

Marcos Antônio de Almeida Rodrigues

Avaliação dos ganhos na classificação  
de imagens com a utilização da fusão  
de bandas em produtos de sensores de  
média resolução espacial

XVI Curso de Especialização em Geoprocessamento  
2017



UFMG  
Instituto de Geociências  
Departamento de Cartografia  
Av. Antônio Carlos, 6627 – Pampulha  
Belo Horizonte  
cartografia@igc.ufmg.br

**MARCOS ANTÔNIO DE ALMEIDA RODRIGUES**

**AVALIAÇÃO DOS GANHOS NA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS COM A  
UTILIZAÇÃO DA FUSÃO DE BANDAS EM PRODUTOS DE SENSORES DE  
MÉDIA RESOLUÇÃO ESPACIAL**

Monografia apresentada como requisito parcial  
à obtenção do grau de especialista em  
Geoprocessamento, Curso de especialização  
em geoprocessamento, Departamento de  
Cartografia, Instituto de Geociências,  
Universidade Federal de Minas gerais

Orientador: Prof. Marcos Antônio Timbó  
Elmiro

**BELO HORIZONTE**  
**2017**

R696a Rodrigues, Marcos Antônio de Almeida.  
2017 Avaliação dos ganhos na classificação de imagens com a utilização da fusão de bandas em produtos de sensores de média resolução espacial [manuscrito] / Marcos Antônio de Almeida Rodrigues. – 2017. 64 f., enc.: il. (principalmente color.)

Orientador: Marcos Antônio Timbó Elmiro.  
Monografia (especialização) – Universidade Federal de Minas Gerais, Departamento de Cartografia, 2017.  
Bibliografia: f. 63-64.

1. Geoprocessamento. 2. Sensoriamento remoto. 3. Imagens de sensoriamento remoto – Mato Grosso. 4. Processamento de imagens – Técnicas digitais. I. Elmiro, Marcos Antônio Timbó. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Departamento de Cartografia. III. Título.

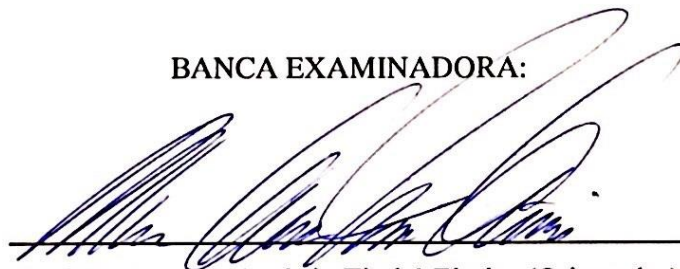
CDU: 528(817.2)

MARCOS ANTÔNIO DE ALMEIDA RODRIGUES

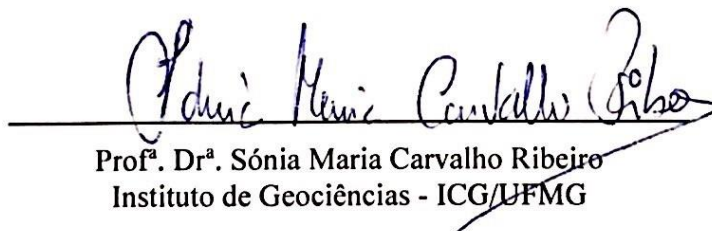
**AVALIAÇÃO DOS GANHOS NA CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS COM A  
UTILIZAÇÃO DA FUSÃO DE BANDAS EM PRODUTOS DE SENSORES DE  
MÉDIA RESOLUÇÃO ESPACIAL**

**Monografia aprovada pela Banca Examinadora em cumprimento a requisito exigido  
para obtenção do grau de Especialista em Geoprocessamento.**

BANCA EXAMINADORA:



Prof. Dr. Marcos Antônio Timbó Elmiro (Orientador)  
Instituto de Geociências - ICG/UFMG



Prof.ª Dr.ª Sônia Maria Carvalho Ribeiro  
Instituto de Geociências - ICG/UFMG

Belo Horizonte, 06 de dezembro de 2017

Aos meus pais e irmã, minha família, meu bem mais valioso,  
dedico.

## **AGRADECIMENTOS**

À Deus, em primeiro lugar, que guiou os meus passos e me permitiu chegar até aqui, me sustentando ao longo do caminho.

À minha família, que esteve comigo o tempo todo, me dando forças e me compreendendo quando eu precisei.

Aos colegas do curso, que tiveram participação fundamental nessa conquista, me ajudando com a troca de conhecimentos dentro e fora da sala de aula.

Ao Paulo e ao Nunes, monitores do curso, pelo apoio prestado no acompanhamento das disciplinas.

Aos professores do curso, pela dedicação e empenho em transmitir os seus conhecimentos.

À coordenação do curso, por atender às solicitações do corpo discente quando foi necessário fazê-las.

À Ferreira Rocha Gestão de Projetos Sustentáveis, por gentilmente ter cedido o material necessário à realização deste trabalho.

Ao Thiago Alencar, pela pronta disponibilidade no empréstimo dos livros.

Ao Aloísio Izaías, pelo apoio técnico na elaboração das figuras.

Ao Christian Rezende, pelas dicas e sugestões, que foram muito úteis para a conclusão deste trabalho.

A todos vocês, o meu muito obrigado!

*“É muito melhor arriscar coisas grandiosas, alcançar triunfos e glórias, mesmo expondo-se a derrota, do que formar fila com os pobres de espírito que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem nessa penumbra cinzenta que não conhece vitória nem derrota”.*

Theodore Roosevelt

## RESUMO

O processamento digital de imagens oferece uma gama de procedimentos que visam, em última análise, melhorar diversos aspectos das imagens de satélite. Um desses procedimentos é a fusão de bandas, que consiste na integração das bandas multiespectrais com a pancromática, gerando uma imagem com resolução espacial melhorada. Este trabalho teve como objetivo avaliar os benefícios que a fusão de bandas pode trazer para a classificação de imagens. A avaliação foi realizada por meio de índices de acurácia provenientes da matriz de confusão, como os índices Kappa e de Exatidão Global, e do índice de similaridade topológica. Os resultados mostraram que a fusão de bandas não apresenta melhora significativa na classificação, sendo útil apenas para melhorar o aspecto visual das imagens.

Palavras chave: sensoriamento remoto, fusão de bandas, classificação de imagens.

## **ABSTRACT**

Digital image processing offers several types of procedure which intend, in latest instance, to enhance many aspects of satellite imagery. One of these procedures is the band merging, which consists in the integration of multispectral bands to the panchromatic band, creating an image with the spatial resolution enhanced. This paper's objective was to evaluate the benefits that band merging can introduce to the image classification. Evaluation was conducted through accuracy indexes, which have their origins in confusion matrix, such as Global Accuracy and Kappa index, as well as topological similarity index. Results showed that band merging did not present significant enhancement to the image classification, and its results can present enhancement only to the visual aspects of satellite imagery.

Key words: remote sensing, band merging, image classification.

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Localização da área de estudo em relação ao estado do Mato Grosso.....	17
FIGURA 2 - Cubo representativo do sistema de cores RGB. Adaptado de Meneses (2012) ..	20
FIGURA 3 - Esfera representativa do sistema de cores IHS. Adaptado de Jensen (2005) .....	20
FIGURA 4 - Esquema representativo do vetor de pixels em uma imagem, gerando <i>clusters</i> que irão corresponder às classes de cobertura do solo na imagem classificada. Adaptado de Novo (2008).....	23
FIGURA 5 - Gráfico em que é possível observar o relacionamento espacial no dispersograma entre os pixels representativos de quatro classes. Fonte: Marcos Antônio de Almeida Rodrigues.....	25
FIGURA 6 - Espaço de atributos entre duas bandas mostrando os pixels que serão classificados como classe A (dentro do paralelepípedo), e os que não serão classificados (fora do paralelepípedo). Adaptado de Crósta (1992).....	26
FIGURA 7 - Representação esquemática do modo de funcionamento do método da distância mínima, em que o pixel 1 seria classificado como classe A, por estar mais próximo de sua média, enquanto o pixel 2, pelo mesmo motivo, seria classificado como classe C. Adaptado de Crósta (1992).....	27
FIGURA 8 - Espaço de atributos com a utilização do método de classificação por máxima verossimilhança, em que é possível observar os círculos concêntricos ao redor da média das classes, cada um com um grau de probabilidade, bem como os limites de decisão traçados entre as classes contíguas onde os contornos com igual probabilidade se cruzam. Adaptado de Crósta (1992).....	28
FIGURA 9 - Gráfico de distribuição gaussiana, em que é possível observar a distribuição de probabilidade de duas classes, bem como o limiar de aceitação e a região dos pixels que deixarão de ser classificados. Adaptado de Meneses (2012).....	29
FIGURA 10 - Exemplo da matriz de confusão de uma classificação hipotética, em que é possível se observar em destaque a diagonal com a quantidade de pixels, por classe de uso do solo, que foram classificados corretamente, bem como a acurácia do usuário e do produtor e os erros de comissão e omissão, além do índice de exatidão global. Adaptado de Congalton e Green, 2009 .....	30

FIGURA 11 - Imagem extraída do *software* Envi, mostrando a lista de formatos suportados pelo sistema. De acordo com esta imagem, é possível observar que o formato de compressão de dados ECW não consta entre tipos de formato suportados pelo sistema.....35

FIGURA 12 - Trecho da área de estudo mostrando uma comparação entre a ortofoto original, com pixels de 0,4m (à esquerda), e a ortofoto degradada, com pixels reamostrados para 1m (à direita). É possível observar que embora a ortofoto tenha sido degradada, não houve comprometimento da acuidade visual de forma a impossibilitar a identificação de alvos na superfície .....35

FIGURA 13 - Cenas do satélite Landsat 8 que cobrem a área de estudo.....37

FIGURA 14 - Características do sistema de projeção e coordenadas de uma das bandas das imagens utilizadas. Reparar no detalhe o hemisfério ao qual as imagens do Landsat 8 são referenciadas,.....38

FIGURA 15 - Sobreposição entre os pixels escuros de uma imagem e a área imageada da cena adjacente. Reparar na forma inclinada em que se apresentam as imagens e no quadrado de dimensões 185Km x 185Km de imageamento do terreno. Pode-se observar ainda a área não imageada das cenas, que são preenchidas com pixels escuros formando uma imagem quadrada .....40

FIGURA 16 - Representação da sobreposição lateral existente entre imagens adjacentes do satélite Landsat 8. À esquerda está representada a banda 2 (azul) da cena 227/68, e à direita, a banda 5 (infravermelho próximo) da cena 226/68. O fato destas bandas apresentarem radiometrias totalmente diferentes, possibilita a clara visualização da área em que as imagens se sobrepõem .....40

FIGURA 17 - Comparação entre os métodos de mosaicagem *Mean* (esquerda), *Seamline* (centro) e *Feathering* (direita). Reparar as cicatrizes paralelas e oblíquas na imagem da esquerda, e a linha de corte irregular na imagem central. Não se pode perceber na imagem da direita a ocorrência de cicatrizes de mosaicagem.....42

FIGURA 18 - Comparação entre duas imagens na composição colorida RGB432 (cor natural), de um mesmo trecho da área de estudo. A imagem da esquerda corresponde à imagem de 30 metros, não fusionada, e a da direita, à imagem fusionada pelo método IHS. Conforme pode ser observado, embora ambas as imagens apresentem a mesma composição de bandas, a imagem da direita apresentou aspecto visual bem destoante da imagem da esquerda, aparentando estar em tons de preto e branco .....43

FIGURA 19 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, em que é possível observar o quão destoante ficou o aspecto visual da imagem fusionada pelo método <i>Principal Components</i> (direita), em relação à imagem original não fusionada (esquerda).....	44
FIGURA 20 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, onde é possível se observarem ainda variações na tonalidade das cores entre a imagem fusionada pelo método Gram-Schmidt (direita) e a imagem original (esquerda). Essas diferenças são notadas, principalmente, quando se observam a vegetação e os corpos hídricos.....	44
FIGURA 21 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, em que é possível se observarem quão semelhantes são as cores da imagem fusionada com o método Brovey (direita) em relação à imagem original (esquerda).....	45
FIGURA 22 - Comparação entre um trecho da área de estudo visto na imagem de satélite (esquerda) e na ortofoto (direita), ambas em composição colorida RGB432 (cor natural), evidenciando diferenças na cobertura do solo, devido ao imageamento ter sido realizado em períodos diferentes.....	47
FIGURA 23 - Aplicação de um filtro de matriz 9x9 para amenização do efeito de granulação gerado pelo método de classificação pixel-a-pixel. À esquerda é possível observar um trecho da imagem classificada, sem a aplicação do filtro, e à direita, o mesmo trecho após a aplicação do filtro.....	48
FIGURA 24 - Mapas resultantes da classificação da ortofoto (esquerda) e das imagens fusionada (centro) e não fusionada (direita).....	58

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Matriz de confusão, em pixels, da classificação feita a partir da imagem fusionada.....	51
TABELA 2 - Matriz de confusão, em percentual, da classificação feita a partir da imagem fusionada.....	51
TABELA 3 - Acurácia do usuário e do produtor, em quantidade de pixels e em valores percentuais, obtida para a classificação da imagem fusionada.....	52
TABELA 4 - Erros de comissão e omissão, em quantidade de pixels e em valores percentuais, encontrados para a classificação da imagem fusionada.....	52
TABELA 5 - Matriz de confusão, em pixels, da classificação feita a partir da imagem não fusionada.....	53
TABELA 6 - Matriz de confusão, em percentual, da classificação feita a partir da imagem sem fusão.....	53
TABELA 7 - Acurácia do usuário e do produtor, em quantidade de pixels e em valores percentuais, obtida para a classificação da imagem sem fusão.....	54
TABELA 8 - Erros de comissão e omissão, em quantidade de pixels e em valores percentuais, encontrados para a classificação da imagem sem fusão.....	54
TABELA 9 - Área total, por tipologia de cobertura do solo, na classificação da ortofoto e das imagens de satélite.....	55
TABELA 10 - Diferença nos valores de área total, por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto.....	55
TABELA 11 - Área de sobreposição, em valores absolutos e por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto.....	56
TABELA 12 - Área de sobreposição, em valores percentuais e por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto.....	57
TABELA 13 - Índices de qualidade da classificação da imagem fusionada e sem fusão.....	59

## LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - Valores de referência para avaliação qualitativa utilizando o índice Kappa ....	32
QUADRO 2 - Características do satélite Landsat 8 .....	36

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BQA	<i>Quality Assessment Band</i>
CN	<i>Color Normalized</i>
DN	<i>Digital Number</i>
ECW	<i>Enhanced Compression Wavelet</i>
ENVI	<i>Environment for Visualizing Images</i>
FR	Ferreira Rocha Gestão de Projetos Sustentáveis
GSD	<i>Ground Sample Distance</i>
HPF	<i>High-Pass Filter</i>
HSV	<i>Hue-Saturation-Value</i>
IHS	<i>Intensivity-Hue-Saturation</i>
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
PDI	Processamento Digital de Imagens
RGB	<i>Red-Green-Blue</i>
SIG	Sistema de Informação Geográfica
TIFF	<i>Tagged Image File Format</i>
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
UTM	Universal Transversa de Mercator
VANT	Veículo Aéreo Não Tripulado
WGS	<i>World Geodetic System</i>

## SUMÁRIO

<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
<b>1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....</b>	<b>18</b>
<b>1.1. Principais técnicas de fusão de imagens .....</b>	<b>18</b>
1.1.1. IHS/HSV.....	19
1.1.2. Brovey (Cor Normalizada).....	21
1.1.3. Principais Componentes .....	22
1.1.4. Cor normalizada ( <i>CN Spectral Sharpening</i> ).....	22
1.1.5. Gram-Schmidt .....	22
<b>1.2. Métodos de classificação supervisionada de imagens.....</b>	<b>22</b>
1.2.1. Paralelepípedo .....	25
1.2.2. Distância Mínima .....	26
1.2.3. Máxima Verossimilhança.....	27
<b>1.3. Métodos de avaliação da exatidão da classificação.....</b>	<b>29</b>
1.3.1. Exatidão Global .....	31
1.3.2. Índice Kappa.....	31
1.3.3. Índice de Similaridade Topológica.....	32
<b>2. MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>33</b>
<b>2.1. Pré-processamento.....</b>	<b>33</b>
2.1.1. Aquisição dos dados .....	33
2.1.1.1. <i>Ortofoto</i> .....	34
2.1.1.2. <i>Imagens de satélite</i> .....	36
2.1.2. Reprojeção .....	38
2.1.3. Empilhamento.....	38
2.1.4. Mosaico .....	39
2.1.5. Recorte.....	42
<b>2.2. Processamento.....</b>	<b>42</b>
2.2.1. Fusão.....	42
2.2.2. Classificação .....	45
<b>2.3. Pós-processamento.....</b>	<b>47</b>
2.3.1. Filtro .....	47
2.3.2. Matriz de confusão .....	48
2.3.3. Conversão vetorial.....	48
<b>3. RESULTADOS.....</b>	<b>50</b>
<b>3.1. Análise dos resultados .....</b>	<b>50</b>
3.1.1. Matrizes de confusão .....	50
3.1.1.1. <i>Imagem fusionada</i> .....	50
3.1.1.2. <i>Imagem sem fusão</i> .....	52
3.1.2. Similaridade topológica.....	54
<b>3.2. Discussão dos resultados .....</b>	<b>59</b>
<b>4. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>61</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>63</b>

## INTRODUÇÃO

O Sensoriamento Remoto, aliado ao Processamento Digital de Imagens orbitais (PDI), vêm se mostrando como um dos principais e mais utilizados recursos para se obter informações sobre os alvos na superfície terrestre, sem ser necessário o contato físico com os mesmos. Apesar disso, é necessário conhecer bem as técnicas utilizadas, as características dos sensores, e o comportamento espectral dos alvos, a fim de se aplicar adequadamente os recursos de análise que esta ferramenta oferece.

