

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO
REMOTO E METEOROLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO
REMOTO E METEOROLOGIA**

**AVALIAÇÃO DA DINÂMICA ESPECTRO-TEMPORAL VISANDO O MAPEAMENTO
DA SOJA E ARROZ IRRIGADO NO RIO GRANDE DO SUL**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Vagner Paz Mengue

Porto Alegre, RS, Brasil – 2013

**AVALIAÇÃO DA DINÂMICA ESPECTRO-TEMPORAL VISANDO O MAPEAMENTO
DA SOJA E ARROZ IRRIGADO NO RIO GRANDE DO SUL**

por

Vagner Paz Mengue

Orientadora: Dra. Denise Cybis Fontana

**Banca Examinadora: Dr. Júlio César Dalla Mora Esquerdo (EMBRAPA)
Dr. Eliseu José Weber (UFRGS)
Dr. Jorge Ricardo Ducati (UFRGS)**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Área de Concentração em Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Sensoriamento Remoto**.

Porto Alegre, RS, Brasil

2013

CIP - Catalogação na Publicação

paz mengue, vagner

AVALIAÇÃO DA DINÂMICA ESPECTRO-TEMPORAL VISANDO O
MAPEAMENTO DA SOJA E ARROZ IRRIGADO NO RIO GRANDE DO
SUL / vagner paz mengue. -- 2013.
122 f.

Orientador: Denise Cybis Fontana.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Centro Estadual de Pesquisas em
Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Programa de Pós-
Graduação em Sensoriamento Remoto, Porto Alegre, BR-
RS, 2013.

1. MODIS. 2. Modelo HAND. 3. Área de inundação. 4.
soja . 5. arroz irrigado. I. Cybis Fontana, Denise,
orient. II. Título.

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto
Universidade Federal do Rio Grande do Sul

AVALIAÇÃO DA DINÂMICA ESPECTRO-TEMPORAL VISANDO O MAPEAMENTO DA SOJA E ARROZ IRRIGADO NO RIO GRANDE DO SUL

AUTOR: VAGNER PAZ MENGUE
ORIENTADORA: Dr^a. DENISE CYBIS FONTANA

Uma das atividades mais relevantes para a economia brasileira é a agricultura. Entre os produtos de maior importância no cenário agrícola nacional, estão a soja e o arroz, os quais representam uma grande parcela da produção. Somente o Estado do Rio Grande do Sul é responsável por aproximadamente 67% da produção nacional de arroz e 10% de soja (IBGE, 2012). Portanto, informações confiáveis sobre a produção agrícola são relevantes para o desenvolvimento do setor e o desenvolvimento de metodologias capazes de auxiliar no monitoramento das áreas agrícolas torna-se peça importante na geração de dados confiáveis e com maior rapidez de obtenção. Desta forma, o objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia de baixo custo para a execução do mapeamento da área cultivada de arroz irrigado e soja, em escala municipal e estadual, baseado na análise do comportamento espectro-temporal de índices de vegetação de imagens de satélite de alta resolução temporal. O estudo foi realizado no Estado do Rio Grande do Sul, abrangendo os 497 municípios no ano safra 2011/2012. Para realizar o estudo, foram utilizadas imagens multitemporais do sensor MODIS, índices de vegetação EVI e NDVI. Foi aplicado o modelo HAND para gerar as áreas de inundação, as quais foram utilizadas para discriminar a cultura do arroz irrigado de outras culturas, especialmente a soja. Para avaliar os resultados foram utilizados como dados de referência, os dados coletados a campo, dados de área cultivada do IBGE e dados do mapeamento gerados a partir de imagens do satélite RapidEye. Os resultados mostraram que a metodologia proposta foi satisfatória, com valores médios do índice Kappa de 0,90 para a cultura de arroz irrigado e de 0,84 para a soja. Não houve diferença significativa entre as estimativas de área cultivada utilizando os dados EVI e NDVI para ambas as culturas. A utilização do Modelo HAND para discriminar o arroz irrigado de outros cultivos, mostrou-se muito eficiente, separando as áreas de várzea, que são mais aptas para o cultivo de arroz irrigado. Apesar dos resultados terem sido considerados como satisfatórios alguns municípios apresentaram problemas de subestimação ou superestimação quando foram comparados com os dados oficiais do IBGE. Esses problemas podem estar relacionados ao caráter subjetivo de aquisição de dados por parte do IBGE e também o fato de ter sido utilizada para a validação dos dados da safra 2011/2012 a média das últimas três safras, podendo desta maneira ter fragilizado ou comprometido os resultados para alguns municípios. Portanto, técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento podem ser úteis no auxílio dos atuais métodos de monitoramento e mapeamento de culturas agrícolas, melhorando as estatísticas oficiais do arroz irrigado e soja.

Palavras-chave: Imagens MODIS EVI/NDVI, Modelo HAND, Sensoriamento Remoto, previsão de safras.

ABSTRACT

EVALUATION OF DYNAMIC SPECTRAL-TEMPORAL TARGETING MAPPING OF SOYBEAN AND IRRIGATED RICE IN RIO GRANDE DO SUL

AUTHOR: VAGNER PAZ MENGUE

ADVISOR: Dr^a. DENISE CYBIS FONTANA

One of the most relevant activities for the Brazilian economy is agriculture. Among the products of greatest importance in the national agricultural, are soybeans and rice, which represent a large portion of the production. Only the State of Rio Grande do Sul is responsible for approximately 67% of the national rice production and 10% of soybean (IBGE, 2012). Therefore, reliable information on agricultural production are relevant to the development of the sector and the development of methodologies capable of assist in the monitoring of agricultural areas becomes important part in the generation of reliable data and faster of obtaining. Thus, the objective of this work was to develop a methodology of low cost to implement the mapping of acreage irrigated rice and soybeans, at the municipal and state levels, based on the analysis of the spectral-temporal behavior of vegetation indices from satellite images high temporal resolution. The study was conducted in the state of Rio Grande do Sul, covering 497 municipalities in crop year 2011/2012. To conduct the study, images were used multitemporal MODIS vegetation indices EVI and NDVI. HAND model was applied to generate the inundation areas, which were used to discriminate the rice culture of other crops, especially soybeans. To evaluate the results were used as reference data, data collected in the field, the cultivated area data from the IBGE and mapping data generated from satellite images RapidEye. The results show that the proposed method was satisfactory, with mean values of Kappa 0.90 for irrigated rice and 0.84 for soybeans. There was no significant difference between the estimates of acreage using EVI and NDVI data for both crops. The use of the HAND model to discriminate irrigated rice from other crops, was very efficient, separating the lowland areas, which are more suitable for the cultivation of irrigated rice. Although the results were considered satisfactory as some municipalities had problems underestimation or overestimation when they were compared with the official data. These problems may be related to the subjective nature of data acquisition by the IBGE and the fact of having been used for the validation of data from 2011/2012 season the average of the last three years, and may in this way be weakened or compromised results for some municipalities. Therefore, techniques of remote sensing and GIS can be useful in the aid of the current methods of monitoring and mapping of agricultural crops, improving the official statistics of irrigated rice and soybeans.

Keywords: image MODIS EVI/NDVI, HAND Model, Remote Sensing, crop forecasting.

SUMÁRIO

1 – INTRODUÇÃO	1
1.1 - Objetivo Geral.....	2
1.1.1- Objetivos Específicos.....	2
2 - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
2.1 – Produção Agrícola no Rio Grande do Sul.....	4
2.1.1 - Soja.....	4
2.1.2– Arroz.....	6
2.2 – Mapeamento de Áreas Agrícolas utilizando Sensoriamento Remoto.....	8
2.3 – Comportamento Espectral da Vegetação.....	10
2.4 – Classificação Digital de Imagens Multitemporais.....	12
2.5 – Sensor MODIS.....	14
2.5.1 – Características Gerais.....	14
2.5.2 – Produto MOD13Q1.....	17
2.5.3 – Produto MOD13Q1 aplicado em estudos multitemporais em áreas agrícolas no Rio Grande do Sul.....	19
2.6 – Utilização de filtros em análises de séries temporais.....	21
2.7 – Modelo HAND.....	23
2.8 – Processos de acurácia do mapeamento.....	25
2.8.1 – Índice kappa e exatidão global.....	25
2.8.2 – Análises de similaridade entre mapas – <i>Fuzzy</i>	27
3 - METODOLOGIA	30
3.1 – Área de estudo e período	30
3.2 – Dados de referência.....	31
3.2.1 – Dados de campo	31
3.2.2 – Dados do IBGE	35
3.2.3 – Mapas de referência.....	35
3.3 – Geração da área de Inundação	37
3.4 – Processamento das imagens MODIS.....	39
3.4.1 – Série utilizada.....	40
3.4.2 – Filtragem da série.....	41
3.4.3 – Geração das máscaras de cultivo	42
3.5 – Análises	45
3.5.1 – Regressão linear simples	45
3.5.2 – Índice de concordância de <i>Willmott (d)</i>	46
3.5.3 – Similaridade <i>Fuzzy</i>	46
3.5.4 – Índice Kappa e Exatidão Global.....	47
4 – RESULTADOS.....	48
4.1 - Filtragem da série temporal EVI e NDVI.....	48
4.2 – Mapeamento da área de inundação pelo modelo HAND.....	54
4.3 – Mapeamento das áreas de cultivo de arroz irrigado e soja a partir das imagens MODIS	56
4.5 – Validação do mapeamento a partir de dados de campo.....	66
4.4 – Validação do mapeamento a partir de dados oficiais (IBGE).....	75
4.4.1 – Cultura do arroz irrigado.....	76
4.4.2 – Cultura da Soja.....	81
4.6 - Análise de Similaridade <i>Fuzzy</i>	91
5 - CONCLUSÕES.....	97
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	98

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01: Evolução da produção de soja no Brasil e no Estado do RS.....	4
Figura 02: Produção de soja por mesorregião do IBGE, média 2007-2011.....	5
Figura 03: Produção de arroz irrigado por mesorregião do IBGE, média 2007-2011..	7
Figura 04: Curva média da vegetação fotossinteticamente ativa. Fonte: Modificada de Swain e Davis (1978).....	11
Figura 05: Representação esquemática do aumento do tamanho do pixel em função do ângulo de visada: 0° (250 x 250 m); 15° (270 x 260 m); 30° (350 x 285 m); 45° (610 x 380 m) e 55° (1200 x 450 m). Fonte: Adami, 2010.....	16
Figura 06: Série temporal NDVI de um único pixel. Linha grossa (com filtro) e a linha fina (sem filtro). Adaptado de Wardlow <i>et al.</i> , (2006).....	23
Figura 07: Os quadrados azuis representam os pontos da grade que pertencem à rede de drenagem. Somente as setas pretas são consideradas como direção de fluxo das drenagens. Adaptado de Rennó <i>et al.</i> , (2008).....	25
Figura 08: Localização da área de estudo. Fonte: Base vetorial: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Dados de elevação: SRTM.....	30
Figura 09: Faixa (<i>buffer</i>) de 500 metros utilizado como limite amostral do levantamento de campo.....	33
Figura 10: Trajetos dos levantamentos de campo.....	34
Figura 11: Localização das cenas RapidEye, cenas 01 e 02 para soja e cenas 03 e 04 para arroz irrigado.....	36
Figura 12: Diagrama ilustrando as etapas para a geração do Modelo HAND.....	39
Figura 13: Fluxograma descrevendo as etapas do processamento e geração das máscaras de cultura do arroz irrigado e soja.....	39
Figura 14: Perfil espectro-temporal da cultura do arroz irrigado e os períodos de mínimo e máximo EVI e NDVI.....	43
Figura 15: Perfil espectro-temporal da cultura da soja e os períodos de mínimo e máximo EVI e NDVI.....	43
Figura 16: Exemplo de aplicação da técnica de composição multitemporal das imagens para cultura arroz irrigado, em RGB.....	44
Figura 17: Perfis temporais de EVI e NDVI de um pixel situado em lavouras de arroz irrigado antes e após o processo de filtragem.....	49
Figura 18: Perfis temporais de EVI e NDVI de um pixel situado em lavouras de soja antes e após o processo de filtragem.....	50
Figura 19: Imagem Pixel Reliability mostrando os locais onde foram extraídas as amostras de arroz irrigado. Data: 03/12/2011 (A) e 01/01/2012 (B).....	51
Figura 20: Perfis temporais de NDVI e EVI após processo de filtragem, utilizando área do mapa de referência da cultura de arroz irrigado	52
Figura 21: Perfis temporais de NDVI e EVI após processo de filtragem, utilizando área do mapa de referência da cultura de soja	53
Figura 22: Localização da área de inundação gerada pelo modelo HAND.....	54
Figura 23: Exemplo da aplicação do filtro mediana 5x5 na área de inundação, no exemplo (A) sem o filtro e no exemplo (B) com a aplicação do filtro.....	56
Figura 24: Mapa da área cultivada com arroz irrigado obtido através do índice MODIS- NDVI no ano safra 2011/2012.....	57

Figura 25: Mapa da área cultivada com arroz irrigado obtido através do índice MODIS- EVI no ano safra 2011/2012.....	58
Figura 26: Mapa da área cultivada com soja obtido através do índice MODIS- NDVI no ano safra 2011/2012.....	59
Figura 27: Mapa da área cultivada com soja obtido através do índice MODIS- EVI no ano safra 2011/2012.....	60
Figura 28: Cálculo das áreas de cultivo com e sem a máscara de inundação para o Estado do RS.....	61
Figura 29: Corte transversal do terreno, ilustrando as áreas de várzea (inundação).....	62
Figura 30: Distribuição da frequência de alturas em relação as cotas dos dados SRTM.....	64
Figura 31: Distribuição da frequência de alturas em relação à drenagem mais próxima para o modelo HAND.....	65
Figura 32: Distribuição espacial dos pontos coletados em campo.....	67
Figura 33: Distribuição dos pontos de campo para as áreas de arroz irrigado.....	69
Figura 34: Área de arroz irrigado detectada na classificação MODIS, próximo ao município de São Borja. Data da fotografia: 04/02/2012.....	70
Figura 35: Distribuição dos pontos de campo para as áreas de soja.....	74
Figura 36: Lavoura de soja detectada na classificação MODIS, próximo ao município de Passo Fundo. Data da fotografia: 01/02/2012.....	75
Figura 37: Gráfico de dispersão entre os dados de área cultivada de arroz irrigado MODIS – EVI (A) e NDVI (B) com os dados oficiais (IBGE).....	76
Figura 38: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura do arroz irrigado , dados MODIS - EVI	77
Figura 39: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura do arroz irrigado , dados MODIS - NDVI	77
Figura 40: Mapa dos resíduos padronizados para a região produtora de arroz irrigado no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – EVI	78
Figura 41: Mapa dos resíduos padronizados para a região produtora de arroz irrigado no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – NDVI	79
Figura 42. Dispersão de erros proporcionais para a cultura de arroz irrigado.....	80
Figura 43. Relação entre NDVI e EVI das áreas ocupadas com arroz irrigado para o Estado do RS.....	81
Figura 44: Gráfico de dispersão entre os dados de área cultivada de soja MODIS – EVI (A) e NDVI (B) com os dados oficiais (IBGE).....	82
Figura 45: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura da soja, dados MODIS - EVI	83
Figura 46: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura da soja, dados MODIS - NDVI	83
Figura 47: Mapa dos resíduos padronizados para a cultura da soja no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – EVI	84
Figura 48: Mapa dos resíduos padronizados para a cultura da soja no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – NDVI	85
Figura 49: Dispersão de erros proporcionais para a cultura de soja.....	86
Figura 50: Mapas de desvio da precipitação normal (mm) entre os meses de outubro e março de 2012. Fonte: FEPAGRO/8°DISME.....	88

Figura 51: Relação entre NDVI e EVI das áreas ocupadas com soja para o Estado do RS.....	89
Figura 52: Mapa de referência de arroz irrigado utilizado para verificação da metodologia proposta.....	91
Figura 53: Mapa de referência de soja utilizado para verificação da metodologia proposta.....	92
Figura 54: Gráfico da similaridade <i>Fuzzy</i> , entre os mapa de referência e os mapas gerados a partir das classificações MODIS (EVI e NDVI) para a cultura do arroz irrigado e soja.....	93
Figura 55: Detalhe do cruzamento entre a classificação MODIS e o mapa de referência de arroz irrigado. Imagem RapidEye. Data da imagem: Data 14/02/2012 Cena 04.....	95
Figura 56: Detalhe do cruzamento entre a classificação MODIS e o mapa de referência de soja. Imagem RapidEye. Data da imagem: 19/02/2012 Cena 01.....	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 01 - Qualidade da classificação associada aos valores do índice Kappa. Fonte: Landis & Koch (1977).....	27
Tabela 02 - Informações de órbita/ponto e data das imagens de satélite.....	32
Tabela 03 - Quantidade amostral de pontos coletados com o receptor GPS por tipo de uso do solo.....	35
Tabela 04: Dados do IBGE de área cultivada de arroz irrigado e soja para as safras de 2008/2009 a 2011/2012 para o Estado do RS.....	35
Tabela 05 - Datas das imagens RapidEye para os mapas referência de soja e arroz.....	36
Tabela 06 - Descrição da Imagem Pixel Reliability do produto MOD13Q1. Fonte: Adaptado de Moraes e Rocha (2011).....	41
Tabela 07: Altura em relação à drenagem mais próxima (HAND) para as culturas de arroz irrigado e soja.....	66
Tabela 08: Matriz de confusão para a cultura de arroz irrigado para a classificação MODIS-EVI.....	67
Tabela 09: Matriz de confusão para a cultura de arroz irrigado para a classificação MODIS-NDVI.....	68
Tabela 10: Matriz de confusão para a cultura de soja para a classificação MODIS-EVI.....	72
Tabela 11: Matriz de confusão para a cultura de soja para a classificação MODIS-NDVI.....	73
Tabela 12: Resultados da análise de regressão e índice de concordância <i>Willmott (d)</i> entre as estimativas MODIS e os dados IBGE.....	90

1 – INTRODUÇÃO

Hoje o agronegócio representa uma das principais atividades da economia brasileira. Diante da recente crise internacional, o setor é responsável por minimizar os desequilíbrios das contas externas, com um saldo comercial setorial positivo na ordem de bilhões de dólares. Diante disso, é importante que se busque tecnologias capazes de qualificar a previsão de safras agrícolas, de forma a evitar principalmente as perdas decorrentes da desinformação e gerenciamento inadequado.

Diante da importância do agronegócio para a economia do país, ações governamentais para o controle eficiente das importações e exportações dos produtos agrícolas, tanto em relação à balança comercial, quanto ao adequado abastecimento do mercado interno, exigem informações constantes sobre a produção agropecuária. Estes dados estão fundamentalmente atrelados, tanto ao conhecimento da área cultivada, quanto da produtividade obtida especialmente para as grandes *comodities*.

Atualmente com o advento de novas tecnologias na área do sensoriamento remoto, associadas às técnicas de geoinformação, uso imagens de satélite e produtos cada vez mais acessíveis aos usuários e a comunidade científica, o desenvolvimento de pesquisas relacionadas à estimativa de área cultivada, vêm aumentando de maneira significativa nos últimos anos.

O desenvolvimento e teste de metodologias, utilizando imagens de moderada resolução espacial, baixo custo e alta resolução temporal para o mapeamento e monitoramento da atividade agrícola no Rio Grande do Sul, baseada na análise do comportamento espectro-temporal de índices de vegetação, pode produzir resultados com maior rapidez, precisão e, ainda com menor custo operacional do que as técnicas convencionais atualmente empregadas. Entre os sensores em operação, aquele que melhor atende a estas demandas é o MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*), o qual tem sido amplamente utilizado em estudos agrícolas.

No Rio Grande do Sul, existem diversos trabalhos relacionados a esse tema, que apontam a possibilidade do uso de imagens do sensor MODIS para a elaboração do mapeamento espectro-temporal de culturas agrícolas, como o arroz

irrigado e a soja. Um aspecto importante é a determinação das áreas com potencialidade para o cultivo do arroz irrigado como ferramenta de apoio para a discriminação de outras culturas agrícolas. As áreas de várzea são as mais indicadas para o cultivo de arroz irrigado. Os solos de várzea são encontrados nas planícies próximas aos rios e lagoas e geralmente estão associados às baixas declividades, permitindo, desta maneira, a distinção de outros cultivos, especialmente a soja, cuja área vem crescendo na metade sul do Estado nos últimos anos.

Neste contexto, formulou-se a hipótese de que com o uso de geotecnologias é possível discriminar áreas utilizáveis para o cultivo de arroz irrigado, permitindo sua separação de outras culturas de verão, especialmente a soja, no Estado do Rio Grande do Sul, através da utilização de imagens do sensor MODIS e dados do relevo na forma de modelos digitais de superfície.

1.1 - Objetivo Geral

Desenvolver e testar uma metodologia de baixo custo para a execução do mapeamento e monitoramento da área cultivada com arroz irrigado e soja no Estado do Rio Grande do Sul, em escala municipal e estadual, com base na análise do comportamento espectro-temporal de índices de vegetação de imagens de satélite de alta resolução temporal.

1.1.1- Objetivos Específicos

- Elaborar uma metodologia de construção de máscaras de cultivo para a cultura do arroz irrigado e soja no Estado, utilizando a informação dos perfis espectro-temporais obtidos de imagens EVI e NDVI do sensor MODIS;
- Testar a utilização de filtro para eliminar ou minimizar a interferência de ruídos para séries temporais nas imagens MODIS para áreas agrícolas no Estado;
- Elaborar o mapeamento de áreas de inundação, através do modelo HAND (*Height Above the Nearest Drainage*), para discriminar áreas utilizáveis para o cultivo de arroz irrigado, permitindo sua separação dessas áreas de outras culturas, principalmente a soja;

- Avaliar os dados de área cultivada com arroz irrigado e soja, gerados a partir das imagens MODIS, em relação às estimativas agrícolas oficiais (IBGE) e dados de campo;
- Comparar os dados de área cultivada com arroz irrigado e soja obtida a partir de sensores de resoluções distintas.

2 - REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 – Produção Agrícola no Rio Grande do Sul

O Estado do Rio Grande do Sul possui uma superfície de 281.748,538 km², que representa 3,3% do território brasileiro. Conforme dados médios dos últimos 10 anos (IBGE, 2010) no período de 2001 a 2010, o Estado contribui com cerca de 16,8% da produção nacional de grãos. No período de primavera-verão as culturas de soja, milho e arroz, são as principais culturas cultivadas.

2.1.1 - Soja

Dentre as culturas de verão podemos destacar a soja. Conforme dados do IBGE (2010), o Rio Grande do Sul ocupa a terceira posição entre os estados brasileiros com maior área cultivada com esta oleaginosa, que no ano-safra 2009/2010, ultrapassou 4,02 milhões de hectares, representando 17,23% do total de área cultivada no País. Conforme Rizzi (2004), até o final dos anos 60 o Estado detinha em torno de 90% da produção brasileira, enquanto que no ano-safra 2009/2010 a produção foi de 10,48 milhões de toneladas, que representou 15,24 % da produção nacional. Na série histórica elaborada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), desde a década de 1920 é possível perceber a diminuição da participação do Rio Grande do Sul na produção de soja brasileira.

Figura 01.

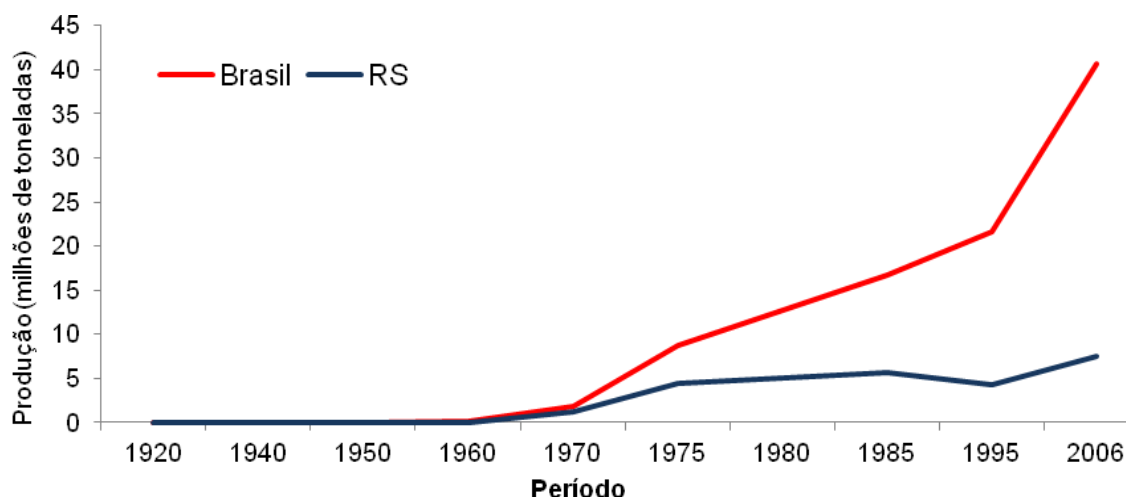


Figura 01: Evolução da produção de soja no Brasil e no Estado do RS. Fonte: IBGE, 2012.

Quanto à distribuição da produção no Estado (Figura 02), segundo dados do IBGE, considerando a média de 2007 a 2011, de acordo com a divisão do Estado do RS por mesorregiões, provinda do IBGE, as maiores mesorregiões produtoras de

soja são a do Noroeste Rio-grandense, com mais de 70% do total da produção do Estado (com 6.702.957 toneladas), da Centro Ocidental Rio-grandense, com 12,8% (com 1.224.642 toneladas) e a Sudoeste Rio-grandense, com 5,42% (com 518.645 toneladas).

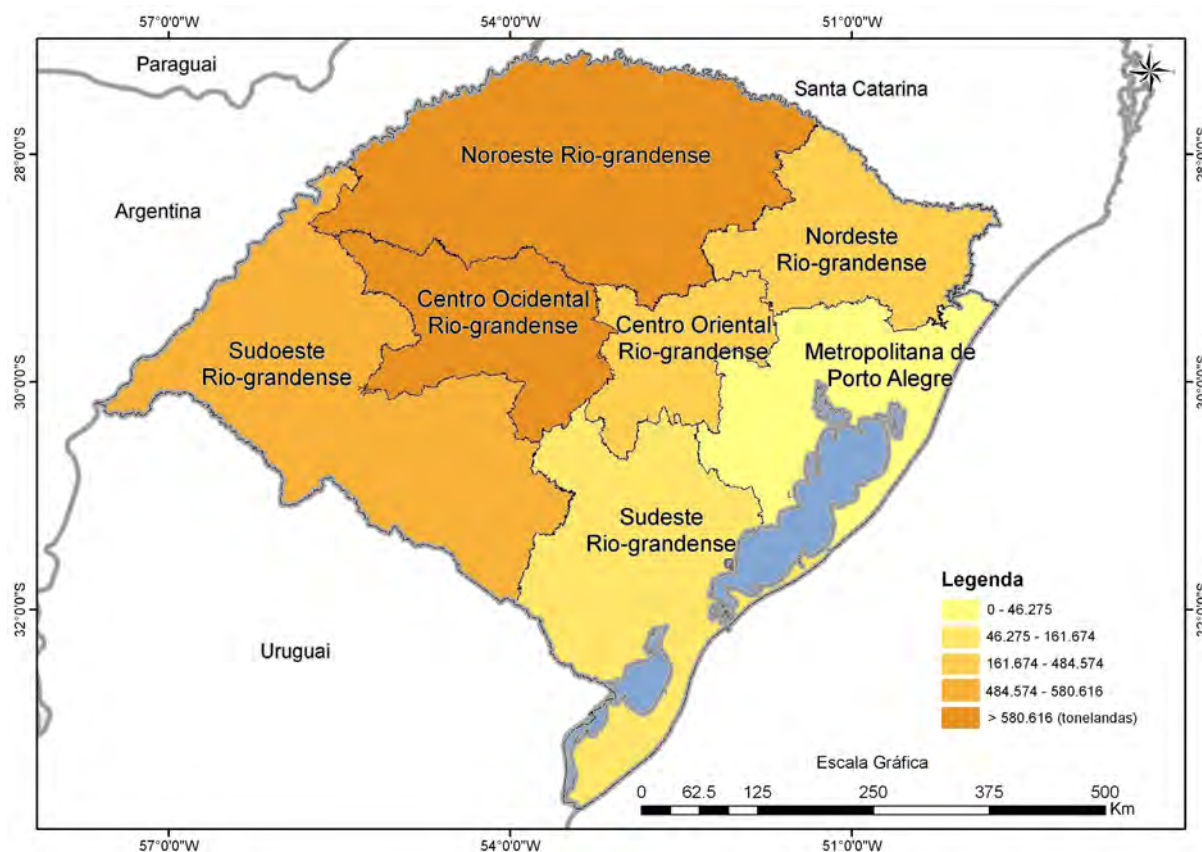


Figura 02: Produção de soja por mesorregião do IBGE, média 2007-2011
Fonte: IBGE (2013)

Com relação aos condicionantes agrometeorológicos da produtividade, a disponibilidade hídrica, é importante, principalmente, em dois períodos de desenvolvimento da soja: germinação-emergência e floração-enchimento de grãos (Farias et al., 2009). A necessidade de água da cultura vai aumentando com o desenvolvimento das plantas, atingindo o máximo durante a floração-enchimento de grãos (7 a 8 mm/dia), decrescendo após esse período.

Conforme aponta Almeida (2008), o desenvolvimento da cultura da soja está condicionado ao regime hídrico local, sendo que o estresse por deficiência hídrica causa problemas de crescimento e desenvolvimento, resultando em plantas de pequena estrutura, raquíticas, com folhas pequenas e entrenós curtos. As plantas murcham e os folíolos tendem a “enrolar”, diminuindo a área exposta. A ocorrência

de déficit hídrico é uma das principais causas da variação da produtividade da soja no Brasil. Berlato e Fontana (1999) mostraram que a precipitação de dezembro a março explica quase 80% da variabilidade interanual do rendimento e, portanto, as estiagens ocorridas no Rio Grande do Sul constituem a principal adversidade climática à cultura de soja.

A soja é uma planta anual, com desenvolvimento relativamente rápido, dependendo da exigência fotoperiódica, cujo ciclo fenológico pode variar, da germinação até a maturação completa, de 75 a 200 dias, aproximadamente (Sediyama et al., 1996). No Rio Grande do Sul, o calendário agrícola da soja inicia no mês de outubro, quando se concentra a semeadura, encerra normalmente nos meses de março a maio com a colheita (EMBRAPA, 2001a).

2.1.2– Arroz

O Estado do Rio Grande do Sul é o maior produtor nacional de arroz irrigado, tendo produzido 6,8 milhões de toneladas ano-safra 2009/2010, o que representa 61% da produção nacional (IBGE, 2010). Para este ano-safra foram cultivados cerca de 1,1 milhão de hectares em todo o Estado. O arroz é a segunda maior cultura do Estado, participando com 26,7% do total de grãos produzidos no Estado, com um rendimento médio de 6.448 kg.ha⁻¹, acima da média nacional, que é de 4.127 kg.ha⁻¹ (IBGE, 2010).

Basicamente existem dois sistemas de cultivo de arroz, o de sequeiro e o irrigado. Conforme Klering (2012), no Rio Grande do Sul o arroz é cultivado na sua totalidade no regime irrigado, onde o mesmo permanece com uma lâmina de água durante quase todo o seu ciclo de desenvolvimento.

Quanto à distribuição da produção de arroz irrigado no Estado (Figura 03), segundo dados do IBGE, considerando a média de 2007 a 2011, de acordo com a divisão do Estado do RS por mesorregiões, provinda do IBGE, as maiores mesorregiões produtoras são a do Sudoeste Rio-grandense, com aproximadamente 43% do total da produção do Estado (com 3.229.698 toneladas), da Metropolitana de Porto Alegre, com 21,04% (com 1.576.114 toneladas) e a Sudeste Rio-grandense com 18,59% (com 1.393.734 toneladas).

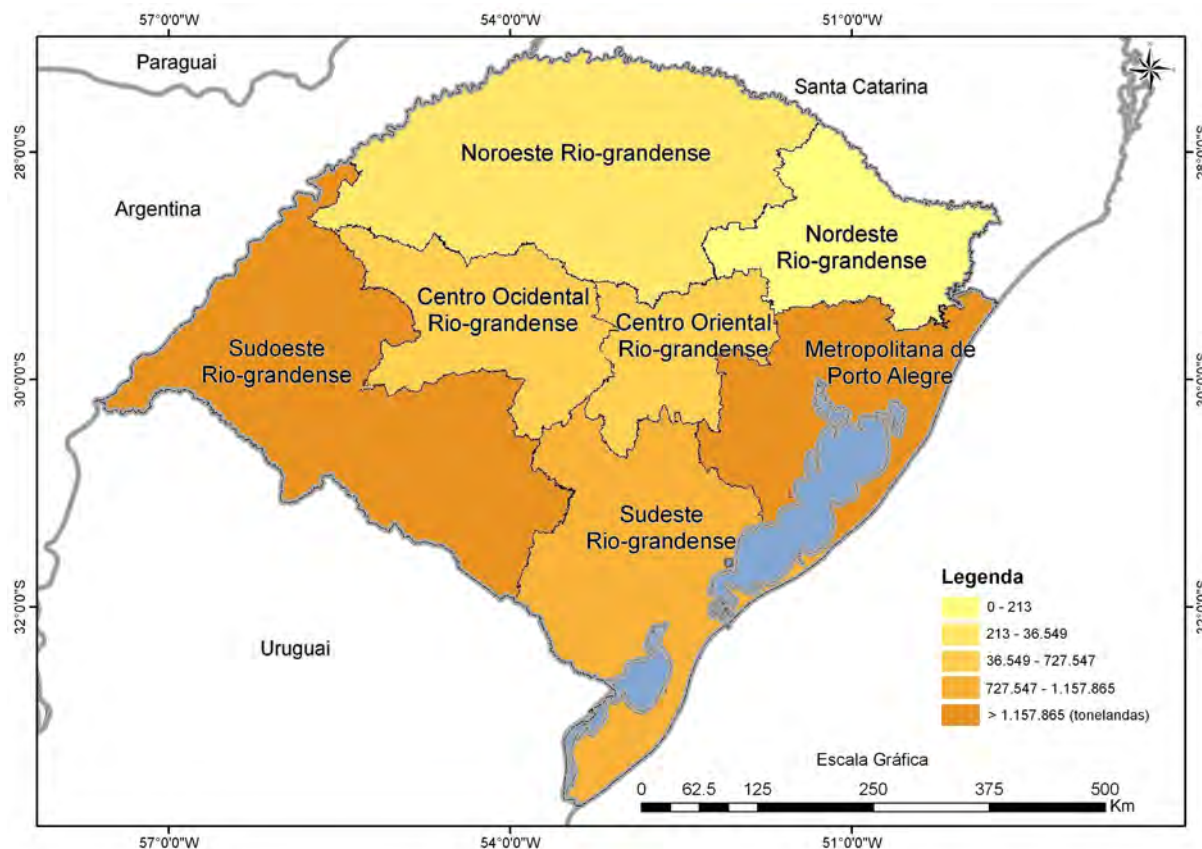


Figura 03: Produção de arroz irrigado por mesorregião do IBGE, média 2007-2011
 Fonte: IBGE (2013)

Conforme Azambuja *et al.* (2004) essas regiões apresentam diferenças quanto a topografia, clima, solos, disponibilidade de água para irrigação, tamanho de lavoura, entre outros aspectos, determinando variações em termos de produção e rendimento médio. A maior parte do arroz irrigado no Estado é produzida na Fronteira Oeste, com 370 mil hectares, que equivale a 33,6 % do total produzido no Estado, onde também se verificam os maiores níveis de rendimento $6.698 \text{ kg}\cdot\text{ha}^{-1}$ (IBGE, 2010).

De modo geral, o ciclo do arroz no Brasil varia de 115 a 160 dias. Em função da duração do ciclo (da germinação à colheita), os cultivares são classificados como de ciclo curto (precoces) e de ciclo mediano-longo (tardias) (Terres *et al.*, 1998). No Rio Grande do Sul o arroz irrigado tem seu período de semeadura ou plantio nos meses de outubro a dezembro, e seu período de colheita tem início em março e se prolonga normalmente até junho (EMBRAPA, 2001b).

2.2 – Mapeamento de Áreas Agrícolas utilizando Sensoriamento Remoto.

A tecnologia do sensoriamento remoto tem sido muito utilizada na agricultura, pelo grande potencial, para obter informações sobre: estimativa de produção agrícola, estimativa de área cultivada, vigor vegetativo das culturas e manejo agrícola em escala regional e local.

Os Estados Unidos foram pioneiros no uso do sensoriamento remoto para estudo de áreas agrícolas. Com o lançamento, em 1972, do *Earth Resource Technological Satellites* (ERTS-1), posteriormente denominado Landsat 1, foi estabelecido o que certamente foi o programa mais bem-sucedido de sensoriamento remoto para fins de mapeamento da vegetação e monitoramento sistemático da superfície terrestre (Salovaara *et al.*, 2005; Woodcock *et al.*, 2001). Através deste programa passou-se a utilizar os dados do sensoriamento remoto orbital para o aprimoramento dos métodos de amostragem, o que contribuiu para demonstrar o valor das imagens, tanto para a construção dos painéis amostrais, como para o desenvolvimento de um estimador de área cultivada (Allen e Hanuschak, 1998).

Em 1974 os Estados Unidos iniciaram o LACIE (*Large Area Crop Inventory Experiment*) com o objetivo de assimilar a tecnologia de sensoriamento remoto, aplicar a metodologia dos levantamentos por amostragem para monitorar a produção de trigo ao redor do mundo e demonstrar a praticidade técnica e financeira de um sistema de monitoramento agrícola global. Entre 1980 e 1988, com a expansão do LACIE, os EUA conduziram o AgRISTARS (*Agriculture and Resources Inventory Surveys Through Aerospace Remote Sensing*), que favoreceu a incorporação, de forma operacional, do sensoriamento remoto na rotina dos levantamentos agrícolas (Houston e Hall, 1984).

Na Europa, em 1989, a partir do esforço conjunto de vários países, surgiu o projeto MARS (*Monitoring Agriculture with Remote Sensing*), cujos objetivos iniciais eram distinguir, identificar e medir a área das culturas agrícolas mais importantes e, em seguida, estimar a produção a tempo de permitir a tomada de decisões (Klersy, 1992). A principal diferença entre o método utilizado pelo LACIE e o utilizado no MARS é que o primeiro baseou-se em imagens do satélite Landsat, enquanto o segundo baseou-se em imagens SPOT (Terres *et al.*, 1995). Portanto, ambas evoluíram suas metodologias de forma diferenciada, mas tiveram como resultado a

introdução das imagens de sensoriamento remoto orbital nos levantamentos sistemáticos oficiais dos países em que foram desenvolvidos.

Na Europa outro marco importante foi o consórcio entre o Governo Alemão e a iniciativa privada para o lançamento de uma constelação de cinco microssatélites (*RapidEye*) que tem fornecido imagens diárias para qualquer localidade na superfície terrestre, com resolução de 6,5 m e seis bandas espectrais (azul, verde, vermelho, *red-edge*, infravermelho próximo e pancromático) (Weir *et al.*, 2005). A principal novidade foi a existência de uma banda *red-edge* (a primeira em sensores multiespectrais), cujo estreito intervalo espectral compreendendo a transição vermelho/infravermelho é particularmente útil na detecção de estresse foliar. Por esse motivo, a série *RapidEye* é principalmente voltada para o mercado da agricultura de precisão, com vistas ao mapeamento e monitoramento agrícola.

No Brasil, a partir de meados da década de 70, vários trabalhos foram desenvolvidos no sentido de avaliar a aplicação de imagens de sensoriamento remoto orbital para realizar ou para auxiliar na estimativa de área cultivada. A maior parte dos estudos baseou-se em imagens Landsat, provavelmente pela maior facilidade de acesso e menor custo que as imagens de outros satélites, como o SPOT (Weber *et al.*, 2005).

Com o lançamento do *China-Brazil Earth Resources Satellite* (CBERS 1), em outubro de 1999, o Brasil entrou no seleto grupo de países detentores da tecnologia. Munido de três sensores concebidos para o monitoramento da cobertura vegetal em diferentes escalas, entre eles, destaca-se o CCD (*Charge Coupled Device*), com 20 m de resolução, uma banda pancromática e bandas no azul, verde, vermelho e infravermelho próximo (Epiphany, 2005). No começo de 2010, o último satélite da série, CBERS-2B deixou de operar. O CBERS-3 está previsto para ser lançado em 2013, e dois anos depois o CBERS-4. Vários estudos foram desenvolvidos utilizando estes satélites, entre os quais destacam-se o monitoramento da vegetação na floresta amazônica e a detecção e monitoramento das atividades agrícolas em regiões no Brasil.

No âmbito nacional, diversas tem sido as iniciativas em monitoramento e previsão de safras. Podemos destacar, entretanto, algumas iniciativas importantes como o Projeto Geosafra e o Projeto MAPAGRI, os quais têm em comum o fato de desenvolver atividade em rede de instituições e apresentarem abrangência nacional.

A partir de 2003 formou-se o Projeto GeoSafras, liderado pela Companhia Nacional de Abastecimento (Conab), contando com a cooperação e união de esforços de diversas instituições de ensino e pesquisa e muitas outras entidades de apoio e extensão rural, que em conjunto tem trabalhado para aprimorar as estimativas de safras brasileiras, possibilitando a aplicação em escalas regionais e nacionais. Conforme Figueiredo (2007) o Projeto GeoSafras vêm utilizando recursos tecnológicos de eficiência comprovada, tais como: modelos estatísticos, sensoriamento remoto, posicionamento por satélite (GPS), sistemas de informação geográfica e modelos agrometeorológicos/espectrais, para estimar as áreas de cultivo e prever impactos ao rendimento dos cultivos. O Projeto tem focado prioritariamente alguns produtos, tais como: café, cana-de-açúcar, soja, arroz e milho.

Em 2011 a Embrapa deu início ao Projeto MAPAGRI (Monitoramento da Atividade Agrícola Brasileira), cujo objetivo principal é desenvolver uma metodologia única, capaz de promover com baixo custo a identificação, delimitação, mapeamento e quantificação, através do perfil espectro temporal dos índices de vegetação da série histórica de imagens MODIS, as áreas com atividade agrícola anual de soja, milho, algodão, trigo e cana-de-açúcar, em todo o território nacional. O projeto conta com o apoio de diversas instituições de ensino e pesquisas espalhadas por todo o território brasileiro, além do apoio de uma instituição de ensino e pesquisa internacional (Universidade de Kansas, EUA).

