

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel
Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água



Dissertação

**Estudo espacial multi-resolução e espectro-temporal subpixel no mapeamento
do uso e cobertura do solo**

Aline Warnke Hipólito

Pelotas, 2017

Aline Warnke Hipólito

**Estudo espacial multi-resolução e espectro-temporal subpixel no mapeamento
do uso e cobertura do solo**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Mestra em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Rizzi

Pelotas, 2017

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

H667e Hipólito, Aline Warnke

Estudo espacial multi-resolução e espectro-temporal subpixel no mapeamento do uso e cobertura do solo / Aline Warnke Hipólito ; Rodrigo Rizzi, orientador. — Pelotas, 2017.

78 f.

Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, 2017.

1. Sensoriamento remoto. 2. EVI. 3. Landsat. 4. MODIS.
I. Rizzi, Rodrigo, orient. II. Título.

CDD : 631.521

Aline Warnke Hipólito

Estudo espacial multi-resolução e espectro-temporal subpixel no mapeamento do uso e cobertura do solo

Dissertação aprovada, como requisito parcial, para obtenção do grau de Mestra em Ciências, Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Elise Maciel, Universidade Federal de Pelotas.

Data da defesa: 03 de março de 2017.

Banca examinadora:

Prof. Dr. Rodrigo Rizzi (Orientador)

Doutor em Sensoriamento Remoto pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

Prof. Dr. Fioravante Jaekel dos Santos

Doutor em Agronomia pela Universidade Federal de Pelotas

Prof. Dr. Marcelo Peske Hartwig

Doutor em Irrigação e Drenagem pela Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz

Aos meus pais, dedico...

Agradecimentos

À Deus, por nos proporcionar a vida e a natureza com todo seu esplendor.

Aos meus pais, Carmem Regina W. Hipólito e Celso Hipólito, pelo amor, carinho e orações. Obrigada, também, por compreenderem os momentos em que não consegui estar presente com vocês.

À minha amiga Gabriela Giacomini, que caminha comigo desde a graduação, sempre me ajudando a superar as dificuldades.

Aos colegas e amigos que fiz no PPG MACSA, em especial à Gabriel Lemos e Luis Weymar Jr., que nunca mediram esforços para me ajudar.

Ao meu orientador, Prof. Rodrigo Rizzi, por toda compreensão, paciência, profissionalismo e conhecimentos compartilhados em todo o processo.

Ao Programa de Pós-graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água (MACSA) por todo o suporte proporcionado.

Aos professores do PPG MACSA que compartilharam seus conhecimentos, contribuindo para minha formação.

Ao pesquisador da Embrapa Clima Temperado Ênio Sosinski, pelo acompanhamento a visita de campo.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Rio Grande do Sul (FAPERGS) pelo financiamento à visita de campo.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo suporte financeiro concedido por meio de bolsa de mestrado.

Por fim, a todas as pessoas que de alguma forma, contribuíram para realização deste trabalho.

Resumo

HIPÓLITO, A. W. **Estudo espacial multi-resolução e espectro-temporal subpixel no mapeamento do uso e cobertura do solo.** 2017. 78f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2017.

O objetivo deste estudo foi avaliar a influência da resolução espacial de imagens de sensoriamento remoto no mapeamento do uso e cobertura do solo, bem como da porcentagem das culturas arroz e soja representadas no pixel do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) no perfil espectro-temporal do *Enhanced Vegetation Index* (EVI). Para tanto, mapearam-se 64 alvos no município de Tapes-RS durante a safra agrícola 2015/16 sobre uma imagem de alta resolução espacial (0,5m) a partir do Google Earth, cujo mapeamento foi considerado como de referência. Em seguida, tais alvos foram mapeados em um conjunto de imagens de diferentes resoluções espaciais, sejam elas: *Landsat/Enhanced Thematic Mapper plus* (ETM+) (30m), *Sentinel-2A/MultiSpectral Scanner* (MSI) (20 e 10m) e *CBERS-4/Pan* (5m). Além disso, utilizaram-se seis imagens Landsat para mapear os talhões de arroz e soja a partir de uma criteriosa interpretação visual, os quais foram avaliados em conjunto com imagens MODIS oriundas do produto de índice de vegetação (MOD13Q1) para avaliar o perfil espectro-temporal do EVI para diferentes porcentagens de tais culturas representadas no pixel do MODIS em comparação ao oriundo dos pixels puros. Para a análise espacial, os erros na estimativa de área foram de -1,9, -0,94, -0,13% e -0,18% para as imagens ETM+, MSI 20, MSI 10 e Pan, respectivamente. Em geral, os erros de mapeamento e de área diminuíram à medida que melhorou a resolução espacial da imagem e aumentou o tamanho do alvo mapeado. A porcentagem de arroz e soja representados no pixel do MODIS tem grande influência no perfil espectro-temporal, principalmente abaixo de 60%. Ademais, para o arroz, 72,7% dos pixels foram puros ou possuíram perfil espectro-temporal semelhante a estes. Já para a soja, apenas 31,1% dos pixels foram puros e mostraram perfil espectro-temporal diferentes dos demais, principalmente abaixo de 60% de presença da cultura no pixel MODIS.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto; EVI; Landsat; MODIS.

Abstract

HIPÓLITO, A. W. **Multi-spatial resolution and subpixel spectro-temporal study on land use land cover mapping**. 2017. 78f. Dissertation (master) Post Graduation Program in Soil and Water Management and Conservation, from Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2017.

The aim of this study was to evaluate the influence of the spatial resolution of remotely sensed images in land use land cover (LULC) mapping as well as the percentage of rice and soybean crops within the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor pixels in their Enhanced Vegetation Index (EVI) spectro-temporal profile. To do so, we map 64 LULC targets in the municipality of Tapes-RS during the 2015/16 crop year over a high spatial resolution image (0.5m) from Google Earth which was used as reference map. Subsequently, we map those targets over a set of images at different spatial resolution, which were: Landsat/Enhanced Thematic Mapper plus (ETM+) (30m), Sentinel-2A/MultiSpectral Scanner (MSI) (20 and 10m), and CBERS-4/Pan (5m). Besides, we map rice and soybean fields over six Landsat images through a careful visual multitemporal interpretation which were assessed with MODIS vegetation index product (MOD13Q1) images in order to evaluate the EVI spectro-temporal profile for different percentages of these crops within the MODIS pixel in comparison with pure pixels. The spatial analyses showed an overall area error of -1.9, -0.94, -0.13 and -0.18% for ETM+, MSI 20, MSI 10, and Pan images, respectively. In general, mapping and area errors decreased as the image spatial resolution improved and the target size increased. The percentage of rice and soybean within each MODIS pixel highly impacts their spectro-temporal profiles, mainly below 60%. Moreover, 72.7% of rice pixels were pure or showed spectro-temporal profile similar to pure ones. For soybean, only 31.1% of pixels were pure and showed unique spectro-temporal profile, mainly below 60% of the crop within MODIS pixel.

Keywords: Remote sensing; EVI; Landsat; MODIS.

Lista de Figuras

Figura 1 - Curva de reflectância típica de uma folha verde sadia.....	16
Figura 2 - Representação do IFOV, FOV e faixa imageada.....	20
Figura 3 - Recobrimento de órbitas completas em um dia pelo satélite Landsat (a) e no período da resolução temporal de 16 dias (b).	21
Figura 4 - Exemplo de uma imagem com diferentes níveis de quantização ou de resolução radiométrica.	22
Figura 5 - Número, largura e posicionamento das bandas espectrais dos sensores ETM+, OLI, TIRS e MSI.	23
Figura 6 - Área plantada de arroz e soja no município de Tapes, nas safras de 2006/07 até 2014/15.	32
Figura 7 - Localização da área de estudo, município de Tapes – RS, no contexto do estado do Rio Grande do Sul.	33
Figura 8 - Representação do cruzamento dos mapas de diferentes resoluções com o de referência.	36
Figura 9 - Parte do mapa temático de referência de soja (30x30m) (área verde) sob os limites dos pixels das imagens do MODIS (250x250m) e o percentual de cada pixel que é representado pela cultura, com destaque para um pixel “puro”.	41
Figura 10 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem ETM+.....	42
Figura 11 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem ETM+.....	43
Figura 12 - Alvo com maior valor de erro da área e de erro total de mapeamento nas imagens ETM+.....	43
Figura 13 - Maiores alvos mapeados na imagem ETM+ e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.....	44
Figura 14 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem MSI 20.	45
Figura 15 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem MSI 20.	46
Figura 16 - Alvos com maiores valores de erro da área para o mapeamento da imagem MSI 20.	47

Figura 17 - Alvos com maiores valores de erro total para o mapeamento da imagem MSI 20 e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.	48
Figura 18 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem MSI 10.	49
Figura 19 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem MSI 10.	50
Figura 20 - Alvos com maiores valores de erro da área, de erro total no mapeamento da imagem MSI 10 e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.	50
Figura 21 - Alvo da classe soja com erro total de mapeamento de 4,74%.	51
Figura 22 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem Pan.	52
Figura 23 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem Pan.	53
Figura 24 - Alvo da classe <i>água</i> com maior valor de erro na estimativa da área e de erro total de mapeamento.	53
Figura 25 - Alvo da classe <i>arroz</i> com o menor valor percentual de erro na estimativa da área e de erro total para o mapeamento da imagem Pan.	54
Figura 26 - Alvo da classe <i>floresta</i> com maior valor percentual de erro na estimativa da área e de erro total para o mapeamento da imagem Pan.	54
Figura 27 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para o comportamento espectral das áreas inundadas (a) e de solo preparado (b) em 8/11 e 10/12/2015. .	56
Figura 28 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para o comportamento espectral de áreas de arroz (a) e de soja (b).	57
Figura 29 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para as respostas espectrais da cultura do arroz em seu pleno desenvolvimento, com boa distinção entre os outros alvos (a e b).	57
Figura 30 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com respostas espectrais da cultura do arroz ao longo da safra.	58
Figura 31 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564 com destaque para a área de solo preparado, sem inundação (a) e área inundada (b), área ainda sem resposta espectral típica da cultura (c) e com resposta espectral desuniforme (d).	58
Figura 32 - Foto da área de soja do talhão da imagem de janeiro referente à Figura 32: soja amarela (a), soja verde (b) e soja seca (c).	59

Figura 33 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564 com destaque para a resposta espectral típica da cultura da soja (a) e distinção da resposta espectral da cultura do arroz (b).	59
Figura 34 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com respostas espectrais da cultura da soja ao longo da safra.....	60
Figura 35 - Lavoura nova de arroz (a), lavoura de arroz sendo colhida (b), lavoura de soja com capoeira (c), lavoura de soja desuniforme (d).	61
Figura 36 - Lavoura de soja em senescência (a) e mesma lavoura representada na imagem Landsat 8 (OLI) RGB 564.	61
Figura 37 - Mapa com a distribuição espacial das áreas de arroz e soja no município de Tapes-RS para a safra 2015/16.	62
Figura 38 - Perfil espectro-temporal do EVI para as culturas do arroz e da soja nos pixels “puros” da imagem do MODIS.	64
Figura 39 - Perfis espectro-temporal das diferentes faixas de porcentagens da cultura do arroz no pixel MODIS.	65
Figura 40 - Perfis espectro-temporal das faixas de porcentagens da cultura da soja no pixel MODIS.	67

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Principais características do sensor MODIS.	23
Tabela 2 - Principais características dos sensores ETM+ e OLI.	26
Tabela 3 - Sensores, resolução espacial e data de aquisição para o mapeamento das classes de UCS.	34
Tabela 4 - Composição colorida das imagens utilizadas no estudo.	35
Tabela 5 - Data de aquisição de imagens para o mapeamento da cultura do arroz e da soja e o respectivo sensor.	38
Tabela 6 - Dias Julianos e respectivas datas das imagens que compõem o produto MOD13Q1 no calendário Gregoriano. As datas referem-se ao primeiro dia do período que compõe a imagem.	40
Tabela 7 - Área das classes mapeadas nas imagens ETM+, MSI 20, MSI 10 e Pan em relação ao dado de referência.	55
Tabela 8 - Percentagem de pixels em cada faixa percentual da cultura do arroz em uma imagem MODIS.	66
Tabela 9 - Percentagem de pixels em cada faixa percentual da cultura da soja em uma imagem MODIS.	68

Lista de siglas e abreviaturas

APPs - Áreas de Preservação Permanentes
CBERS - *China-Brazil Earth Resources Satellite*
CEI - *Crop Enhancement Index*COPERNICUS - *Copernicus Open Access Hub*
ESA - *European Space Agency*
ETM+ - *Enhanced Thematic Mapper Plus*
EVI - *Enhanced Vegetation Index*
FOV - *Field of View*
GLOVIS - *Global Visualization Viewer*
IFOV - *Instantaneous Field of View*
IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IRGA - Instituto Rio Grandense do Arroz
HRC - *High Resolution Camera*
IV - Índice de Vegetação
LEGAL - Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico
LULC - *Land Use Land Cover*
MODIS - *MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*
MSI - *MultiSpectral Instrument*
NASA - *National Aeronautics and Space Administration*
NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*
NIR - *Near InfraRed*
OLI - *Operational Land Imager*
R - *Red*
RGB - *Red, Green e Blue*
REM - Radiação Eletromagnética
RL - Reserva Legal
RS - Rio Grande do Sul
SR - Sensoriamento Remoto
SIG - Sistema de Informação Geográfica
SPRING - Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas
SLC - *Scan Line Corrector*
TM - *Thematic Mapper*

UCS - Uso e Cobertura do Solo

USGS - *United States Geological Survey*

WRS 2 - *Worldwide Reference System 2*

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Hipótese	14
1.2	Objetivo geral	14
1.2.1	Objetivos específicos.....	14
2	Fundamentação teórica.....	15
2.1	Sensoriamento Remoto.....	15
2.2	Comportamento espectral dos alvos	16
2.2.1	Vegetação	16
2.2.2	Solos	18
2.2.3	Água.....	18
2.3	Resoluções.....	19
2.3.1	Resolução Espacial	19
2.3.2	Resolução Temporal	20
2.3.3	Resolução Radiométrica	21
2.3.4	Resolução Espectral.....	22
2.4	Sistemas Sensores	23
2.4.1	Sensor MODIS	23
2.4.2	Sensores ETM+ e OLI.....	25
2.4.3	Sensor MSI.....	26
2.4.4	Pan.....	27
2.4.5	Pléiades 1A	28
2.5	Mapeamento das classes de UCS	28
2.6	A cultura do arroz e da soja no município de Tapes - RS	31
3	Materiais e métodos	32
3.1	Área de estudo	32

3.2	Identificação e mapeamento das classes de UCS em imagens de SR.....	34
3.2.1	Aquisição das imagens.....	34
3.2.2	Interpretação visual das imagens.....	34
3.2.3	Análise espacial multi-resolução	35
3.3	Identificação e mapeamento do arroz e da soja em imagens	37
3.3.1	Aquisição das imagens.....	37
3.3.2	Processamento das imagens	38
3.3.3	Visita a campo.....	39
3.3.4	Análise espectro-temporal subpixel das classes arroz e soja	39
4	Resultados e discussão	41
4.1	Mapeamento das classes de UCS em imagens de SR	41
4.1.1	Mapeamento da imagem ETM+	41
4.1.2	Mapeamento da imagem MSI 20	44
4.1.3	Mapeamento da imagem MSI 10	48
4.1.4	Mapeamento da imagem Pan	51
4.2	Estimativa da área dos alvos mapeados nas imagens ETM+, MSI 20, MSI 10 e Pan	54
4.3	Mapeamento e estimativa da área plantada de arroz e soja a partir de imagens dos sensores da série Landsat	56
4.3.1	Mapeamento das áreas de arroz nas imagens Landsat.....	56
4.3.2	Mapeamento das áreas de soja nas imagens Landsat	58
4.3.3	Visita in loco	60
4.3.4	Estimativa das áreas cultivada de arroz e soja	61
4.4	Análise espectro-temporal subpixel das classes arroz e soja	63
4.4.1	Comportamento espectro-temporal do arroz e da soja	63
4.4.2	Análise espectro-temporal subpixel para cultura do arroz.....	64
4.4.3	Análise espectro-temporal subpixel para cultura da soja	66

5	Conclusões	69
6	Referências	70

1 Introdução

No cenário agrícola mundial, são grandes as pressões para o aumento da produção de alimentos nas próximas décadas, uma vez que a população global excedeu sete bilhões em 2011 e está projetada para aproximar-se de 11 bilhões até o final deste século. O aumento da agricultura ocorreu de forma tão acentuada nestes últimos anos que a extensão global das terras para cultivos atualmente está se expandindo mais rápido do que em qualquer outro momento nos últimos 50 anos. A produção global de alimentos dobrou e serão necessários cerca de um bilhão de hectares de terras adicionais, principalmente em países em desenvolvimento, para serem convertidos para a agricultura até 2050, para assim, atender demandas projetadas (LAURANCE et al., 2014).

Essa expansão agrícola gera um enorme desafio para os agricultores no que se refere a produzir em grande quantidade sem comprometer a segurança alimentar nem a preservação do meio ambiente. A exploração agrícola em grande escala, a exemplo da cultura do arroz e da soja, pode acarretar em sérias interferências ambientais. A falta de planejamento das áreas de plantio, a utilização inadequada dos recursos naturais, o uso inadequado e/ou excessivo de agrotóxicos são exemplos de práticas que podem ter como consequência a degradação dos solos, o comprometimento das águas, além dos desmatamentos e da extinção da biodiversidade.

Diante do que foi exposto acima, nota-se que cada vez mais se torna necessário utilizar os recursos disponíveis que possibilitem uma atividade agrícola consciente e que, além de buscar a alta produtividade, esteja engajada com as preocupações ambientais discutidas na atualidade. Nessa perspectiva, as geotecnologias surgem como uma alternativa promissora no monitoramento ambiental e da atividade agrícola. É o caso do Sensoriamento Remoto (SR), que, segundo Jensen (2011), é a arte e a ciência de obter informação sobre um objeto sem estar em contato físico direto com este. A qual oferece informação espacial, espectral e temporal, podendo ser usada para medir e monitorar importantes características biofísicas (os diferentes recursos naturais como a água, os solos, rochas e a vegetação) ou de uso e cobertura da Terra, em diferentes escalas e frequências.

Em regiões de intensa atividade agrícola, o mapeamento através do SR tem uma grande utilidade para fins de planejamento ambiental e da produção, uma vez que permite avaliar e monitorar a dinâmica das culturas agrícolas no espaço e no tempo. Conforme Rosa (2003), dentre as vantagens de se utilizar o SR para o mapeamento do uso do solo é que as informações podem ser atualizadas com certa frequência, devido à característica de repetitividade de aquisição de imagens. Já para o monitoramento ambiental, a ferramenta permite a obtenção de informações sobre as mudanças na paisagem, viabilizando a proposição de medidas que auxiliem a preservação e a manutenção do meio ambiente.

As imagens adquiridas pelos sensores a bordo dos satélites da série Landsat são possivelmente as mais utilizadas em pesquisas e trabalhos que envolvem mapeamentos desta natureza, já que sua resolução espacial de 30 x 30 m permite a identificação e a delimitação dos alvos presentes na paisagem, como talhões agrícolas (RIZZI; RUDORFF, 2005). Entretanto, a disponibilidade de novos sensores com diferentes resoluções espaciais abre espaço para estudos que objetivem avaliar a capacidade das imagens, tanto aquelas padrão Landsat quanto as de maior ou menor resolução espacial, na delimitação visual de fragmentos da paisagem em diferentes formatos e dimensões. Uma vez que o tamanho do alvo pode interferir diretamente na capacidade do sensor em identificá-lo e mapeá-lo, principalmente à medida que se utilizam imagens de resolução espacial mais grosseira.

Especificamente no que tange ao mapeamento de cultivos agrícolas, os estudos já envolvem as imagens adquiridas pelo sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*) (HUETE et al., 1999), a bordo dos satélites Terra e Aqua, principalmente pela sua alta frequência de observação. Isto permite o desenvolvimento de metodologias que utilizam não a identificação visual dos alvos em uma ou algumas imagens, mas o comportamento espectral dos cultivos ao longo de toda a safra agrícola para definir a que classe pertence um pixel a partir do seu perfil temporal (RUDORFF et al., 2007; RIZZI et al., 2009; GUSSO et al., 2012). Contudo, a alta frequência temporal do MODIS implica em imagens de resolução espacial grosseira (250 x 250 m). Nestes casos, muitas vezes um pixel é representado por mais de uma classe de Uso e Cobertura do Solo (UCS), o que pode comprometer a qualidade do mapeamento.