A muitos objetivos serve o sensoriamento remoto, dos quais, o mais utilizado seja, talvez, o mapeamento da cobertura da terra. Devido à infinidade de recursos e ferramentas que o processamento de imagens tem disponível, faz-se necessário a realização de avaliações e testes para saber qual ferramenta, ou técnica, apresenta os melhores resultados para determinado objetivo.

Nem sempre, os dados que se dispõe são os mais adequados para uma análise que se deseja fazer, ou são disponibilizados já prontos para serem utilizados. À vista disso, existem operações que possibilitam o seu manejo, tornando-os aptos a fornecer os resultados esperados.

No campo do sensoriamento remoto, geralmente as imagens com maior resolução espacial são consideradas como as de melhor qualidade. Entretanto, isso não pode ser visto de maneira generalizada, uma vez que existem outros aspectos a serem considerados nas imagens de satélite, que contribuem para sua maior ou menor qualidade, a depender do objetivo, como a resolução radiométrica e a espectral, por exemplo.

Isso se deve ao fato das imagens de alta resolução espacial possibilitarem a identificação de alvos na superfície com maior acurácia. Entretanto, imagens de alta resolução possuem custo elevado, o que torna o seu acesso mais difícil. Dado isso, a técnica de fusão de imagens vem sendo corriqueiramente utilizada dentro do sensoriamento remoto, para melhorar a resolução espacial das imagens de satélites de média resolução.

Durante o processo de aquisição de imagens, as bandas multiespectrais são geradas com resolução espacial inferior à resolução da banda pancromática. A fusão de imagens consiste, então, na integração das bandas multiespectrais de uma imagem de satélite, com a banda pancromática, dando origem a uma nova imagem que reúne a melhor resolução espacial da banda pancromática, e a melhor resolução espectral das demais bandas, gerando um produto com melhor qualidade visual.

O Programa Landsat se trata de uma plataforma norte-americana de satélites de média resolução espacial, com pixels de 30m nas bandas multiespectrais, e de 15m na banda pancromática, que vem gerando imagens orbitais da superfície terrestre desde 1972, e já está em seu oitavo lançamento. As imagens deste satélite, que se destina à pesquisa em recursos naturais, são disponibilizadas de maneira gratuita.

De acordo com o que foi dito acima, a técnica de fusão de bandas teria potencial de aumentar em 50% a resolução espacial das imagens deste satélite, tornando-as um produto estratégico para a análise ambiental, já que são disponibilizadas sem custo para o usuário. Considerando que este aumento é bastante significativo, os mapas de uso e cobertura do solo gerados a partir da classificação de imagens Landsat fusionadas, teriam, então, acurácia muito mais elevada que os mapas gerados a partir de imagens não fusionadas.

Dentro desse contexto, este trabalho tem como objetivo realizar uma avaliação dos possíveis ganhos na classificação de imagens, propiciados pela utilização da técnica de fusão de bandas aplicada a imagens do satélite Landsat. A avaliação será feita por meio da comparação de duas imagens classificadas, sendo uma a partir da imagem fusionada e outra a partir da imagem sem fusão, com um material que representa a verdade de campo.

O texto que segue está estruturado em quatro sessões. A primeira apresenta uma revisão bibliográfica sobre os temas abordados ao longo do trabalho. A segunda retrata os procedimentos metodológicos utilizados para alcançar o objetivo proposto. A terceira aborda os resultados encontrados, apresentando uma discussão a respeito das possíveis causas que levaram a esses resultados. Por fim, a quarta sessão apresenta algumas considerações a respeito do trabalho, indicando possíveis encaminhamentos.

A área de estudo considerada para este trabalho se localiza no estado do Mato Grosso, região centro-oeste do Brasil, e ocupa porções de cinco municípios, sendo eles, Cláudia, Ipiranga do Norte, Itaúba, Sinop e Sorriso, conforme pode ser verificado na FIGURA 1, a seguir.

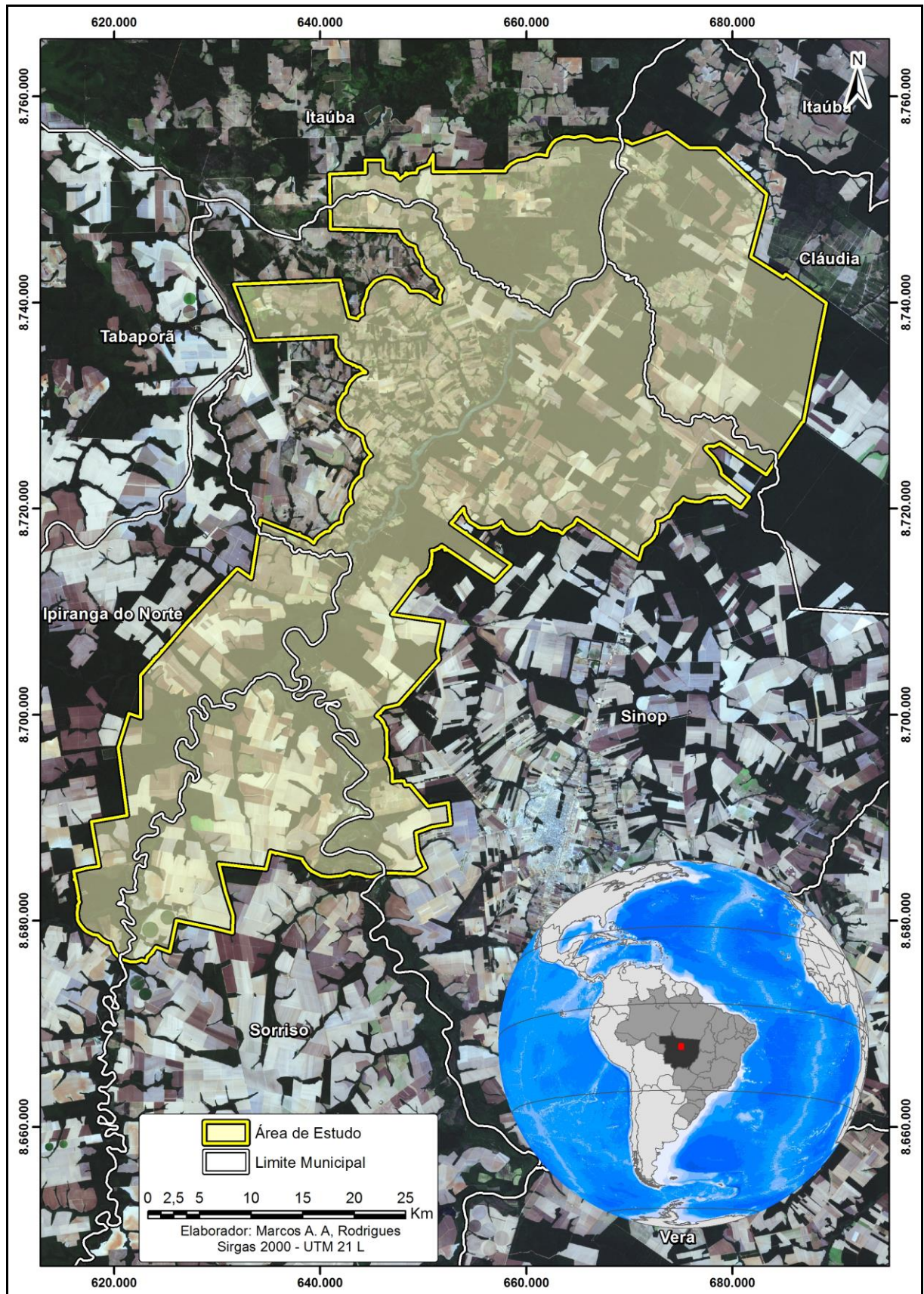


FIGURA 1 - Localização da área de estudo em relação ao estado do Mato Grosso

## 1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 1.1. Principais técnicas de fusão de imagens

Muito se tem pesquisado a respeito de técnicas que visam a melhoria da qualidade visual de imagens de satélite (MAGALHÃES et al., 2011; PESCK; DISPERATI; SANTOS, 2011; ADAMI, et al., 2007; AGUIAR e BATISTELLA, 2013). O processo através do qual isso pode ser alcançado se denomina fusão de imagens, e ocorre por meio da combinação da melhor resolução espacial das imagens pancromáticas, com a melhor resolução espectral das imagens multiespectrais (MENESES, 2012).

Em termos gerais, a fusão de imagens é feita por meio da transformação do espaço de cores, com a substituição de uma das bandas multiespectrais pela banda pancromática, com reamostragem dos pixels das demais bandas multiespectrais, e transformação reversa para o espaço de cores original, criando-se uma nova imagem sintética com resolução espacial melhorada. De acordo com Meneses (2012), o processo de transformação de imagens, leia-se fusão de imagens, ocorre em três domínios, sendo eles o espacial, o espectral e por operações algébricas.

Ainda segundo Meneses (2012, p. 135), os modelos que correspondem ao domínio espacial “utilizam as transformações de *Wavelets* e a técnica de HPF (*High-Pass Filter*) para retirar a informação espacial de alta frequência da imagem de alta resolução espacial e combiná-la com a imagem multiespectral”. Assim também, Pinho et al. (2005) apud Magalhães et al. (2011, p. 84) sustentam que “o grupo de modelos no domínio espectral é formado pelos processos que realizam uma transformação na imagem multiespectral, resultando num novo conjunto de bandas onde uma delas é correlacionada à imagem pancromática”. Já os modelos algébricos se baseiam em operações aritméticas pixel a pixel que são realizadas entre as bandas (MAGALHÃES et al., 2011; MENESES, 2012).

As técnicas de fusão de imagens mais corriqueiramente utilizadas são as seguintes: transformação IHS/HSV, Brovey, principais componentes, cor normalizada (*CN Spectral Sharpening*) e Gram-Schmidt. Ao domínio espacial pertence a técnica cor normalizada. Como representante do domínio espectral tem-se as técnicas IHS/HSV, principais componentes e Gram-Schmidt. O domínio dos modelos algébricos é representado pela técnica Brovey. A seguir, será apresentada uma breve descrição a respeito de cada uma das técnicas anteriormente citadas.

### 1.1.1. IHS/HSV

Na literatura tem sido observado certa confusão em relação aos termos utilizados para descrever esta técnica. Aguiar e Batistella (2013), por exemplo, afirmam serem sinônimos essas duas técnicas, ao passo que Pesck, Disperati e Santos (2011) defendem que estes sistemas não podem ser considerados da mesma maneira. Essa confusão é proveniente dos próprios *softwares* de processamento digital de imagens. O Envi, por exemplo, traz em seu bojo a técnica HSV, enquanto o Spring, a técnica IHS.

De fato, se tratam de dois algoritmos distintos, porém, como aponta Meneses (2012), que compartilham a mesma base para gerar a transformação. A componente “V” do algoritmo *Hue-Saturation-Value* (HSV) corresponderia à componente “I” do algoritmo *Intensivity-Hue-Saturation* (IHS). Portanto, neste trabalho estes dois algoritmos serão tratados como semelhantes, embora se utilize daqui para frente o acrônimo IHS referindo-se a ambos. Vale ressaltar que *hue* se refere à região do espectro eletromagnético, na faixa do visível, à qual corresponde a cor; *saturation* se refere à pureza da cor, isto é, o percentual de luz branca que está envolvido; e *intensivity* à quantidade de brilho apresentado pela cor (MENESES, 2012; PESCK; DISPERATI; SANTOS, 2011).

A transformação IHS consiste na migração de uma imagem do espaço de cores RGB<sup>1</sup> (vermelho, verde e azul) para o espaço de cores IHS (Jensen, 2005). A vantagem de utilizar este sistema de cores é que o mesmo permite a individualização de cada um dos componentes da cor, separando as componentes cromáticas – matiz (*hue*) e saturação (*saturation*) – das acromáticas – intensidade (*intensivity*) ou valor (*value*) – possibilitando a realização da fusão (PESCK; DISPERATI; SANTOS, 2011).

O sistema de cores RGB corresponde aos canais que serão ocupados por cada uma das bandas de uma imagem para formar uma imagem colorida. Este sistema é representado por um cubo, onde os eixos ortogonais representam a intensidade que tem o pixel em cada um dos canais para formar a cor, variando de 0 a 255. A FIGURA 2, a seguir, apresenta o cubo representativo do sistema de cores RGB.

---

<sup>1</sup> Do inglês, *red, green e blue* (RGB).

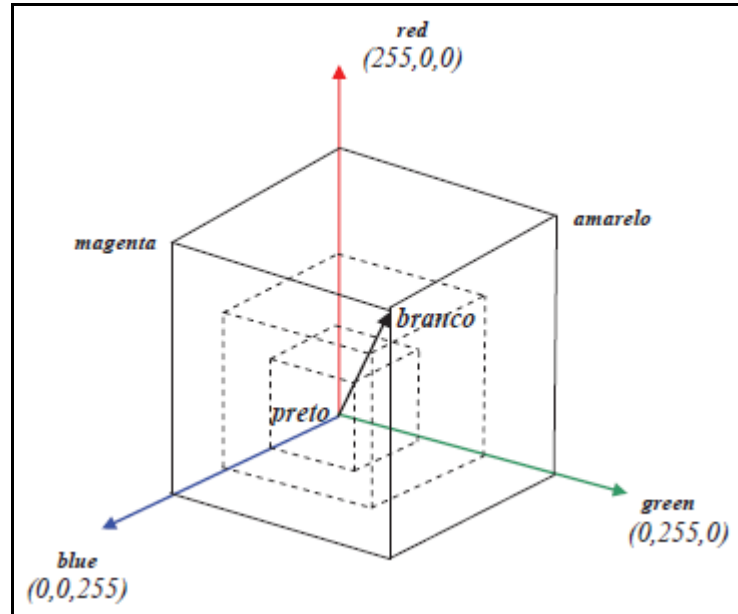


FIGURA 2 - Cubo representativo do sistema de cores RGB. Adaptado de Meneses (2012)

O espaço de cores IHS é representado por uma esfera<sup>2</sup> em que o diâmetro representa a intensidade da cor, a circunferência representa o matiz, e o ângulo formado entre o plano da circunferência (maior círculo) e o eixo representativo do diâmetro, corresponderia à saturação, todos com valores entre 0 e 255. A FIGURA 3, a seguir, apresenta a esfera anteriormente descrita, que é utilizada para representar o espaço de cores IHS.

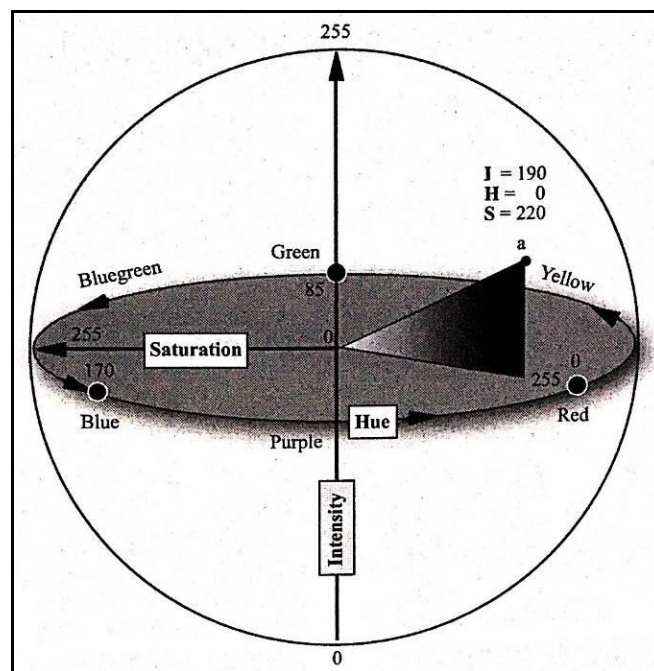


FIGURA 3 - Esfera representativa do sistema de cores IHS. Adaptado de Jensen (2005)

<sup>2</sup> Existem também autores que preferem representá-lo por meio de um cone, que tem as mesmas características da esfera, como Meneses (2012), por exemplo.

Durante o processo de transformação de uma imagem do sistema de cores RGB para o sistema IHS, cada banda tem sua componente acromática separada das componentes cromáticas, as quais são reamostradas espacialmente para corresponderem ao tamanho do pixel da imagem pancromática, que posteriormente substitui a componente “*I*” no espaço de cores IHS, realizando-se em seguida a transformação reversa para o espaço de cores RGB (MENESES, 2012). De acordo com Pinho, Rennó e Kux (2005), este tipo de transformação apresenta como desvantagem o fato de limitar a fusão a apenas três bandas, com resolução radiométrica de 8 bits.

### 1.1.2. Brovey (Cor Normalizada)

A transformação de Brovey possibilita a fusão de imagens com diferentes características espectrais (JENSEN, 2005), diferentemente de outras técnicas, como a *CN Spectral Sharpening*, por exemplo, que realiza a fusão de bandas apenas entre imagens que apresentam correspondência no intervalo espectral entre a banda de alta resolução espacial e as bandas de baixa resolução (PINHO; RENNÓ; KUX, 2005).

