



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/01.09.18.48-TDI

**ESTIMATIVA EM TEMPO QUASE REAL DE ÁREA DE  
MILHO E DE SOJA NO RIO GRANDE DO SUL, POR  
SENSORIAMENTO REMOTO E AMOSTRAGEM**

Isaque Daniel Rocha Eberhardt

Dissertação de Mestrado do  
Curso de Pós-Graduação em  
Sensoriamento Remoto, orientada  
pelos Drs. Antônio Roberto  
Formaggio, e Alfredo José Barreto  
Luiz, aprovada em 02 de fevereiro  
de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3HNHPQL>>

INPE  
São José dos Campos  
2015

**PUBLICADO POR:**

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

**COMISSÃO DO CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO  
DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (DE/DIR-544):****Presidente:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

**Membros:**

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Amauri Silva Montes - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espaciais (ETE)

Dr. André de Castro Milone - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas  
(CEA)

Dr. Joaquim José Barroso de Castro - Centro de Tecnologias Espaciais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos  
(CPT)

Dr<sup>a</sup> Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

**BIBLIOTECA DIGITAL:**

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SID)

**REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:**

Simone Angélica Del Duca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação  
(SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

**EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:**

Marcelo de Castro Pazos - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/01.09.18.48-TDI

**ESTIMATIVA EM TEMPO QUASE REAL DE ÁREA DE  
MILHO E DE SOJA NO RIO GRANDE DO SUL, POR  
SENSORIAMENTO REMOTO E AMOSTRAGEM**

Isaque Daniel Rocha Eberhardt

Dissertação de Mestrado do  
Curso de Pós-Graduação em  
Sensoriamento Remoto, orientada  
pelos Drs. Antônio Roberto  
Formaggio, e Alfredo José Barreto  
Luiz, aprovada em 02 de fevereiro  
de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3HNHPQL>>

INPE  
São José dos Campos  
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

---

Eberhardt, Isaque Daniel Rocha.

Eb36e      Estimativa em tempo quase real de área de milho e de soja no Rio Grande do Sul, por sensoriamento remoto e amostragem / Isaque Daniel Rocha Eberhardt. – São José dos Campos : INPE, 2015.

xxiv + 108 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/01.09.18.48-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2015.

Orientadores : Drs. Antônio Roberto Formaggio, e Alfredo José Barreto Luiz.

1. Estatísticas agrícolas. 2. Sensoriamento remoto agrícola. 3. Amostragem probabilística. 4. Mapas de cultivos. 5. Monitoramento agrícola. I.Título.

CDU 528.8:633.3(816.5)

---

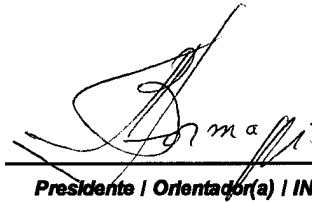


Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aprovado (a) pela Banca Examinadora  
em cumprimento ao requisito exigido para  
obtenção do Título de **Mestre** em  
**Sensoriamento Remoto**


Dr. Antônio Roberto Formaggio



---

Presidente | Orientador(a) | INPE | SJC Campos - SP


Dr. Alfredo José Barreto Luiz



---

Orientador(a) | EMBRAPA | Jaguariúna - SP

Dra. Ieda Del' Arco Sanches



---

Membro da Banca | INPE | São José dos Campos - SP

Dr. Rodrigo Rizzi



---

Convidado(a) | UFPel | Capão do Leão - RS

Dr. Flávio Pinto Bolliger



---

Convidado(a) | IBGE | Rio de Janeiro - RJ

**Este trabalho foi aprovado por:**

maioria simples

unanimidade

Aluno (a): **Isaque Daniel Rocha Eberhardt**

**São José dos Campos, 02 de Fevereiro de 2015**



*“Se não conheces a teus inimigos e a ti mesmo, nunca vencerás uma batalha. Se conheces a ti mesmo, vencerás metade de tuas batalhas. Se conheces a teus inimigos vencerás metade de tuas batalhas. Mas se conheceres a teus inimigos e a ti mesmo, nunca perderás uma batalha e excederás no Tao da Guerra”*

Sun Tzu





*Dedico e ofereço este trabalho a meus pais, Nery de Barros Eberhardt e Célia Rocha Eberhardt, por dedicarem suas vidas à construção da minha.*



## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, refúgio e fortaleza de todos que Nele creem.

A meus pais, Nery de Barros Eberhardt e Célia Rocha Eberhardt, pelo apoio incondicional nesta jornada, exemplos de dedicação à família, retidão e abnegação com a verdade e a justiça.

A meu irmão, Paulo Eduardo Rocha Eberhardt, pela lealdade, amizade e conselhos mesmo à distância, nas horas de apreensão e dificuldade.

À minha namorada, Leisy Mikaelly Alves Teixeira, pelo incentivo e amor em um momento tão importante de minha carreira profissional.

Ao Dr. Antonio Roberto Formaggio, pela confiança depositada desde o processo de seleção de mestrado, por não ser somente um orientador científico, e pela relação de franqueza absoluta.

Ao Dr. Alfredo José Barreto Luiz, pelas irreparáveis contribuições técnico-científicas e incansável dedicação ao tema desenvolvido.

Ao Dr. Rodrigo Rizzi, por descortinar o mundo científico e das Geociências, pelas críticas, conselhos e tempo investido ao longo de quatro anos de minha graduação.

Ao Povo brasileiro, por seu esforço em edificar um País cada dia mais forte, e por financiar a ciência nacional através de seu trabalho.

Aos meus colegas de curso, que tive a honra de conhecer, conviver, estudar e celebrar muitas conquistas juntos.

A todos os professores e servidores do INPE que, direta ou indiretamente, contribuíram para materializar este trabalho.