1.1 Hipótese

Uma vez que o mapeamento das classes de UCS a partir do SR pode fazer uso tanto de imagens de média e alta resolução espacial, por meio da interpretação visual e/ou classificação digital, quanto de imagens de moderada e baixa resolução espacial por meio da avaliação do perfil espectro-temporal dos alvos, sobretudo no mapeamento de cultivos agrícolas, as hipóteses do presente trabalho são:

- a) A resolução espacial tem influência na exatidão do mapeamento das classes de UCS a partir de imagens de SR.
- b) A porcentagem dos cultivos agrícolas representados no pixel de uma imagem MODIS tem influência no seu perfil espectro-temporal.

1.2 Objetivo geral

Avaliar a influência da resolução espacial de imagens de SR no mapeamento das classes de UCS e da porcentagem dos cultivos agrícolas arroz e soja, representados no pixel de uma imagem MODIS no seu perfil espectro-temporal.

1.2.1 Objetivos específicos

- a) Mapear alvos das classes de UCS, arroz, soja, corpos d'água e floresta, em imagens de diferentes resoluções espaciais;
- b) Avaliar a influência da resolução espacial na exatidão do mapeamento e da estimativa da área das classes mapeadas no item "a";
- c) Mapear e estimar a área de arroz e soja a partir da análise por interpretação visual multiespectral e multitemporal em imagens adquiridas pelos sensores da série Landsat para a safra agrícola 2015/2016, no município de Tapes;
- d) Estimar a porcentagem das classes arroz e soja em cada pixel de imagens do sensor MODIS;
- e) Avaliar o perfil espectro-temporal do índice de vegetação *Enhanced Vegetation Index* (EVI) das classes arroz e soja para diferentes porcentagens de sua concentração no pixel MODIS em comparação aos pixels "puros".

2 Fundamentação teórica

2.1 Sensoriamento Remoto

Jensen (2011) define o SR como o registro da informação das regiões do ultravioleta, visível, infravermelho e microondas do espectro eletromagnético (EEM), sem contato físico, através de instrumentos como sensores e dispositivos para o processamento e transmissão de dados. Já sensor remoto é um sistema capaz de detectar, medir e registrar a Radiação Eletromagnética (REM) emitida ou refletida por um determinado alvo, geralmente a superfície terrestre. A utilização do SR é muito ampla, abrangendo várias áreas de conhecimento, por exemplo, geologia, hidrologia, pedologia, ambiental, agricultura, uso da terra, oceanologia, geografia, meteorologia, entre outras.

Embora a literatura seja muito variada quanto às formas e critérios de definição de sensoriamento remoto pelos diferentes autores, o princípio parte de que o SR é uma técnica de obtenção de informações dos objetos sem que haja um contato físico entre estes e o sensor. A partir das diferentes definições para SR, é consenso que todo o processo de aquisição e de análise, dá-se pelo entendimento da interação da REM com os alvos imageados.

A REM é o meio pelo qual a informação é transferida do objeto ao sensor (NOVO, 2010). Portanto, a REM que se propaga pelo espaço vazio, como a luz solar, é uma forma de onda e uma forma de energia (MENESES; ALMEIDA, 2012), ou ainda, definida por Novo (2010), como uma forma dinâmica de energia que se manifesta a partir de sua interação com a matéria.

A definição e o entendimento de onda e energia são de extrema importância para o SR, pois é através destes dois conceitos que se podem explicar as características dos objetos observados nas imagens. Este comportamento duplo da REM é formulado pelos modelos ondulatório (onda) e corpuscular (energia) (MENESES; ALMEIDA, 2012).

2.2 Comportamento espectral dos alvos

2.2.1 Vegetação

O processo de interação entre a REM e vegetação ocorre especificamente na região do visível e do infravermelho do EEM e são as folhas os principais agentes desta interação. Esse processo depende de fatores químicos (pigmentos fotossintetizantes e água) e estruturais (organização dos tecidos das folhas) que podem ser estudados a partir dos processos de absorção, transmissão e reflexão da REM. O comportamento espectral da vegetação leva em consideração os fatores influentes na reflexão da radiação por folhas isoladas e dosséis. A Figura 1 apresenta uma curva de reflectância típica de uma folha verde sadia (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010).

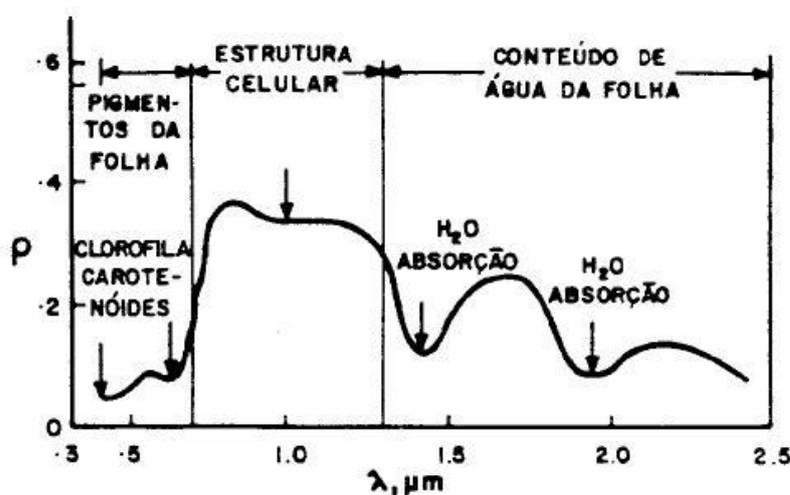


Figura 1 - Curva de reflectância típica de uma folha verde sadia.
Fonte: Novo (1989).

A forma da curva é definida por diferentes constituintes da folha, dividindo-se em três regiões espectrais: na região do visível (0,4 – 0,72 μm) a vegetação apresenta uma alta absorção da radiação incidente, promovida pelos pigmentos fotossintéticos presentes nas folhas (clorofila, carotenos e xantofilas); na região do infravermelho próximo (0,72 – 1,10 μm) ocorre uma pequena absorção da radiação e um considerável espalhamento interno da radiação da folha, a absorção da água é

geralmente baixa e a reflectância é quase constante, comparada à região do visível. Já na região do infravermelho médio (1,10 – 3,20 μm) a reflectância das folhas é afetada devido à presença da água, que absorve consideravelmente a radiação incidente (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010).

O comportamento espectral da vegetação modifica-se ao longo do seu ciclo vegetativo (NOVO, 2010). Diante disso, percebe-se a importância de explorar as variações espectro-temporais, utilizando imagens multitemporais para facilitar ou aumentar a precisão da classificação de alvos agrícolas (RIZZI; RUDORFF, 2005).

2.2.1.1 Índice de Vegetação

Um Índice de Vegetação (IV) é uma combinação dos valores de reflectância de duas ou mais bandas do EEM (geralmente as porções do vermelho e do infravermelho próximo) que guarda certa relação entre a quantidade e o estado da vegetação de um dossel. Quanto maior e mais vigorosa a sua biomassa, menor é a reflectância no vermelho e maior no infravermelho próximo e, como consequência, maior é o valor do IV. Esses índices têm como característica atenuar, em maior ou menor proporção, os efeitos da geometria de imageamento e de interferências externas, como a atmosfera e o plano de fundo do dossel (restos de vegetação e solo). Nesse trabalho utilizou-se o EVI, que, segundo Huete et al., (1999), foi desenvolvido para aprimorar a sensibilidade do sinal da vegetação em regiões com maiores densidade de biomassa e reduzir a influência do solo e da atmosfera sobre a resposta espectral do dossel. O EVI é calculado através da Equação 1:

$$\text{EVI} = 2,5 * \frac{\text{IVP} - \text{V}}{\text{IVP} + 6 * \text{V} - 7,5 * \text{A} + 1} \quad (1)$$

Em que: IVP, V e A são valores de reflectância nas bandas do infravermelho próximo, do vermelho e do azul, respectivamente.

2.2.2 Solos

O comportamento espectral dos solos depende de vários parâmetros, tais como, textura, umidade, matéria orgânica, óxidos de ferro e rugosidade superficial. Com base na reflectância espectral desses parâmetros podemos observar como os solos “aparecem” nos dados de SR.

Existe uma relação entre o tamanho das partículas e a quantidade de umidade que o solo pode armazenar. A quantidade de umidade retida na superfície do solo é função da sua textura, quanto mais fina a textura, maior a capacidade de armazenamento de umidade no solo, conseqüentemente, maior será a absorção da radiação incidente e menor será a quantidade de luz refletida ao longo da região visível e do infravermelho, principalmente nas bandas de absorção da água, na região do infravermelho médio. Da mesma forma ocorre com a quantidade de matéria orgânica no solo. Em geral, o aumento da matéria orgânica no solo diminui sua reflectância. Nos solos com presença de óxidos de ferro, ocorre aumento da reflectância na região do vermelho, o que deixa os solos avermelhados. Entretanto, ocorre a diminuição da reflectância na região do azul e do verde (JENSEN, 2011).

2.2.3 Água

O comportamento espectral da água é influenciado pelos diferentes estados físicos que ela pode apresentar na temperatura ambiente. A água em seu estado líquido apresenta baixa reflectância na região do visível, diferente do estado gasoso (na forma de nuvem), que apresenta elevada reflectância desde a região do visível até o infravermelho médio, já no estado sólido (na forma de neve), a reflectância é maior que a do estado gasoso, especificamente na região do infravermelho próximo, pois na região do infravermelho médio, há um forte declive, resultado da absorção acentuada da energia nesta região espectral (MOREIRA, 2011).

Para a água líquida, quanto menos constituintes suspensos ou dissolvidos, mais baixa é sua reflectância, pois é pequeno o nível de espalhamento e alta a transmitância. Já para a água com baixa concentração de componentes e profunda, a luz refletida diminui com a profundidade, não havendo sinal de retorno para o observador. Os componentes opticamente ativos são os constituintes que afetam o

comportamento espectral da água e podem ser formados por organismos vivos, partículas em suspensão e substâncias orgânicas dissolvidas (NOVO, 2010).

2.3 Resoluções

2.3.1 Resolução Espacial

A resolução espacial de um sensor remoto refere-se a menor área individualmente imageada pelo instrumento. Essa resolução baseia-se na projeção geométrica do campo de visada instantâneo (*Instantaneous Field of View* – IFOV) na superfície terrestre que é geralmente representada por um elemento na imagem digital, denominado pixel. Já o campo de visada (*Field of View* - FOV) define a largura da faixa imageada pelo sensor, conforme pode ser visualizado na Figura 2. Essa resolução depende da dimensão dos detectores, quanto menor o tamanho do detector menor o IFOV e menor a resolução espacial do sensor. Além de também estar intimamente ligada à distância focal do sensor, quanto maior a distância focal, menor é o IFOV, o que impacta diretamente na largura da faixa imageada, afetando a frequência do imageamento (NOVO, 2010).

Para aplicações na área agrícola e/ou ambiental, a escolha da resolução espacial vai depender do nível de detalhe que se pretende observar. Em estudos que envolvam monitoramento constante de grandes áreas, sem a necessidade de informações detalhadas, a resolução espacial do sensor pode ser mais grosseira (como a de 250 m do sensor MODIS), de modo a priorizar-se a frequência de imageamento. Já resoluções espaciais entre 10 x 10 m e 30 x 30 m são indicadas para a identificação de áreas e medição de talhões, em nível de município ou região. Estudos que requerem maior detalhe, envolvendo a observação de detalhes dentro de uma propriedade rural, por exemplo, a resolução espacial indicada é abaixo de 1 x 1 m.

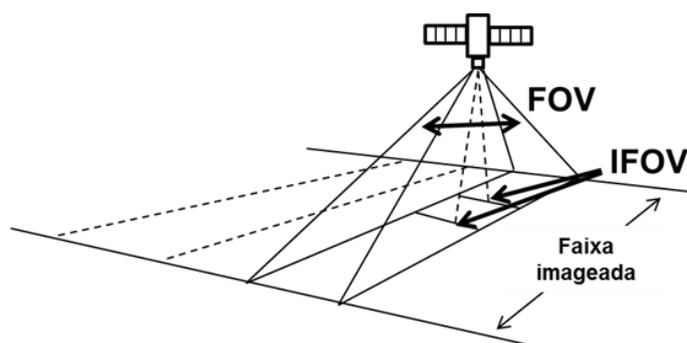


Figura 2 - Representação do IFOV, FOV e faixa imageada.

2.3.2 Resolução Temporal

A resolução temporal de um sistema de SR refere-se à frequência com que este registra uma imagem em uma área de interesse, conforme Figura 3. Alguns sistemas sensores possuem a capacidade de adquirir imagens fora do nadir (visada vertical do sensor), permitindo o imageamento de áreas localizadas à esquerda ou à direita em relação à órbita do satélite. Assim, aumentando a probabilidade de aquisição de imagens durante o ciclo fenológico de uma cultura agrícola, por exemplo (JENSEN, 2011).

Entretanto, a visada fora do nadir compromete o imageamento sistemático de uma área localizada verticalmente sob a órbita original e, assim, tais sensores não fazem a cobertura sistemática do globo terrestre. Outra forma de reduzir o tempo de aquisição de imagens de uma determinada área é a utilização de um conjunto de satélites similares (RIZZI, 2004). Por exemplo, o sistema RapidEye, composto por cinco satélites de SR idênticos, possui alta capacidade de revisita.

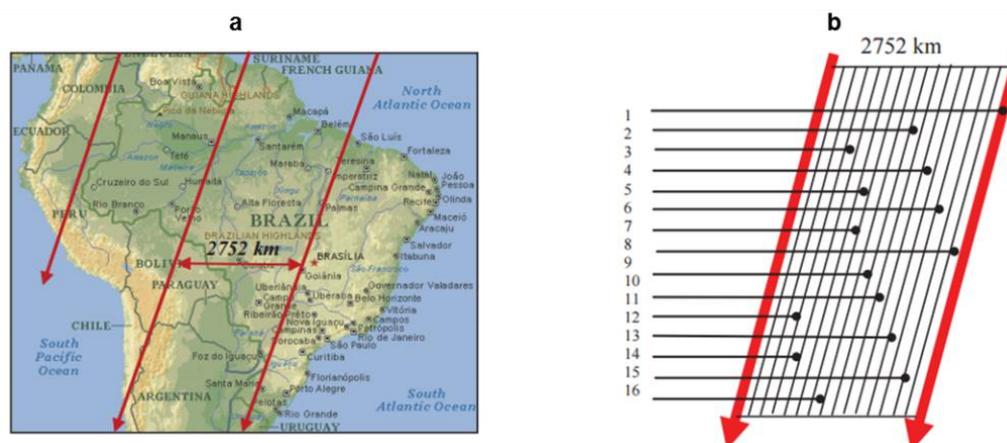


Figura 3 - Recobrimento de órbitas completas em um dia pelo satélite Landsat (a) e no período da resolução temporal de 16 dias (b).
Fonte: Meneses; Almeida (2012).

2.3.3 Resolução Radiométrica

A resolução radiométrica é a sensibilidade de distinguir variações no nível de energia refletida, emitida ou retroespalhada pelo alvo sensoriado e que é detectada pelo sistema sensor (NOVO, 2010). Segundo Jensen (2011), a resolução radiométrica também é chamada de nível de quantização. Para o autor, uma alta resolução radiométrica, aumenta a probabilidade de que os alvos sejam avaliados com mais exatidão pelo usuário.

Para a resolução radiométrica, usa-se a equação 2^n para identificar o nível de quantização do referido sensor, em que “n” é o número de bits (MOREIRA, 2011). Por exemplo, um sensor com uma resolução radiométrica de 12 bits tem a capacidade de discriminar até 4.096 (2^{12}) intensidades de energia. Assim, quanto maior for esta capacidade, maior será a resolução radiométrica do sensor (NOVO, 2010). A Figura 4 exibe uma imagem em diferentes níveis de quantização.

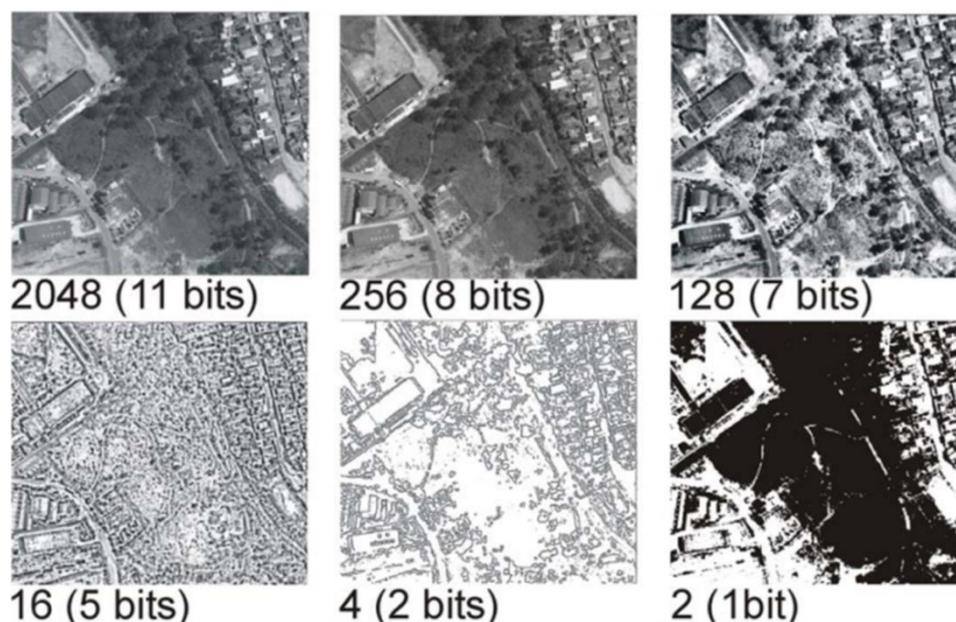


Figura 4 - Exemplo de uma imagem com diferentes níveis de quantização ou de resolução radiométrica.

Fonte: Melo (2002).

2.3.4 Resolução Espectral

A resolução espectral diz respeito ao tamanho dos intervalos de comprimentos de onda específicos, denominados de bandas ou canais, no espectro eletromagnético, aos quais o sensor é sensível (JENSEN, 2011). A resolução espectral está ainda relacionada ao número de bandas espectrais de cada sensor remoto.

Moreira (2011) ressalta que o número de bandas espectrais não é sinônimo de melhor resolução espectral, o que se tem é um sistema multiespectral que registra a energia em múltiplas bandas do espectro eletromagnético, ou seja, um sensor poderá ter diferentes resoluções espectrais. Então, essa resolução está intimamente ligada à largura da faixa do EEM de atuação de cada banda do sensor. Na Figura 5 observa-se as diferenças entre sensores ETM+, OLI, TIRS e MSI, no que diz respeito ao número, largura e posicionamento das bandas espectrais.

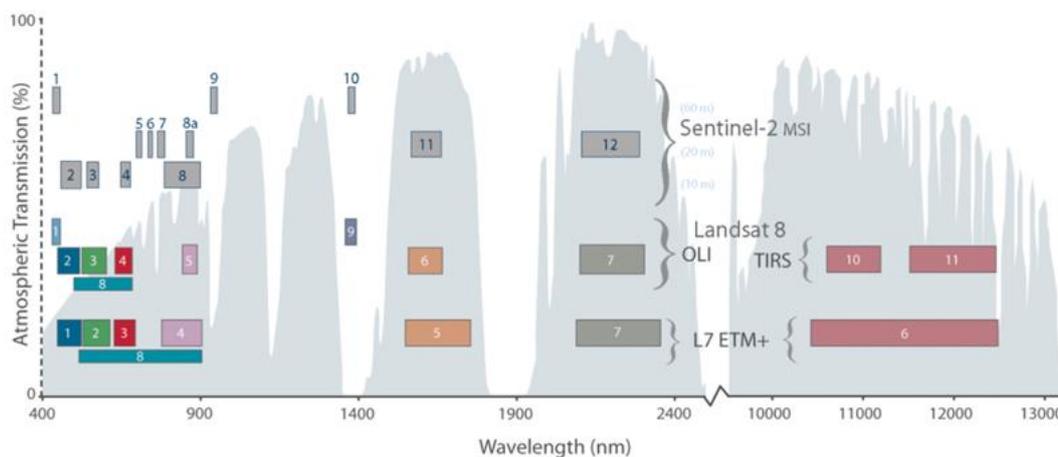


Figura 5 - Número, largura e posicionamento das bandas espectrais dos sensores ETM+, OLI, TIRS e MSI.

Fonte: NASA (2016).