Por se tratar de uma técnica que trabalha no modelo de operações algébricas, a transformação de Brovey é baseada na multiplicação de cada uma das bandas multiespectrais pela razão entre a banda pancromática e o somatório das bandas multiespectrais (MENESES, 2012), conforme a equação a seguir:

$$CN = \frac{(MS_i + 1) \times (PAN + 1) \times 3}{\sum_i MS_i \times 3} - 1 \quad (1)$$

em que,  $MS_i$  corresponde às bandas multiespectrais, individualmente, e  $PAN$  à banda pancromática. Assim, a transformação de Brovey normaliza a cor da imagem resultante, corrigindo os casos em que o matiz apresenta baixos valores de saturação e/ou intensidade (MENESES, 2012).

O algoritmo “automaticamente reamostra as três bandas de cores para o tamanho do pixel de alta resolução” (AGUIAR e BATISTELLA, 2013, p. 2189). Contudo, semelhantemente à transformação IHS, a transformação de Brovey apresenta como desvantagem o fato de permitir a realização da fusão em imagens com apenas três bandas, já que opera no sistema de cores RGB e, também devido à isso, com resolução radiométrica de 8 bits (MAGALHÃES et al., 2011).

### 1.1.3. Principais Componentes

Diferentemente das duas técnicas anteriormente apresentadas, a fusão por principais componentes permite a execução do procedimento com mais de três bandas. O processo é realizado por meio da transformação da imagem multiespectral em um número de componentes principais igual à quantidade de bandas envolvidas no processo. A banda pancromática é então equalizada para corresponder à média e variância da primeira componente principal, e após isso, esta é substituída por aquela, reamostrando-se os pixels da imagem multiespectral de acordo com o tamanho dos pixels da imagem pancromática, para, por fim, realizar a transformação inversa (MENESES, 2012).

### 1.1.4. Cor normalizada (*CN Spectral Sharpening*)

A fusão de bandas realizada por intermédio do algoritmo *CN Spectral Sharpening* opera de modo semelhante ao da transformação de Brovey, utilizando, inclusive, a mesma equação. Todavia, conforme foi dito anteriormente, esta última restringe a fusão a apenas três bandas, enquanto aquela não possui esta limitação, possibilitando ainda a geração de resultados com resolução radiométrica superior a 8 bits. Apesar disso, esta técnica apresenta como limitação a premissa do intervalo espectral entre as bandas multiespectrais e a banda pancromática serem semelhantes (MENESES, 2012).

### 1.1.5. Gram-Schmidt

A técnica de fusão Gram-Schmidt, assim como as técnicas de principais componentes e por cor normalizada, permite a aplicação da fusão a uma imagem com mais de três bandas, porém também apresenta como exigência a correspondência do intervalo espectral entre a banda pancromática e as bandas de baixa resolução espacial. O processo ocorre por meio da simulação de uma banda pancromática a partir das bandas multiespectrais, aplicando-se, na sequência, uma transformação Gram-Schmidt tanto às bandas multiespectrais quanto à banda simulada, que passa a ocupar o lugar da primeira banda no vetor de imagens. A primeira banda é, então, substituída pela banda pancromática de alta resolução, aplicando-se em seguida uma transformação inversa para gerar a imagem de saída (MENESES, 2012).

## 1.2. Métodos de classificação supervisionada de imagens

Imagens de satélite de sensores orbitais têm se consolidado como uma importante fonte de extração de informações temáticas sobre a cobertura do solo na superfície terrestre (JENSEN, 2005). De acordo com Novo (2008, p. 289), “o processo de classificação consiste

em atribuir a cada pixel da imagem uma dada ‘classe espectral’ em função do ‘vetor de pixels’ representativos de cada material da superfície” (FIGURA 4).

A classificação supervisionada parte do pressuposto que o analista já possui um conhecimento prévio a respeito da tipologia da cobertura do solo, bem como da localização dos alvos em uma imagem (JENSEN, 2005). A classificação é realizada por meio da seleção de amostras de treinamento representativas dos objetos, que terão seus padrões estatísticos e espectrais reconhecidos. Um algoritmo classificador é, então, empregado para analisar toda a imagem em busca da repetição destes padrões, associando cada *cluster* de pixels às classes anteriormente estabelecidas (NOVO 2008).

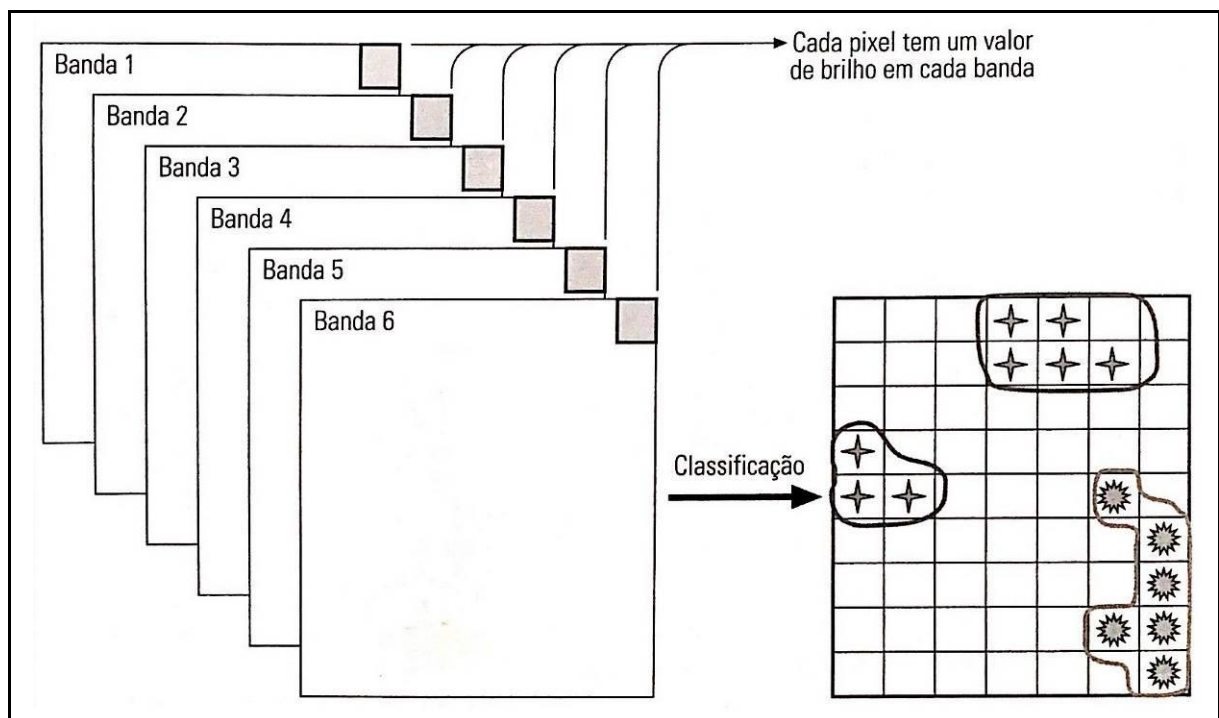


FIGURA 4 - Esquema representativo do vetor de pixels em uma imagem, gerando *clusters* que irão corresponder às classes de cobertura do solo na imagem classificada. Adaptado de Novo (2008)

A classificação por pixels, também chamada de classificação pixel-a-pixel, se baseia exclusivamente nas características espectrais dos alvos, enquanto a classificação orientada a objeto utiliza, além das características espectrais dos pixels, a relação espacial entre os mesmos, agrupando aqueles que se localizam próximos e possuem características espectrais semelhantes, e separando-os de outros grupos que apresentam padrão espectral distinto (BERNARDI, et al., 2007).

Alencar-Silva (2009) apud Campos et al., (2013) e Bernardi et al., (2007) argumentam que a classificação por pixels tem como desvantagem o fato de produzir na imagem classificada um efeito de granulação, haja vista considerar cada pixel individualmente.

Todavia, existem procedimentos de pós-classificação que possibilitam o reparo dessas irregularidades, como a aplicação de filtros de convolução, por exemplo, não inviabilizando, portanto, a utilização do método de classificação pixel-a-pixel (CRÓSTA, 1992). A seguir, serão apresentados alguns dos principais algoritmos utilizados para classificação supervisionada de imagens.

### Espaço de atributos

Antes de prosseguir à descrição dos métodos de classificação, faz-se necessário fazer uma breve revisão a respeito do espaço de atributos, também chamado por alguns autores de espaço multiespectral, dispersograma ou, no inglês, *feature space*. A compreensão do espaço de atributos é fundamental para o entendimento do modo como funcionam os métodos de classificação descritos adiante.

Neste sentido, é importante clarificar que o grupamento de pixels selecionados durante a escolha das amostras forma o conjunto de treinamento. Este conjunto reúne todas as características espectrais dos alvos a serem classificados, de acordo com a reflectância dos pixels em cada uma das bandas. O modo mais elucidativo de se representar o conjunto de treinamento é por meio do espaço de atributos.

O espaço de atributos é conceituado como um gráfico multidimensional, formado por diversos eixos, onde a cada eixo é associada uma banda da imagem que será classificada. Cada pixel irá ocupar uma posição neste “espaço” de acordo com o valor digital<sup>3</sup> que possui em cada banda. Pixels com padrões espectrais semelhantes se localizarão próximos no espaço de atributos, dando origem a nuvens, ou *clusters*, que permitem realizar a distinção entre as classes.

Portanto, neste gráfico é possível observar a relação entre os diferentes conjuntos de treinamento, os quais representam os pixels que compõem as amostras de cada classe pré-estabelecida. Crósta (1992) argumenta que quanto maior o número de bandas em uma imagem, maior é a quantidade de informação espectral atribuída a cada pixel, o que torna mais precisa a distinção entre as classes.

Devido à dificuldade de se representar graficamente um espaço multidimensional, geralmente se utiliza um gráfico de duas dimensões para representar o espaço de atributos, aonde cada um dos eixos corresponde a uma banda diferente da imagem. A FIGURA 5, a

---

<sup>3</sup> Se refere ao valor de brilho do pixel, que alguns autores também chamam de Número Digital, em inglês, *Digital Number* (DN).

seguir, apresenta um gráfico em que é possível observar o relacionamento espacial no dispersograma entre os pixels representativos de quatro classes.

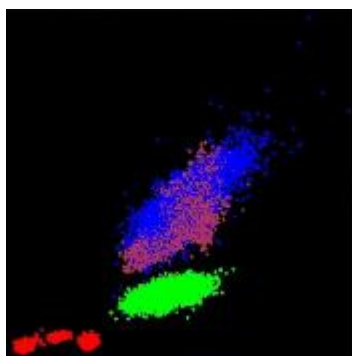


FIGURA 5 - Gráfico em que é possível observar o relacionamento espacial no dispersograma entre os pixels representativos de quatro classes. Fonte: Marcos Antônio de Almeida Rodrigues

### 1.2.1. Paralelepípedo

Os clusters de pixels no espaço de atributos tendem a apresentar forma elipsoidal devido a seus parâmetros estatísticos, como o desvio padrão e a matriz de covariância (CRÓSTA, 1992). O método de classificação por paralelepípedos consiste no estabelecimento de um limite espectral máximo e mínimo em cada um dos eixos do espaço de atributos, de acordo com a abrangência dos pixels representativos de cada classe, de forma a gerar quadrados, ou paralelepípedos, por isso o nome do método.

Assim, todos os pixels cuja localização coincidir com o paralelepípedo de uma das classes serão classificados. Aqueles, porém, cuja localização no espaço de atributos não coincidir com qualquer paralelepípedo, não serão classificados. A classificação pelo método dos paralelepípedos constitui um dos métodos de mais fácil compreensão e que exige menor esforço do computador em termos de processamento, executando a tarefa de modo mais rápido (CROSTA, 1992). A FIGURA 6, a seguir, ilustra o modo de funcionamento deste classificador.

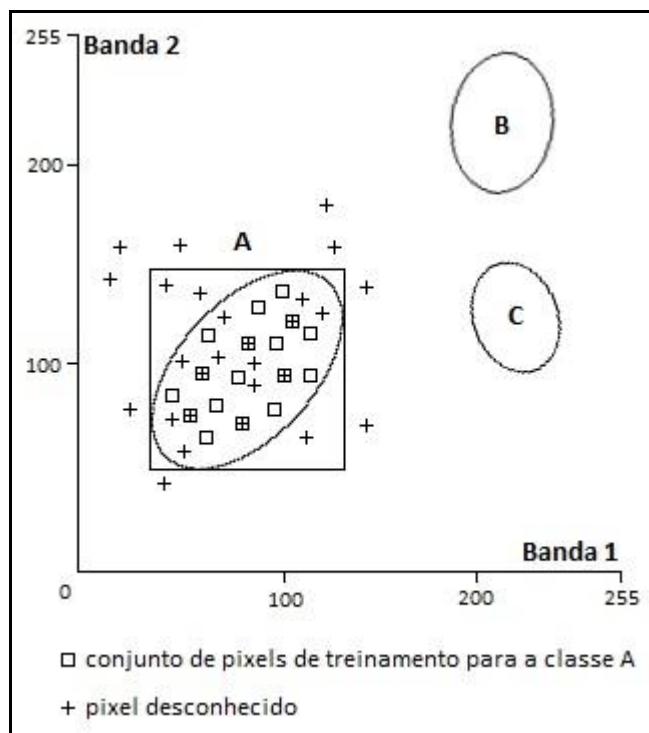


FIGURA 6 - Espaço de atributos entre duas bandas mostrando os pixels que serão classificados como classe A (dentro do paralelepípedo), e os que não serão classificados (fora do paralelepípedo). Adaptado de Crósta (1992)

### 1.2.2. Distância Mínima

O método de classificação da distância mínima, diferentemente do método anterior, que se baseia em parâmetros de localização<sup>4</sup> para classificar os pixels, é baseado em parâmetros estatísticos, pois utiliza o valor da distância entre um pixel e a média dos *clusters* do conjunto amostral<sup>5</sup> para realizar a classificação da imagem. Este método apresenta como vantagem em relação ao método anterior o fato de deixar uma quantidade menor de pixels não classificados na imagem.

Uma vez que o método da distância mínima não trabalha com limites de decisão, e sim com a distância dos pixels em relação à média das classes, a quantidade de pixels não classificados na imagem será ínfima em relação ao método anterior. Todavia, este método também apresenta imprecisões. O algoritmo da distância mínima calcula primeiro a média dos DN dos pixels de cada conjunto amostral, comparando, posteriormente, a distância de todos os pixels da imagem com cada valor de média calculado para as classes.

A classificação é, então, realizada com base na menor distância entre um pixel e a média das classes, isto é, um pixel será considerado como pertencente à classe que apresentar a menor distância em relação à sua média. Há casos, porém, que um pixel apresentará

<sup>4</sup> No espaço de atributos.

<sup>5</sup> Ou conjunto de treinamento.

distâncias iguais em relação à média de duas ou mais classes. Este é um tipo de problema que este método não é capaz de resolver, ficando os pixels que se encontrarem nesta situação sem ser classificados (CRÓSTA, 1992). A FIGURA 7, a seguir, apresenta um exemplo do modo de funcionamento do método da distância mínima.

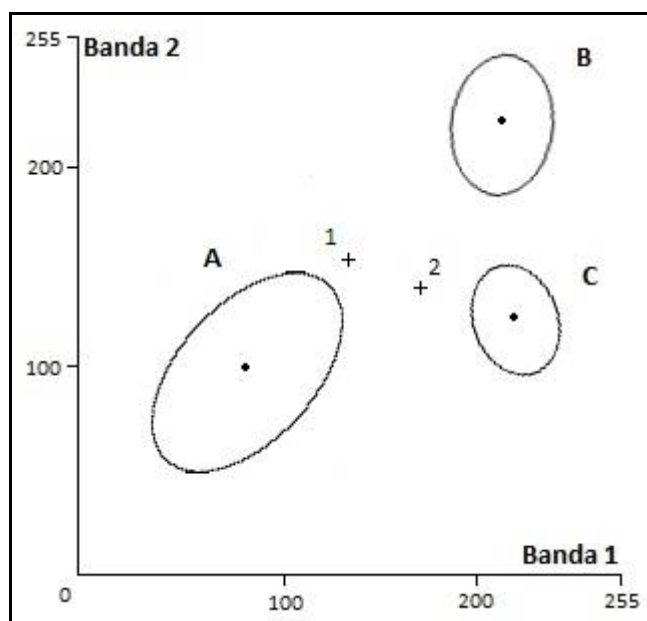


FIGURA 7 - Representação esquemática do modo de funcionamento do método da distância mínima, em que o pixel 1 seria classificado como classe A, por estar mais próximo de sua média, enquanto o pixel 2, pelo mesmo motivo, seria classificado como classe C. Adaptado de Crósta (1992)

### 1.2.3. Máxima Verossimilhança

O método de classificação por máxima verossimilhança, assim como o método da mínima distância, se trata de um algoritmo classificador baseado em parâmetros estatísticos, que se diferencia deste por utilizar o cálculo de probabilidade para distribuir os pixels dentro das classes temáticas previamente estabelecidas (JENSEN, 2005).

Este método considera que os valores espectrais do conjunto de treinamento são normalmente distribuídos, isto é, obedecem à uma regra geral de distribuição gaussiana, gerando no espaço de atributos um gráfico de distribuição unimodal para cada uma das classes. Assim, são gerados círculos concêntricos a partir da média de cada classe, os quais se alongam pelo espaço multidimensional, ponderados pelo desvio padrão, círculos esses que apresentam, cada um, um valor de probabilidade que será utilizado para determinar se um dado pixel irá pertencer a uma ou outra classe, conforme a FIGURA 8, a seguir.