Aos meus colegas de sala André Lima e Fabien Hubert Wagner sempre dispostos a ajudar e debater sobre os temas de Geoinformação.

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



## RESUMO

Os objetivos da presente pesquisa foram: a) avaliar a probabilidade de aquisição de imagens de sensoriamento remoto livres de nuvens para as mesorregiões do RS por meio do produto *cloud mask* do sensor MODIS, identificando os impactos para um sistema de estimativa de área em tempo quase real; b) implementar e avaliar uma metodologia de estimativa de área ocupada com soja e milho em tempo quase real por meio de amostragem probabilística aplicada a imagens Landsat no estado do Rio Grande do Sul (RS); e, c) elaborar e implementar uma metodologia de geração de mapas para a distribuição espacial de culturas de verão (soja e milho) em tempo quase real por meio de imagens de índice de vegetação MODIS. Foram computados os valores de área livre de nuvens e seus respectivos intervalos de confiança em cada mesorregião para cada período bimensal utilizando o produto *cloud mask* MODIS entre julho de 2000 e junho de 2014. Foram produzidos mapas de percentual de ocorrência livre de nuvem por pixel, em períodos bimensais ao longo das 14 safras estudadas, estes mapas serviram para testar a hipótese de que não há diferença estatística para a ocorrência de nuvens entre períodos bimensais por mesorregião. O processo de monitoramento da área ocupada com soja e milho foi dividido em dois segmentos, *Estimativa* e *Mapas*. Os períodos bimensais de estimativas utilizados foram quatro ao longo da safra 2013/2014 (de setembro de 2013 a abril de 2014). No segmento *Estimativa* foi aplicado o método de amostragem probabilística estratificada sobre imagens Landsat-8/OLI tendo como estratos as mesorregiões do Estado do RS. Em cada período bimensal foram aleatorizados 5.000 pixels por amostra. Os pixels foram rotulados com as classes: *soja*, *milho*, *nuvem* e *outros*, e foram atribuídas por meio de interpretação visual da resposta espectral-temporal em imagens Landsat. O segmento *Mapas* consistiu na metodologia Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real (DATQuAR), desenvolvida na presente pesquisa, que disponibiliza um mapa de *soja+milho* para cada período de dois meses. Os mapas DATQuAR foram produzidos com imagens EVI e NDVI MODIS (MOD13Q1) através de diferença simples entre dois períodos bimensais, com e sem filtragem de moda. O processo de avaliação de exatidão do segmento *Estimativa* foi realizado através de uma campanha de campo, e para o segmento *Mapas* através da comparação com os pixels anteriormente usados no segmento *Estimativa*. Os valores de área livre de nuvens por mesorregião foram de aproximadamente 40%. Em termos de probabilidade de pixel livre de nuvens, o valor mínimo foi de 37% com o máximo ao redor de 60%. Não houve diferença estatística de percentual de ocorrência livre de nuvem por pixel em cada mesorregião entre os seis períodos bimensais. A composição colorida com imagens Landsat-8/OLI Rb5-Gb6-Bb4 foi a mais adequada ao processo interpretação visual. Para o processo de interpretação visual foi definida uma chave de interpretação e o protocolo para aplicação da interpretação. A exatidão global do processo de classificação visual dos pixels

aleatorizados foi de 95,74%. Foram necessárias no máximo 100 horas de trabalho para a execução do segmento *Estimativa* a cada período bimensal de monitoramento. Para a produção dos mapas DATQuaR o melhor formato adotado foi o de diferença simples entre uma imagem de máximo (no período de monitoramento) e outra de mínimo (período bimensal anterior), ambas obtidas a partir de imagens EVI MODIS, com aplicação de filtro de moda com janela 3x3. A concordância global mínima dos mapas DATQuaR produzidos neste formato foi de 81,24%.

## NEAR REAL-TIME ESTIMATES OF PLANTED AREAS WITH SOYBEAN AND MAIZE RIO GRANDE DO SUL STATE BY SATELLITE IMAGES

### ABSTRACT

The aims of this research were: a) to evaluate the probability of acquisition of satellite images without cloud cover for Rio Grande do Sul state (RS) mesoregions using cloud mask MODIS sensor b) to implement and to evaluate the near real-time estimate of occupied area with soybean and maize methodology by random sampling applied over Landsat images in the RS; and c) to elaborate and to implement the method to generate near real-time crop maps by MODIS vegetation index images. The values of clear sky acreage and their confidence intervals in each mesoregion for each bimonthly period using MODIS cloud mask between July 2000 and June 2014 were computed. Per pixel the percentage of clear sky maps for each bimonthly period over 14 agricultural years studied were made; these maps were used to test the hypothesis that the occurrence of clear sky is constant over the time in mesoregion level. The monitoring process of occupied area with soybean and maize was divided in two segments, the *Estimate* and the *Maps*. The estimates bimonthly periods were four through 2013/2014 agricultural year (from September 2013 to March 2014). In the *Estimate* segment, it was applied stratified random sampling over Landsat-8/OLI images using the RS State mesoregion division as strata. 5.000 pixels in each sample for each period were randomized. The pixels were labeled with classes: *soybean*, *maize*, *cloud* and *others*, assigned by visual interpretation of spectro-temporal response in Landsat images. The *Maps* segment consisted in the method Near Real-Time Crop Fields Detection (DATQuaR) that returns *soybean+maize* map for each two months period. These maps were made using NDVI and EVI MODIS images (MOD13Q1) in the simple difference between two periods, with and without mode filter. The accuracy evaluation process of *Estimate* segment was made by field campaign and to *Maps* segment by the comparison with sampled pixels from *Estimative* segment. The clear sky area values in mesoregion level were around 40%. The probability of cloud free pixels was between 37 and 60%. There are no statistical differences between clear sky probability percentage in the mesoregion level among the six bimonthly monitoring periods. The Landsat-8/OLI color composite Rb5-Gb6-Bb4 was the most appropriate for visual interpretation. Visual interpretation key and operational protocol were defined. The accuracy results of the visual classification of sampled pixels was 95.74%. It is necessary about 100 hours of work to apply all the *Estimate* segment in each bimonthly monitoring period. For producing DATQuaR maps the best way was the simple difference between one image as maximum value (over the monitoring period) and minimum value over the anterior period of monitoring, both using EVI MODIS, and as 3x3 mode filter. The minimum global accuracy of the DATQuaR maps using this way was 81.24%.





## LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 3.1 - Resposta espectral de alvos adquirida em laboratório. Os retângulos em linhas pretas pontilhadas representam as posição e largura das bandas do sensor OLI/Landsat-8. As linhas correspondem à gramínea com diferentes percentuais de vegetação fotossinteticamente ativa. Fonte: Clarck et al. (2007). ....	11
Figura 4.1 – Região de estudo, apresentando o RS e suas sete mesorregiões, segundo o IBGE, sendo elas: 1)Noroeste Rio-Grandense, 2)Nordeste Rio-grandense, 3)Centro Ocidental Rio-grandense, 4)Centro Oriental Rio-grandense, 5)Metropolitana de Porto Alegre, 6)Sudoeste Rio-grandense e 7)Sudeste Rio-grandense. ....	19
Figura 4.2 – Períodos de aplicação da metodologia de monitoramento em tempo quase real para o estado do Rio Grande do Sul na safra 2013/2014.22	22
Figura 4.3 – Fluxograma metodológico proposto para o desenvolvimento da pesquisa, demonstrando dados de entrada e processos envolvidos no monitoramento em tempo quase real. Obs.: IC refere-se a intervalo de confiança. ....	23
Figura 4.4 – Região de estudo, apresentando a órbitas e ponto (vetor em vermelho) utilizada para o processo de análise das composições coloridas de imagens de imagens Landsat-8/OLI. Órbita localizada em sua maior parte na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, que concentra a maior parte da soja e milho do Estado do RS. ....	36
Figura 4.5 – Principal período de cultivo para soja e milho, associada a floresta para o Estado do RS. Períodos utilizados na metodologia DATQuaR para identificação das áreas sob cultivo de <i>soja+milho</i> . Curvas representando o perfil espectro temporal teórico de NDVI para soja e milho. ....	39
Figura 4.6 – Pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014 classificados e visitados no trabalho de campo para verificação da exatidão global do processo de classificação visual. ....	43
Figura 4.7 – Pixels que apresentaram discordância entre o processo de classificação via interpretação visual e classes verificadas em trabalho de campo. Imagem em destaque ( <i>a</i> e <i>b</i> ) adquirida pelo Landsat-8/OLI no ponto e órbita 80/223, no dia 19/01/2014. Figura <i>a</i> apresenta pixel o qual foi classificado como <i>soja</i> e pertencia a classe <i>outros</i> . Figura <i>b</i> apresenta o pixel classificado como <i>outros</i> e pertencia a classe <i>soja</i> . ....	45
Figura 5.1 – Valores médios e intervalos de confiança (IC) em cada período bimensal de monitoramento para a ocorrência de área livre de nuvens por mesorregião do RS. Os períodos são: P1 = julho/agosto; P2 =	

setembro/outubro; P3 = novembro/dezembro; P4 = janeiro/fevereiro; P5 = março/abril; P6 = maio/junho; Global = Média global em 14 safras.  
 ..... 48

Figura 5.2 - Mapas de frequência de ocorrência livre de nuvens por pixel (percentual) para os períodos bimensais definidos para o sistema de estimativas proposto nesta dissertação. Os períodos correspondem: a) P1 – 1º julho a 31 de agosto; b) P2 – 1º de setembro a 31 de outubro; c) P3 – 1º novembro a 31 de dezembro; d) P4 – 1º de janeiro a 28 de fevereiro; e) P5 – 1º de março a 30 de abril; e f) P6 – 1º de maio a 30 de junho..... 49

Figura 5.3 – Frequência acumulada para a ocorrência livre de nuvens por pixel em cada período para cada mesorregião. No eixo das abscissas estão dispostas as classes de frequência acumulada em termo de percentuais, no eixo das ordenadas são apresentados os valores de frequência acumulada para cada um dos períodos bimensais de monitoramento ao longo de uma safra. Os valores foram obtidos a partir de imagens MOD35 de 14 safras (entre julho de 2000 e junho de 2014).  
 ..... 51

Figura 5.4 – Composições coloridas com imagens Landsat-8/OLI da órbita/ponto 223/80, adquiridas em 19/01/2014. Talhões de milho *a*, *b*, *c* e *d* (identificados pelos pontos verdes) visitados em campanha de campo em fevereiro de 2014..... 53

Figura 5.5 – Composições coloridas com imagens Landsat-8/OLI da órbita/ponto 223/80, adquiridas em 19/01/2014. Talhões de soja *a*, *b*, *c* e *d* (identificados pelos pontos verdes) visitados em campanha de campo em fevereiro de 2014..... 54

Figura 5.6 – Apresentação da visão geral do arranjo do processo de interpretação visual no software ENVI®. Cada conjunto é composto pela tela maior (*image*), visão geral da cena (*scroll*) e detalhamento (*zoom*) pertence a uma única data de imageamento. As imagens estão associadas via o sistema de coordenadas, possibilitando analisar o mesmo ponto ao longo do tempo nas imagens..... 57

Figura 5.7 – Aplicação de realce por contraste de máximo e mínimo em imagens Landsat-8/OLI, na composição Rb5-Gb6-Bb4. O histograma *a* apresenta a imagem antes da aplicação do realce por contraste de máximo e mínimo, em *b* após a operação. As linhas brancas verticais nos histogramas *a* mostra os limites da distribuição original dos valores utilizada pelo *software* para apresentar a imagem, e o histograma *b* mostram o ponto de corte da distribuição aplicado para que a imagem OLI fique com o aspecto visual desejado para as áreas de remanescentes florestais (identificado pelo “\*”)...... 58