2.3 – Comportamento Espectral da Vegetação

Cada objeto apresenta um comportamento diferente frente à relação entre a radiação que nele incide e a radiação por ele refletida, transmitida e absorvida, denominado de *comportamento* ou *resposta espectral* (Novo, 2008).

O termo “comportamento espectral da vegetação” é frequentemente relacionado com as características da radiação eletromagnética refletida por parte de folhas, plantas individuais e conjunto de plantas (Steffen *et al.*, 1996). A folha é o órgão mais importante da planta, pois, além das trocas gasosas, é nela que estão localizadas as estruturas que interagem com a radiação. Segundo Jensen (2009) as plantas adaptaram sua estrutura interna e externa para realizar fotossíntese. Esta estrutura e suas interações com a energia eletromagnética têm um impacto direto na forma com que as folhas e os dosséis vegetais aparecem espectralmente quando

registrados através de instrumentos de sensoriamento remoto. A Figura 04 ilustra a curva de refletância típica de uma folha verde sadia, bem como os fatores determinantes de seu comportamento nas regiões do visível, do infravermelho próximo e do infravermelho médio do espectro eletromagnético.

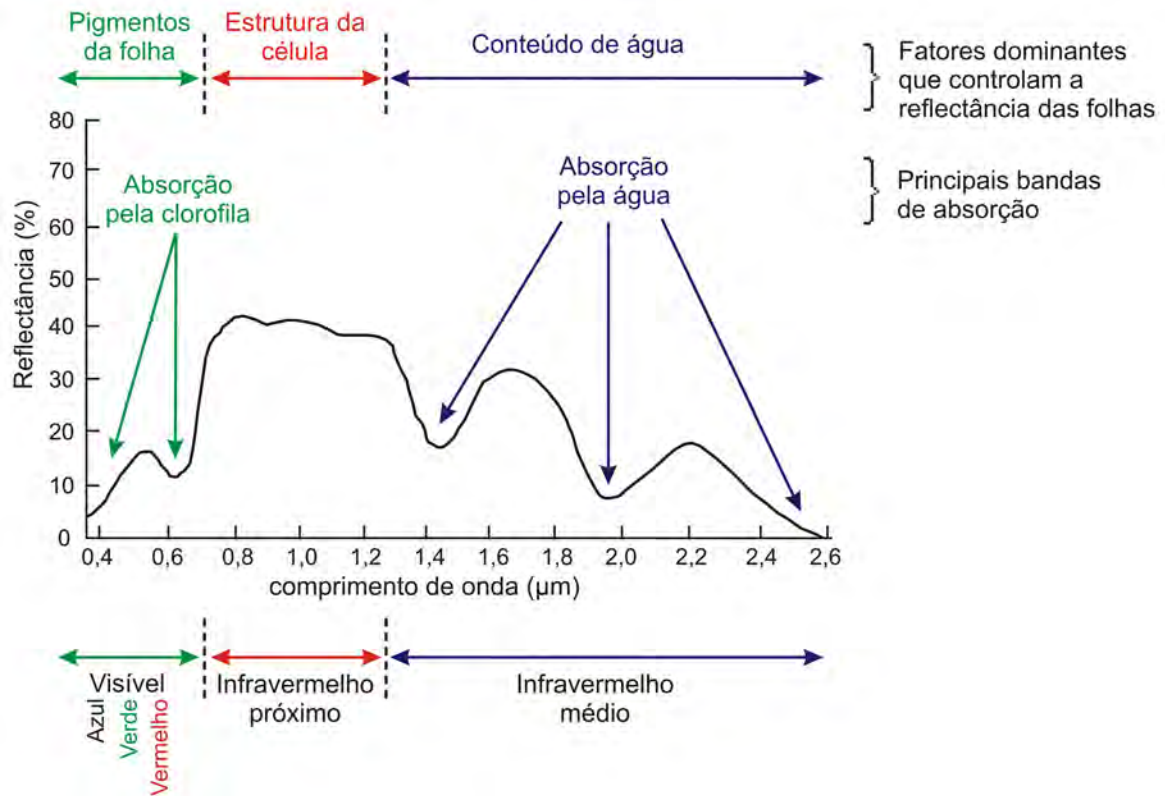


Figura 04: Curva de refletância média da vegetação fotossinteticamente ativa.
Fonte: Modificada de Swain e Davis (1978)

O intervalo espectral mostrado na Figura 04 foi dividido em três regiões espectrais: visível (0,4 μm - 0,72 μm), infravermelho próximo (0,72 μm – 1,3 μm) e infravermelho médio (1,3 μm – 2,6 μm). Em cada uma dessas regiões, a forma da curva é definida por diferentes constituintes da folha, conforme detalhado a seguir:

- **Região do visível (0,4 μm - 0,72 μm):** Nesta região os pigmentos existentes nas folhas dominam a refletância. A energia é absorvida seletivamente pela clorofila e é convertida em calor ou fluorescência, e também convertida fotoquimicamente em energia armazenada na forma de componentes orgânicos (Ponzoni e Shimabukuro, 2009). Devido à clorofila, a curva apresenta 2 bandas de absorção bem marcadas, centradas em 0,45 μm (região do azul) e 0,65 μm (região do vermelho) (Guyot *et al.*, 1989),

permitindo um pico de reflectância aproximadamente em 0,54 μm (região do verde) (Swain e Davis, 1978).

- **Região do infravermelho próximo (0,72 μm – 1,3 μm):** A reflectância é maior na região do infravermelho próximo, devido ao maior espalhamento da radiação no mesófilo (Valeriano, 1988). Fatores externos à folha, como disponibilidade de água, por exemplo, podem causar alterações na relação água-ar no mesófilo, podendo alterar quantitativamente a reflectância de uma folha nesta região (Ponzoni e Shimabukuro, 2009).
- **Região do infravermelho médio (1,3 μm – 2,6 μm):** O comportamento nessa região é influenciado também pela estrutura da folha, mas grande parte é afetada pela concentração de água nos tecidos, com forte absorção ocorrendo em 1,45 e 1,95 μm , causando picos de reflectância entre as regiões de absorção, aproximadamente em 1,65 e 2,2 μm (Gausman, 1985).

Percebe-se, portanto, que o processo de interação entre a radiação eletromagnética referente ao espectro óptico e uma folha é dependente de fatores químicos (pigmentos fotossintetizantes e água) e estruturais (organização dos tecidos da folha) e pode ser analisado sob os pontos de vista da absorção, da transmissão e da reflexão da radiação. A análise conjunta desses três fenômenos compõe aquilo que denominamos como o estudo do comportamento espectral da vegetação, que envolve principalmente o estudo dos fatores influentes na reflexão da radiação por folhas isoladas e por dosséis vegetais (Ponzoni e Shimabukuro, 2009).

2.4 – Classificação Digital de Imagens Multitemporais.

As técnicas de processamento digital de imagens buscam detectar e identificar fenômenos importantes em determinada cena, de modo a torna-la visualmente melhor. Assim, pode-se afirmar que, num primeiro momento, estas técnicas estão inseridas no conjunto de ferramentas de análise dos dados de sensoriamento remoto. Isso porque, ao melhorar possibilidade de interpretação destes dados, os mesmos serão medidos e a informação será usada na solução de problemas (Jensen, 2009).

O mapeamento a partir do atributo espectral de alvos na superfície terrestre tem sido o enfoque da maioria dos trabalhos desenvolvidos até então. Esse mapeamento tenta separar os diferentes objetos na superfície a partir do comportamento espectral característico de cada alvo em diversas faixas de comprimentos de onda, utilizando, para tanto, diferentes classificadores e algoritmos.

Diversos trabalhos abordam a utilização do atributo espectral de alvos para fins de mapeamento e monitoramento de lavouras, exemplos desses tipos de aplicação podem ser vistos nos trabalhos de Rizzi e Rudorff (2005), Weber *et al.* (2007) e Sugawara *et al.* (2008). Todos os trabalhos utilizaram imagens multiespectrais do Satélite Landsat para execução do mapeamento espectral, e relataram que o método por atributo espectral, pode apresentar alguns problemas, como a frequente cobertura de nuvens nas imagens, particularmente no período do verão.

Exemplo disso foi o trabalho de Weber *et al.* (2007), com estimativa de área cultivada com arroz irrigado em todo o Estado do Rio Grande do Sul através de imagens Landsat. Os autores salientaram que a maior dificuldade consistiu em obter-se rapidamente as imagens após sua seleção no catálogo, o que reduziu o tempo disponível para seu processamento e interpretação.

Para tentar minimizar os problemas decorrentes do mapeamento utilizando atributos espectrais, associados à cobertura de nuvens, tempo de processamento alto e elevado custo, diversos trabalhos científicos vêm utilizando nos últimos anos a técnica por atributo multitemporal.

A discriminação de culturas agrícolas em imagens de sensoriamento remoto geralmente é feita por meio de técnicas de classificação digital em que se utiliza uma ou mais imagens obtidas em períodos chave, quando a resposta espectral da cultura de interesse está bem caracterizada e diferenciada dos demais alvos da cena (Rudorff *et al.*, 2007).

A utilização de tecnologias de sensoriamento remoto a partir de imagens multitemporais pode prover informações não somente sobre a área cultivada, mas também fornecer indicações sobre crescimento e desenvolvimento de culturas, que podem ser elementos chave na discriminação espectral de diferentes culturas agrícolas (Apan e Potgieter, 2002). A utilização de imagens adquiridas em diferentes datas permite, portanto, diferenciação dos alvos em função da variação da resposta

espectral dos mesmos ao longo do tempo, melhor representando a variabilidade espectro-temporal de alvos agrícolas (Freitas *et al.*, 2007).

Conforme Junges e Fontana (2011), em estudos multitemporais, o emprego de imagens adquiridas ao longo do ciclo de crescimento e desenvolvimento das culturas pode apontar diferenças quanto à época de semeadura e/ou manejo e, assim, servir de base para distinção dos perfis temporais de índices de vegetação.

Trabalhos como o desenvolvido por Vieira (2000), que utilizou o método de Superfícies de Respostas Espectro-Temporais (*Spectral-Temporal Response Surface – STRS*), que integra as imagens de sensores multiespectrais adquiridas em diferentes datas de passagem do satélite, evidenciou a possibilidade da obtenção de uma classificação mais eficiente. A abordagem multitemporal de classificação de imagens permite que as culturas agrícolas sejam discriminadas com base não apenas no comportamento multiespectral, em uma determinada data, mas também na variação da resposta espectral ao longo da estação de crescimento.

Desta forma, Sanches (2004) afirmou que para a obtenção de dados de estatísticas agrícolas, ou para realizar estudos sobre o comportamento espectral das culturas agrícolas, com o uso de dados de sensoriamento remoto, é recomendável uma análise multitemporal. Sensores com alta resolução temporal, como o Sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*), são muito importantes para monitoramento da atividade agrícola em escala regional. Shimabukuro e Rudorff (2006) ressaltaram que sensores como o MODIS, são capazes de adquirir observações globais com alta frequência temporal, entretanto a abertura ampla de visada compromete as resoluções radiométrica, espectral, e, principalmente, espacial.

2.5 – Sensor MODIS

2.5.1 – Características Gerais

O sensor *MODIS* está a bordo dos satélites Terra e Aqua, lançados pela NASA em 18 de dezembro de 1999 e 4 de maio de 2002, respectivamente. Estes satélites fazem parte do programa EOS (*Earth Observing System*), formado por diversos países, constituindo uma série de plataformas para monitoramento terrestre em várias áreas de conhecimento em diversas escalas (MODIS, 2003).

Este sensor foi projetado para fornecer uma série de observações globais da superfície terrestre, oceano e atmosfera nas regiões do visível e do infravermelho do

espectro eletromagnético, cobrindo a Terra a cada 2 dias. Para garantir a cobertura quase que diária da Terra, o sensor MODIS possui um campo de visada muito amplo, em torno de 110° de FOV (*Field of View*), representando uma faixa imageada na superfície terrestre de 2.330 km, apresentando distorções no tamanho do pixel, tanto perpendicular à órbita do satélite (*across-track*), quanto na direção da órbita do satélite (*along-track*). Na Figura 05 pode-se visualizar uma representação esquemática do efeito do campo de visada no tamanho do pixel.

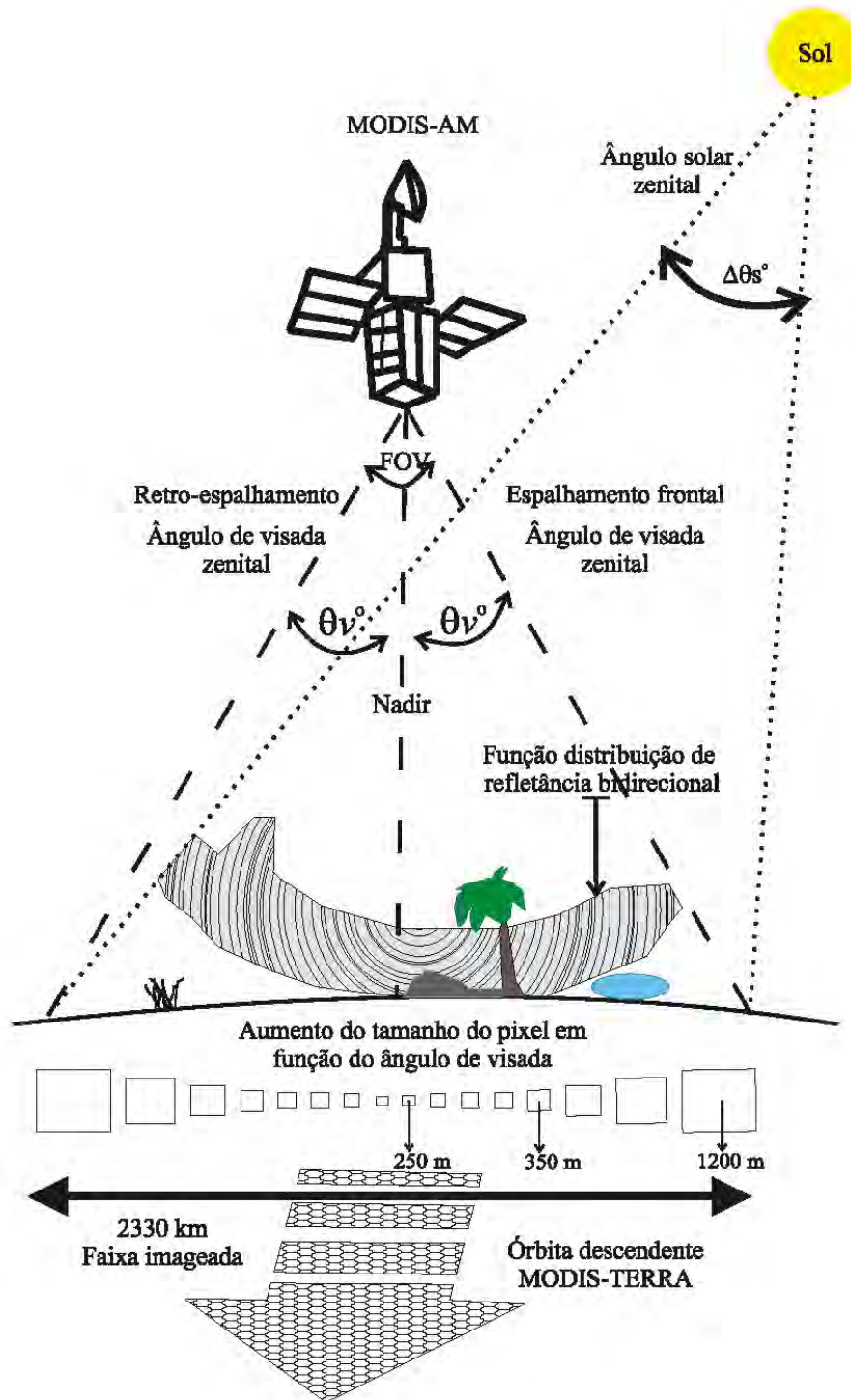


Figura 05: Representação esquemática do aumento do tamanho do pixel em função do ângulo de visada: 0° (250 x 250 m); 15° (270 x 260 m); 30° (350 x 285 m); 45° (610 x 380 m) e 55° (1200 x 450 m). Fonte: Adami, 2010.

Como forma de disponibilizar os dados para diferentes usuários, além das imagens, foram desenvolvidos produtos específicos para estudos voltados da atmosfera, do oceano e da superfície terrestre. Com relação à superfície terrestre, os

produtos MODIS fornecem base de dados para estudos relativos ao uso e ocupação do solo, além de permitirem monitorar a cobertura vegetal do planeta, possibilitando identificar quais as mudanças da vegetação e suas relações com o clima e tempo (Justice *et al.*, 2002)

O instrumento MODIS possui alta sensibilidade radiométrica (12 bits) em 36 bandas espectrais contidas no intervalo de 0,4 a 14,4 μm do espectro eletromagnético. Duas bandas são adquiridas na resolução espacial de 250 m, outras cinco bandas na resolução de 500 m e as demais 29 bandas na resolução de 1 km.

Com relação à resolução temporal, os dados desde sensor possuem uma varredura de 55° para cada lado da órbita de 705 km de altura, que resulta numa faixa imageada de 2.330 km, com cobertura global de 2 dias e uma cobertura diária acima de 30° de latitude da superfície terrestre. Isto permite a geração de imagens livres de cobertura de nuvens por meio da composição de várias imagens obtidas em um período maior (8 ou 16 dias).

As imagens do sensor MODIS, tanto as diárias, quanto as composições estão disponíveis ao usuário através do *site* do Sistema de Informações e Dados, do programa EOS (EOSDIS), cerca de seis dias após a passagem do satélite ou do término do período, sem qualquer ônus ao usuário. Além disso, as imagens são disponibilizadas com correções atmosféricas e geométricas previamente realizadas, estando prontamente utilizáveis sem a necessidade de georreferenciamento adicional (MODIS, 2003).

2.5.2 – Produto MOD13Q1

Os principais dados que contém o produto MOD13Q1 são os índices de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e EVI (*Enhanced Vegetation Index*). Eles são produzidos globalmente com resolução de 1 km, 500 m e 250 m, em composições de imagens ou mosaico de 16 dias (MODIS, 2003). O algoritmo seleciona o pixel de melhor qualidade em relação à geometria de visada e menor interferência atmosférica dentre todas as passagens do período, que então é utilizado na geração das imagens compostas.

O NDVI é um índice de vegetação proposto por Rouse *et al.* (1973), obtido a partir da razão entre a subtração e soma das reflectâncias das bandas da região do

infravermelho próximo (ρ_{IVP}) e do vermelho (ρ_V) do espectro eletromagnético. Equação (01).

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (01)$$

Portanto, Rouse *et al.* (1973) normalizaram a razão simples para o intervalo de -1 a +1, propondo um índice de vegetação no qual a vegetação está associada a valores positivos, elementos como água e neve, que refletem mais intensamente na porção do vermelho em comparação com o infravermelho próximo, apresentam valores negativos, e alvos como solo exposto e rochas, que refletem vermelho e infravermelho quase na mesma intensidade, possuem valores de NDVI próximos a zero.

Segundo Ponzoni & Shimabukuro (2009), este índice tem sido utilizado para construir perfis sazonais e temporais da atividade da vegetação, permitindo comparações inter-anuais desses perfis. O perfil temporal do NDVI tem sido utilizado para detectar atividade sazonal e fenológica, duração do período de crescimento, pico de verde, mudanças fisiológicas das folhas e períodos de senescência.

O EVI (Índice de Vegetação Melhorado), proposto por Huete *et al.* (1994), foi desenvolvido pra melhorar o sinal da vegetação, já que ele reduz a influência do solo e os efeitos atmosféricos. O EVI pode ser calculado através da Equação (02).

$$EVI = G \frac{(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(L + \rho_{IVP}) + (c_1 \rho_V) - (c_2 \rho_{AZUL})} \quad (02)$$

O EVI é um NDVI modificado, onde: ρ_{IVP} é a reflectância de superfície na banda do infravermelho próximo, ρ_V é a reflectância de superfície na banda do vermelho, G é o fator de ganho do solo (G=2,5), L é o fator de ajuste de solo (L=1), c_1 é o coeficiente de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera no vermelho ($c_1=6,0$), c_2 é o coeficiente de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera no azul ($c_2=7,5$) e a ρ_{azul} é a reflectância de superfície na banda do azul.

Ainda dentro do produto MOD13Q1 existem as imagens de qualidade chamadas de *Pixel Reliability* (Confiabilidade do pixel) e *VI Quality* (Qualidade do índice de vegetação). Segundo Colditz *et al.* (2008), estas imagens fornecem informações significativas para análise de dados, sendo que as imagens de *Pixel*

Reliability são um meio confiável e seguro para execução de máscaras de nuvens dos dados MODIS.

As imagens *Pixel Reliability* são produzidas a partir da composição de 16 dias com resolução espacial de 250 metros e disponibilizadas gratuitamente.

2.5.3 – Produto MOD13Q1 aplicado em estudos multitemporais em áreas agrícolas no Rio Grande do Sul

O estudo de séries temporais de imagens de satélites possibilita acompanhar o ciclo de culturas agrícolas, diversos trabalhos utilizam essa abordagem para monitorar culturas em um dado período de tempo, através dos perfis temporais obtidos de séries de imagens (Bradley *et al.*, 2007; Hermance *et al.*, 2007; Le *et al.*, 2008). Especificamente para o Estado do RS diversos trabalhos foram desenvolvidos no abordando essa temática do enfoque multitemporal para a construção de máscaras de cultivo com o Sensor MODIS. Entre os trabalhos realizados podemos citar Klering (2007 e 2012) e D'Arco (2007) para o cultivo de arroz, Santos (2010) e Gusso *et al.* (2009) para o cultivo de soja, e Junges (2008) para a cultura do trigo.

No trabalho de Klering (2007) foram utilizadas imagens de índices de vegetação (NDVI e EVI) do sensor MODIS para gerar a máscara de cultivo de arroz irrigado nas seis regiões orizícolas do Estado, para seis safras (2000/2001 até 2005/2006). Para gerar a máscara de cultivo foi utilizado o método de Imagem Diferença, a partir de imagens multitemporais do período de outubro a março, e elaboradas composições de máximo valor, de mínimo valor e a imagem diferença entre o máximo e mínimo. E esta técnica é descrita em maior detalhe por Fontana *et al.* (2007).

Posteriormente, Klering (2012) utilizou imagens NDVI do sensor MODIS, para mapear as regiões orizícolas do Estado do RS das safras 2000/2001 até 2009/2010, utilizando a metodologia proposta por Araújo (2010) para construção das máscaras de cultivo de arroz irrigado. Neste método, as máscaras de cultivo são construídas através da classificação digital supervisionada. As amostras para treinamento do classificador são coletadas em uma imagem de composição colorida RGB, elaborada a partir de imagens multitemporais NDVI, de determinados períodos do ciclo da cultura. A autora obteve êxito utilizando esta metodologia, que

possibilitou determinar de modo eficiente a distribuição espacial e quantificar as áreas cultivadas com arroz irrigado. No entanto, houve confusão espectral com a cultura da soja. O trabalho careceu, ainda, de uma verificação da classificação com dados de referência obtidas em campo.

D'Arco (2007), além dos índices de vegetação NDVI e EVI para gerar as máscaras de cultivo, utilizou os índices CEI e LWSI nas safras de 2000/2001 até 2004/2005. Através de análise do perfil espectro-temporal, que teve como finalidade definir quais as quinzenas mais favoráveis para a discriminação do arroz dos demais alvos, realizou classificações automáticas. Após, as máscaras de cultivo de arroz foram cruzadas com o mapa de áreas aptas para o plantio de arroz irrigado. Nesse mapa foram delimitadas as áreas potencialmente utilizáveis para o cultivo de arroz irrigado no Estado, método que consistiu em separar os solos com potenciais para o cultivo de arroz e também as áreas com declividades menores que 3%, geradas a partir do modelo digital de elevação (*Shuttle Radar Topography Mission*, SRTM). Uma limitação do trabalho foi a utilização de um mapa de solo digitalizado (Kuhn, 2002) em escala 1:750.000, pouco detalhada para determinar os solos mais aptos para o plantio de arroz irrigado no Estado do RS.

Para a cultura da soja Gusso *et al.* (2009) analisou 223 municípios, situados em uma área de intensa produção de soja no norte do Estado. O autor utilizou apenas o índice de vegetação EVI para gerar as máscaras de cultivo nas safras de 2002/2003 até 2007/2008. Com base na análise dos perfis espectro-temporais, identificou o período de mínimo EVI e máximo EVI, realizou a subtração entre as imagens de máximo e de mínimo da safra, obtendo a imagem diferença. Após essa etapa, selecionou os pixels que atendem a critérios estabelecidos por meio de análise do perfil espectro-temporal, obtendo uma máscara com as áreas de cultivo de soja. O autor concluiu que a metodologia utilizada pode auxiliar nas estimativas de áreas plantadas com soja, fornecendo estimativas confiáveis e com significativa antecipação ao período de colheita da safra.

Santos (2010) trabalhou com propostas de metodologias para o mapeamento da soja para o Estado do Rio Grande do Sul utilizando imagens do Sensor MODIS. O autor avaliou oito tipos de metodologias para estimar área cultivada de soja, através de métodos baseados em imagens multitemporais e de moderada resolução espacial, métodos de fácil implementação e de baixo custo. Em

seguida avaliou dados de área cultivada gerados a partir destas metodologias e comparou com as estimativas agrícolas oficiais (IBGE). O autor concluiu que é possível obter um mapeamento satisfatório, a partir das oito metodologias analisadas para o Estado. Uma das limitações deste trabalho, foi a ausência de uma validação dos resultados da classificação das imagens MODIS com dados de referência obtidos em campo.

Junges (2008) elaborou um modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de trigo, para treze municípios localizados no norte do Estado do Rio Grande do Sul. Foi necessário criar uma máscara de cultivo de trigo, a partir de Índices de Vegetação (NDVI) do sensor MODIS, utilizando uma série temporal para sete safras (2000 até 2006). Os autores utilizaram a metodologia proposta por Fontana et al. (2007) de Imagem Diferença, sendo que para cada ano de estudo foram elaboradas imagens de máximo e mínimo NDVI, além de imagens diferença. As composições de máximo NDVI foram elaboradas com as imagens dos meses de junho a setembro, período que ocorre o máximo acúmulo de biomassa pelas plantas. As composições mínimo NDVI foram elaboradas com as imagens de abril e maio, quando as lavouras estão em implantação ou no início do desenvolvimento vegetativo. Apesar do trabalho ter apresentado bons resultados, a principal limitação foi a confusão espectral com outros cereais de inverno no Estado do RS.

2.6 – Utilização de filtros em análises de séries temporais

Séries temporais de imagens de satélite podem estar sujeitas a interferência de diversos ruídos, que podem estar relacionados com a presença de nuvens, falhas do detector, geometria de visada, dentre outros (Hoblen e Fraser, 1984; Kobayashi e Dye, 2005; Hird e Mcdermid, 2009). A aplicação de filtros é um procedimento que permite eliminar ou minimizar a interferência desses ruídos.

Adami (2010), para detectar a estimativa de data de plantio de soja, testou diversos filtros para minimizar a interferência dos efeitos dos ruídos presentes em séries temporais com imagens MODIS. Foram utilizados seis diferentes filtros, quatro dos quais escolhidos com base no trabalho de Hird e Mcdermid (2009): a) 4253H twice (Velleman, 1977; 1980); b) savitzky–Golay (Savitzky e Golay, 1964); c) função duplo-logística (Beck *et al.*, 2006) e; d) gaussiano assimétrico (Jönsson e Eklundh, 2002). Além destes o autor selecionou e testou outros dois filtros: a) Hants, que

utiliza a Transformada de Fourier (Roerink *et al.*, 2000) e b) Wavelets (Morlet, *et al.*, 1982a; 1982b). O autor concluiu que o filtro que apresentou o melhor resultado foi o Wavelet-DB6, conseguindo minimizar os efeitos dos ruídos presentes nas imagens.

Portanto, existem diversos filtros para eliminar a interferência dos ruídos em análises de séries temporais e o critério de escolha do melhor filtro vai depender do tipo de aplicação e do objetivo. Alguns filtros foram desenvolvidos especialmente para determinadas condições, ficando limitados para aplicações para a qual foram elaborados.

Pesquisadores do *Kansas Applied Remote Sensing* (KARS) da Universidade do Kansas desenvolveram um filtro chamado *Flat Bottom Smoother* (Wardlow *et al.*, 2006). Este filtro foi desenvolvido para minimizar os efeitos dos ruídos e identificar com melhor precisão as datas de plantio de soja, milho e sorgo no Estado do Kansas, EUA. O filtro utiliza um algoritmo de suavização da curva espectro-temporal para os valores dos índices de vegetação, onde valores de IV inconsistentes são substituídos pelo menor valor adjacente. Conforme Wardlow *et al.* (2006) o algoritmo de suavização envolve duas etapas. Na primeira etapa é realizada uma suavização mais intensa e agressiva na parte inicial e final do gráfico da série temporal, ou seja, na parte inicial e final das culturas de verão. Já na segunda etapa os pontos de mínimo valor que estão localizados na parte interna da série temporal, que corresponde aos meses de máximo desenvolvimento vegetativo das culturas de verão, sofrem um processo de suavização mais simples e conservador. Wardlow *et al.* (2006) aplicaram este filtro para identificar com melhor precisão as datas de plantio de soja, milho e sorgo utilizando imagens NDVI MODIS. A Figura 06 ilustra o o perfil temporal de NDVI antes e depois da aplicação do filtro em um único pixel de lavoura de soja.

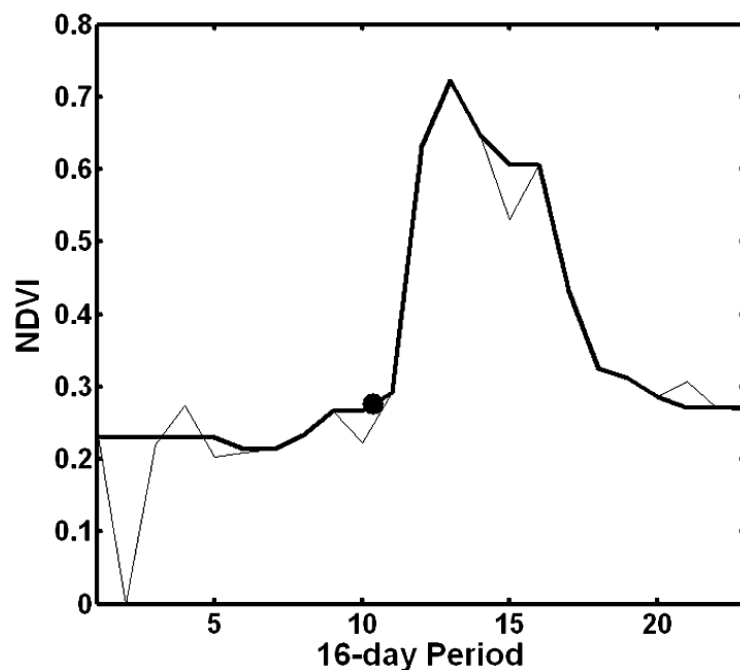


Figura 06: Série temporal NDVI de um único pixel. Linha grossa (com filtro) e a linha fina (sem filtro). Adaptado de Wardlow *et al.*, (2006).

Esquerdo *et al.* (2013) objetivaram avaliar o uso conjunto das imagens dos satélites Terra e Aqua em atividades de monitoramento multi-temporal de áreas agrícolas localizada na região Norte do Brasil, conhecida pela presença constante de nuvens, principalmente no período das principais culturas. Para reduzir os efeitos decorrentes da presença de nuvens nas composições MODIS, que rebaixam o valor do NDVI, o autor aplicou o filtro *Flat Bottom Smoother*. Alguns resultados mostraram que em função da maior quantidade de informações disponíveis na junção dos dados Terra e Aqua, a filtragem adotada foi capaz de amenizar as oscilações e a curva filtrada resultante foi capaz de se aproximar mais do comportamento real da cobertura vegetal.

2.7 – Modelo HAND

O Modelo matemático chamado de HAND - *Height Above the Nearest Drainage* (Nobre *et al.*, 2010 e Rennó *et al.*, 2008), que pode ser traduzido como “altura acima da drenagem mais próxima”, foi desenvolvido pelo INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais e pelo INPA – Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia. O modelo relaciona a hidrografia e a geomorfologia através da normalização de dados topográficos.

O modelo HAND tem sido empregado por diversos pesquisadores do INPA e do INPE, em estudos na região amazônica e também em áreas urbanas. Dentre as aplicações mais importantes pode-se citar o mapeamento avançado e generalizado de áreas de risco e vulnerabilidade a cheias e outros desastres naturais. Um dos trabalhos mais comentados e que proporcionou maior visibilidade é o Projeto Megacidades, onde foram definidas e validadas áreas propensas a enchentes/alagamentos e desmoronamentos/desbarrancamentos (Rodrigues *et al.*, 2011).

O uso do Modelo HAND para a agricultura ainda é pouco explorado, mesmo que sua utilização para simular áreas de inundação dos rios possa ser útil para delimitar zonas com potencial agrícola. Uma das vantagens do modelo, é que sua geração é muito simples e de fácil processamento, já que utiliza como dado de entrada apenas um Modelo Digital de Elevação (MDE), para mapear a superfície, baseando-se na distância vertical à drenagem mais próxima.

Conforme Rodrigues *et al.* (2011), o processamento do Modelo HAND determina as direções de fluxo e as áreas acumuladas de drenagem, ou seja, define para qual dos *pixels* vizinhos um determinado *pixel* drena (direção de fluxo) e a área de drenagem que contribui para cada *pixel*.

Nobre *et al.* (2010) e Rennó *et al.* (2008) explicam que a partir da rede de drenagem extraída do dado topográfico, a diferença entre cada elemento da grade MDE e o ponto mais próximo associado à rede de drenagem extraída dá origem ao modelo de superfície HAND, portanto o nível de referência deixa de ser fixo em relação ao mar e passa a ser relativo à rede de drenagem mais próxima. Na Figura 07 é possível observar que o atributo de altitude de um determinado ponto é definido pela posição que este se encontra em relação ao curso d'água para o qual ele deságua, iniciando uma contagem a partir do zero e aumentando o valor na medida em que se distancia da drenagem.

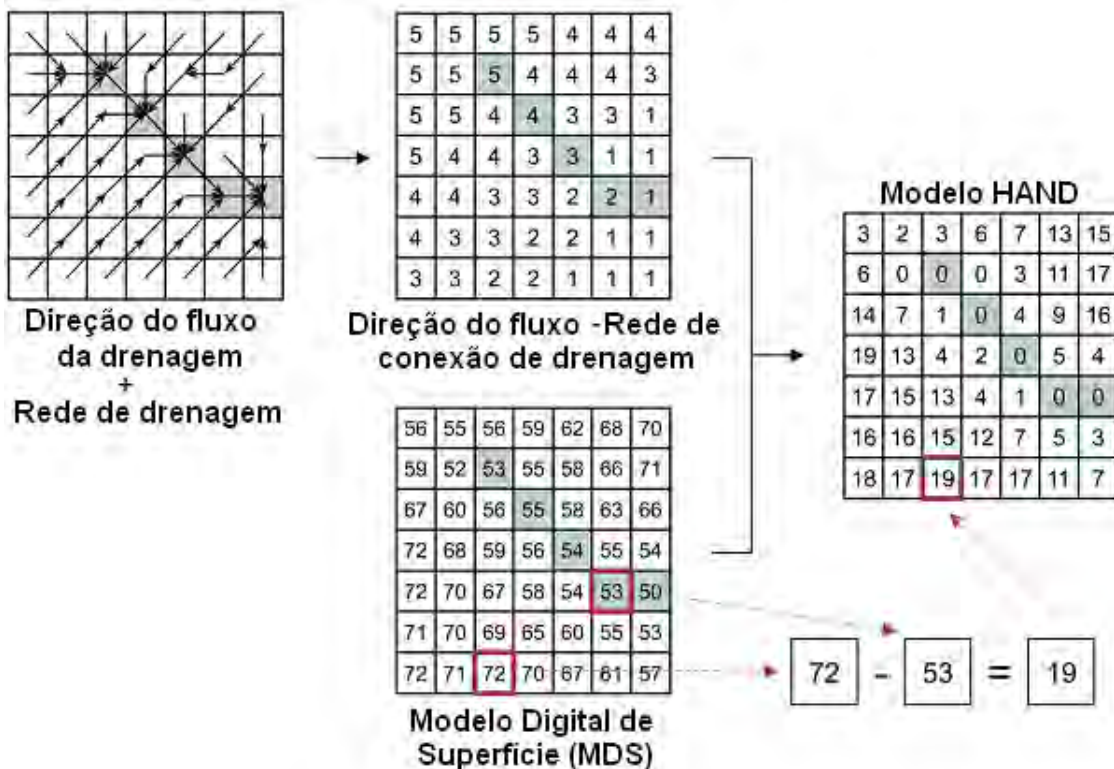


Figura 07: Os quadrados azuis representam os pontos da grade que pertencem à rede de drenagem. Somente as setas pretas são consideradas como direção de fluxo das drenagens. Adaptado de Rennó et al., (2008).

2.8 – Processos de acurácia do mapeamento

2.8.1 – Índice kappa e exatidão global

A confiabilidade de qualquer mapa está diretamente vinculada a sua exatidão, a qual indica a proximidade de uma observação ou medida de seu valor real. Nesse sentido, realizada a classificação de imagens digitais, necessita-se de algum procedimento estatístico que defina a acurácia ou exatidão desta classificação, seja ela automatizada ou visual (Bernardes, 2006). Em mapeamentos, a acurácia avalia o posicionamento da distribuição espacial de uma classe em relação aos dados de campo.

As técnicas utilizadas na avaliação da exatidão de mapeamentos têm como ponto de partida a construção de matrizes de erros, que constitui um método eficaz de representar a acurácia de um conjunto de dados simulados ou estimados em relação a um conjunto de dados de referência.

Através da tabela da matriz de erros é possível calcular a exatidão do mapeamento para cada classe considerada individualmente, descrita por erros de

inclusão (comissão) e erros de exclusão (omissão). Os erros de inclusão (comissão) acontecem quando se inclui uma área em uma classe quando na verdade ela pertence a outra classe. Os erros de exclusão (omissão) acontecem quando se exclui uma área da classe à qual ela pertence de fato.

Um dos índices utilizados para testar a confiabilidade de um mapeamento é a Exatidão Global (P_o), onde o conjunto de dados de referência e o conjunto de dados simulados é dado pela soma dos valores da diagonal principal da matriz de erros, que são os valores corretamente classificados, dividida pelo número total de dados classificados. Equação (03).

$$P_o = \frac{\sum_{i=j}^r x_{ii}}{N} \quad (03)$$

em que, N - número total de unidades amostrais; x_{ii} - elementos da diagonal principal; r - número de linhas na Matriz de Erros, e i,j - linhas e colunas da Matriz, respectivamente.

Outro índice muito utilizado para testar a confiabilidade de um mapeamento é o Índice Kappa de concordância (k) (*Kappa Index of Agreement - KIA*), que se tornou popular no sensoriamento remoto e em estudos de comparação a partir dos trabalhos de Congalton (1981), Congalton *et al.* (1983), Monserud e Leemans (1992) e Congalton e Green (1999). O coeficiente Kappa considera todos os elementos da matriz de erros ao invés de apenas aqueles que se situam na diagonal principal da mesma, ou seja, estima a soma da coluna e linha marginais. O índice Kappa de concordância pode ser calculado através da Equação (04):

$$K = \frac{N \sum_{i=j}^r x_{ii} - \sum_{i=j}^r x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=j}^r (x_{i+} x_{+i})} \quad (04)$$

em que,

N - número total de unidades amostrais; r - número de linhas da Matriz de Erros; x_{ii} - observação da i-ésima linha e i-ésima coluna; x_{i+} - total marginal da linha i, e x_{+i} - total marginal da coluna i.

O Índice Kappa varia de -1 a 1, sendo que quanto mais se aproxima do valor 1, mais a classificação se aproxima da realidade. A Tabela 01 elaborada por Landis & Koch (1977) apresenta níveis de desempenho da classificação para o valor de Kappa obtido, normalmente aceitos pela comunidade científica.

Tabela 01. Qualidade da classificação associada aos valores do índice Kappa. Fonte: Landis & Koch (1977).

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

Alguns pesquisadores questionam a utilização do Índice Kappa para estudos de avaliação da exatidão e comparação de mapas. Em artigo recentemente publicado no *Internacional Journal of Remote Sensing*, pesquisadores da Clark University, USA, Pontius e Millones (2011), questionaram o uso deste índice em aplicações em sensoriamento remoto e outros campos. Neste estudo, depois de mais de uma década de trabalhos utilizando o índice Kappa em trabalhos aplicados em sensoriamento remoto, os autores concluíram que este índice é matematicamente limitado e possui muitas falhas para aplicações práticas em sensoriamento remoto.

Os autores recomendam que a comunidade científica tenha cautela em utilizar o índice (kappa) em estudos de avaliação da exatidão e propõe uma nova metodologia de avaliação da exatidão e comparação de mapas. Propõe sintetizar a matriz de confusão com dois parâmetros muito mais simples: discordância de quantidade e discordância de alocação. A aplicação desta nova metodologia de avaliação da exatidão, ainda necessita de estudos aplicados em áreas agrícolas no Brasil, para então poder-se utilizá-la com mais segurança e precisão.

2.8.2 – Análises de similaridade entre mapas – Fuzzy

Com o desenvolvimento dos sistemas de modelagem de informações geográficas e o uso do sensoriamento remoto, existe a necessidade de métodos de comparação de mapas. Métodos eficientes de comparação são necessários para

realizar a calibração e validação dos resultados espaciais de uma classificação. Neste sentido, Hagen (2003) desenvolveu o método de similaridade *Fuzzy*, implementado por Soares – Filho *et al.* (2005) no *software* DINÂMICA EGO.

O método de Hagen (2003) de similaridade *Fuzzy*, considerado o equivalente ao método estatístico índice Kappa de concordância (k), verifica a localização e a categoria dentro da vizinhança da célula considerada. Conforme Hagen (2003) este método baseia-se no conceito de “*fuzziness of location*” (dubiedade de localização), no qual a representação de uma célula é influenciada por ela mesma, e, em menor magnitude por células na sua vizinhança.

No *software* DINÂMICA EGO desenvolvido pela equipe do Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais, um dos requisitos básicos para o processo de modelagem é que todos os mapas de entrada devem apresentar exatamente a mesma resolução e mesmo sistema de coordenadas, que resulte em uma matriz com o mesmo número de linhas e colunas.