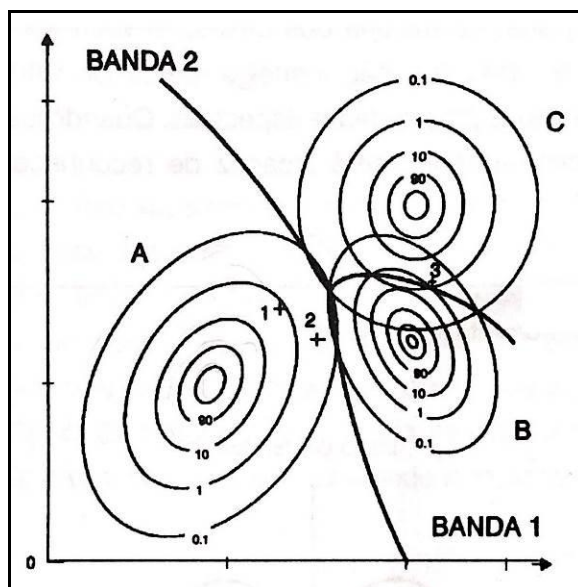


FIGURA 8 - Espaço de atributos com a utilização do método de classificação por máxima verossimilhança, em que é possível observar os círculos concêntricos ao redor da média das classes, cada um com um grau de probabilidade, bem como os limites de decisão traçados entre as classes contíguas onde os contornos com igual probabilidade se cruzam. Adaptado de Crósta (1992)

Assim, cada pixel da imagem será atribuído à classe que apresentar a maior probabilidade de pertencimento. Para tanto, são estabelecidos limites de decisão (ver FIGURA 8), os quais “são traçados a partir dos pontos onde os contornos de igual probabilidade entre duas classes contíguas se cruzam” (CRÓSTA, 1992, p. 121, 122). Deste modo, o método de classificação por máxima verossimilhança possibilita que todos os pixels da imagem sejam classificados, fator este que o diferencia dos demais métodos de anteriormente citados.

Vale ressaltar que este método parte do pressuposto que as amostras de treinamento selecionadas são representativas das classes temáticas. Entretanto, devido à heterogeneidade espectral existente entre os pixels de um mesmo conjunto amostral, e também devido a outros fatores, como a possibilidade de amostras terem sido selecionadas erroneamente, ou a existência de ruídos na imagem, é preciso considerar que haja superposição entre os conjuntos de treinamento, pois uma classificação em que cem por cento dos pixels tenham sido rotulados corretamente é utópica.

Diante disso, estabelece-se um limiar de aceitação, que geralmente é uma porcentagem, a partir do qual certa quantidade de pixels deixará de ser classificada, admitindo-se, deste modo, que houve certo nível de confusão entre as classes. A FIGURA 9, a seguir, apresenta um gráfico de distribuição de probabilidades em que há sobreposição entre as classes apresentadas, onde é possível observar o limiar de aceitação e a região dos pixels, na curva gaussiana, que deixarão de ser classificados.

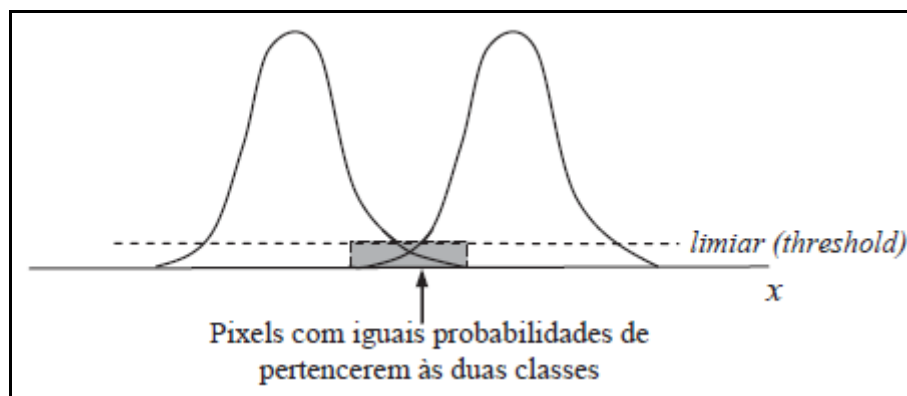


FIGURA 9 - Gráfico de distribuição gaussiana, em que é possível observar a distribuição de probabilidade de duas classes, bem como o limiar de aceitação e a região dos pixels que deixarão de ser classificados. Adaptado de Meneses (2012)

### 1.3. Métodos de avaliação da exatidão da classificação

A classificação de imagens traz consigo a necessidade de se avaliar o quanto do processo ocorreu corretamente, e isso significa dizer, em termos numéricos, qual a fidedignidade das amostras de treinamento em relação à verdade de campo (NOVO, 2008). A avaliação da classificação se baseia em uma matriz de confusão, também referida na literatura como matriz de erro ou tabela de contingência.

A matriz de confusão relaciona as amostras de treinamento à verdade de campo, por meio de colunas que representam os dados de referência<sup>6</sup>, e linhas que representam os pixels classificados. A diagonal da matriz, partindo-se do canto superior esquerdo, revela a correspondência entre os dados de referência e a classificação, mostrando a quantidade de pixels do conjunto de treinamento, por classe, que foram corretamente classificados.

A soma dos pixels que representam a classificação, em cada uma das linhas, forma uma coluna marginal que é utilizada para calcular a acurácia do usuário, da mesma maneira que a soma dos dados de referência, em cada coluna, dá origem a uma linha marginal que é utilizada para calcular a acurácia do produtor.

A acurácia do usuário é dada pela razão entre a quantidade pixels corretamente classificados (valor da célula da diagonal) e o total de pixels alocados em cada classe (coluna marginal), multiplicada por 100. Assim também, a acurácia do produtor é dada pela razão entre o valor da célula da diagonal e o total dos dados de referência (linha marginal) para cada classe, multiplicada por 100.

Existem autores que associam a acurácia do usuário a erros de comissão<sup>7</sup>, e a acurácia do produtor a erros de omissão. Assim sendo, os erros de comissão seriam dados pela

<sup>6</sup> Verdade de campo.

<sup>7</sup> Também chamado de erro de inclusão.

diferença entre a unidade<sup>8</sup> e a acurácia do usuário, e os erros de omissão, pela diferença entre a unidade e a acurácia do produtor (LEÃO et al., 2007). Estes dados também são apresentados em percentual, devendo-se, portanto, multiplicar a diferença por 100.

A FIGURA 10, a seguir, apresenta a matriz de confusão de uma classificação hipotética, em que é possível se observar em destaque a diagonal que representa os dados corretamente classificados, a acurácia do usuário e do produtor, bem como os erros de comissão e omissão.

		Dados de referência				Total	Acurácia do Usuário	Erro de Comissão
		Vegetação Decídua	Coníferas	Agricultura	Vegetação Arbustiva			
Classificação	Vegetação Decídua	65	4	22	24	115	57%	43%
	Coníferas	6	81	5	8	100	81%	19%
	Agricultura	0	11	85	19	115	74%	26%
	Vegetação Arbustiva	4	7	3	90	104	87%	13%
	Total	75	103	115	141	434		
Acurácia do Produtor		87%	79%	74%	64%	Exatidão Global		
Erro de Omissão		13%	21%	26%	36%	65 + 81 + 85 + 90 = 321 321/434 = 0,739 → 74%		

FIGURA 10 - Exemplo da matriz de confusão de uma classificação hipotética, em que é possível se observar em destaque a diagonal com a quantidade de pixels, por classe de uso do solo, que foram classificados corretamente, bem como a acurácia do usuário e do produtor e os erros de comissão e omissão, além do índice de exatidão global. Adaptado de Congalton e Green, 2009

A matriz de confusão, por meio dos dados que apresenta, constitui o insumo para a geração de índices que visam avaliar a exatidão da classificação (CONGALTON e GREEN, 2009). Como exemplo destes índices, podem ser citados o índice de exatidão global, o índice Kappa, sendo estes os mais corriqueiramente utilizados, o índice Tau, o índice Margfit, e outros que não constituem índices em si, sendo, na verdade, parâmetros estatísticos, como média, desvio padrão e covariância, que, todavia, servem também à avaliação da exatidão da classificação.

A seguir, serão descritos mais detalhadamente os principais índices utilizados na avaliação da classificação, exatidão global e Kappa, apresentando-se em sequência o índice de

<sup>8</sup> Valor numérico correspondente a 1 (um).

similaridade topológica, que se diferencia daqueles por constituir um parâmetro geométrico de avaliação, e não estatístico.

### 1.3.1. Exatidão Global

O índice de exatidão global é o mais trivial e de mais fácil execução entre todos os que foram citados. Este índice é gerado por meio da razão entre o somatório de todos os pixels corretamente classificados e o total de pixels considerados na avaliação<sup>9</sup>, multiplicado por 100. Ferreira, Dantas e Morais (2007), elaboraram um mapeamento dos fragmentos de mata nativa no município de Lavras a partir da classificação digital de imagem, e utilizaram como método para avaliação do resultado da classificação o índice de exatidão global.

### 1.3.2. Índice Kappa

O índice Kappa vem se apresentando como um dos mais utilizados métodos de avaliação da classificação de imagens de satélite. Inúmeros trabalhos têm se baseado neste índice para avaliar a qualidade da classificação. A título de exemplo, podem ser citados os trabalhos de Soares et al. (2015), Amaral et al. (2009), Leão et al. (2007), Oliveira et al. (2013) e Bolfe et al (2004).

Embora na atualidade este índice seja bastante difundido na avaliação da classificação de imagens, esta técnica só foi introduzida no sensoriamento remoto no início da década de 1980, a partir do trabalho de Congalton (1981)<sup>10</sup>, ficando por muitos anos restrita à literatura da sociologia e da psicologia (CONGALTON e GREEN, 2009).

De acordo com Ferreira, Dantas e Morais (2007), o índice Kappa seria uma estimativa do nível de concordância entre os dados de referência e a classificação, sendo dado pela seguinte fórmula:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (2)$$

onde  $P_o$  corresponde à concordância observada, e  $P_e$  à concordância esperada, cujo resultado seria expresso por algum valor entre 0 e 1 (MENESES, 2012). Além da abordagem quantitativa do índice Kappa, existe ainda a abordagem qualitativa, que se baseia na divisão de seu intervalo de valores em cinco classes, conforme demonstrado no QUADRO 1, a seguir.

<sup>9</sup> Somatório do total da linha ou coluna marginais que, no caso da FIGURA 10, corresponde a 434.

<sup>10</sup> Apud Congalton e Green (2009).

QUADRO 1 - Valores de referência para avaliação qualitativa utilizando o índice Kappa

<b>Índice Kappa (k)</b>	<b>Qualidade</b>
$K < 0,2$	Ruim
$0,2 < K < 0,4$	Razoável
$0,4 < K < 0,6$	Bom
$0,6 < K < 0,8$	Muito Bom
$K > 0,8$	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977) apud Amaral et al. (2009)

Leão et al. (2007), utilizaram o índice Kappa para avaliar a acurácia de três classificadores na construção de mapas de uso e cobertura da terra, na região costeira do extremo sul da Bahia. Amaral et al. (2009), compararam o desempenho de diferentes classificadores na identificação de fragmentos florestais em diferentes estágios sucessionais no interior do estado de Minas Gerais. Baixos valores de índice Kappa encontrados por estes autores indicaram que não foi possível separar os fragmentos em estágio médio dos fragmentos em estágio avançado, apenas estes em relação ao estágio inicial.

### 1.3.3. Índice de Similaridade Topológica

O índice de similaridade topológica consiste em uma técnica de se avaliar a qualidade da classificação que prescinde da matriz de contingência, pois leva em consideração o valor de área dos polígonos resultantes da classificação, comparando-os a um material de referência. Segundo Novo (2008, p.295, 296), este método “expressa a exatidão da classificação através da razão entre a área total de cada classe obtida na imagem e a área total da classe determinada em campo ou em fotografias aéreas”.

Portanto, esta técnica analisa o grau de sobreposição entre os polígonos de mesma classe em dois mapeamentos, para dizer se estes polígonos são similares ou não. Os resultados são expressos em valores percentuais, indicando o nível de sobreposição entre os polígonos, que a partir de então passa a ser interpretada como similaridade, de forma que valores percentuais baixos indicam baixa similaridade, enquanto altos valores indicam nível elevado de similaridade. Normalmente, se determina um nível específico de aceitação, a partir do qual os polígonos são considerados similares.

## 2. MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos adotados durante a realização deste trabalho podem ser divididos em três etapas: pré-processamento, processamento e pós-processamento. Na maioria das vezes, os dados necessários à realização de uma pesquisa não são disponibilizados da forma como o pesquisador necessita, fazendo-se necessário a aplicação de uma série de procedimentos para torna-los aptos à realização do trabalho. Esta etapa inicial é denominada pré-processamento, e é tão importante quanto a etapa de processamento em si, sendo muitas vezes até mais longa.

A etapa de pré-processamento contou, inicialmente, com a aquisição dos dados, que precisaram passar pelas etapas de reprojeção, empilhamento, mosaicagem, degradação radiométrica e recorte, conforme será visto mais detalhadamente adiante. Após a preparação dos dados, tem-se a etapa do processamento, que constitui o objetivo principal deste trabalho e é composta pela fusão de bandas e classificação de imagens.

Por fim, tem-se a etapa de pós-processamento, que geralmente é composta por procedimentos que visam atribuir ao produto final uma qualidade maior, podendo ser até prescindida em alguns casos. Neste trabalho, a etapa de pós-processamento contou com uma parte de melhoria da qualidade do dado, representada pela filtragem da imagem classificada, e outra de avaliação do produto gerado, representada pela matriz de confusão. Finalmente, o produto gerado passou por uma etapa de conversão vetorial para a conclusão das análises realizadas.

### 2.1. Pré-processamento

#### 2.1.1. Aquisição dos dados

Os dados utilizados neste trabalho são compostos, basicamente, por um mosaico de ortofotos e por imagens de satélite, as quais foram submetidas aos algoritmos de processamento digital de imagens implementados do *software* Envi, versão 5.1. Utilizou-se também o *software* ArcGIS, versão 10.3, para a execução de alguns procedimentos, porém a maioria das aplicações foi realizada no Envi, por ser este um *software* que apresenta maior robustez em termos de processamento de imagens, apresentando maior disponibilidade de ferramentas.

### 2.1.1.1. Ortofoto

O que está sendo chamado de ortofoto se trata, na verdade, de um mosaico de ortofotos que foi gentilmente cedido pela empresa Ferreira Rocha Gestão de Projetos Sustentáveis (FR), para a execução deste trabalho. Este mosaico, doravante chamado apenas de ortofoto, foi produzido a partir do sobrevoo com Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) na área de estudo, gerando fotos aéreas com pixels de 0,4m de *Ground Sample Distance* (GSD)<sup>11</sup>, as quais foram ortorretificadas e mosaicadas, dando origem ao produto denominado ortofotomosaico, que, devido à elevada acuidade visual, está sendo usado neste trabalho como verdade de campo.

Não se sabe qual foi a quantidade de fotos aéreas utilizadas para compor o mosaico, pois o produto já foi entregue pronto à FR, todavia, é sabido que a área imageada, que está sendo considerada como a área de estudo deste trabalho, possui 2.463,87Km<sup>2</sup> de área total. Devido ao fato de ter-se imageado uma área bastante ampla, com pixels demasiadamente pequenos, sugere-se que tenha sido necessário uma quantidade grande de fotos para cobrir toda a área de estudo, o que influencia diretamente no tamanho de armazenamento, em *bytes*, do arquivo final.

Talvez seja por isso que a FR tenha recebido o arquivo no formato *Enhanced Compression Wavelet* (ECW), que é um formato que possibilita a compressão de dados matriciais pesados, reduzindo drasticamente o tamanho do arquivo, possibilitando sua visualização em Sistemas de Informação Geográfica (SIG) sem comprometimento da qualidade. Isso parece fazer sentido quando se compara o tamanho do arquivo comprimido com o tamanho do arquivo não comprimido. O *software* ArcGIS permite realizar essa comparação e, de acordo com o observado, o primeiro ocupa um espaço de 1,55gb, enquanto o segundo ocuparia um espaço de 144,99gb, inviabilizando quaisquer tipos de análise em qualquer tipo de *software*.

Embora o arquivo comprimido tenha ficado com tamanho relativamente pequeno, o *software* Envi não possui suporte de leitura para o tipo de dado ECW, tendo sido necessário a realização da mudança para o formato *Tagged Image File Format* (TIFF) para uso no Envi. A FIGURA 11 apresenta os formatos de imagem suportados pelo Envi. De acordo com essa figura, é possível observar que o formato de compressão de dados ECW não aparece entre os demais formatos suportados pelo *software*.

---

<sup>11</sup> Outro termo utilizado para se referir à resolução espacial, mas que se aplica a fotos aéreas.

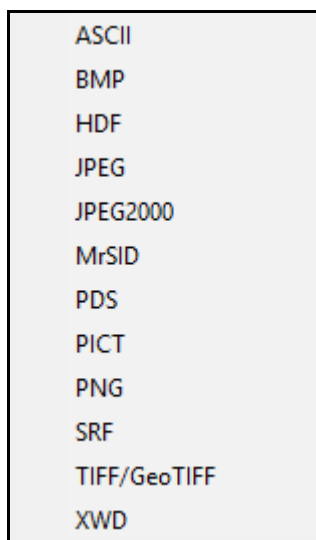


FIGURA 11 - Imagem extraída do *software* Envi, mostrando a lista de formatos suportados pelo sistema. De acordo com esta imagem, é possível observar que o formato de compressão de dados ECW não consta entre tipos de formato suportados pelo sistema

Devido ao fato do arquivo descomprimido ocupar grande espaço de armazenamento, não foi possível a utilização da ortofoto com os pixels de 0,4m originais, tendo sido necessário a realização de reamostragem do tamanho dos pixels para 1m, não inviabilizando, todavia, a utilização da ortofoto reamostrada como dado de referência<sup>12</sup> para a classificação das imagens de satélite, uma vez que, embora tenha ocorrido degradação dos pixels, a acuidade visual para identificação de alvos na superfície foi mantida, conforme pode ser observado na FIGURA 12, a seguir.