Figura 5.8 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à mesorregião Noroeste Rio-Grandense e microrregião de Santo Ângelo, visitada durante o

trabalho de campo voltado à validação da chave e protocolo de interpretação. Talhões de soja (a) e milho (b). .....	61
Figura 5.9 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à mesorregião Noroeste Rio-Grandense e microrregião de Santo Ângelo, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhões de soja identificados pelos pontos a e b. ....	64
Figura 5.10 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à microrregião de Santo Ângelo inserida na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhão de milho cultivado em primeira safra (1ª) e safrinha (2ª). .....	68
Figura 5.11 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à microrregião de Santo Ângelo inserida na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhão de milho cultivado na primeira safra (1ª) e com soja na safrinha (2ª). .....	69
Figura 5.14 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de setembro/outubro de 2013. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período. ....	72
Figura 5.15 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de novembro/dezembro de 2013. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período. ....	73
Figura 5.16 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período. ....	73
Figura 5.17 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de março/abril de 2014. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período. ....	74
Figura 5.18 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de setembro/outubro de 2013. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI. ....	75
Figura 5.19 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de novembro/dezembro de 2013. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI. ....	75

- Figura 5.20 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI. .... 76
- Figura 5.21 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de março/abril de 2014. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI. .... 76
- Figura 5.22 – Valores de área ocupada com soja e milho (barras coloridas) associados ao valor de coeficiente de variação (CV; barras em preto) para os períodos entre setembro/outubro e março/abril de 2014. .... 80
- Figura 5.23 – Mapas de Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real (DATQuaR) para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Os mapas em destaque foram elaborados a partir de imagens MOD13Q1 de índices de vegetação. Os mapas foram gerados através de diferença simples e ambos passaram pelo processo de filtragem de moda com janela 3x3 pixels. As porções em verde representam as áreas identificadas com *soja+milho*. .... 82
- Figura 5.24 – Mapa de Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real (DATQuaR) para o período de janeiro/fevereiro de 2014 (vetor de cor branca) sobreposto a composição Rb5-Gb6-Bb4 Landsat-8/OLI para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Mapa DATQuaR elaborado com imagens EVI MODIS, composto por mínimo EVI para o período de novembro/dezembro de 2013 e máximo EVI para janeiro/fevereiro de 2014. .... 83
- Figura 5.25 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (*soja+milho*) para o período de setembro/outubro de 2013 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*. .... 84
- Figura 5.26 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (*soja+milho*) para o período de novembro/dezembro de 2013 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*. .... 85
- Figura 5.27 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (*soja+milho*) para o período de janeiro/fevereiro de 2014 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*. .... 86
- Figura 5.28 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (*soja+milho*) para o período de março/abril de 2014 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*. .... 87

## LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 4.1 – Participação em percentual de cada mesorregião na área cultivada total de soja e milho no Estado do Rio Grande do Sul na safra 2011/2012.....	30
Tabela 4.2 – Comparação dos valores de CV para as alocações de uma amostra com n = 5.000 pixels, em amostra aleatória simples ( <i>aas</i> ), média das alocações ótimas ( <i>nmh</i> ) e máxima corrigida ( <i>nch</i> ) para o painel amostral proposto.....	33
Tabela 4.3 – Número de pixels Landsat por mesorregião do E RS.....	34
Tabela 4.4 – Exemplo da organização da lista de pixels utilizada por mesorregião para sorteio da amostra.....	35
Tabela 4.5 – Combinações entre bandas OLI/Landsat-8 que se assemelham àquelas elaboradas com imagens ETM+/Landsat-7 propostas por Rizzi e Rudorff (2005). ....	37
Tabela 5.1 - Valores médios do percentual de ocorrência livre de nuvens por pixel em cada mesorregião do RS por período bimensal entre 1º de julho de 2000 e 30 de junho de 2014. ....	50
Tabela 5.2 – Área ocupada com milho apresentando pleno vigor identificável em imagens Landsat, em cada uma das mesorregiões do RS para os períodos de monitoramento estudados. ....	78
Tabela 5.3 - Área ocupada com soja apresentando pleno vigor identificável em imagens Landsat, em cada uma das mesorregiões do RS para os períodos de monitoramento estudados. ....	79
Tabela 5.4 - Máximas diferenças relativas entre a média de concordância global dos mapas DATQuaR sem processo de filtragem de moda e os pixels Landsat interpretados, em cada período para cada mesorregião do RS. ....	88
Tabela 5.5 - Máximas diferenças relativas entre a média de concordância global dos mapas DATQuaR com processo de filtragem de moda (janela 3x3 pixels) e os pixels Landsat interpretados, em cada período para cada mesorregião do RS.....	88
Tabela 5.6 - Valores de concordância entre mapas DATQuaR sem filtragem e pixels do segmento <i>Estimativa</i> , ponderados pela área de <i>soja+milho</i> identificada em cada período por mesorregião em relação ao total verificado no RS no mesmo período. ....	89
Tabela 5.7 - Valores de concordância entre mapas DATQuaR com filtragem e pixels do segmento <i>Estimativa</i> , ponderados pela área de <i>soja+milho</i>	

identificada em cada período por mesorregião em relação ao total verificado no RS no mesmo período. ....	90
Tabela A.1 – Valores de área de cada mesorregião e os calculados de peso do estrato ( $Wh$ ), proporção da cultura no estrato ( $pih$ ), desvio padrão da estimativa da cultura no estrato ( $sih$ ) e desvio padrão ponderado pelo peso do estrato na estimativa do estado ( $Wh.sih$ ).....	105
Tabela A.2 – Tamanhos do conjunto de amostras para a amostragem proporcional ( $nrh$ ), amostragem ótima ( $noih$ ), amostragem média ( $nmh$ ), amostragem máxima ( $nXH$ ) e amostragem máxima corrigida ( $nch$ ). ....	106
Tabela B.1. Arranjos testados na geração das imagens DATQuAR para identificar soja+milho nos períodos bimensais de monitoramento. .	107
Tabela B.2 – Valores do teste Kolmogorov-Smirnov para a frequência relativa dos percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel em cada mesorregião do RS nos seis períodos de monitoramento.....	108

