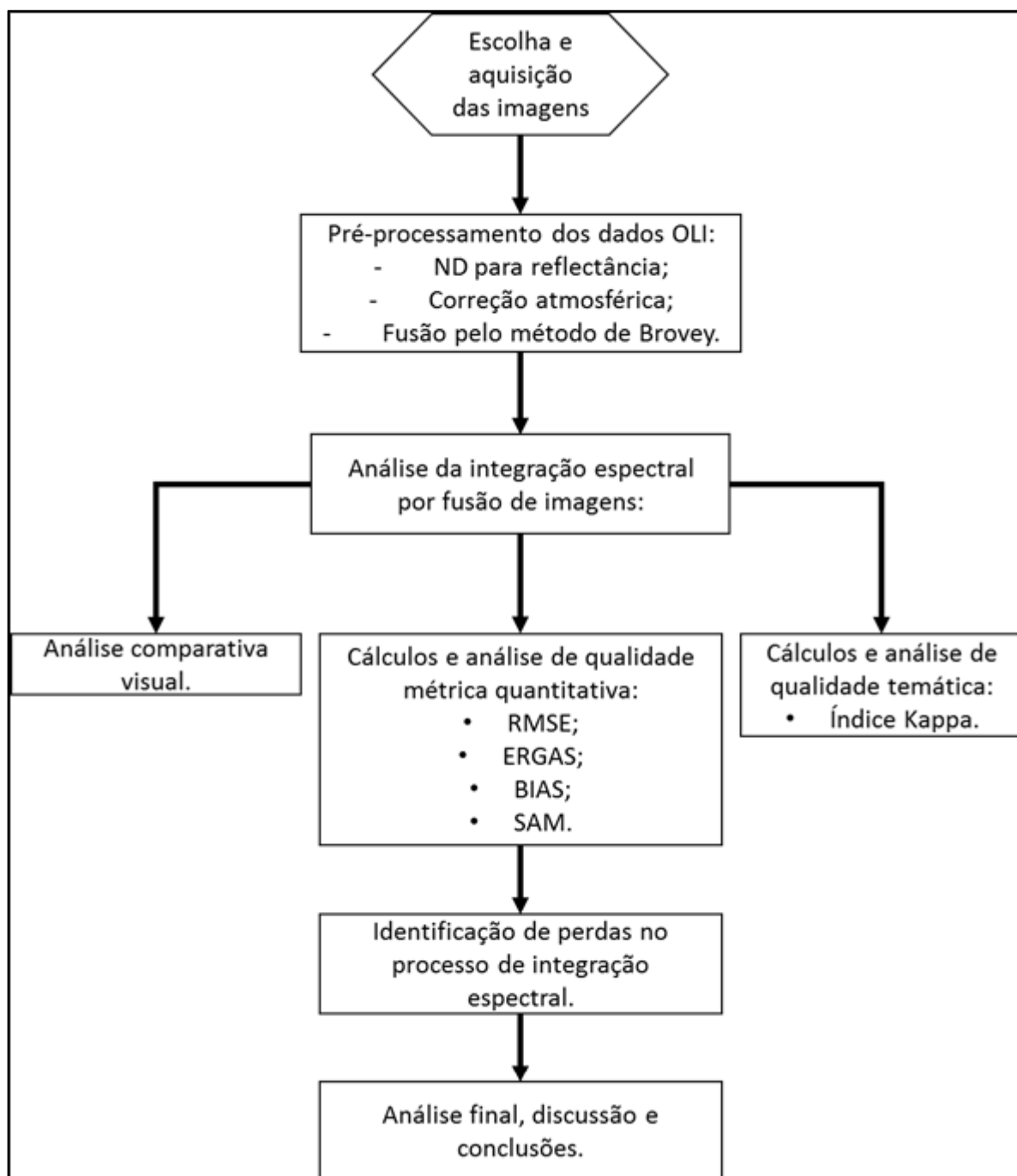
O conjunto de softwares utilizados abrange ainda:

- Software livre QGIS, incluindo todas as suas bibliotecas e compilador da linguagem Python;
- Microsoft Office Excel.

4.3 Procedimentos Metodológicos

Os procedimentos metodológicos desta pesquisa incluem todos os argumentos científicos descritos na revisão bibliográfica, que são descritos pelo fluxograma da Figura 5.

Figura 5– Fluxograma da metodologia de trabalho.



Fonte: O Autor (2018).

4.3.1 Escolha e aquisição das imagens

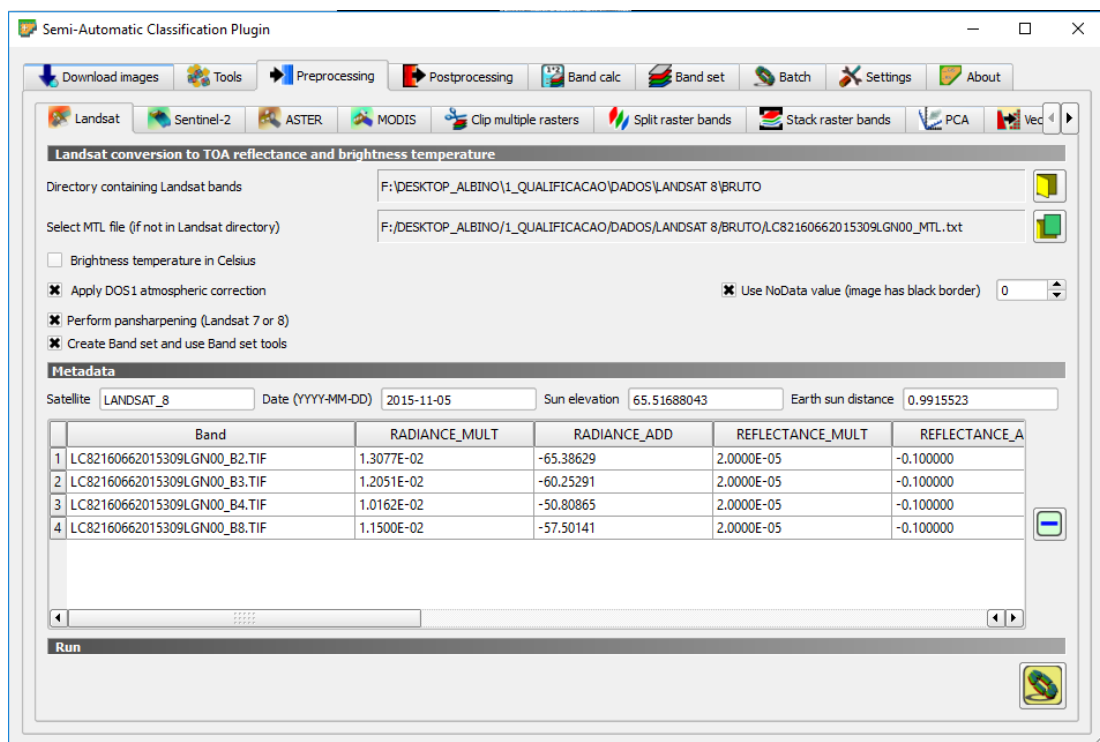
Algumas premissas foram adotadas na escolha das imagens a serem utilizadas nesta pesquisa. Foram algumas delas:

- Disponibilidade, priorizando imagens gratuitas e de livre obtenção na internet;
- Cobertura de nuvens, buscando aquelas com nenhuma cobertura na área de estudo;
- Parâmetros de imageamento, dando foco a imagens distintas nesse aspecto;
- Diferentes resoluções espacial, espectral e radiométrica.

4.3.2 Cálculos de Reflectância, integração espectral das imagens do sensor OLI por fusão de imagens e obtenção de reflectâncias sintéticas

A integração espectral das imagens do sensor OLI, através da fusão de imagens pelo método de Brovey, foi executada a partir do software livre QGIS. No mesmo, a extensão Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) foi utilizada, conforme pode ser apresentado na Figura 6, que descreve essa ferramenta utilizada.

Figura 6 – Cálculos de integração por fusão.



Fonte: O Autor (2018).

Na aplicação descrita pela figura anterior, os metadados das imagens OLI são carregadas em conjunto com os arquivos raster, e as opções de processamento que incluem fusão pelo método da transformação de Brovey, conforme Equação 1, e cálculos de reflectâncias (incluindo as sintéticas) são acionados.