A grande vantagem desse método em comparação com outros métodos tradicionais deve-se ao fato de que utiliza janelas de observação (1x1, 3x3, 5x5, etc) com ponderação *fuzzy* e não apenas realiza as análises de comparação pixel a pixel, como por exemplo, o índice Kappa. O índice varia de 0 a 1, onde valores próximos a zero indicam similaridade baixa e valores próximos a um indicam similaridade alta entre mapas.

Diversos trabalhos utilizaram este método de similaridade *fuzzy* como instrumento de validação de seus resultados, podemos destacar os trabalhos de Xaud *et al.* (2009), Santos (2010), Rossetti *et al.* (2011) e Piontekowski *et al.* (2012).

Santos (2010) utilizou o método de similaridade *fuzzy* para verificar a espacialidade do mapeamento das lavouras de soja por município, no Estado do RS. O autor utilizou dados do sensor MODIS, e como dados de referência utilizou dados do satélite Landsat, concluindo que a partir do método de validação proposto (similaridade *fuzzy*), foi possível identificar características de desempenho (bom ou ruim) no mapeamento de áreas de soja de características distintas como a de tamanho diferenciado de lavoura: grande e pequena.

Já Piontekowski *et al.* (2012), através do *software* DINÂMICA EGO, utilizaram o método de similaridade *fuzzy*, realizando uma modelagem do desmatamento para o Estado do Acre. Os autores chegaram à conclusão de que a

metodologia e conceitos aplicados ao modelo com o DINAMICA EGO mostraram-se capazes de representar o desmatamento de forma realista para o Estado do Acre, Bioma amazônico. Apesar das diferenças ecossistêmicas entre os biomas, esta ferramenta se constitui como meio útil para o estudo da dinâmica de ocupação de outras regiões do País.

3 - METODOLOGIA

3.1 – Área de estudo e período

O Rio Grande do Sul está localizado no extremo Sul do Brasil, entre as latitudes 27°05's e 33°45's e longitudes 49°43'w e 56° 20'w, abrangendo 497 municípios, com uma área total de 281.748 km². As altitudes no Estado variam de 1.200 m na Região do Planalto Superior, até o nível médio do mar junto a costa litorânea do Oceano Atlântico (Figura 08). As áreas em amarelo claro indicam regiões com baixa altitude e as áreas em marrom escuro referem-se as regiões mais elevadas. Destaca-se a variação de relevo na parte central do Estado, conhecida como depressão Central. As áreas elevadas ao norte representam o Planalto Sul-Riograndense, as áreas elevadas na região Centro-sul representam o Escudo Sul-riograndense, e a leste, encontra-se a Planície Litorânea (UFRGS, 1999).

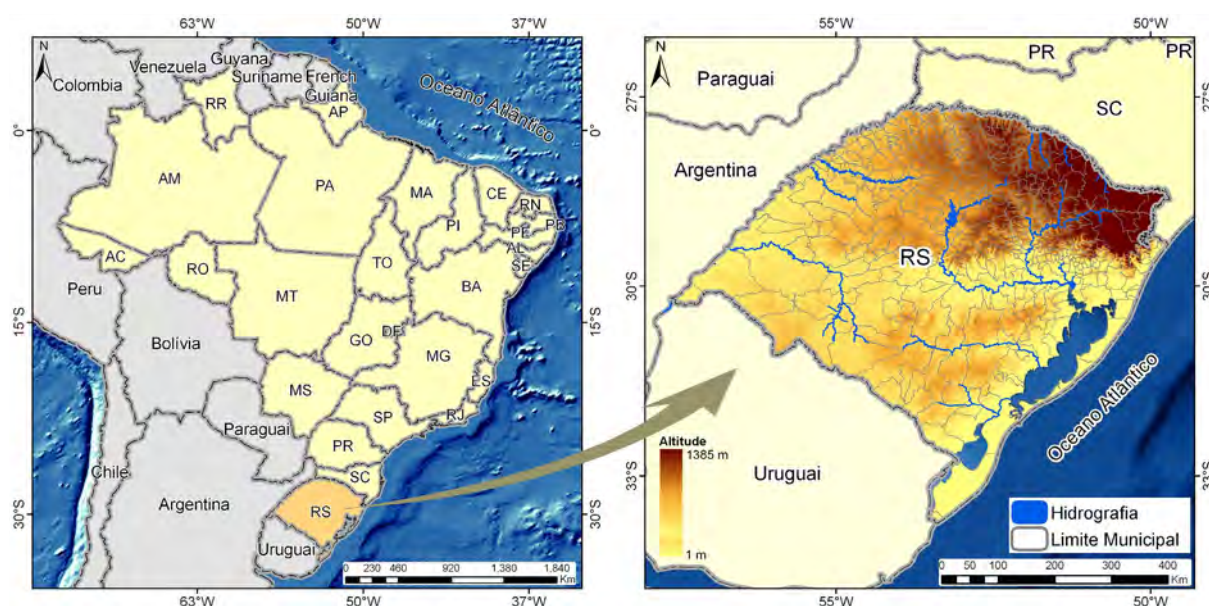


Figura 08: Localização da área de estudo.

Fonte: Base vetorial: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Dados de elevação: SRTM.

O clima do Rio Grande do Sul, segundo a classificação de Köppen, situa-se na zona fundamental temperada ou “C”, tipo úmido ou “Cf”, com variedades “Cfa” e “Cfb” (sub-tropical e temperado, respectivamente). Os principais mecanismos da precipitação pluvial no Estado são as passagens de sistemas frontais e o desenvolvimento de aglomerados convectivos.

A precipitação pluvial anual do Estado é, em média, de 1.540 mm, sendo que no verão a precipitação pluvial corresponde a 24%, no outono a 25%, no inverno a 25% e na primavera a 26%, do total anual. Em virtude da maior demanda

evaporativa da atmosfera no verão, a precipitação pluvial normal neste período é, em geral, insuficiente para atender as necessidades hídricas de algumas culturas agrícolas (Berlato, 1992).

Com relação à temperatura do ar no Estado, observa-se grande variação sazonal, com verões quentes e invernos bastante rigorosos, com a ocorrência de geada e precipitação eventual de neve. As temperaturas médias variam entre 15 e 18°C, com mínimas de até -10°C e máximas de 40°C (Atlas Sócio Econômico Do Rio Grande Do Sul, 2011).

O período de estudo abrangeu de agosto de 2011 a maio de 2012 compreendendo, assim o período de desenvolvimento da cultura do arroz irrigado e da soja no Rio Grande do Sul na safra 2011/2012.

3.2 – Dados de referência

3.2.1 – Dados de campo

Foram realizados dois levantamentos de campo, nos meses de fevereiro e abril de 2012, com a finalidade de se conhecer e observar *in situ* as áreas agrícolas das culturas de verão no Estado do Rio Grande do Sul. Os dados levantados em campo permitiram identificar alvos para serem usados como referência terrestre, a fim de avaliar a qualidade dos resultados obtidos no processo de classificação e interpretação das imagens.

Inicialmente foi estabelecido o roteiro a ser seguido durante os trabalhos de campo, o qual contemplou basicamente o critério de passar por municípios grandes produtores das culturas de interesse, tomando como base o Levantamento Sistemático da Produção Agrícola (LSPA/IBGE). Dentro do município o critério de seleção das estradas foi percorrer regiões de cultivo (imagens Resource Sat-1 ou Landsat) e não serem estradas de grande fluxo, por questões de segurança nas paradas para coleta das coordenadas e/ou identificação do cultivo.

O método utilizado consistiu em coletar pontos amostrais distribuídos ao longo das rodovias e estradas vicinais das principais áreas agrícolas do Estado do Rio Grande do Sul, sendo desta maneira escolhidos os pontos à medida que o trabalho de campo avançava. Para a coleta e localização exata dos alvos terrestres, foi utilizado um receptor GPS (Sistema de Posicionamento Global) conectado a um microcomputador que possui um banco de dados com imagens dos Satélites Landsat TM 5 e Resource Sat-1 LISS3, facilitando a identificação das áreas

agrícolas em tempo real. Na Tabela 02 é possível obter as informações de órbita/ponto e data das imagens dos satélites utilizados no levantamento de campo.

Tabela 02: Informações de órbita/ponto e data das imagens de satélite

Landsat 5 TM		Resource Sat-1 LISS3	
Órbita/Ponto	Data	Órbita/Ponto	Data
222/079	04/11/2011	327/099	13/05/2012
223/080	10/10/2011	325/099	03/05/2012
224/081	02/11/2011	327/100	13/05/2012
222/082	04/11/2011	326/100	19/07/2012
222/080	04/11/2011	328/100	18/05/2012
224/080	02/11/2011	326/099	19/07/2012
221/082	28/10/2011	327/099	13/05/2012
221/081	28/10/2011		
223/081	03/05/2011		
225/080	22/09/2011		
225/081	22/09/2011		
223/079	10/10/2011		
221/080	28/10/2011		
222/081	04/11/2011		

Ao longo das rodovias e estradas foi utilizada uma faixa amostral (*buffer*) de 500 metros, ou seja, todos os pontos coletados foram adquiridos dentro dessa faixa amostral. Na Figura 09 é possível visualizar um exemplo da aquisição dos pontos ao longo de todo o percurso. Nos dois levantamentos de campo foram coletados 4.059 pontos amostrais com o GPS em áreas homogêneas e representativas de todas as classes de uso de solo, como por exemplo, silvicultura, pastagem, corpos d'água e outras, dando-se ênfase para a identificação das áreas agrícolas.

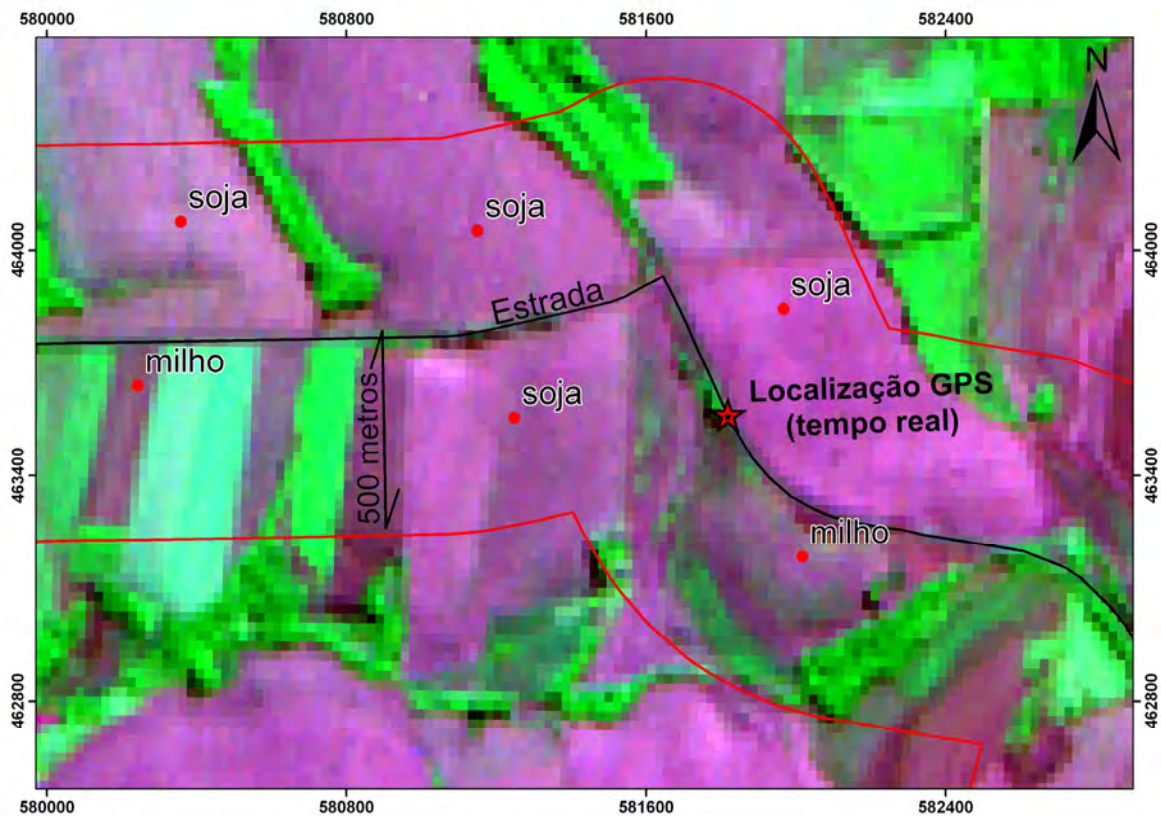


Figura 09: Faixa (*buffer*) de 500 metros utilizada como limite amostral do levantamento de campo.

Na Figura 10 é possível visualizar os trajetos dos levantamentos de campo. O primeiro levantamento foi realizado entre os dias 01 a 05 de fevereiro de 2012, na metade Norte do Estado do Rio Grande do Sul, tendo como principal objetivo obter dados das culturas de verão, especialmente as culturas da soja e do milho. Durante os cinco dias de levantamento de campo foram coletados com o receptor GPS, 2.165 pontos de uso do solo, distribuídos sobre um trajeto de aproximadamente 1.417 km.

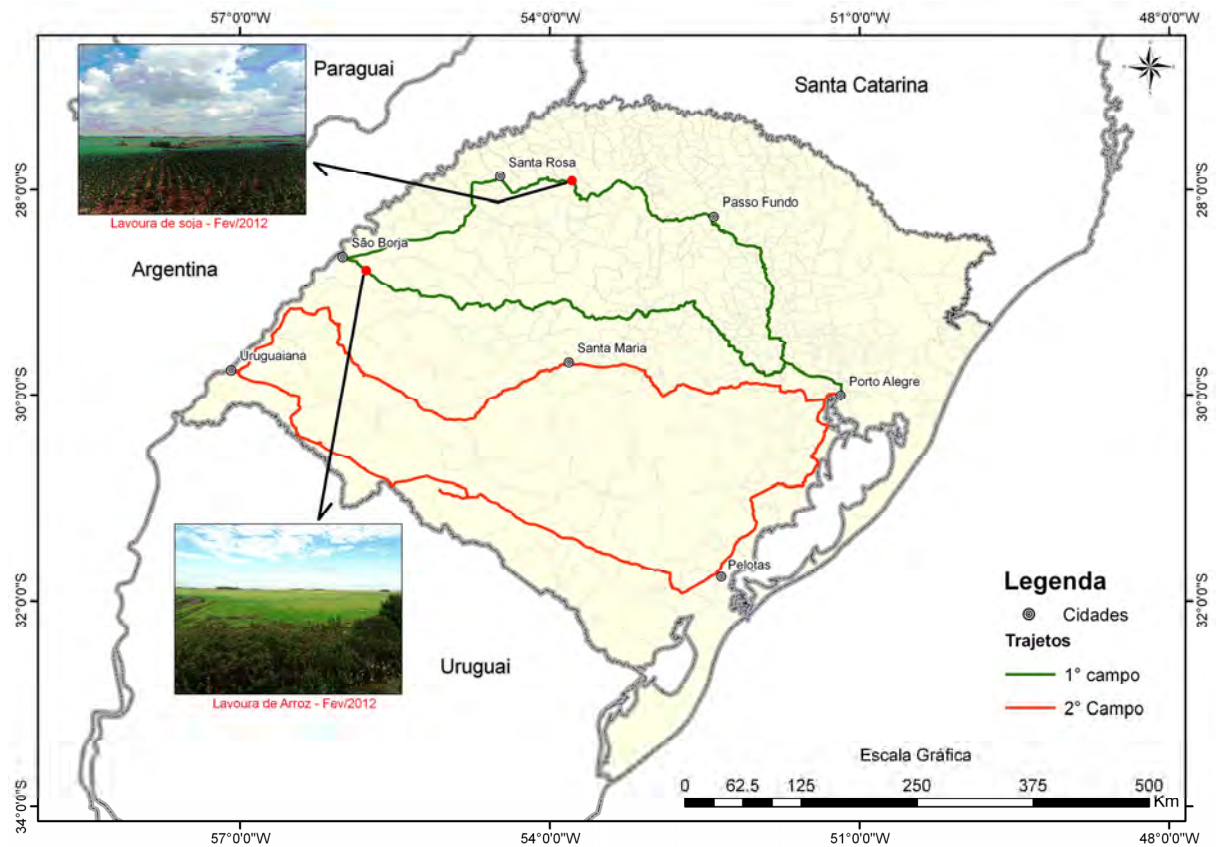


Figura 10: Trajetos dos levantamentos de campo

O segundo levantamento foi realizado entre os dias 19 a 22 de abril de 2012, na metade Sul do Estado do Rio Grande do Sul, com a finalidade de obter dados de campo também das culturas de verão, mas especialmente de lavouras de arroz irrigado, existentes na região. Durante os quatro dias de levantamento de campo, foram coletados 1.894 pontos de uso da terra, distribuídos sobre um percurso de aproximadamente 1.700 km. Na Tabela 03 é possível visualizar a quantidade amostral de pontos coletados com o receptor GPS por tipo de uso do solo.

Tabela 03: Quantidade amostral de pontos coletados com o receptor GPS por tipo de uso da terra.

Uso da terra	1° Campo	2° Campo	Total
Área Urbana	58	87	145
Areial	0	4	4
Arroz	29	309	338
Campo	388	877	1265
Corpos d'água	29	72	101
Fumo	25	0	25
Vegetação Arbórea	396	171	567
Milho	211	12	223
Pastagem	34	14	48
Silvicultura	173	197	370
Soja	822	151	973
Total	2165	1894	4059

3.2.2 – Dados do IBGE

Foram utilizados para fins de referência os dados de área cultivada (ha) de arroz irrigado e soja, obtidos do LSPA elaborado pelo IBGE, em nível municipal. Os dados foram coletados para as safras 2008/2009, 2009/2010, 2010/2011, para as quais calculou-se a média.

Esse procedimento foi adotado visto que os dados do IBGE de área cultivada, em nível municipal, para a safra em estudo 2011/2012, ainda não estavam disponíveis durante o período desta pesquisa. Os dados utilizados como referência para avaliação dos resultados da aplicação da metodologia são mostrados na Tabela 04.

Tabela 04: Dados do IBGE de área cultivada de arroz irrigado e soja para as safras de 2008/2009 a 2011/2012 para o Estado do RS.

Safra	Área cultivada arroz (ha)	Área cultivada soja (ha)
2008/2009	1.110.601	3.823.246
2009/2010	1.101.311	4.021.778
2010/2011	1.169.849	4.075.389
2011/2012	1.042.560	4.269.247
Média (2008/2009 - 2010/2011)	1.127.253	3.973.471

3.2.3 – Mapas de referência

Foram utilizados neste trabalho mapas temáticos como referência para avaliar a exatidão do mapeamento e também para elaborar os perfis espectro-

temporais, necessários para a obtenção dos períodos mínimos e máximos dos Índices de Vegetação das lavouras de soja e arroz irrigado. Para tanto, foram utilizadas duas cenas do satélite RapidEye (imagens cedidas através do projeto MAPAGRI da EMBRAPA) para elaborar o mapa de referência das lavouras de arroz irrigado e mais duas outras cenas de mesmo satélite para elaborar o mapa de referência das lavouras de soja (Figura 11), totalizando quatro cenas (Tabela 05). As imagens RapidEye possuem uma resolução espacial de 5 metros e cada cena uma área em torno de 628 km².

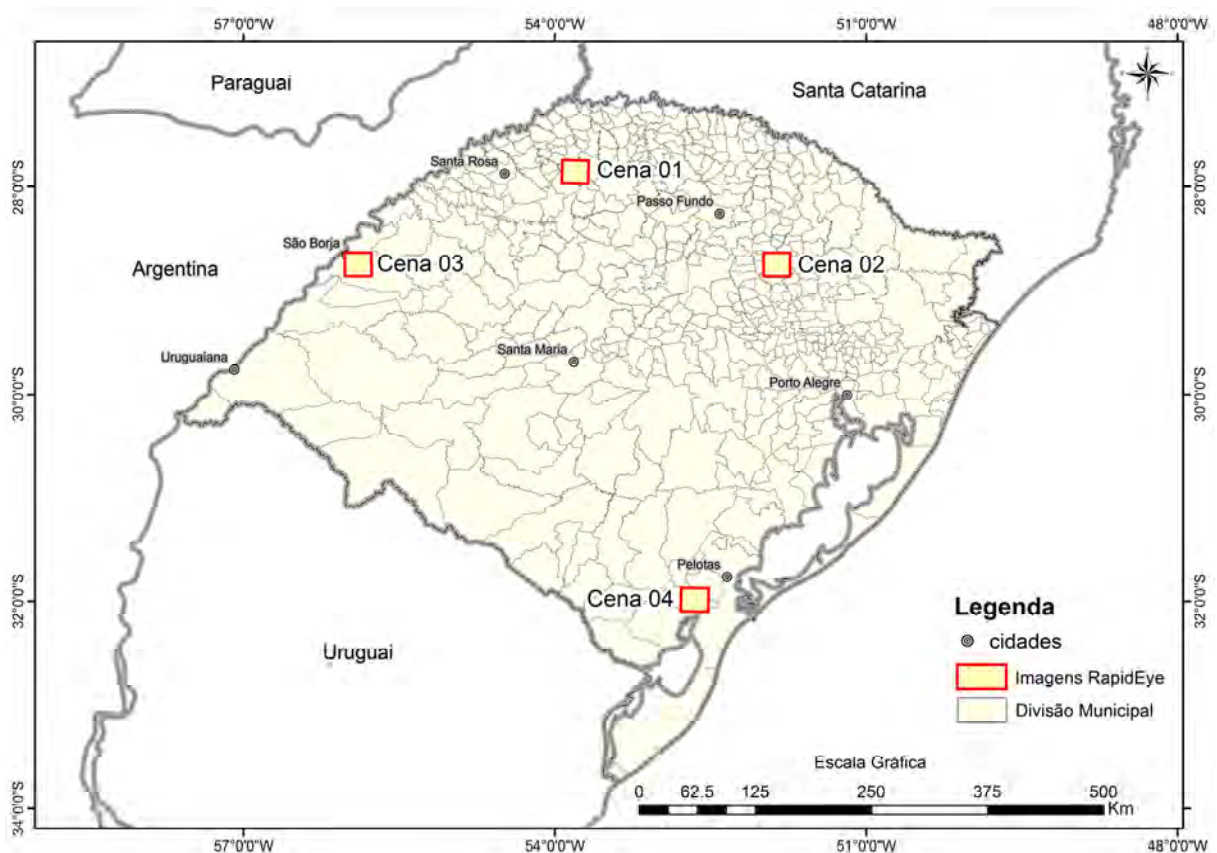


Figura 11: Localização das cenas RapidEye, cenas 01 e 02 para soja e cenas 03 e 04 para arroz irrigado.

Tabela 05: Datas das imagens RapidEye para os mapas referência de soja e arroz.

Arroz irrigado	Soja
10/01/12	10/02/12
14/02/12	14/02/19

O critério utilizado para a escolha das cenas RapidEye foi a existência de diferenças entre os padrões de ocupação e uso da terra, com áreas predominantes

de pequenas propriedades e outras de grandes propriedades, e a ausência de cobertura de nuvens, fator decisivo para a escolha das imagens.

As duas cenas do Satélite RapidEye escolhidas para gerar o mapa de referência das áreas agrícolas de arroz irrigado abrangem áreas tradicionalmente produtoras desta cultura no Estado, nos municípios de Pelotas e São Borja. Já para o mapa de referência de soja, foi usada uma cena localizada próximo ao município de Santo Augusto, região tradicionalmente produtora de soja, onde se encontra as maiores lavouras desta cultura no Estado. A segunda cena, localizada próxima ao município de Guaporé, abrange uma região em que se encontram pequenas propriedades e diversidade de atividade agrícola, especialmente soja e milho.

Para detectar as áreas de arroz e soja foi realizada uma classificação digital empregando-se o algoritmo de classificação não supervisionada Isodata, no software ENVI 4.7. Estabeleceu-se um mínimo de 5 classes e uma máximo de 10 classes, com 5 iterações.

A partir da classificação não supervisionada foi realizado um agrupamento de classes espectrais e realizada uma etapa de revisão, onde todas as áreas de arroz e soja passaram por uma análise visual em tela para detectar e editar possíveis erros de classificação. Uma vez identificadas as classes espectrais que constituíam a classe temática arroz e soja, estas foram agrupadas, sendo as demais classes desconsideradas.

A próxima etapa na construção dos mapas de referência foi realizar a reamostragem espacial para a mesma resolução das imagens MODIS, de 250m. Para realizar esse procedimento foi utilizado o *software* ENVI 4.7, utilizando o método de reamostragem por vizinho mais próximo.

3.3 – Geração da área de Inundação

O objetivo principal deste procedimento metodológico foi discriminar as áreas utilizáveis para o cultivo de arroz irrigado, visando a separação dessas áreas de outras culturas, principalmente a soja, cujos ciclos fenológicos são similares.

No Estado as áreas de várzea são as mais utilizadas para a cultura do arroz irrigado, as quais são encontradas nas planícies próximas aos rios e lagoas. Para discriminar as áreas de várzea dos principais rios e lagoas, foi utilizado o descritor de terrenos HAND - *Height Above the Nearest Drainage* (Nobre *et al.*, 2010 e Rennó *et al.*, 2008). O modelo HAND utiliza dados topográficos na forma de Modelos

Digitais de Elevação – MDE (Digital Elevation Model), para mapear a superfície, baseando-se na distância vertical à drenagem mais próxima.

A partir do MDE são determinadas as direções de fluxo e as áreas acumuladas de drenagem (Rodrigues *et al.*, 2011), ou seja, é definido para qual dos *pixels* vizinhos um determinado *pixel* drena (direção de fluxo) e a área de drenagem que contribui para cada *pixel*.

Para este estudo foram utilizados dados SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*), obtidos de forma gratuita através do site da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA - <http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br>) (Miranda, 2005). As imagens SRTM são fornecidas em articulação compatível com a escala 1:250.000 (IBGE), tendo sido necessárias 21 imagens para compor toda a área de estudo, a partir das quais foi realizado o mosaico dessas imagens no Software ENVI 4.7.

Para processar os dados SRTM e gerar o modelo HAND foi utilizado o Sistema para Modelagem Hidrológica Distribuída, também chamado de TerraHidro, que está inserido dentro do Software livre TerraView, desenvolvido pelo INPE. O Software TerraView iniciou processamento com a interpolação de algumas falhas, chamadas também de “*sinks*” (Valeriano, 2004), dos dados topográficos SRTM. A próxima etapa do processamento foi a geração da direção de fluxo (*Local Drain Direction - LDD*) e das áreas acumuladas de drenagem, geradas a partir da LDD. A criação desses dois insumos (direção de fluxo e área acumulada) deu origem à delimitação automática da rede de drenagem, onde se utilizou um limiar de parâmetro 500, como parâmetro para a geração da rede de drenagem, o valor desse parâmetro foi escolhido a partir de testes visuais realizados nas imagens dos satélites Landsat 5 e Resource Sat-1. A partir desses insumos é que a última etapa do processamento foi realizada, que é a criação do Modelo HAND.

Gerada a “imagem” HAND no Software TerraView, esta foi exportada em formato GeoTIFF e, através do software ENVI 4.7, foi feito o fatiamento da imagem para definir a área de inundação, ou seja, foi escolhida a altura de inundação a partir da drenagem mais próxima. O valor do fatiamento (altura) não foi o mesmo para toda a região orizícola, a altura mínima foi de 8 metros em algumas regiões e a máxima foi de 40 metros, a escolha da altura foi baseada em análise visual em imagens de satélite de melhor resolução espacial como o Landsat 5 e Resource Sat-

1. Após realizar a etapa do fatiamento, foi aplicado nesta imagem um filtro de convolução mediana janela 5x5 para eliminar pequenas inconsistências (buracos causados pela topografia local) dentro da área de inundação. A última etapa foi converter as áreas de inundação para o modelo esquematicamente representativo vetorial vetorial. Na Figura 12 estão descritas as etapas para a geração do Modelo HAND.

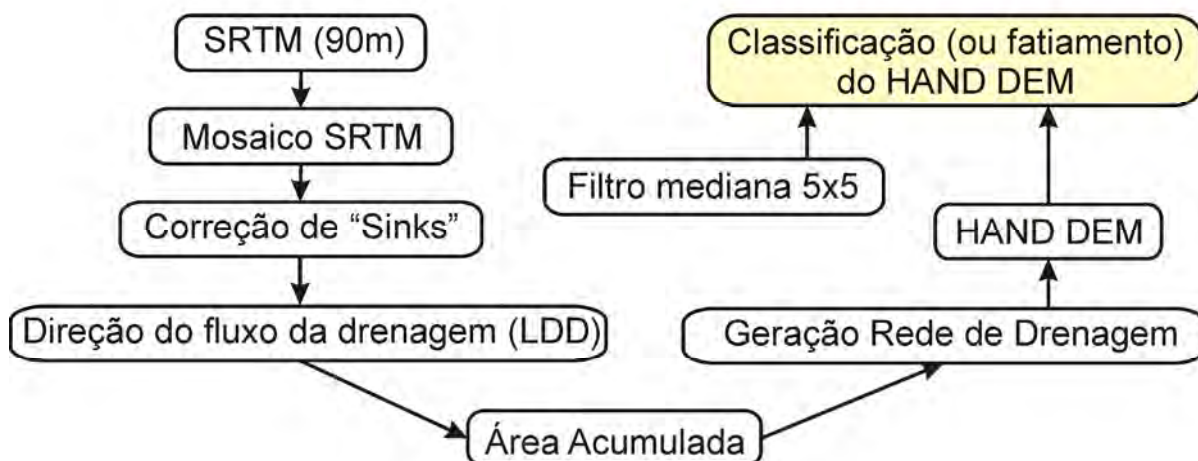


Figura 12: Diagrama ilustrando as etapas para a geração do Modelo HAND.

A área onde o Modelo HAND foi gerado limitou-se à metade sul do Estado do Rio Grande do Sul, que compreende a região produtora de arroz irrigado, entre as coordenadas geográficas 28°00's e 33°45's e 49°43'w e 57°39'w, com uma área total de aproximadamente 165.408 km².

3.4 – Processamento das imagens MODIS

A representação esquemática das etapas da metodologia para o processamento e geração das máscaras de cultura do arroz irrigado e da soja está mostrada na Figura 13.

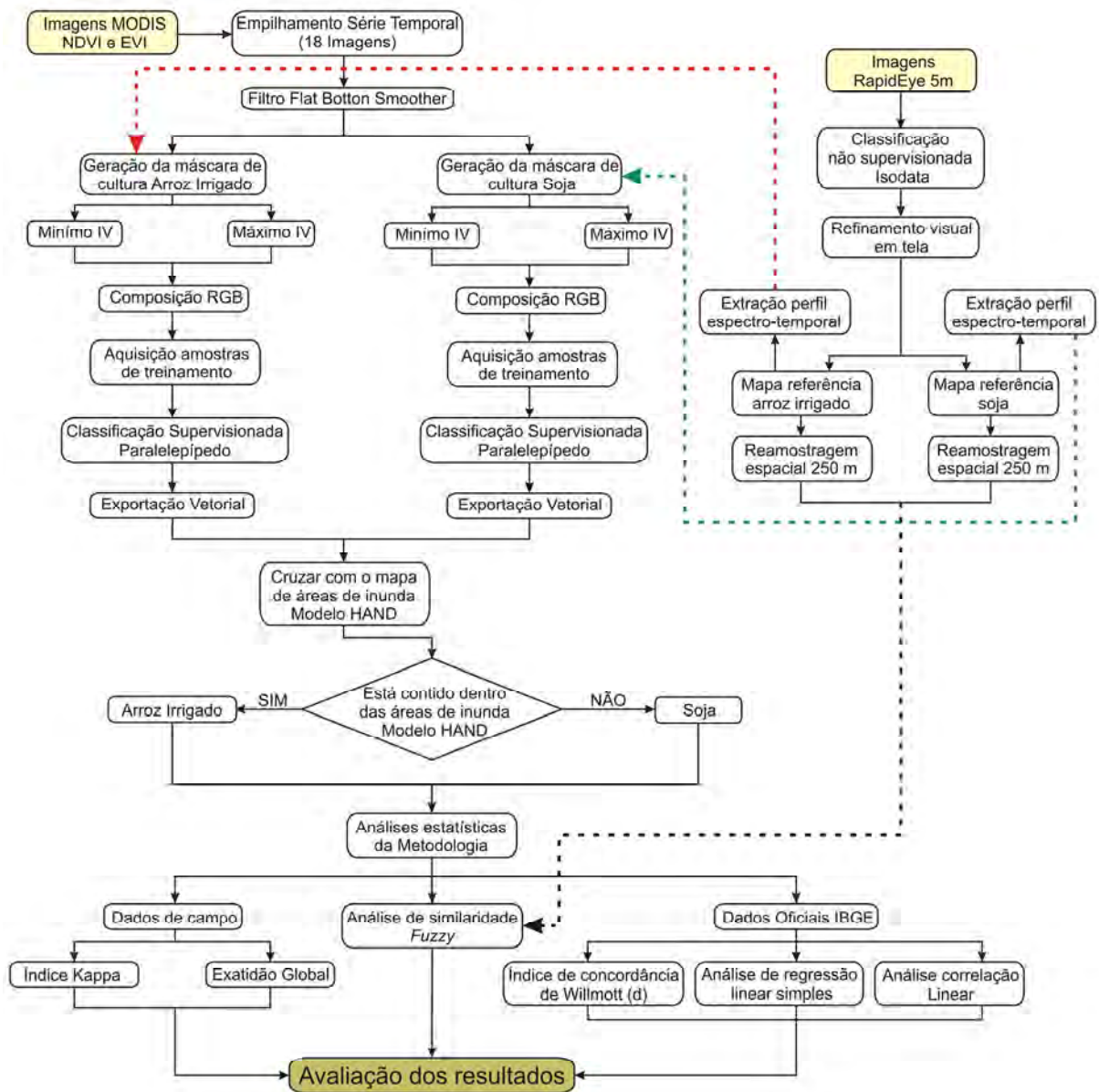


Figura 13: Fluxograma descrevendo as etapas do processamento e geração das máscaras de cultura do arroz irrigado e soja.

3.4.1 – Série utilizada

Foram utilizadas imagens do Satélite Terra, sensor MODIS, produto MOD13Q1, coleção 5, que contém composições de imagens de 16 dias sob a forma de índices de vegetação EVI (*Enhanced Vegetation Index*) e NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), com uma resolução espacial de 250 metros. Estes produtos foram obtidos de forma gratuita, mediante cadastro antecipado, através do site da EMBRAPA Informática Agropecuária. Neste trabalho foram utilizadas 18 imagens para cada índice de vegetação NDVI e EVI, para o período de agosto de 2011 até maio de 2012, o que coincide com o ciclo das culturas em estudo.

Também foi realizado *download* no *site* da EMBRAPA de 18 imagens *Pixel Reliability* (Confiabilidade do pixel) para o mesmo período. As imagens *Pixel Reliability* possuem valores que variam de -1 a 3, cujo significado é relacionado na conforme Tabela 06. No Anexo 01 são mostradas as imagens dos valores de confiabilidade.

Tabela 06: Descrição da Imagem Pixel Reliability do produto MOD13Q1. Fonte: Adaptado de Moraes e Rocha (2011).

Valor do Pixel	Resumo QA	Descrição
-1	Sem Dado	Não Processado
0	Dado Bom	Uso com Confiança
1	Dado Marginal	Utilizável, porém consultar outro QA
2	Neve/Gelo	Alvo coberto com neve/gelo
3	Nuvem	Alvo coberto com nuvens

De posse das imagens MODIS, a primeira etapa foi a realização do empilhamento temporal das imagens índice de vegetação (IV), no software ENVI 4.7, de forma que todos os seus *pixels* correspondam ao mesmo posicionamento geográfico em todas as imagens do período. Esse empilhamento foi necessário para construir os perfis espectro-temporais das atividades da vegetação. Todas as imagens do Sensor MODIS foram obtidas no formato GeoTIFF, sistema de projeção Geográfica e datum WGS-84.

3.4.2 – Filtragem da série

Para eliminar ou minimizar a interferência de ruídos oriundos da presença de nuvens, falhas do detector, geometria de visada, dentre outros, foi feita uma aplicação de filtros à série de imagens MODIS.

Neste estudo foi utilizado o filtro *Flat Botton Smoother* (Wardlow *et al.*, 2006), desenvolvido por pesquisadores do *Kansas Applied Remote Sensing* (KARS) da Universidade do Kansas. Este filtro utiliza um algoritmo de suavização da curva espectro-temporal para os valores dos índices de vegetação, o qual conforme Wardlow *et al.* (2006), envolve duas etapas. A primeira etapa é realizada uma suavização mais intensa e agressiva na parte inicial e final do gráfico da série

temporal, ou seja, na parte inicial e final das culturas de verão. Já na segunda etapa, os pontos de mínimo valor que estão localizados na parte interna da série temporal, que corresponde aos meses de máximo desenvolvimento vegetativo das culturas de verão, sofrem um processo de suavização mais simples e conservadora.

Para aplicar o filtro *Flat Bottom Smoother* nas séries temporais NDVI e EVI foi utilizado a linguagem de programação "*interactive data language*" (IDL) versão 7.1.2, Exelisvis (2009) adaptada pela EMBRAPA Informática Agropecuária.

3.4.3 – Geração das máscaras de cultivo

Para o processamento e geração das estatísticas de NDVI e EVI, foi utilizado o *software ENVI 4.7*.

Devido à variabilidade possível de datas de semeadura entre as lavouras de arroz irrigado e de soja nas diferentes regiões do Estado, utilizaram-se diversas imagens de EVI e NDVI para gerar imagens compostas de mínimo (relacionada a implantação da cultura) e de máximo (relacionada ao máximo vigor das lavouras) EVI e NDVI.

O processo de escolha das imagens a serem utilizadas para compor as imagens de mínimo e máximo EVI e NDVI ocorreu tendo como base o perfil espectro-temporal dos períodos com menor e maior IV para cada cultura. O perfil espectro-temporal foi elaborado a partir da avaliação do padrão do EVI e NDVI dos pixels classificados como soja e arroz irrigado no mapa de referência construído para ambas as culturas com as imagens RapidEye.

Para a geração da imagem de mínimo EVI e NDVI da cultura do arroz irrigado foram utilizadas as imagens referentes ao período de 14/09/11 a 17/11/2011 (5 imagens), contemplando a fase de pré-plantio e desenvolvimento inicial da cultura. O período de 17/11/11 a 22/04/12 (11 imagens) foi utilizado para geração da imagem de máximo EVI e NDVI. Este período contempla o crescimento vegetativo, o florescimento e a maturação da cultura (Figura 14).

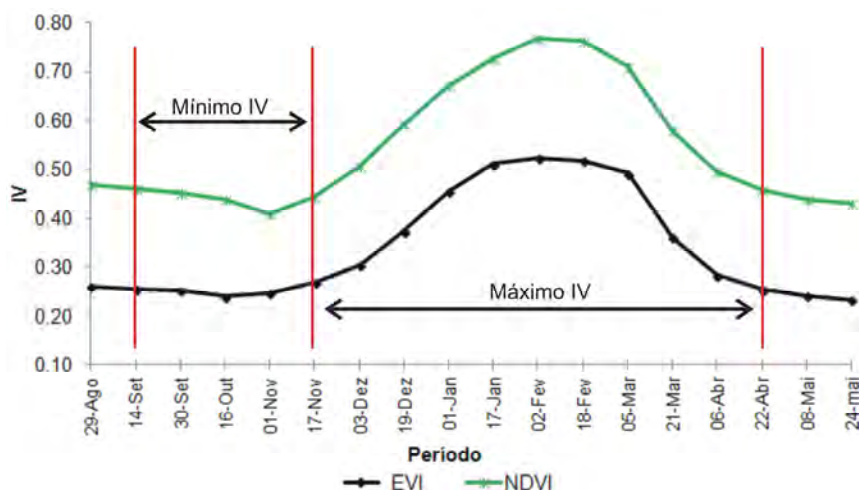


Figura 14: perfil espectro-temporal da cultura do arroz irrigado e os períodos de mínimo e máximo EVI e NDVI.

Já para a cultura da soja foram utilizadas as imagens referentes ao período de 16/10/11 a 03/12/11 (4 imagens) para a geração da imagem de mínimo EVI e NDVI e o período de 03/12/11 a 06/04/12 (9 imagens) para a geração da imagem de máximo (Figura 15).

Desta forma, foram incluídos os valores de mínimo e máximo de EVI e NDVI das culturas para cada uma das diferentes regiões do Estado.

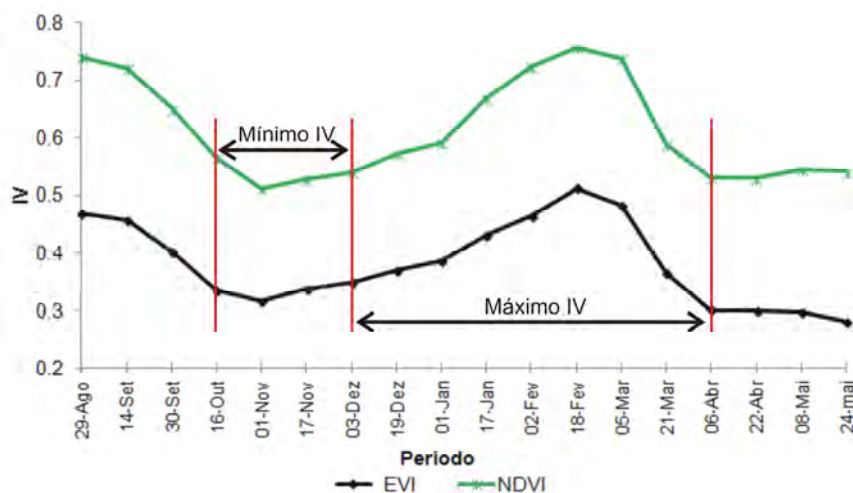


Figura 15: Perfil espectro-temporal da cultura da soja e os períodos de mínimo e máximo EVI e NDVI.

Para a geração da máscara de cultivo das culturas arroz irrigado e soja utilizou-se o método por classificação supervisionada Paralelepípedo. As amostras para treinamento do classificador foram coletadas em uma imagem de composição colorida RGB, elaboradas a partir as imagens de mínimo e de máximo EVI e NDVI. Estas composições RGB têm o objetivo apenas de destacar as áreas cultivadas com

as culturas de primavera-verão. Na elaboração da composição colorida, a imagem de máximo foi colocada no canal R (vermelho) e a imagem de mínimo foi colocada nos canais G (verde) e B (azul). Na composição colorida gerada as áreas em vermelho representam as culturas de verão e as demais cores, os outros alvos (Figura 16).