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AgRISTARS	Agriculture and Resources Inventory Surveys Through Aerospace Remote Sensing
CONAB	Companhia Nacional de Abastecimento
ARVI	Atmospherically Resistant Vegetation Index
MOD35	Cloud Mask product MODIS
CV	Coeficiente de Variação
CEI	Crop Enhancement Index
DATQuaR	Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real
EOS	Earth Observation System
Landsat	Earth Resources Technology Satellite
EMBRAPA	Empresa Brasileira De Pesquisa Agropecuária
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
EVI	Enhanced Vegetation Index
EUA	Estados Unidos da América
GEOSAFRAS	Geotecnologias Aplicadas ao Monitoramento Agrícola
GEOGLAM	Global Agricultural Monitoring
HDF	Hierarchical Data Format
IV	Índice de Vegetação
SWIR	Infravermelho de Ondas Curtas
NIR	Infravermelho Próximo
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IC	Intervalo de Confiança
JRC	Joint Research Centre
LACIE	Landsat Area Crop Inventory Experiment
Max	Máximo
MaxVIs	Máximo Valor de Índice de Vegetação
MeanVIs	Média Valor de Índice de Vegetação
MedVIs	Mediana Valor de Índice de Vegetação
Min	Mínimo
MinVIs	Mínimo Valor de Índice de Vegetação
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MRTSwath	Modis Reprojection Tool Swath
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NASS	National Agricultural Statistics Service
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
OLI	Operational Land Imager
PRI	Photochemical Reflectance Index
PAC	Política Agrícola Comum
PIB	Produto Interno Bruto
PREVS	Projeto Previsão e Acompanhamento de Safras Agrícolas

REM	Radiação Eléctromagnética
TOA	Reflectância no Topo da Atmosfera
RS	Rio Grande do Sul
SLC	Scan Line Corrector
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
MARS	The Monitoring Agriculture with Remote Sensing
EU	União Europeia
USDA	United States Department of Agriculture
USGS	United States Geological Survey
MOD13Q1	Vegetation Index 16-day 250m
VIS	Visível
WRS-2	Worldwide Reference System-2



## SUMÁRIO

1	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	1
1.1.	Contextualização e histórico .....	1
1.2.	Hipótese .....	4
2	<b>OBJETIVOS</b> .....	5
2.1.	Geral .....	5
2.2.	Específicos.....	5
3	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	7
3.1.	A importância da soja e milho para o RS .....	7
3.2.	Estimativas agrícolas e sensoriamento remoto .....	7
3.3.	Comportamento espectral de vegetação fotossinteticamente ativa .....	10
3.4.	Sensores remotos orbitais utilizados nesta pesquisa .....	13
3.4.1.	<i>Operational Land Imager (OLI)</i> .....	13
3.4.2.	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)</i> .....	14
3.4.3.	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)</i> .....	14
3.5.	Índices Espectrais de Vegetação (IVs) .....	15
3.6.	Metodologia para mapas de culturas em imagens MODIS .....	16
4	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	19
4.1.	Área de estudo.....	19
4.2.	Materiais .....	20
4.3.	Métodos.....	21
4.4.	Presença de área livre de nuvens em imagens de sensoriamento remoto .....	23
4.4.1.	Estimativa de área livre de nuvens em nível de mesorregião .....	26
4.4.2.	Mapas de ocorrência de pixel livre de nuvens.....	27
4.4.3.	Teste de hipótese para a ocorrência de pixel livre de nuvens ....	28
4.5.	Segmento <i>Estimativa</i> .....	29
4.5.1.	O painel amostral .....	30
4.5.2.	A estratificação .....	30
4.5.3.	A amostragem.....	31
4.5.4.	Avaliação da estimativa realizada pelo método proposto .....	33
4.5.5.	Elaboração dos sorteios .....	34

4.5.6.	Análise das composições coloridas Landsat-8/OLI .....	35
4.5.7.	Análise de valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) de imagens Landsat-8/OLI .....	37
4.6.	Segmento <i>Mapas</i> .....	38
4.6.1.	O mapeamento de cultivos .....	38
4.6.2.	Avaliação dos mapas DATQuAR .....	42
4.6.3.	Trabalho de campo e validação .....	43
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	47
5.1.	Presença de área livre de nuvens em imagens de sensoriamento remoto .....	47
5.1.1.	Análise Estimativa de área livre de nuvens em nível de mesorregião .....	47
5.1.2.	Mapas de percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel ..	48
5.2.	Segmento <i>Estimativa</i> .....	52
5.2.1.	Análise das composições coloridas OLI .....	52
5.2.2.	Pré-processamento e definições para o processo de interpretação visual .....	54
5.2.3.	Elaboração da chave de interpretação para soja e milho .....	58
5.2.4.	Especificidades da chave de interpretação por período de estimativa para o cultivo de soja .....	63
5.2.5.	Especificidades da chave de interpretação por período de estimativa para a cultura do milho .....	66
5.2.6.	Protocolo para aplicação da chave de interpretação para soja e milho .....	70
5.2.7.	Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) de soja e milho em imagens Landsat-8/OLI nas condições do RS .....	71
5.2.8.	Valores de área ocupada com soja e milho no RS .....	77
5.2.9.	Tempo necessário à execução e viabilidade do segmento <i>Estimativa</i> .....	80
5.3.	Segmento <i>Mapas</i> .....	81
5.3.1.	Método mais adequado para a formação dos mapas DATQuAR ..	88
6	CONCLUSÕES .....	91
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	95
7	APÊNDICE A. ....	105
8	APÊNDICE B. ....	107

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1. Contextualização e histórico

A agricultura de soja e milho no Rio Grande do Sul (RS), tal qual conhecemos, começa a se desenvolver a partir das décadas de 1960 e 1970. As transformações ocorridas foram de expansão da área cultivada e da produtividade, viabilizadas graças aos resultados da correção da acidez e fertilidade dos solos por meio da chamada “Operação Tatu” (EMBRAPA, 2004a).