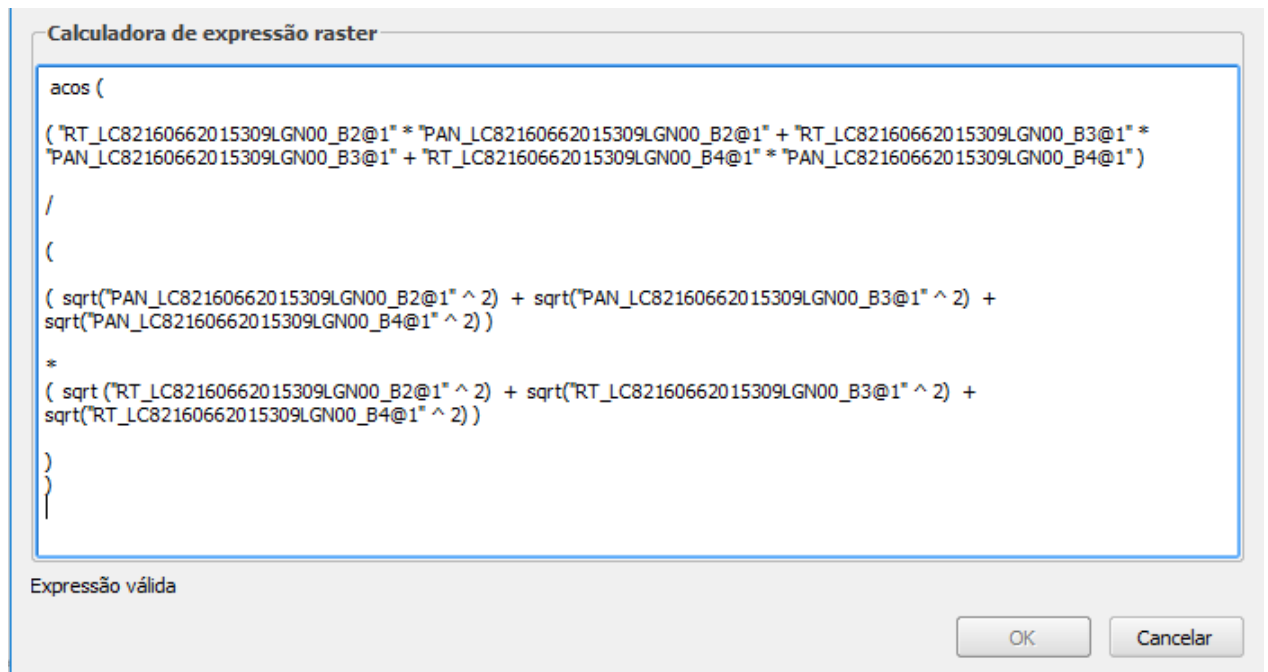
$$banda\ fusionada, i = \frac{banda, i}{\sum_1^n banda, i} banda, PAN \quad (9)$$

4.3.3 Cálculos de qualidade métrica quantitativa de imagens integradas

Os cálculos a partir de dados raster necessários para a estimativa da qualidade métrica quantitativa das imagens integradas foram executadas a partir do software QGIS, em sua ferramenta denominada calculadora raster. Os demais cálculos aritméticos foram executados fazendo-se uso do software Microsoft Office Excel. A Figura 7 descreve a inserção do código na calculadora raster para obtenção da medida SAM, descrita pela Equação 3.

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n t_i r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n r_i^2}} \right) \quad (10)$$

Figura 7 – Entrada do código, na Calculadora Raster, para obtenção da medida SAM.



Fonte: O Autor (2018).

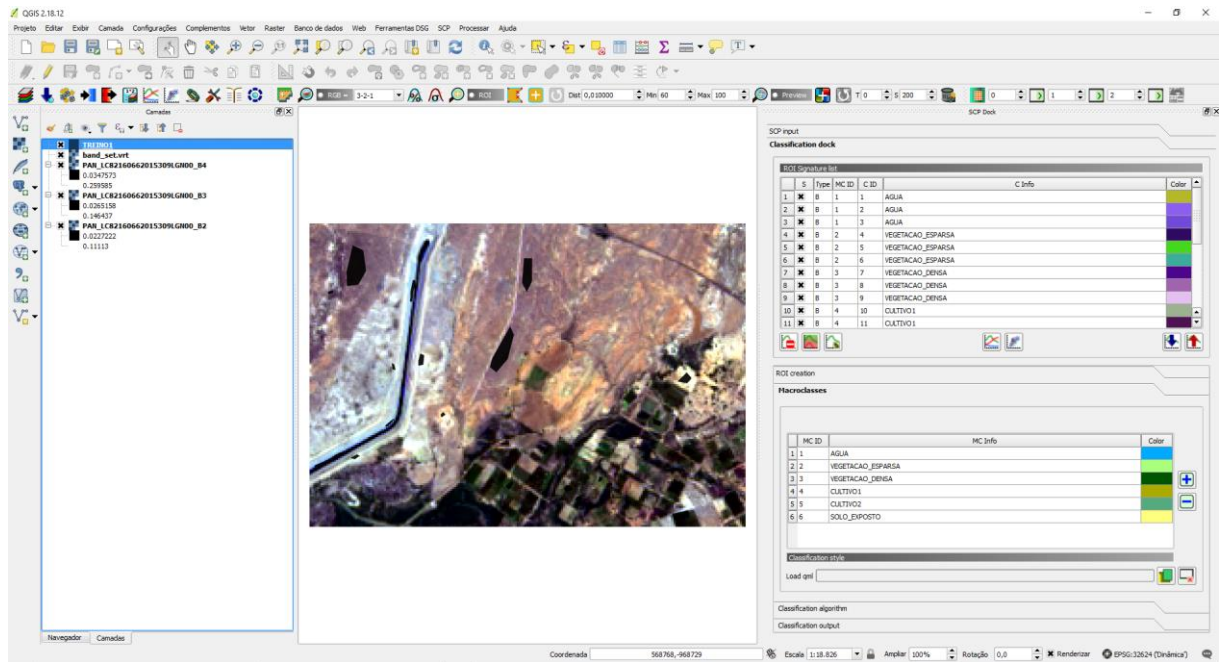
Nesta etapa, a resolução espacial das imagens de saída adotadas foram sempre aquelas com menor valor, entre os dados envolvidos no processamento. Por exemplo, quando da integração entre a banda 2 do sensor OLI com a banda 8 pancromática do mesmo sensor, tendo a primeira 30 metros de resolução espacial e a segunda 15 metros, as imagens sintéticas geradas possuem a resolução espacial da última. Desta forma, ao se comparar a reflectância calculada pela banda original e a reflectância sintética obtida pela integração, os valores de SAM obtidos, como dados raster, tiveram resolução espacial de 15 metros em seu arquivo de saída.

4.3.4 Cálculos de qualidade temática das imagens integradas

Para a análise da qualidade temática entre as imagens objeto desta pesquisa, foi utilizado o software livre QGIS, e suas extensões GRASS GIS e Semi-Automatic Classification Plugin (SCP).

Para a classificação supervisionada, uma área de teste, contida na área de estudo foi escolhida, de modo a reduzir a complexidade do classificador e otimizar a definição de amostras conhecidas. Foram estabelecidas regiões de interesse (ROI) a serem aplicadas tanto para a classificação a partir das reflectâncias integradas, como para a classificação de imagens a partir das reflectâncias. A Figura 8 é capaz de elucidar esse processo, demonstrando a tomada de decisão acerca das melhores áreas a serem escolhidas para delimitação das ROI.

Figura 8 – Escolha das ROI a partir da ferramenta e Semi-AutomaticClassificationPlugin (SCP), do software QGIS.



Fonte: O Autor (2018).