2.4 Sistemas Sensores

2.4.1 Sensor MODIS

O sensor MODIS (*MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer*) encontra-se a bordo dos satélites Terra e Aqua, lançados pela NASA em 18 de dezembro de 1999 e 4 de maio de 2002, respectivamente. Esse sensor possui capacidade de fornecer imagens da reflexão diurna e emissão diurna/noturna a cada dois dias de qualquer ponto da Terra (um dia para latitudes acima de aproximadamente 30°), com uma faixa de imageamento de 2.330 km. Tem resolução radiométrica de 12 bits, 36 bandas espectrais e uma resolução espacial de 250 x 250 m (bandas 1 e 2), 500 x 500 m (bandas 3 e 7) e 1 x 1 km (bandas 8 a 36). As bandas e suas aplicações estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Principais características do sensor MODIS.

Banda	Resolução Espectral (μm)	Resolução Espacial (m)	Utilidade da banda
1	0,62-0,67	250 x 250 m	Classificação de cobertura da Terra, absorção por clorofila, mapeamento do índice de área foliar
2	0,841-0,876	250 x 250 m	
3	0,459-0,479	500 x 500 m	Propriedade da Terra, nuvens e aerossóis
4	0,545-0,565	500 x 500 m	
5	1,230-1,250	500 x 500 m	

6	1,628-1,652	500 x 500 m	
7	2,105-2,155	500 x 500 m	
8	0,405-0,420	1 x 1 km	
9	0,438-0,448	1 x 1 km	
10	0,483-0,493	1 x 1 km	
11	0,526-0,536	1 x 1 km	
12	0,546-0,556	1 x 1 km	Cor dos oceanos, fito plâncton, biogeoquímica
13	0,662-0,672	1 x 1 km	
14	0,673-0,683	1 x 1 km	
15	0,743-0,753	1 x 1 km	
16	0,862-0,877	1 x 1 km	
17	0,890-0,920	1 x 1 km	
18	0,931-0,941	1 x 1 km	Vapor d'água atmosférico
19	0,915-0,965	1 x 1 km	
20	3,600-3,840	1 x 1 km	
21	3,929-3,989	1 x 1 km	Temperatura de superfície de nuvem
22	3,929-3,989	1 x 1 km	
23	4,020-4,080	1 x 1 km	
24	4,433-4,498	1 x 1 km	
25	4,482-4,549	1 x 1 km	Temperatura atmosférica
26	1,360-1,390	1 x 1 km	Nuvens Cirrus
27	6,535-6,895	1 x 1 km	
28	7,175-7,475	1 x 1 km	Vapor d'água
29	8,400-8,700	1 x 1 km	
30	9,580-9,880	1 x 1 km	Ozônio
31	10,780-11,280	1 x 1 km	Temperatura de superfície de nuvem
32	11,770-12,270	1 x 1 km	
33	13,185-13,485	1 x 1 km	
34	13,485-13,785	1 x 1 km	
35	13,785-14,085	1 x 1 km	Altitude do topo das nuvens
36	14,085-14,385	1 x 1 km	

Fonte: Jensen (2011).

As imagens obtidas pelo sensor MODIS são disponibilizadas sob a forma de produtos, estes são direcionados a aplicações específicas, tais como terrestres, oceânicas e atmosféricas. O produto MOD13Q1 é muito utilizado no monitoramento da atividade agrícola, no que se refere às aplicações terrestres (RIZZI, 2004). Esse produto contém imagens compostas de 16 dias de algumas bandas espectrais e também dois IVs: o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e o EVI.

2.4.2 Sensores ETM+ e OLI

O sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+), lançado em 15 de abril de 1999 a bordo do satélite Landsat 7, foi uma evolução do sensor *Thematic Mapper* (TM), presente no Landsat 5, que ampliou as possibilidades de uso, conseguindo o aperfeiçoamento da série Landsat. O sensor ETM+ manteve a resolução espectral, melhorou a resolução espacial da banda 6 (infravermelho termal) de 120 x 120 para 60 x 60m, inseriu uma banda pancromática (8), o que permite a geração de composições coloridas com 15 metros de resolução espacial (NOVO, 2010).

O satélite Landsat 7 enviou dados completos para a Terra até 2003, quando apresentou problemas técnicos e começou a operar com o espelho corretor de linha (SLC - *Scan Line Corrector*) desligado. Desde então, as imagens continuam sendo adquiridas, mas possuem uma perda gradativa de informação do centro para as bordas da cena imageada.

O sensor *Operational Land Imager* (OLI) foi lançado em 11 de fevereiro de 2013, a bordo do satélite Landsat 8, com resolução espectral melhor que seus antecessores, causando mudanças nos intervalos espectrais de todas as bandas. Este sensor possui resolução espacial de 15 x 15 m na banda pancromática e de 30 x 30 m nas multiespectrais, além das mudanças e inovações agregadas à resolução radiométrica, que passou para 12 bits (SOARES et al., 2015). Para Kalaf et al. (2013), a resolução radiométrica do OLI é a inovação que se destaca, pois as imagens dos sensores Landsat anteriores possuíam 8 bits e isto proporciona uma maior caracterização dos alvos, contribuindo para a diminuição do efeito de sombras. Outra característica do sensor OLI é a existência de uma banda centrada no *deep blue*, que aprimora o estudo em regiões costeiras e a detecção de aerossóis.

Desde 1972, a série Landsat já coletou milhões de imagens em todo o mundo, mas a partir do funcionamento do OLI em 2013, a série Landsat passou a resolução temporal novamente de 16 para 8 dias (uma vez que os satélites operam em órbitas defasadas em 50%, no tempo), pois em 1999 os sensores TM e ETM+ começaram a funcionar simultaneamente com uma resolução temporal de 8 dias, que durou até o TM ser desativado em junho de 2013. Funcionando simultaneamente, os sensores ETM+ e OLI, aumentaram novamente a probabilidade da aquisição de imagens livres da cobertura de nuvens, melhorando para o

monitoramento fenológico da vegetação e mapeamento de diferentes tipos de cobertura do solo (QIN et al., 2015). Os sensores ETM+ e OLI são considerados de média resolução espacial (BELWARD; SKOIEN, 2014), e suas imagens são muito utilizadas no mapeamento de alvos da superfície terrestre em escala regional (LEMOS, 2016). A Tabela 2 mostra as principais características dos sensores ETM+ e OLI. Ressalta-se que o satélite Landsat 8 conta ainda com o sensor *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), contendo duas bandas posicionadas no infravermelho emitido do espectro eletromagnético.

Tabela 2 - Principais características dos sensores ETM+ e OLI.

Sensor	Bandas espectrais	Faixa espectral	Resolução espacial	Resolução temporal	Resolução radiométrica	Faixa imageada
ETM+	Banda 1	0,45 - 0,52	30 m	16 dias	8 bits	185 km
	Banda 2	0,50 - 0,60				
	Banda 3	0,63 - 0,69				
	Banda 4	0,76 - 0,90				
	Banda 5	1,55 - 1,75	60 m			
	Banda 6	10,40 - 12,50	30 m			
	Banda 7	2,08 - 2,35	15 m			
	Banda 8	0,50 - 0,90				
OLI	Banda 1	0,43 - 0,45	30 m	16 dias	12 bits	185 km
	Banda 2	0,45 - 0,52				
	Banda 3	0,53 - 0,60				
	Banda 4	0,63 - 0,68				
	Banda 5	0,85 - 0,89				
	Banda 6	1,56 - 1,66				
	Banda 7	2,10 - 2,30				
	Banda 8	0,50 - 0,68	15 m			
	Banda 9	1,36 - 1,39	30 m			

2.4.3 Sensor MSI

O sensor MSI (*Multi Spectral Instrument*) foi lançado a bordo do satélite Sentinel-2A em 23 de junho de 2015. Tem resolução espacial de 10, 20 e 60 m e sua resolução temporal nominal é de 10 dias. É considerado uma versão melhorada do sistema Landsat, mais especificamente do sensor ETM+, no que se refere às bandas espectrais, à resolução espectral e à largura da faixa de imageamento (290

km). Mas, também possui similaridades com o sensor OLI, por exemplo, a resolução radiométrica é de 12 bits (IMMITZER et al., 2016).

O sensor MSI possui 13 bandas espectrais (visível, *red-edge*, infravermelho próximo e infravermelho médio). Uma grande evolução deste sensor foi às bandas mais estreitas para melhorar a identificação das características dos alvos (ESA, 2017). Entretanto, o sensor OLI não conta com bandas posicionadas na porção do infravermelho emitido do espectro eletromagnético. A Agência Espacial Europeia (ESA) tem objetivo de lançar o Sentinel-2B em março de 2017, o que vai aumentar a frequência das observações (QIN et al., 2015).

2.4.4 Pan

O PAN é um sensor pancromático que está a bordo do satélite CBERS 4 (*China-Brazil Earth Resources Satellite – Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres*), sua faixa de imageamento é de 60 km. Por ser uma faixa mais estreita, a sua resolução temporal é prejudicada com relação aos outros sensores supracitados, pois o padrão orbital (26 dias) não permite cobrir totalmente o equador em apenas um ciclo do satélite. Portanto, este imageador é dotado de um espelho de visada lateral, objetivando cobrir faixas adjacentes ao percurso sub-satélite, para isso, são necessários dois ciclos de 26 dias, alterando sua a resolução temporal regular para 52 dias. Este é o sensor de melhor resolução espacial a bordo do CBERS 4, com a resolução espacial de 5m, sua banda (pancromática) está localizada entre 0,51 – 0,85 μm do espectro eletromagnético, dando continuidade ao imageamento em alta resolução espacial dos satélites brasileiros de SR iniciado a partir da câmara HRC (*High Resolution Camera*) do CBERS 2-B (EPIPHANIO, 2011). Com a resolução espacial mais refinada, podem ser atendidas algumas aplicações ambientais, como o a demarcação de algumas áreas de Reserva Legal (RL) e Áreas de Preservação Permanente (APPs), desde que não necessitem da informação multiespectral para sua identificação e que o tamanho do alvo e a precisão requerida ao mapeamento sejam compatíveis à resolução espacial deste sensor.

2.4.5 Pléiades 1A

Lançado em 17 de dezembro de 2011, o Pléiades 1A foi o primeiro satélite a ser lançado para a criação da constelação Pléiades. O Pléiades 1A adquire imagens de alta resolução espacial, sendo 0,5 m em uma banda pancromática e 2 m em quatro multiespectrais (visível e infravermelho próximo). A largura da faixa imageada é de 20 km, sua resolução radiométrica é de 12 bits, mas sofre variação dinâmica por pixel. Junto do sensor Pléiades 1B, lançado em 2 de dezembro de 2012, o tempo de revisita é de 2 dias. Permite cinco modos diferentes de imageamento: multi-alvo, mosaico, estéreo, triestéreo e feições lineares (GLEYZES et al., 2012).

Este sensor tem a capacidade de extrair dados 3D a partir de suas imagens. Os dados estéreos podem ser adquiridos durante uma única passagem, através de uma disposição apropriada para frente, nadir e para trás do sensor, capaz de adquirir até três imagens para uma área. Estas três imagens são denotadas como conjunto de dados triestéreo (RAGGAM, 2006).

2.5 Mapeamento das classes de UCS

O mapeamento das classes de UCS é de grande importância para que se possa entender a organização espacial de uma determinada região, podendo ajudar na tomada de decisões visando a preservação do meio ambiente, pela aplicação da legislação ambiental vigente ou por permitir estudos que visam o impacto da mudança da paisagem nos processos erosivos, no ciclo hidrológico e do carbono, entre outros.

Vários estudos são realizados com o objetivo de avaliar o estado atual e monitorar a mudança das classes de UCS a partir de dados multiespectrais e multitemporais de SR. Os mapas gerados são também fundamentais quando o foco dos estudos são avaliações de impactos ambientais decorrentes de atividades antrópicas ou a expansão de cultivos agrícolas em uma determinada região (WEYMAR JR., 2016).

As imagens adquiridas pelos sensores da série Landsat são umas das mais utilizadas em pesquisas envolvendo o monitoramento da atividade agrícola e para

mapear as classes de UCS, pois sua resolução espacial permite a delimitação dos talhões agrícolas de grandes culturas e outros alvos como, por exemplo, estradas, áreas de floresta, pastagem natural e corpos d'água, em nível regional (RIZZI; RUDORFF, 2005).

Weymar Jr. e Rizzi (2015) a partir do mapeamento por meio das imagens adquiridas pelos satélites da série Landsat, mapearam 27.100 ha de soja no município de Aceguá – RS, para safra 2013/2014. Enquanto Lemos e Rizzi (2015), mapearam 12.726 ha de soja no município de Ulha Negra – RS, para safra de 2005/2006. Segundo Coelho et al. (2014), em uma bacia hidrográfica localizada na região semiárida do estado de Pernambuco, a partir de três imagens da série Landsat (anos 1991, 2000 e 2010), foi feita uma análise espaço-temporal detalhada da dinâmica do UCS e observaram que durante o período estudado o UCS desta bacia passou por uma grande transição, com a substituição das áreas de vegetação nativa da caatinga por áreas de pastagem e agricultura.

Especificamente para o mapeamento das culturas agrícolas, a grande cobertura de nuvens torna-se um limitante, pois dificulta à obtenção de várias imagens ao longo da safra para grandes regiões, dada a baixa resolução temporal do sistema Landsat, o que dificulta o mapeamento agrícola de forma regular em grandes regiões. Weber et al. (2007) mapearam através de imagens Landsat uma área total de arroz irrigado de 724.910,58 ha, correspondente a 73% da área total cultivada com a cultura no Estado na referida safra. Dos 71 municípios mapeados, 18 tiveram presença de nuvens nas imagens, afetando em diferentes graus o mapeamento e a estimativa da área cultivada. De acordo com Eberhardt et al. (2011), o mapeamento de culturas agrícolas baseia-se nas características particulares das culturas de interesse e da região em estudo, considerando-se, o período de máximo desenvolvimento fenológico, pois é quando as culturas estão bem caracterizadas e, portanto, melhor discriminadas nas imagens.

Lemos (2016) explica que pela análise de imagens adquiridas somente em datas em que é possível identificar as áreas de soja precocemente implantadas, as áreas semeadas mais tardiamente não serão mapeadas. Da mesma forma, o mapeamento em imagens adquiridas no final do período de cultivo possivelmente não incluirá áreas semeadas precocemente. Outros erros minimizados pela análise multitemporal são os de inclusão (áreas não-soja incluídas como soja) e os de exclusão (áreas de soja não contabilizadas) devido a semelhança espectral entre os

alvos em um determinado momento da safra, que muitas vezes só são bem discriminados pela análise de duas ou mais imagens. O mapeamento por meio de uma análise multitemporal é muito importante para que não ocorram erros e, com isso, uma baixa confiabilidade no mapeamento.

Com o desenvolvimento tecnológico, vêm sendo lançados novos sensores orbitais que aliam uma melhor resolução espacial em relação ao Landsat (até 5 m) a uma frequência de revisita mais alta, seja pela maior faixa imageada, como o sensor MSI das plataformas Sentinel-2, ou pela utilização de uma constelação de satélites dotados de sensores com características similares, como o sistema *Disaster Monitoring Constellation* (DMC) e o *RapidEye*. Teoricamente, uma melhor resolução espacial facilita a identificação e a delimitação dos alvos da superfície terrestre, pois mais pixels são utilizados para representar os alvos em comparação a imagens de sensores de resolução espacial mais grosseira. Entretanto, outras características inerentes às imagens são fundamentais para o correto mapeamento dos alvos, como a resolução e o número de bandas espectrais, que permitem utilização de diferentes composições coloridas para explorar o comportamento distinto dos alvos ao longo do EEM e também a presença de uma banda centrada na porção do infravermelho médio do EEM, que não está presente em boa parte dos sensores orbitais. Por exemplo, o sensor PAN possui alta resolução espacial (5 m), mas por possuir somente uma banda espectral que abrange desde a região do visível até a do infravermelho próximo do EEM, pode ter seu uso limitado para o mapeamento das classes de UCS.

Apesar disso, a disponibilidade de sensores de diferentes resoluções espaciais permite que sejam feitas inferências do real impacto desta na identificação e no mapeamento das diferentes classes de UCS. Uma vez que estes podem possuir formatos e tamanhos muito distintos em uma mesma região. Por outro lado, em se tratando de sensores com maior tempo de revisita e resolução espacial grosseira, como o MODIS, minimiza-se muito o problema de cobertura de nuvens, permitindo a análise espectro-temporal em grandes regiões, como um estado, através de índices de vegetação. D'Arco et. al (2005) mostraram resultados satisfatórios das classificações geradas a partir de imagens EVI e NDVI, obtendo uma qualidade de mapeamento boa e muito boa de áreas de arroz irrigado no Rio Grande do Sul, comparados a um mapa de referência.

As imagens MODIS também são utilizadas para a identificação e mapeamento de alvos a partir comportamento temporal de IVs. Porém, existem dois fatores limitantes para este tipo de imagens, algumas classes possuem perfis temporais de IV com comportamento diferente, enquanto outras exibem comportamentos semelhantes, dificultando a sua classificação, outro fator é o tamanho do pixel (250 m), ocorrendo a mistura da resposta espectral de diferentes classes (pixels "não puros"), que influencia no comportamento do perfil espectro-temporal, que conseqüentemente também influencia na classificação dos alvos (JUSTINA et. al, 2015). Isto tem particular importância em regiões os alvos têm dimensões pequenas em relação à resolução espacial do sensor e/ou formato irregular, fazendo com que muitos pixels do MODIS sejam representados por mais de um alvo. O que pode alterar consideravelmente o seu perfil espectro-temporal, levando a erros na identificação e no mapeamento das classes. Assim, o conhecimento da quantidade de pixels impuros em determinado alvo e região, bem como as diferenças no perfil espectro-temporal de tais pixels pode nortear metodologias que explorem o uso de sensores de baixa resolução espacial e alta frequência de revisita no mapeamento das classes de UCS por meio do perfil espectro-temporal dos alvos.

2.6 A cultura do arroz e da soja no município de Tapes - RS

A economia do município de Tapes está concentrada principalmente na pecuária e na agricultura, predominando a cultura do arroz irrigado por inundação (BETANHO, 2007). O Instituto Rio Grandense do Arroz (IRGA) constatou uma área plantada de 16.108 ha e uma produção de 88.948 toneladas na safra 2015/16 (IRGA, 2016), já a soja, segunda atividade agrícola mais exercida, contabilizou uma área plantada de 7.251 ha e uma produção de 17.402 toneladas na safra 2014/15 (IBGE, 2016), conforme a figura 7.

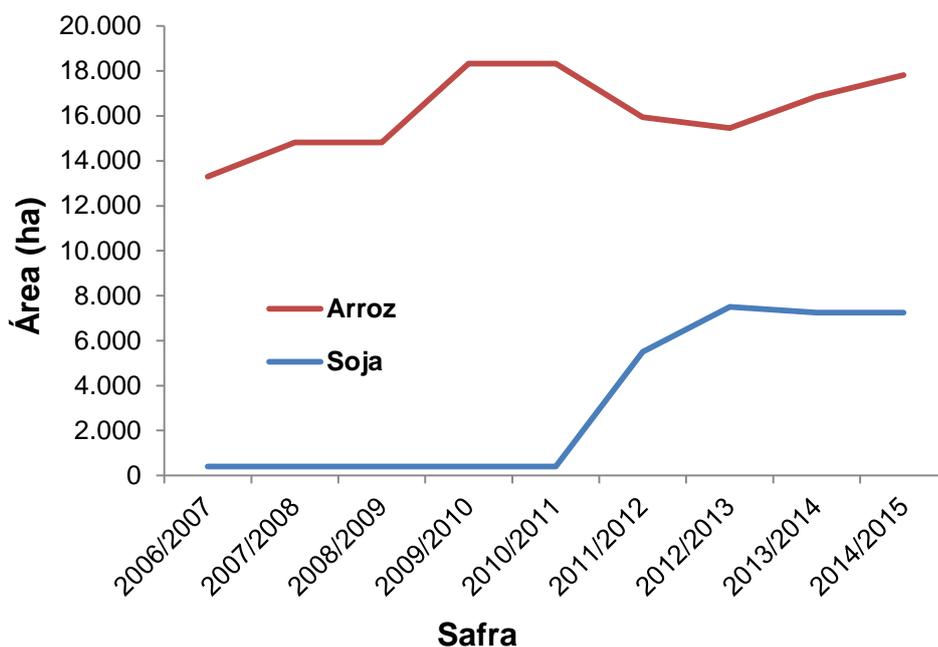


Figura 6 - Área plantada de arroz e soja no município de Tapes, nas safras de 2006/07 até 2014/15. Fonte: IBGE (2016).