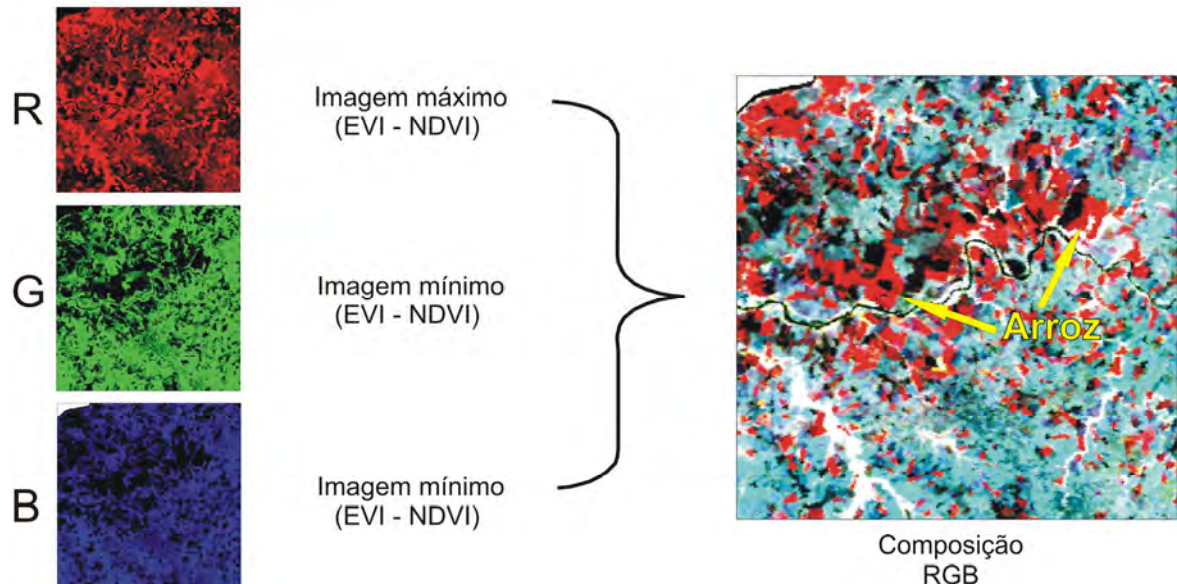


Figura 16: Exemplo de aplicação da técnica de composição multitemporal das imagens para cultura arroz irrigado, em RGB.

Também foram utilizados os dados de campo para auxiliar na coleta e identificação das amostras para treinamento da classificação pelo método Paralelepípedo. Em seguida as áreas classificadas como pertencentes as classes arroz irrigado e soja foram convertidas para o formato vetorial, gerando assim as máscaras de cultura.

No ArcGIS 9.3 foram realizados os cruzamentos da área de inundação gerada com o Modelo HAND e as classificações de arroz irrigado e soja, obedecendo-se a seguinte regra: Áreas classificadas como arroz irrigado dentro das áreas de inundação foram computadas, áreas classificadas como arroz, mas que estavam fora da área de inundação foram desconsideradas. Áreas classificadas como soja dentro das áreas de inundação foram desconsideradas, áreas classificadas como soja, mas que estavam fora da área de inundação foram computadas.

3.5 – Análises

Os arquivos vetoriais referentes às classes arroz irrigado e soja foram então reprojatados da projeção geográfica para a projeção Cônica Equivalente de Albers, que é apropriada para o cálculo de superfícies. Todas as análises espaciais e ferramentas de geoprocessamento foram realizadas utilizando o *Software ArcGIS 9.3*.

Após realizadas as etapas de cruzamentos de informações dos dados oficiais (IBGE) com os dados obtidos pelo mapeamento MODIS, em nível municipal, esses dados foram exportados em uma tabela compatível com a maioria dos *softwares* estatísticos. Foram, então, realizados testes estatísticos como: análise de regressão linear simples, coeficiente de correlação (r) e Índice de concordância de *Willmott (d)*. Todas as análises estatísticas foram realizadas no *software Excel* e no *STATISTICA 10*.

Para verificar a qualidade do mapeamento utilizou-se a análise por similaridade *fuzzy*. Ainda foram utilizados dados de campo para testar o índice kappa e a exatidão global de classificação. A seguir serão descritos os passos de cada análise utilizada nesta pesquisa.

3.5.1 – Regressão linear simples

Foi aplicado o modelo de regressão linear simples nos pares de dados gerados pela classificação MODIS e dados do IBGE, ajustados pelo método dos mínimos quadrados. O modelo de regressão linear simples é expresso pela Equação (05).

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (05)$$

Em que: Y representa a variável dependente (dados MODIS); X representa a variável independente (dados IBGE); α = representa o intercepto da reta com o eixo vertical; β representa o declividade da reta e ε variável que inclui todos os fatores residuais, erros de medição.

Para detecção dos *Outliers*, ou seja, os municípios que apresentaram os maiores erros entre os dados MODIS e os dados IBGE, foi utilizado os resíduos padronizados gerados pela análise de regressão linear.

3.5.2 – Índice de concordância de *Willmott* (*d*)

O índice de concordância de *Willmott* (*d*) mede a dispersão dos dados em relação a reta (1:1). Conforme *Willmott* (1981) o índice é uma aproximação matemática que avalia a exatidão relacionada ao afastamento dos valores simulados em relação aos valores observados. Este índice varia de 0 a 1, sendo 0, nenhuma concordância e 1, concordância perfeita. O índice de concordância de *Willmott* é dado pela Equação (06).

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|E_i - O_m| + |O_i - O_m|)^2} \right] \quad (06)$$

Em que: E_i é o valor estimado; O_i o valor oficial e O_m a média dos valores oficiais. Os valores estimados foram os dados provenientes das classificações utilizando as imagens MODIS e como valores oficiais foram considerados os dados de área plantada a nível municipal do IBGE.

3.5.3 – Similaridade *Fuzzy*

Para validação das áreas cultivadas de arroz irrigado e soja gerados a partir das imagens MODIS com os mapas de referência gerados pelas imagens do satélite RapidEye foi aplicado o método de análise por similaridade *fuzzy*, proposto por Hagen (2003), implementado no *Software* Dinâmica-EGO (Soares-Filho *et al.*, 2012). O *Software* Dinâmica-EGO é disponibilizado gratuitamente através do endereço <http://www.csr.ufmg.br/dinamica/>, desenvolvido por pesquisadores do Centro de Sensoriamento Remoto (CSR), do Instituto de Geociências da Universidade Federal de Minas Gerais.

Para a validação pelo *Software* Dinâmica-EGO um dos requisitos básicos é que todos os mapas de entrada, os gerados pelas imagens MODIS e pelas imagens RapidEye devem apresentar exatamente a mesma resolução e mesma coordenada, que resulte em uma matriz com mesmo valor de colunas e linhas. Portanto, o mapa das áreas agrícolas geradas pelas imagens MODIS foram recortados espacialmente

com as mesmas coordenadas das cenas do Satélite RapidEye, sendo quatro cenas no total. A resolução espacial utilizada em ambos os mapas foi de 250m.

Todos os mapas utilizados no processo de validação tinham apenas duas classes temáticas, cultura (valor *pixel* 1) e não cultura (valor *pixel* 0), empregando-se o método de função de decaimento constante com janelas de tamanhos que variaram de 1x1 a 11x11 *pixels*.

3.5.4 – Índice Kappa e Exatidão Global

Os dados do levantamento em campo foram cruzados com as imagens classificadas a partir dos dados multitemporais do sensor MODIS para gerar matrizes de confusão. Foram computados na análise somente os pontos de campo que são representativos para a escala de mapeamento do sensor MODIS, ou seja, as áreas consideradas como pequenas (menor que 40 hectares) foram omitidas nas análises de validação.

De posse das matrizes de erros obtidas entre os cruzamentos dos pontos coletados em campo e as imagens classificadas, calculou-se o Índice Kappa e a Acurácia Global de Classificação e descreveu-se os erros de omissão e inclusão.

4 – RESULTADOS

4.1 - Filtragem da série temporal EVI e NDVI

A análise dos diversos perfis temporais extraídos das imagens EVI e NDVI demonstrou a eficiência do filtro para corrigir as variações devido à ocorrência de ruídos, os quais podem ser decorrência das condições atmosféricas desfavoráveis e geometria da aquisição. (Hird e Mcdermid, 2009).

Na Figura 17 e Figura 18 pode-se observar alguns exemplos da aplicação do filtro em lavouras de arroz irrigado e soja, respectivamente. Nas figuras as linhas pretas representam os dados brutos das imagens e a linha vermelha com círculos representa o dado filtrado, sendo que cada perfil foi extraído de apenas um *pixel* proveniente de diferentes áreas agrícolas.

Verifica-se que a aplicação do filtro foi eficiente para ambas as culturas. O filtro foi capaz de amenizar as oscilações e a curva temporal resultante da filtragem se aproximou mais do comportamento esperado para as lavouras de arroz irrigado e soja. A filtragem funcionou muito bem, especialmente no período em que ocorrem os maiores índices de vegetação, que estão associados à maior biomassa, portanto neste período fica evidente a atenuação dos *pixels* “ruído” pelo processo de filtragem.

Nos exemplos apresentados, as maiores oscilações ocorreram nas áreas destinadas à cultura de arroz irrigado. Uma das possíveis causas das maiores oscilações terem ocorrido nestas áreas, é que as amostras selecionadas para gerar os perfis temporais estão localizadas na planície interna à Lagoa dos Patos, próximo ao município de Camaquã, local onde as imagens *Pixel Reliability* possuem alvos com cobertura de nuvens, especialmente nos meses de dezembro e janeiro, como na Figura 19 e no Anexo I.

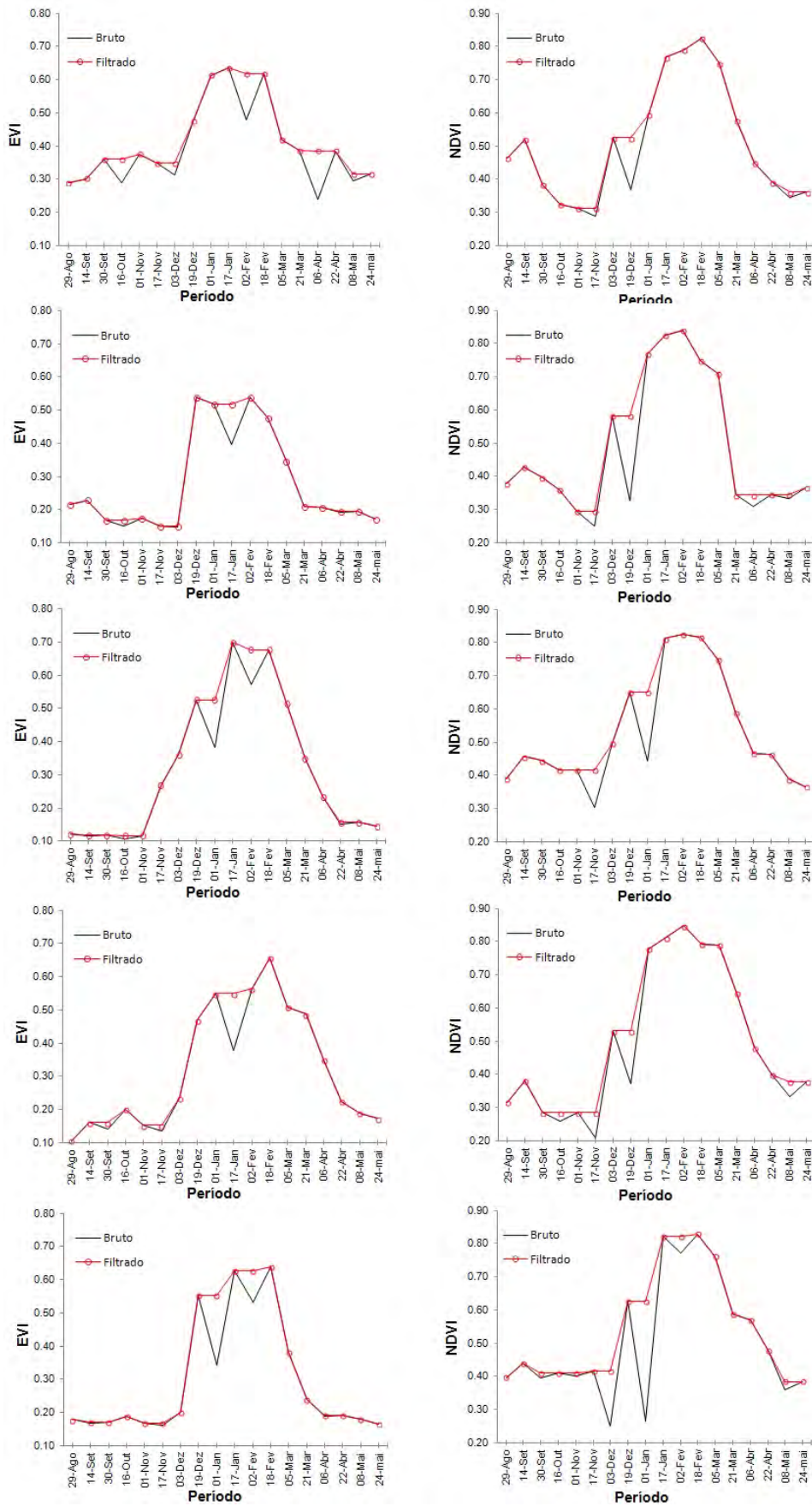


Figura 17: Perfis temporais de EVI e NDVI de um pixel situado em lavouras de arroz irrigado antes e após o processo de filtragem.

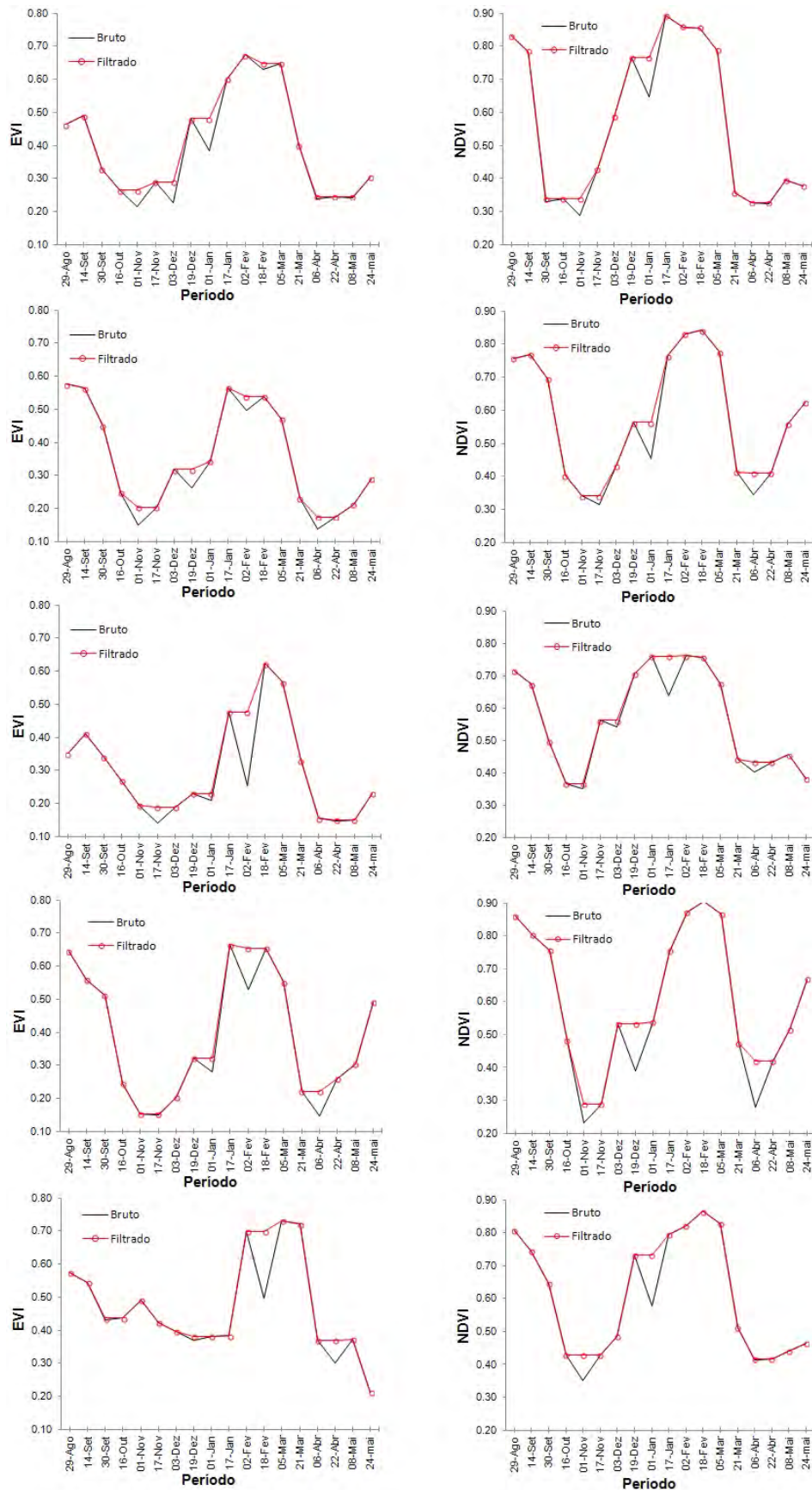


Figura 18: Perfis temporais de EVI e NDVI de um pixel situado em lavouras de soja antes e após o processo de filtragem.

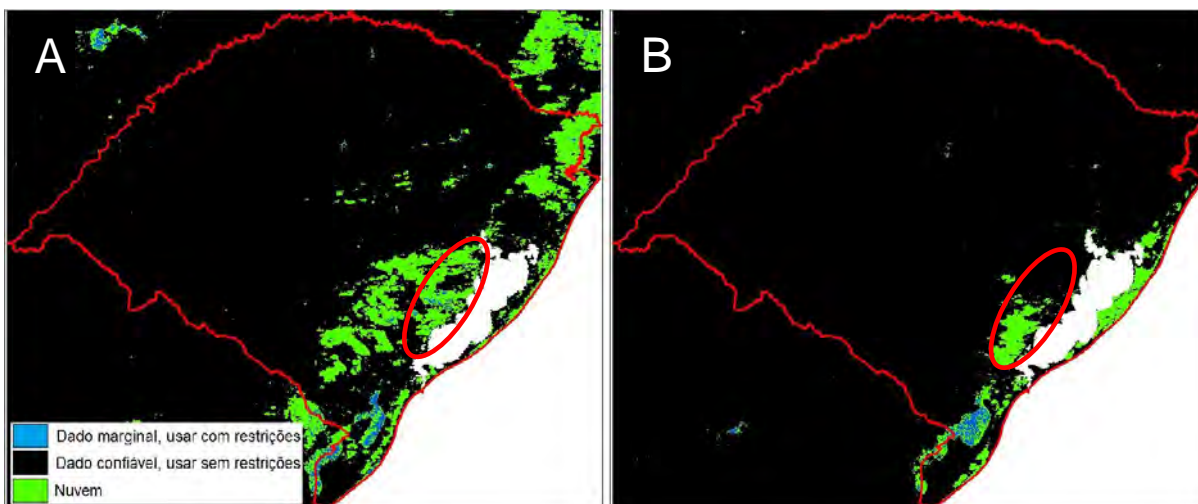


Figura 19: Imagem Pixel Reliability mostrando os locais onde foram extraídas as amostras de arroz irrigado. Data: 03/12/2011 (A) e 01/01/2012 (B).

Weber *et al.* (2007) estimaram área cultivada com arroz irrigado no RS na safra 2005/2006, com exceção da região litorânea que permaneceu com intensa cobertura de nuvens durante todo o período de interesse, afetando em diferentes graus sua estimativa de área cultivada. Efetivamente esta região é problemática do ponto de vista para obtenção de imagens de satélite, dada a maior umidade do ar pelo proximidade do mar. Custódio *et al.* (2009) realizaram um estudo da nebulosidade diurna no Rio Grande do Sul e concluiu que a região oeste-noroeste do Estado é a que apresenta o menor índice de nebulosidade diurna e a região leste-nordeste apresenta o maior índice.

Entretanto, quando aplicado a conjunto maior de *pixels* (utilização do mapa de referência para extrair as informações do conjunto de *pixels* que compõem a área cultivada com arroz irrigado e soja no Rio Grande do Sul), além de corrigir as variações decorrentes das inconsistências dos dados, o processo de filtragem também diminuiu o intervalo do índice de vegetação entre os valores mínimos e máximos dos índices de vegetação (Figura 20 e Figura 21).

Esta diminuição do intervalo pode mascarar algumas informações nas imagens, principalmente em trabalhos de mapeamento de áreas agrícolas que utilizam a variação do índice de vegetação para detectar e mapear as culturas. Desta maneira, a utilização de técnicas de filtragem, como a proposta por Wardlow *et al.* (2006) deve ser empregada quando realmente se faz necessário, já que algumas informações espectrais importantes nas imagens podem ser alteradas ou mascaradas. O estudo de Hird e Mcdermid (2009) revelou o potencial de

mascamiento das informações espectrais que podem resultar quando a filtragem em séries temporais para redução de ruídos é realizada sem controle e a devida necessidade, já que podem ocasionar mudanças significativas na variação dos dados das séries temporais estudadas.

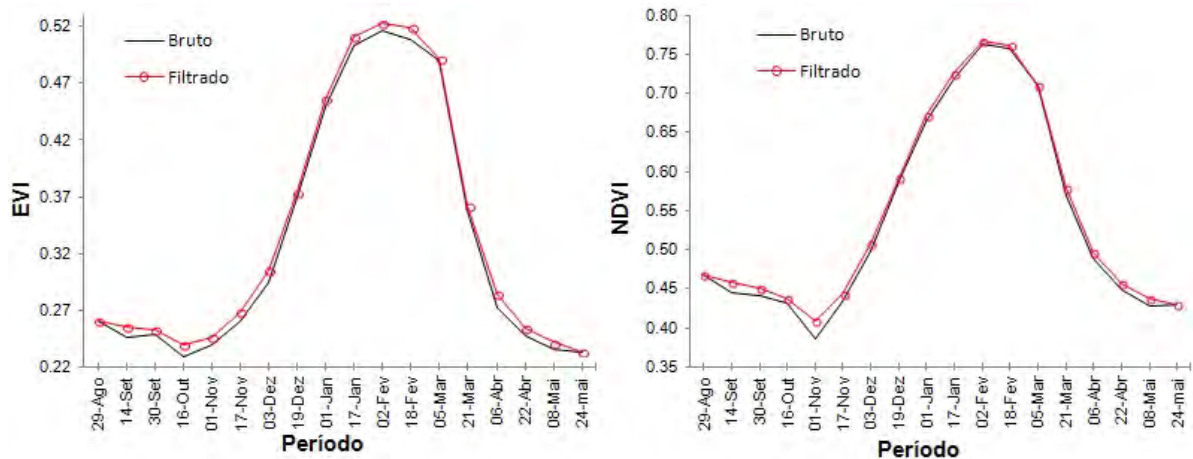


Figura 20: Perfis temporais de NDVI e EVI após processo de filtragem, utilizando área do mapa de referência da cultura de **arroz irrigado**.

A aplicação do filtro pode alterar os valores dos índices de vegetação, muitas vezes mascarando a transição entre duas safras. Esquerdo *et al.* (2013) detectaram esse tipo de variação nos perfis temporais dos dados brutos e filtrados, utilizando o satélite *Aqua*. A filtragem fez com que a oscilação tivesse alteração significativa nos valores de NDVI no período entre duas safras, mascarando as informações da transição entre a safra da soja e do algodão. Apesar disso, é necessária a utilização da filtragem, especialmente em locais onde a frequência de nuvens é alta.

Os valores médios do conjunto maior de pixels (grandes áreas de cultivo) apresentam valores máximos menores do que o valor de um único *pixel* puro de lavoura de arroz irrigado ou soja, dado que em áreas maiores há a mistura da resposta espectral de *pixels* obtidos sobre lavouras em períodos um pouco distintos do ciclo e sujeitos a condições de manejo diferentes.

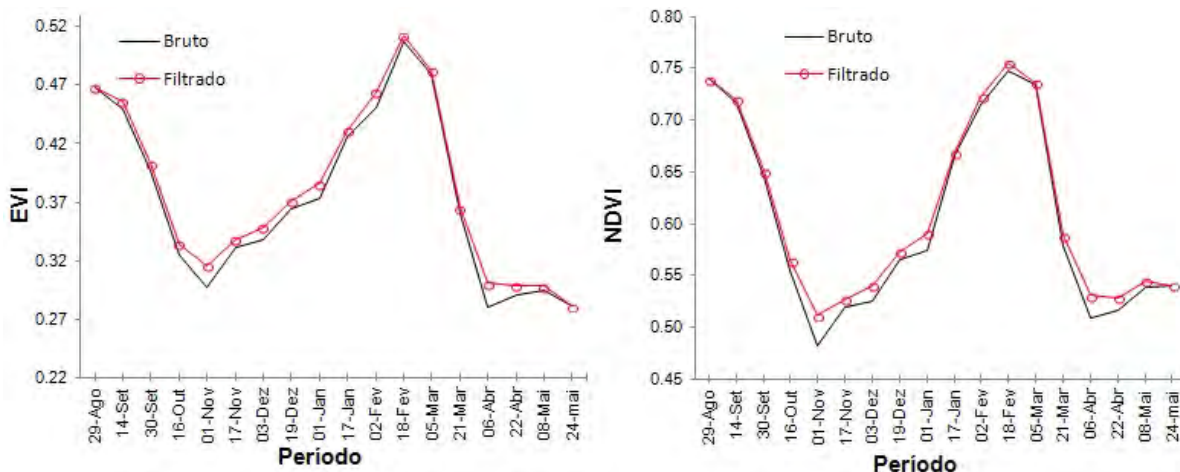


Figura 21: Perfis temporais de NDVI e EVI após processo de filtragem, utilizando área do mapa de referência da cultura de **soja**.

Para o perfil temporal das áreas de arroz irrigado a diferença do intervalo entre os valores máximo e mínimo foi menor, praticamente não alterando os valores máximos e mínimos. Para o índice de vegetação NDVI a diferença foi de 0,37 e após a filtragem essa diferença caiu para 0,36. Já para o índice de vegetação EVI, a diferença do intervalo praticamente não se alterou, para os dados brutos o valor foi de 0,287 e após a filtragem a diferença caiu para 0,282.

Nos perfis temporais médios de NDVI da área de referência cultivada com soja, observa-se que nos dados brutos a diferença entre o valor máximo e mínimo foi de 0,266, após a filtragem essa diferença caiu para 0,243. Para o índice de vegetação EVI a diferença foi menor, nos dados brutos a diferença foi de 0,21 e após a filtragem caiu para 0,196.

Portanto a aplicação do filtro proposto por Wardlow et al. (2006), nas imagens EVI e NDVI apresentou resultados satisfatórios, onde os valores inconsistentes dos índices de vegetação, foram substituídos pelo menor valor adjacente.

4.2 – Mapeamento da área de inundação pelo modelo HAND

A Figura 22 mostra a área de inundação, obtida pelo modelo HAND, no sul do Rio Grande do Sul. A máscara com a área de inundação ocupa 9.423.250 ha, que representa em torno de 56,9% do total da área da região produtora de arroz irrigado no Estado.

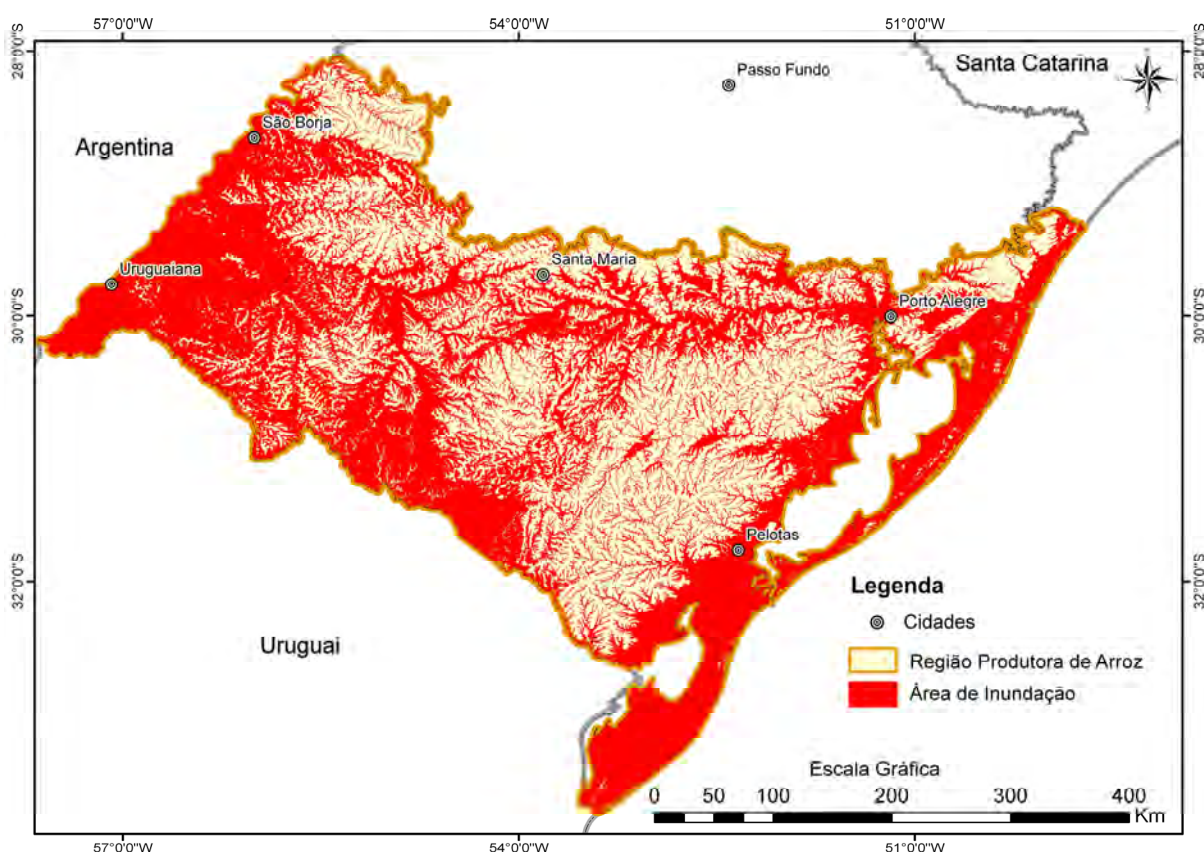


Figura 22: Localização da área de inundação gerada pelo modelo HAND, apenas para os municípios produtores de arroz irrigado.

Grande parte da metade sul do Estado do RS tem as condições apropriadas para o cultivo de arroz irrigado, já que possui relevo suavemente ondulado e disponibilidade de água para irrigação. Conforme Flores e Alba (2009), quanto mais suave o relevo, menor a movimentação de solo, melhor o manejo da água e controle de ervas daninhas, com conseqüente aumento de produtividade.

Com o recorte utilizando a máscara de inundação, foi possível separar as áreas de várzeas, que são mais aptas para o cultivo de arroz irrigado, isolando desta maneira as áreas mais altas que podem ser destinadas ao cultivo de soja. Klering (2012) verificou que devido à característica da cultura do arroz irrigado ser conduzida sob irrigação, as lavouras estão distribuídas próximas a corpos d'água.

Conforme SOSBAI (2012) as áreas de arroz irrigado apresentam enorme potencial para uso mais intensivo, especialmente no Estado do RS, que possui cerca de 5,4 milhões de hectares de terras baixas. Destes, em torno de 3,0 milhões de hectares são utilizados com arroz irrigado, dos quais anualmente cultiva-se pouco mais de um milhão de hectares. Nem toda área apta para o cultivo de arroz irrigado é cultivada na mesma safra, elas apresentam uma distribuição espacial variável a cada safra, o que pode ser justificado pela adoção do sistema de pousio e rotação de culturas que é, em média, de dois anos (Reis e Saibro, 2004).

D'arco (2007) afirmou que a determinação das áreas de aptidão para o plantio de arroz irrigado no Estado do RS, foi fundamental e necessária para separar o arroz irrigado de outros cultivos, já que a utilização do mapeamento com imagens do sensor MODIS, usando o critério temporal, não foi suficiente para separar o arroz irrigado das outras culturas de verão, especialmente a soja.

Com relação à máscara de inundação, o filtro de convolução mediana com janela móvel de 5x5 utilizado para corrigir pequenos vazios causados pela topografia local, foi fundamental. Conforme Crósta (1993), normalmente o resultado de uma classificação é uma imagem com muitos ruídos, causado por pixels isolados ou poucos pixels atribuídos a diversas classes, que ocorrem próximos a áreas homogeneamente classificadas, tornando difícil a análise da classificação por parte do usuário. Segundo o autor a utilização de técnicas de filtragem melhora significativamente os resultados de uma classificação.

Para minimizar essa situação e tornar mais uniforme e homogêneo o resultado da classificação, o filtro que usa a mediana é uma das técnicas mais utilizadas. No presente trabalho, através de análise visual foi possível concluir que a aplicação do filtro mediana eliminou os pequenos buracos, sem alterar significativamente a forma da área de inundação, tornando-a mais uniforme e homogênea. A Figura 23 mostra como exemplo uma área representativa de inundação, mostrando os efeitos do processo de filtragem mediana.

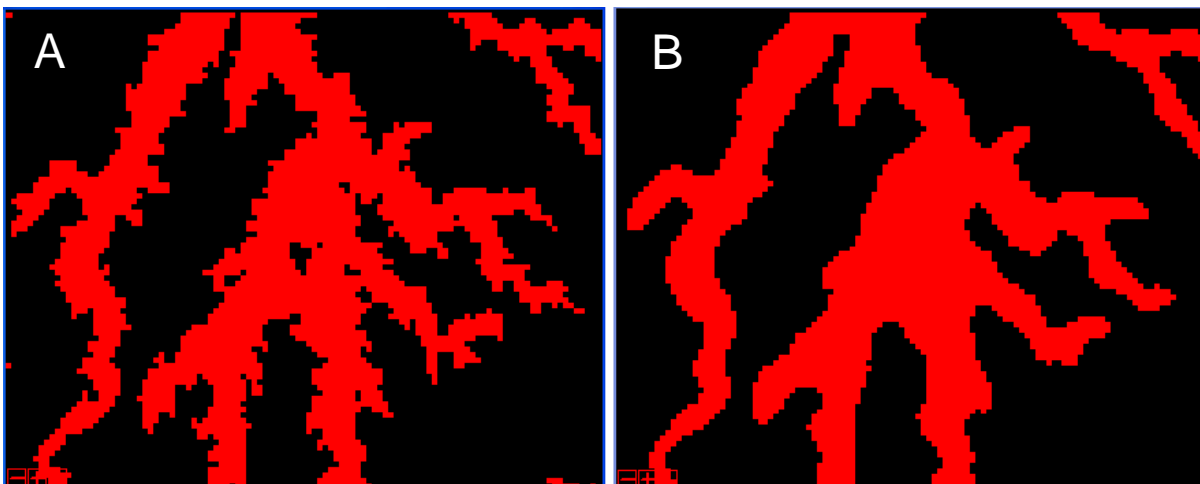


Figura 23: Exemplo da aplicação do filtro mediana 5x5 na área de inundação, no exemplo (A) sem o filtro e no exemplo (B) com a aplicação do filtro.

4.3 – Mapeamento das áreas de cultivo de arroz irrigado e soja a partir das imagens MODIS

Neste item são apresentados e discutidos os mapas das culturas de arroz irrigado e soja, obtidos através das classificações do sensor MODIS. Os resultados da classificação de arroz irrigado a partir de imagens EVI e NDVI apresentaram resultados satisfatórios quando comparados com os dados de referência do IBGE, sendo que entre os índices de vegetação analisados, o NDVI foi o que apresentou os melhores resultados.

No ano safra de 2011/2012 a área de arroz irrigado obtida a partir do NDVI superestimou em 11,64% (1.163.936 ha) o dado de referência (IBGE), que foi de 1.042.560 ha. O resultado encontrado pode ser considerado como satisfatório, já que se trata de uma estimativa em escala estadual, levando-se em conta a resolução do sensor MODIS e o fato que a classificação é realizada de forma sistemática e de rápido processamento. Trabalhos anteriores como de D'arco (2007) e Klering (2012) com imagens do sensor MODIS para realizar a estimativa de área cultivada de arroz irrigado no Estado do RS, encontraram resultados similares ao encontrado nesta pesquisa, quando comparam suas classificações com os dados de referência do IBGE. Na Figura 24 é apresentado o mapeamento da cultura arroz irrigada obtida através do índice MODIS-NDVI.

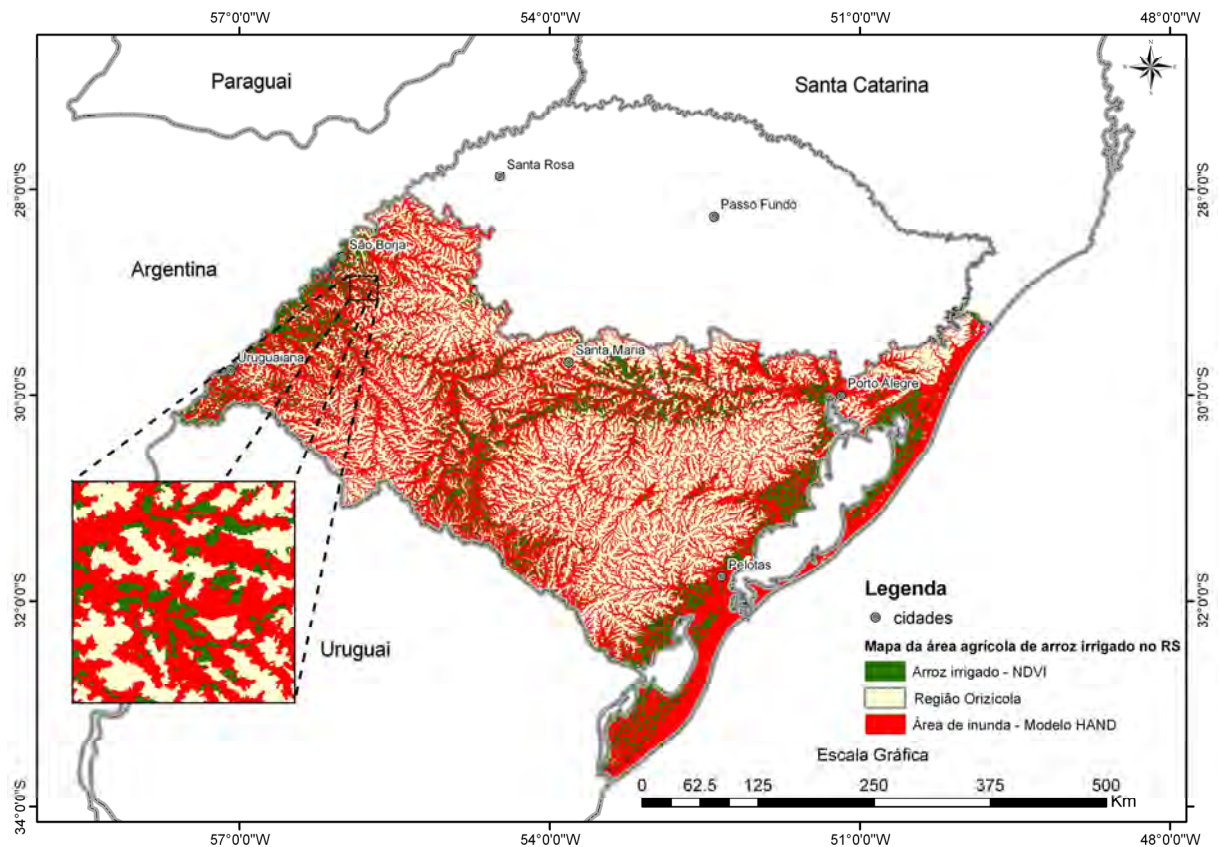


Figura 24: Mapa da área cultivada com **arroz irrigado** obtido através do índice **MODIS- NDVI** no ano safra 2011/2012.

Também para o mapeamento utilizando dados do índice EVI os resultados encontrados foram considerados como satisfatórios, apesar do índice NDVI ter sido melhor. A estimativa oficial do IBGE no ano safra de 2011/2012 foi de 1.042.560 ha, a classificação utilizando o índice EVI foi de 1.215.528 ha, ou seja, superestimou em 16,59% o dado de referência. Na Figura 25 é apresentado o mapa da distribuição espacial das áreas de arroz irrigado na região orizícola do Estado do RS utilizando dados MODIS – EVI.

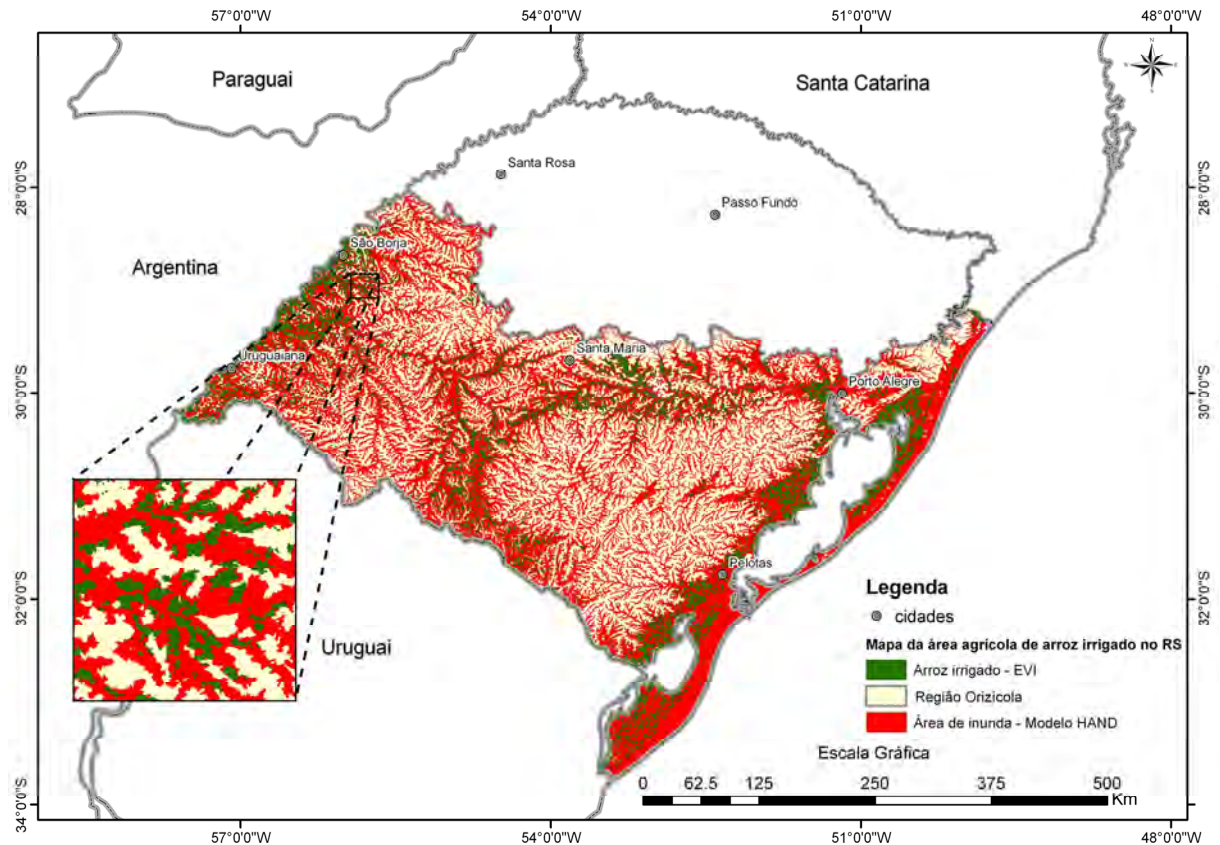


Figura 25: Mapa da área cultivada com **arroz irrigado** obtido através do índice **MODIS- EVI** no ano safra 2011/2012.