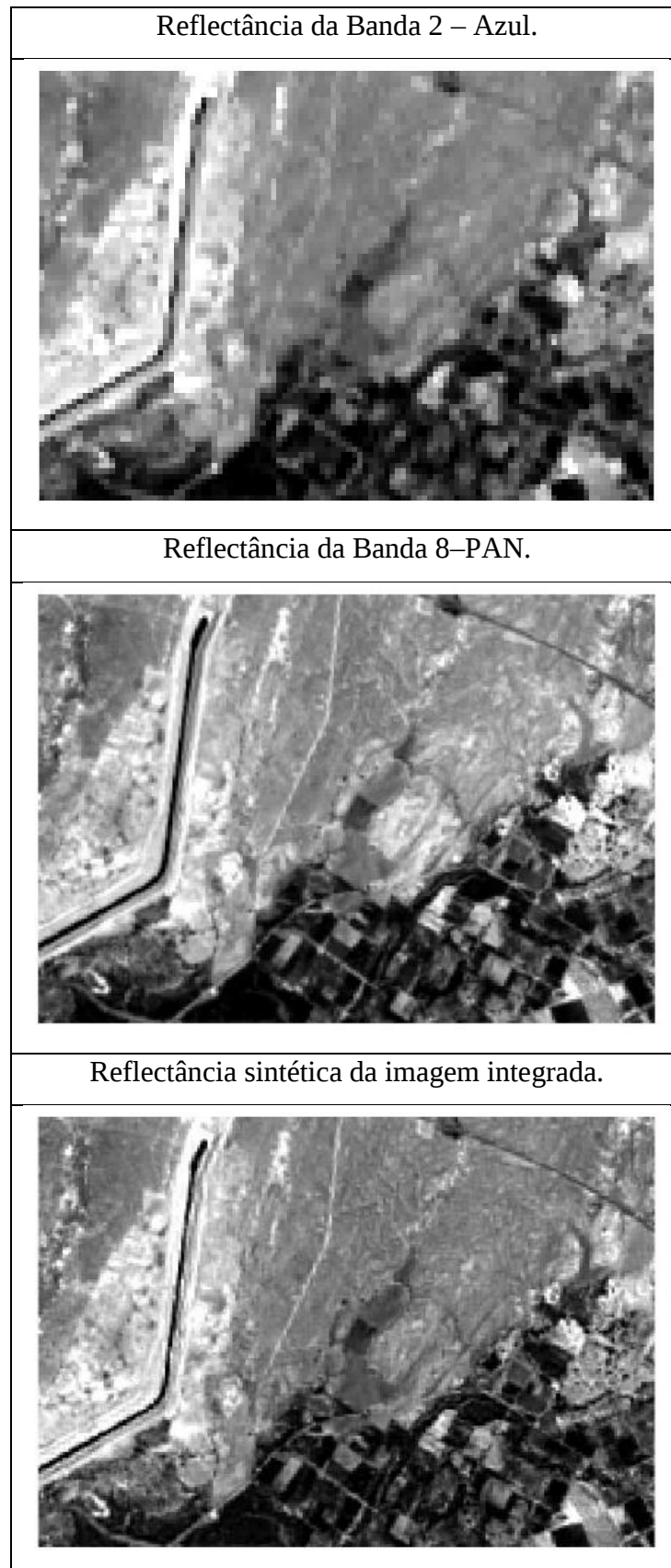
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Análise comparativa visual entre as imagens integradas

As imagens da faixa do visível e banda pancromática do sensor OLI, fusionadas pelo método de Brovey, foram analisadas visualmente, por interpretação de imagens, para a identificação de ganhos e perdas inerentes ao processo de integração. As Figuras 9, 10 e 11 apresentam esse comparativo organizados por banda, enquanto a Figura 12 apresenta um detalhamento para um recorte de uma estrada de terra.

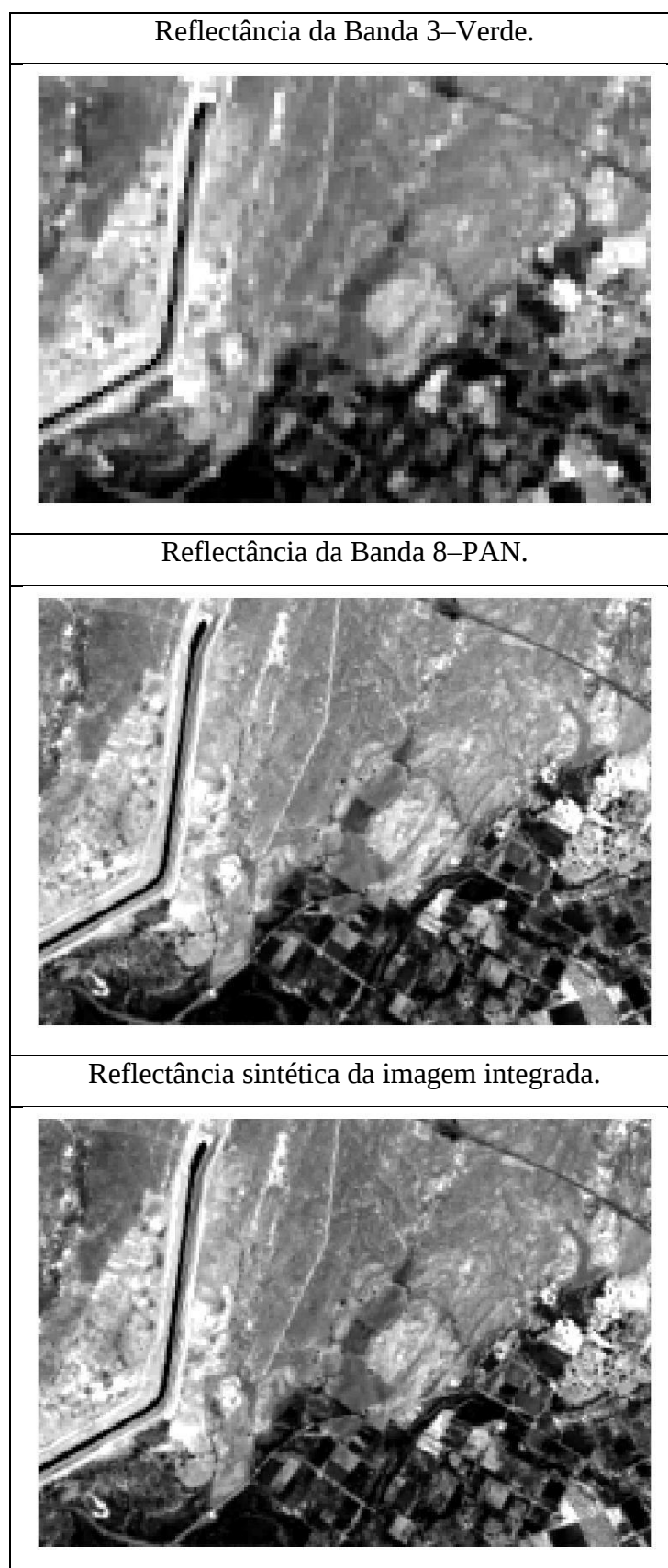
É possível a identificação visual de ganhos no que concerne à identificação visual por interpretação de imagens, quando da integração espectral por fusão de imagens. A figura 8 aborda claramente esses ganhos, destacando a feição do traçado de uma estrada de terra na ortoimagem 1:5.000 e comparando-o com as composições RGB das imagens de reflectância do OLI (OLI4-OLI3-OLI2) e de reflectância sintética obtidas pelas integrações com a imagem pancromática.

Figura 9 – Comparativo visual da integração da banda 2 (azul) do sensor OLI.