A cultura do arroz é considerada a mais tradicional na região, já o cultivo da soja teve uma grande expansão territorial nos últimos anos, uma explicação para esse aumento se dá pela valorização do preço de comercialização desta leguminosa. Assim como em outras regiões do Estado do RS, a cultura do arroz compete com a soja por área de cultivo.

3 Materiais e métodos

3.1 Área de estudo

O estudo foi realizado no município de Tapes, situado no litoral da Laguna dos Patos no Rio Grande do Sul – RS (Figura 8). O município possui uma área territorial de 806.296 Km² e aproximadamente 17.390 habitantes (IBGE, 2016). As coordenadas geodésicas que delimitam a área de estudo são as Longitudes 51° 37' 57" O e 51° 15' 54" O e Latitudes 30° 28' 22" S e 30° 53' 5" S.

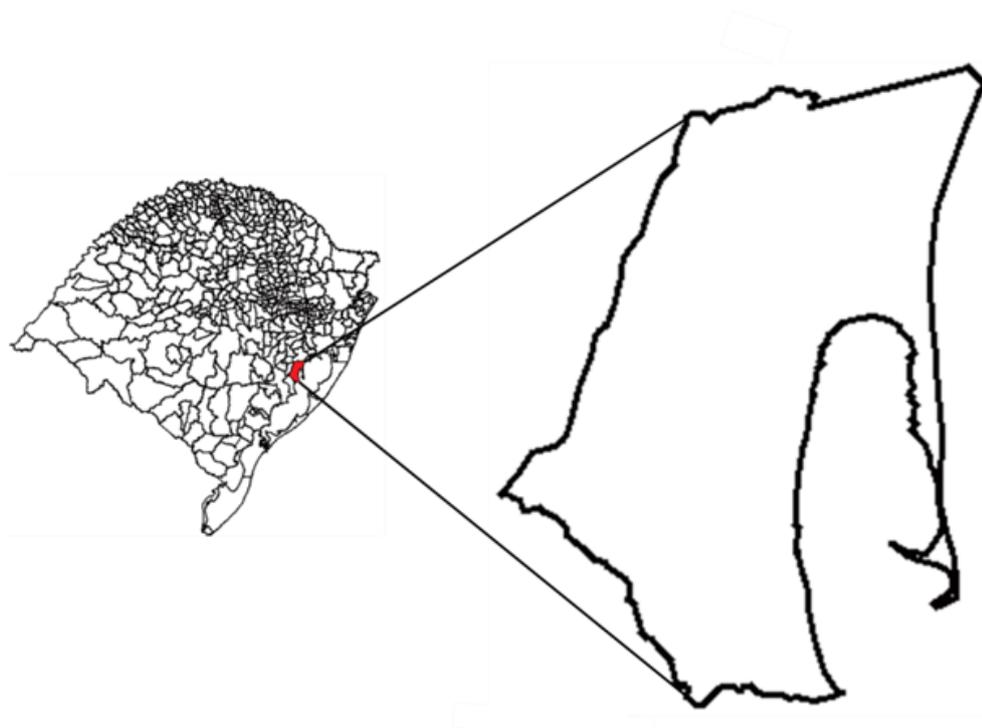


Figura 7 - Localização da área de estudo, município de Tapes – RS, no contexto do estado do Rio Grande do Sul.

As imagens utilizadas para realizar este trabalho, assim como todas as outras informações que serão posteriormente mencionadas, foram processadas pelo programa SPRING (Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas) (CÂMARA et al., 1996), na versão 5.3, disponibilizado gratuitamente pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em www.dpi.inpe.br/spring/. O SPRING é um SIG capaz de executar diversas funções, como o processamento de imagens, análise espacial, modelagem numérica de terreno e consulta a bancos de dados espaciais.

Além do processo de identificação e mapeamento que foi realizado em cada imagem, o SPRING tem a capacidade de operar dados representados sob as diferentes categorias em um projeto de um banco de dados espaciais, sejam elas do tipo temático, numérico, imagem, cadastral, rede e objeto, a partir de expressões algébricas, tais como: na linguagem LEGAL (Linguagem Espacial de Geoprocessamento Algébrico).

3.2 Identificação e mapeamento das classes de UCS em imagens de SR

3.2.1 Aquisição das imagens

Para a aquisição das imagens de SR para o mapeamento das classes de UCS foram utilizadas imagens de diferentes resoluções espaciais: dos sensores ETM+, adquiridas no *site* da instituição *United States Geological Survey* (USGS) em <http://glovis.usgs.gov>, MSI, adquirida no *site* do *Copernicus Open Access Hub* (COPERNICUS) em www.scihub.copernicus.eu e a Pan adquirida junto ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em www.dgi.inpe.br/CDSR. Buscou-se utilizar datas próximas para não ocorrer influência de alguma mudança significativa na paisagem, tais como, nível dos corpos d'água, corte de alguma floresta, mudança do estágio vegetativo ou reprodutivo das culturas do arroz ou da soja, entre outros.

Tabela 3 - Sensores, resolução espacial e data de aquisição para o mapeamento das classes de UCS.

Sensor	Resolução Espacial	Data
ETM+	30 m	07/03/2016
MSI	20 m	04/03/2016
MSI	10 m	04/03/2016
Pan	5 m	19/02/2016
Pléiades 1A	0,5 m	05/03/2016

3.2.2 Interpretação visual das imagens

Escolheram-se 64 alvos de acordo com as classes de UCS, sejam elas 19 de arroz, 14 de soja, 14 de corpos d'água e 17 de floresta, em diferentes tamanhos e formatos, os quais foram mapeados em todas as imagens dos sensores descritos na Tabela 5. Primeiramente, realizou-se o mapeamento desses alvos sobre a imagem de alta resolução espacial do sensor Pléiades 1A, a partir de sua disponibilização visual no *software Google Earth*. Aparentemente, a imagem Pléiades utilizada e acessível no Google Earth é composta somente pelas bandas da porção visível do espectro eletromagnético, cuja resolução espacial é de 2 metros. No entanto, acredita-se que a imagem em questão trata-se de uma fusão entre as bandas

multiespectrais e a pancromática, resultando em uma composição colorida normal com resolução espacial de 0,5 m. A delimitação dos alvos foi feita pela ferramenta “adicionar polígono”. Este mapa temático foi utilizado como *mapa de referência* frente aqueles oriundos das imagens das demais resoluções espaciais.

Em um segundo momento, realizou-se o mapeamento de todos os alvos nas imagens de diferentes resoluções espaciais, desde as multiespectrais ETM+ (30m), MSI (20 e 10m) e por fim a pancromática Pan (5m). A identificação foi realizada a partir de interpretação visual pré-determinada com a escolha dos alvos no mapa de referência, utilizando as bandas correspondentes ao vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio do EEM para as imagens multiespectrais – ETM+ e MSI, exceto para a imagem pancromática – Pan, que é monocromática. Tais bandas foram associadas às cores *blue* (B), *red* (R) e *green* (G), formando as composições coloridas RGB de acordo com a Tabela 4, respectivamente. Cabe lembrar que o sensor MSI possui a banda do infravermelho médio com resolução espacial de 20m (banda 11). Assim, tal banda foi reamostrada para um pixel de 10 metros para ser utilizada na composição colorida com as demais bandas desta dimensão desse sensor. Já para a composição colorida de 20 m do MSI, as bandas do vermelho (4) e do infravermelho próximo (8) foram reamostradas para um pixel de 20m. Tais reamostragem foram efetuadas no aplicativo *Sentinel Application Platform*. Neste caso, destaca-se que a delimitação dos alvos em todas as imagens deu-se a partir da representação vetorial.

Tabela 4 - Composição colorida das imagens utilizadas no estudo.

Sensor	ETM+	MSI	Pan
Composição RGB	4 5 3	8 11 4	-

3.2.3 Análise espacial multi-resolução

Após o mapeamento dos alvos nas imagens de diferentes resoluções espaciais e a produção dos respectivos mapas temáticos, o mapa de referência elaborado a partir da imagem Pléiades 1A foi utilizado como referência para a avaliação da exatidão dos mapeamentos produzidos a partir das demais imagens. Assim, cada mapa temático produzido a partir das diferentes imagens foi avaliado

em conjunto com o de referência, objetivando analisar a concordância espacial dos mapeamentos, para cada alvo (Figura 9).

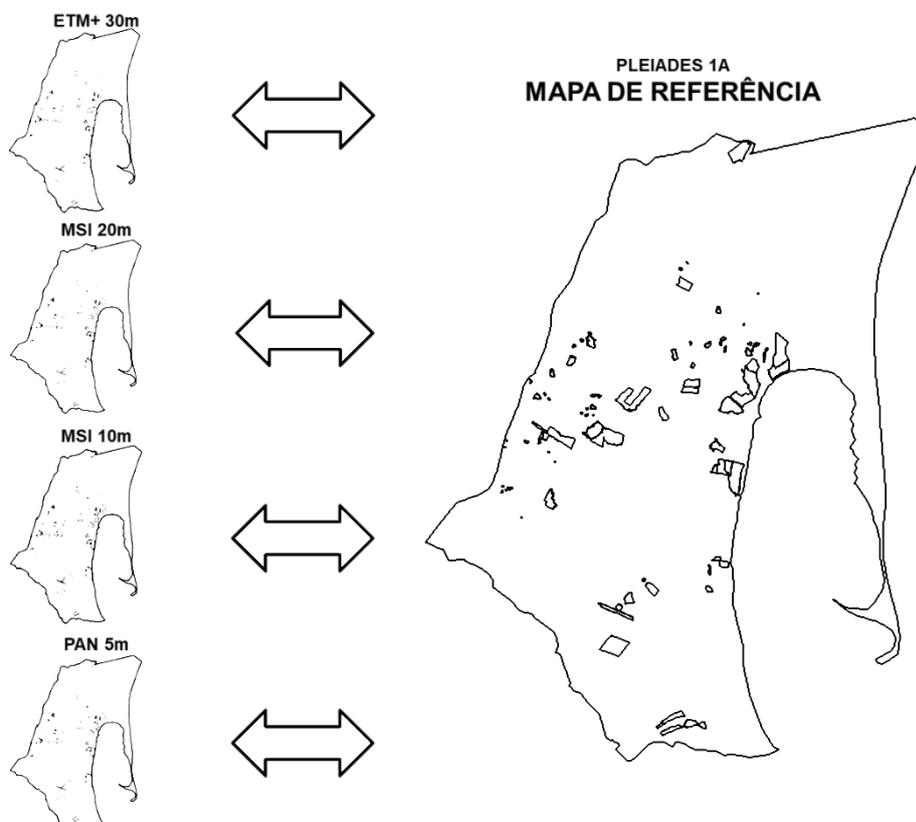


Figura 8 - Representação do cruzamento dos mapas de diferentes resoluções espaciais com o de referência.

Nesta etapa, para minimizar os erros decorrentes de eventuais falhas no registro espacial entre as imagens e o mapa de referência, alguns polígonos que representavam o mapeamento dos alvos nos mapas temáticos foram transladados de modo a coincidir seu posicionamento o mais corretamente possível. A partir do cruzamento dos mapas temáticos obtiveram-se, para cada alvo mapeado, vários parâmetros com o intuito de analisar o potencial de mapeamento de cada uma das imagens frente ao dado de referência. Neste caso, definiu-se como *acerto* quando o mapa de referência e o avaliado coincidiram espacialmente no tema do alvo mapeado; como *omissão*, quando o mapa avaliado não contemplou uma área mapeada no alvo no mapa de referência e; como *inclusão*, quando o mapa avaliado contemplou uma área em um tema e que não foi assim classificada no alvo do mapa

de referência. Em seguida, para cada alvo, calcularam-se os erros de inclusão, omissão e total de mapeamento, pelas equações 2, 3 e 4, respectivamente:

$$\text{Erro de inclusão (\%)} = \frac{\text{área de inclusão}}{\text{área de acerto} + \text{área de inclusão}} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{Erro de omissão (\%)} = \frac{\text{área de omissão}}{\text{área de acerto} + \text{área de omissão}} \times 100 \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{Erro total de mapeamento (\%)} \\ = \frac{\text{área de inclusão} + \text{área de omissão}}{\text{área de acerto} + \text{área de inclusão} + \text{área de omissão}} \times 100 \end{aligned} \quad (4)$$

Além disso, calculou-se o erro na estimativa da área do alvo, sem considerar se o alvo foi corretamente mapeado, pela Equação 5:

$$\text{Erro na estimativa da área (\%)} = \frac{\text{área estimada} - \text{área real}}{\text{área real}} \times 100 \quad (5)$$

em que, a área estimada é o valor da área obtida pelo mapeamento da imagem em questão e a área real é o valor da área obtida pelo dado de referência.

3.3 Identificação e mapeamento do arroz e da soja em imagens Landsat

3.3.1 Aquisição das imagens

Para a obtenção das imagens de SR foram utilizados os sensores ETM+ e OLI. Tais imagens foram adquiridas de forma gratuita através do *site* da USGS, como mencionado no item 3.2.1. Sua utilização conjunta propicia uma frequência de revisita de oito dias, aumentando a probabilidade da aquisição de imagens livre de

nuvens. O município de Tapes encontra-se inteiramente representado na órbita 221 ponto 81 do *World Reference System-2*.

As imagens foram adquiridas no período compreendido entre novembro e março para a safra 2015/16, de forma a abranger boa parte do calendário agrícola das culturas arroz e soja no município, desde a diferenciação das áreas de solo preparado, até o pleno desenvolvimento do dossel das plantas. Essas culturas são distinguíveis visualmente dos demais alvos principalmente durante o seu máximo desenvolvimento, em função das suas típicas respostas espectrais (RIZZI;RUDORFF, 2005; D'ARCO et al., 2006).

Adquiriram-se seis imagens, de acordo com as datas apresentadas na Tabela 3 e seus respectivos sensores. Todas as imagens adquiridas e utilizadas na identificação das culturas pertencem ao sensor OLI, com exceção da data 07/03/2016, pertencente ao sensor ETM+. Destaca-se que a falha no SLC não limitou o uso desta imagem, pois o município está localizado na porção central da órbita do Landsat, que não apresenta falhas oriundas da não utilização do SLC.

Além da escolha da safra estudada, levou-se em consideração a disponibilidade de imagens livres da cobertura de nuvens ao longo do período de crescimento e desenvolvimento destas culturas.

Tabela 5 - Data de aquisição de imagens para o mapeamento da cultura do arroz e da soja e o respectivo sensor.

Sensor	Data de aquisição das imagens
OLI	08/11/2015
OLI	10/12/2015
OLI	27/01/2016
OLI	12/02/2016
ETM+	07/03/2016
OLI	15/03/2016

3.3.2 Processamento das imagens

A identificação das culturas foi realizada a partir de uma criteriosa interpretação visual multiespectral e multitemporal das imagens, utilizando as bandas correspondentes ao vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio do espectro eletromagnético. Tais bandas foram associadas às cores *blue* (B), *red*

(R) e *green* (G), formando as composições coloridas RGB 453 e 564 para os sensores ETM+ e OLI, respectivamente. Essas bandas foram escolhidas por serem as que melhor possibilitam a diferenciação entre os alvos em estudo, destacando os talhões de soja e permitindo a identificação de áreas inundadas, no caso do arroz irrigado. Outro procedimento importante realizado foi realce por contraste sobre cada banda. Segundo Lemos (2016), é uma forma de dar maior destaque visual aos alvos de interesse, pois se concentra a distribuição das cores nos números digitais de maior resposta espectral.

O mapeamento das áreas de arroz e soja foi realizado a partir da interpretação visual da análise concomitante das várias imagens ao longo da safra, sendo que cada talhão foi inspecionado individualmente em todas as imagens e a ele sendo ou não atribuída à classe temática arroz, soja ou nenhuma, de acordo com seu comportamento espectral ao longo da safra.

3.3.3 Visita a campo

No decorrer do mapeamento, realizou-se uma visita a campo em 08/04/2015 em algumas áreas para sua identificação *in loco*, obtendo-se coordenada geodésica e a caracterização de cada lavoura por levantamentos fotográficos. Permitindo confrontar os dados preliminares, isto objetivou propiciar um melhor entendimento do ciclo da cultura e de outros alvos frente ao seu comportamento espectral e temporal e, assim, facilitar e/ou corrigir erros durante o processo de mapeamento.

3.3.4 Análise espectro-temporal subpixel das classes arroz e soja

Este processo utilizou imagens de moderada resolução espacial e alta resolução temporal adquiridas pelo sensor MODIS a bordo do satélite Terra. Tais imagens foram adquiridas no *site* da Agência Espacial Americana (NASA) em *reverb.echo.nasa.gov*, a partir do produto MOD13Q1, versão 6. Foram adquiridas 15 imagens, objetivando acompanhar todo o ciclo das culturas do arroz e da soja. As datas referem-se ao primeiro dos 16 dias de composição das imagens. Os Dias

Julianos (DJ) e as respectivas datas das imagens no calendário Gregoriano estão apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Dias Julianos e respectivas datas das imagens que compõem o produto MOD13Q1 no calendário Gregoriano. As datas referem-se ao primeiro dia do período que compõe a imagem.

Dia Juliano	Data
289	16/10/2015
305	01/11/2015
321	17/11/2015
337	03/12/2015
353	19/12/2015
1	01/01/2016
17	17/01/2016
33	02/02/2016
49	18/02/2016
65	05/03/2016
81	21/03/2016
97	06/04/2016
113	22/04/2016
129	08/05/2016
145	24/05/2016

Tais imagens foram utilizadas com o objetivo de avaliar o perfil espectro-temporal do EVI para as classes arroz e soja, para diferentes porcentagens das classes representadas no pixel do MODIS em comparação aquele obtido para os pixels “puros” de tais culturas. Neste caso, as imagens do MODIS foram associadas aos mapas temáticos de arroz e soja, produzidos no item 4.1.4. Assim, calculou-se a porcentagem das classes temáticas soja e arroz em cada pixel do MODIS. Os pixels foram então agrupados em faixas dessas porcentagens em um intervalo de 20 pontos percentuais, das quais foi extraído o perfil espectro-temporal médio. Tais perfis foram comparados ao extraído para a classe de pixels “puros”.

O conceito de “subpixel” como retratado neste documento pode ser mais bem entendido pela análise da Figura 10, que mostra uma pequena porção do mapa de referência de soja feito a partir das imagens Landsat (30x30m) sob os limites dos pixels das imagens do sensor MODIS (250x250m), além do percentual de cada pixel que é representado pela cultura.

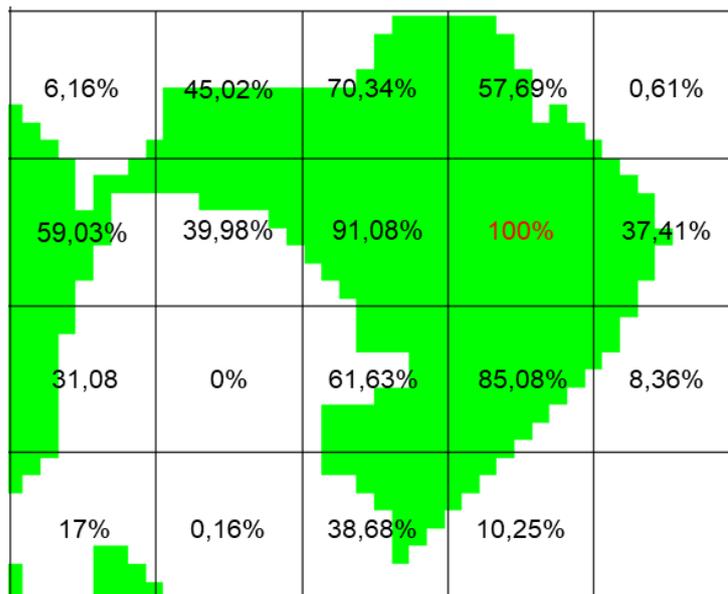


Figura 9 - Parte do mapa temático de referência de soja (30x30m) (área verde) sob os limites dos pixels das imagens do MODIS (250x250m) e o percentual de cada pixel que é representado pela cultura, com destaque para um pixel "puro" (100%).