FIGURA 12 - Trecho da área de estudo mostrando uma comparação entre a ortofoto original, com pixels de 0,4m (à esquerda), e a ortofoto degradada, com pixels reamostrados para 1m (à direita). É possível observar que embora a ortofoto tenha sido degradada, não houve comprometimento da acuidade visual de forma a impossibilitar a identificação de alvos na superfície

<sup>12</sup> Verdade de campo.

A reamostragem da ortofoto foi realizada no *software* ArcGIS, que apresenta suporte para leitura do arquivo ECW, porém não possui implementado as mesmas ferramentas de processamento de imagens que estão disponíveis no Envi.

#### 2.1.1.2. *Imagens de satélite*

Utilizou-se neste trabalho imagens do sensor *Operational Land Imager* (OLI), do satélite Landsat 8. As imagens deste satélite ficam disponíveis para *download* gratuito em até 24 horas após a aquisição, no portal *Earth Explorer*, um sítio eletrônico mantido pelo *United States Geological Survey* (USGS)<sup>13</sup>. Com lançamento em fevereiro de 2013, o satélite Landsat 8 transporta em sua plataforma, além do sensor OLI, o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), que é responsável pela aquisição de imagens na região do infravermelho termal.

O Landsat 8 capta imagens da superfície terrestre em 11 regiões do espectro eletromagnético, com intervalo de imageamento de 16 dias, produzindo imagens com 16 bits de resolução radiométrica. As bandas de 1 a 7 e a banda 9 possuem resolução espacial de 30m, enquanto a banda 8 (pancromática), apresenta resolução de 15m. As bandas 10 e 11, correspondentes à região do infravermelho termal apresentam 100m de resolução espacial. Existe ainda a *Quality Assessment Band* (BQA), que se destina à garantia da qualidade das imagens, e que apresenta as mesmas características de resolução espacial e radiométrica das imagens multiespectrais. O QUADRO 2, a seguir, apresenta uma síntese das características dos produtos gerados pelo satélite Landsat 8.

QUADRO 2 - Características do satélite Landsat 8

<b>Banda</b>	<b>Resolução Espectral (µm)</b>	<b>Resolução Espacial (m)</b>	<b>Resolução Radiométrica</b>	<b>Intervalo Temporal</b>	<b>Sensor</b>
Banda 1 - Ultra Azul (aerossóis)	0.435 - 0.451	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 2 - Azul	0.452 - 0.512	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 3 - Verde	0.533 - 0.590	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 4 - Vermelho	0.636 - 0.673	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 5 - Infravermelho Próximo	0.851 - 0.879	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 6 - Infravermelho Médio 1	1.566 - 1.651	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 7 - Infravermelho Médio 2	2.107 - 2.294	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 8 - Pancromática	0.503 - 0.676	15	16 bits	16 dias	OLI
Banda 9 - Cirrus	1.363 - 1.384	30	16 bits	16 dias	OLI
Banda 10 - Infravermelho Termal 1	10.60 - 11.19	100* (30)	16 bits	16 dias	TIRS
Banda 11 - Infravermelho Termal 2	11.50 - 12.51	100* (30)	16 bits	16 dias	TIRS

\*As bandas do sensor TIRS são adquiridas com 100m, mas reamostradas para 30m.

Fonte: USGS

<sup>13</sup> Serviço Geológico dos Estados Unidos.

Foi necessário realizar o *download* de duas cenas, visto que a área de estudo abrange porções tanto da cena 226/68, quanto da cena 227/68, conforme pode ser observado na FIGURA 13. De acordo com Soares et al. (2015), ao se trabalhar com imagens de mais de uma cena, principalmente quando a área de interesse ocupa as regiões marginais, deve-se evitar a escolha de imagens com longo intervalo temporal. Estes autores recomendam ainda que as imagens selecionadas sejam do período seco, evitando, deste modo, a presença de nuvens e a sombra por elas gerada.

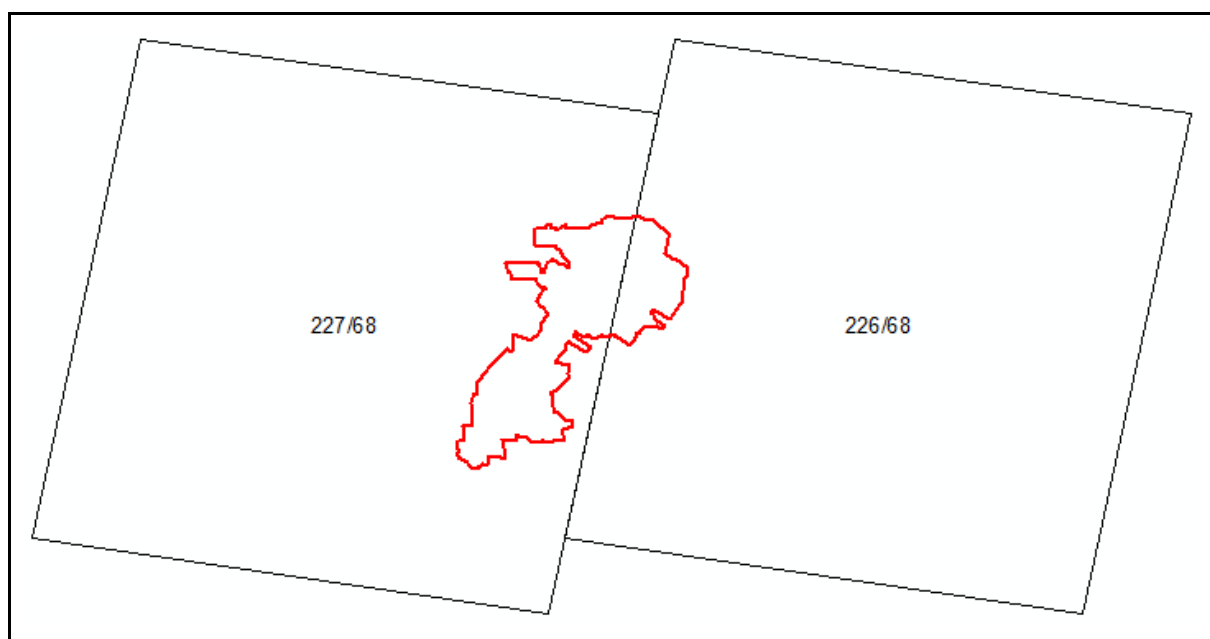


FIGURA 13 - Cenas do satélite Landsat 8 que cobrem a área de estudo

O fato das duas cenas que cobrem a área de estudo pertencerem a órbitas distintas impossibilitou a aquisição de imagens de mesma data. Contudo, seguindo o que foi dito por Soares et al. (2015), procurou-se obter cenas do período seco, e com o menor intervalo temporal possível, e que fossem ainda de datas próximas ao período em que foi feito o imageamento para gerar a ortofoto, já que a comparação entre a classificação das imagens de satélite e da ortofoto faz parte da metodologia deste trabalho, e o período do imageamento exerce grande influência no resultado da classificação.

Considerando, portanto, o que foi exposto, e que a área de estudo foi imageada pelo VANT em 2015, as datas de aquisição das cenas 226/68 e 227/68 correspondem a 07/08/2015 e 14/08/2015, respectivamente. As bandas espectrais utilizadas para a execução deste trabalho foram as bandas de 2 a 4, que correspondem à região do visível, a banda 5, que corresponde ao infravermelho próximo, as bandas 6 e 7, que correspondem ao infravermelho médio, e a

banda 8, pancromática, tendo-se dispensado as demais por servirem a propósitos outros, que fogem ao objetivo deste trabalho.

### 2.1.2. Reprojeção

As imagens do satélite Landsat 8 são configuradas ao datum *World Geodetic System* de 1984 (WGS 84), com coordenadas no sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM). Foi observado que mesmo em se tratando de imagens do Hemisfério Sul, que é o caso deste trabalho, as imagens são disponibilizadas com coordenadas referenciadas ao Hemisfério Norte conforme pode ser observado no detalhe da FIGURA 14. Deste modo, foi necessário realizar a reprojeção de cada uma das bandas das imagens, utilizando algoritmo *Project Raster*, que se encontra implementado no *software* ArcGIS, previamente à execução dos demais procedimentos.

Property	Value
[-] <b>Extent</b>	
Top	-1162785
Left	469185
Right	698115
Bottom	-1395615
[-] <b>Spatial Reference</b>	WGS_1984_UTM_zone_21N
Linear Unit	Meter (1,000000)
Angular Unit	Degree (0,0174532925199433)
false_easting	500000
false_northing	0
central_meridian	-57
scale_factor	0,9996
latitude_of_origin	0
Datum	D_WGS_1984

FIGURA 14 - Características do sistema de projeção e coordenadas de uma das bandas das imagens utilizadas. Reparar no detalhe o hemisfério ao qual as imagens do Landsat 8 são referenciadas,

### 2.1.3. Empilhamento

O Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS) disponibiliza as imagens do Landsat 8 separadas por banda, cada uma correspondendo a um *dataset* diferente, tornando-se necessário a realização do empilhamento das bandas, para cada uma das imagens, agrupando-as em um único *dataset*.

Conforme foi visto anteriormente, existem algoritmos de fusão que realizam o procedimento limitando-se a apenas três bandas, enquanto existem outros que permitem a execução do procedimento utilizando uma quantidade maior de bandas. O algoritmo de fusão a ser utilizado exerce, portanto, influência na forma como se dará o empilhamento, o que justifica o fato de estar sendo abordado neste tópico.

Considerando o que foi exposto, o processo de empilhamento foi executado em duas etapas, uma em que se empilhou todas as bandas que estão sendo utilizadas neste trabalho, com exceção da pancromática, dando origem a um único *dataset* com seis bandas, e outra em que essas bandas foram empilhadas formando dois grupos distintos, sendo um com as bandas de 2 a 4, e outro com as bandas de 5 a 7, dando origem a dois *datasets* com três bandas cada.

Este procedimento foi executado para possibilitar a realização de testes com os diferentes algoritmos de fusão implementados no *software* Envi, conforme será visto adiante. Fazendo um breve adiantamento do tópico 2.2.1, os dois *datasets* com três bandas foram submetidos à fusão com a banda pancromática<sup>14</sup>, e depois novamente empilhados para se obter apenas um *dataset* com todas as bandas espectrais.

#### 2.1.4. Mosaico

Conforme foi visto anteriormente, a área de estudo abrange porções de duas cenas, fazendo-se necessário, portanto, a realização do mosaico entre as duas imagens. Como este processo foi realizado após o empilhamento, o mesmo não precisou ser executado banda por banda, o que contribuiu para poupar tempo durante a execução dos procedimentos.

O satélite Landsat 8 possui órbita heliossícrona, com inclinação de 98,2°, e faixa de imageamento de 185 km. As imagens são geradas, portanto, com aparência inclinada, representando um quadrado de dimensões correspondentes a 185 Km por 185 km no terreno. Vale salientar que imagens digitais se tratam de uma matriz, devendo, necessariamente, todas as colunas compartilharem o mesmo número de pixels, e igualmente para as linhas, resultando em uma imagem com a geometria de um quadrado ou um retângulo. Em virtude disso, as áreas não imageadas em uma cena, devido à inclinação da órbita em que as mesmas são adquiridas, são completadas com pixels escuros<sup>15</sup> até formar um quadrado.

Isso implica na existência de sobreposição entre a área correspondente aos pixels escuros marginais de uma imagem, com a área imageada da cena adjacente, conforme pode ser observado na FIGURA 15. Isso poderia acarretar em problemas para a realização do mosaico, entretanto, este problema pode ser facilmente resolvido no *software* Envi, escolhendo-se uma opção para ignorar os pixels nulos, que se encontra implementada junto ao seu algoritmo de mosaicagem.

---

<sup>14</sup> Pelos métodos que permitem a realização da fusão com apenas três bandas (IHS e Brovey).

<sup>15</sup> Pixels com valor nulo. Não confundir com pixels de valor igual 0 (zero).

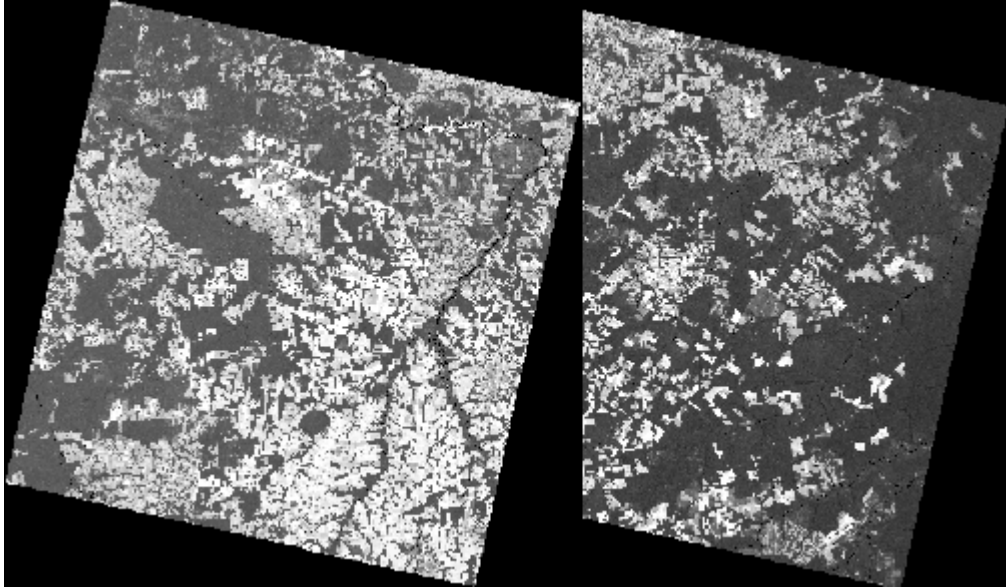


FIGURA 15 - Sobreposição entre os pixels escuros de uma imagem e a área imageada da cena adjacente. Reparar na forma inclinada em que se apresentam as imagens e no quadrado de dimensões 185Km x 185Km de imageamento do terreno. Pode-se observar ainda a área não imageada das cenas, que são preenchidas com pixels escuros formando uma imagem quadrada

Conforme pode ser observado na FIGURA 16, as imagens do Landsat 8 se sobrepõem parcialmente em suas bordas laterais. Isso é outro obstáculo a ser vencido, visto que as imagens possuem radiometrias diferentes e isso pode influenciar no mosaico, deixando no produto o que alguns autores chamam cicatrizes de mosaicagem (NÓBREGA e QUINTANILHA, 2001, 2004).

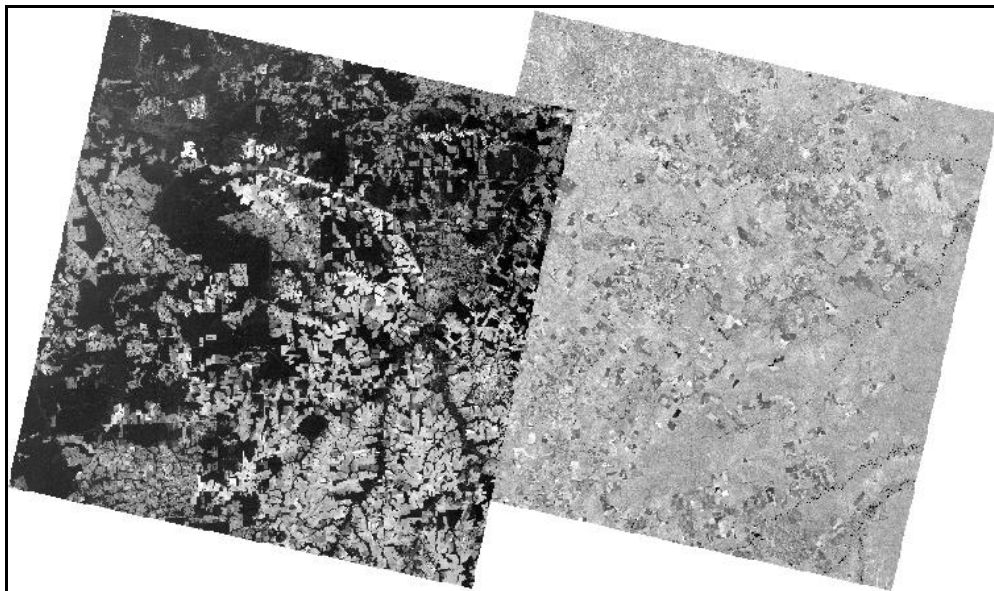


FIGURA 16 - Representação da sobreposição lateral existente entre imagens adjacentes do satélite Landsat 8. À esquerda está representada a banda 2 (azul) da cena 227/68, e à direita, a banda 5 (infravermelho próximo) da cena 226/68. O fato destas bandas apresentarem radiometrias totalmente diferentes, possibilita a clara visualização da área em que as imagens se sobrepõem

Buscando, então, um algoritmo que realizasse o mosaico, equalizando as duas imagens, e deixando o mínimo de cicatrizes possível, foram feitos testes utilizando rotinas implementadas nos *softwares* ArcGIS e Envi. Testou-se, primeiramente, o algoritmo *Mosaic To New Raster*, implementado no ArcGIS, utilizando o operador de mosaicagem *Mean*. Este operador equaliza as imagens realizando uma média entre os valores dos pixels que se sobrepõem. Em relação aos demais operadores de mosaicagem implementados neste *software*, o *Mean* é o que geralmente apresenta melhor resultado visual, todavia, ainda deixa no mosaico cicatrizes passíveis de serem notadas.