Recentemente, o RS produziu, na safra 2012/2013, 17% da soja e 15% do milho de primeira safra do país, tornando-se o terceiro maior produtor de soja e segundo maior produtor de milho para esta safra (CONAB, 2013).

As estatísticas agrícolas podem ser um fator importante no desenvolvimento das sociedades e fundamental ao bom andamento de um governo. Alguns registros reforçam esta assertiva, como constatado nos relatos de Confúcio na China de 2000 a.C., ou no Egito dos faraós (EMBRAPA, 2004b). Quando consideramos um país de expressiva produção agrícola e de dimensões continentais, tal qual o Brasil, é reforçada a necessidade de um constante monitoramento de sua produção agrícola (PINO, 2001).

A obtenção de estatísticas ou estimativas agrícolas consiste em um processo de reconhecimento dos cultivos existentes na região de interesse e do estabelecimento de um processo de aferição do parâmetro estudado das culturas, em geral, valores de áreas cultivadas e de produtividades agrícolas (PINO, 1999).

Parte da produção agrícola mundial é a das chamadas *commodities*. Entende-se por *commodity* todo tipo de mercadoria em estado bruto ou primário, amplamente produzida, que detém um padrão de relevância comercial e comercializadas globalmente (SANDRONI, 1999).

Contudo, em muitos casos o mercado destes produtos acaba sendo influenciado por agentes que não estão diretamente envolvidos no processo de produção, os chamados *especuladores* (WESTERHOFF; WIELAND, 2010). Ademais, segundo Westerhoff e Wieland (2010), na ausência de informações sólidas sobre as *commodities*, estes atores influenciam os preços de forma negativa para alguns envolvidos do setor, como por exemplo, os consumidores finais.

As estimativas agrícolas apresentam também papel importante à tomada de decisão para a governança pública. Um exemplo disso é a concessão de incentivos fiscais e subsídios na União Europeia (EU), através da Política Agrícola Comum (ERJAVEC et al., 2011). De modo semelhante, estimativas agrícolas podem ajudar os produtores na tomada de decisão sobre qual cultura semear e quais preços esperar no momento da colheita (HERMELINGMEIER, 2010).

A obtenção de estimativas agrícolas por meio do uso de imagens de sensoriamento remoto é uma realidade em alguns países nos dias de hoje, para algumas das principais culturas. Um exemplo disso é a EU, que já estimou a área cultivada das principais culturas utilizando imagens adquiridas por sensores orbitais como insumo em um processo de amostragem probabilística estratificada (GALLEGO; BAMPS, 2008).

O *National Agricultural Statistics Service* (NASS) dos Estados Unidos da América (EUA) desenvolve a ideia de estimar a área das culturas por meio de imagens de sensores remotos desde 1972 quando do início da operação da primeira plataforma orbital da série Landsat (NASS, 2014). Entretanto, esses projetos ainda são tratados como complementares pelo NASS, sob a alegação de não deterem *timing* adequado à tomada de decisão (NASS, 2014).

O grupo dos 20 países mais importantes economicamente (G20) criou o *Global Agricultural Monitoring* (GEOGLAM) com o intuito de disponibilizar estimativas agrícolas em escala global via a utilização de produtos de sensoriamento remoto.

Essa iniciativa está inserida em um plano de ação contra a volatilidade dos preços das *commodities* (GEOGLAM, 2014).

O Brasil ainda não dispõe de um sistema de estimativa de safras que utilize imagens de sensores orbitais de forma contínua e sistemática para as principais culturas agrícolas. Somado a isto, os sistemas atuais de previsão e estimativa de safras em operação no Brasil não dispõem de mecanismos matemáticos/estatísticos de avaliação da qualidade do processo de estimativa (PINO, 2001). Ademais, as estimativas de safra oficiais só apresentam o *timing* adequado em escalas estaduais ou nacionais, podendo existir um atraso de até dois anos entre a geração dos dados e disponibilização das estatísticas para escalas de município ou de pequenas regiões (IBGE, 2004).

A presente pesquisa está inserida em um projeto de pesquisa intitulado *Monitoring of Brazilian Agriculture by Remote Sensing*, com suporte do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) e da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), (Projeto MoBARS, Programa “Ciência sem Fronteiras”, CNPq/CAPES nº 402597/2012-5). Este teve início em 2013 e com duração de dois anos, foi desenvolvido no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), para o monitoramento da agricultura dos estados de São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul. O MoBARS é uma evolução dos demais projetos de estatísticas agrícolas já desenvolvidos no INPE, sendo que neste projeto é buscada a redução da demanda de trabalhos de campo, uma das maiores dificuldades encontradas no projeto GEOSAFRAS.

Assim, a motivação para a realização do presente trabalho foi a necessidade de obtenção de estimativas agrícolas para os cultivos de soja e milho em escala estadual que disponham de medida precisão probabilística associada à estimativa obtida, em escala temporal o mais próximo do que ocorre no campo.