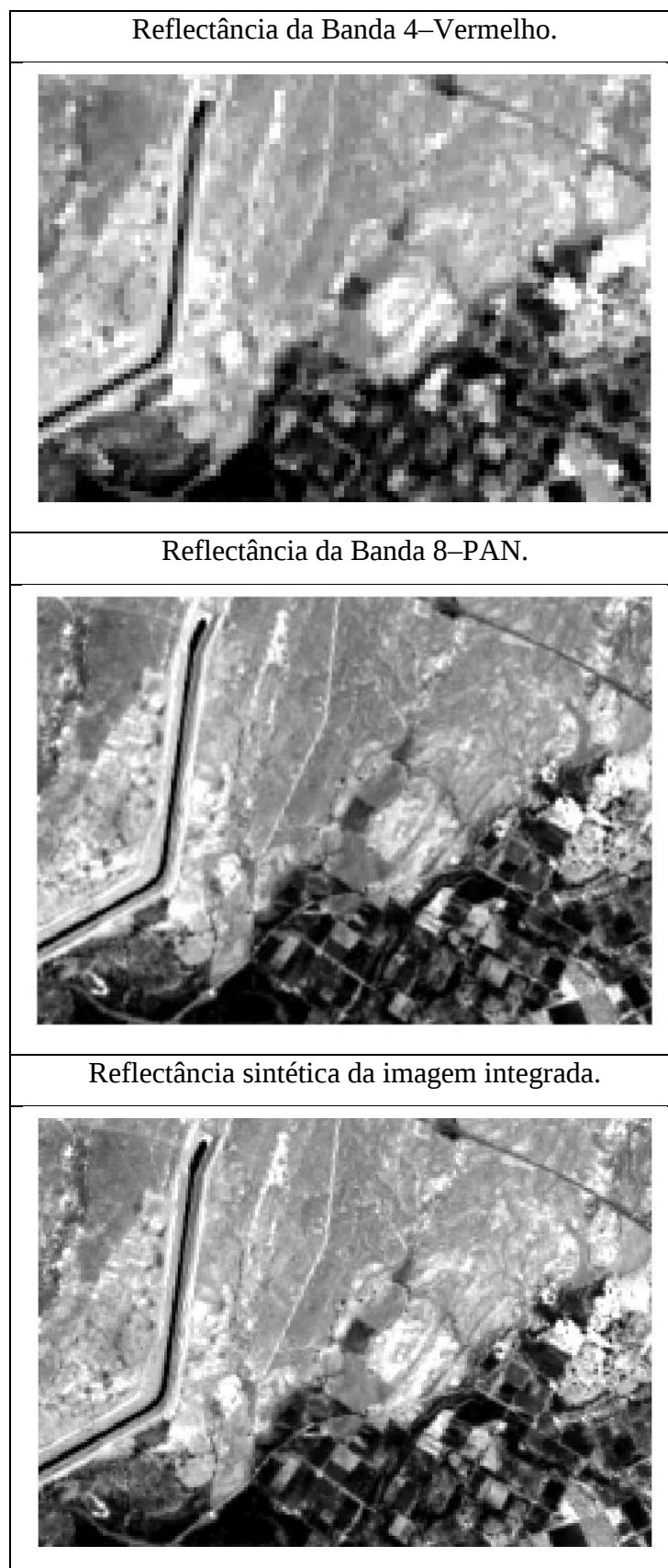
Fonte: O Autor (2018).

Figura 10 – Comparativo visual da integração da banda 3 (verde) do sensor OLI.



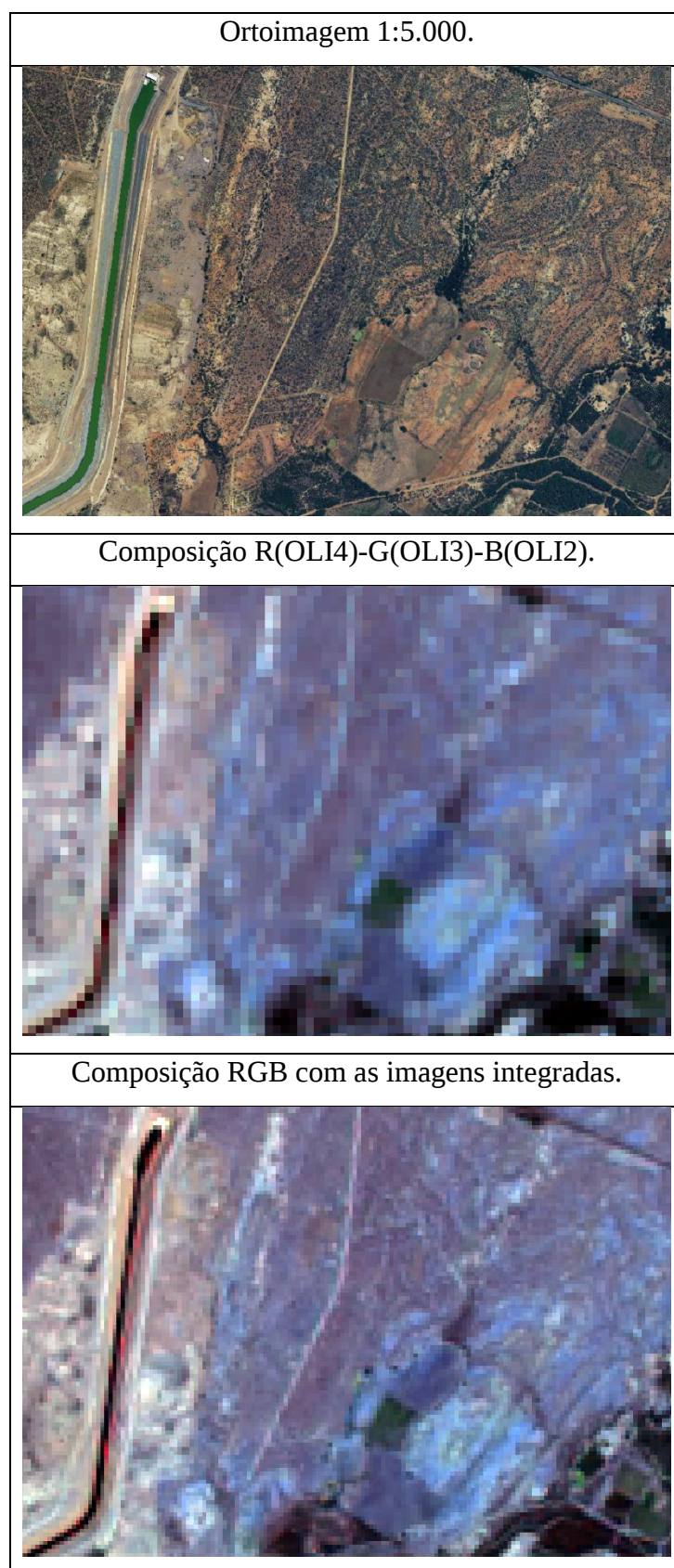
Fonte: O Autor (2018).

Figura 11 – Comparativo visual da integração da banda 4 (vermelho) do sensor OLI.



Fonte: O Autor (2018).

Figura 12 – Detalhamento entre as imagens de reflectância do OLI (OLI4-OLI3-OLI2) e de reflectância sintética obtidas pela integração com a imagem pancromática.