Com relação aos dados da classificação de soja no Estado do RS, uma das dificuldades encontradas neste trabalho foi a separação da soja de outras culturas, como o milho e em especial o arroz irrigado na metade sul do Estado do RS. Trabalhos anteriores que utilizaram imagens MODIS para detectar e mapear a soja no Estado (Wagner *et al.*, 2007; Gusso *et al.*, 2009; Santos, 2010), não utilizaram como área de estudo todo o território do RS e sim setorizaram o estudo na área de maior produção de soja, localizado no norte do Estado do RS, portanto, toda a região sul do Estado ficou fora da análise, desta maneira evitando problemas relacionado a detecção da cultura do arroz irrigado.

Já neste trabalho optou-se pela análise de todo o território do RS, com seus 497 municípios, desta maneira era evidente que problemas relacionados a conflitos e detecção de outras culturas que não à soja, seriam detectadas com a classificação MODIS. Nesse sentido, a geração da área de inundação através do modelo HAND foi crucial para a identificação das áreas potenciais para arroz irrigado no sul do Estado, evitando desta maneira que essas áreas localizadas nas várzeas dos principais rios na metade sul do Estado fossem incluídas na classificação da soja.

Os resultados da classificação de soja EVI e NDVI apresentaram resultados também satisfatórios quando comparados com os dados de referência do IBGE. Assim como ocorreu com a cultura do arroz irrigado, novamente o índice NDVI foi o que apresentou melhor resultado. Comparando com as estimativas oficiais (IBGE), de 4.269.247 ha, a estimativa encontrada para a classificação de soja utilizando o índice NDVI foi de 3.932.350 ha, no ano safra de 2011/2012, ou seja, a classificação NDVI subestimou em 7,89% o dado de referência do IBGE. Na Figura 26 é possível analisar o mapa da distribuição espacial das áreas mapeadas com soja pelo sensor MODIS-NDVI. Pode-se verificar que a cultura da soja se concentra no norte do Estado, e que na metade sul as áreas de soja estão distribuídas em toda a região tradicionalmente conhecida pelo cultivo de arroz irrigado, mas nas áreas não inundáveis.

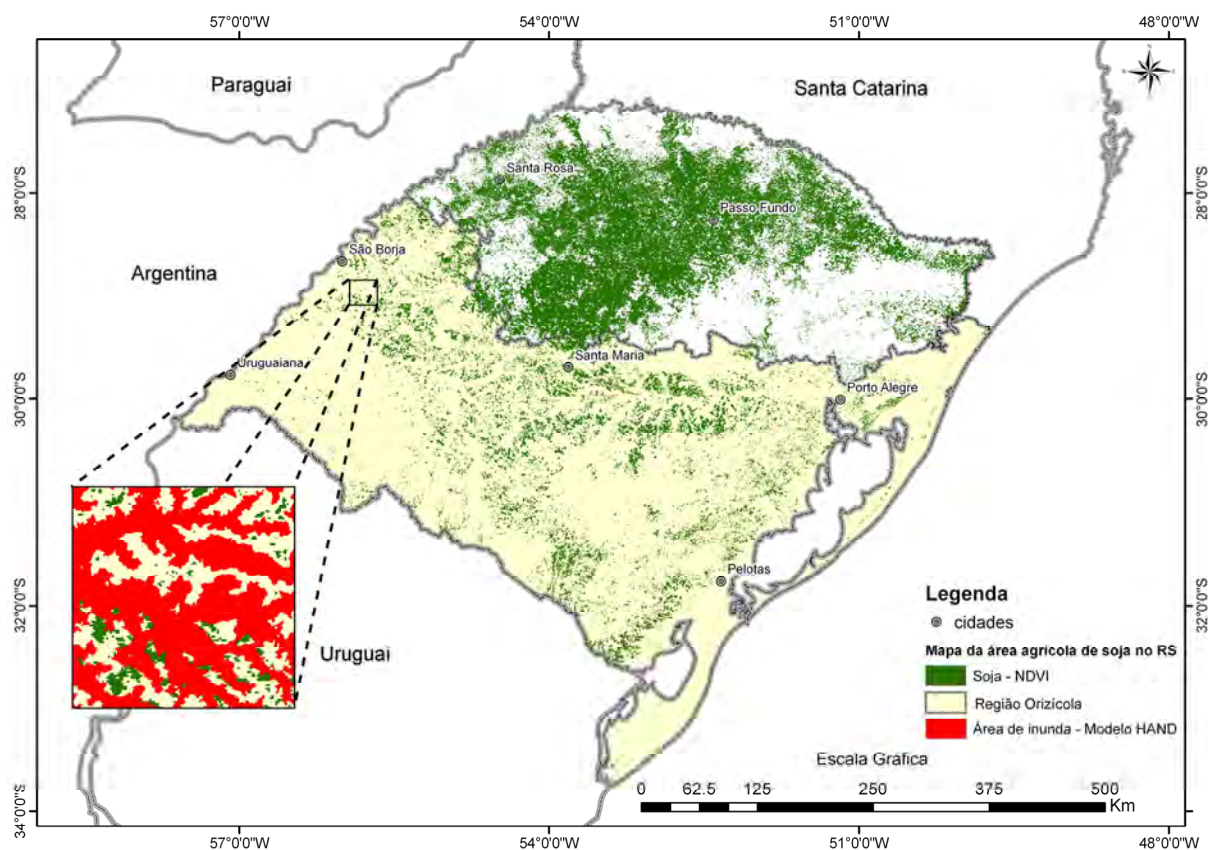


Figura 26: Mapa da área cultivada com **soja** obtido através do índice **MODIS-NDVI** no ano safra 2011/2012.

A classificação de soja utilizando os dados EVI (Figura 27) foi similar aos dados da classificação NDVI, apesar dos dados NDVI ter apresentado melhores resultados. A classificação EVI detectou e mapeou 3.794.089 ha no ano safra 2011/2012, ou seja, subestimou em 11,12% os dados de referência do IBGE. Com

relação à distribuição espacial das áreas de soja com a classificação EVI, o resultado também foi similar ao encontrado com a classificação NDVI.

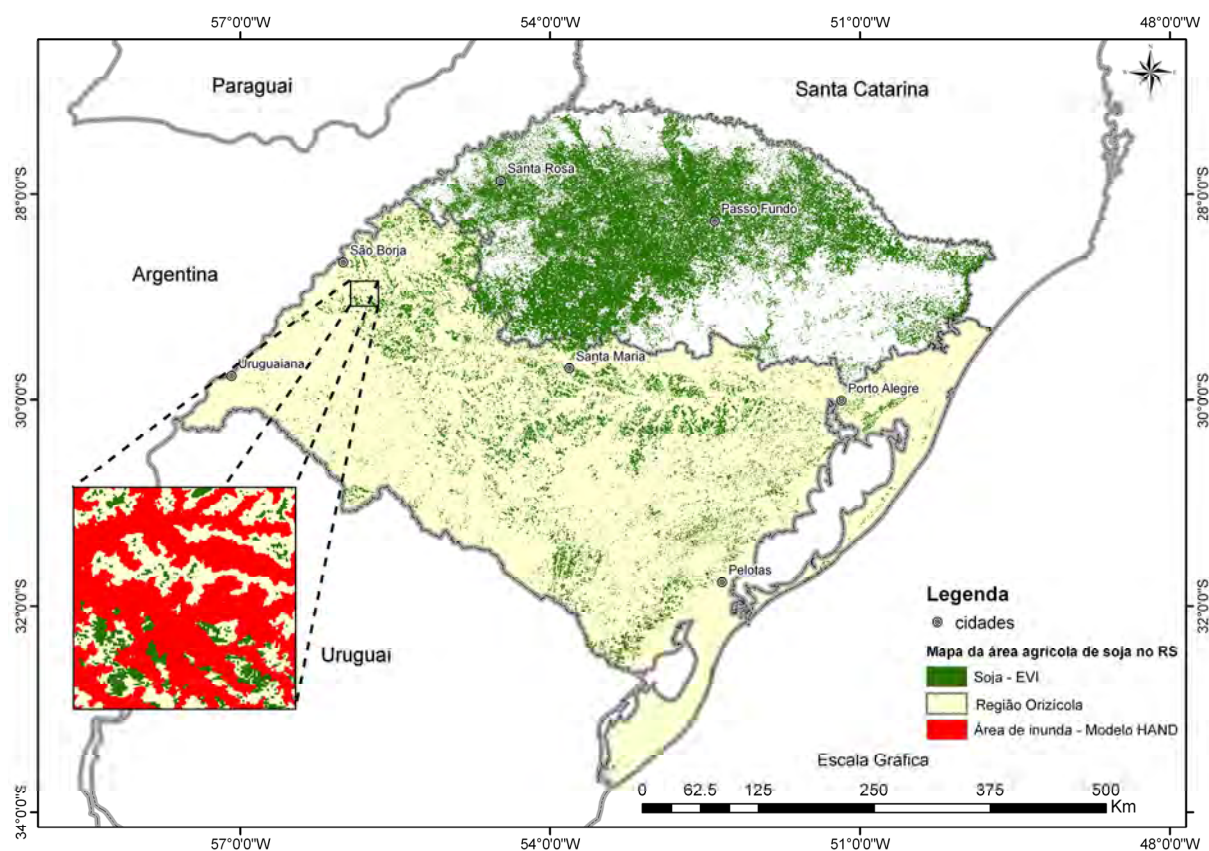


Figura 27: Mapa da área cultivada com **soja** obtido através do índice **MODIS- EVI** no ano safra 2011/2012.

Como exemplo da influência da aplicação da máscara de inundação sobre as culturas de arroz irrigado e soja no Estado do RS, pode-se citar a comparação os dados de referência do IBGE com as classificações do sensor MODIS na safra 2011/2012. Na Figura 27 é possível visualizar os valores de área cultivada com e sem a utilização da máscara de inundação, sendo que as maiores diferenças em relação aos dados oficiais do IBGE foram mais expressivas nas áreas de cultivo de soja quando foi aplicado a da máscara de inundação.

As áreas de arroz irrigado classificadas com o sensor MODIS após a aplicação da máscara de inundação não apresentaram grandes diferenças. Uma das possíveis causas é que a classificação das áreas destinadas ao cultivo de arroz irrigado foi executada somente na região em que tradicionalmente se cultiva arroz irrigado. Já o processo de classificação da soja abrangeu todo o Estado do RS, possivelmente essa diferença entre os dados do IBGE e da área classificada como soja antes da aplicação da máscara de inundação, seja devido a áreas de cultivo de

arroz irrigado que foram classificados erroneamente pelo sensor MODIS, e que após a aplicação da máscara de inundação, essa diferença diminuiu consideravelmente, chegando muito próximo aos valores de referência do IBGE (Figura 28).

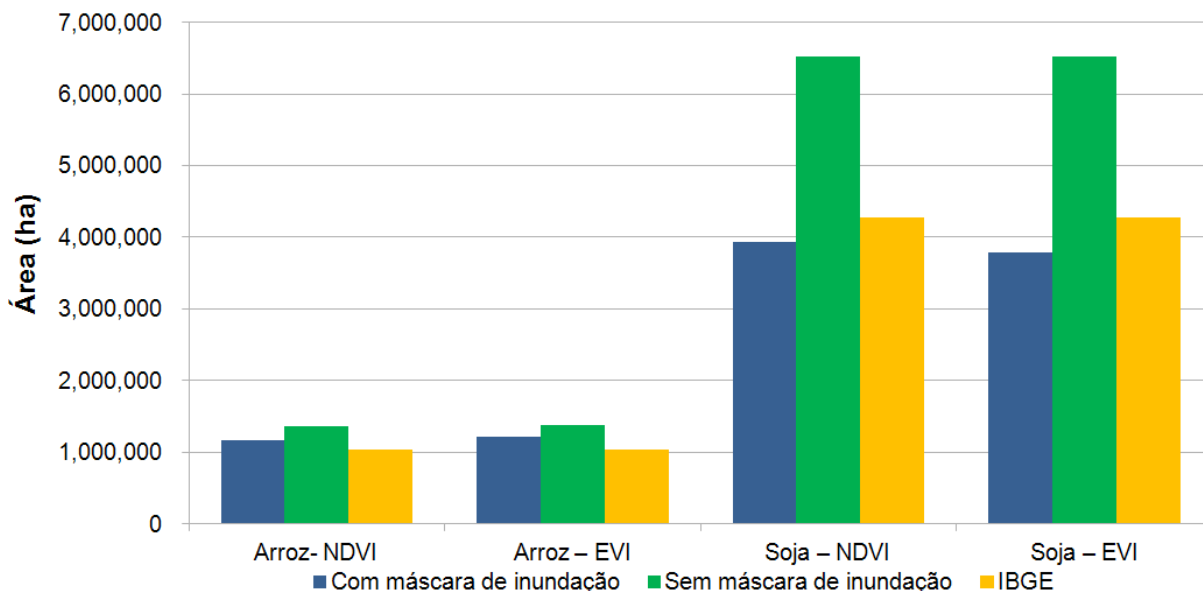


Figura 28: Cálculo das áreas de cultivo com e sem a máscara de inundação para o Estado do RS.

Quando foi aplicado a máscara de inundação sobre a classificação de arroz irrigado com o NDVI, a área encontrada foi de 1.163.936 ha, diferente do valor inicial de 1.362.060 ha. Para o EVI o resultado foi similar, após a aplicação da máscara de inundação, a área encontrada foi de 1.215.528 ha, muito próximo dos dados de referência do IBGE, que foi de 1.042.560 ha.

Já para a classificação da cultura da soja, como mencionado anteriormente, as diferenças após a aplicação da máscara de inundação foram maiores, com índice NDVI, a área encontrada foi de 3.932.350 ha, muito diferente do valor inicial sem a aplicação da máscara de inundação, de 6.517.797 ha. O resultado para o índice EVI também foi similar, com uma área de cultivo de 3.794.089 ha após a aplicação do máscara contra 6.525.659 ha sem a aplicação da máscara os dados de referência do IBGE totalizaram 4.269.247 ha para esta safra. Portanto a máscara de inundação gerada pelo modelo HAND e aplicada sobre a classificação inicial, tanto para a cultura de arroz irrigado quanto da soja, gerou resultado satisfatório quando comparado com os dados de referência (IBGE).

A Figura 29 mostra um perfil do terreno para ilustrar a identificação das áreas de várzeas dos principais rios e separação das culturas arroz irrigado e soja através da máscara de inundação. As áreas detectadas e classificadas como soja

pelos sensores MODIS ocupam as áreas mais altas, enquanto as áreas detectadas e classificadas como arroz irrigado ocupam as áreas de várzea. Consta-se que a área de inundação gerada pelo modelo HAND foi crucial para a separação das áreas de conflito entre as culturas de arroz irrigado e soja.

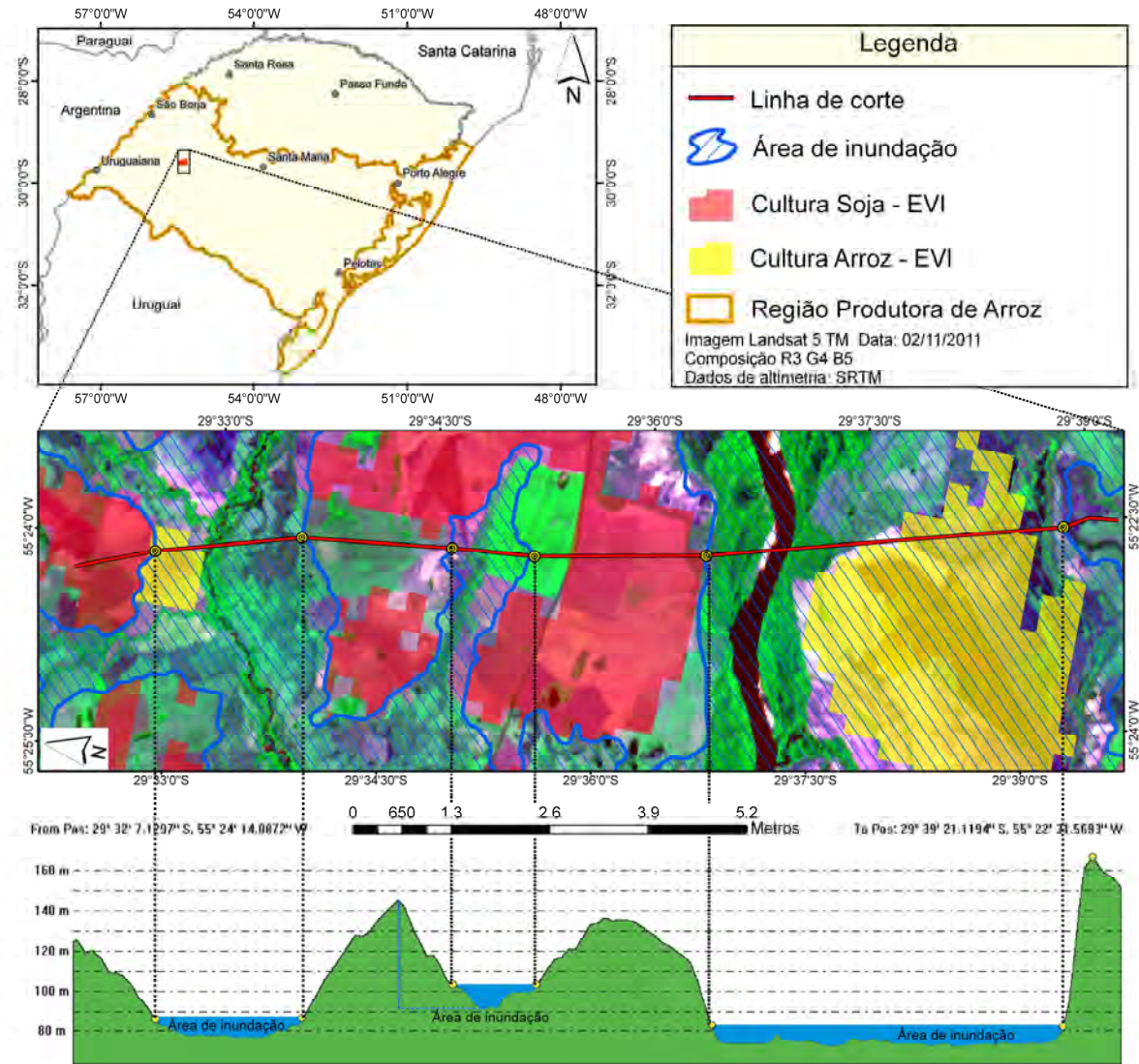


Figura 29: Corte transversal do terreno, ilustrando as áreas de várzea (inundação).

D'arco (2007) delimitou as áreas potencialmente utilizáveis para o cultivo de arroz irrigado no Estado do RS, utilizando um método que consistiu em separar os solos com potenciais para o cultivo de arroz e também as áreas com declividades menores que 3%, geradas a partir do modelo digital de elevação do SRTM. O autor conseguiu separar com esses parâmetros, as áreas de conflitos entre soja e arroz irrigado. Um dos aspectos negativos do trabalho foi a utilização de um mapa de solo digitalizado (Kuhn, 2002) em escala 1:750.000, para determinar os solos mais aptos para o plantio de arroz irrigado no Estado do RS. Este mapa pode ter problemas,

tanto em aspectos relacionados à imprecisão do limites, quanto em problemas relacionados à própria escala reduzida do mapa, já que nessa escala muitas informações do terreno são omitidas, comprometendo a qualidade dos dados para áreas pequenas.

Desta maneira, a delimitação da máscara de inundação gerada a partir do modelo HAND, é mais precisa e de rápida implementação, sendo que a escala de análise vai depender da qualidade dos dados HAND. Segundo Rennó *et al.* (2008) a qualidade do modelo vai depender da resolução dos dados de entrada, ou seja, da qualidade do Modelo Digital de elevação. Quanto menor o tamanho do pixel, mais preciso e fidedigno será os dados do modelo HAND.

Testes realizados por Mengue e Fontana (2013) comprovaram a eficiência do modelo HAND para discriminar áreas de cultivo de arroz irrigado. A área de estudo abrangeu duas cenas do Satélite RapidEye, localizadas próximas as cidades de São Borja e Pelotas, no Estado do RS. Para gerar o modelo HAND os autores utilizaram o modelo digital de superfície SRTM, onde foi possível delimitar a área de inundação, a qual foi utilizada como máscara para separar as áreas de conflito entre soja e arroz irrigado. A metodologia proposta para mapear as áreas de plantio de arroz irrigado mostrou-se eficiente, possibilitando separar o arroz irrigado de outros cultivos.

A eficiência da área de inundação gerada pelo modelo HAND para discriminar a cultura do arroz irrigado de outras culturas é apresentada nos exemplos a seguir. A Figura 30 mostra a distribuição da frequência em *pixels* das lavouras de arroz irrigado e soja em relação as cotas dos dados SRTM. Primeiramente, percebe-se que existe uma heterogeneidade na distribuição das culturas, principalmente das áreas de soja. Percebem-se dois picos na distribuição das lavouras de arroz irrigado, sendo o primeiro pico correspondente às cotas próximos ao nível do mar, região próximo a Pelotas e Camaquã, e o segundo pico, com cotas variando entre 60 a 100 metros de altitude, correspondentes a região oeste do Estado do RS. Já as lavouras de soja apresentaram uma distribuição mais heterogênea, com lavouras mapeadas em diversas cotas, que variam desde ao nível do mar até as áreas mais altas da área de estudo. Portanto, percebe-se que a utilização de dados topográficos na forma de cota, não foi suficiente para discriminar áreas de arroz irrigado de outras culturas como a soja.

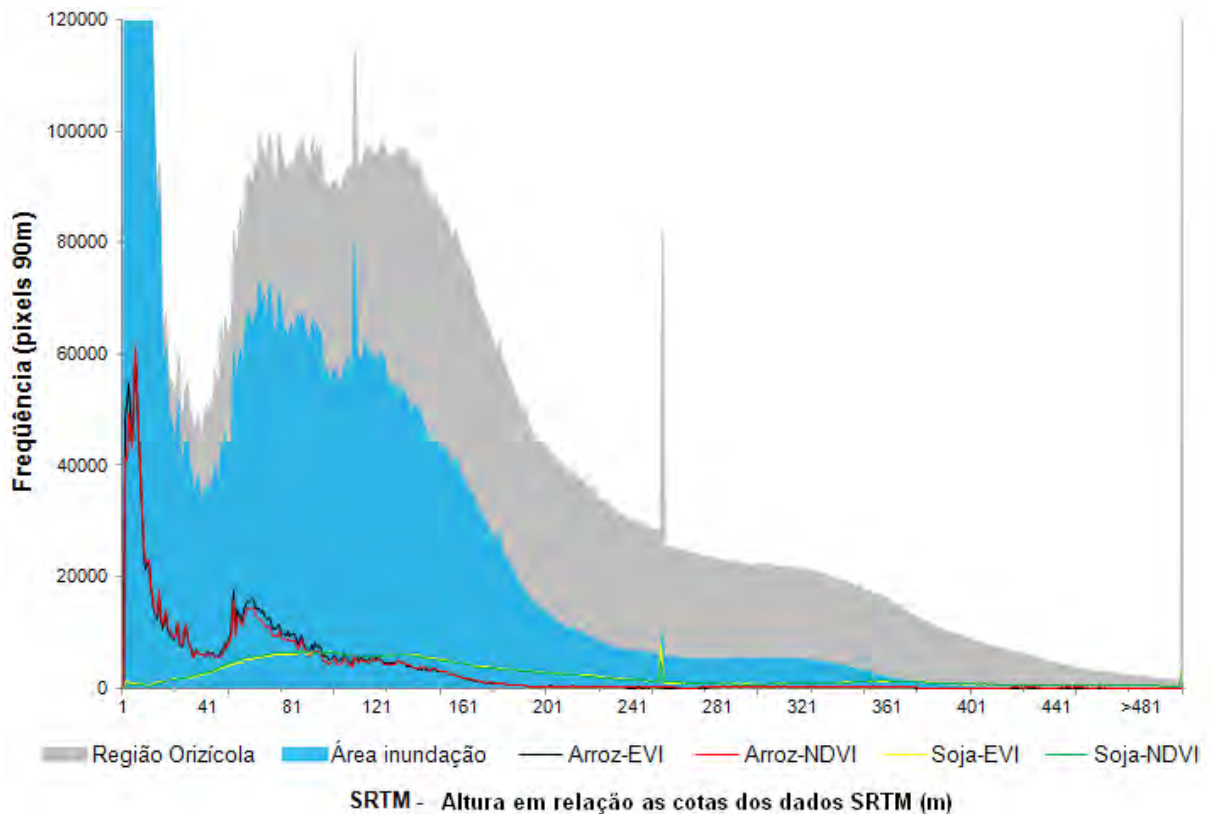


Figura 30: Distribuição da frequência de alturas em relação as cotas dos dados SRTM.

Porém, na distribuição das ocorrências dos pixels normalizados (HAND) nas lavouras de arroz irrigado e soja (Figura 31), são discriminadas de forma correta, o que foi consequência do uso da referência à rede de drenagem local. É possível verificar que existe uma relação muito forte das áreas de arroz irrigado com os corpos d'água, fazendo com que as áreas de cultivo de arroz irrigado se concentrem nas áreas baixas. Conforme SOSBAI (2012), o Rio Grande do Sul caracteriza-se pelo cultivo de grandes áreas de arroz irrigado, onde predomina o sistema de cultivo com taipas em nível. A irrigação, na grande maioria das lavouras, é pouco planejada, embora tenha o domínio da água. A inundação ocorre a partir dos patamares mais altos, sendo a água conduzida por gravidade, mantendo-se uma lâmina de água por meio de taipas construídas com diferença de nível de 5 a 10 cm. Em síntese, a necessidade de água do arroz irrigado por inundação do solo é alta, variando, porém, com as condições climáticas, atributos e tipo do solo, manejo da cultura e a duração.

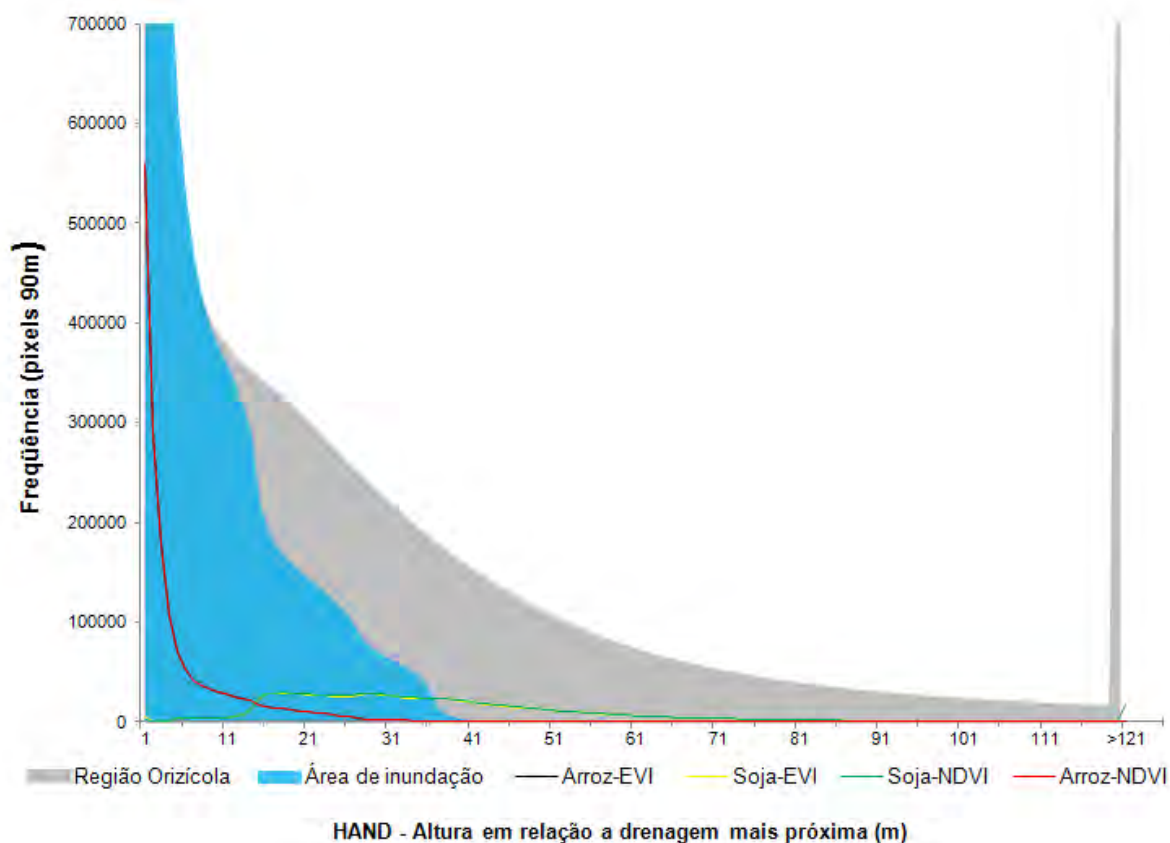


Figura 31: Distribuição da frequência de alturas em relação à drenagem mais próxima para o modelo HAND.

A eficiência do modelo HAND para discriminar as áreas de arroz irrigado é verificada na Figura 30, sendo que em torno de 84% das lavouras de arroz irrigado estão até 9 metros em relação à drenagem mais próxima. Alturas acima de 40 metros praticamente não existem mais lavouras de arroz irrigado, conforme é mostrado na Tabela 07. Já para as áreas de soja, a distribuição é mais heterogênea, mas ocorre somente a partir dos 10 metros em relação à drenagem mais próxima. Na Tabela 07 é possível analisar com mais detalhes a distribuição em porcentagem das lavouras de arroz irrigado e soja. O mais importante nesta análise é que praticamente não existiu conflito da cultura de arroz irrigado e soja, utilizando como critério a altura em relação à drenagem mais próxima gerada pelo modelo HAND.

Tabela 07: Altura em relação à drenagem mais próxima (HAND) para as culturas de arroz irrigado e soja.

Altura (m)-HAND	Arroz-EVI (%)	Arroz-NDVI (%)	Soja-EVI (%)	Soja-NDVI (%)
0-9	84,89	84,38	2,56	2,30
10-19	11,01	11,41	17,63	17,65
20-29	3,54	3,62	24,24	24,52
30-39	0,54	0,57	21,30	21,45
> 40	0,02	0,02	34,27	34,05

4.5 – Validação do mapeamento a partir de dados de campo

O levantamento de dados de campo é uma etapa muito importante para validar e medir o desempenho da classificação. Congalton (1992) ressaltou que a coleta de dados de campo representa a situação real na época da obtenção da imagem, é uma parte essencial de qualquer projeto de classificação e mapeamento envolvendo dados obtidos por meio de sensoriamento remoto. Esses dados são usados para verificar a *acurácia* da classificação, bem como detectar distinção entre classes e aperfeiçoar o processo de refinamento da classificação.

A análise do conjunto de pontos coletados em campo (4.059 pontos), comparados aos mapas da classificação MODIS nas áreas de arroz irrigado e soja, mostra que os processamentos realizados no presente trabalho podem ser considerados como satisfatórios. Na Figura 32 é possível visualizar a distribuição espacial dos pontos de campo, considerado, portanto, como um dos conjuntos de dados utilizados de referência neste trabalho. Adianta-se que os dados das áreas classificadas como arroz irrigado apresentaram melhores resultados, quando comparados com os dados da classificação de soja. A seguir será apresentada uma descrição e discussão dos principais resultados, relacionando os erros de omissão e inclusão para cada cultura, bem como para cada índice de vegetação (EVI e NDVI).

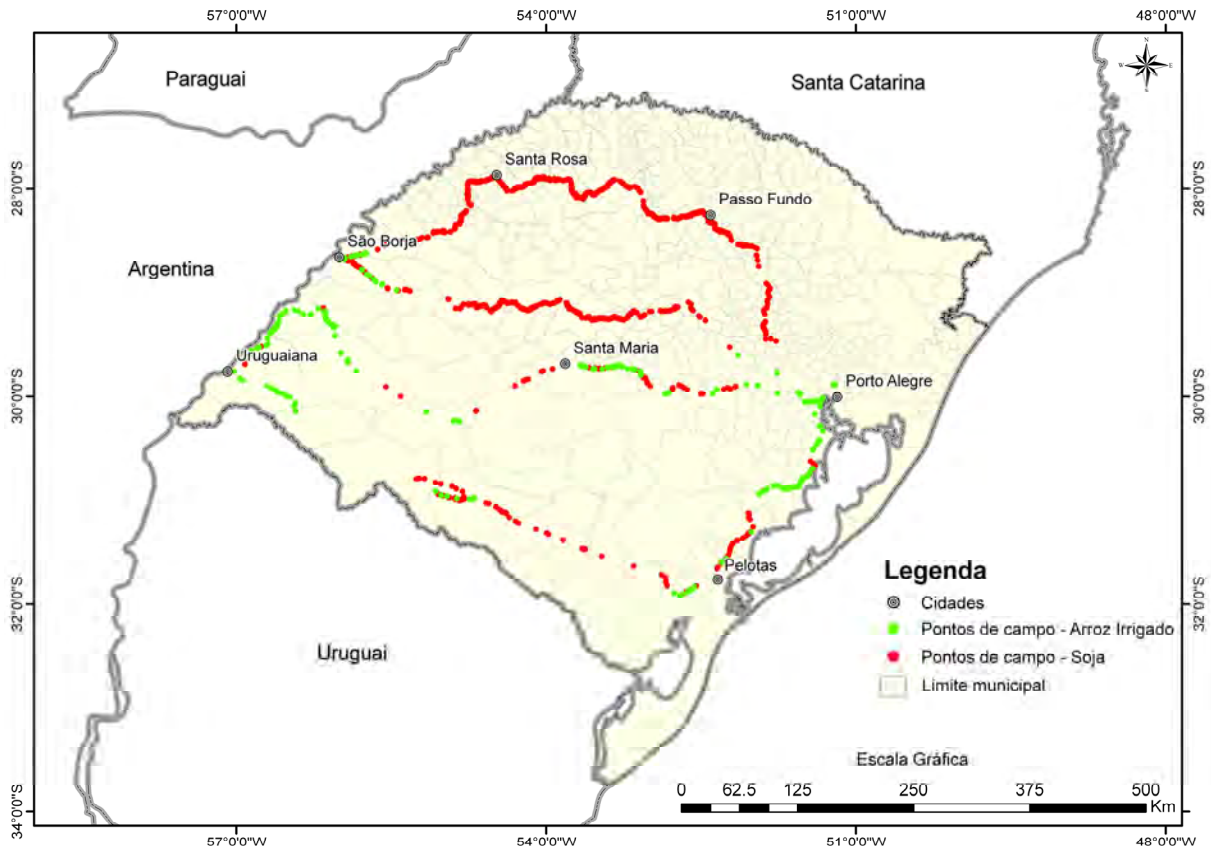


Figura 32: Distribuição espacial dos pontos coletados em campo.

Analisando-se os resultados para a cultura de arroz irrigado, verifica-se que os erros obtidos por categoria (arroz e não arroz) e o erro global foram muito baixos, tanto para o índice de vegetação EVI, como para o NDVI, com ligeira vantagem para o índice EVI. Na Tabela 08 e Tabela 09 é apresentado a matriz de confusão para a cultura do arroz irrigado para ambos os índices de vegetação.

Tabela 08: Matriz de confusão para a cultura de arroz irrigado para a classificação MODIS-EVI.

		Referência de campo		Total	Inclusão [%]	Pixels bem Classificados [%]
		Arroz	Não Arroz			
Classes do Mapa temático	Arroz	321	30	351	8,55	91,45
	Não Arroz	17	2228	2245	0,76	99,24
Total pontos de campo		338	2258	2596		Exatidão Global [%] 98,18
Omissão [%]		5,03	1,33			Índice Kappa 0,92

A exatidão global foi praticamente idêntica para a quantificação da área de arroz irrigado usando o EVI ou o NDVI, com 98,18% e 97,53%, respectivamente. Assim, os resultados da validação com os dados de referência de campo, para a cultura arroz irrigado são coerentes com os resultados encontrados na validação com os dados de referência do IBGE (ver no próximo capítulo), onde também ambos os índices de vegetação foram muito similares.

Com relação aos erros de omissão e inclusão para a cultura arroz irrigado, o desempenho foi também considerado satisfatório. Para os erros de inclusão (comissão), que acontece quando se inclui na classe classificada como arroz irrigado, outras classes que não pertencem a ela, os valores encontrados foram muito baixos e similares entre os índices EVI e NDVI. Resultado semelhante aconteceu com os erros de omissão (exclusão), que acontece quando se exclui uma área da classe à qual ela pertence de fato.

Tabela 09: Matriz de confusão para a cultura de arroz irrigado para a classificação MODIS-NDVI.

		Referência de campo		Total	Inclusão [%]	Pixels bem Classificados [%]
		Arroz	Não Arroz			
Classes do Mapa temático	Arroz	307	33	340	9,71	90,29
	Não Arroz	31	2225	2256	1,37	98,63
Total pontos de campo		338	2258	2596		Exatidão Global [%]
Omissão [%]		9,17	1,46			97,53
						Índice Kappa 0,89

A descrição dos erros de omissão e exclusão em ambos os índices (EVI e NDVI) os maiores erros concentram-se nos alvos destinados as culturas como a soja e o milho. A cultura do arroz irrigado possui características muito distintas das demais, já que o sistema de irrigação permite, em teoria, que a cultura do arroz irrigado seja espectralmente distinguida das demais culturas agrícolas (Xiao *et al.*, 2002). No entanto, conforme D'arco *et al.* (2007), devido à espessura e ao conteúdo de matéria orgânica em suspensão na lâmina d'água, áreas com cultivos de primavera-verão de ciclo semelhante, como é o caso da soja e do milho, podem ser incluídas no mapeamento.

Outro fator importante que pode ter contribuído para o elevado grau de acurácia é que na aquisição dos pontos em campo, somente as áreas cultivadas com arroz irrigado, em lavouras que são representativas para a escala de mapeamento do sensor MODIS foram adquiridas, ou seja, as áreas de arroz irrigado consideradas como pequenas, foram omitidas nas análises de validação. Na Figura 33 é mostrada uma imagem RapidEye, onde é possível visualizar a distribuição dos pontos de campo, mostrando os pontos adquiridos somente nas lavouras com áreas detectáveis para a escala do sensor MODIS.

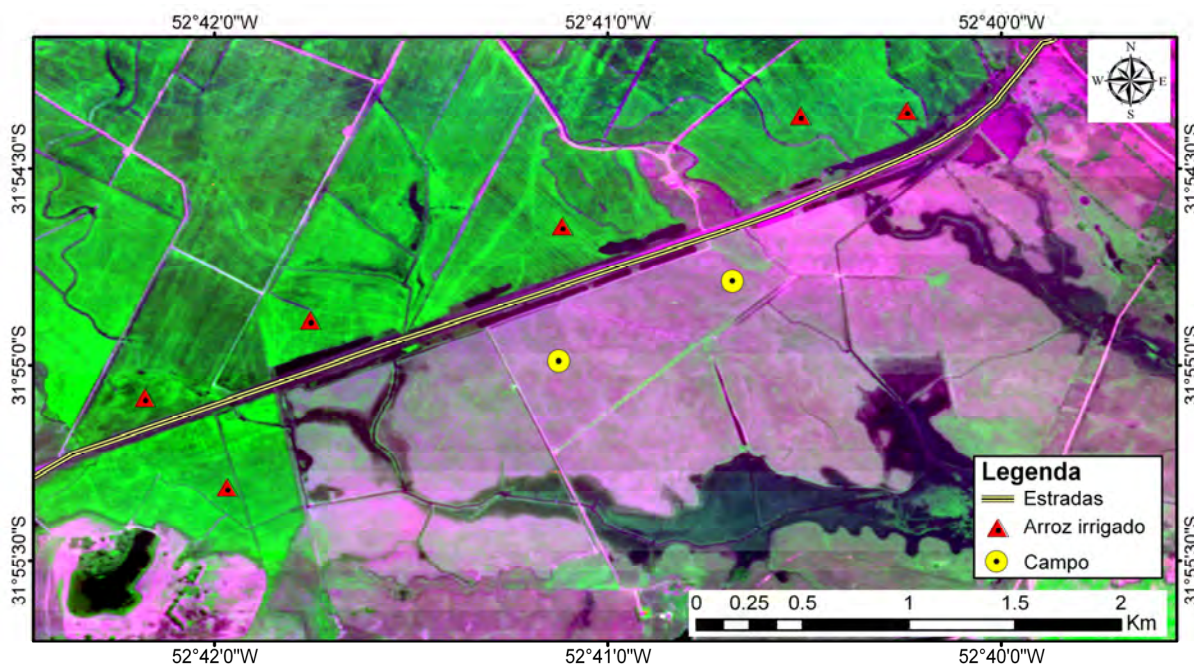


Figura 33: Distribuição dos pontos de campo para as áreas de arroz irrigado.

Wardlow *et al.* (2006) utilizaram dados de campo para validar seu trabalho, adquirindo amostras de campo em talhões com área superior a 40,5 ha para garantir que as amostras fossem detectáveis na resolução 250 m do sensor MODIS. No presente trabalho foi considerado como área de cultivo pequena, lavouras com tamanhos em torno de 40 ha, ou seja, uma área de 6 a 7 *pixels* na resolução de 250 m. A Figura 34 mostra como exemplo um talhão de arroz irrigado considerado de tamanho grande, em torno de 600 ha, que foi detectado na classificação MODIS, tanto no índice EVI, quanto NDVI.