O segundo teste realizado, ainda na plataforma do ArcGIS, foi o mosaico utilizando uma linha de corte (*seamline*). Este é um tipo de mosaicagem amplamente utilizada, que se baseia no estabelecimento de uma linha irregular na área de sobreposição entre as imagens, dividindo-a com base nos pixels que apresentam maior similaridade radiométrica entre as imagens submetidas ao mosaico. Assim, o algoritmo realiza o mosaico unindo a área de sobreposição de uma das imagens que está de um lado da linha, com a área de sobreposição da outra imagem que está do outro lado da linha. Mesmo este tipo de mosaicagem deixa no produto final cicatrizes que são facilmente percebidas.

O terceiro e último teste de mosaicagem realizado, foi feito no *software* Envi, utilizando o algoritmo *Feathering*. Este algoritmo se baseia no estabelecimento de uma zona, com tamanho definido em quantidade de pixels, que é definida a partir do centro da área de sobreposição entre as imagens, em que os valores dos pixels são suavizados de forma a estabelecer uma transição gradual entre uma imagem e outra. Desta forma, os limites entre as imagens são difíceis de serem notados, e as cicatrizes quase imperceptíveis.

Neste trabalho utilizou-se o *Feathering* como método de mosaicagem, estabelecendo-se uma zona de transição de 1.000 pixels. A FIGURA 17 apresenta, lado a lado, um trecho da área de sobreposição entre as duas imagens submetidas ao mosaico, em composição colorida RGB432 (cor natural), em que é possível observar a transição entre uma imagem e outra nos três métodos testados. Conforme pode ser observado, os métodos *Mean* (à esquerda) e *Seamline* (ao centro), deixaram notáveis cicatrizes na imagem mosaicada, enquanto o método *Feathering* (à direita), não permitiu a visualização do limite entre as imagens, sendo, portanto, o que apresentou os resultados mais satisfatórios para o mosaico, e por isso, o que está sendo utilizado neste trabalho.



FIGURA 17 - Comparação entre os métodos de mosaicagem *Mean* (esquerda), *Seamline* (centro) e *Feathering* (direita). Reparar as cicatrizes paralelas e oblíquas na imagem da esquerda, e a linha de corte irregular na imagem central. Não se pode perceber na imagem da direita a ocorrência de cicatrizes de mosaicagem

### 2.1.5. Recorte

O último procedimento considerado ainda como pré-processamento foi o recorte das imagens, que nesta fase já se encontram reprojctadas, empilhadas e mosaicadas. O recorte pode ser visto como um procedimento estratégico para o decorrer do trabalho, uma vez que poupa bastante tempo de realização de procedimentos, haja vista o fato da região de interesse ocupar uma área bem menor em relação à área imageada pelas duas cenas, conforme foi observado na FIGURA 13. O recorte foi realizado, portanto, com base no limite da área de estudo.

## 2.2. Processamento

### 2.2.1. Fusão

Foram feitos testes com os diferentes algoritmos de fusão de bandas que se encontram implementados no *software* Envi, sendo eles os métodos HSV, Brovey, Gram-Schmidt, *Principal Components* e *CN Spectral Sharpening*. A seguir, será descrito sucintamente as principais características e o que foi observado em relação a cada um destes métodos.

O primeiro método de fusão testado, HSV, opera no sistema de cores RGB, o que demandou, antes de sua utilização, a degradação radiométrica das imagens Landsat, convertendo-as do formato *integer*<sup>16</sup>, em que são originalmente disponibilizadas, para o formato *byte*<sup>17</sup>. Por trabalhar neste sistema de cores, o algoritmo permite a realização da fusão utilizando apenas três bandas. Todavia, conforme relatado por Soares et al. (2015), a maior

<sup>16</sup> Nome dado ao formato de imagens que possuem 16 bits, as quais apresentam 65.536 níveis de cinza, e cujos pixels possuem valores de DN que variam de 0 a 65.535.

<sup>17</sup> Nome dado ao formato de imagens que possuem 8 bits, as quais apresentam 256 níveis de cinza, e cujos pixels possuem valores de DN que variam de 0 a 255.

quantidade de bandas favorece o aumento da acurácia no processo de classificação, incrementando, desta forma, mais informação espectral à imagem, e favorecendo, por conseguinte, a maior diferenciação entre os alvos pelo algoritmo classificador.

Tendo isso em consideração, foi feito um esforço no sentido de manter na imagem todas as bandas espectrais do satélite que apresentam potencial de discriminação de alvos na superfície. Foi necessário, então, realizar o processo de fusão em duas etapas, conforme descrito no item 2.1.3, criando-se dois *datasets* fusionados, com três bandas cada, e empilhando-os em seguida, de forma a tornar possível, por este procedimento, a obtenção de uma imagem fusionada pelo método HSV contendo mais de três bandas.

Conforme pode ser observado na FIGURA 18, apesar do esforço que foi feito para manter na imagem fusionada pelo método HSV todas as bandas que neste trabalho estão sendo consideradas, o resultado não foi satisfatório. Como pode ser visto, a imagem resultante da fusão por este método apresentou aspecto visual bem destoante da imagem não fusionada, de 30 metros, assemelhando-se a uma imagem em tons de preto e branco, sendo que nas duas imagens se aplicou a mesma composição de bandas.



FIGURA 18 - Comparação entre duas imagens na composição colorida RGB432 (cor natural), de um mesmo trecho da área de estudo. A imagem da esquerda corresponde à imagem de 30 metros, não fusionada, e a da direita, à imagem fusionada pelo método IHS. Conforme pode ser observado, embora ambas as imagens apresentem a mesma composição de bandas, a imagem da direita apresentou aspecto visual bem destoante da imagem da esquerda, aparentando estar em tons de preto e branco

Outro método que foi testado é o método de fusão por *Principal Components*. Este método, diferentemente do anterior, possibilita a realização da fusão utilizando uma quantidade de bandas superior a três. A FIGURA 19 mostra o resultado da fusão de bandas utilizando o método *Principal Components*. Como pode ser observado, também não se alcançou por este método resultados satisfatórios, apresentando a imagem resultante aspecto

visual ainda mais destoante da imagem original, em relação à imagem gerada pelo método anterior.



FIGURA 19 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, em que é possível observar o quão destoante ficou o aspecto visual da imagem fusionada pelo método *Principal Components* (direita), em relação à imagem original não fusionada (esquerda)

Testou-se também o método de fusão Gram-Schmidt. Semelhantemente ao método anterior, este possibilita a realização da fusão utilizando mais de três bandas. Como pode ser observado pela FIGURA 20, o método de fusão Gram-Schmidt apresentou melhores resultados em relação aos dois anteriores, com as cores da imagem fusionada apresentando tons mais próximos das cores da imagem original. Contudo, ainda podem ser observadas grandes discrepâncias entre as duas imagens, principalmente quando se observam a vegetação e os corpos hídricos.



FIGURA 20 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, onde é possível se observarem ainda variações na tonalidade das cores entre a imagem fusionada pelo método Gram-Schmidt (direita) e a imagem original (esquerda). Essas diferenças são notadas, principalmente, quando se observam a vegetação e os corpos hídricos

O método de fusão que apresentou os melhores resultados foi o Brovey. Vale ressaltar, todavia, que este método, assim como o primeiro que foi testado, HSV, também apresenta como limitação o fato de permitir a realização da fusão utilizando apenas três bandas. Apesar disso, foi realizado o mesmo procedimento de fusão em duas etapas, com posterior empilhamento, que foi utilizado no método HSV, a fim de possibilitar a obtenção de uma imagem fusionada pelo método Brovey, possuindo mais de três bandas.

Conforme observado na FIGURA 21 que apresenta uma comparação entre a imagem original, em cores naturais, e a imagem fusionada, também em cores naturais, houve muita semelhança no aspecto visual de ambas as imagens, sendo este método, portanto, o que apresentou os resultados mais satisfatórios em relação aos demais métodos testados, e por isso, é que se utilizou para a realização deste trabalho.



FIGURA 21 - Comparação entre duas imagens em mesma composição de bandas (RGB432 - cor natural), em um mesmo trecho da área de estudo, em que é possível se observarem quão semelhantes são as cores da imagem fusionada com o método Brovey (direita) em relação à imagem original (esquerda)

Tentou-se também realizar a avaliação da qualidade da fusão utilizando o método *CN Spectral Sharpening*, entretanto, isso não foi possível devido ao fato deste algoritmo exigir previamente a aplicação de uma transformação de comprimento de onda (*wavelengths defined*) às imagens. Como isso não foi possível, este método foi descartado da análise, se mantendo, então, o método Brovey como o que apresentou os melhores resultados para a fusão de bandas.

### 2.2.2. Classificação

Após a execução de todos os procedimentos anteriores, finalmente as imagens ficaram prontas para serem classificadas. A fim de cumprir o objetivo dessa pesquisa, e de gerar subsídios para a avaliação dos benefícios que a fusão pode trazer para a imagem classificada,

foram realizadas três classificações, todas pixel-a-pixel, uma com a imagem sem fusão, outra com a imagem fusionada, e outra com a ortofoto que foi reamostrada para 1m, a qual serviu como parâmetro de comparação para classificação das duas primeiras imagens utilizando o índice de similaridade topológica.

É importante ressaltar que os parâmetros utilizados para a classificação foram os mesmos para todas as imagens<sup>18</sup>, e isso foi feito para garantir que as diferenças encontradas entre o produto da classificação com e sem fusão, fossem devidas exclusivamente à aplicação da fusão em uma imagem e na outra não. Assim, as imagens foram classificadas utilizando o mesmo algoritmo classificador e as mesmas amostras, eliminando qualquer chance de as diferenças se justificarem por algum motivo diferente da fusão.

As classificações foram realizadas no *software* Envi, utilizando o algoritmo Máxima Verossimilhança, pois além deste ser o algoritmo de classificação supervisionada mais amplamente utilizado, e que vem apresentando melhores resultados em relação aos demais classificadores, é aquele cuja metodologia aplicada no processo de classificação (probabilidade) se mostra a mais adequada para a definição da classe à qual os pixels irão pertencer.

As amostras foram selecionadas sobre a ortofoto, que serviu como verdade de campo devido à elevada acuidade visual que a mesma proporciona para a identificação de alvos na superfície. Durante o processo de escolha das amostras de treinamento, tomou-se o cuidado de selecionar amostras que fossem representativas das classes, isto é, longe da área de contato entre uma classe e outra, para que cada conjunto de treinamento fosse composto por amostras “puras”, ou seja, sem pixels pertencentes a outras classes, evitando, deste modo, a ocorrência de erros na classificação devido à imperícia do usuário.

Foi definido um total de três classes, resultando numa classificação simples, mas que fosse capaz de atender ao que se propõe este trabalho. Assim, as classes estabelecidas foram: Floresta Ombrófila, Cultivo Agrícola e Corpo Hídrico. Estas classes poderiam ter sido subdivididas em outras, como Floresta Ripária e Área de Pousio, por exemplo, coberturas/ usos que também foram identificados na área de estudo, gerando, dessa forma, uma classificação um pouco mais complexa. Entretanto, foi verificado que o período em que o satélite gerou as imagens não foi o mesmo em que o VANT realizou o sobrevoo, pois foram encontradas diferenças na cobertura do solo entre as imagens e a ortofoto.

---

<sup>18</sup> Duas imagens e uma ortofoto.

Não raro, áreas que se encontram em pousio, por exemplo, na imagem de satélite, apresentaram algum tipo de cultivo agrícola na ortofoto, e vice-versa. Houve também, é claro, muitas áreas que apresentaram correspondência na cobertura do solo, comparando-se as imagens de satélite com a ortofoto, todavia, a existência de áreas em que o uso/cobertura não é coincidente já é um fator que impossibilitaria a utilização das mesmas amostras para classificação das imagens e da ortofoto, caso fosse utilizado uma quantidade maior de classes, o que comprometeria a metodologia que está sendo empregada neste trabalho. A FIGURA 22 mostra uma porção da área de estudo cuja cobertura do solo na imagem de satélite é pousio e na ortofoto é cultivo agrícola.



FIGURA 22 - Comparação entre um trecho da área de estudo visto na imagem de satélite (esquerda) e na ortofoto (direita), ambas em composição colorida RGB432 (cor natural), evidenciando diferenças na cobertura do solo, devido ao imageamento ter sido realizado em períodos diferentes

Diante disso, viu-se a necessidade de realizar agrupamentos, reduzindo o número de classes presentes no mapeamento. Colocou-se na mesma classe, por exemplo, amostras correspondentes a cultivos agrícolas em determinado estágio de maturidade, e amostras correspondentes a áreas de pousio, em que não necessariamente existe plantação, mas que se trata de um uso de mesma natureza: agricultura. Deste modo, foi possível utilizar as mesmas amostras para classificação de todas as imagens, garantindo a correspondência correta entre as classes, em detrimento de uma classificação mais complexa em termos de quantidade de classes.

## 2.3. Pós-processamento

### 2.3.1. Filtro

Para corrigir o efeito *salt and pepper* (ALENCAR-SILVA, 2009 apud CAMPOS et al., 2013), que é gerado nas imagens classificadas pelo método de classificação pixel-a-pixel,

e se caracteriza pelo aspecto granulado que apresentam as imagens classificadas por este método, utilizou-se um filtro de matriz 9x9. Este filtro utiliza a informação dos pixels vizinhos para mudar o valor do pixel do centro do filtro, de modo que o novo valor atribuído ao pixel central será correspondente ao valor da maioria dos pixels vizinhos. Deste modo, o efeito de granulação é amenizado e as classes ficam com um aspecto mais homogêneo, conforme pode ser observado na FIGURA 23, a seguir.

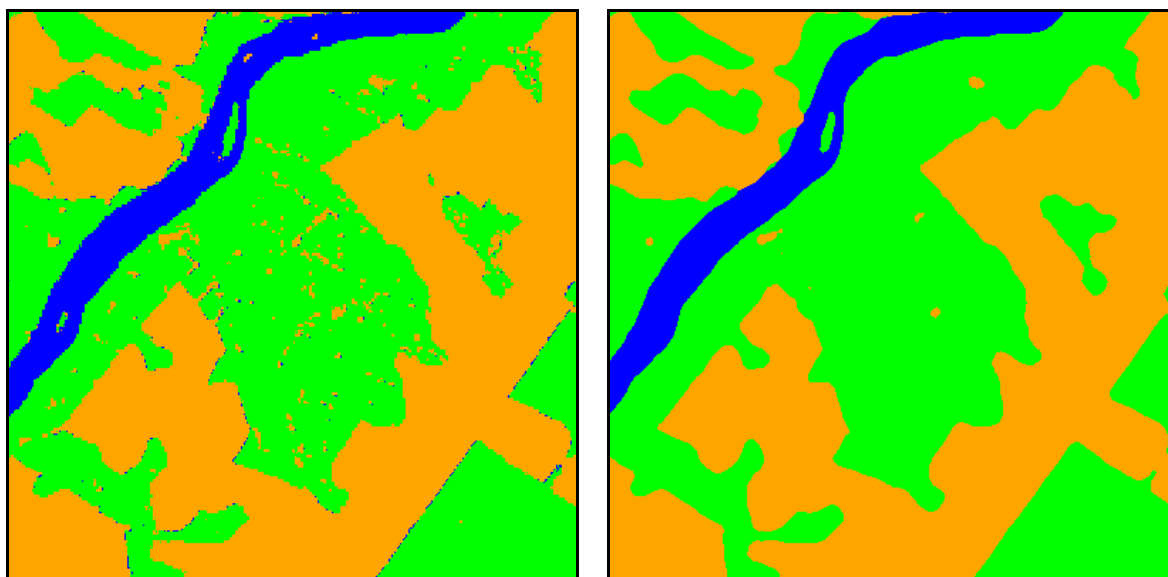


FIGURA 23 - Aplicação de um filtro de matriz 9x9 para amenização do efeito de granulação gerado pelo método de classificação pixel-a-pixel. À esquerda é possível observar um trecho da imagem classificada, sem a aplicação do filtro, e à direita, o mesmo trecho após a aplicação do filtro

### 2.3.2. Matriz de confusão

Após a realização da classificação, foi gerada a matriz de confusão para cada uma das imagens classificadas<sup>19</sup>, utilizando como verdade de campo as amostras de treinamento selecionadas a partir da ortofoto. A matriz de confusão serviu como um dos métodos utilizados para avaliar a exatidão da classificação, fornecendo os subsídios para a geração dos índices de Exatidão Global e Kappa, além de possibilitar a análise dos erros de comissão e de omissão, e da acurácia do usuário e do produtor.

### 2.3.3. Conversão vetorial

Os procedimentos executados neste trabalho foram finalizados com a conversão vetorial das imagens classificadas. Este procedimento foi necessário para possibilitar a avaliação da classificação das imagens a partir do índice de similaridade topológica, que se baseia na análise do grau de sobreposição entre polígonos. A conversão vetorial das imagens

---

<sup>19</sup> Isso exclui a ortofoto, que não se trata de uma imagem digital, e sim de um mosaico de fotos analógicas.

para o formato *shapefile* foi executada no *software* Envi, e a partir de então os vetores foram trabalhados no ArcGIS para a geração do índice supracitado.