## **1.2. Hipótese**

Pressupondo que, devido às características dos dois cultivos, é possível a diferenciação destes entre si, bem como dos demais alvos presentes nas cenas, possibilitando identificar e estimar as áreas ocupada com tais culturas por meio de imagens adquiridas por sensores orbitais. A hipótese que norteou a presente dissertação foi a de que, de posse de dados multiespectro-temporais adquiridos por sensores remotos a bordo de plataformas orbitais, é possível estimar em tempo quase real a área de soja e milho no Estado do Rio Grande do Sul.

## **2 OBJETIVOS**

### **2.1. Geral**

Alinhados a hipótese da presente pesquisa os objetivos principais foram: a) avaliar a probabilidade de aquisição de imagens de sensoriamento remoto livre de nuvens para as mesorregiões do RS por meio do produto *cloud mask* do sensor MODIS, identificando os impactos para um sistema de estimativa de área em tempo quase real; b) implementar e avaliar uma metodologia de estimativa de área ocupada em tempo quase real por meio de amostragem probabilística aplicada a imagens adquiridas pelos sensores OLI e ETM+ para as culturas agrícolas de soja e milho no estado do Rio Grande do Sul; e c) conjuntamente, elaborar e implementar uma metodologia de geração de mapas para a distribuição espacial de culturas de verão (soja e milho) em tempo quase real por meio de imagens de índice de vegetação MODIS.

### **2.2. Específicos**

Os objetivos específicos da presente pesquisa foram:

- quantificar a disponibilidade de área livre da presença de cobertura de nuvens em períodos de dois meses em um sistema de estimativa de safras em tempo quase real;
- testar a existência de diferença estatística quanto à disponibilidade de área livre de nuvens para cada mesorregião do RS definidas pelo IBGE em seis períodos bimensais de estimativa ao longo da safra;
- definir a chave e protocolo de interpretação para soja e milho em imagens dos sensores ETM+ e OLI a bordo dos satélites Landsat-7 e -8, respectivamente, viabilizando a classificação e a estimativa de área ocupada dos mesmos com a utilização de dados obtidos em campo para a validação;

-aplicar o método de amostragem probabilística estratificada usando as sete mesorregiões como estratos, para estimar a área cultivada em nível estadual as áreas de soja e milho em tempo quase real;

-dimensionar a demanda de tempo para a elaboração das estimativas de área por meio de amostragem probabilística até a disponibilização da informação final;

-implementar um método de geração de mapas da distribuição de soja e milho utilizando imagens MODIS de índices de vegetação e os valores de estimativa obtidos por amostragem probabilística em imagens Landsat em um *script* iterativo do *software* R.



### **3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

#### **3.1. A importância da soja e milho para o RS**

A agropecuária do Estado do Rio Grande do Sul desempenha papel de destaque na economia do estado, sendo que em 2012 representou a segunda maior parcela do Produto Interno Bruto (PIB) do RS, com 34,8%, atrás somente do setor de serviços 35,8% (FEE, 2013). Boa parte do PIB agrícola do RS advém da produção de soja e milho, que ocuparam respectivamente 4,62 e 1,03 milhões de ha na safra 2012/2013 (CONAB, 2014a), recobrando 21% da extensão territorial do RS.

O cultivo de soja está em expansão no RS, com um incremento de aproximadamente um milhão de hectares (equivalente a 25%) entre as safras 2009/2010 e 2013/2014 (IBGE, 2014). Esta expansão está ocorrendo principalmente nas regiões Oeste e Sul do RS, com muitas das novas áreas de cultivo de soja ocupando áreas originalmente de utilização orizícola.

#### **3.2. Estimativas agrícolas e sensoriamento remoto**

Segundo Pino (1999), desde o início da colonização do Brasil são elaboradas estatísticas agrícolas. Porém, até os primeiros anos do século XX, as informações geradas eram muito simples e esparsas, com a realização do primeiro censo no Brasil (ano de 1900), concentrado no estado de São Paulo (PINO, 1999). Os esforços para obtenção de estatísticas agrícolas no Brasil sempre envolveram órgãos públicos, com significativa parte do processo a cargo do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Atualmente IBGE e a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) geram as estimativas de safras agrícolas para o Brasil.

Alternativamente às abordagens tradicionais de estatísticas agrícolas, existe a possibilidade do uso de imagens de sensoriamento remoto. A partir do lançamento do primeiro satélite da série Landsat na década de 1970, os EUA desencadearam o projeto pioneiro de estatísticas agrícolas chamado *The use of*

*Landsat Data in a Large Area Crop Inventory Experiment (LACIE)* (MACDONALD et al., 1975). Este buscava estimar a área cultivada globalmente com trigo, bem como demonstrar as potencialidades e viabilidade econômica do uso de imagens adquiridas por sensores remotos em aplicações agrícolas (MACDONALD et al., 1975).

Outra importante iniciativa foi o projeto *Agriculture and Resources Inventory Surveys Through Aerospace Remote Sensing (AgRISTARS)* formado por *National Aeronautics and Space Administration (NASA)* e o *United States Department of Agriculture (USDA)*, o objetivo era preparar uma metodologia capaz de estimar a área de várias culturas (trigo, milho, soja, entre outras) usando imagens dos satélites Landsat 2 e 3 (KLEWENO; MILLER, 1981).

A partir de 1998 teve início na EU o *The Monitoring Agricultural Resources (MARS)* executado pelo *Joint Research Centre (JRC)*, que visava estimar a área de algumas das principais culturas produzidas na EU (trigo, canola, milho, batata, girassol, entre outras) por meio de imagens de satélite (GALLEGO, 1999). Atualmente, o MARS monitora a EU (GALLEGO; BAMPS, 2008) e gera boletins mensais de produtividade para as principais culturas de modo operacional e contínuo.