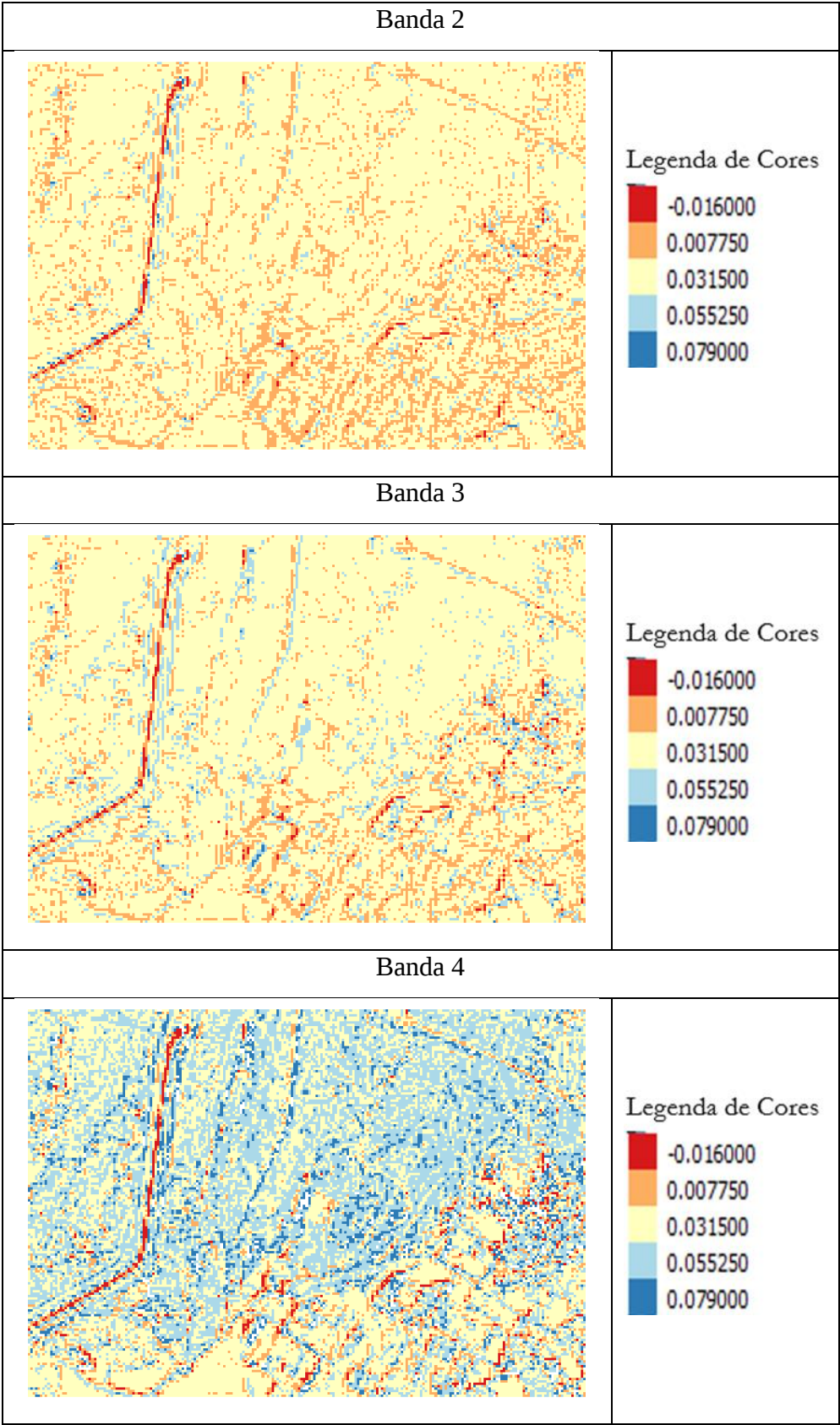
Fonte: O Autor (2018).

5.2 Análise da qualidade métrica quantitativa de imagens integradas

Conforme descrito em 2.3.1, a qualidade das imagens integradas pode ser medida por meio de análises métricas quantitativas.

A Figura 13 apresenta a diferença métrica (em reflectância) entre as imagens sintéticas de reflectância, do sensor OLI, fusionadas e as imagens de reflectância calculadas do sensor, calculada pela simples subtração na ordem mencionada. Essa operação permite a detecção de regiões com maiores discrepâncias.

Figura 13 – Discrepâncias por banda entre as reflectâncias do sensor OLI e suas respectivas reflectâncias sintéticas.



Fonte: O Autor (2018).

5.2.1 Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE)

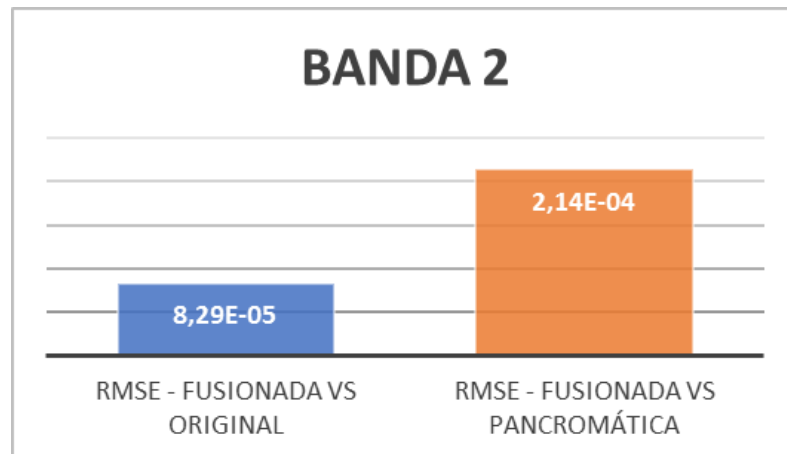
O comparativo pela medida Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) foi calculado a partir da Equação 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_r(i, j) - I_f(i, j))^2} \quad (11)$$

Nesta aplicação, o RMSE apresentou variações significativas entre as bandas espectrais, fazendo-se comparações entre imagens fusionadas (relativas às reflectâncias sintéticas) e reflectâncias das imagens originais, além de comparar a primeira aos valores de reflectância das imagens pancromáticas originais.

Conforme apresentado na Figura 14, para a faixa do azul o RMSE entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $8,29.10^{-5}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das imagens pancromáticas originais é $2,14.10^{-4}$, consistindo em uma diferença na ordem de $1,31.10^{-4}$.

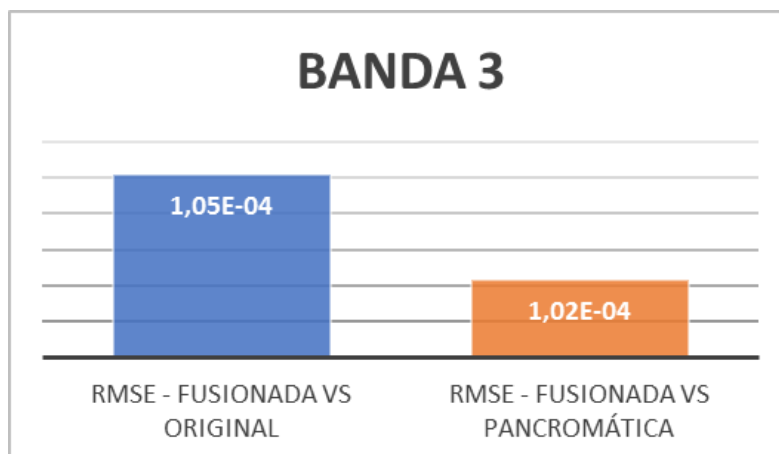
Figura 14 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do azul.



Fonte: O Autor (2018).

Para a faixa do verde, de acordo com o apresentado na Figura 15, o RMSE entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $1,05.10^{-4}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das imagens pancromáticas originais é $1,02.10^{-4}$, consistindo em uma diferença na ordem de $2,91.10^{-6}$.

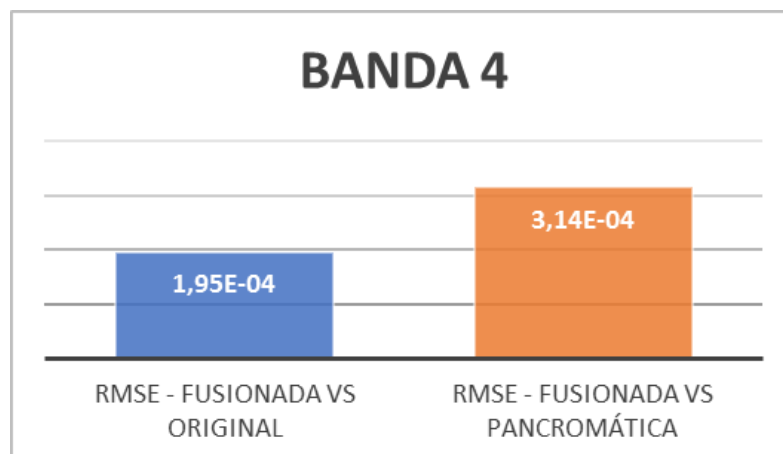
Figura 15 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do verde.



Fonte: O Autor (2018).

Para a faixa do vermelho, por sua vez, de acordo com o apresentado na Figura 16, o RMSE entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $1,95 \cdot 10^{-4}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das imagens pancromáticas originais é $3,14 \cdot 10^{-4}$, consistindo em uma diferença na ordem de $1,19 \cdot 10^{-4}$.

Figura 16 – Gráfico comparativo para os valores de RMSE relativos à integração da faixa espectral do vermelho.



Fonte: O Autor (2018).

É possível inferir uma maior compatibilidade espectral, a partir dos valores de reflectância, entre a banda pancromática e a faixa do verde, uma vez que os valores de RMS encontrados têm discrepância na ordem de 10^{-6} , enquanto para as demais bandas estão na ordem de 10^{-4} .