Figura 34: Área de arroz irrigado detectada na classificação MODIS, próximo ao município de São Borja. Data da fotografia: 04/02/2012.

Os resultados do índice Kappa mostraram valores de 0,92 para o índice EVI e 0,89 para o índice NDVI, considerado excelente pela Tabela proposta por Landis e Koch (1977), e também com valores superiores a outros trabalhos de mapeamento realizados com a cultura do arroz irrigado no Estado.

Alvarenga *et al.* (2005) avaliaram diferentes técnicas de processamento digital de imagens para a estimativa de área cultivada com arroz irrigado, no município de Santa Vitória do Palmar/RS, utilizando imagens Landsat 5 e 7. Para avaliar seus resultados, utilizaram um mapa de referência, obtido através de interpretação visual, sendo posteriormente aplicado o método estatístico índice Kappa sobre os mapas gerados pelas diferentes técnicas de processamento. Os autores concluíram que o classificador Isoseg (não-supervisionado) apresentou o maior valor do índice Kappa, de 0,86, o qual foi classificado como excelente. As técnicas de processamento Modelo Linear de Mistura, restauração e transformação IHS geraram bons resultados. No entanto, foi feita a ressalva de que devido ao elevado custo computacional (maior que 60 horas), essas técnicas tornaram-se inviáveis para estimativas de área de arroz irrigado. É importante salientar que a ressalva feita quanto ao tempo de processamento não se aplica nos dias atuais, já que a evolução computacional permite realizar processamentos em imagens de áreas extensas, em escala regional de forma rápida e segura.

No trabalho de Weber *et al.* (2007), onde foi estimada a área cultivada com arroz irrigado no RS na safra 2005/2006 através de imagens Landsat, para avaliar a acurácia do mapeamento, foi utilizado um conjunto de pontos obtidos com GPS,

aleatoriamente distribuídos em municípios da área de estudo. Os autores consideraram como satisfatório o valor de 0,5665 para o índice Kappa.

Já Klering *et al.* (2011) utilizaram para avaliar o mapeamento um mapa de referência, elaborado e testado anteriormente pela mesma autora (Klering, 2007). O índice Kappa e Exatidão Global foram utilizados para validar os resultados da classificação de arroz irrigado, tendo sido testadas duas metodologias de mapeamento com dados do sensor MODIS na região orizícola da Zona Sul, situada no extremo sul do Estado do RS. Os resultados encontrados foram considerados como bons, tendo como base a tabela desenvolvida por Landis e Koch (1977). A exatidão global entre os mapas temáticos foi de 96,6% e o índice Kappa foi de 0,55.

Posteriormente, Klering (2012) utilizou imagens NDVI do sensor MODIS, para mapear as regiões orizícolas do Estado do RS em um período maior, abrangendo as safras de 2000/01 até 2009/10. Para avaliar o mapeamento a autora utilizou como dado de referência um mapa temático previamente elaborado por Weber *et al.* (2007). A Exatidão Global e o índice Kappa foram obtidos em nível municipal considerando os 5 municípios de maiores áreas cultivadas com arroz nas regiões da Fronteira Oeste, Campanha e Depressão Central e que tiveram seu território totalmente coberto pelo mapa de referência. Todos os municípios apresentaram Exatidão Global superior a 85%, e o índice Kappa encontrado foi satisfatório em sete municípios. Também foram observados resultados próximos ao satisfatório (0,50) em cinco municípios e apenas dois municípios apresentam uma baixa concordância entre os dados classificados e os dados do mapa de referência. Uma discussão interessante apresentada pelos autores é de que os resultados das medidas expressas pelas matrizes de erro e pelos índices kappa, não permitem uma avaliação definitiva quanto à qualidade do mapeamento elaborado através da classificação digital supervisionada de imagens MODIS, visto que a resolução espacial das imagens MODIS é de 250 metros, ou seja, a área mínima identificada pelo sensor é de 6,25 ha. Entretanto, este não deve ser assumido como um fator determinante das diferenças, já que, segundo dados do IRGA, apenas 3,4% das lavouras de arroz irrigado do RS apresentam tamanho inferior a 25 ha (IRGA, 2006).

Os resultados obtidos com a classificação da cultura da soja no Estado do RS também foram considerados excelentes. Os erros obtidos por categoria (soja e não soja) e o erro global foram baixos, tanto para o índice EVI, quanto para o índice

NDVI. Semelhante ao que aconteceu com a cultura do arroz irrigado, o índice EVI também apresentou melhores resultados quando comparado ao índice NDVI. Na Tabela 10 e Tabela 11 é apresentada a matriz de confusão para a cultura da soja para ambos os índices de vegetação.

Tabela 10: Matriz de confusão para a cultura de soja para a classificação MODIS-EVI.

		Referência de campo		Total	Inclusão [%]	Pixels bem Classificados [%]
		Soja	Não Soja			
Classes do Mapa temático	Soja	871	101	972	10,39	89,61
	Não Soja	102	2985	3087	3,30	96,70
Total pontos de campo		973	3086	4059		Exatidão Global [%] 94,99
Omissão [%]		10,48	3,27			Índice Kappa 0,86

Na avaliação da acurácia da classificação, a exatidão global em ambos os índices de vegetação os resultados foram muito similares para a cultura da soja, com 94,99 para o índice EVI e 93,76 para o índice NDVI. Como ocorreu com a cultura do arroz irrigado os resultados da validação com os dados de campo da cultura da soja, confirmam os resultados encontrados na validação com os dados de referência do IBGE (ver no próximo capítulo), onde ambos índices de vegetação tiveram desempenhos muito similares, com ligeira vantagem para o índice EVI.

O desempenho dos erros de omissão e inclusão para a cultura da soja foi considerado como ótimo, os valores encontrados foram muito similares entre os índices EVI e NDVI, na descrição dos erros de omissão e exclusão concentraram-se nas culturas temporárias em ambos os índices de vegetação (EVI e NDVI) e também a classe campo. Os maiores erros de inclusão envolveram a confusão espectral com arroz irrigado, campo e em especial a cultura do milho. Em ambos os índices de vegetação os erros de inclusão para a cultura do milho foram em torno de 60% das amostras de campo, as quais concentraram-se na região Noroeste do Estado do RS, região tradicionalmente produtora de soja.

Tabela 11: Matriz de confusão para a cultura de soja para a classificação MODIS-NDVI.

		Referência de campo		Total	Inclusão [%]	Pixels bem Classificados [%]
		Soja	Não Soja			
Classes do Mapa temático	Soja	829	109	938	11,62	88,38
	Não Soja	144	2977	3121	4,61	95,39
Total pontos de campo		973	3086	4059		Exatidão Global [%] 93,76
Omissão [%]		14,80	3,53			Índice Kappa 0,82

A aquisição das amostras de campo seguiu a mesma metodologia que foi adotada para a cultura do arroz irrigado, tendo sido adquiridas lavouras que são representativas para a escala de mapeamento do sensor MODIS (áreas maiores que 40 ha). Acredita-se que esta metodologia contribui significativamente para um ótimo desempenho da acurácia do mapeamento dos dados do sensor MODIS, além da classificação dos dados MODIS, ter passado por uma série de testes antes de chegar ao resultado final.

Weber *et al.* (2005) compararam resultados da classificação de imagens Landsat e CBERS para estimativa de área cultivada com soja no planalto do RS. Para avaliar a qualidade dos resultados obtidos no processo de classificação, utilizaram pontos de GPS distribuídos aleatoriamente no território de cada município (Cruz Alta e Jóia) e identificaram o uso existente no local e os resultados foram tabulados de forma binária, divididos em “soja” ou “não soja”. A análise estatística foi realizada obtendo-se matrizes de erro com tabulação dos erros de omissão e de inclusão e o índice Kappa. Os autores encontraram resultados similares para o índice Kappa em ambas as classificações do Landsat e CBERS, de 0,98, considerado como excelente. Uma observação que fazem os autores é que o número e a distribuição espacial dos pontos utilizados para obter a verdade de campo tenha sido inadequados para detectar essas diferenças entre as classificações.

Diversos autores têm registrado as dificuldades de mapeamento de culturas agrícolas na região sul do Brasil com sensores de resolução espacial mais grosseira devido ao tamanho das propriedades e das variações topográficas (Yi *et al.*, 2007). Segundo estes autores, nestas regiões, a utilização de sensores de resolução

espacial moderada é incapaz de fornecer estimativas precisas de áreas de cultivo em função das peculiaridades locais. Esta condição também foi registrada por Lamparelli *et al.* (2008), demonstrando valores inferiores na acurácia da classificação da soja utilizando imagens de resolução espacial moderada e classificadores supervisionados.

No trabalho proposto por Yi *et al.* (2007), foi avaliada a identificação e mapeamento das áreas de milho da região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul a partir de dados multitemporais do sensor MODIS, sendo que para validar a classificação foram utilizados dados do levantamento de campo realizado na região de estudo. Os autores verificaram que as áreas classificadas como milho na imagem coincidiam plenamente com áreas mais extensas (>90ha) ou contínuas. Também foi observado que muitas lavouras de milho da região, que ocupavam áreas de menor extensão, ou encontravam-se localizadas em encostas de morros ao lado da vegetação arbórea, faziam parte de *pixels* com mistura espectral e não foram detectadas pelo classificador devido à limitação da resolução espacial das imagens MODIS. Na Figura 35 a imagem RapidEye, mostra a distribuição dos pontos de campo das áreas de soja, através do exemplo é possível perceber a complexidade para discriminar a áreas de soja de outras culturas, especialmente áreas cultivadas como o milho.

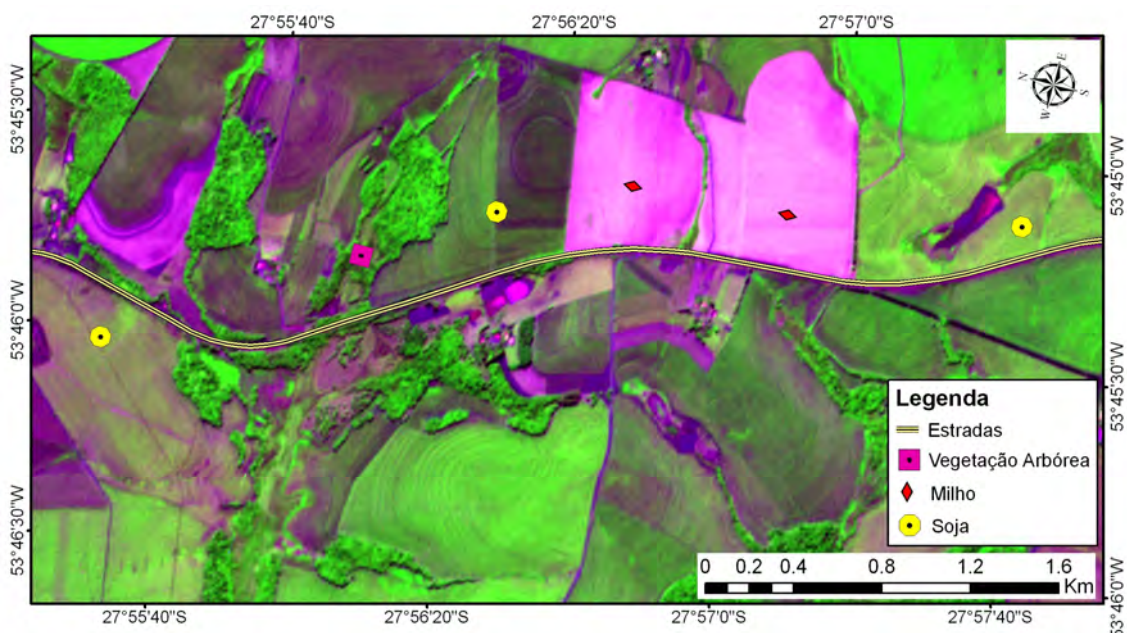


Figura 35: Distribuição dos pontos de campo para as áreas de soja.

No presente estudo, após análise visual do mapeamento das áreas classificadas como soja utilizando os índices EVI e NDVI, ficou evidente que as áreas detectadas como soja coincidem com áreas mais extensas e homogêneas. A Figura 36 mostra um exemplo de área de soja detectada na classificação MODIS. Pode-se comprovar que municípios onde se encontram pequenas propriedades e a existência da diversidade de atividade agrícola, aliada a declividade do terreno, o mapeamento MODIS ficou comprometido, possivelmente devido a resolução do sensor MODIS.



Figura 36: Lavoura de soja detectada na classificação MODIS, próximo ao município de Passo Fundo. Data da fotografia: 01/02/2012.

4.4 – Validação do mapeamento a partir de dados oficiais (IBGE)

Neste tópico são apresentadas as análises realizadas separadamente por tipo de cultura (arroz irrigado e soja) e também por tipo de índice de vegetação (NDVI e EVI). São apresentados gráficos de dispersão dos dados de área cultivada obtidos através do MODIS e IBGE, gráficos de dispersão dos resíduos padronizados e gráfico dos resíduos padronizados acumulados seguindo a tendência da linha da distribuição normal. Também é apresentado um mapa do Estado do RS para a visualização da distribuição dos resíduos padronizados por município.

Para a cultura do arroz irrigado, a média obtida das últimas três safras (dado de referência) foi de 7,51% (84.693 ha) superior ao dado estimado para a safra de 2011/2012. Já para a cultura da soja, observou-se o oposto, a média obtida das últimas três safras foi de 6,92% (295.776 ha) abaixo do registrado para a safra de

2011/2012. As diferenças, portanto, foram relativamente pequenas, o que suporta a proposta de utilizar o valor médio das três últimas safras como dado de referência para o seguimento das análises, onde os dados municipais serão avaliados. Obviamente que isto aumenta a complexidade de análise, pois em municípios específicos as diferenças entre o dado observado e o dado de referência podem ser bem maiores.

4.4.1 – Cultura do arroz irrigado

Os resultados mostraram alta concordância e baixa dispersão tanto para os dados das classificações utilizando o índice de vegetação EVI quanto NDVI, quando comparados com os dados de referência do IBGE. Na Figura 37 são apresentados os gráficos de dispersão para as classificações utilizando os índices de vegetação EVI (A) e NDVI (B). Observa-se a distribuição uniforme em torno da linha 1:1, com um coeficiente de correlação (R) de 0,9878 para os dados obtidos com o índice EVI e 0,9754 para o NDVI.

Resultado similar foi obtido por Klering (2012), que estimou a área cultivada com arroz irrigado no Estado do RS, a partir de imagens NDVI MODIS e na comparação com os de referência (IBGE), obteve um coeficiente de correlação de 0,90, pouco inferior aos encontrados no presente trabalho.

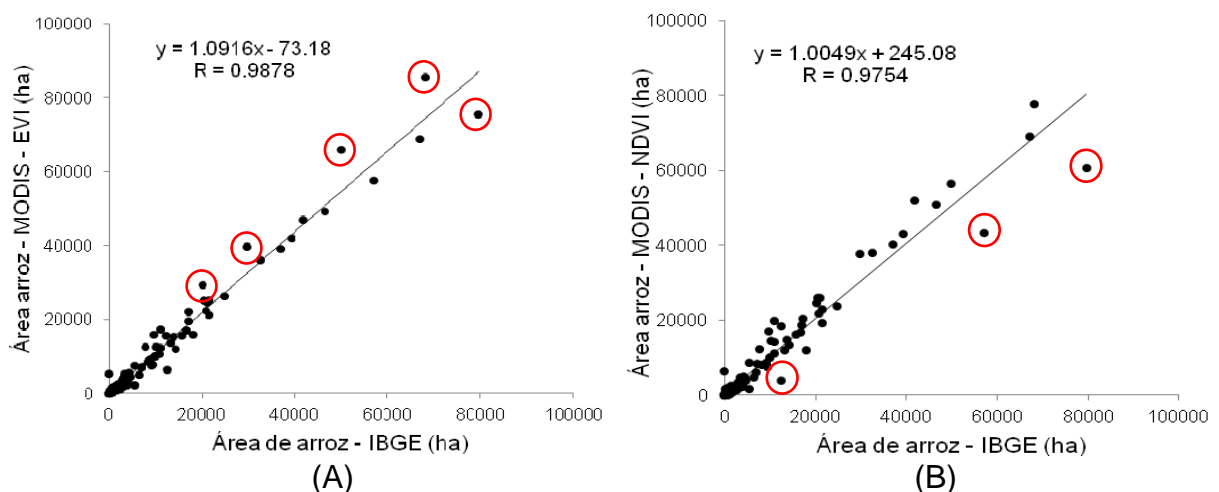


Figura 37: Gráfico de dispersão entre os dados de área cultivada de arroz irrigado MODIS – EVI (A) e NDVI (B) com os dados oficiais (IBGE).

Os círculos vermelhos marcados na Figura 37 representam os municípios onde os valores apresentaram maior discordância entre os dados da classificação MODIS e os dados do IBGE, sendo necessário a identificação e análise desses pontos. Na análise dos resíduos padronizados para o índice de vegetação EVI

(Figura 38), foram encontrados alguns *outliers*, que possivelmente levaram o valor do intervalo dos resíduos padronizados a -5 a 5. Já para o índice NDVI na análise dos resíduos padronizados, também foram encontrados alguns pontos discordantes (*outliers*), levando a intervalos maiores, que variaram entre -7 a 4, Santos (2010) utilizou a análise de resíduos padronizados para validar seu mapeamento de soja a partir dos dados do sensor MODIS, e considerou valores acima do intervalo de -5 a 5 como *outliers*. Figura 39.

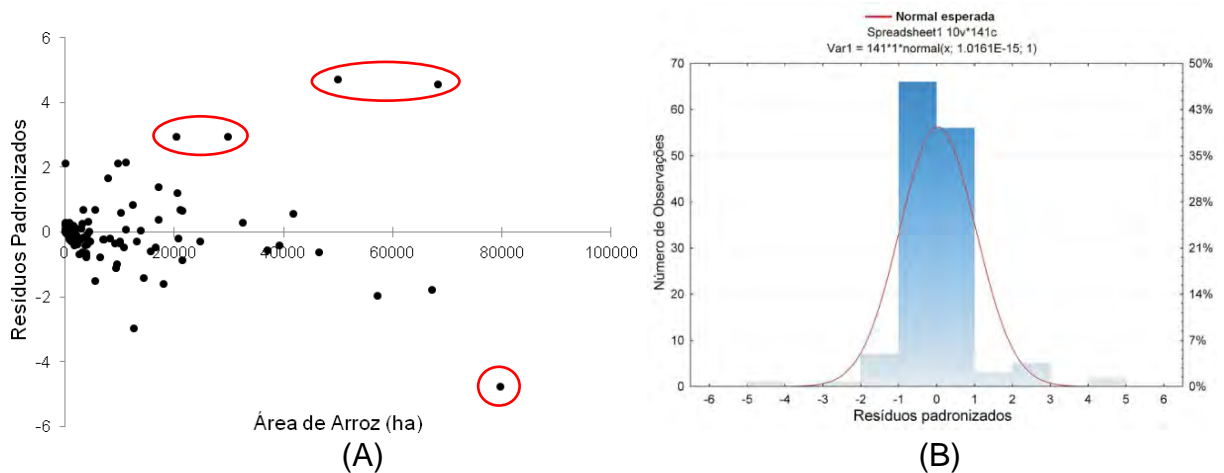


Figura 38: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura do **arroz irrigado**, dados MODIS - EVI.

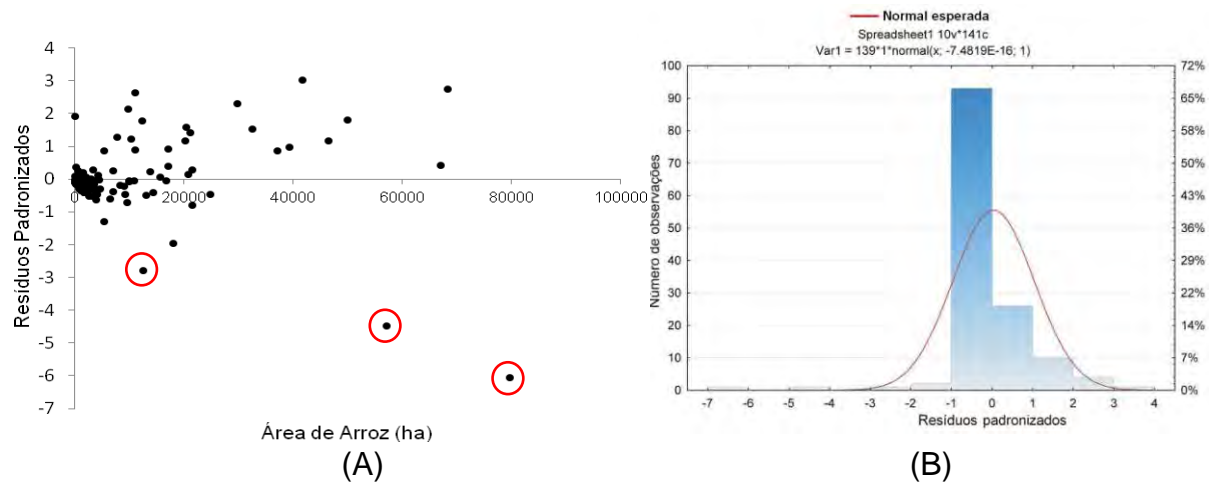


Figura 39: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura do **arroz irrigado**, dados MODIS - NDVI.

Os municípios identificados com o círculo vermelho na Figura 38, com valores de resíduos padronizados maiores que 2, são os municípios que tiveram os valores da classificação superestimados em relação aos dados do IBGE, são eles: São Borja, Itaqui, Rio Grande e São Gabriel. O maior valor negativo de resíduo

padronizado ocorreu no município de Uruguaiana, que é um dos maiores produtores de arroz irrigado no Estado do RS. Neste município a metodologia utilizada subestimou os valores de área de arroz irrigado em relação aos dados oficiais. Se o problema está na metodologia utilizada ou nos dados oficiais, ainda não se tem como afirmar. Da mesma forma, na classificação utilizando dados MODIS – NDVI, (Figura 39) os municípios identificados com círculos vermelhos, com valores de resíduos padronizados inferiores a -3, são os municípios que tiveram os valores da classificação subestimados, ou seja, os valores encontrados na classificação MODIS-NDVI foram inferiores aos valores oficiais do IBGE, são eles: Alegrete, Quaraí e Uruguaiana. Novamente o município de Uruguaiana obteve a maior diferença nos dados MODIS em comparação com os dados do IBGE.

Na Figura 40 e Figura 41 são apresentados mapas da área produtora de arroz irrigado no Estado do RS com a distribuição espacial dos resíduos padronizados para o índice EVI e NDVI, respectivamente. É possível observar que a maioria dos municípios, tanto o índice EVI quanto NDVI, ficaram no intervalo de resíduos entre -2 e 2. Os municípios onde ocorreram as maiores diferenças entre os dados da classificação MODIS e os dados do IBGE, que correspondem aos maiores erros de superestimação e subestimação, ocorreram na fronteira Oeste, região tradicionalmente conhecida como grande produtora de arroz irrigado no Estado e na região próximo de Pelotas.

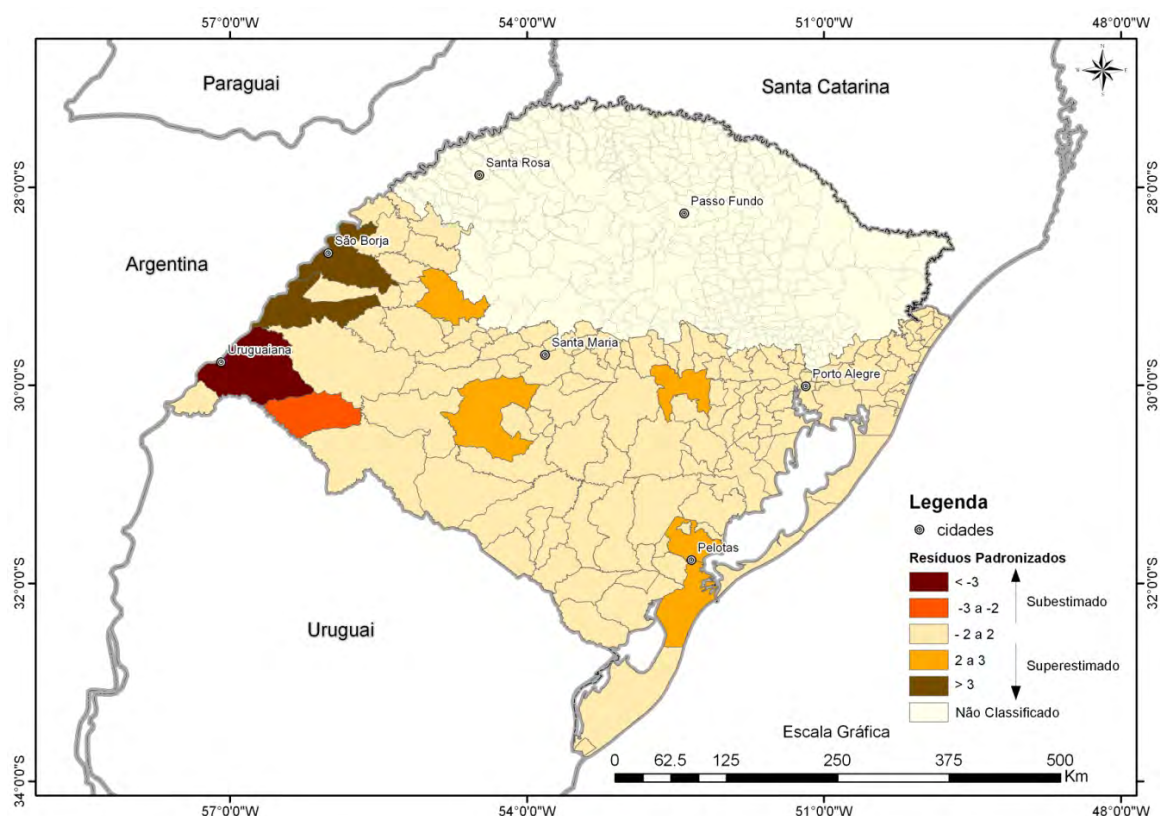


Figura 40: Mapa dos resíduos padronizados para a região produtora de arroz irrigado no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – EVI.

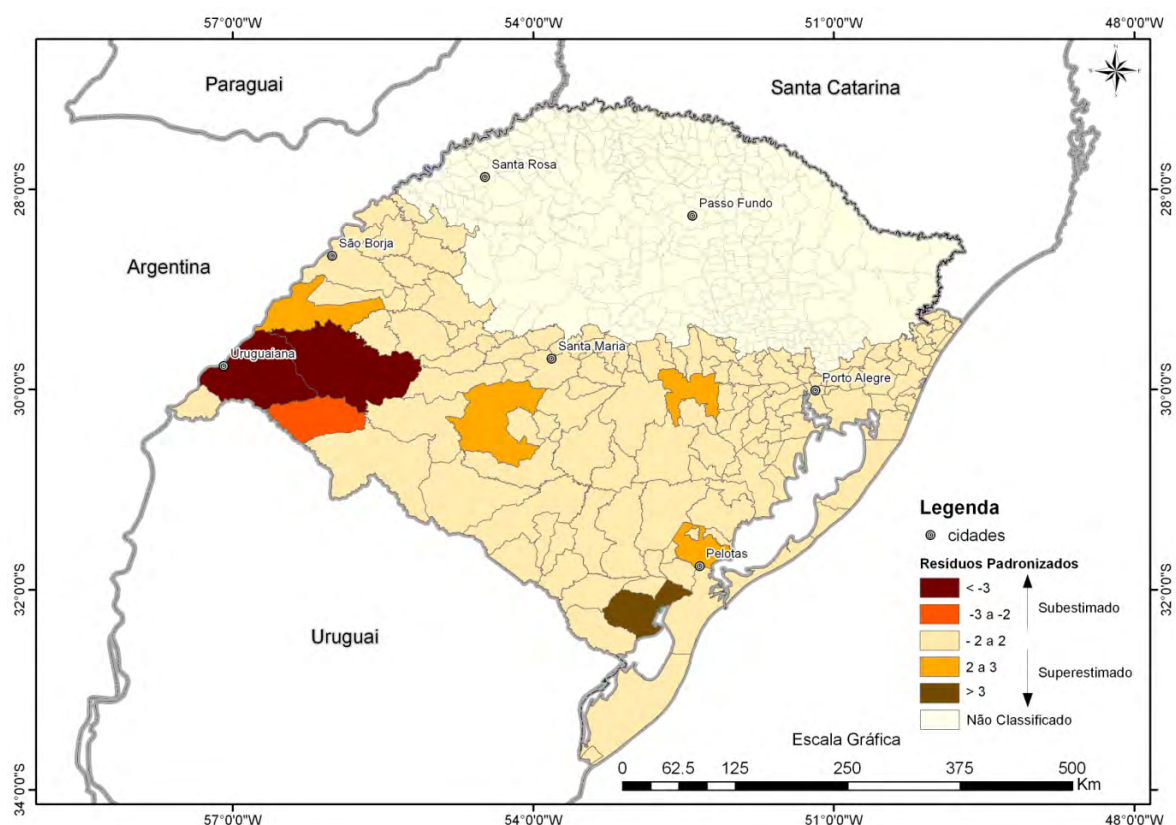


Figura 41: Mapa dos resíduos padronizados para a região produtora de arroz irrigado no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – **NDVI**.

Os resultados neste trabalho são coerentes aos encontrados por D'arco (2007), o qual determinou as áreas cultivadas com arroz irrigado, através da classificação automática *isoseg* de composições multitemporais com imagens MODIS – EVI. Também ocorreram municípios com estimativas divergentes com relação aos dados de referência, destacando os municípios de Uruguai, Alegrete e Itaqui. O autor citou que as principais causas dessas divergências podem estar relacionadas à mistura de classes, ocasionada pela proximidade das áreas de cultivo de arroz e de soja, bem como devido à variação no tamanho dos talhões de arroz, gerando assim confusão nas estimativas.

A curva de dispersão de erros proporcionais, apresentada na Figura 42, relaciona os resultados obtidos através da classificação utilizando o índice de vegetação EVI e NDVI com os estimados pelo IBGE, tendo como base os dados de safra de cada município. Pode-se notar que o método de classificação utilizando o índice EVI apresentou melhor desempenho, visto que, classificou um número maior de municípios na faixa de erro considerada satisfatório (erro proporcional até 50%), do que o método de classificação índice NDVI. Grassi *et al.* (2011) consideraram

como erro proporcional satisfatório valores entre 0% e 50% entre os dados encontrados na classificação MODIS e os dados de referência do IBGE.

A classificação utilizando o índice EVI obteve em torno de 83% dos municípios dentro da faixa de erro proporcional considerada como satisfatório, contra 78,2% para a classificação NDVI. Além do mais, a partir da faixa de 50% de erro proporcional há uma pequena inversão de fase, ou seja, o método de classificação pelo índice NDVI classificou uma maior quantidade de municípios na faixa de erro considerada como alta ou divergente (erro proporcional maior que 50%) em relação aos dados oficiais.

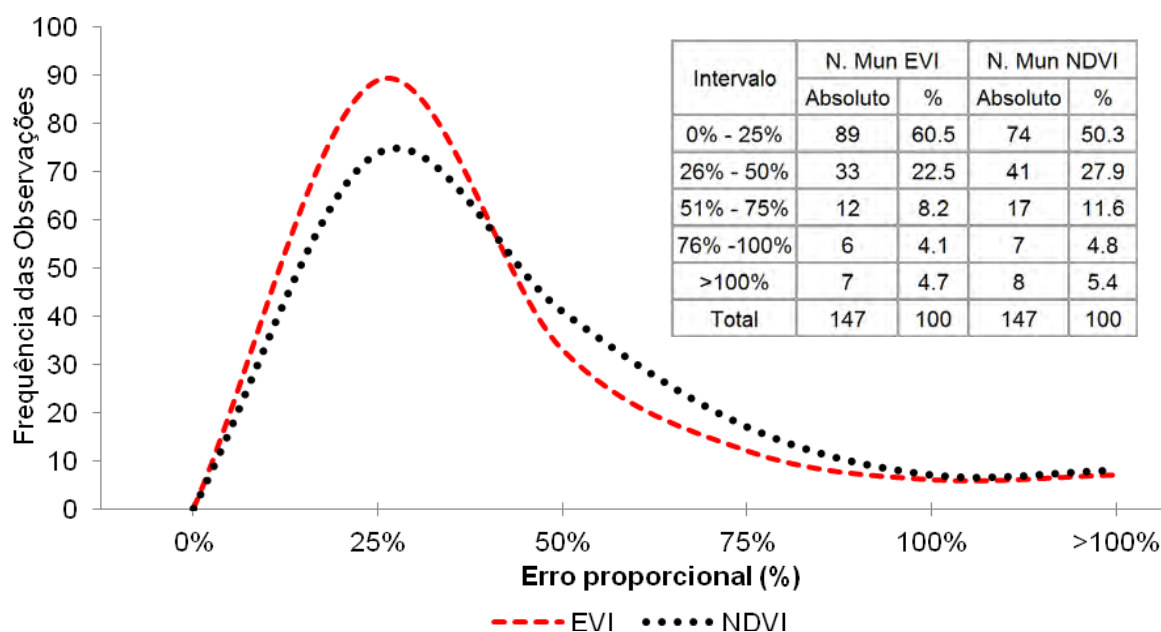


Figura 42: Dispersão de erros proporcionais para a cultura de arroz irrigado.

Os erros encontrados em alguns municípios podem estar relacionados aos dados de referência utilizados. Estes dados contém, além das incertezas inerentes à metodologia empregada por parte do IBGE, o fato de ter sido utilizada para a validação dos dados da safra 2011/2012 a média das últimas três safras, o que pode fragilizar ou comprometer os resultados para alguns municípios. Apesar disso, dada a indisponibilidade dos dados em nível municipal, a opção de uso da média das últimas 3 safras foi considerada como razoável, dado a tradição de cultivo e infraestrutura instalada em cada município.

Analisando as estimativas do IBGE, verifica-se uma tendência conservadora, com relação ao aumento ou diminuição de área cultivada de arroz irrigado nos últimos anos no Estado. D'arco (2007) e Klering (2012) apontam que os dados de

índices de vegetação são menos conservadores, sofrendo uma maior variação de área cultivada ao longo do mesmo período, o que demonstra que as estimativas oficiais podem ser pouco sensíveis as variações localizadas geradas pelas condições meteorológicas e pela economia e que esta característica pode ter influência direta nas estimativas em determinadas regiões do Estado.

Com relação aos aspectos meteorológicos, não se pode deixar de mencionar que parte da geração dos erros pode estar relacionada com o déficit hídrico que ocorreu no Estado do RS durante a fase vegetativa da cultura. A maioria dos rios que abastecem as áreas de inundação para o cultivo do arroz irrigado estava com seus níveis abaixo do normal, especialmente nos meses de novembro e dezembro de 2011.

A relação entre os dados de EVI e NDVI extraídos das áreas cultivadas com arroz irrigado nos municípios analisados (Figura 43), não apresentaram diferenças significativas entre os índices, sendo identificado uma maior concordância entre os municípios com área de arroz irrigado de tamanho menor do que 30.000 hectares.

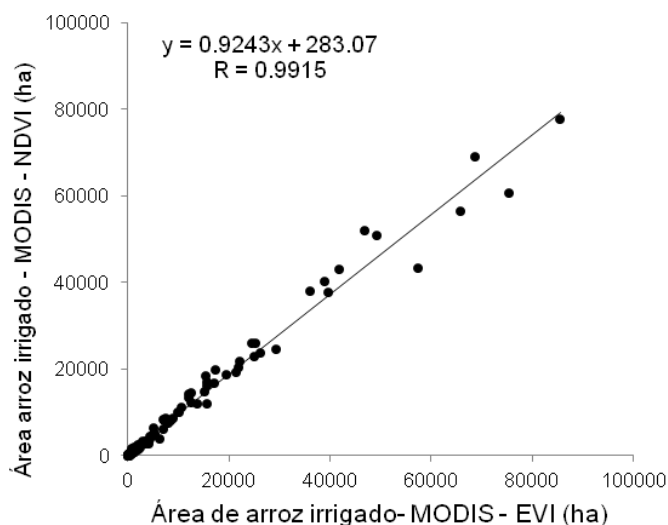


Figura 43: Relação entre NDVI e EVI das áreas ocupadas com arroz irrigado para o Estado do RS.

4.4.2 – Cultura da Soja

Também para a cultura da soja, os resultados mostraram que existe alta concordância e pouca dispersão dos dados tanto para as classificações utilizando dados dos índices EVI e NDVI, quando comparados com os dados de referência do IBGE. Através da Figura 44 pode-se verificar que existe alta correlação entre os dados, e que os pontos se situam próximos à linha 1:1, apresentando alguns pontos

discordantes que serão discutidos ao longo do trabalho. Apesar de muito similar, observa-se uma tendência da classificação utilizando dados EVI de apresentar melhores resultados, quando comparado aos dados da classificação NDVI, com um coeficiente de correlação (R) de 0,9103 para dados EVI e um coeficiente de correlação (R) de 0,9016 para os dados NDVI.

Wagner *et al.* (2007), estimaram a área cultivada de soja no Estado do Rio Grande do Sul para a safra 2005/2006, com base em informações do sensor MODIS e dados de índice de vegetação NDVI, na porção Norte do Estado do RS, que corresponde à área de maior produção de soja. Quando comparou seus dados com os de referência (IBGE), os resultados apresentaram um coeficiente de correlação (R) de 0,9762. Um dos motivos para o coeficiente de correlação de Wagner *et al.* (2007) ter sido um pouco maior do que o encontrado neste trabalho é que a validação dos dados foi realizada em áreas distintas. Wagner *et al.* (2007) utilizou 225 municípios, enquanto que no presente trabalho foram utilizados todos os 497 municípios que compõem o Estado do RS, o que aumenta a variabilidade.

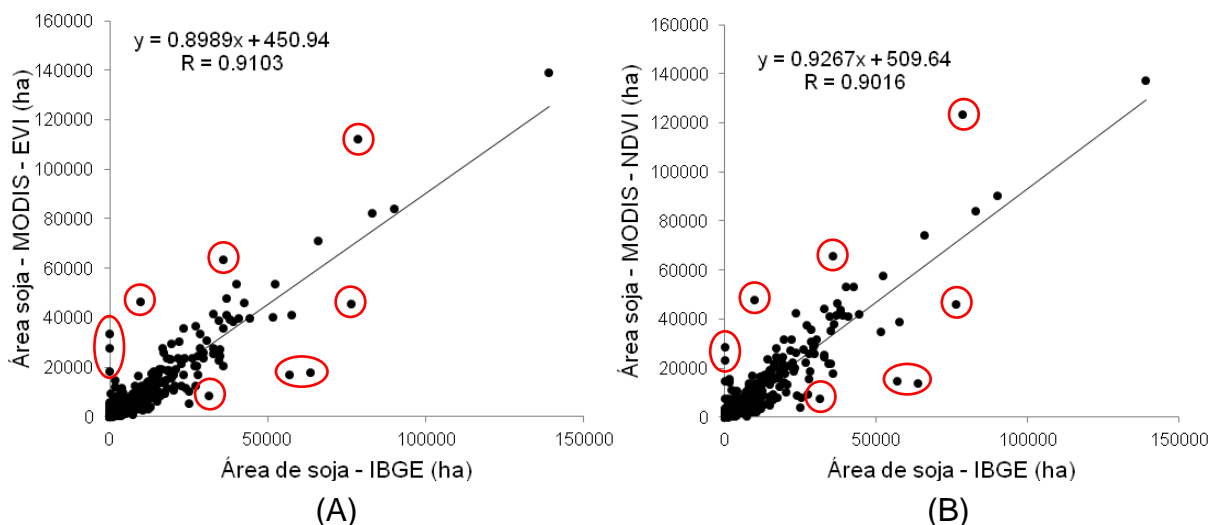


Figura 44: Gráfico de dispersão entre os dados de área cultivada de soja MODIS – EVI (A) e NDVI (B) com os dados oficiais (IBGE).

Os resíduos padronizados foram superiores aos observados para a cultura do arroz irrigado em ambos índices. Para os dados de EVI, os resíduos se situaram entre -8 e 8, enquanto que para o NDVI foram entre -10 e 10. Novamente a utilização do índice EVI gerou resultados melhores. Os municípios que apresentaram os maiores erros estão marcados com círculos vermelhos. A Figura 45 e Figura 46 mostra a análise dos resíduos padronizados e o teste normalidade sobre os dados EVI e NDVI, respectivamente.

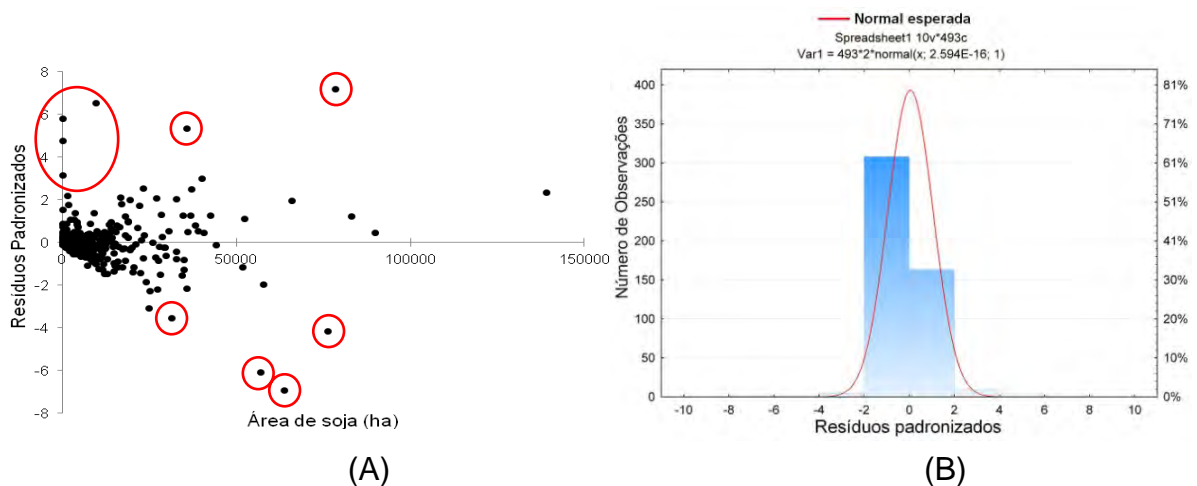


Figura 45: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura da soja, dados MODIS - **EVI**.