4 Resultados e discussão

4.1 Mapeamento das classes de UCS em imagens de SR

4.1.1 Mapeamento da imagem ETM+

Os resultados de erro na estimativa da área e erro total de mapeamento de cada alvo a partir da imagem ETM+ em comparação ao dado de referência estão apresentados nas Figuras 11 e 12. Na Figura 11, um alvo da classe *floresta* apresentou um erro percentual de área elevado (102,66%). Sua área estimada via mapeamento da imagem ETM+ foi de 0,63 ha e sua área real de 0,31 ha. Esse erro deu-se provavelmente em função da área do alvo ser pequena para sua delimitação na resolução espacial de 30m do sensor ETM+, dificultando a delimitação do alvo em função deste ser representado também por pixels impuros. Além disso, a classe *floresta* geralmente tem sua sombra representada nas imagens, o que possivelmente interfere negativamente no mapeamento desta classe. Nos alvos de tamanho até 10 ha, que foram somente das classes *água* e *floresta*, o erro na estimativa da área variou entre -22 e 25%. A partir de 10 ha, tal erro variou entre -9 e

4%, sendo que a maior parte destes alvos pertence à classe *soja*. Acima de 25 ha, o erro na estimativa da área variou entre -5 e 2%.

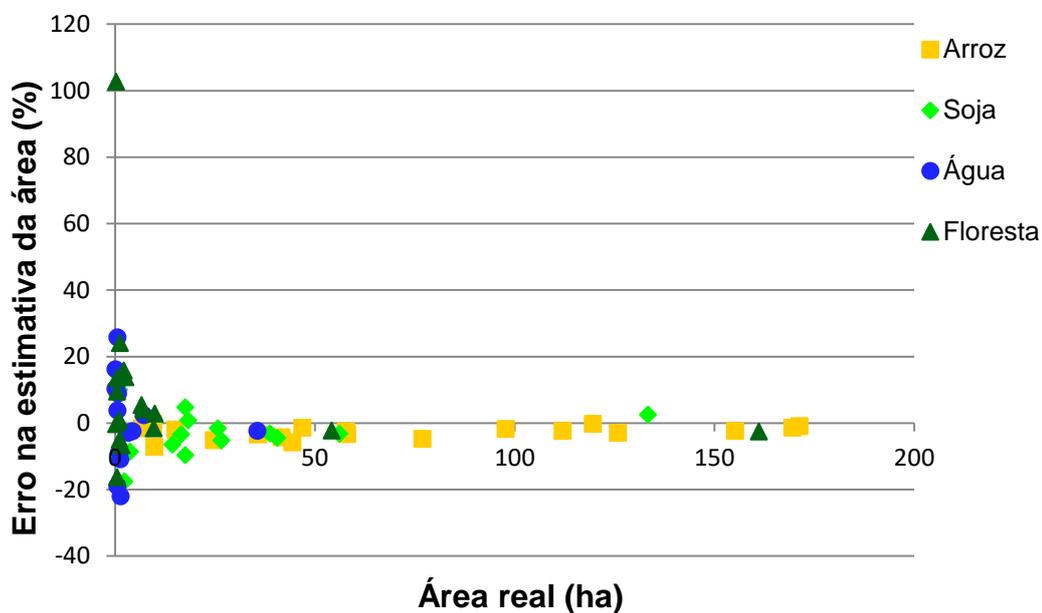


Figura 10 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem ETM+.

Na Figura 12, o mesmo alvo da classe *floresta* anteriormente citado também apresentou elevado erro percentual total do mapeamento (51,60%). Nessa classe observa-se erros elevados de omissão e inclusão, pois trata-se de alvos pequenos para o mapeamento via a resolução espacial de 30m das imagens ETM+.

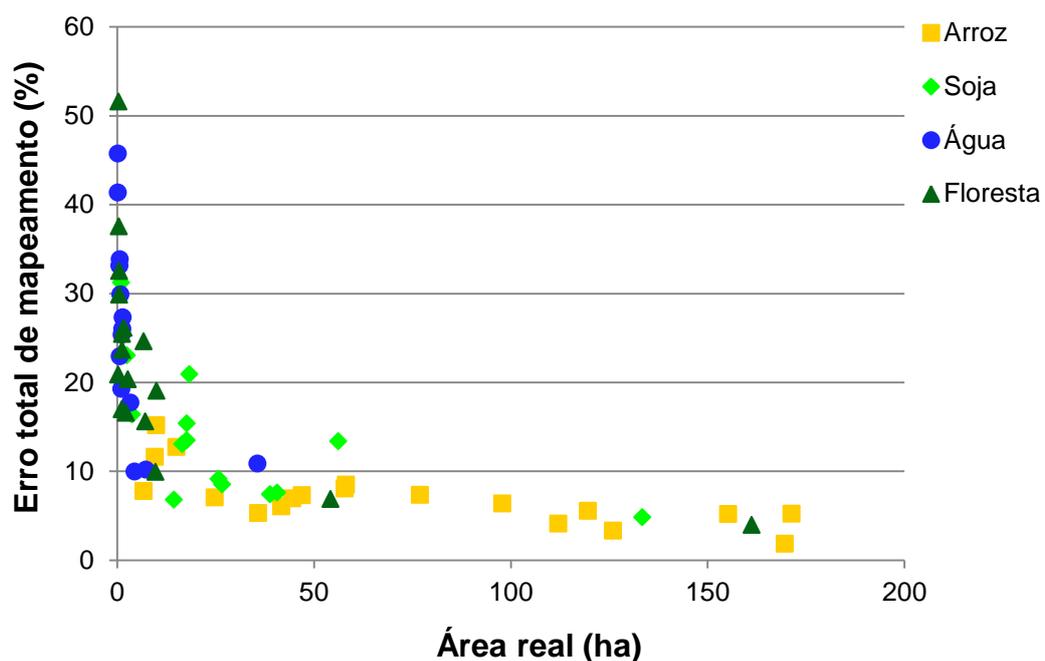


Figura 11 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem ETM+.

O mesmo alvo de floresta que apresentou erros elevados nas Figuras 11 e 12 está representado na Figura 13.

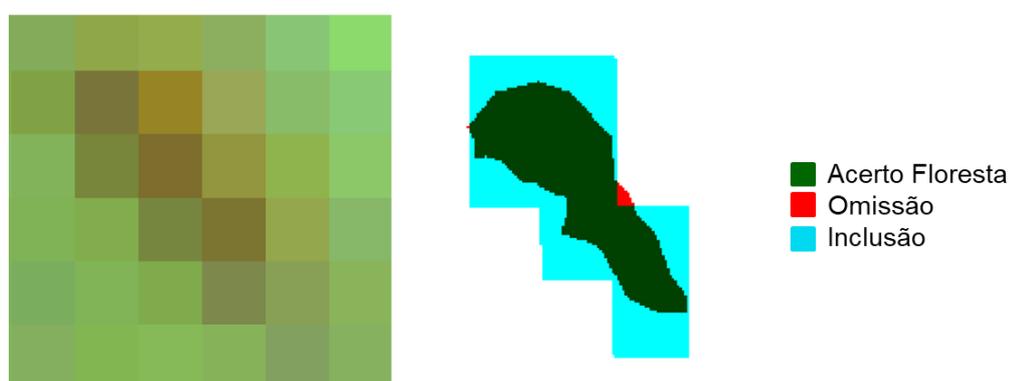


Figura 12 - Alvo com maior valor de erro da área e de erro total de mapeamento nas imagens ETM+.

Tanto o erro em área (Figura 11) quanto o erro total de mapeamento (Figura 12) tenderam a diminuir à medida que aumentou o tamanho do alvo mapeado. Apenas um alvo com área acima de 50 ha (soja) apresentou erro total de

mapeamento acima de 10%. Apesar disso, mesmo em alvos superiores a 130 ha, foram verificados erros de mapeamento da ordem de 5%.

Os dois maiores alvos mapeados foram da classe *arroz*: o primeiro teve sua área estimada pelo mapeamento na imagem ETM+ em 169,73 ha, sendo sua área real 171,35 ha (nesse caso, o erro de área foi de -0,95% e o erro total de mapeamento de 5,21%); o segundo teve sua área estimada em 167,16 ha, sendo sua área real 169,60 ha (erro de área de -1,44% e erro total de mapeamento de 1,84%). Ambos os alvos apresentaram formatos distintos, conforme mostra a Figura 14, porém, o alvo que apresentou o erro total de mapeamento maior foi o de formato mais irregular. Os dois maiores alvos expostos nas Figuras 11 e 12 estão representados na Figura 14.

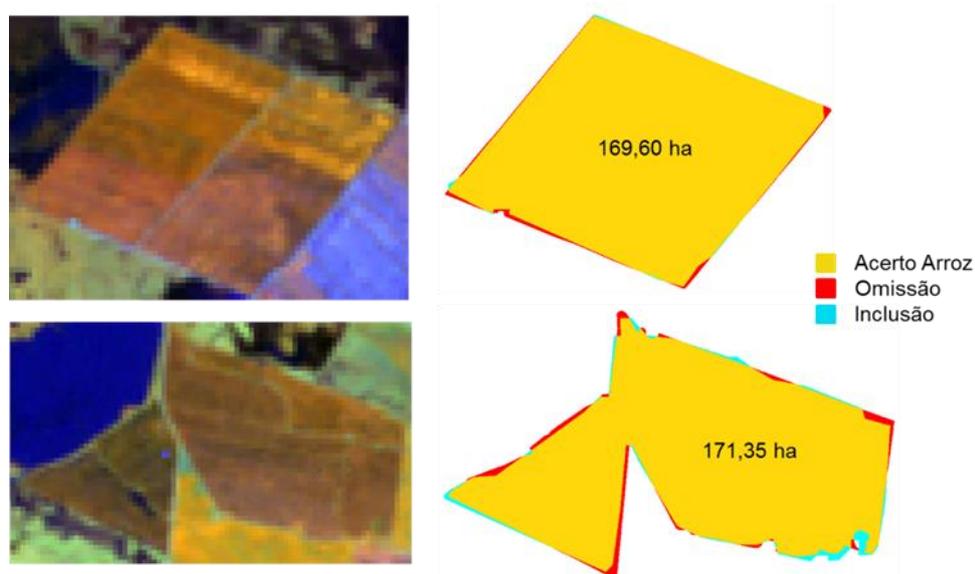


Figura 13 - Maiores alvos mapeados na imagem ETM+ e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.

4.1.2 Mapeamento da imagem MSI 20

Os resultados de erro na estimativa da área e erro total de mapeamento de cada alvo a partir da imagem MSI 20 em comparação ao dado de referência estão apresentados nas Figuras 15 e 16. Na Figura 15, dois alvos da classe *água* apresentaram erro de estimativa de área elevado, através do mapeamento da imagem MSI 20 em comparação ao dado de referência. O alvo com maior erro teve a área estimada em 0,86 ha, enquanto sua área real foi de 0,63 ha (erro de 38,28%);

o alvo com o segundo maior erro teve a área estimada em 0,45 ha, mas sua área real foi de 0,64 ha (erro de -29,73%). A causa desses erros é a mesma que ocorre no mapeamento da imagem ETM+: a pequena área do alvo dificulta o mapeamento via resolução espacial de 20m. No entanto, os erros para as áreas pequenas para a imagem MSI 20 foram relativamente menores em relação aos da imagem ETM+. Nos alvos até 16 ha, sendo a maior parte composta pelas classes *água* e *floresta*, o erro na estimativa da área variou entre -9 e 9%. A partir de 16 ha, esse erro variou entre -5 e 5%, sendo a maioria dos alvos pertencente à classe *arroz*. Acima de 40 ha, tal erro foi entre -3 e 3%.

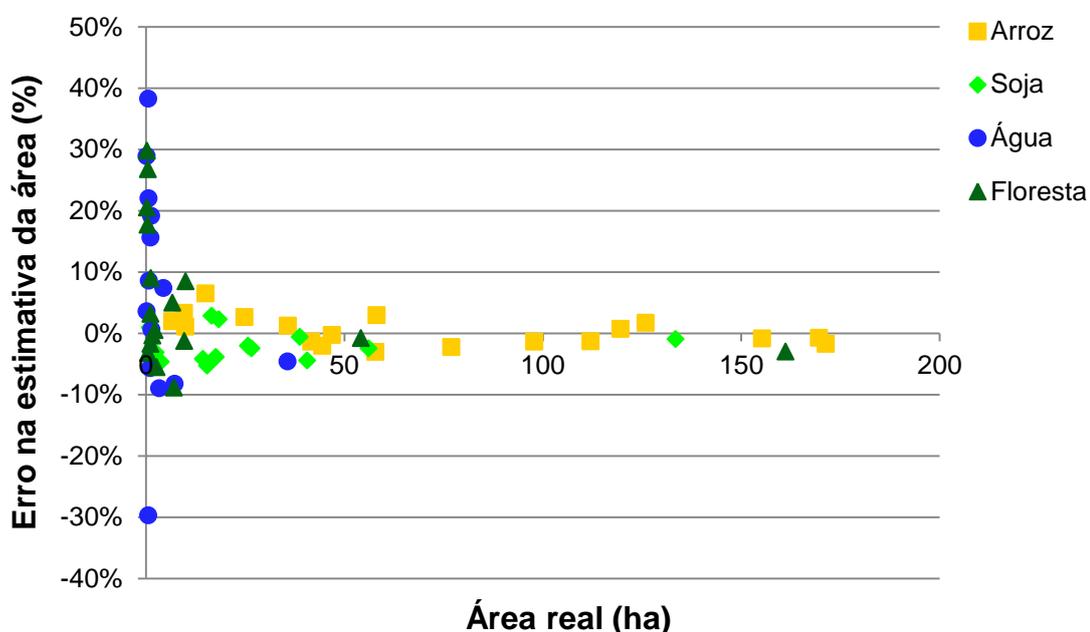


Figura 14 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem MSI 20.

Os dois maiores erros de área dos alvos da classe *água*, anteriormente citados, também apresentaram altos valores do erro total de mapeamento, que foram, respectivamente, 28,46 e 30,02%. Porém, outros três alvos apresentaram erro total de mapeamento maior. O primeiro foi outro alvo da classe *água*, com 37,15% e área real de 0,16 ha. Os outros dois alvos são da classe *floresta*, com erros de mapeamento de 32,57 e 35,19% e área real de 0,31 e 0,54%.

Apenas um alvo da classe *soja* apresentou erro total de mapeamento elevado (26,12%), cuja área real foi de 16,55 ha. Outro fator que pode induzir ao erro total de

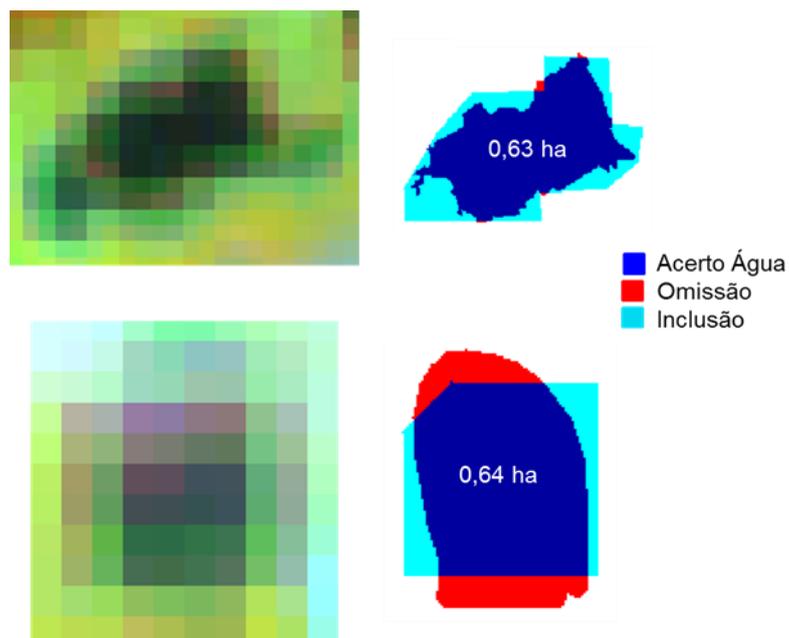


Figura 16 - Alvos com maiores valores de erro da área para o mapeamento da imagem MSI 20.

Já os alvos que apresentaram erro total de mapeamento elevado estão representados na Figura 18. Nota-se que o alvo da classe *floresta* de 0,16 ha e o alvo da classe *água* de 0,31 ha são os mesmos que apresentaram os maiores erros no mapeamento da imagem ETM+. Ambos representam alvos pequenos para a resolução espacial de 20m, fato que conseqüentemente provoca erro no mapeamento.

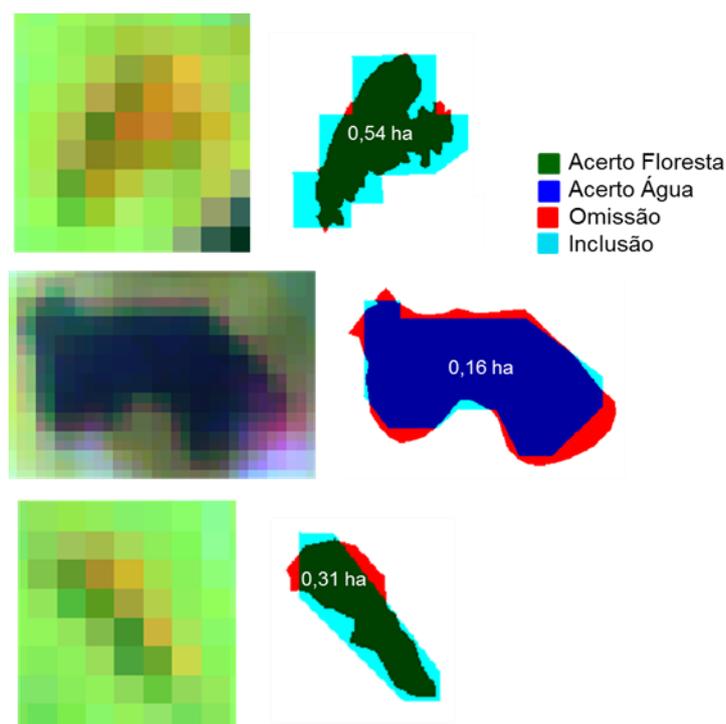


Figura 17 - Alvos com maiores valores de erro total para o mapeamento da imagem MSI 20 e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.

4.1.3 Mapeamento da imagem MSI 10

Os resultados de erro na estimativa da área e erro total de mapeamento de cada alvo a partir da imagem MSI 10 em comparação ao dado de referência estão apresentados nas Figuras 19 e 20.

Na figura 19, um alvo da classe *água* apresentou o maior erro de área. Sua área estimada por meio de mapeamento da imagem MSI 10 foi de 0,88 ha enquanto sua área real foi de 0,63 ha (erro de 40,87%). Este alvo é considerado pequeno e já apresentou altos erros de área no mapeamento das imagens ETM+ e MSI 20). Isso se justifica porque, muitas vezes, a classe *água* não apresenta uma delimitação visual definida, a visibilidade deste alvo vai depender da sazonalidade do regime hídrico, que muitas vezes, não permite uma boa representação na imagem, interferindo negativamente na delimitação do alvo dessa classe (Figura 21).

Nos alvos de tamanho até 8 ha, o erro da área variou entre -10 e 30%. A partir de 10 ha, tal erro variou entre -5 e 5%, sendo que a maior parte desses alvos pertence à classe *arroz e soja*. Acima de 25 ha, tal erro variou entre -2 e 2%.

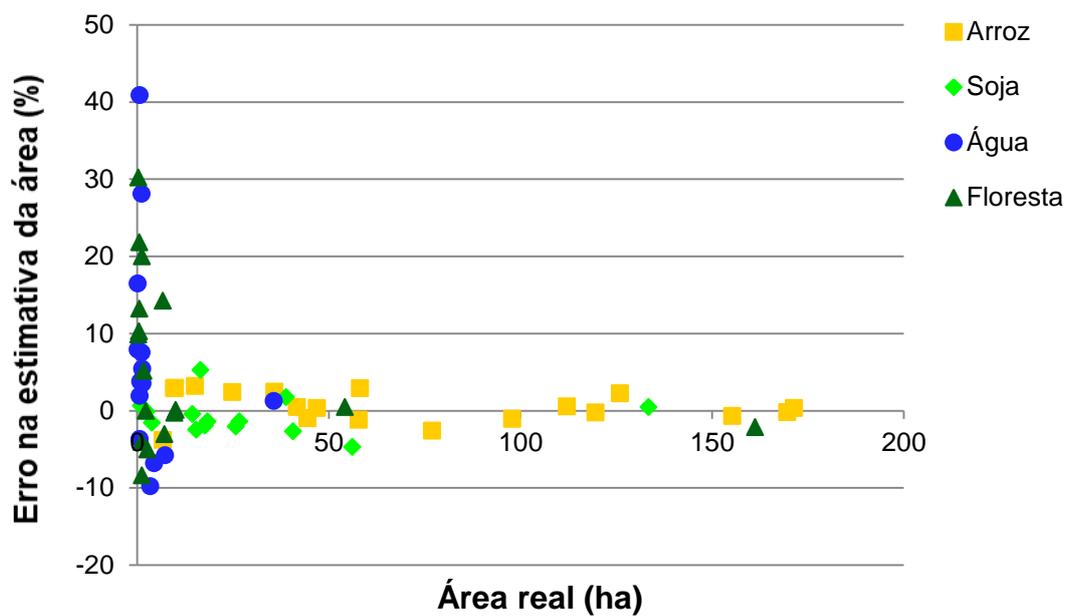


Figura 18 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem MSI 10.