5.2.2 Mapeador de Ângulo Espectral (SAM)

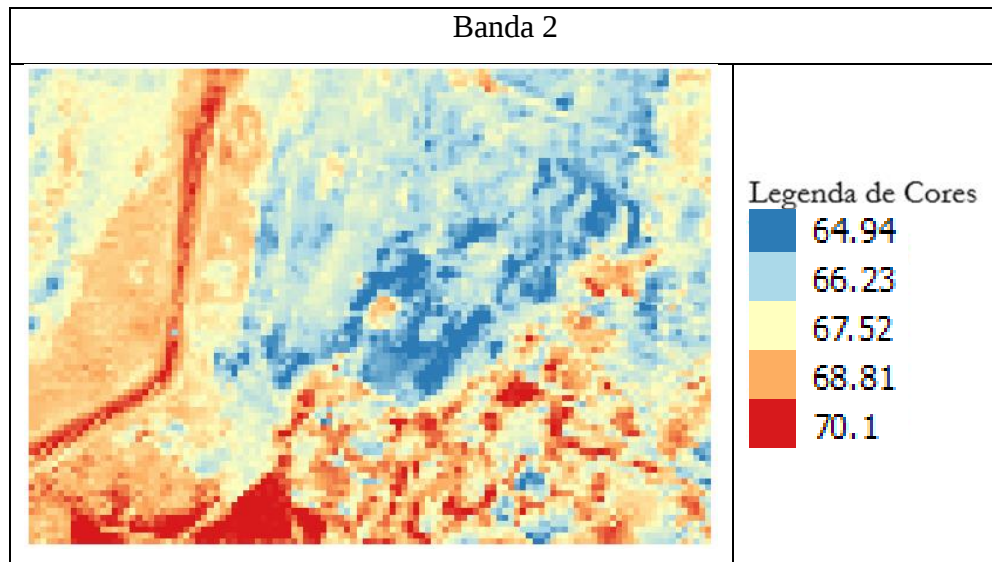
O comparativo pelo Mapeador de Ângulo Espectral apresentou variações significativas entre as bandas espectrais, fazendo-se comparações entre imagens fusionadas (relativas às reflectâncias sintéticas) e reflectâncias das imagens originais, além de comparar a primeira aos valores de reflectância das imagens pancromáticas originais.

Seu diferencial está atrelado ao fato de permitir uma identificação visual acerca dos locais com valores de SAM maiores, representando maiores discrepâncias, conforme apresentado na Figura 17

É possível, por exemplo, identificar, em graus, as áreas de maiores discrepâncias entre imagens fusionadas (reflectâncias sintéticas) e imagens originais. Essa característica, conforme visto na Equação 3, é possível a partir do caráter angular dos valores resultantes do cálculo.

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^{nb} t_i r_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{nb} t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{nb} r_i^2}} \right) \quad (12)$$

Figura 17 – Discrepâncias entre imagens fusionadas (reflectâncias sintéticas) e imagens originais pela medida SAM.



Fonte: O Autor (2018).

5.2.3 Erro Global Sem Dimensão Relativa (ERGAS)

O comparativo pela medida Erro Global Sem Dimensão Relativa (ERGAS) apresentou diferença significativa ao comparar imagens fusionadas (relativas às reflectâncias sintéticas) e reflectâncias das imagens originais, além de a primeira aos valores de reflectância das imagens pancromáticas originais. Seu cálculo, conforme já exposto em 2.3.1.4, é possível através da Equação 4.

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{RMSE(B_k)}{\mu(k)} \right)^2} \quad (13)$$

A primeira medida, entre reflectâncias sintéticas e reflectâncias das imagens originais foi de $4,53 \cdot 10^{-2}$. A segunda medida, entre reflectâncias sintéticas e reflectância das imagens pancromáticas originais, foi de $1,20 \cdot 10^{-1}$.

Em outras palavras, as imagens sintéticas apresentaram maior concordância espectral com as bandas originais e seus valores de reflectância que com a imagem pancromática utilizada na fusão.

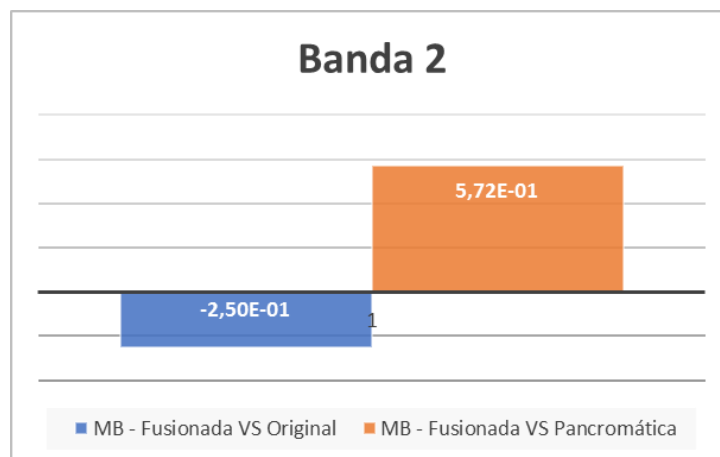
5.2.4 Bias Médio (MB)

Para a medida de Bias Médio, apresentada na Equação 5, a comparação entre reflectâncias de imagem fusionada e reflectâncias de imagens originais apresentou resultados similares entre as três bandas do visível, com melhor desempenho para a banda 4. O comparativo gráfico é apresentado nas Figuras 18, 19 e 20.

$$MB = \frac{MS_{mean} - F_{mean}}{MS_{mean}} \quad (14)$$

Para a faixa do azul, o MB entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $-2,50 \cdot 10^{-1}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das imagens pancromáticas originais é $5,72 \cdot 10^{-1}$, consistindo em uma diferença na ordem de $3,22 \cdot 10^{-1}$.

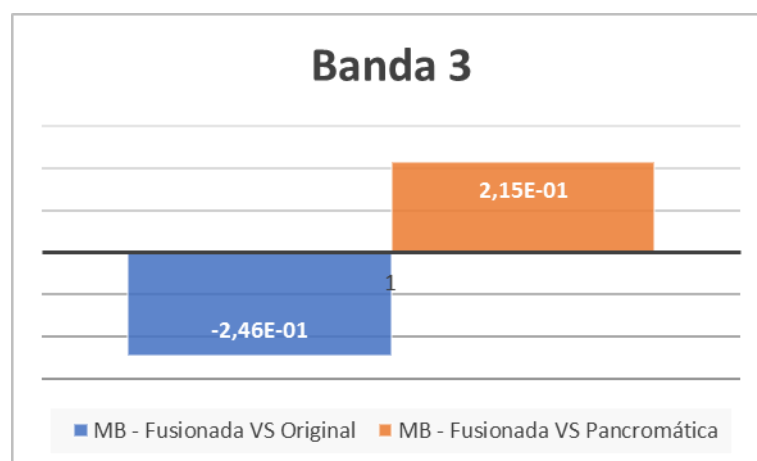
Figura 18 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do azul.



Fonte: O Autor (2018).

Para a faixa do verde, por sua vez, o MB entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $-2,46 \cdot 10^{-1}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das imagens pancromáticas originais é $2,15 \cdot 10^{-1}$, consistindo em uma diferença na ordem de $3,14^{-2}$.

Figura 19 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do verde.

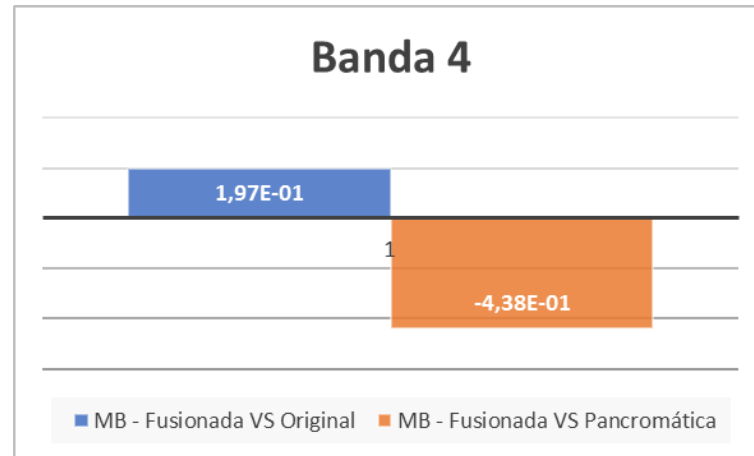


Fonte: O Autor (2018).