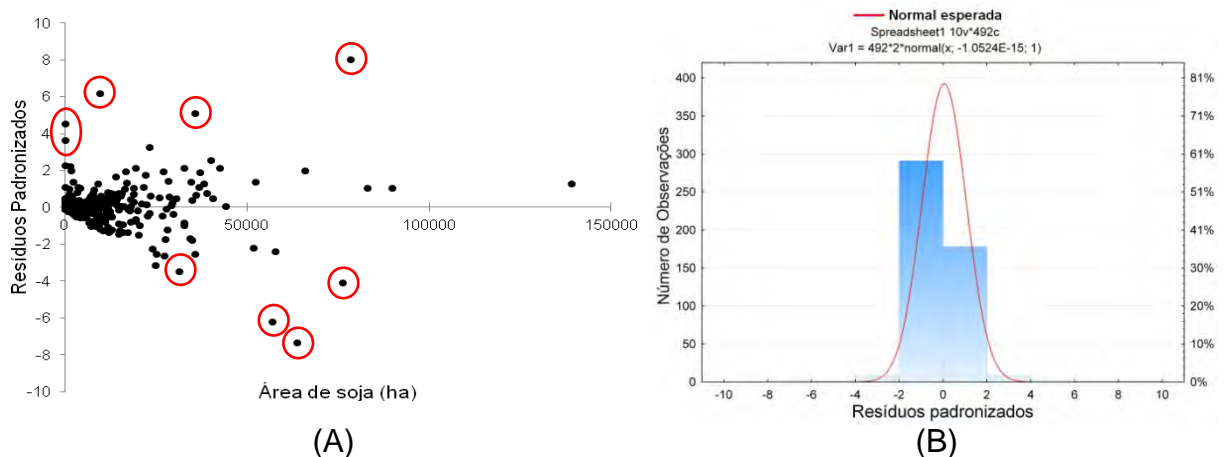


Figura 46: Análise dos resíduos padronizados (A) e o teste de normalidade a partir dos resíduos padronizados (B), para a cultura da soja, dados MODIS - **NDVI**.

Os pontos marcados na Figura 45 e Figura 46 são os municípios que possuem valores de resíduos padronizados elevados, ou seja, os valores da classificação MODIS- EVI e NDVI são discordantes dos dados oficiais. Os valores positivos dos resíduos padronizados correspondem aos municípios com dados da classificação superestimados em relação aos dados do IBGE, são eles: Bom Jesus, Cambará do Sul, Júlio de Castilhos, São Francisco de Paula, São José dos Ausentes, Vacaria. Os valores negativos dos resíduos padronizados correspondem aos municípios com dados da classificação subestimados, são eles: Entre-Ijuís, Jóia, São Luiz Gonzaga, São Miguel das Missões.

Santos (2010), trabalhando com propostas de metodologias de mapeamento da soja para a porção Norte do Estado, utilizando imagens MODIS-NDVI, encontrou um intervalo de erro para os resíduos padronizados muito similar ao encontrado nesta pesquisa. Outro dado importante no trabalho de Santos (2010), é que os

municípios com os maiores erros de subestimação estão localizados na área de maior produção de soja no Estado, dado que coincide com os resultados encontrados neste trabalho. A autora afirmou que as tendências identificadas como a de subestimação podem estar associadas à ocorrência de déficit hídrico no ano agrícola analisado, o qual foi mais intenso exatamente nos municípios maiores produtores, sugerindo então que as metodologias de mapeamento apresentados no trabalho apresentam dependência de condições ecoclimáticas e meteorológicas.

Os mapas apresentados na Figura 47 e na Figura 48 mostram a distribuição espacial dos resíduos padronizados para a cultura da soja no Estado do RS, utilizando a classificação pelo índice EVI e NDVI. A maioria dos resíduos padronizados está situada no intervalo entre -2 e 2, tanto para o índice EVI quanto para o índice NDVI. Também se verificou que os pontos de maior erro (*outliers*) são praticamente os mesmos, tanto para o índice EVI quanto NDVI e que existe uma certa regionalização destes erros. A maioria dos erros de superestimação está localizado na região Nordeste do Estado, região tradicionalmente conhecida como Campos de Cima da Serra. Já para os dados subestimados a maioria dos erros está localizada na região próxima ao município de São Miguel das Missões, região produtora de soja no Estado.

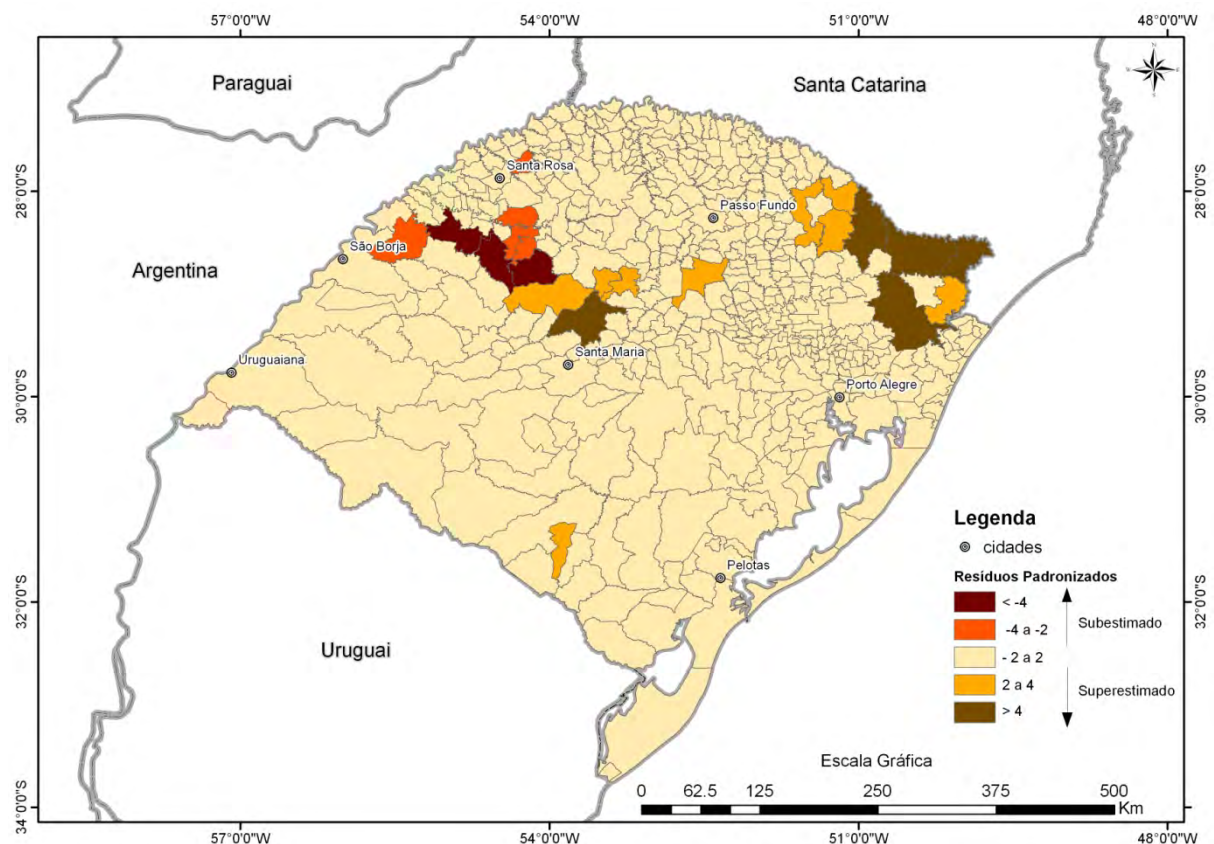


Figura 47: Mapa dos resíduos padronizados para a cultura da soja no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – EVI.

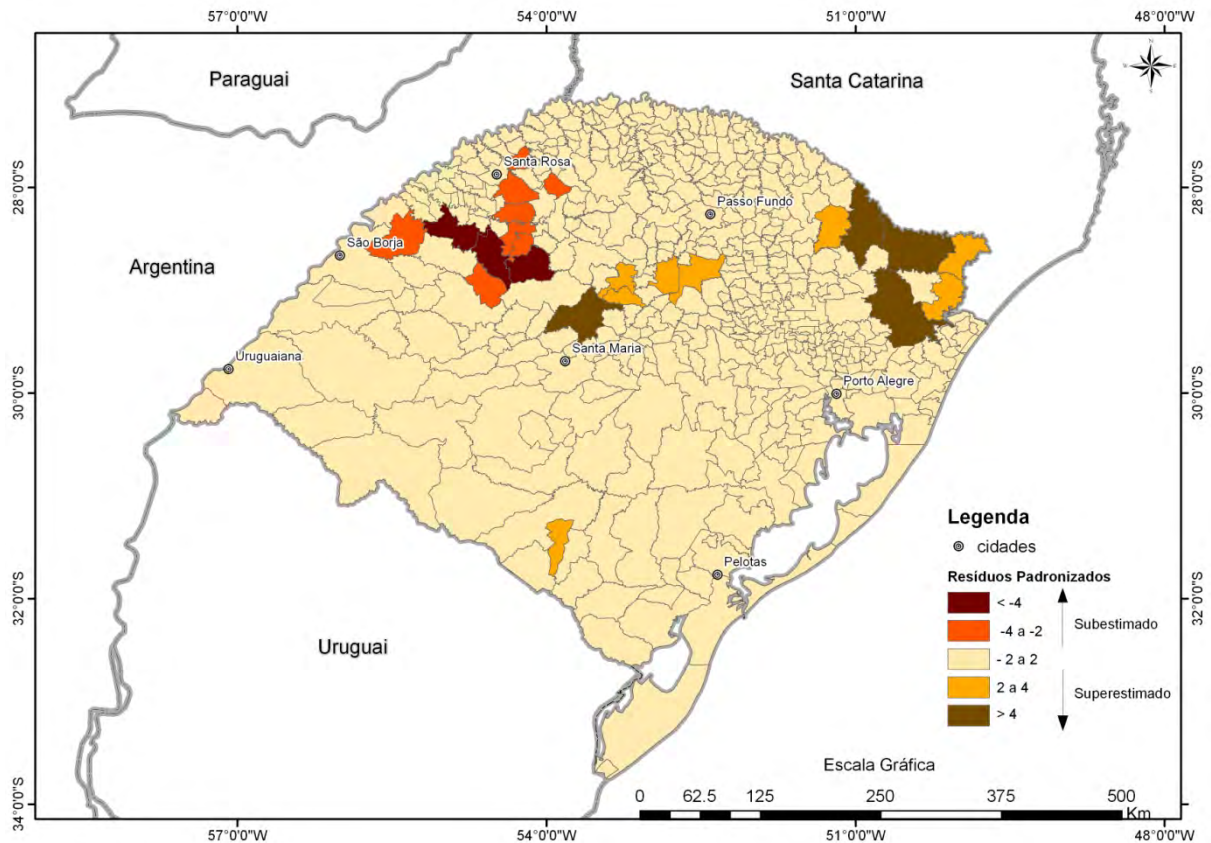


Figura 48: Mapa dos resíduos padronizados para a cultura da soja no Estado do RS, com dados da classificação MODIS – NDVI.

Na Figura 49 é apresentado o gráfico da curva de dispersão de erros proporcionais, que relaciona os resultados obtidos através da classificação utilizando os dados dos índices de vegetação EVI e NDVI com os estimados pelo IBGE, tendo como base os dados de safra da cada município. Pode-se notar que o método de classificação índice EVI, à semelhança do que ocorreu para o arroz irrigado, apresentou melhores resultados, já que classificou um maior número de municípios na faixa de erro considerada como satisfatória (erro proporcional até 50%), do que o método de NDVI.

A classificação EVI obteve 57,9% dos municípios dentro da faixa de erro considerada como satisfatório, contra 54,4% para a classificação NDVI. Desta forma, podemos observar que apesar da classificação EVI apresentar melhores resultados, a diferença entre os dois índices (EVI e NDVI) é pequena. Além do mais, a partir da faixa de 75% de erro proporcional há uma pequena inversão de fase, ou seja, o método de classificação pelo índice NDVI classificou uma maior quantidade de municípios na faixa de erro considerada como alta ou discrepante (erro proporcional maior que 50%) em relação aos dados oficiais do IBGE.

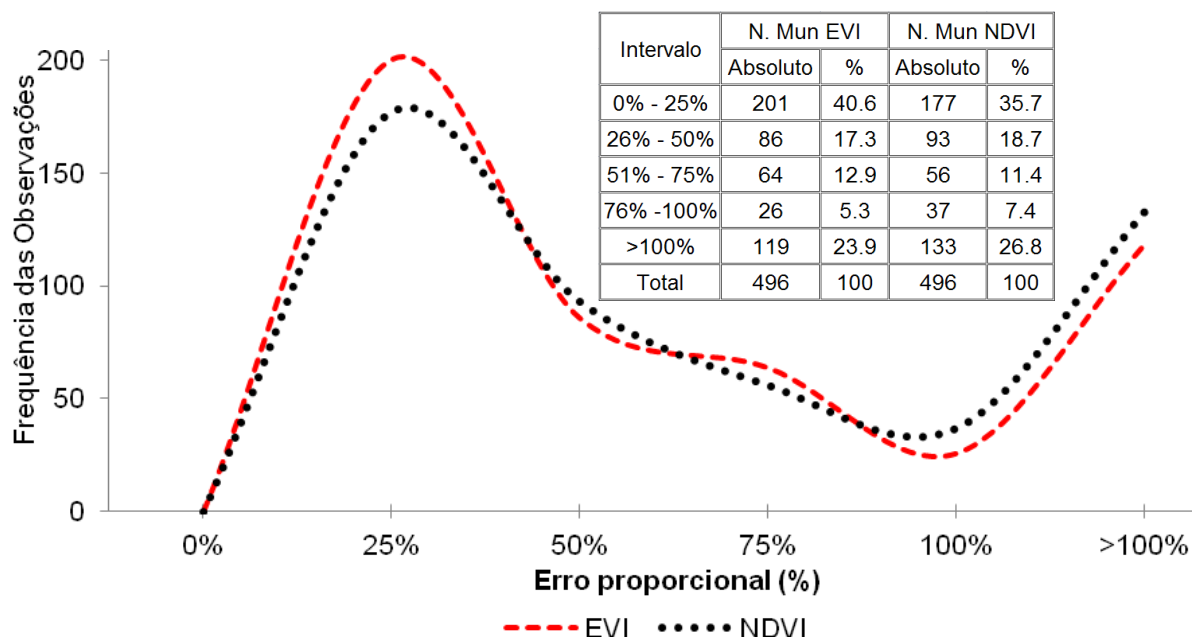


Figura 49: Dispersão de erros proporcionais para a cultura de soja.

Pode-se perceber que o gráfico de erros proporcionais para a cultura de soja é um pouco diferente do gráfico de erros proporcionais apresentado para a cultura do arroz. O gráfico da cultura de soja apresenta um elevado número de municípios com erros proporcionais superiores a 100%, o que se deve em função da presença de municípios onde os dados oficiais (IBGE) não registraram área cultivada com soja ou a área é muito pequena (< 2 hectares). No entanto, os dados das classificações pelo índice EVI e NDVI identificaram áreas agrícolas nesses municípios, que podem estar vinculadas à cultura da soja que existe e não consta nas estimativas do IBGE ou ainda pode estar vinculada a outras culturas de primavera-verão, principalmente, a do milho. A maioria dos municípios que apresentaram esses erros considerados discrepantes estão localizados na região nordeste do Estado e na faixa litorânea.

A separação entre culturas que se desenvolvem na mesma época do ano tem sido um desafio importante quando são utilizadas metodologias que se baseiam na evolução temporal dos cultivos. Grassi *et al.* (2011) utilizaram dados do sensor MODIS-NDVI para detectar máscaras de cultivo de culturas de verão da safra 2009/2010, composta por milho e soja no Estado do Paraná. A área de estudo foi determinada a partir da inclusão dos municípios do Estado do Paraná que representaram 90% do total de área cultivada de soja e milho. As imagens foram classificadas pelo método de classificação supervisionada “Paralelepípedo” e

Método Fatiamento. Para a validação da máscara de cultivo foi utilizado dados de referência do IBGE e os resultados obtidos foram apresentados através do gráfico que mostra a curva de dispersão dos erros proporcionais. Os resultados foram semelhantes ao encontrado nesta pesquisa, com a maioria dos municípios na faixa de erro considerada satisfatória (erro proporcional entre 0% e 50%).

Os erros de estimativa encontrados em alguns municípios podem estar relacionados à estiagem que ocorreu durante o período da safra da soja, como aconteceu com a cultura do arroz irrigado. Na Figura 50 é apresentado mapas de desvio da precipitação (mm) com relação a normal esperado para cada mês durante o período da safra da soja no Estado do RS. Pode-se visualizar que especialmente nos meses de novembro, dezembro e janeiro, a precipitação pluvial ficou abaixo do normal em praticamente toda a região noroeste e norte do Estado. Somente no mês de dezembro a precipitação ficou 100 mm abaixo do esperado para o mês, comprometendo desta maneira a produtividade das lavouras de soja em toda a região.

Farias *et al.* (2009) apontaram que a disponibilidade hídrica, durante a estação de crescimento, constitui-se na principal limitação à expressão do potencial de rendimento da cultura da soja, sendo a maior causa da variabilidade dos rendimentos de grãos observados de um ano para outro, principalmente, no sul do Brasil. Especificamente para o Rio Grande do Sul, Berlato e Fontana (1999), mostraram que as estiagens, principalmente as ocorridas no período dezembro a março, constituem a principal adversidade climática à cultura da soja, explicando cerca de 80% da variação interanual dos rendimentos.

Portanto, os municípios que apresentaram erros discrepantes em relação aos dados oficiais, principalmente os vinculados a subestimação, podem estar vinculados a estiagem durante a fase de crescimento da cultura. A estiagem pode modificar o perfil temporal dos índices de vegetação e como consequência causar impacto nas áreas mapeadas, dado que a metodologia utilizada se baseia na variação temporal dos índices de vegetação EVI e NDVI.

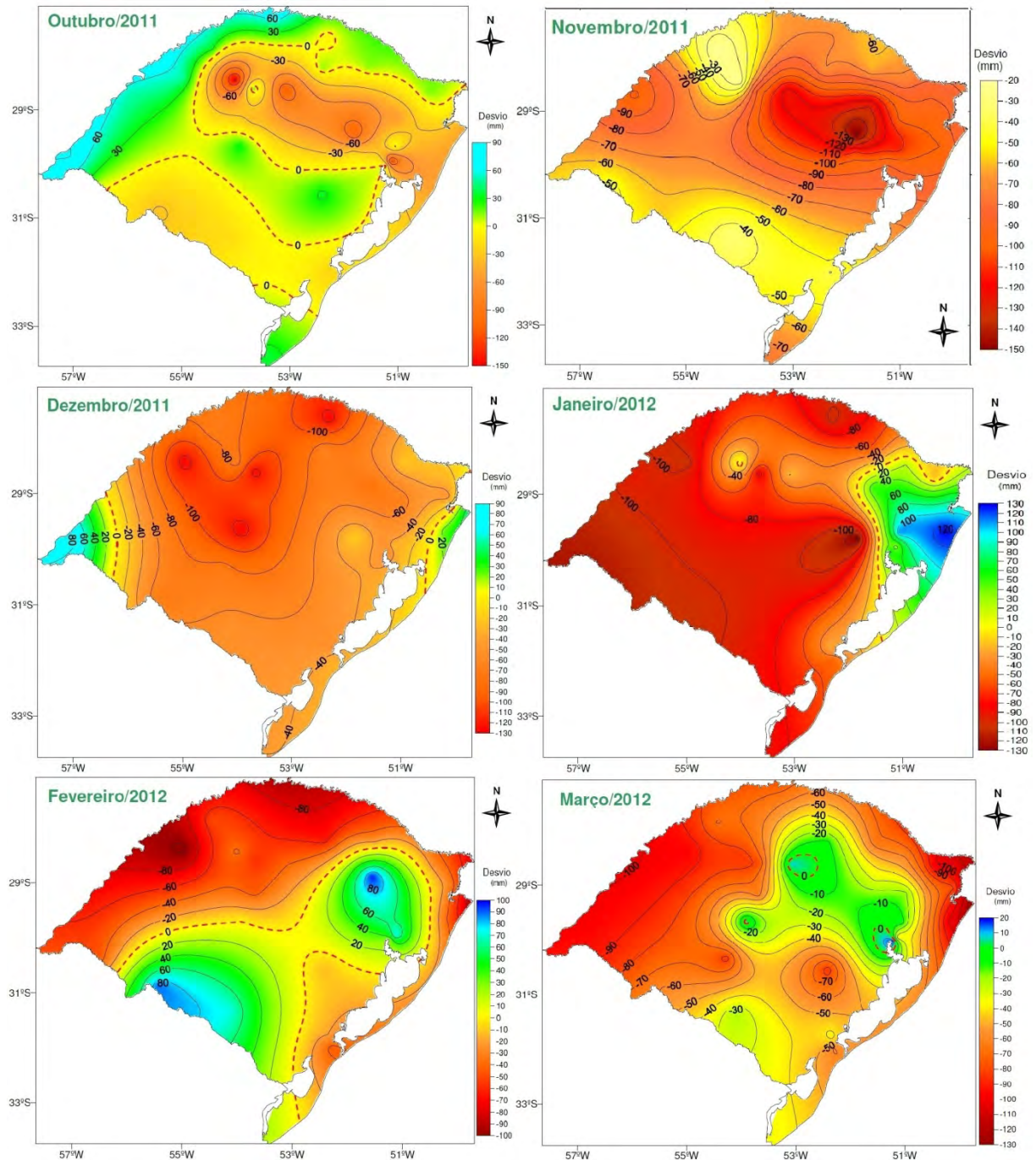


Figura 50: Mapas de desvio da precipitação normal (mm) entre os meses de outubro e março de 2012. Fonte: FEPAGRO/8°DISME.

Na Figura 51 pode-se observar a relação entre o índice EVI e NDVI extraídos das áreas de soja para cada município. A semelhança do que se verificou para o arroz irrigado, também para a soja não foi constatado grande variação entre os índices, já que os pontos apresentaram uma distribuição uniforme em torno da linha 1:1 (linha que representa a correlação perfeita entre as medidas). Apesar da

relação entre os índices ser muito uniforme, há uma maior concordância entre os municípios com área de soja com tamanho inferior a 20000 hectares.

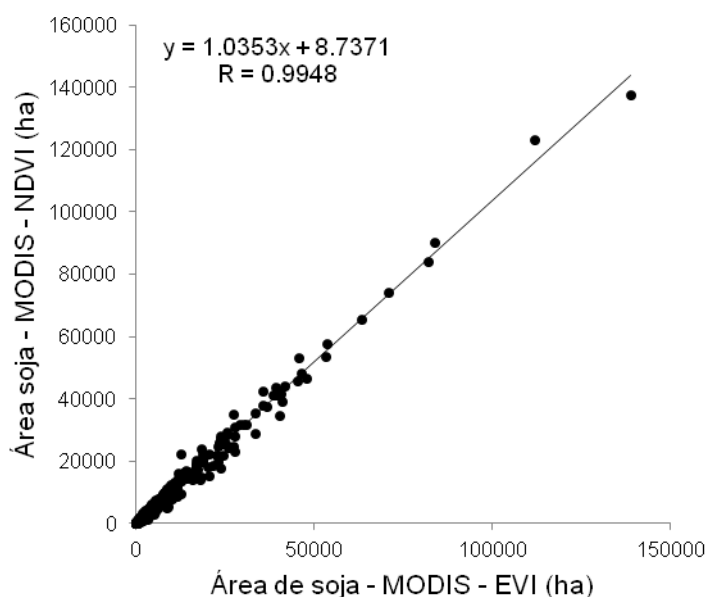


Figura 51: Relação entre NDVI e EVI das áreas ocupadas com soja para o Estado do RS.

Na Tabela 08 é apresentado um resumo dos resultados da análise de regressão e do índice de concordância *Willmott (d)* entre os valores estimados pela classificação MODIS e os valores de referência do IBGE, considerado áreas estimadas por município com um nível de confiança de 95%. Os valores idealmente esperados pela análise de regressão é que o estimador b_0 tenha probabilidade de ser igual a zero, e que o estimador b_1 tenha probabilidade de ser igual a um, pois desta maneira não haveria diferença entre os valores estimados e os valores observados. Em que: N é o número de amostras; valor-P associado ao teste F (ANOVA); R^2 ajustado é o coeficiente de determinação ajustado e (*d*) é o índice de concordância *Willmott*. Analisando os resultados da análise de variância (ANOVA) primeiramente pode-se destacar que existe uma relação linear entre todas as medidas estimadas pelas classificações MODIS e os dados de referência do IBGE, visto que em todas as classificações (arroz irrigado e soja) o valor-P foi significativo, representando que a regressão faz sentido, ou seja, $\beta_1 \neq 0$.

Analisando os resultados da cultura do arroz irrigado, observa-se que para o índice EVI ocorreu a tendência de subestimar valores (b_0 negativo) e que esta tendência é de -73,18 hectares por município. Resultado diferente foi obtido para o índice NDVI, onde ocorreu uma tendência de superestimar os valores (b_0 positivo).

As estimativas de área cultivada geradas pela classificação MODIS ajustaram em 97% para o índice EVI e 95% para o NDVI, da variação dos dados estimados pelo IBGE. Com relação ao erro padrão das classificações, o índice EVI ficou em 2.446,99 ha e o NDVI com 3.254,54 ha por município. Na classificação NDVI, há a probabilidade da inclinação da reta (b1) ser igual a 1, indicando otimização de ajuste entre os dados estimados pelo MODIS e os de referência, já para o índice EVI a probabilidade da inclinação da reta (b1) ser igual a 1, ficou muito próximo, com limite inferior de 95% de 1,06.

Para a cultura da soja, observa-se que para os dois índices, EVI e NDVI, ocorreu a tendência de superestimar valores (b0 positivos). As estimativas geradas pela classificação MODIS ajustaram em 82% para o índice EVI e 81% para o NDVI, da variação dos dados estimados pelo IBGE. O erro padrão das estimativas ficou em 5.725,30 ha por município para o índice EVI e 6.228,80 ha para o NDVI. A probabilidade de as inclinações das retas (b1) serem iguais a 1, utilizando o limite superior de 95% foi de 0,93 para o índice EVI e 0,96 para o NDVI, portanto, resultado muito próximo a 1, indicando que existe um ajuste entre os dados estimados com os dados MODIS e os de referência do IBGE.

Tabela 12: Resultados da análise de regressão e índice de concordância *Willmott (d)* entre as estimativas MODIS e os dados IBGE.

Culturas	N	Estimadores	Coefficientes	Valor-P	95% inferior	95% superior	Erro Padrão(ha)	R ² Ajustado	(d)
Arroz EVI	147	b0	-73,18	≈ 0	-540,68	394,32	2.446,99	0,9757	0,9909
		b1	1,09	≈ 0	1,06	1,12			
Arroz NDVI	147	b0	245,08	≈ 0	-382,66	872,83	3.254,54	0,9511	0,9873
		b1	1,00	≈ 0	0,96	1,04			
Soja EVI	496	b0	450,94	≈ 0	-133,87	1035,76	5.725,30	0,8283	0,9532
		b1	0,89	≈ 0	0,86	0,93			
Soja NDVI	496	b0	509,63	≈ 0	-127,46	1146,73	6.228,80	0,8126	0,9485
		b1	0,92	≈ 0	0,88	0,96			

Nível de confiança de 95%.

Com relação aos dados do índice de concordância *Willmott (d)*, que mede a dispersão dos dados em relação à reta (1:1), mostrou que a exatidão dos valores de área de cultivo estimados em relação aos oficiais (IBGE) foi em média de 0,9891 para arroz irrigado e de 0,9508 para a soja. Portanto, pode-se verificar que os valores do índice *Willmott* foram significativos e próximos a 1, indicando que todas as classificações de área cultivada de arroz irrigado e soja, utilizando o índice EVI e

NDVI, obtidos pela metodologia proposta, apresentaram concordância em relação às medidas consideradas como referência. Os resultados obtidos são similares aos encontrados na literatura, Santos (2010) obteve uma média de 0,96 para a cultura de soja e Klering (2012) obteve um índice de 0,95 para a cultura do arroz irrigado.

4.6 - Análise de Similaridade *Fuzzy*

A validação realizada através da análise de similaridade *Fuzzy* obteve-se índices considerados como satisfatórios, com uma similaridade superior à 60% (1x1), para a cultura de arroz irrigado e soja, quando comparado os dados da classificação MODIS (EVI e NDVI) e o mapa de referência obtido através das imagens RapidEye. Trabalhos anteriores que utilizaram a análise de similaridade *Fuzzy* para validar suas classificações consideraram como índices satisfatórios valores acima de 0,45, ou 45% de exatidão (Xaud *et al.*, 2009; Barni, 2009; Santos, 2010). Na Figura 52 e na Figura 53 ilustra os mapas temáticos utilizados como referência para a cultura de arroz irrigado e soja, respectivamente. Foi devidamente classificado como área de arroz irrigado em torno de 32.197 ha, já para a cultura da soja foi de 20.071 ha.

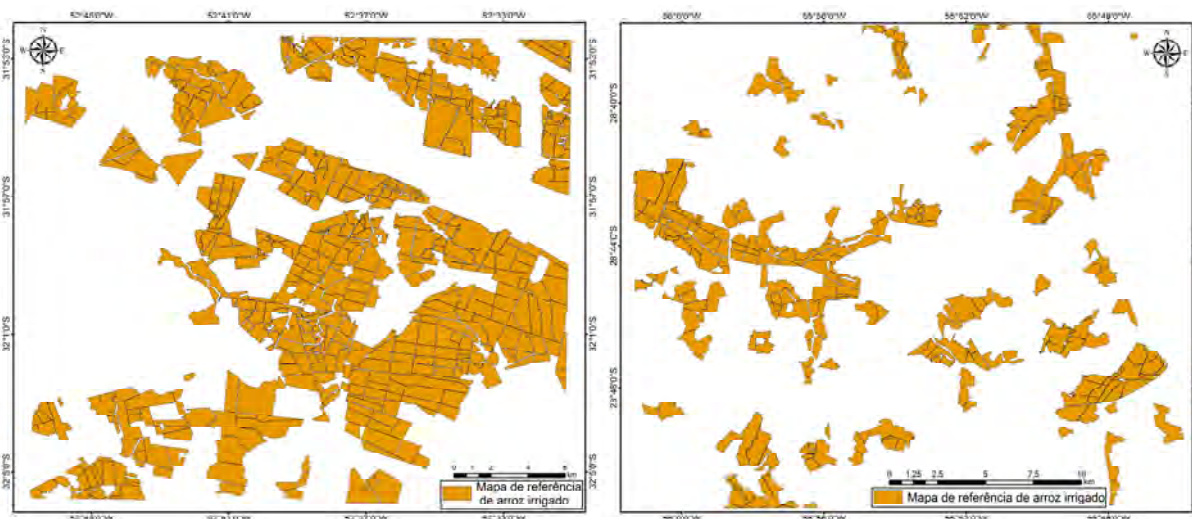


Figura 52: Mapa de referência de arroz irrigado utilizado para verificação da metodologia proposta, referente às cenas 04 e 03, respectivamente.

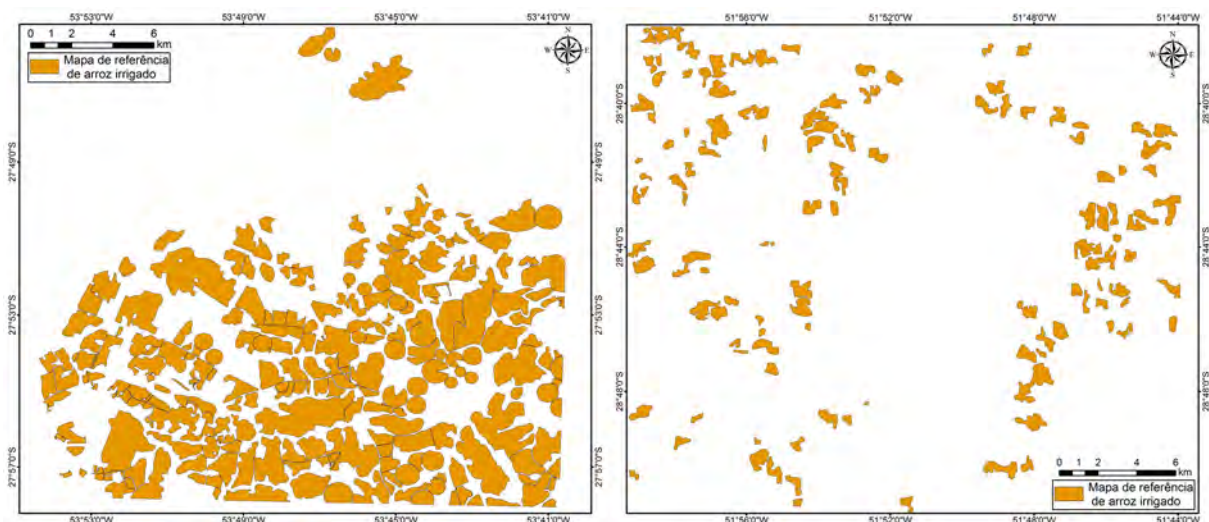


Figura 53: Mapa de referência de soja utilizado para verificação da metodologia proposta, referente às cenas 01 e 02, respectivamente.

Pode-se observar a partir da Figura 54 que os valores do índice *Fuzzy* aumentam conforme aumenta o tamanho da janela, e que houve uma estabilização na similaridade a partir da janela 5x5 para todas as classificações MODIS, característica já esperada para este tipo de análise, diferentemente das análises pixel a pixel como no índice Kappa. A cultura que se obteve melhor similaridade a partir do mapa de referência foi a cultura do arroz irrigado, considerando a janela de 3x3, o valor encontrado foi de 86% para o índice de vegetação NDVI e 84% para o índice EVI, índices que segundo a literatura, podem ser classificados como excelentes. Já para a cultura da soja os valores foram um pouco menores, mas mesmo assim, podem ser considerados como excelentes. Os valores encontrados para a janela 3x3, foram de 81% para o índice de vegetação NDVI e 78% para o índice EVI.

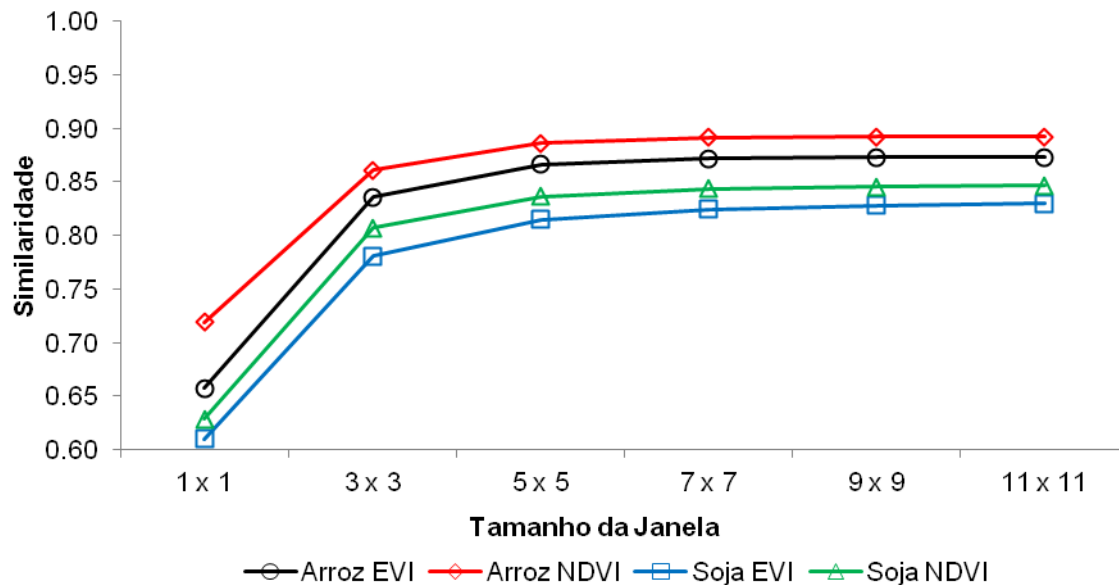


Figura 54: Gráfico da similaridade *Fuzzy*, entre os mapa de referência e os mapas gerados a partir das classificações MODIS (EVI e NDVI) para a cultura do arroz irrigado e soja.

Uma das possíveis causas que podem explicar os melhores resultados de similaridade para a cultura do arroz irrigado comparados a cultura da soja, basicamente são as características de cultivo, como por exemplo, relevo, tamanho das propriedades e simetria. As áreas de cultivo destinadas ao arroz irrigado o padrão das lavouras é de grande extensão territorial e geralmente de forma geométrica, essas características podem influenciar numa melhor detecção do sensor MODIS. Já para a cultura da soja essas características são diferentes. A maior parte da cultura da soja no Estado do RS é cultivada em regiões onde a topografia é um pouco acidentada, além de possuir diferentes tipos de plantio e de tamanho: latifúndios e minifúndios. Desta maneira essas características distintas entre as duas culturas estudadas podem influenciar na detecção pelo sensor MODIS.

Santos (2010) utilizou o índice de similaridade para validar o mapeamento das áreas cultivada de soja utilizando dados MODIS, percebendo que existem padrões de alta e baixa similaridade em algumas áreas da região de estudo com características pré-definidas, ou seja, lavouras de soja de diferentes tipos de plantio e de tamanho. A partir desse argumento, a autora analisou separadamente os municípios com maior e menor área percentual (%) ocupada por soja. Conclui que os municípios com maior percentual de área ocupada com soja apresentam

melhores resultados de similaridade entre os dados MODIS e a referência, do que os municípios de menor percentual de área ocupada com soja.

Na Figura 55 e Figura 56 é possível observar a espacialidade do mapeamento das lavouras de arroz irrigado e soja utilizando, através do cruzamento dos dados MODIS e do mapa de referência. Embora as áreas de interseção tenham se aproximado de resultados satisfatórios, observou-se alguns erros por meio da análise visual dos cruzamentos. Houve erros relacionados principalmente a resolução mais grosseira do sensor MODIS, ocasionando os efeitos de extrapolação das bordas dos polígonos, mas também erros devido a própria classificação e detecção em si. No exemplo da Figura 56, é possível observar que as pequenas áreas de vegetação arbórea que estão situadas entre áreas de cultivo de soja foram mapeadas e classificadas erroneamente pelo sensor MODIS, o que possivelmente tenha sido causado pela mistura espectral de alvos. Esse tipo de ocorrência foi observado em diversas áreas, principalmente nas regiões onde o padrão de propriedade rural é diversificado e as áreas destinadas a agricultura possuem menor extensão territorial.

A partir da análise visual do cruzamento entre os dados MODIS e do mapa de referência, observa-se que os dados da classificação MODIS (EVI e NDVI) detectaram com razoável exatidão áreas de cultivo com extensão maior que 50 hectares, como por exemplo, pivôs centrais localizados ao redor de vegetação arbórea.