### 3. RESULTADOS

Os resultados serão apresentados conforme a proposta de avaliação que foi sugerida, utilizando a matriz de confusão, juntamente com seus índices derivados, que fornece dados estatísticos capazes de informar a respeito da qualidade da classificação, e o índice de similaridade topológica, que permitiu a comparação do resultado das classificações com um material de referência.

#### 3.1. Análise dos resultados

##### 3.1.1. Matrizes de confusão

Os dados relativos à matriz de confusão serão tratados separadamente, considerando, primeiro, a classificação da imagem à qual se aplicou a técnica de fusão, e em seguida a classificação da imagem em que não se aplicou esta técnica. Assim, foram geradas quatro tabelas para cada uma das classificações, sendo que uma relaciona a classificação com os dados de referência, em termos de quantidade de pixels corretamente classificados, e outra expressa a mesma informação, porém, em valores percentuais. As outras duas apresentam a acurácia do usuário e produtor, e os erros de comissão e omissão, ambas em termos absolutos e relativos.

Além destes dados, são apresentados ainda o Índice de Exatidão Global e o Índice Kappa, cujo valor expressa a qualidade da classificação não apenas quantitativamente, mas também qualitativamente, ao ser analisado juntamente com o QUADRO 1, que apresenta um escalonamento do índice, classificando-o de acordo com parâmetros aceitáveis de qualidade. Vale ressaltar que embora a ortofoto também tenha sido classificada, principalmente para servir como parâmetro de validação para o índice de similaridade topológica, utilizando, inclusive, os mesmos parâmetros de classificação que foram utilizados para as imagens, não foi gerada para a mesma nenhuma matriz de confusão, tampouco quaisquer índices de qualidade, uma vez que seu objetivo foi servir como verdade de campo.

##### 3.1.1.1. Imagem fusionada

A seguir, será apresentada a TABELA 1, em que é possível observar a relação do total de pixels em cada conjunto amostral, pelo total de pixels que foram corretamente classificados.

TABELA 1 - Matriz de confusão, em pixels, da classificação feita a partir da imagem fusionada

Classe	Dados de Referência (pixels)			
	Floresta Ombrófila	Cultura Agrícola	Corpo Hídrico	Total
Floresta Ombrófila	<b>454</b>	0	0	454
Cultura Agrícola	2	<b>885</b>	1	888
Corpo Hídrico	0	0	<b>471</b>	471
Total	456	885	472	1813

Índice de Exatidão Global (1810/1813) = 99,8345%

Índice Kappa = 0,9974

Conforme pode ser observado na tabela acima, a classificação da imagem fusionada alcançou excelentes resultados, com elevada correspondência entre o conjunto amostral e os dados de referência em todas as classes. O conjunto amostral da classe Floresta Ombrófila é formado por 454 pixels, dos quais todos foram classificados corretamente. A classe Cultura Agrícola contou com um conjunto amostral de 888 pixels, dos quais apenas três foram classificados de maneira incorreta. Quanto à classe Corpo Hídrico, todos os seus 471 pixels também foram classificados corretamente.

O elevado nível de acerto na classificação reflete índices de qualidade igualmente elevados, conforme pode ser observado pelo Índice de Exatidão Global correspondente a 99,8345%, e pelo Índice Kappa correspondente ao valor de 0,9974, que de acordo com o QUADRO 1, permite considerar a classificação como excelente. A TABELA 2, a seguir, corrobora estes dados, apresentando em valores percentuais o nível de acerto na classificação da imagem fusionada.

TABELA 2 - Matriz de confusão, em percentual, da classificação feita a partir da imagem fusionada

Classe	Dados de Referência (%)			
	Floresta Ombrófila	Cultura Agrícola	Corpo Hídrico	Total
Floresta Ombrófila	<b>99,56</b>	0,00	0,00	25,04
Cultura Agrícola	0,44	<b>100,00</b>	0,21	48,98
Corpo Hídrico	0,00	0,00	<b>99,79</b>	25,98
Total	100,00	100,00	100,00	100,00

A tabela acima mostra o percentual dos dados de referência que corresponderam aos dados da classificação. De acordo com esta tabela, 99,56% dos pixels da referência de campo, na classe Floresta Ombrófila, obtiveram correspondência com os dados da classificação. Na classe Cultura Agrícola, este valor foi de 100%, o que implica dizer que todos os pixels da verdade de campo encontraram correspondência na imagem classificada. Na classe Corpo Hídrico, por sua vez, este percentual correspondeu ao valor de 99,79%.

A TABELA 3, a seguir, apresenta os níveis de acurácia do produtor e do usuário obtidos para a classificação. Em seguida, é apresentada a TABELA 4, que sintetiza os erros de comissão e omissão igualmente encontrados.

TABELA 3 - Acurácia do usuário e do produtor, em quantidade de pixels e em valores percentuais, obtida para a classificação da imagem fusionada

Classe	Acurácia do	Acurácia do	Acurácia do	Acurácia do
	Usuário	Usuário	Produtos	Produtor
	pixels	%	pixels	%
Floresta Ombrófila	454/454	100,00	454/456	99,56
Cultura Agrícola	885/888	99,66	885/885	100,00
Corpo Hídrico	471/471	100,00	471/472	99,79

TABELA 4 - Erros de comissão e omissão, em quantidade de pixels e em valores percentuais, encontrados para a classificação da imagem fusionada

Classe	Erro de	Erro de	Erro de	Erro de
	Comissão	Comissão	Omissão	Omissão
	pixels	%	pixels	%
Floresta Ombrófila	0/454	0,00	2/456	0,44
Cultura Agrícola	3/888	0,34	0/885	0,00
Corpo Hídrico	0/471	0,00	1/472	0,21

Conforme pode ser observado nas tabelas acima, os níveis de acurácia tanto do usuário quanto do produtor, foram também bastante elevados, alcançando percentuais de 100% em algumas classes, e quando não foi encontrado este valor, os valores obtidos foram muitos próximos, ficando apenas alguns décimos de ponto percentual abaixo do total.

Como os erros de comissão e omissão são o complementar, estatisticamente falando, da acurácia do usuário e produtor, respectivamente, por conseguinte, tais valores tendem a ser ínfimos, próximos da nulidade. De fato, é isso que se verifica ao observar a tabela anteriormente apresentada. Foram encontrados valores nulos para algumas classes, considerando tanto os erros de comissão quanto os erros de omissão, e quando não nulos, estes valores ficaram abaixo de um ponto percentual, indicando baixos níveis de erro para a classificação.

### 3.1.1.2. Imagem sem fusionalamento

Os resultados obtidos para a classificação da imagem sem fusionalamento, em linhas gerais muito se assemelham aos resultados anteriormente apresentados, principalmente ao se considerar os valores percentuais. As principais diferenças são em relação à quantidade de pixels tanto do conjunto amostral quanto dos dados de referência. Foi observado que a quantidade de pixels da imagem não fusionada é inferior à quantidade de pixels da imagem fusionada, e isso está intimamente ligado à resolução espacial, visto que, se comparando duas

imagens com resoluções distintas, o tamanho de uma amostra, em quantidade de pixels, será inversamente proporcional ao tamanho do pixel. Logo, essa diferença observada na quantidade total de pixels já é esperada.

A TABELA 5, a seguir, apresenta a matriz de confusão resultante da classificação da imagem não fusionada. Nela, é possível observar a quantidade de pixels corretamente classificados, os quais estão destacados na diagonal da tabela.

TABELA 5 - Matriz de confusão, em pixels, da classificação feita a partir da imagem não fusionada

Classe	Dados de Referência (pixels)			
	Floresta Ombrófila	Cultura Agrícola	Corpo Hídrico	Total
Floresta Ombrófila	<b>128</b>	0	1	129
Cultura Agrícola	0	<b>280</b>	0	280
Corpo Hídrico	0	0	<b>134</b>	134
Total	128	280	135	543

Índice de Exatidão Global (542/543) = 99,8158%

Índice Kappa = 0,9970

Como permite observar a tabela acima, praticamente não houve confusão no processo de classificação desta imagem. Entretanto, como nenhuma classificação está imune a imprecisões, pode ser observado pela análise da matriz, a ocorrência de erros durante a realização do processo, ainda que pequenos. Conforme pode ser observado, houve confusão entre as classes Floresta Ombrófila e Corpo Hídrico, com um pixel do conjunto amostral daquela classe tendo sido classificado como pertencente a esta. Contudo, isso não pode ser visto como um demérito à classificação, haja vista o percentual de acerto ter sido muito superior ao percentual de erro, conforme poderá ser observado na TABELA 6.

Soma-se a isso, o fato dos índices de acurácia considerados indicarem valores muito altos para a qualidade da classificação. O Índice de Exatidão Global correspondeu a 99,8158%, e o índice Kappa, a 0,9970, valores muito próximos aos encontrados para a classificação da imagem fusionada. Assim, de acordo com o QUADRO 1, a classificação da imagem sem fusionamento também pode ser considerada como excelente.

TABELA 6 - Matriz de confusão, em percentual, da classificação feita a partir da imagem sem fusionamento

Classe	Dados de Referência (%)			
	Floresta Ombrófila	Cultura Agrícola	Corpo Hídrico	Total
Floresta Ombrófila	<b>100,00</b>	0,00	0,74	23,76
Cultura Agrícola	0,00	<b>100,00</b>	0,00	51,57
Corpo Hídrico	0,00	0,00	<b>99,26</b>	24,68
Total	100,00	100,00	100,00	100,00

Como mostra a tabela acima, o percentual de correlação entre os pixels da referência de campo e os pixels da imagem classificada foi de 100% para todas as classes, exceto para a

classe Corpo Hídrico, que foi a única em que se verificou a ocorrência de confusão. Todavia, o erro nesta classe correspondeu a apenas 0,74%, enquanto a taxa de acerto foi de 99,26%.

A seguir, são exibidas a TABELA 7 e a TABELA 8, que apresentam, respectivamente, a acurácia do usuário e produtor, em termos de quantidade de pixels e em percentual, e os erros de comissão e omissão, também em quantidade de pixels e em percentual.

TABELA 7 - Acurácia do usuário e do produtor, em quantidade de pixels e em valores percentuais, obtida para a classificação da imagem sem fusionalamento

Classe	Acurácia do	Acurácia do	Acurácia do	Acurácia do
	Usuário	Usuário	Produtor	Produtor
	pixels	%	pixels	%
Floresta Ombrófila	128/129	99,22	128/128	100,00
Cultura Agrícola	280/280	100,00	280/280	100,00
Corpo Hídrico	134/134	100,00	134/135	99,26

TABELA 8 - Erros de comissão e omissão, em quantidade de pixels e em valores percentuais, encontrados para a classificação da imagem sem fusionalamento

Classe	Erro de	Erro de	Erro de	Erro de
	Comissão	Comissão	Omissão	Omissão
	pixels	%	pixels	%
Floresta Ombrófila	1/129	0,78	0/128	0,00
Cultura Agrícola	0/280	0,00	0/280	0,00
Corpo Hídrico	0/134	0,00	1/135	0,74

Assim como o que foi visto para a classificação da imagem fusionada, e de acordo com os dados da classificação até então observados para a imagem não fusionada, pode-se perceber, pelas duas tabelas acima, que os níveis de acurácia foram bastante elevados, e os níveis de erro, muito baixos. Foram encontrados, então, níveis de acurácia superiores a 99%, e níveis de erro inferiores a 1%.

### 3.1.2. Similaridade topológica

A avaliação da qualidade das classificações foi também realizada por meio da análise de parâmetros geométricos, como o valor de área dos polígonos gerados através da classificação da imagem fusionada e sem fusionalamento. Esses valores foram comparados com os valores de área das mesmas classes, porém obtidas a partir da classificação da ortofoto, que foi utilizada, portanto, como parâmetro de validação dos resultados.

Foi analisada a sobreposição dos polígonos de cada classe obtida a partir das imagens de satélite, em relação aos polígonos gerados através da classificação da ortofoto, buscando-se identificar o quão similar são aqueles em relação a estes. Deste modo, além dos valores de área, analisou-se também o percentual de sobreposição existente entre as classes, conforme será apresentado adiante.

A TABELA 9, a seguir, apresenta os valores totais de área em cada classe, obtidos a partir das três classificações realizadas.

TABELA 9 - Área total, por tipologia de cobertura do solo, na classificação da ortofoto e das imagens de satélite

Classe	Ortofoto	Imagem	Imagem
	(pixel de 1m)	(pixel de 15m)	(pixel de 30m)
	Km <sup>2</sup>	Km <sup>2</sup>	Km <sup>2</sup>
Floresta Ombrófila	1.268,89	1.187,29	1.199,71
Cultura Agrícola	1.132,17	1.228,46	1.224,50
Corpo Hídrico	62,81	47,99	39,60

A partir da análise desta tabela, pode-se verificar que a classificação que apresentou valores de área mais próximos àqueles observados para a classificação da ortofoto foi a da imagem de 30m, isto é, a da imagem não fusionada. A análise da TABELA 10, a seguir, possibilita uma maior compreensão do que foi dito, uma vez que a mesma apresenta o valor da diferença, em módulo, entre a área das classes das duas imagens de satélite, em relação às classes da ortofoto.

TABELA 10 - Diferença nos valores de área total, por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto

Classe	Imagem	Imagem
	(pixel de 15m)	(pixel de 30m)
	Km <sup>2</sup>	Km <sup>2</sup>
Floresta Ombrófila	81,60	69,18
Cultura Agrícola	96,29	92,33
Corpo Hídrico	14,52	23,21

Conforme pode ser observado, e de acordo com o que foi dito anteriormente, são observados menores valores de diferença de área na classificação da imagem não fusionada, com exceção da classe Corpo Hídrico, que apresentou diferença de área superior ao valor observado para a imagem fusionada.

A diferença de área na classe Floresta Ombrófila foi de 81,60Km<sup>2</sup> para a imagem fusionada, contra 69,18Km<sup>2</sup> para a imagem não fusionada. Na classe Cultura Agrícola, foi observado uma diferença de 96,29Km<sup>2</sup> para a imagem fusionada, enquanto na imagem sem fusonamento essa diferença foi de 92,33Km<sup>2</sup>. Já na classe Corpo Hídrico, foi encontrada uma diferença de 14,52Km<sup>2</sup> para a imagem fusionada, contra 23,21Km<sup>2</sup> para a imagem sem fusonamento.

Embora na classe Corpo Hídrico a diferença entre os valores de área tenha se mostrado superior na classificação da imagem não fusionada, esse dado não pode ser levado em consideração, uma vez que a análise visual da classificação mostrou que houve

superestimação desta tipologia de cobertura do solo na classificação da ortofoto, conforme poderá ser visto adiante.

Apesar de constituir informação relevante, e fornecer dados importantes para a análise comparativa das classificações, a análise pura e simples da área das classes, e mesmo da diferença entre elas, não é suficiente para a avaliação aqui empreendida. Necessário se faz analisar o grau de sobreposição existente entre as classes, uma vez que valores de área aproximados não significam, necessariamente, similaridade topológica, pois é possível que os polígonos sejam parecidos em termos de área, mas não sejam correspondentes em termos de cobertura do solo.

Assim sendo, é apresentada, a seguir, a TABELA 11, que expressa a área de sobreposição entre os polígonos de mesma classe, considerando a classificação das imagens de satélite em relação à classificação da ortofoto.

TABELA 11 - Área de sobreposição, em valores absolutos e por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto

Classe	Imagem (pixel de 15m)	Imagem (pixel de 30m)
	Km <sup>2</sup>	Km <sup>2</sup>
Floresta Ombrófila	1.132,68	1.147,59
Cultura Agrícola	1.089,05	1.094,23
Corpo Hídrico	29,27	29,49

De acordo com a tabela anteriormente apresentada, é possível observar que em todas as classes a imagem não fusionada apresentou área de sobreposição entre os polígonos superior à imagem fusionada. Embora este dado seja um pouco mais consistente para a análise da similaridade topológica em relação aos valores totais de área, individualmente, ainda assim, não é suficiente para a análise, pois é possível que os polígonos com a maior sobreposição apresentem ainda área que se expande para além dos limites das classes consideradas no mapa de validação, não sendo, portanto, similares, topologicamente falando, mesmo que apresente a maior área de sobreposição.

Assim sendo, é necessário que a área de sobreposição seja normalizada pela área total da classe, dando origem a valores percentuais, que são os dados que de forma mais fidedigna expressam o nível de similaridade topológica existente entre as classes. Neste sentido, apresenta-se, a seguir, a TABELA 12, que expressa em valores percentuais o índice de similaridade topológica observado entre a classificação das imagens de satélite e a classificação da ortofoto.

TABELA 12 - Área de sobreposição, em valores percentuais e por tipologia de cobertura do solo, entre a classificação de cada uma das imagens de satélite e a classificação da ortofoto

Classe	Imagem (pixel de 15m)	Imagem (pixel de 30m)
	%	%
Floresta Ombrófila	95,40	95,66
Cultura Agrícola	88,65	89,36
Corpo Hídrico	60,99	74,47

Mantendo a tendência até então observada, a imagem sem fuscionamento foi a que apresentou os valores mais elevados para o índice de similaridade topológica, embora a diferença em relação à imagem fusionada tenha sido inferior a um ponto percentual para a maioria das classes. Se destaca, novamente, a classe Corpo Hídrico, que apresentou diferença de quase 15% entre as duas imagens, contudo, este dado não representa a realidade, haja vista a superestimação desta tipologia de cobertura do solo na classificação da ortofoto.