Para a faixa do vermelho, ainda, o MB entre imagens fusionadas e reflectâncias das imagens originais é $1,97 \cdot 10^{-1}$, enquanto entre imagens fusionadas e valores de reflectância das

imagens pancromáticas originais é $-4,38.10^{-1}$, consistindo em uma diferença na ordem de $2,42^{-1}$.

Figura 20 – Gráfico comparativo para os valores de MB relativos à integração da faixa espectral do vermelho.



Fonte: O Autor (2018).

5.3 Análise da qualidade temática das imagens integradas

Para a análise da qualidade temática na área de testes escolhida, a classificação supervisionada pelo método da Distância Euclidiana, com limiar de 95%, obteve resultados bastante discrepantes.

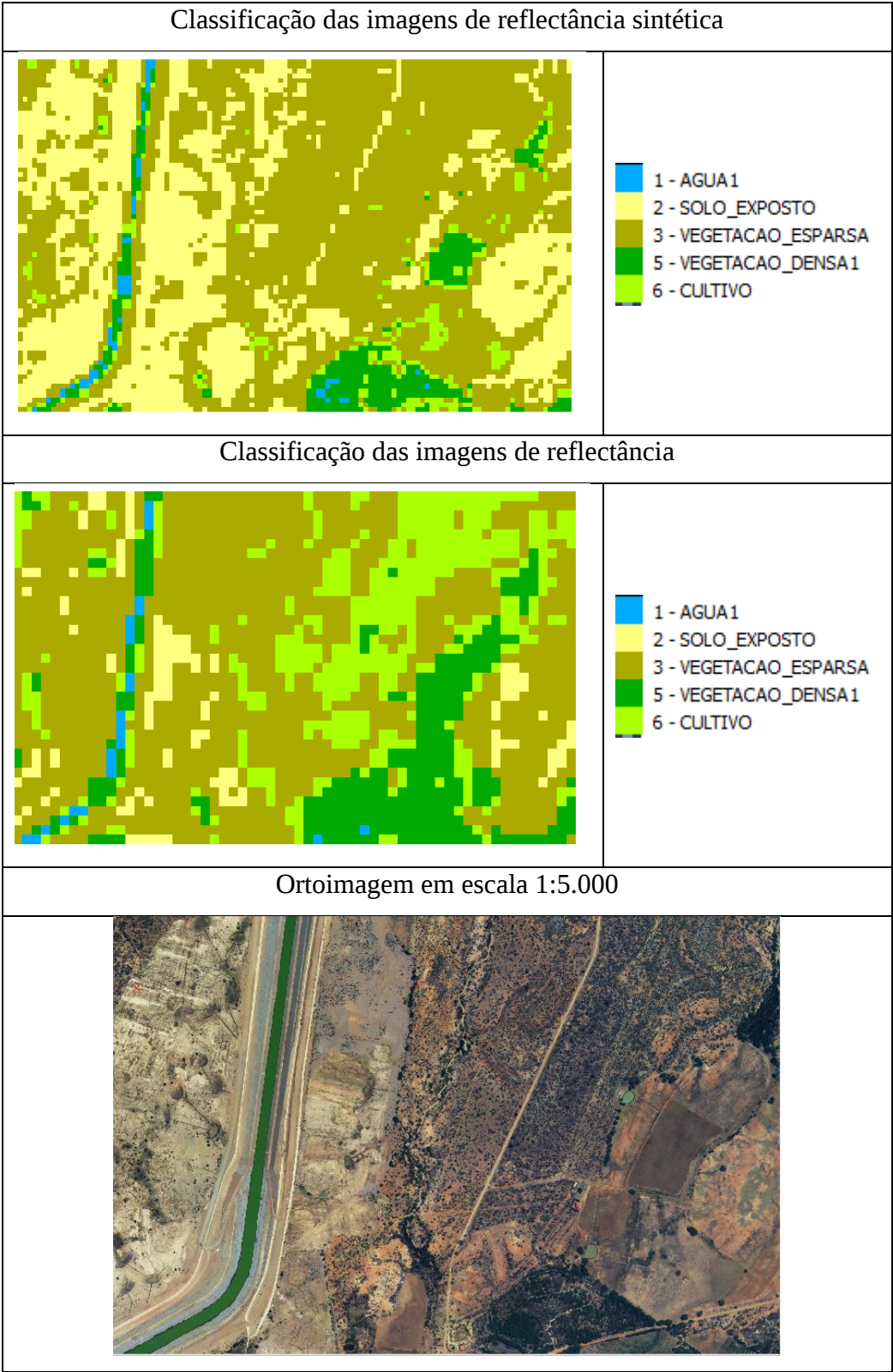
O Índice Kappa entre reflectâncias sintéticas e reflectâncias, pós classificação, descrito pela Equação 8, teve valor igual a 0,175689. De acordo com Landis & Koch (1977), essa comparação por meio do índice Kappa apresenta similaridade Ruim.

$$K = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \quad (15)$$

Do ponto de vista espectral, é possível inferir que essa concordância baixa afeta diretamente a qualidade temática das imagens integradas, uma vez que essa correlação espectral baixa indica também uma baixa aderência da reflectância sintética à reflectância da imagem original, mesmo que a resolução espacial da imagem integrada possibilite uma melhor identificação de geometrias.

A Figura 21 compara visualmente os resultados obtidos para essas classificações supervisionadas.

Figura 21 – Classificação supervisionada entre imagens de reflectância sintética e reflectância calculada a partir da banda original.



Fonte: O Autor (2018).

5.4 Dificuldades encontradas

As principais dificuldades para esta pesquisa são o acesso à área de estudo, o que possibilitaria avaliação *in loco* de elementos na superfície em comparação com as imagens utilizadas, além do processamento das imagens.

Essa dificuldade, contudo, não impossibilitará o desenvolvimento da pesquisa, uma vez que o Projeto INNOVATE, do qual a mesma faz parte, possui diversas outras pesquisas associadas que podem dar subsídios de informações e conhecimento para sanar toda e qualquer dúvida.

6 CONCLUSÕES

A partir do presente trabalho foi possível avaliar a precisão espectral na integração de imagens OLI pela fusão de Brovey, definindo e testando critérios de avaliação espectral.

Entre os testes de qualidade métrica quantitativa, o RMS apresentou maior sensibilidade à detecção de discrepâncias na Banda 2, conforme pode ser observado na Figura 15, quando se analisa essa estatística no comparativo entre reflectância da banda e reflectância fusionada. Esse aspecto, quando analisado em conjunto com a Figura 14, que especializa as discrepâncias entre reflectâncias das bandas e reflectâncias sintéticas, é reforçado quando os alvos contidos no espelho d'água da área de estudo são aqueles com menores discrepâncias.

Nessa mesma banda 2, o MB foi capaz ainda de detectar maior perda quando comparada a imagem sintética e a imagem pancromática.

Utilizando-se a medida SAM, de acordo com a Figura 18, percebe-se no espelho d'água do Rio São Francisco, contido na área de estudo, altos valores em graus para esse ângulo, o que reforça as conclusões apresentadas para a análise espectral desta banda.

Em outras palavras, apesar de apresentar formulações matemáticas para a análise comparativa entre reflectâncias originais e sintéticas, Sivagami et al.(2015) e Jagalingam & Arkal (2015) não conseguiram observar que o cálculo da simples discrepância não é capaz de detectar de maneira satisfatória, para a banda 2 do azul, perdas decorrentes do processo de integração espectral. Da mesma forma, mesmo tendo abordado o estado da arte das técnicas de fusão de imagens, Ghassemian (2016) também não abordou esse aspecto em sua pesquisa.

Essa conclusão, por sua vez, é capaz uma lacuna da literatura de Sensoriamento Remoto analisada nesta pesquisa, ao quantificar as perdas oriundas do processo de integração espectral por fusão de imagens, sobretudo para o espelho d'água analisado na banda 2 do azul.