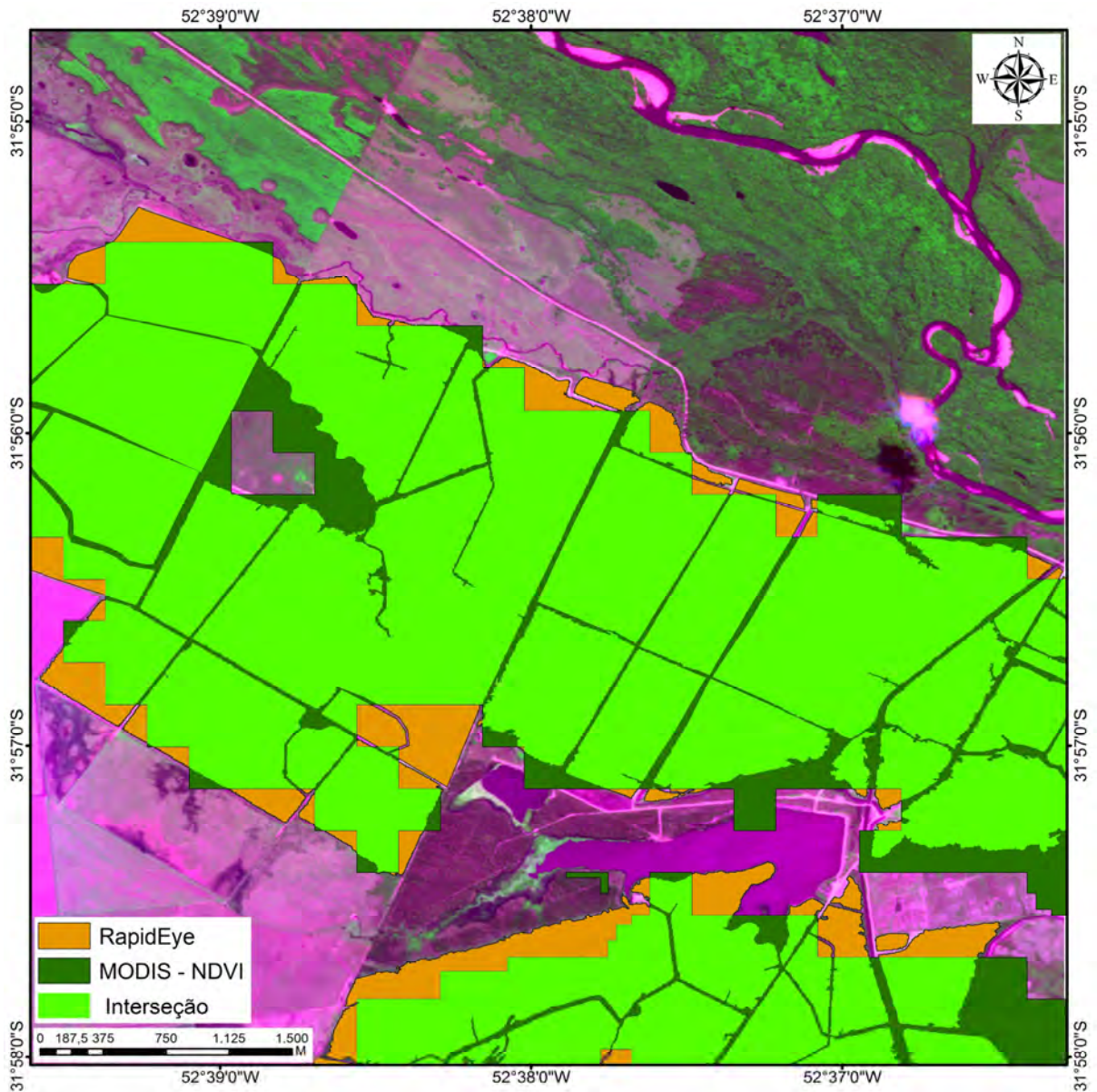


Figura 55: Detalhe do cruzamento entre a classificação MODIS e o mapa de referência de arroz irrigado. Imagem RapidEye. Data da imagem: Data 14/02/2012. Local: Cena 04

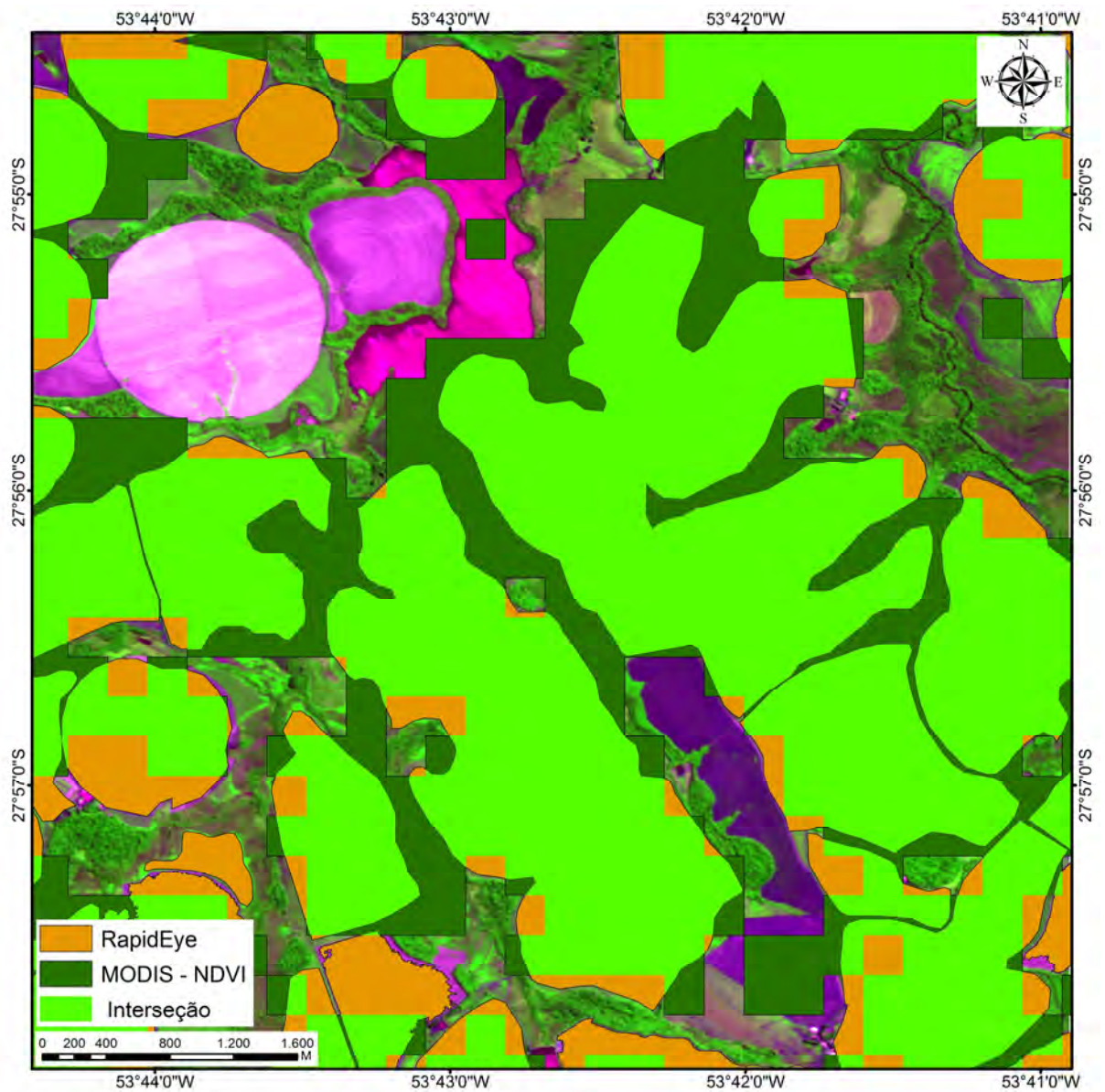


Figura 56: Detalhe do cruzamento entre a classificação MODIS e o mapa de referência de soja. Imagem RapidEye. Data da imagem: 19/02/2012. Local: Cena 01

5 - CONCLUSÕES

A partir de dados de moderada resolução espacial provenientes do sensor MODIS, é possível gerar e disponibilizar dados de estimativa de área cultivada de arroz irrigado e soja para o Estado do RS, utilizando uma metodologia de rápida implementação e de baixo custo;

Através da aplicação do filtro proposto por Wardlow et al. (2006) foi possível eliminar os ruídos das séries temporais das imagens MODIS em áreas agrícolas no Estado do RS.

A metodologia proposta para elaborar uma área de inundação através do modelo HAND, que foi utilizada para discriminar o arroz irrigado de outros cultivos, mostrou-se muito eficiente.

Ao validar as estimativas da área cultivada de arroz irrigado e soja, obtida pelas imagens MODIS, com as estimativas oficiais (IBGE) e os dados de campo, verifica-se uma concordância satisfatória, o que torna a utilização da metodologia promissora. Cabe salientar que foram utilizados somente dados de campo de lavouras representativas para a escala do sensor MODIS, contribuindo significativamente para os altos valores do índice Kappa.

Não há diferença significativa entre as estimativas de área cultivada utilizando séries temporais com os índices de vegetação EVI ou NDVI para ambas as culturas;

Ao confrontar a área estimada de arroz irrigado e soja obtidas pelas imagens RapidEye (mapa de referência) com as estimativas de área cultivada obtida com as imagens do MODIS, obtem-se ótima concordância espacial, especialmente nas áreas de arroz irrigado com lavouras de grande extensão territorial.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMI, M. **Estimativa da data de plantio da soja por meio de séries temporais de imagens MODIS**. 2010. 161 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2010/09.15.21.47-TDI). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3897URE>>, Acesso em: 08 junho 2012.

ALMEIDA, T. S. **Respostas espectrais da soja sob Diferentes condições hídricas e de Preparo do solo**. 2008. 100f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Porto Alegre, 2008.

ALVARENGA, B. S.; D'ARCO, E.; MOREIRA, M. A.; RUDORFF, B. F. T. Avaliação de técnicas de processamento digital de imagens para a estimativa de áreas de arroz irrigado: um estudo de caso no Município de Santa Vitória do Palmar/RS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 3961-3966. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. (INPE-12757-PRE/8047). Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.21.17.59>>. Acesso em: 10 maio 2012.

ARAUJO, G. K. D. **Determinação e mapeamento de início do ciclo para culturas de verão no Estado do Paraná por meio de imagens de satélite e dados de precipitação**. 141 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual de Campinas, Campinas. 2010.

ALLEN, J. D.; HANUSCHAK, G. A. **The remote sensing applications program of the National Agricultural Statistical Service: 1980-1987**. Washington: USDA/NASS, Research and Applications Division, 1988. 43p. (SRB Staff Report n.o SRB-88-08)

APAN, A.; POTGIETER, A. **Using satellite imagery in determining winter crop area planted in support of regional commodity forecasting: a case study of the Darling Downs, Queensland**. Australia: University of Southern Queensland/Faculty of Engineering and Surveying, 2002.

ATLAS SOCIOECONÔMICO DO RIO GRANDE DO SUL. 2010. **Características do território**. Disponível em: <<http://www.scp.rs.gov.br/atlas>>. Acesso em: 19 nov. 2011.

AZAMBUJA, I. H. V.; VERNETTI, J. F. J.; MAGALHAES J. **Aspectos econômicos da produção do arroz**. In: GOMES e MAGALHAES Jr. (Organizadores) Arroz irrigado no Sul do Brasil. Brasília, DF. Embrapa Informacoes Tecnológicas, 2004. 899p

BARNI, P. E. **Reconstrução e asfaltamento da Rodovia BR-319: Efeito "dominó" pode elevar as taxas de desmatamento no Sul do Estado de Roraima**. 136 p. Dissertação (Mestrado em Ciências de Florestas Tropicais.) – INPA, Universidade Federal da Amazônia, Manaus. 2009.

BECK, P. S. A.; ATZBERGER, C.; HØGDA, K.A.; JOHANSEN, B. SKIDMORE, A.K. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. **Remote Sensing of Environment**, v.100, n.3, p.321-334, 2006.

BERLATO, M. A. As condições de precipitação pluvial no Estado do Rio Grande do Sul e os impactos das estiagens na produção agrícola. In: Bergamaschi, H.; Berlato, M. A.; Matzenauer, R.; Fontana, D.C.; Cunha, G.R.; Santos, M.L.V.; Farias, J.R.B.; Barni, N.A. **Agrometeorologia aplicada à irrigação**. 2. ed. Porto Alegre, editora da Universidade, UFRGS, 1992, cap. 1, p. 11 – 23.

BERLATO, M.A.; FONTANA, D.C. Variabilidade interanual da precipitação e variabilidade dos rendimentos de soja na Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.7, n.1, p.119-125, 1999.

BERNARDES, T. **Caracterização do ambiente agrícola do Complexo Serra Negra por meio de sensoriamento remoto e sistemas de informação geográfica**. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Lavras, Minas Gerais, 2006, 119p. Disponível em: <<http://www.epamig.br/geosolos/MaterialSite/Teses/Tiago/Tiagodissertacao.pdf>>. Acesso em: 13 out. 2011.

BRADLEY, B. A.; JACOB, R. W.; HERMANCE, J. F.; MUSTARD, J. F. A curve fitting procedure to derive inter-annual phenologies from time series of noisy satellite NDVI data. **Remote Sensing of Environment**, v.106, n.2, p.137-145. 2007.

COHEN, J. A Coeficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Measurment**. Vol XX, No 1, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R.G. **The use of discrete multivariate analysis for the assessment of Landsat classification accuracy**. MS thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA, USA, , 1981.

CONGALTON, R.G.; ODERWALD, R.G.; MEAD, R.A. Assessing Landsat classification 590 accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.49, p. 1671–1678, 1983.

CONGALTON, R.G. A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. Bethesda. v.54, p.1669-1671, 1992.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices** (Boca Raton, FL: Lewis), 1999.

COLDITZ, R. R.; CONRAD, C.; WEHRMANN, T.; SCHIMIDT, M.; DECH, S. Analysis of the quality of collection 4 and 5 vegetation index time series from MODIS. In: Stein A.; Shi W.; Bijker W. (Org.) **Quality Aspects in Spatial Data Mining**. Boca Raton, Florida: Editora CRC Press, p.161-173, 2008.

CRÓSTA, A. P. Caracterização espectral de minerais de interesse-prospecção mineral e sua utilização em processamento digital de imagens In: In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7. (SBSR), 1993. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1993. p.202-209. 1993.

CUSTÓDIO, M. S.; BERLATO, M. A.; FONTANA, D. C. Nebulosidade diurna no Rio Grande do Sul: Climatologia e tendência temporal. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, v. 15, p. 45-52, 2009.

D'ARCO, E. **O uso de geotecnologias para estimativas da área plantada de arroz irrigado no estado do Rio Grande do Sul**. 2007. 209 p. (INPE-15326-TDI/1369). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGPBW/TTERHE>>. Acesso em: 08 maio 2012.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Zoneamento agrícola e época de semeadura para soja no Rio Grande do Sul. Passo Fundo: **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, V.9, n.3, 2001a. p.446-459. Disponível em: <<http://www.cnpt.embrapa.br/pesquisa/agromet/pdf/revista/cap8.pdf>> Acesso em: 05 dez. 2011.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Zoneamento de arroz irrigado por épocas de semeadura nos estados do Rio Grande do Sul e de Santa Catarina. Passo Fundo: **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, V.9, n.3, 2001b. p.429-438. Disponível em: <<http://www.cnpt.embrapa.br/pesquisa/agromet/pdf/revista/cap6.pdf>> Acesso em: 05 dez. 2011.

EMBRAPA (Embrapa Clima Temperado) – **Cultivo do arroz irrigado no Brasil**. Sistemas de Produção. 3 ISSN 1806-9207 Versão Eletrônica Nov./2005. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Arroz/ArrozIrrigadoBrasil/cap10.htm>> Acesso em: 05 maio. 2013.

EPIPHANIO, J.C.N. Joint China-Brazil remote sensing satellites. **GIM Int.**, Lemmer, v.19, n. 2, p. 68-71, 2005.

EPIPHANIO, J. C. N.; LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R. **Crop area estimates using simple sampling scheme on satellite images**. *Bragantia*, vol.61, n.2, p.187-197 maio/ago 2002. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?pid=s0006-7052002000200012&script=sci_arttext>. Acesso em: 09 dez. 2011.

ESQUERDO, J. C. D. M; COUTINHO, A. C.; ANTUNES, J. F. G. Uso combinado de dados NDVI/MODIS dos satélites Terra e Aqua no monitoramento multi-temporal de áreas agrícolas . In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu, PR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 0431- 0437. 1 DVD. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p0759.pdf>>. Acesso em: 27 abril. 2013.

EXELISVIS. ITT Visual Information Solutions Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/ProductsServices/IDL.aspx>>. Acesso em: 28 ago. 2013.

FARIAS, J. R. B.; NEUMAIER, N.; NEPOMUCENO, A. L. Soja. In: MONTEIRO, J. E. B. A. (Org) **Agrometeorologia dos cultivos: o fator meteorológico na produção agrícola**. Brasília, DF: INMET, p.530, 2009.

FUNDAÇÃO ESTADUAL DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (FEPAGRO). Secretaria da Agricultura, Pecuária e Agronegócio do Estado do Rio Grande do Sul. Disponível em: < [http://www.cemet.rs.gov.br/lista/218/Boletins Meteorol%C3%B3gicos](http://www.cemet.rs.gov.br/lista/218/Boletins_Meteorol%C3%B3gicos)>. Acesso em: 10 jan. 2013.

FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 5755-5762. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.13.17.35>>. Acesso em: 19 out. 2012.

FLORES, C.A.; ALBA, J.M.F. Aptidão dos solos para o cultivo do arroz irrigado no estado do Rio Grande do Sul. 2009. **Hypertexto**. Disponível em: <http://www.infobibos.com/Artigos/2009_3/aptidao/index.htm>. Acesso em: 01 nov. 2012.

FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A. Variabilidade interanual da precipitação pluvial e rendimento da soja no estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Santa Maria, v. 7, n.26, p. 119-125, 1999.

FONTANA, D.C.; POTGIETER, A. B.; APAN, A. Assessing the relationship between shire winter crop yield and seasonal variability of the MODIS NDVI and EVI images. **Applied GIS**, Victoria, v.3, n.1, p.1-16, 2007.

FREITAS, R. M.; ADAMI, M.; SUGAWARA, L. M.; SHIMABUKURO, Y. E.; MOREIRA, M. A. Dinâmica da resposta espectral de duas sub-regiões do Pantanal Sul- Matogrossense. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 3921-3928. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16368-PRE/10946). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.21.42>>. Acesso em: 14 Nov. 2011.

GAUSMAN, H.W. **Plant leaf optical properties in visible and near infrared light**. (Graduate Studies Texas Tech University, no 29), Lubbock, Texas Tech Press,. 77p, 1985.

GRASSI, J. T.; DEPPE, F.; TRENTIN, R.; LOHMANN, M. Máscara de cultivo de culturas de verão da safra 2009/2010 no estado do Paraná. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 307-314. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/3A22KCE>>. Acesso em: 28 maio 2012.

GUYOT, G.; GUYON, D.; RIOM, J. Factor affecting the spectral response of forest canopies: a review. **Geocarto International**, v. 4, n. 3, p. 3-18, Sep. 1989.

GUSSO, A.; ADAMI, M.; FORMAGGIO, A. R.; RUDORFF, B. F. T.; RIZZI, R. Análise de séries temporais EVI/MODIS para a estimativa da área cultivada com soja no Rio Grande do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 207-213. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-15895-PRE/10505). Disponível em:<<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.01.43.47>>. Acesso em: 09 maio 2013.

HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **International Journal of Geographical Information Science**, v.17, n.3, P.235–249, 2003.

HERMANCE, J. F.; JACOB, R.W.; BRADLEY, B.A; MUSTARD, J.F. Extracting Phenological Signals From Multiyear AVHRR NDVI Time Series: Framework for Applying High-Order Annual Splines With Roughness Damping. **Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on**, v.45, n.10, p.3264-3276. 2007.

HIRD, J. N.; MCDERMID, G.J. Noise reduction of NDVI time series: An empirical comparison of selected techniques. **Remote Sensing of Environment**, v.113, n.1, Jan, p.248-258, 2009.

HOBLIN, B.; FRASER, R. S. Red and near-infrared response to off-nadir viewing. **International Journal of Remote Sensing**, v.5, p.145–460, 1984.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LIU, H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. **Remote Sensing of Environment**, v.49 p.224-234, 1994.

IRGA - Instituto Rio Grandense do Arroz Irrigado. **Censo da Lavoura de arroz irrigado do Rio Grande do Sul - Safra 2004/05**. IRGA, 2006. Disponível em: <<http://www.irga.rs.gov.br/index.php?principal=1&secao=999&id=124&menuP=124&key=3>>. Acesso em: 8 jan. 2013.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução: Epiphany et al. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JÖNSSON, P.; EKLUNDH, L. Seasonality extraction by function fitting to time-series

of satellite sensor data. **Geoscience and Remote Sensing**, IEEE Transactions on, v.40, n.8, p.1824-1832, 2002.

JUNGES, A. E. **Modelo Agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de trigo no Rio Grande do Sul**. 2008. 137f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Porto Alegre, 2008.

JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C. Perfis temporais de NDVI/MODIS de áreas agrícolas de outono-inverno, na região de Passo Fundo (RS), provenientes de máscara de cultivos e classificação não supervisionada. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba, PR. **Anais...** São José dos Campos, SP: INPE, 2011.

JUSTICE, C. O.; TOWNSHEND, J.R.G.; VERMOTE, E.F.; MASUOKA, E.; WOLFE, R.E.; SALEOUS, N.; ROY, D.P.; MORISETTE, J.T. An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, v.83, n.1-2, p.3-15. 2002.

KLERING, E. V. **Avaliação do uso de imagens modis na modelagem agrometeorológica-espectral de rendimento de arroz irrigado no rio grande do sul**. 2007. 131f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Porto Alegre, 2007.

KLERING, E. V.; WAGNER, A. P. L.; FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A. Comparação entre dois métodos de estimativa de área cultivada com arroz irrigado no Rio Grande do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 191-198. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em:<<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/39ULNK5>>. Acesso em: 09 jun. 2012.

KLERING, E. V. **Mapeamento da área cultivada e estimativa do rendimento de grãos de arroz irrigado a partir de modelos agrometeorológicos-espectrais para o Rio Grande do Sul**. 2012. 182f. Tese (Doutorado em Fitotecnia) - Programa De Pós-Graduação em Fitotecnia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. Porto Alegre, 2012.

KLERSY, R. The work and role of the Commission of the European Communities. **International Journal of Remote Sensing**, London, v.13, n.6-7, p.1035-1058, 1992.

KOBAYASHI, H.; DYE, D. Atmospheric conditions for monitoring the long-term dynamics in the Amazon using normalized difference vegetation index. **Remote Sensing of Environment**, v.97, p.519-525, 2005.

KUHN, P. A. F. **Um banco de dados georreferenciados para estudos agroclimatológicos de municípios do Rio Grande do Sul**. 2002, 88 p. Tese

(Doutorado em Agronomia), Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas. 2002.

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

LAMPARELLI, R. A. C.; CARVALHO, W. M. O.; MERCANTE, E. Mapeamento de semeaduras de soja mediante dados Modis/Terra e TM/Landsat-5: Um comparativo. **Revista Engenharia Agrícola**. v.28, n.2, p.334-344, 2008.

LE, J.; TARPLEY, J.D.; MITCHELL, K.E.; SISONG, Z.; KOGAN, F.N.; WEI, G. Adjusting for Long-Term Anomalous Trends in NOAA's Global Vegetation Index Data Sets. **Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on**, v.46, n.2, p.409-22. 2008.

MAPA. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Agronegócio Brasileiro: Balança comercial. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/internacional/indicadores-e-estatisticas/balanca-comercial>> Acesso em: 23 nov.2011.

MENGUE, V. P.; FONTANA, D.C. Metodologia para mapear áreas de arroz irrigado utilizando o Modelo HAND em áreas agrícolas de São Borja e Pelotas/RS. In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16. (SBSR), 2013, Foz do Iguaçu, PR. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 0728- 0734. 1 DVD. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p1227.pdf> >. Acesso em: 27 abril. 2013.

MIRANDA, E. E. de; (Coord.). **Brasil em Relevo**. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2005. Disponível em: <<http://www.relevobr.cnpem.embrapa.br>>. Acesso em: 4 mar. 2012.

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer. **Technical specifications**, 2003. Disponível em: < <http://modis.gsfc.nasa.gov/about/> > Acesso em: 12/Nov/2011.

MONSERUD, R.A.; LEEMANS, R. Comparing global vegetation maps with the kappa statistic. **Ecological Modelling**, v.62 p. 275–293, 1992.

MORAES, R. A.; ROCHA, J. V. Imagens de coeficiente de qualidade (Quality) e de confiabilidade (Reliability) para seleção de pixels em imagens de NDVI do sensor MODIS para monitoramento da cana-de-açúcar no estado de São Paulo. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 547-552. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/39UQR4B>>. Acesso em: 08 dez. 2012.

MORLET, J.; ARENS, G.; FOURGEAU, E.; GLARD, D. Wave propagation and sampling theory-Part I: Complex signal and scattering in multilayered media. **Geophysics**, v.47, n.2, p.203-221. 1982a.

MORLET, J.; ARENS, G.; FOURGEAU, E.; GLARD, D. Wave propagation and sampling theory-Part II: Sampling theory and complex waves. **Geophysics**, v.47, n.2, p.222-236. 1982b.

NOBRE, A. D.; CUARTAS, L. A.; HODNETT, M.; RENNÓ, C. D.; RODRIGUES, G. O.; SILVEIRA, A. C.; WATERLOO, M. J.; SALESKA, S. R. Height Above the Nearest Drainage, a hydrologically relevant new terrain model. Submitted to **Journal of Hydrology**. 2010.

NOVO, E.M.L.M. **Sensoriamento remoto - princípios e aplicações**. São Paulo: Edgard Blucher, 2008.

PIONTEKOWSKI, V. J.; SILVA, S. S. S.; MENDOZA, E. R. H.; COSTA, W. L. S.; RIBEIRO, F. C. Modelagem do desmatamento para o Estado do Acre utilizando o programa DINAMICA EGO. In: Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 4., 2012, Bonito. **Anais...** Artigos, p. 1064-1075. Disponível em: <<http://www.geopantanal2009.cnptia.embrapa.br/cd/pdf/p183.pdf>>. Acesso em: 20 out. 2012.

PONTIUS, R. G. J.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment, **International Journal of Remote Sensing**, v.32:15, p.4407-4429, 2011.

PONZONI, F. J. & SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos, SP: Parêntese. 2009.

REIS, J. C. L.; SAIBRO, J. C. **Integração do arroz com pastagens cultivadas e pecuária**. In: ARROZ irrigado no Sul do Brasil. Pelotas: Embrapa Clima Temperado; Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, cap. 24, p. 831-859. 2004.

RENNÓ, C. D.; NOBRE, A. D.; CUARTAS, L. A.; SOARES, J. V.; HODNETT, M.G., TOMASELLA, J.; WATERLOO, M. HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM; Mapping terra-firme rainforest environments in Amazônia. **Remote Sensing of Environment**, v.112, p.3469- 3481, 2008.

RIZZI, R. **Geotecnologias em um sistema de estimativa da produção de soja: estudo de caso no Rio Grande do Sul**. 2004. 214 p. (INPE-12271-TDI/983). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/07.02.14.17>>. Acesso em: 12 nov. 2011.

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**, v.57, p.226-234, 2005.

RODRIGUES, G. O.; NOBRE, A. D.; SILVEIRA, A. C.; CUARTAS, L. A. Efeitos da resolução espacial de dados SRTM na descrição de terrenos obtida pelo modelo HAND (Height Above the Nearest Drainage) – estudo de caso em Manaus/AM. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 5769-5776. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/3A6MQ5H>>. Acesso em: 15 nov 2012.

ROERINK, G. J.; MENENTI, M.; VERHOEF, W. Reconstructing cloud free NDVI composites using Fourier analysis of time series. **International Journal of Remote Sensing**, v.21, n.9, p.1911-1917, 2000.

ROSSETTI, L. A. F. G.; ALMEIDA, C. M.; PINTO, S. A. F. Modelagem dinâmica espacial de mudanças no uso da terra da cidade de Rio Claro, SP. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15. (SBSR), 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 6703-6710. DVD, Internet. ISBN 978-85-17-00056-0 (Internet), 978-85-17-00057-7 (DVD). Disponível em: <<http://urlib.net/3ERPFQRTRW/39UFGCP>>. Acesso em: 22 out. 2012.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, **Third ERTS Symposium**, NASA SP-351 I, 309-317. 1973.

RUDORFF, F. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J. C. **O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil**. São Paulo: Parêntese. 2007. 111 p.

SALOVAARA, K.J. et al. Classification of Amazonian primary rain forest vegetation using Landsat ETM+ satellite imagery. **Remote Sensing of Environment.**, New York, v. 97, n.1, p. 39-51, 2005.

SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto para o levantamento espectro-temporal e estimativa de área de culturas agrícolas**. 2004. 172 p. (INPE-10290-TDI/909). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/05.14.10.59>>. Acesso em: 6 nov.2011.

SANTOS, J. S. **Metodologias para o mapeamento da cultura da soja no estado do Rio Grande do Sul utilizando imagens de sensor de moderada resolução espacial**. 2010. 131f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Porto Alegre, 2010.

SAVITZKY, A.; GOLAY, M.J.E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. **Analytical Chemistry**, v.36, n.8, p.1627-1639, 1964.

SEDIYAMA, T.; PEREIRA, M. G.; SEDIYAMA, C.S.; GOMES, J.L.L. **Cultura da soja: I Parte**. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa - Minas Gerais, 96p, 1996.

SHIMABUKURO, Y. E.; RUDORFF, B. F. T. Dados do sensor MODIS para o mapeamento e monitoramento da cobertura vegetal e uso da terra. In: Simpósio de Geotecnologias no Pantanal (GEOPANTANAL), 1., 2006, Campo Grande. **Anais...** Campinas: Embrapa Informática Agropecuária; São José dos Campos: INPE, 2006. p. 929-938. Disponível em: <<http://mtc-m17.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m17%4080/2006/12.08.13.53/doc/p137.pdf>>. Acesso em: 30 nov. 2011.

SOARES-FILHO, B.T; RODRIGUES, H.O.; CERQUEIRA, G.C.; COSTA, W.L.S.; ARAÚJO, W.L.; OLIVEIRA, L.B.R. Software **Dinamica-EGO: Environment for Geoprocessing Objects**. CSR/UFMG. Versão 1.2.1. 2005.

SOARES-FILHO, B.T; RODRIGUES, H.O.; CERQUEIRA, G.C.; COSTA, W.L.S.; ARAÚJO, W.L.; OLIVEIRA, L.B.R. Software **Dinamica-EGO: Environment for Geoprocessing Objects**. CSR/UFMG. Versão 1.8.9. 2012.

SOSBAI (Sociedade Sul-Brasileira de Arroz Irrigado) **Arroz Irrigado-Recomendações técnicas da pesquisa para do Sul do Brasil**. Sociedade Sul-Brasileira de Arroz Irrigado. Itajaí, SC, 179p. 2012.

STEFFEN, C. A.; MORAES, E. C.; GAMA, F. F. Radiometria Óptica Espectral. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., 1996, São José dos Campos, SP. **Anais...** São José dos campos, SP: INPE, 1996. (tutorial).

SUGAWARA. L.; RUDORFF B. T. F.; ADAMI. M. Viabilidade de uso de imagens do Landsat em mapeamento de área cultivada com soja no Estado do Paraná. **Pesquisa Agropecuária Brasileira (PAB)** 43. 2008.

SWAIN, P.H.; DAVIS, S.M. **Remote sensing: the quantitative approach**. New York, McGraw-Hill, 1978. 396 p.

TERRES, J.M.; DELINCE, J.; VAN DE STEENE, M.; HAWKINS, A. The use of remote sensing and GIS capabilities to support the reform of the common agricultural policy of the European Community. **Remote Sensing Reviews**, London, v.12, p.53-60, 1995.

TERRES, A. L.; GALLI, J.; FAGUNDES, P. R. R.; MACHADO, M. O.; MAGALHÃES JÚNIOR, A. M.; MARTINS, J. F.; NUNES, C. D. M.; FRANCO, D. F.; AZAMBUJA, I. H. V. **Arroz irrigado no Rio Grande do Sul: generalidades e cultivares**. Pelotas: Embrapa Clima Temperado, p.58, 1998.(Embrapa Clima Temperado. Circular Técnica, 14). ISSN 1516-8832.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL- PREFEITURA MUNICIPAL DE PORTO ALEGRE-INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS UFRGS-PMPOA-INPE). **Atlas ambiental de Porto Alegre**. Porto Alegre: Editora da universidade-UFRGS. 12-20 p. 1999.

VALERIANO, D. M. **Interações da radiação solar com a vegetação**. São José dos Campos : INPE, 1988. 34p. (INPE-4697-MD/038).

VALERIANO, M. M. **Modelo digital de elevação com dados SRTM disponíveis para a América do Sul**. São José dos Campos: INPE, 2004. 72 p. (INPE-10550-RPQ/756). Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/sergio/2004/06.30.10.57>>. Acesso em: 13 maio 2012.

VELLEMAN, P. F. Robust nonlinear data smoothers - definitions and recommendations. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v.74, n.2, p.434-436, 1977.

VELLEMAN, P. F. Definition and comparison of robust non-linear data smoothing algorithms. **Journal of the American Statistical Association**, v.75, n.371, p.609-615, 1980.

VIEIRA, C. A. O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. Nottingham: University of Nottingham, Tese (Degree of Doctor of Philosophy) p.352, 2000.

XAUD, H. A. M.; BISPO, P. C.; SERVELLO, E. L.; LIMA, A.; ARENAS-TOLEDO, J. M.; FORMAGGIO, A. R. Detecção de cicatrizes de queimadas a partir de imagens MODIS-TERRA no Estado do Mato Grosso. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 5523-5530. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-16067-PRE/10676). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.05.51>>. Acesso em: 12 ago. 2012.

XIAO, X.; BOLES, S.; FROLKING, W.; SALAS, B.; MOORE III, C. LI. Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in China using VEGETATION sensor data. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 23, n. 15, p. 3009-3022, 2002.

XIAOLIANG, L.; RONGGAO, L.; JIYUAN, L.; SHUNLIN, L. Removal of Noise by Wavelet Method to Generate High Quality Temporal Data of Terrestrial MODIS Products. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.73, n.10, p.1129-1139. 2007.

WAGNER, A. P. L.; WEBER, E. J.; FONTANA, D. C.; DUCATI, J. R.; KLERING, E. V. Estimativa de área de soja no Rio Grande do Sul utilizando imagens NDVI/MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 457-464. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.14.20.31>>. Acesso em: 26 maio 2012.

WARDLOW, B.D.; KASTENS, J.H.; EGBERT, S.L. Using USDA Crop Progress Data and MODIS Time-Series NDVI for Regional-Scale Evaluation of Greenup Onset Date. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, V.72(11): P.1225-1234, 2006.

WEBER, E.; FONTANA, D. C.; DUCATI, J.; SILVA, T. R.; SARAIVA, T. S.; FREITAS, L. A. S. Comparação entre resultados de classificação de imagens Landsat e CBERS para estimativa de área cultivada com soja no planalto do Rio Grande do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 321-328. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.18.19.36>>. Acesso em: 02 out. 2011.

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, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 465-472. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em:<<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.16.18.24>>. Acesso em: 09 dez. 2011.

WEIR, S. et al. Micro-mini-satellites for affordable EO constellations: rapid-eye & DMC. In: IAA SYMPOSIUM ON SMALL SATELLITES FOR EARTH OBSERVATION, 5., 2005, Berlin. Proceedings... Berlin: **International Academy of Astronautics**, 2005.

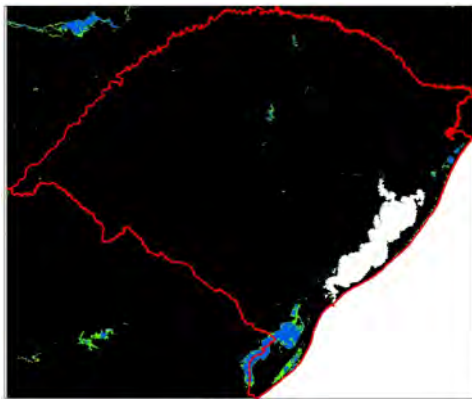
WILLMOTT, C. F. On the validation of models. **Physical Geography**, v. 2, n. 2, p. 184-194, 1981.

WOODCOCK, C.E. et al. Monitoring large areas for forest change using Landsat: Generalization across space, time and Landsat sensors. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 78, n. 2, p. 194-203, 2001.

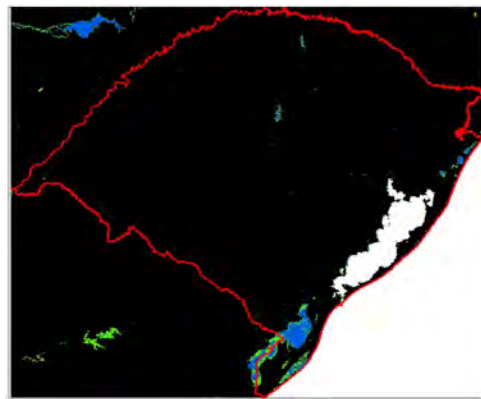
YI, J. L. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; QUINTANILHA, J.A. Identificação e mapeamento de áreas de milho na região sul do Brasil utilizando imagens Modis. **Revista Engenharia Agrícola**. v.27, n.3, p.753-763, 2007.

ANEXOS 1

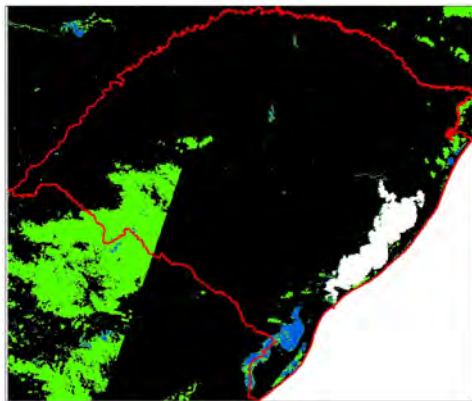
■ Dado confiável, usar sem restrições ■ Dado marginal, usar com restrições ■ Nuvem



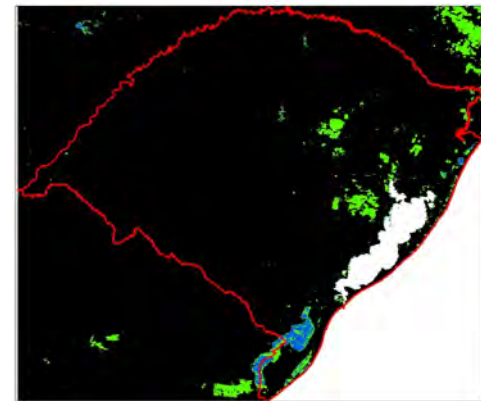
29/08/2011



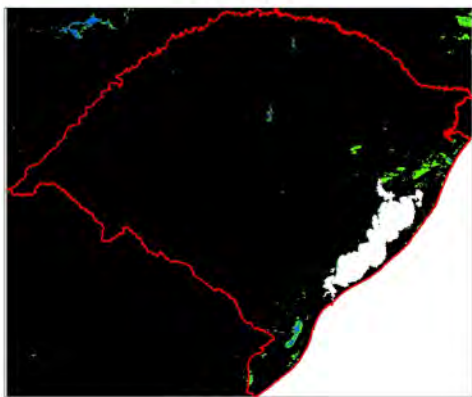
14/09/2011



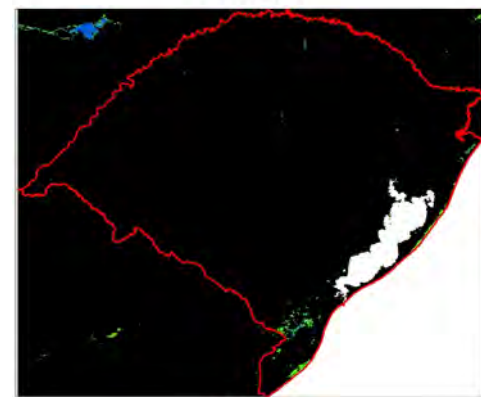
30/09/2011



16/10/2011



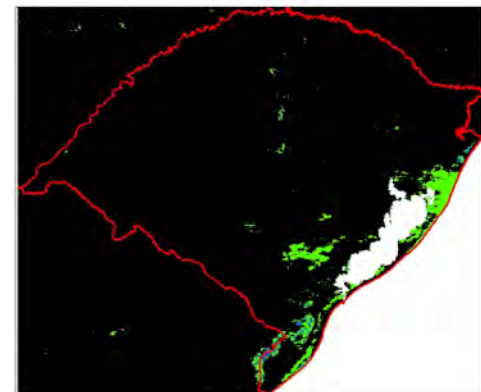
01/11/2011



17/11/2011

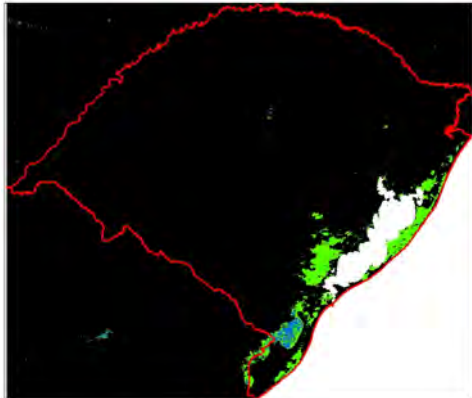


03/12/2011



19/12/2011

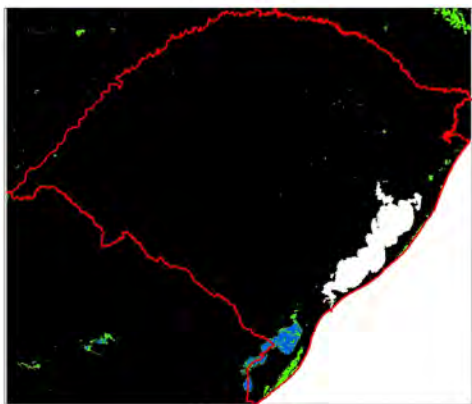
ANEXOS 1



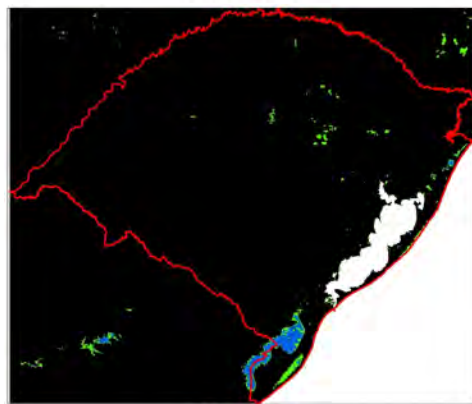
01/01/2012



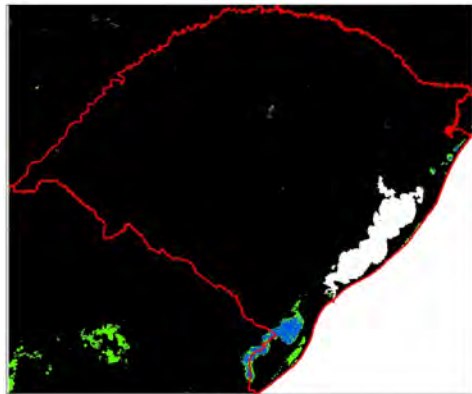
01/17/2012



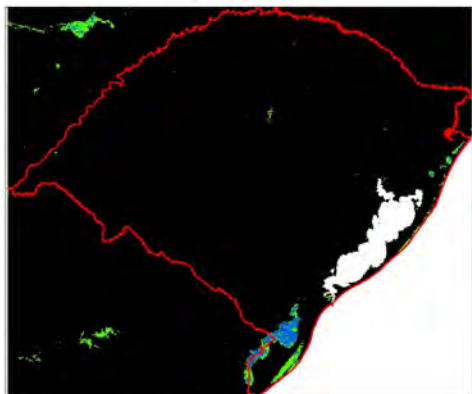
02/02/2012



18/02/2012



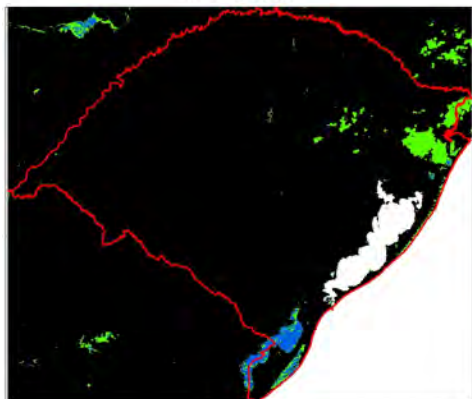
05/03/2012



21/03/2012

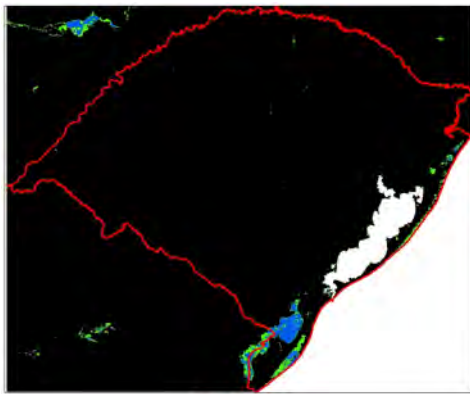


06/04/2012

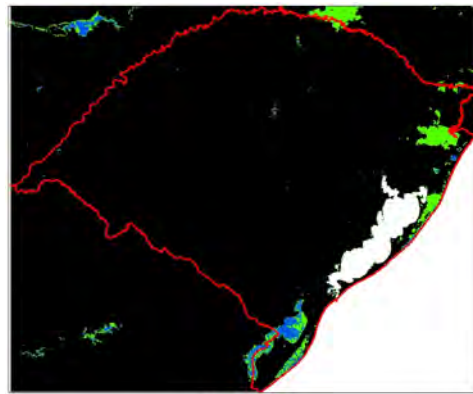


22/04/2012

ANEXOS 1



08/05/2012



24/05/2012