A FIGURA 24, a seguir, apresenta os mapas resultantes da classificação da ortofoto e das imagens de satélite. Como poderá ser observado, a classificação das imagens de satélite apresentou aspecto semelhante entre si, mas diferente em relação à classificação da ortofoto. Nas imagens de satélite, as classes se mostraram mais homogêneas em alguns locais, enquanto na ortofoto observou-se uma maior tendência à precisão no delineamento das classes. Ressalta-se, contudo, que essa diferença já é esperada, haja vista se estar comparando classificações realizadas a partir de produtos com resolução espacial muito distinta.

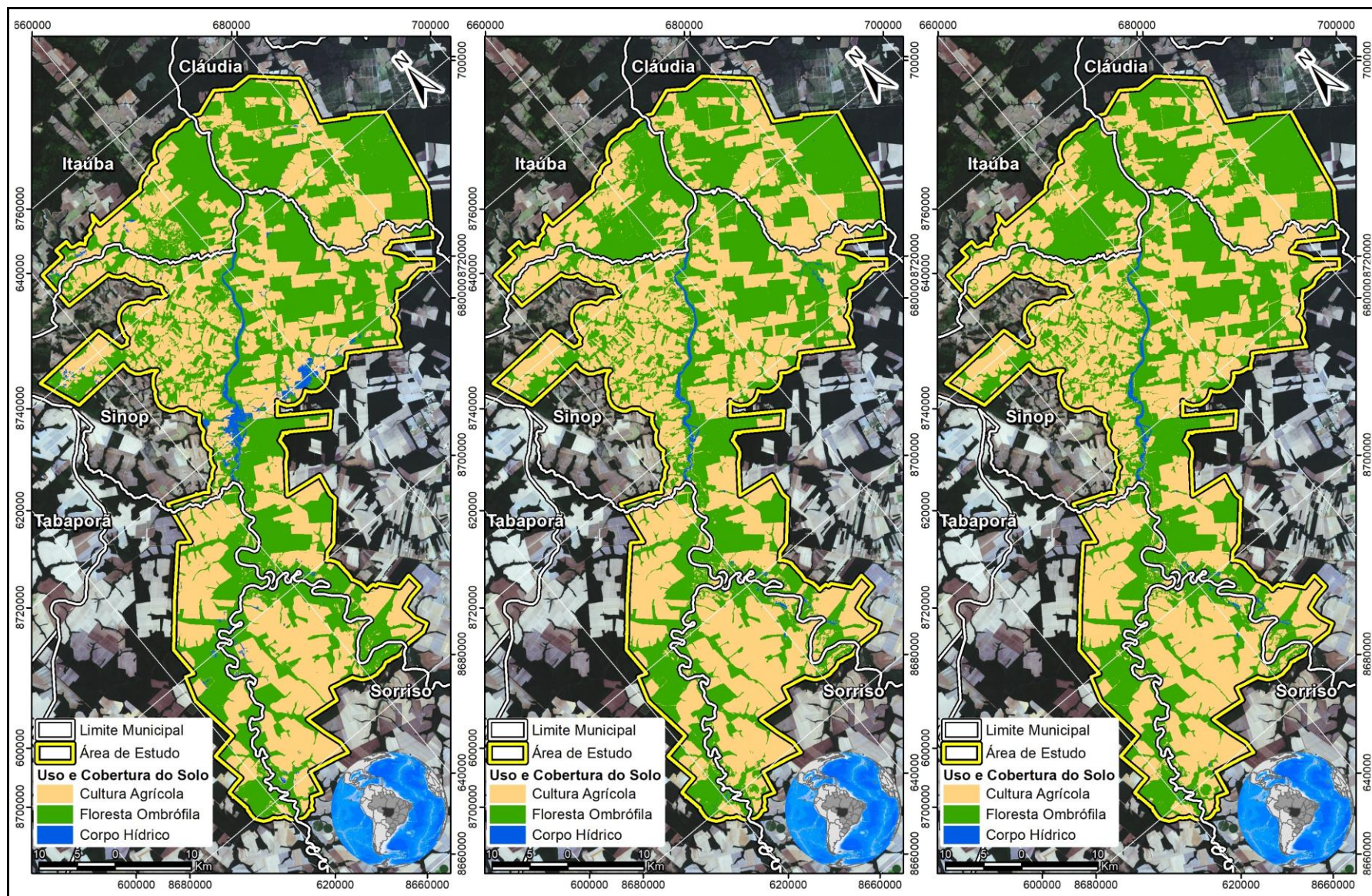


FIGURA 24 - Mapas resultantes da classificação da ortofoto (esquerda) e das imagens fusionada (centro) e não fusionada (direita)

### 3.2. Discussão dos resultados

Considerando o que foi apresentado, verificou-se que tanto na classificação da imagem fusionada quanto na da imagem não fusionada, o índice de acerto foi extremamente elevado, muito próximo de 100% em todas as classes. Conseqüentemente, o índice de erros obtido na classificação de ambas as imagens foi ínfimo, próximo de 0. Conforme mostram as tabelas de contingência, das centenas de pixels que formam o conjunto amostral em ambas as imagens, os erros de comissão e omissão são representados por apenas alguns pixels, não chegando nem a uma dezena.

Isto refletiu nos índices de qualidade das classificações, que apresentaram também valores muito elevados, próximo do total. É possível que isso se deva à baixa quantidade de classes consideradas no mapeamento. Além da quantidade de classes ter sido baixa, as classes consideradas são espectralmente muito diferentes, ocupando regiões bem distintas no espaço de atributos, o que também pode ter contribuído para os elevados níveis de qualidade obtidos para as classificações.

A TABELA 13, a seguir, apresenta o Índice de Exatidão Global e o Índice Kappa obtidos para a classificação da imagem fusionada e sem fusão.

TABELA 13 - Índices de qualidade da classificação da imagem fusionada e sem fusão

<b>Índice</b>	<b>Imagem (pixel de 15m)</b>	<b>Imagem (pixel de 30m)</b>
Exatidão Global	99,8345%	99,8158%
Kappa	0,9974	0,9970

A análise desta tabela permite observar que os valores obtidos para cada índice são muito próximos entre si considerando a classificação das duas imagens. Conforme também pode ser observado, os valores referentes à imagem fusionada são ligeiramente mais elevados que os valores referentes à imagem não fusionada.

Considerando o que foi dito acima, pode-se afirmar que a matriz de confusão e seus índices derivados, não se mostraram um bom método para a comparação da qualidade da classificação entre duas imagens distintas. A tabela de contingência, bem como os índices Kappa e de Exatidão Global, se destinam à avaliação da qualidade da classificação individualmente, pois estão intrinsecamente ligados à seleção das amostras. Assim, se a fase de coleta de amostras for mal executada, conseqüentemente, a matriz de confusão indicará baixos valores de acurácia. Logo, a matriz de erros avalia a qualidade da classificação com base na coleta de amostras.

Em outras palavras, bons resultados obtidos para a matriz de confusão e os índices de acurácia derivados, informam apenas que a seleção de amostras foi bem executada. Seria um equívoco, portanto, comparar estes dados obtidos da classificação das imagens de satélite, e com base nisso, afirmar que a classificação da imagem fusionada obteve resultados mais próximos da verdade de campo, em comparação à imagem não fusionada, uma vez que foram utilizadas exatamente as mesmas amostras de treinamento para a classificação de ambas as imagens. As diferenças encontradas nestes valores entre as duas imagens se devem exclusivamente ao tamanho do pixel.

O índice de similaridade topológica se mostrou mais eficaz para comparar a classificação das imagens de satélite com a classificação da ortofoto, que está sendo utilizada como parâmetro de validação dos resultados. Embora aspectos como a diferença de área entre a classificação das imagens de satélite e da ortofoto, e a área de sobreposição entre as classes não sejam em si parâmetros consistentes para comparar as classificações, todos forneceram indícios de que a classificação da imagem não fusionada se assemelharia mais à classificação da ortofoto.

O parâmetro geométrico que melhor expressa o grau de similaridade entre os polígonos é o percentual de sobreposição entre as classes, pois considera a área sobreposta em cada classe, normalizada pela sua área total. Confirmando a tendência observada nos demais parâmetros analisados no índice de similaridade topológica, a classificação da imagem sem fusão é a que apresentou o maior grau de similaridade em relação à classificação da ortofoto. Contudo, é importante ressaltar que os valores do índice encontrados para a imagem fusionada ficaram muito próximos aos valores encontrados para a imagem sem fusão.

#### 4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As ferramentas de processamento digital de imagens apresentaram grande potencial de manipulação de dados brutos, como as imagens de satélite, da forma como são disponibilidades, e a ortofoto, permitindo, por meio dos procedimentos adotados, melhorar a qualidade do produto final

O empilhamento das bandas em duas etapas, formando dois *datasets* com três bandas cada, para depois serem empilhados novamente, se mostrou uma estratégia eficaz para possibilitar o uso de algoritmos de fusão que permitem a execução do procedimento em imagens com até três bandas, e ainda assim manter no produto final uma quantidade de bandas superior a três, possibilitando uma classificação com maior quantidade de informação espectral.

O mosaico realizado pelo método *Feathering*, disponível no *software* Envi, foi o que apresentou os melhores resultados em comparação aos outros métodos avaliados, *Mean* e *Seamline*, ambos implementados no *software* ArcGIS, pois foi o único que não deixou cicatrizes de mosaicagem no produto gerado. Os outros dois métodos deixaram na imagem mosaicada indícios da realização do procedimento, uma vez que, devido à diferença de radiometria entre as imagens, ficou evidente a área em que as mesmas se sobrepõem, no caso do método *Mean*, e o limite entre ambas, no caso do método *Seamline*.

Para a realização dos testes de fusão, foi necessário realizar a degradação radiométrica da imagem, convertendo-a do formato *integer* para o formato *byte*, devido aos algoritmos que trabalham no sistema de cores RGB, apresentando suporte para 8 bits apenas. De todos os algoritmos de fusão que foram avaliados, a fusão pelo método Brovey foi a que apresentou os resultados mais satisfatórios, com as cores da imagem fusionada muito parecidas com as cores da imagem original. Nos demais métodos, IHS, *Principal Components* e Gram-Schmidt, o produto resultante da fusão apresentou aspecto visual muito destoante em relação à imagem sem fusão. O método *CN Spectral Sharpening* foi descartado da análise devido à impossibilidade de definição de *wavelengths* para as imagens.

Os índices de acurácia gerados a partir da matriz de confusão – kappa e Exatidão Global – não podem ser utilizados como parâmetros de comparação para avaliar o quão similar em relação à classificação da ortofoto foram as classificações das imagens de satélite, uma vez que estes dados servem, em última análise, para avaliar o desempenho da fase de seleção das amostras, e de acordo com a metodologia deste trabalho, as amostras de treinamento foram as mesmas para todas as classificações realizadas. Diante disso, o índice de

similaridade topológica se mostrou o método mais eficaz para comparar a classificação das imagens de satélite com a classificação da ortofoto.

De acordo, então, com os dados gerados por este índice, os polígonos resultantes da classificação da imagem sem fusão foram os que apresentaram o maior grau de similaridade topológica em relação aos polígonos gerados a partir da classificação da ortofoto. Este resultado contraria a hipótese levantada no início do trabalho e permite afirmar que a técnica de fusão não apresenta melhorias para a classificação final das imagens de satélite. Assim, o proveito que esta técnica apresenta seria apenas no campo visual, deixando as imagens com aspecto mais nítido, podendo até favorecer a identificação e demarcação de alvos manualmente, mas para fins de classificação automática, este procedimento pode ser dispensado, poupando tempo de processamento.

Apesar disso, cabe também considerar que os valores do índice encontrados para a classificação da imagem sem fusão foram apenas ligeiramente maiores que os valores encontrados para a classificação da imagem fusionada. Diante disso, pode-se questionar se este índice é realmente significativo para fazer uma afirmação como a que foi feita no parágrafo anterior.

Fatores como a baixa quantidade de classes consideradas no mapeamento, e o fato da área de estudo ser relativamente homogênea, isto é, apresentar baixa quantidade de alvos a serem discriminados, favorecendo a distinção entre os mesmos, podem ter influenciado a geração de resultados próximos, considerando as duas imagens, para o índice de similaridade topológica.

Sugere-se, portanto, a continuidade de estudos desta natureza, porém, em áreas que apresentam cobertura do solo mais diversificada, possibilitando a utilização de um número maior de classes, para averiguar a significância do índice de similaridade topológica em análises deste tipo. Caso seja constatada baixa significância para este índice, sugere-se a busca de novos métodos, mais eficazes para avaliar os benefícios da técnica de fusão na classificação automática de imagens.

## REFERÊNCIAS

- ADAMI, M. et al. Fusão de imagens por IHS para melhorar a identificação de uso do solo em elementos amostrais. **Eng. Agríc.**, Jaboticabal-SP, v. 27, n. 2, p. 529-536, mai./ago. 2007.
- AGUIAR, C. R.; BATISTELLA, D. **Análise das técnicas de fusão de imagens aplicadas ao satélite CBERS-2B (CCD-HRC)**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Foz do Iguaçu-PR: INPE. 2013. p. 2188-2192.
- AMARAL, M. V. F. et al. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélites para o mapeamento de estádios de sucessão florestal. **R. Árvore**, Viçosa-MG, v. 33, n. 3, p. 575-582, mai./jun. 2009. ISSN 1806-9088.
- BERNARDI, H. V. F. et al. **Classificação digital do uso do solo comparando os métodos “pixel a pixel” e orientada ao objeto em imagem QuickBird**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis-SC: INPE. 2007. p. 5595-5602.
- BOLFE, É. L. et al. Avaliação da classificação digital de povoamentos florestais em imagens de satélite através de índices de acurácia. **R. Árvore**, Viçosa-MG, v. 28, n. 1, p. 85-90, jan./fev. 2004. ISSN 1806-9088.
- CAMPOS, A. R. et al. **Classificação orientada a objeto para mapeamento do uso e cobertura do solo do município de Rio Acima - MG: por crescimento de regiões e por extração de objetos**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Foz do Iguaçu-PR: INPE. 2013. p. 8035-8042.
- CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. 2. ed. New York: Taylor & Francis Group, 2009.
- CRÓSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas-SP: UNICAMP, 1992.
- FERREIRA, E.; DANTAS, A. A. A.; MORAIS, A. R. **Exatidão na classificação de fragmentos de matas em imagem do satélite Cbers-CCD, no município de Lavras, MG**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis-SC: INPE. 2007. p. 887-894.
- FREITAS, D. M. et al. **Fusão de Imagens Cbers-CCD com Cbers-HRC para obter uma melhor interpretação das sub-regiões e áreas antrópicas do Pantanal**. Simpósio de Geotecnologias no Pantanal. Corumbá-MS: EMBRAPA. 2009. p. 412-421.
- JENSEN, J. R. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. 3. ed. Califórnia: Prentice Hall, 2005.
- LEÃO, C. et al. **Avaliação de métodos de classificação em imagens TM/Landsat e CCD/CBERS para o mapeamento do uso e cobertura da terra na região costeira do extremo sul da Bahia**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis-SC: INPE. 2007. p. 939-946.
- LUCAS, D. F.; FONSECA, B. M.; JESUS, J. R. P. **Análise espacial dos fragmentos florestais em de São Gonçalo do Rio Abaixo - MG**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Foz do Iguaçu-PR: INPE. 2013. p. 2921-2927.

MAGALHÃES, I. A. L. et al. Análise comparativa entre técnicas de fusão de imagens de alta resolução espacial do satélite Quickbird. **Cadernos de Geociências**, Salvador-BA, v. 8, n. 2, p. 82-91, nov. 2011. ISSN 2238-4960.

MENESES, P. R. Modelos de cores aplicados às imagens. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Brasília-DF: UNB, 2012. Cap. 8, p. 121-137.

NÓBREGA, R. A. D. A.; QUINTANILHA, J. A. **Automatic digital image balancing**. High Resolution Mapping from Space. Hannover: Institute for Fotogrammetry and GeoInformation. 2001.

NÓBREGA, R. A. D. A.; QUINTANILHA, J. A. Comparative analysis of automatic digital image balancing and standard histogram enhancement techniques in remote sensing imagery. **Revista Brasileira de Cartografia**, Rio de Janeiro-RJ, v. 56, n. 1, p. 55-64, jul. 2004. ISSN 1808-0936.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4. ed. São Paulo-SP: Edgard Blucher, 2010.

OLIVEIRA, T. C. et al. **Avaliação de métodos de classificação utilizando imagem Landsat-8 no mapeamento de uso e ocupação do solo**. Congresso Brasileiro de Geoprocessamento. Rio de Janeiro-RJ: [s.n.]. 2013.

PESCK, V. A.; DISPERATI, A. A.; SANTOS, J. R. Comparação de Técnicas de Fusão Aplicadas à Imagem Quickbird-2. **Floresta e Ambiente**, Seropédica-RJ, v. 12, n. 2, p. 127-134, abr./jun 2011. ISSN 2179-8087.

PINHO, C. M. D.; RENNÓ, C. D.; KUX, H. J. H. **Avaliação de técnicas de fusão aplicadas à imagem Quickbird**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Goiânia-GO: INPE. 2005. p. 4225-4232.

ROSA, P. A.; BREUNIG, F. M. **Influência da resolução espacial de imagens orbitais no mapeamento de fragmentos florestais**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. João Pessoa-PB: INPE. 2015. p. 635-642.

SOARES, R. B. et al. **Aplicação de técnica de fusão em imagens Landsat 8/ OLI**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. João Pessoa-PB: INPE. 2015. p. 4836-4843.