REFERÊNCIAS

- BALASUBRAMANIAM, P.; ANANTHI, V. P. Image fusion using intuitionistic fuzzy sets. *Information Fusion*, v. 20, n. 1, p. 21–30, 2014.
- NUNES, GIOPPPO, F. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE. Geoprocessamento no informe epidemiológico da distribuição de padrões espaciais de indicadores da mortalidade infantil no estado de Goiás, v. 7, n. 1, p. 6381–6388, 2015.
- BIAS, E. S.; BARBOSA, F. L. R.; BRITES, R. S. Emprego de imageamento passivo na análise da variabilidade espacial da turbidez no espelho d'água do Lago Paranoá, Distrito Federal. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, Brasília, Brasil, v. 18, n. 1, p. 55-64, jan./mar. 2013.
- CHAKRAVORTTY, S.; SINHA, D. Development of higher-order model for nonlinear interactions in hyperspectral data of mangrove forests. *Current Science* (00113891), Vol. 111 Issue 6, p1055-1062. 8p. 2016.
- CONGALTON, R. G. A Review of Assessing the Accuracy of Classification of Remotely Sensed Data A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*, v. 4257, n. September, p. 34–46, 1991.
- DENG, Y.; WU, C. Development of a class-based multiple endmember spectral mixture analysis (C-MESMA) approach for analyzing urban environments. *Remote Sensing*, v. 8, n. 4, 2016.
- FRANÇA, A. F. ; PEREIRA, J. A. S. ; TAVARES JUNIOR, J. R. ; OLIVEIRA, L. M. M. . ANÁLISE COMPARATIVA DE NDVI PARA IMAGENS OLI, MUX E LISS3 COMO FORMA MÚTUA DE AVALIAÇÃO RADIOMÉTRICA E ESPECTRAL MULTIFONTE. In: VI Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2016, Recife/PE. VI Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2016.

FURTADO, L. F. D. A.; SILVA, T. S. F.; FERNANDES, P. J. F.; NOVO, E. M. L. D. M. Land cover classification of Lago Grande de Curuai floodplain (Amazon, Brazil) using multi-sensor and image fusion techniques. *Acta Amazonica*, v. 45, n. 2, p. 195–202, 2015.

GHASSEMIAN, H. A Review of Remote Sensing Image Fusion Methods. *Information Fusion*, v. 32, 2016.

HANA, S. S.; LIA, H. T.; GUA, H. Y. the Study on Image Fusion for High Spatial Resolution Remote Sensing Images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing 2008, p. 1159–1164, 2008.

JAGALINGAM, P.; HEGDE, A. V. A Review of Quality Metrics for Fused Image. *Aquatic Procedia*, v. 4, n. Icwrcoc, p. 133–142, 2015.

JIN, H.; XING, B.; WANG, L.; WANG, Y. Fusion of remote sensing images based on pyramid decomposition with Baldwinian Clonal Selection Optimization. *Infrared Physics and Technology*, v. 73, p. 204–211, 2015.

KAMAL, M.; PHINN, S.; JOHANSEN, K. Object-based approach for multi-scale mangrove composition mapping using multi-resolution image datasets. [s.l: s.n.]. v. 7

KE, Y.; IM, J.; LEE, J.; GONG, H.; RYU, Y. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations. *Remote Sensing of Environment*, v. 164, p. 298–313, 2015.

KHANDELWAL, S. Optimal Image Fusion. v. 152, n. 1, p. 48–51, 2016.

LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v.33, n.1, p.159-174, 1977.

LI, H.; JING, L.; WANG, L.; CHENG, Q. Improved pansharpening with un-mixing of mixed MS sub-pixels near boundaries between vegetation and non-vegetation objects. *Remote Sensing*, v. 8, n. 2, 2016.

LI, S.; KANG, X.; FANG, L.; HU, J.; YIN, H. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art. *Information Fusion*, v. 33, p. 100–112, 2017.

LIESCH, T.; OHMER, M. Comparison of GRACE data and groundwater levels for the assessment of groundwater depletion in Jordan. *Hydrogeology Journal*, p. 1–17, 2016.

LIU, X.; YANG, C. A Kernel Spectral Angle Mapper algorithm for remote sensing image classification. *Proceedings of the 2013 6th International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2013*, v. 2, n. 4, p. 814–818, 2013.

MATOS, R. C. DE M.; CANDEIAS, A. L. B.; AZEVEDO, J. R. G.; et al. Análise Multitemporal Do Albedo , Ndzi E Temperatura No Entorno Do Reservatório De Itaparica – Pe: Anos De 1985 E 2010. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 67, n. 3, p. 545–554, 2015.

NAIDU, V. P. S. Hybrid DDCT-PCA based multi sensor image fusion. *Journal of Optics*, v. 43, n. 1, p. 48–61, 2014.

OK, A. O.; AKYUREK, Z. Evaluation of Image Fusion Methods on Agricultural Lands. v. 1, p. 107–113, 2011.

OKIN, G. S.; GU, J. The impact of atmospheric conditions and instrument noise on atmospheric correction and spectral mixture analysis of multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 164, p. 130–141, 1 jul. 2015.

RENZA, D.; MARTINEZ, E.; ARQUERO, A. A new approach to change detection in multispectral images by means of ERGAS index. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 10, n. 1, p. 76–80, 2013.

SHI, C.; WANG, L. Linear Spatial Spectral Mixture Model. v. 54, n. 6, p. 1–13, 2016.

SHIMABUKURO, Y. E.; SMITH, J. A. The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images Derived From Remote Sensing Multispectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 29, n. 1, p. 16–20, 1991.

SILVA CARDOZO, F. DA; PEREIRA, G.; SHIMABUKURO, Y. E.; MORAES, E. C. Analysis and assessment of the spatial and temporal distribution of burned areas in the amazon forest. *Remote Sensing*, v. 6, n. 9, p. 8002–8025, 2014.

SIVAGAMI, R.; VAITHIYANATHAN, V.; SANGEETHA, V.; IFJAZ AHMED, M.; JOSEPH ABRAHAM SUNDAR, K.; DIVYA LAKSHMI, K. Review of image fusion techniques and evaluation metrics for remote sensing applications. *Indian Journal of Science and Technology*, v. 8, n. 35, 2015.

SONG, Y.; WU, W.; LIU, Z.; YANG, X.; LIU, K.; LU, W. An adaptive pansharpening method by using weighted least squares filter. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 13, n. 1, p. 18–22, 2016.

TEO, T.-A.; LAU, C.-C. Pyramid-based image empirical mode decomposition for the fusion of multispectral and panchromatic images. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, v. 2012, n. 1, p. 4, 2012.

TU, T. M.; HUANG, P. S.; HUNG, C. L.; CHANG, C. P. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 1, n. 4, p. 309–312, 2004.

XU, Y.; HUANG, B.; XU, Y.; CAO, K.; GUO, C.; MENG, D. Spatial and Temporal Image Fusion via Regularized Spatial Unmixing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, v. 12, n. 6, p. 1362–1366, 2015.

YOONSUK CHOI*, ERSHAD SHARIFAHMADIAN, S. L.; DEPT. Remote Sensing Image Fusion using Contourlet Transform with Sharp Frequency Localization. *International Journal of Information Technology, Modeling and Computing*, v. 2, n. 1, p. 183–206, 2014.

ZHANG, B.; ZHANG, L.; XIE, D.; YIN, X.; LIU, C.; LIU, G. Application of synthetic NDVI time series blended from landsat and MODIS data for grassland biomass estimation. *Remote Sensing*, v. 8, n. 1, p. 1–21, 2016.

ZHANG, H.; HUANG, B. A New Look at Image Fusion Methods from a Bayesian Perspective. *Remote Sensing*, v. 7, n. 6, p. 6828–6861, 2015.

ZHANG, Y. Methods for image fusion quality assessment-a review, comparison and analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. XXXVII, p. 1101–1109, 2008.

ZHU, X. X.; BAMLER, R. A sparse image fusion algorithm with application to pan-sharpening. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 51, n. 5, p. 2827–2836, 2013.

ZHU, X.; HELMER, E. H.; GAO, F.; LIU, D.; CHEN, J.; LEFSKY, M. A. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions. *Remote Sensing of Environment*, v. 172, p. 165–177, 2016.

ZOLFAGHARI, K.; DUGUAY, C. Estimation of Water Quality Parameters in Lake Erie from MERIS Using Linear Mixed Effect Models. *Remote Sensing*, v. 8, n. 6, p. 473, 2016.