Na Figura 20, o erro total de mapeamento maior (38,49%) foi observado por outro alvo da classe *água*. Com área estimada em 0,62 ha, sendo sua área real 0,64 ha, esse alvo obteve um erro de área de -3,66% (Figura 21, inferior). Tal alvo também retornou valores altos de erro total de mapeamento nas imagens ETM+ e MSI 20.

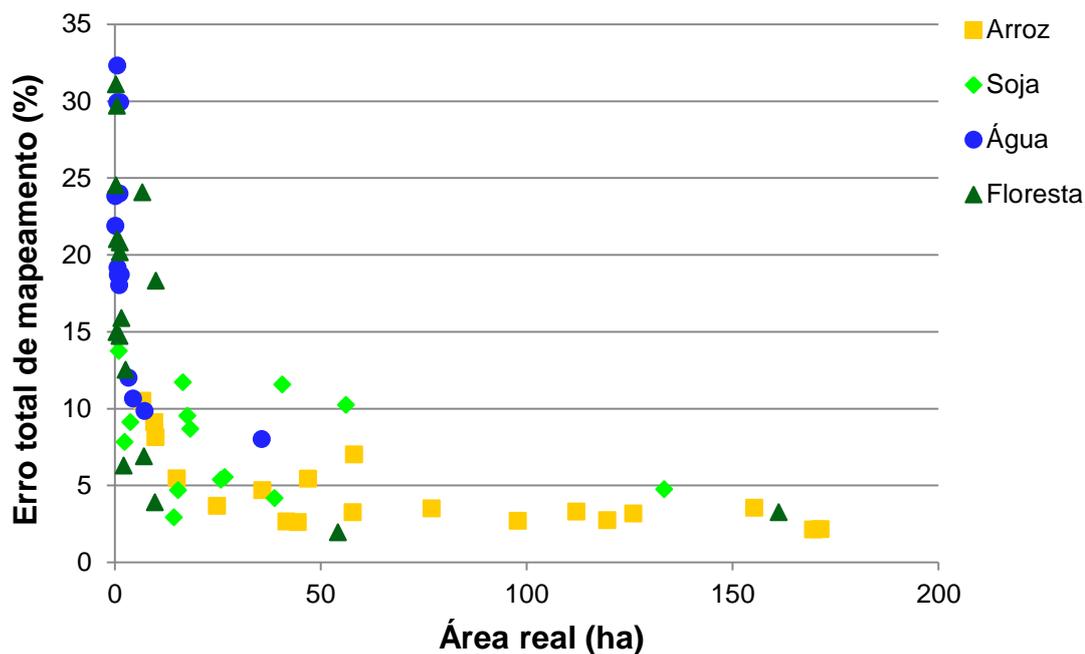


Figura 19 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem MSI 10.

Os alvos que apresentaram os erros de mapeamento mais elevados nas Figuras 19 e 20 estão representados na Figura 21.

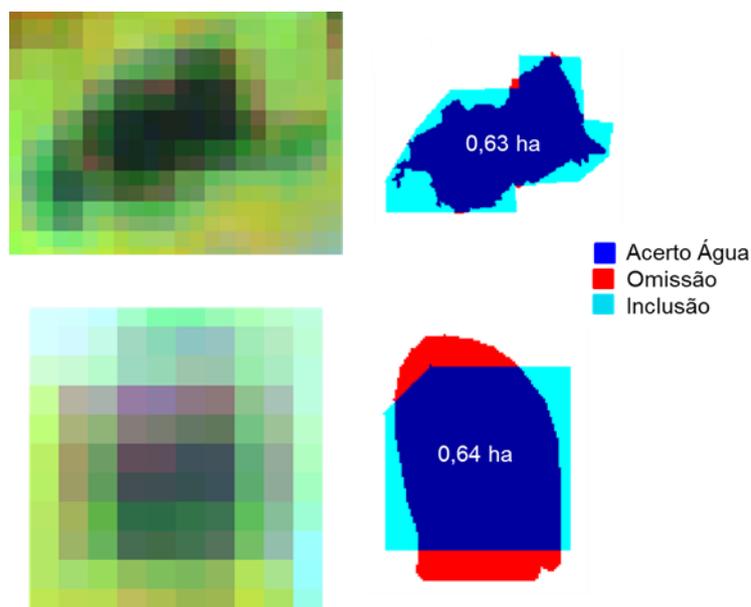


Figura 20 - Alvos com maiores valores de erro da área, de erro total no mapeamento da imagem MSI 10 e as respectivas áreas de acerto, omissão e inclusão.

Apenas um alvo maior do que 50 ha da classe soja apresentou erro total de mapeamento acima de 10%. Os demais alvos maiores do que 60 ha tiveram seus valores de erros oscilando abaixo de 3,55%, com exceção de um alvo da classe soja que obteve um erro total de mapeamento de 4,74%. Nesse caso específico, a área foi estimada em 134,04 ha, sendo sua área real 133,44 ha (erro de 0,45%). O alvo em questão não apresenta formas regulares se comparado a os outros alvos acima de 100 ha e apresenta manchas escuras (típicas de água) na sua delimitação. (Figura 22), fatores que prejudicam o mapeamento do alvo, induzindo ao erro.

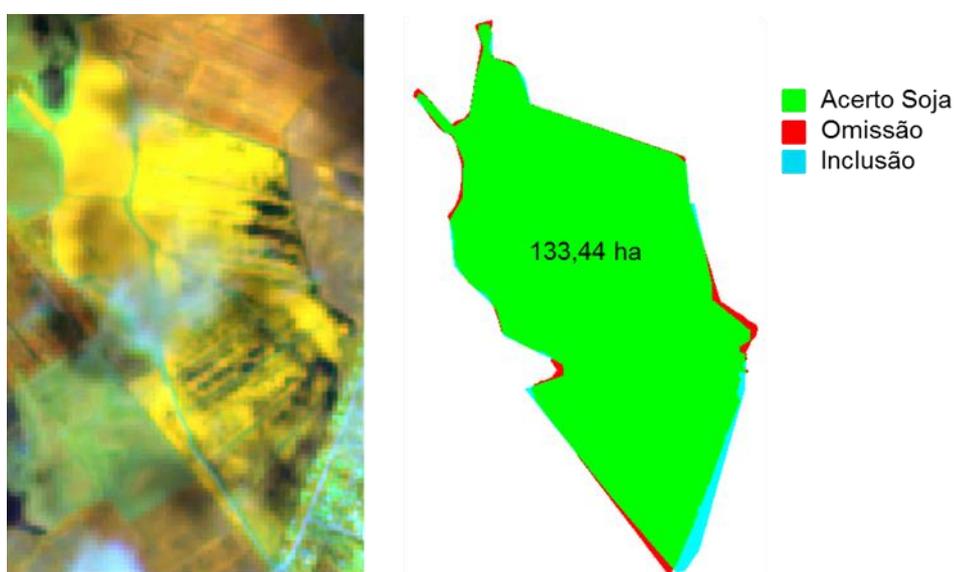


Figura 21 - Alvo da classe soja com erro total de mapeamento de 4,74%.

4.1.4 Mapeamento da imagem Pan

Os resultados de erro na estimativa da área e erro total de mapeamento de cada alvo a partir da imagem Pan em comparação ao dado de referência estão apresentados nas Figuras 23 e 24.

Na Figura 23, os alvos da classe *água* foram os que apresentaram erros percentuais de área mais elevados. Um deles teve sua área estimada via mapeamento da imagem Pan de 1,41 ha e sua área real de 1,14 ha (erro de 23,55%). Já para o alvo com o segundo valor mais elevado (20,37%) a área estimada do alvo foi de 0,96 ha e sua área real de 0,79 ha. Em seguida destes dois

alvos, outro alvo com valor elevado foi da classe *floresta* (20,82%), com uma área estimada em 1,24 ha, sendo sua área real 1,3 ha.

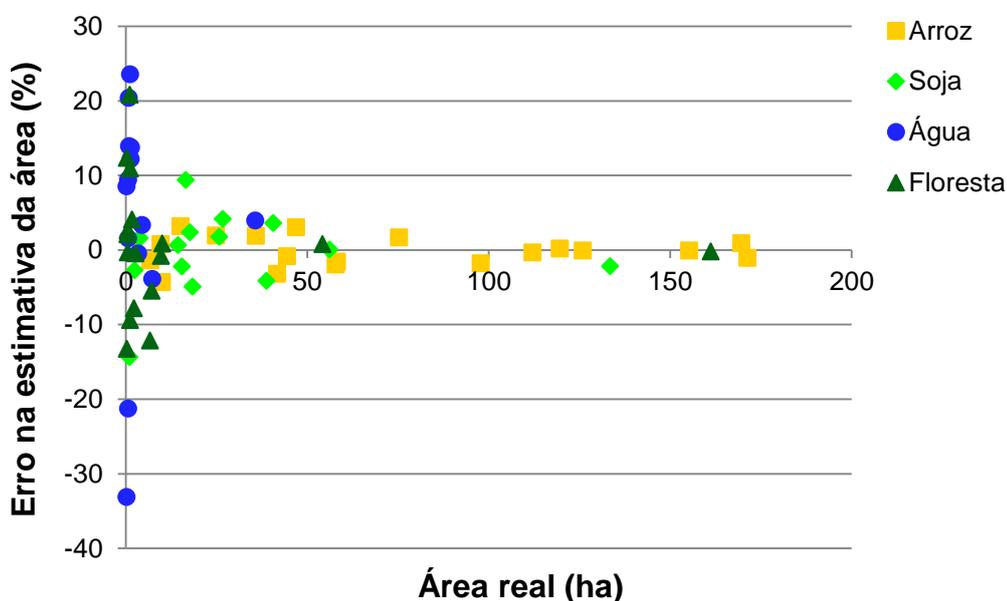


Figura 22 - Erro na estimativa da área em função da área real de cada alvo da imagem Pan.

Nos alvos de tamanho entre 7 e 17 ha, o erro na estimativa da área variou entre -10 e 10%. A partir de 18 ha, tal erro variou entre -4 e 4%. A partir de 100 ha, alguns alvos obtiveram valores muito baixos de erro. O alvo da classe *arroz* foi o que apresentou o menor erro de área (-0,06%), com uma área real de 125,89 ha, teve sua área estimada em 125,86 ha. Esse mesmo alvo também apresentou erro de mapeamento baixo (0,9%), graças ao tamanho da área e à boa definição da lavoura na imagem (Figura 26).

A Figura 24 apresenta o erro percentual de mapeamento em relação ao tamanho do alvo mapeado via mapeamento da imagem Pan. Neste caso, um alvo da classe *água* de área real 0,16 ha gerou um erro de 33,62%. Outro alvo que apresentou valores elevados de erros pertence à classe *floresta*, com área real de 0,29 ha e erro de 29,63%.

Embora a imagem Pan, seja de alta resolução espacial, ela apresentou muitos valores de erro elevados. Esses erros deram-se principalmente pela baixa resolução espectral da imagem, que dificulta a delimitação dos alvos.

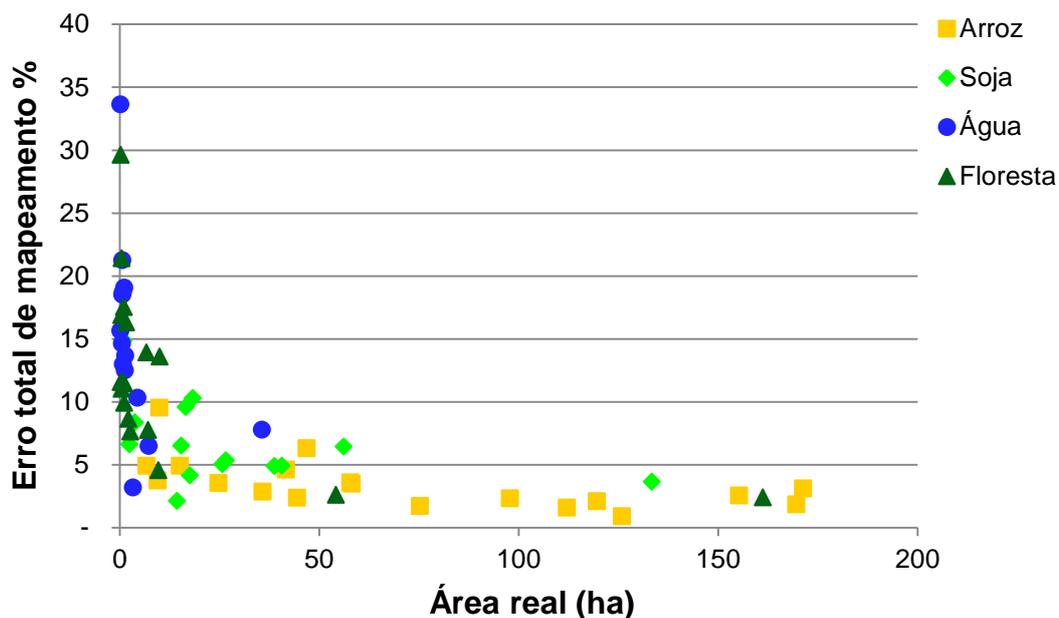


Figura 23 - Erro total de mapeamento em função da área real de cada alvo da imagem Pan.

Na classe *água*, ocorre a questão de que uma área úmida pode ser confundida com água profunda. O alvo que apresentou erros percentuais elevados nas Figuras 23 e 24 está representado na Figura 25.

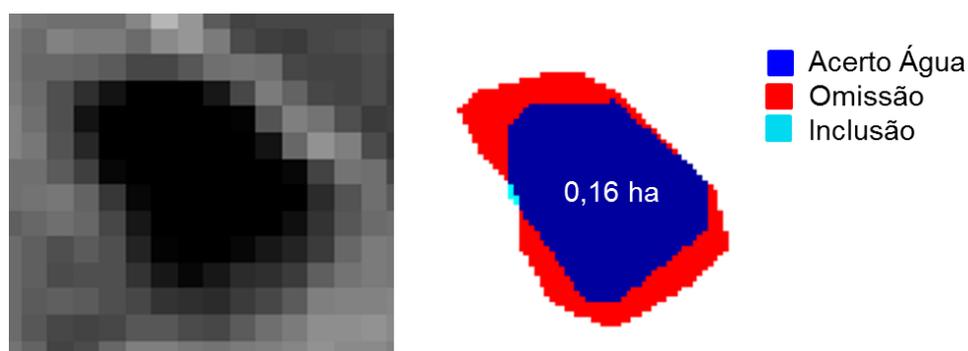


Figura 24 - Alvo da classe *água* com maior valor de erro na estimativa da área e de erro total de mapeamento.

Já as classes *arroz* e *soja* são praticamente indistinguíveis sem a composição colorida (Figuras 26). O alvo que apresentou erros baixos nas Figuras 23 e 24 está representado na Figura 26.



Figura 25 - Alvo da classe *arroz* com o menor valor percentual de erro na estimativa da área e de erro total para o mapeamento da imagem Pan.

Na classe *floresta*, o resultado pode não ser correto devido à sombra representada nas imagens. Todos esses fatores afetam negativamente o mapeamento feito através da imagem Pan, a despeito da sua alta resolução espacial.

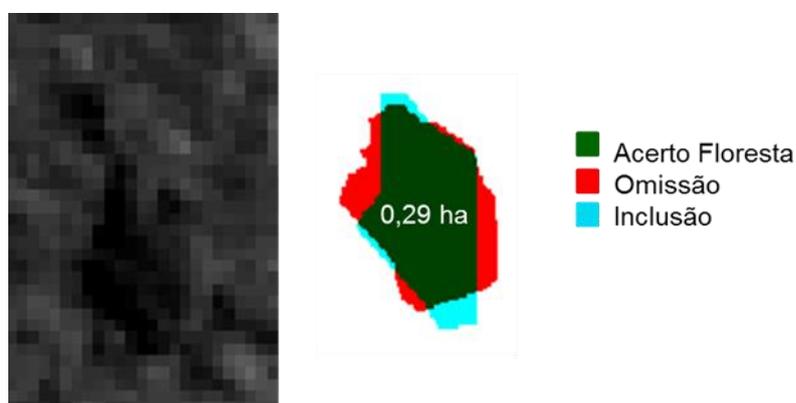


Figura 26 - Alvo da classe *floresta* com maior valor percentual de erro na estimativa da área e de erro total para o mapeamento da imagem Pan.

4.2 Estimativa da área dos alvos mapeados nas imagens ETM+, MSI 20, MSI 10 e Pan

A área do mapa de referência foi de 2110,49 ha. Esta serviu como base para analisar os alvos mapeados nos demais sensores. Em geral, o mapeamento dos alvos na imagem ETM+ obteve erro de área de -2,31% para os 19 alvos da classe

arroz, -0,95% para os 14 alvos de *soja*, -1,85% para os 14 alvos da classe *água* e -1,26% para os 17 alvos da classe *floresta*. A área total dos alvos mapeados na imagem deste sensor foi estimada em 2.070,38 ha, isto representou um erro geral de -1,9%.

Já o mapeamento dos alvos na imagem MSI 20 obteve erro de área de -0,46% para a classe *arroz*, -1,79% para *soja*, -2,58% para os 14 alvos da classe *água* e -1,74% para os 17 alvos da classe *floresta*. A área total dos alvos mapeados na imagem MSI 20 foi estimada em 2.090,72 ha, isto representou um erro geral de -0,94%.

Ainda, o mapeamento dos alvos na imagem MSI 10, de forma geral, obteve erro de área de 0,18% para os 19 alvos da classe *arroz*, -0,85% para os 14 de *soja*, 0,43% para os 14 alvos da classe *água* e -0,8% para os 17 alvos da classe *floresta*. A área total dos alvos mapeados na imagem MSI 10 foi estimada em 2.107,72 ha, isto representou um erro de -0,13%.

Por fim, o mapeamento dos alvos na imagem Pan, obteve erro de área de -0,28% para os 19 alvos da classe *arroz*, -0,16% para os 14 de *soja*, 3,53% para os 14 alvos da classe *água* e -0,44% para os 17 alvos da classe *floresta*. A área total dos alvos mapeados na imagem do sensor Pan foi estimada em 2.106,68 ha, enquanto que, isso representou uma pequena subestimativa de 0,18%.

A Tabela 7 apresenta os erros de área observados para cada sensor em cada classe de UCS. Observa-se, em geral, que a medida que melhora a resolução espacial das imagens diminui o erro geral na estimativa da área das classes consideradas. Além disso, o menor erro geral na estimativa da área foi observado para a imagem do sensor MSI com 10 metros de resolução espacial. A imagem PAN, a despeito da sua resolução espacial mais fina, teve um erro geral maior em relação ao sensor MSI 10, possivelmente por tratar-se de uma imagem monocromática, ou seja, possui apenas uma banda espectral, o que muitas vezes dificulta a identificação dos limites dos alvos mapeados.

Tabela 7 - Área das classes mapeadas nas imagens ETM+, MSI 20, MSI 10 e Pan em relação ao dado de referência.

Classe temática	Referência (ha)	Sensor							
		ETM+		MSI 20		MSI 10		PAN	
		Estimado (ha)	Erro	Estimado (ha)	Erro	Estimado (ha)	Erro	Estimado (ha)	Erro
Arroz	1.379,58	1.347,77	-2,31%	1.373,23	-0,46%	1.382,13	0,18%	1.375,76	-0,28%

Soja	410,93	407,02	-0,95%	403,57	-1,79%	407,44	-0,85%	410,26	-0,16%
Água	58,81	57,72	-1,85%	57,29	-2,58%	59,06	0,43%	60,63	3,09%
Floresta	261,17	257,87	-1,26%	256,63	-1,74%	259,09	-0,80%	260,03	-0,44%
Total	2.110,49	2.070,38	-1,90%	2.090,72	-0,94%	2.107,72	-0,13%	2.106,68	-0,18%

4.3 Mapeamento e estimativa da área plantada de arroz e soja a partir de imagens dos sensores da série Landsat

4.3.1 Mapeamento das áreas de arroz nas imagens Landsat

A interpretação da cultura do arroz na imagem de novembro não possibilitou identificar áreas cultivadas com arroz, grande parte dos talhões expressaram resposta espectral de solo exposto e alguns de áreas inundadas, fato que se inverteu na imagem de dezembro. Assim, não se verificaram talhões com resposta espectral de pleno desenvolvimento da cultura. Porém, a utilidade dessas imagens deu-se no auxílio do mapeamento multitemporal, referente à diferenciação das áreas de solo preparado e posteriormente cultivado com arroz ou soja.

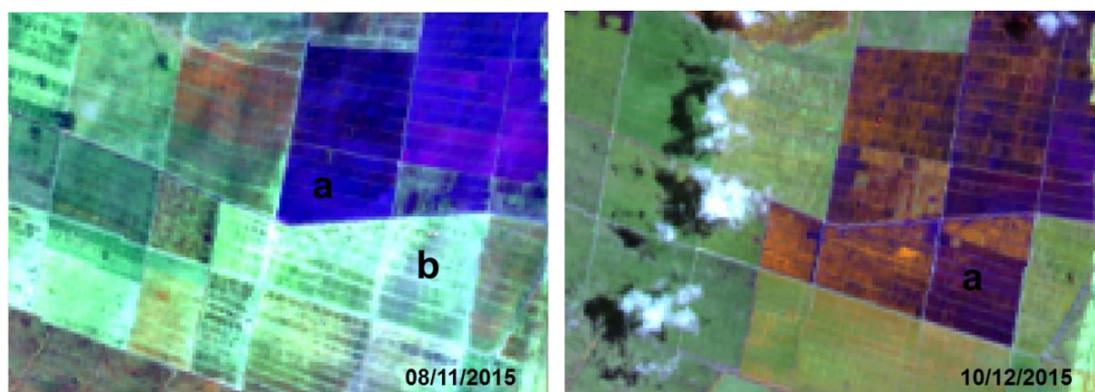


Figura 27 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para o comportamento espectral das áreas inundadas (a) e de solo preparado (b) em 8/11 e 10/12/2015.

As imagens dos meses de janeiro e fevereiro apresentaram muitas áreas com comportamento espectral de ausência ou pouco alagamento e permitiu a identificação de áreas de arroz em pleno desenvolvimento, com biomassa suficiente para a distinção do arroz dos outros alvos, principalmente a soja (Figura 29).

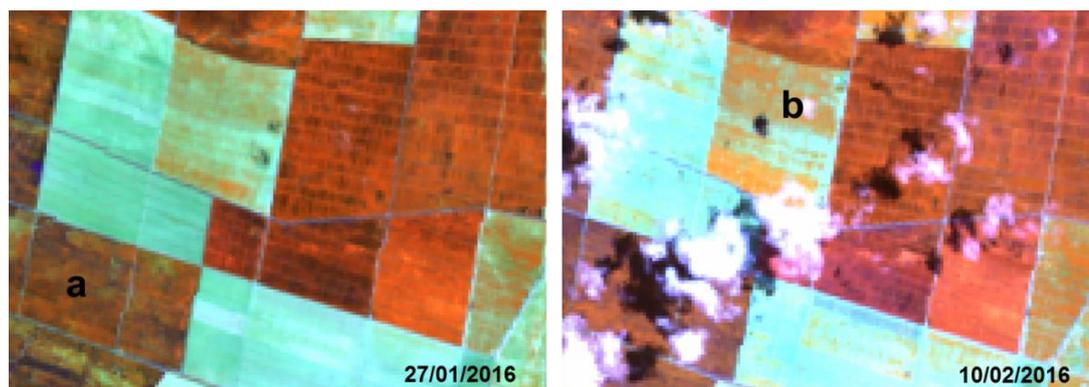


Figura 28 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para o comportamento espectral de áreas de arroz (a) e de soja (b).

As duas imagens de março (Figura 29) também apresentaram muitas áreas com resposta espectral típica de arroz em pleno desenvolvimento, sendo estas as que possibilitaram identificar a maior quantidade de áreas de arroz. Percebeu-se que há diferenças nos períodos de melhor identificação dos diferentes talhões nas imagens, podendo haver semeaduras tardias, além da possibilidade de diferenças na duração do ciclo fenológico entre as variedades.

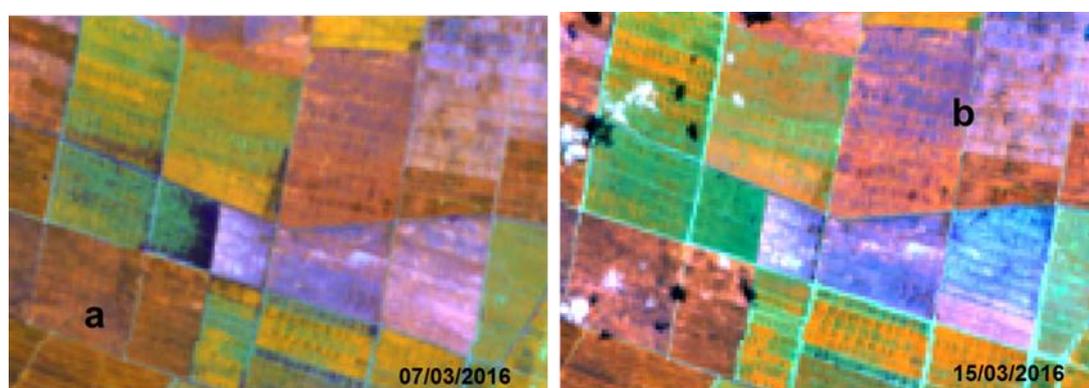


Figura 29 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com destaque para as respostas espectrais da cultura do arroz em seu pleno desenvolvimento, com boa distinção entre os outros alvos (a e b).

Na Figura 31 verifica-se que foi de suma importância a utilização dos dois sensores (ETM+ e OLI), pois possibilitou obter uma imagem a cada 8 dias, aumentando o número de imagens sem nuvens, permitindo a criteriosa análise multitemporal dos alvos, dando mais confiabilidade ao mapeamento desta safra.

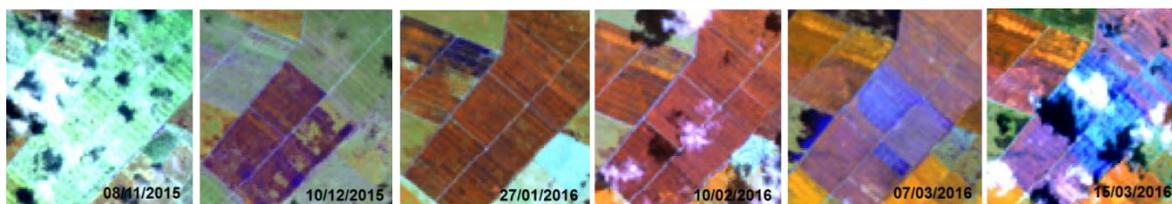


Figura 30 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com respostas espectrais da cultura do arroz ao longo da safra.

4.3.2 Mapeamento das áreas de soja nas imagens Landsat

As imagens adquiridas em novembro e dezembro não apresentaram resposta espectral de áreas de soja em pleno desenvolvimento, inviabilizando sua identificação, mas estas auxiliaram no mapeamento quando apresentaram características espectrais de solo exposto e de áreas inundadas, típicas da cultura do arroz neste período. A imagem de janeiro apresentou poucos talhões com resposta espectral de soja, onde somente alguns talhões foram identificados, possivelmente trata-se de talhões de semeadura precoce.

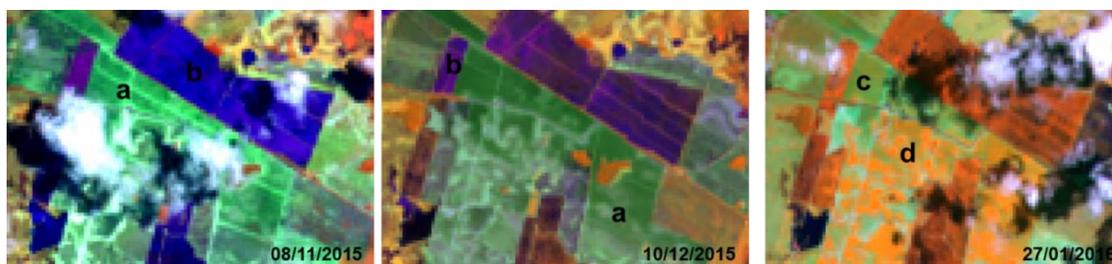


Figura 31 - Imagens Landsat 8 (OLI) RGB 564 com destaque para a área de solo preparado, sem inundação (a) e área inundada (b), área ainda sem resposta espectral típica da cultura (c) e com resposta espectral desuniforme (d).

Muitas áreas apresentaram desenvolvimento ainda desuniforme, com interferência de solo, como mostra a imagem de janeiro na Figura 32. Essa aparência de soja falhada pode ser decorrente de fatores ambientais, pois foi um período que ocorreram muitas chuvas na região, o que prejudica o crescimento das plantas e o desenvolvimento das raízes. Estas áreas desuniformes foram percebidas na visita de campo, onde em um mesmo talhão havia áreas de soja verde, amarela e seca, conforme a Figura 33.

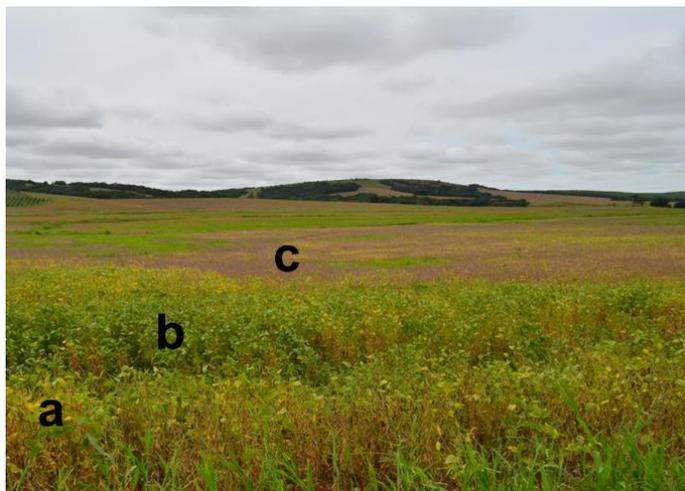


Figura 32 - Foto da área de soja do talhão da imagem de janeiro referente à Figura 32: soja amarela (a), soja verde (b) e soja seca (c).

Já as imagens do mês de fevereiro e as duas de março foram as que apresentaram melhor resposta espectral típica da cultura, com coloração forte e uniforme, que possibilitaram a identificação da maior quantidade de áreas de soja.

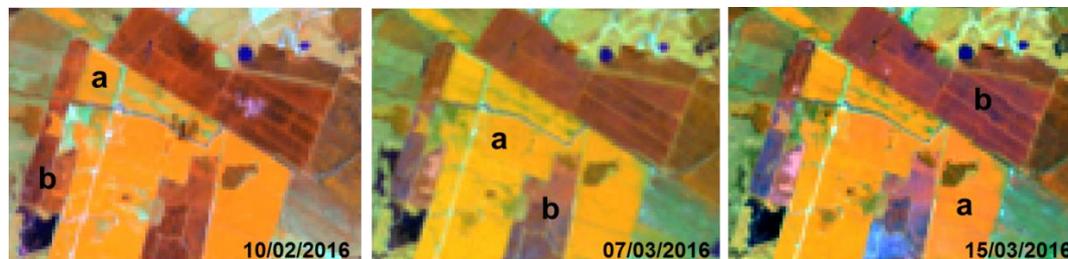


Figura 33 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564 com destaque para a resposta espectral típica da cultura da soja (a) e distinção da resposta espectral da cultura do arroz (b).

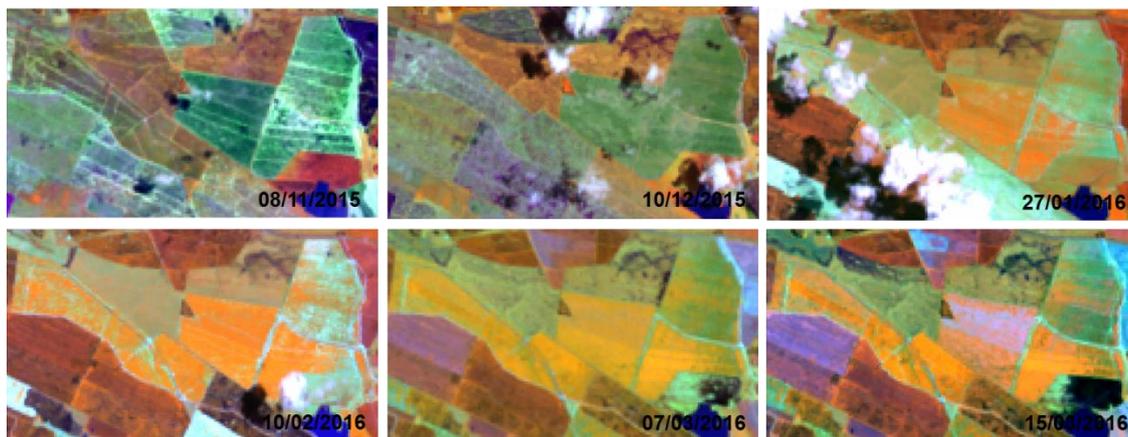


Figura 34 - Imagens Landsat 7 (ETM+) RGB 453 e Landsat 8 (OLI) RGB 564, com respostas espectrais da cultura da soja ao longo da safra.

4.3.3 Visita in loco

Na visita de campo realizada em 8 de abril de 2017 pôde-se observar áreas de arroz ainda verde, colhidas e em colheita, áreas de soja com plantas indesejáveis e desuniformes (verde, amarelado e secando), além de áreas bem desenvolvidas, que corroboravam com a resposta espectral das imagens (Figura 32). A caracterização e o levantamento fotográfico dos pontos registrados ajudaram no entendimento de alguns comportamentos espectrais, na qual traziam algumas falhas nas imagens, resultante de fatores ambientais e/ou de manejo das lavouras desfavoráveis ao crescimento e desenvolvimento.



Figura 35 - Lavoura nova de arroz (a), lavoura de arroz sendo colhida (b), lavoura de soja com capoeira (c), lavoura de soja desuniforme (d).

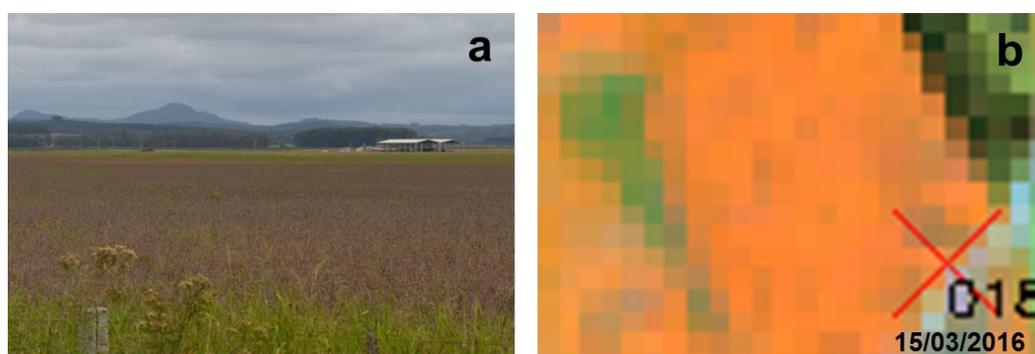


Figura 36 - Lavoura de soja em senescência (a) e mesma lavoura representada na imagem Landsat 8 (OLI) RGB 564.

4.3.4 Estimativa das áreas cultivada de arroz e soja

A partir da análise multiespectral e multitemporal das imagens Landsat, estimou-se para o mapeamento da cultura do arroz uma área cultivada de 16.413,30 ha, com uma diferença de apenas 3,15% acima do valor disponibilizado pelo IRGA. Para a cultura da soja contabilizaram-se 11.783,25 ha, estimativa que ainda não se encontra disponível no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Neste mapeamento, além de tornar-se possível o conhecimento da localização espacial

dos talhões, o mapeamento possibilitou a estimativa de tais áreas para a safra 2015/16 do município. A Figura 37 apresenta o mapa com a distribuição espacial das áreas de arroz e soja no município.

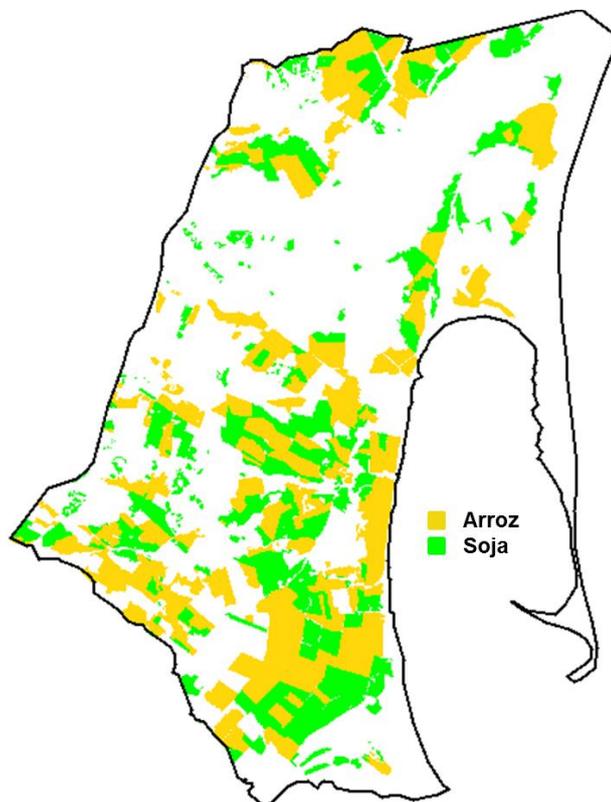


Figura 37 - Mapa com a distribuição espacial das áreas de arroz e soja no município de Tapes-RS para a safra 2015/16.

Para estimar as áreas de arroz e soja, observou-se que não seria possível identificar todos os talhões com apenas uma imagem. Diante das diferenças nas datas de semeaduras entre os talhões, fez-se necessário a utilização de várias imagens ao longo da safra, de forma multitemporal, para que o mapeamento e a estimativa da área cultivada pudessem ser confiáveis. Diante disso, salienta-se que algumas áreas de semeadura tardia, principalmente de soja, podem não ter sido identificadas pela indisponibilidade de uma imagem adquirida em abril livre de cobertura de nuvens. Lemos (2016) afirma que 4% das áreas de soja não teriam sido mapeadas no município de Bagé na safra 2013/14 caso uma imagem adquirida em abril não tivesse sido utilizada na interpretação visual.

4.4 Análise espectro-temporal subpixel das classes arroz e soja

4.4.1 Comportamento espectro-temporal do arroz e da soja

A Figura 39 exibe o perfil espectro-temporal médio do índice de vegetação EVI de imagens MODIS, extraído de pixels puros para as culturas do arroz e da soja, onde é possível perceber a diferença entre os dois perfis, que são diretamente relacionados ao desenvolvimento de cobertura vegetal das culturas em questão. O início dos incrementos de EVI para a cultura do arroz deu-se na primeira quinzena de dezembro e a senescência média dos talhões ocorreu na segunda quinzena de abril. Durante esse período, o perfil apresentou o seu pico no mês de fevereiro, isso indica que esse seria o melhor mês para identificar os talhões da cultura em uma imagem. Porém, para o mapeamento, imagens dos meses de março e abril, são necessárias para a identificação dos talhões de semeadura tardia.

Para soja, o início dos incrementos de EVI deu-se no mesmo período da cultura do arroz, primeira quinzena de dezembro. No entanto, apresentou comportamento diferente ao longo da safra, pois apresentou um incremento mais abrupto somente na primeira quinzena de janeiro (DJ 17), diferentemente do arroz, onde isto ocorreu em dezembro. Além disso, o perfil da soja alcançou um pico ligeiramente mais alto (em fevereiro) quando comparado ao arroz (em janeiro). Ressalta-se que a imagem do DJ 17 aparentemente apresenta valores de EVI abaixo do esperado, distorcendo um pouco o perfil espectro-temporal das culturas.

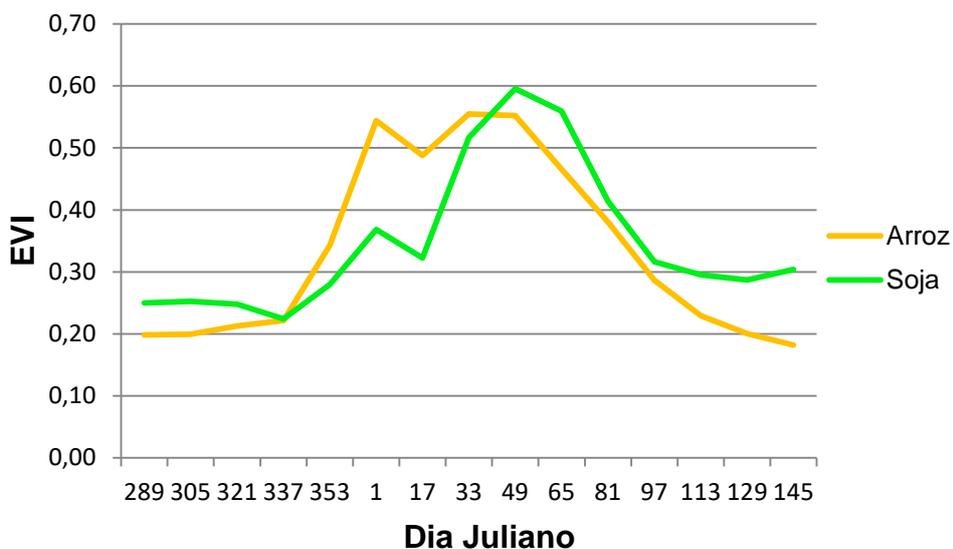


Figura 38 - Perfil espectro-temporal do EVI para as culturas do arroz e da soja nos pixels “puros” da imagem do MODIS.

4.4.2 Análise espectro-temporal subpixel para cultura do arroz

Os perfis espectro-temporais médios de EVI do arroz para diferentes porcentagens da cultura no pixel do MODIS separados por intervalos de 20 pontos percentuais estão apresentados na Figura 40.

As faixas de >0-20, >20-40, >40-60 e >60-80% de cultura do arroz no pixel MODIS tiveram a forma similar aquele relativo aos pixels puros (100%). Porém, quanto maior a porcentagem de cultura no pixel, maior foi o valor de EVI no período de crescimento e desenvolvimento da cultura, e neste mesmo sentindo, os valores foram menores nos períodos pré-semeadura/emergência e senescência da vegetação. Conseqüentemente, a faixa de 80-100% foi a que apresentou os valores de EVI mais próximos dos puros, em todos os períodos da safra.

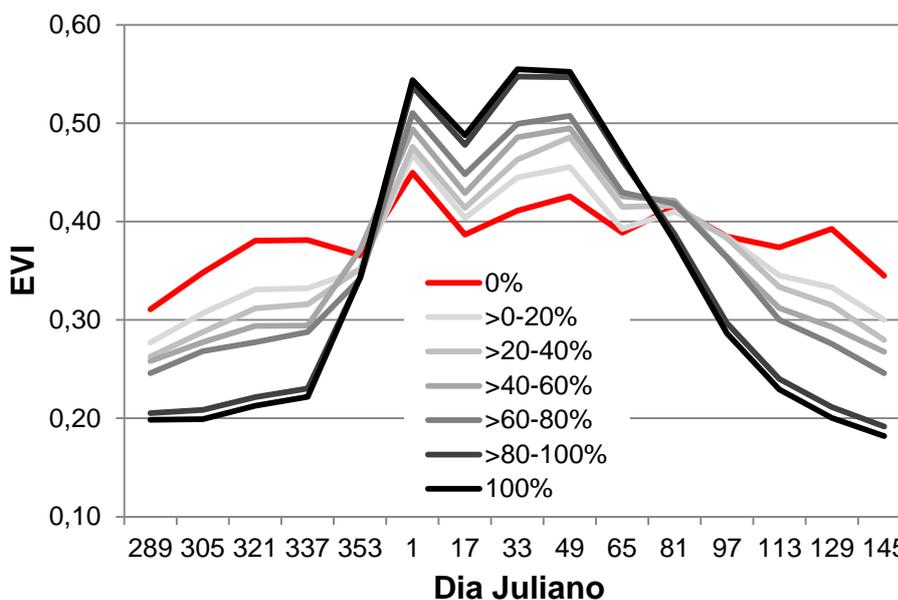


Figura 39 - Perfis espectro-temporal das diferentes faixas de porcentagens da cultura do arroz no pixel MODIS.

Na situação de ausência das culturas, ou seja, o perfil que representa 0% não apresentou resposta espectro-temporal da cultura do arroz ou da soja, apenas apresentou valores de EVI que pouco variaram ao longo da safra. Isto é decorrente da existência de outros alvos representados nestes pixels.

Diferentemente ocorreu nos pixels 100%, quando os valores variam de 0,22 no início da senescência da cultura até 0,55 no seu pico máximo de desenvolvimento. O período da segunda quinzena de outubro até a primeira quinzena de dezembro, quando o EVI se mostrou baixo, corresponde ao período de preparo do solo e inundação, já os valores baixos de EVI no final do ciclo da cultura, a partir da segunda quinzena de abril referem-se à senescência e colheita da cultura.

Um aspecto do comportamento espectro-temporal do arroz a ser levado em consideração é a diferença no comportamento da faixa de >80–100% que apresentou valores próximos à faixa dos 100%. Porém, ela também é a que possui o maior número de pixels MODIS, representando 40,8% do total de pixels da imagem, conforme mostra na Tabela 8.

Tabela 8 - Percentagem de pixels em cada faixa percentual da cultura do arroz em uma imagem MODIS.

% de Arroz	% da área
>0-20%	10,71%
>20-40%	5,63%
>40-60%	5,51%
>60-80%	5,46%
>80-100%	40,79%
100%	31,90%
Total	100%

A questão da maior quantidade de pixels estarem presentes na faixa de >80–100% possivelmente se dá em função dos talhões de arroz ser maiores e terem formatos mais quadriculados ou retangulares em relação aos talhões da soja, pois a cultura do arroz irrigado tem características específicas em seu manejo, necessitando realizar o plantio em áreas planas por causa da irrigação por inundação. Assim, percebe-se que a forma e o tamanho dos talhões podem influenciar na resposta espectro-temporal média de uma lavoura no EVI de imagens MODIS. Ainda assim, 72,3% dos pixels MODIS apresentaram mais de 80% de arroz e com perfil espectro-temporal do EVI semelhante. Isto pode ser um aspecto favorável às metodologias que utilizam tal perfil para a identificação e o mapeamento de culturas agrícolas, como apresentado por Rizzi et al. (2009).

4.4.3 Análise espectro-temporal subpixel para cultura da soja

Os resultados do perfil espectro-temporal extraídos do índice de vegetação EVI da soja apresentaram comportamento espectro-temporal distintos em comparação à cultura do arroz. As porcentagens das faixas de >0-20, >20-40 e >40-60% de cultura de soja no pixel MODIS deram como resposta espectral-temporal comportamento semelhante dos pixels puros (100%), na mesma lógica da cultura do arroz, sendo que quanto maior a porcentagem de cultura no pixel, maior foi o valor de EVI no período de desenvolvimento da cultura e menores nos períodos de incremento e senescência da vegetação. As faixas de >60-80 e >80-100

apresentaram os valores de EVI muito próximos entre si, mas ainda distantes dos pixels “puros”.

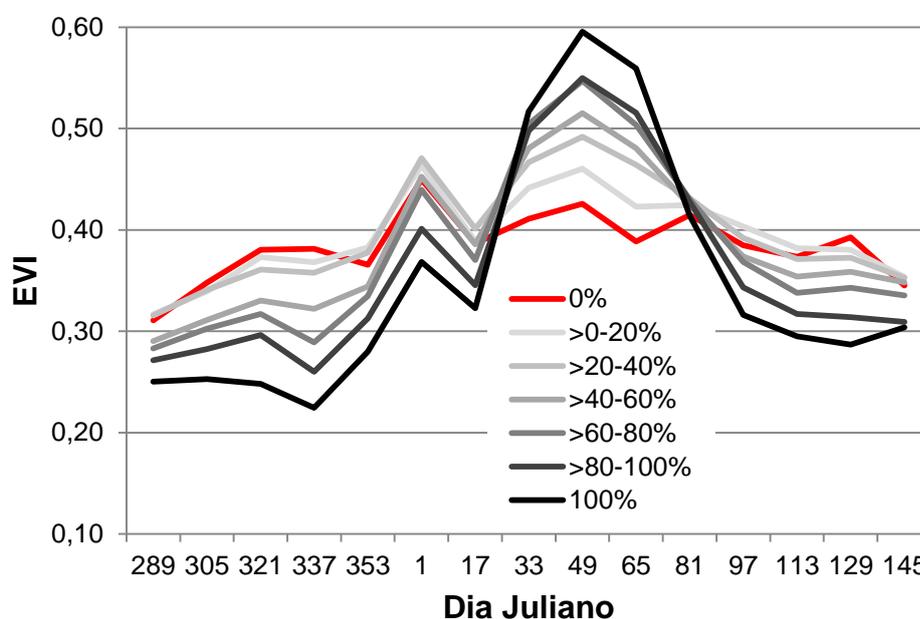


Figura 40 - Perfis espectro-temporal das faixas de porcentagens da cultura da soja no pixel MODIS.

O perfil 0% refere-se aos mesmos pixels utilizados na comparação com a cultura do arroz e, portanto, não apresentaram o comportamento típico da cultura. Já para os pixels puros, o EVI variou de 0,22 do início da emergência da cultura até 0,60, pico de maior biomassa da cultura. O período da segunda quinzena de outubro até a primeira quinzena de dezembro, quando o EVI teve uma pequena variação de 0,25 a 0,22, é função do preparo da área para a semeadura da soja. Ademais, no período de senescência, o EVI variou de 0,32 a 0,30, refletindo o declínio da biomassa da cultura ocorrida nesse período.

As faixas de >60-80 e >80-100% mostraram valores de EVI distantes nos períodos de incremento e de senescência da vegetação, mas no período de pico da vegetação os valores de EVI foram similares. Porém, ainda tiveram uma diferença grande, se comparadas ao perfil dos pixels puros (100%).

Na cultura da soja a faixa que apresentou o maior número de pixels MODIS foi a que representa os pixels puros, com 31,1% do total. Em seguida, foi a que representa >0-20%, com 24,1%, conforme o exposto na Tabela 9.

Tabela 9 - Percentagem de pixels em cada faixa percentual da cultura da soja em uma imagem MODIS.

% de Soja	% da área
>0-20%	24,15%
>20-40%	11,02%
>40-60%	10,61%
>60-80%	8,81%
>80-100%	14,30%
100%	31,11%
Total	100 %

O motivo de haver um grande percentual de pixels na faixa de >0-20% possivelmente é devido à cultura da soja não possuir tantas restrições no seu manejo quanto à do arroz, havendo plantio em áreas pequenas e não tão planas e regulares. O fato de que menos de 55% dos pixels de soja nas imagens MODIS tenham perfil espectro-temporal com valores representativos das áreas dos pixels puros (>60% de soja) pode dificultar o mapeamento da cultura via metodologias que utilizam tal perfil como subsídio, conforme o observado por Weymar Jr. (2016). O mesmo autor, na tentativa de excluir as áreas de não soja via uma adaptação da metodologia CEI em imagens MODIS (RIZZI et al., 2009), obteve acerto espacial menor que 50% para a classe soja na região da Campanha Gaúcha.

5 Conclusões

A resolução espacial tem influência na exatidão do mapeamento e da estimativa da área das classes de UCS. Em geral, observaram-se subestimativas na área da ordem de 1,90, 0,94, 0,13 e 0,18% para as imagens ETM+ (30m), MSI (20 e 10m) e PAN (5m), respectivamente, em comparação ao dado de referência.

Tanto o erro em área quanto o de mapeamento tenderam a diminuir à medida que aumentou o tamanho do alvo mapeado, sendo que para a imagem Pan, a delimitação de alguns alvos ficou comprometida em função da sua baixa resolução espectral.

A partir da análise multiespectral e multitemporal das imagens Landsat, foi possível produzir um mapa temático com a distribuição espacial das áreas de arroz e soja, que estimou para o arroz uma área plantada de 16.413,30 ha, e para a soja de 11.783,25 ha no município de Tapes-RS.

As percentagens das classes arroz e soja em cada pixel das imagens do sensor MODIS tem grande influência no seu perfil espectro-temporal, principalmente abaixo de 60%. Para o arroz, 72,7% dos pixels foram puros ou possuíram perfil espectro-temporal semelhante a estes. Já para a soja apenas 31,1% dos pixels foram puros e os demais mostraram perfil espectro-temporal diferentes destes, principalmente abaixo de 60% de presença no pixel.

6 Referências

BELWARD, A.S.; SKOIEEN, J.O. Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**. n. 103, p. 115-128, 2014.

BETANHO, F. E. C. Marketing para produtos da Reforma Agrária – o arroz agroecológico de Lagoa do Junco (RS). **GEPROS - Gestão da Produção, Operações e Sistemas**. Ano 2, v. 5, p. 77-88, 2007.

CÂMARA, G; SOUZA, R. C. M; FREITAS, U. M; GARRIDO, J; SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. **Computers & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996.

COELHO, V. H. R.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; ALMEIDA, C. N.; LIMA, E. R. V.; NETO, A. R.; MOURA, G. S. S. Dinâmica do uso e ocupação do solo em uma bacia hidrográfica do semiárido brasileiro. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.18, n.1, p. 64-72, 2014.

D'ARCO, E.; RIZZI, R., RUDORFF, B. F. T. Análise de combinações dos índices de vegetação EVI e NDVI derivadas do sensor MODIS para identificação de áreas de arroz irrigado. In: XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** Goiânia: INPE, 2005, p. 91-93.

D'ARCO, E.; ALVARENGA, B. S.; RIZZI, R., RUDORFF, B. F. T.; MOREIRA, M. A.; ADAMI, M. Geotecnologias na estimativa da área plantada com arroz irrigado. **Revista Brasileira de Cartografia**, N°. 58/03, 2006.

EBERHARDT, I. D. R.; RIZZI, R.; RISSO, J.; FERNANDES, S. L.; BERNARDY, R. Mapeamento da área de cana-de-açúcar em Porto Xavier-RS por meio de imagens Landsat. In: XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 2011, Paraná. **Anais...** Curitiba, 2011, INPE, p.0299 – 0306.

EPIPHANIO, J. C. N. CBERS-3/4: características e potencialidades. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011, p. 9009-9016.

ESA - European Space Agency. 2017. Disponível em: <<https://earth.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/radiometric>>. Acesso em: 27 jan. 2017.

GLEYZES, M. A.; PERRET, L.; KUBIK, P. Pléiades system architecture and main performances. In. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XXXIX-B1, 2012. **Anais...** Melbourne, Australia: XXII ISPRS Congress, 2012, p. 537-542.

GUSSO, A.; FORMAGGIO, A. R.; RIZZI, R.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n.3, p. 425-435, 2012.

HUETE, A. R.; JUSTICE, C.; LEEUWEN VAN, W. J. D.; Modis vegetation index (MOD 13), Algorithm theoretical basis document, 1999. Disponível em: <http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod13.pdf>. Acesso em: 07 out. 2015.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2012. Disponível em: <www.cidades.ibge.gov.br/xtras/home.php>. Acesso em: 27 set. 2016.

IMMITZER, M.; VUOLO F.; ATZBERGER, C. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. **Remote Sensing**, p. 1-27, 2016.

IRGA - Instituto Rio Grandense do Arroz. Produção por município, safra 2015/2016. Disponível em: <http://www.irga.rs.gov.br/upload/20160628092753produtividade_municipios_safra_15_16.pdf> Acesso em: 19 jul. 2016.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: Uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução Epiphânio, J.C.N et al. São José dos Campos, SP. Editora Parêntese, 2ª ed., 598 p., 2011.

JUSTINA, D. D. D.; ROCHA, J. V.; SOUZA, C. H. W.; CERVI, W.; LAMPARELLI, R. A. C. Utilização de mapa de uso da terra derivado do sensor Landsat 8/OLI para avaliação de pixels puros e não-puros de NDVI do sensor MODIS. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Pernambuco, 2015. **Anais...** João Pessoa, 2015, INPE, p. 7436 – 7442.

KALAF, R.; BRASILEIRO, R.; CARDOSO, P.V.; CRUZ, C.B.M. Landsat 8: **Avanços para mapeamento em mesoescala**. In. 4º Congresso Brasileiro de Geoprocessamento. 2013. Rio de Janeiro, 2013.

LAURANCE W. F.; SAYER J.; CASSMAN K. G. Agricultural expansion and its impactson tropical nature. **Ecology&Evolution**, v. 29, No. 2, p. 106 – 116, 2014.

LEMOS, G. S.; RIZZI, R. Precisão do mapeamento de soja por sensoriamento remoto em uma metodologia multitemporal. In: Encontro de Pós-Graduação, 17 (ENPOS), 2015, **Anais...** Pelotas: UFPel, 2015.

LEMOS, G. S. **Mapeamento de áreas de soja em municípios da metade sul do Rio Grande do Sul a partir de imagens de satélite**. 2016. 79f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2016.

MELO, D. H. C. T. B. **Uso de dados Ikonos II na análise urbana: testes operacionais na zona leste de São Paulo**. 2002. 146p. Dissertação (Mestrado) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos, SP, 2002.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Livro online. Editoras UnB- Embrapa Cerrados. Brasília, 2012.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4ª ed. Atualizada e ampliada. – Viçosa, MG: Ed. UFV, 422 p., 2011.

NASA. National Aeronautics and Space Administration. Landsat Science. Disponível em: <<https://landsat.gsfc.nasa.gov/wp-content/uploads/2015/06/Landsat.v.Sentinel-2.png>>. Acesso em: 20 fev. 2016.

NOVO, E. L. M. **Sensoriamento remoto - princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blucher, p. 308, 1989.

NOVO, E. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4 ed. São Paulo: Blucher, 387 p., 2010.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos, SP: Parêntese, p. 127, ed. 2010.

QIN, Y.; XIAO, X.; DONG, J.; ZHOU, Y.; ZHU, Z.; ZHANG, G.; LI, X. Mapping paddy rice planting area in cold temperate climate region through analysis of time series Landsat 8 (OLI), Landsat 7 (ETM+) and MODIS imagery. **ISPRS - Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 105, p. 220–233, 2015.

RAGGAM, H. Surface mapping using image triplets – Case studies and benefit assessment in comparison to stereo image processing. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 72, N. 5, p. 551-563, 2006.

ROSA, R. **Introdução ao sensoriamento remoto**. 5 ed., Uberlândia: EDUFU, p. 228, 2003.

RIZZI, R.; RISSO, J.; EPIPHANIO, R. D. V.; RUDORFF, B. F. T.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; FERNANDES, S. L. Estimativa da área de soja no Mato Grosso por meio de imagens MODIS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal. **Anais...** 2009, p. 387-394.

RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T. Estimativa da área de soja no Rio Grande do Sul por meio de imagens landsat. **Revista Brasileira de Cartografia**, n 57/03, p. 226 - 234. 2005.

RIZZI, R. **Geotecnologias em um sistema de estimativa da produção de soja: estudo de caso no Rio Grande do Sul**. Tese (Doutorado). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos, SP, 212p., 2004.

RUDORFF, C. M.; RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T. Superfície de Resposta Espectro-temporal de imagens MODIS para classificação de área de soja no Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Ciência Rural**, v. 37, n.1, p. 118-125, 2007.

SOARES, R. B.; SOARES, C. B. S. S.; COSTA, J. A. L.; COSTA, S. S. Aplicação de técnica de fusão em imagens Landsat 8/ OLI. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 17. (SBSR), 2015. **Anais...** João Pessoa: INPE, 2015, p. 4836- 4843.

WEYMAR JR, L. C. N; RIZZI, R. Estimativa da área de soja em Aceguá - RS por meio de imagens landsat. In: Encontro de Pós-Graduação, 17 (ENPOS), 2015. **Anais...** Pelotas: UFPel, 2015.

WEYMAR JR, L. C. N. **Identificação e mapeamento de áreas de soja na região sul do Rio Grande do Sul por meio de imagens MODIS**. 2016. 79 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2016.

WEBER E. J.; WAGNER A. P. L.; FONTANA D. C.; DUCATI J. R. Estimativa de área cultivada com arroz irrigado no Rio Grande do Sul na safra 2005/2006 através de imagens Landsat. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 18 (SBSR), 2007. **Anais...** Florianópolis: INPE, 2007, p. 465-472.