No Brasil, algumas metodologias foram desenvolvidas como complementares aos métodos de obtenção de estatísticas agrícolas tradicionais, buscando quantificar a incerteza associada ao processo de estimativa agrícola. Uma iniciativa pioneira foi o Projeto Previsão e Acompanhamento de Safras Agrícolas (PREVS) elaborada pelo IBGE e o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Essa visava testar uma metodologia objetiva de estimativa de safra por meio da utilização de amostragem probabilística de segmentos aplicada a imagens de sensores remotos sub-orbitais e orbitais (MUELLER et al., 1988). De modo piloto, a PREVS foi conduzida no estado do Paraná utilizando estratificação na formação do painel amostral aplicado em imagens Landsat-

5/TM para definir as coletas de campo que subsidiavam o cálculo de estimativa de área cultivada (MUELLER et al., 1988; IBGE, 2004).

Igualmente, o Projeto GEOSAFRAS visava estimar a área cultivada das principais culturas agrícolas do Brasil, entre elas soja, milho, café, cana-de-açúcar e laranja, com uma medida de incerteza associada, utilizando técnicas probabilísticas associadas à estratificação em nível municipal (FIGUEIREDO, 2005). Porém, tanto a PREVS quanto o GEOSAFRAS tinham nos levantamentos de campo a fonte de dados para estimar a área cultivada, sendo que esta característica contribuiu para inviabilizar a continuidade de ambos em função do custo de aplicação.

Dentre as formas de geração de estatísticas agrícolas utilizando imagens adquiridas por sensores remotos, uma consagrada é a elaboração de mapas temáticos por meio de classificação ou fotointerpretação (RIZZI; RUDORFF, 2005; RUDORFF et al., 2010; SUGAWARA et al., 2008; VIEIRA et al., 2012). Contudo, a elaboração desses mapas depende de os alvos em estudos apresentem diferenças espectro-temporais suficientes para sua diferenciação, bem como de duas condições complementares: a disponibilidade de imagens livres de coberturas de nuvens para toda a região de estudo e de capacidade operacional (força de trabalho e recursos computacionais) suficientes ou tempo para elaborar esses mapas de cultura.

Ademais, a cobertura de nuvens pode afetar de modo definitivo a utilização de imagens de sensores orbitais, a ponto de que parte de uma região não disponha de imagens suficientes para que seja realizado um mapeamento completo (ASNER, 2001; SUGAWARA et al., 2008), de forma que, em muitos casos, inviabiliza-se a realização de mapeamentos completos de regiões da ordem de grandeza similares a um estado (EBERHARDT et al., 2014).

Para contornar estas limitações, alguns trabalhos têm demonstrado que o conceito de amostragem probabilística apresenta potencial para a obtenção de estatísticas agrícolas com medida de incerteza associada (EPIPHANIO et al.,

2002; LUIZ, 2003). Para avaliar estes erros amostrais, é possível adotar o coeficiente de variação (CV). Esta medida estatística possibilita a comparação direta dos erros de um processo de estimativa entre populações de diferentes tamanhos e tipos.

Segundo Luiz (2003), uma alternativa para estimar área de culturas agrícolas com o menor CV é utilizar a estratificação. Neste caso, os estratos devem ser constituídos de modo que exista maior homogeneidade interna (COCHRAN, 1977; TOBLER, 2004). Alguns autores têm aplicado esta premissa sobre imagens de satélites Landsat para a obtenção de estatísticas agrícolas (ADAMI et al., 2010; LUIZ et al., 2012).

Inúmeros foram os trabalhos que demonstraram o potencial de uso de imagens adquiridas por satélites da série Landsat para a produção de estimativas agrícolas, como para a cultura da soja (EPIPHANIO et al., 2002; RIZZI; RUDORFF, 2005) e milho (SANCHES et al., 2005). Entretanto, apesar da potencialidade das imagens multiespectro-temporais dos satélites da série Landsat (LOVELAND; DWYER, 2012), a obtenção de estimativas agrícolas *em tempo quase real* ainda se configura como um desafio à comunidade científica.

### **3.3. Comportamento espectral de vegetação fotossinteticamente ativa**

A aquisição de imagens de sensoriamento remoto consiste no registro por um sensor das interações dos alvos e a radiação eletromagnética (REM) (JENSEN, 2009). Esse processo de aquisição de informação pode ter origem em duas diferentes fontes de radiação eletromagnética, a radiação eletromagnética oriunda do Sol (sensoriamento remoto passivo) ou advinda de fontes artificiais (sensoriamento remoto ativo) (NOVO, 2010). Esta definição é importante visto que, em geral, o estudo de alvos agrícolas é baseado majoritariamente no uso de imagens de sensoriamento remoto passivo (KNIPLING, 1970).

A resposta espectral dos alvos obtida primariamente em laboratório, torna-se o ponto de partida para estudos de alvos sob condições controladas. A utilização

de radiometria em laboratório provê a obtenção da resposta dos alvos ao longo de grande parte do espectro solar (entre 0,4 e 3,0 $\mu$ m). Sendo a grande maioria dos sistemas sensores orbitais dispõem de bandas espectrais em porções específicas do espectro solar.

Em sensores multiespectrais tais como OLI e MODIS (9 e 36 bandas para o OLI e MODIS, respectivamente) (IRONS et al., 2012; JUSTICE et al., 1998) e posicionadas em regiões de janelas atmosféricas que permitam a aquisição de dados (JENSEN, 2009). No caso do sensor OLI, cinco bandas estão posicionadas ao longo do espectro visível (VIS) o qual é compreendido entre 0,4 e 0,7 $\mu$ m, uma na região do infravermelho próximo (NIR) posicionada em 0,7 e 1,3 $\mu$ m e três na região do infravermelho de ondas curtas (SWIR) que corresponde aos comprimentos de onda entre 1,3 e 3,0 $\mu$ m (Figura 3.1).

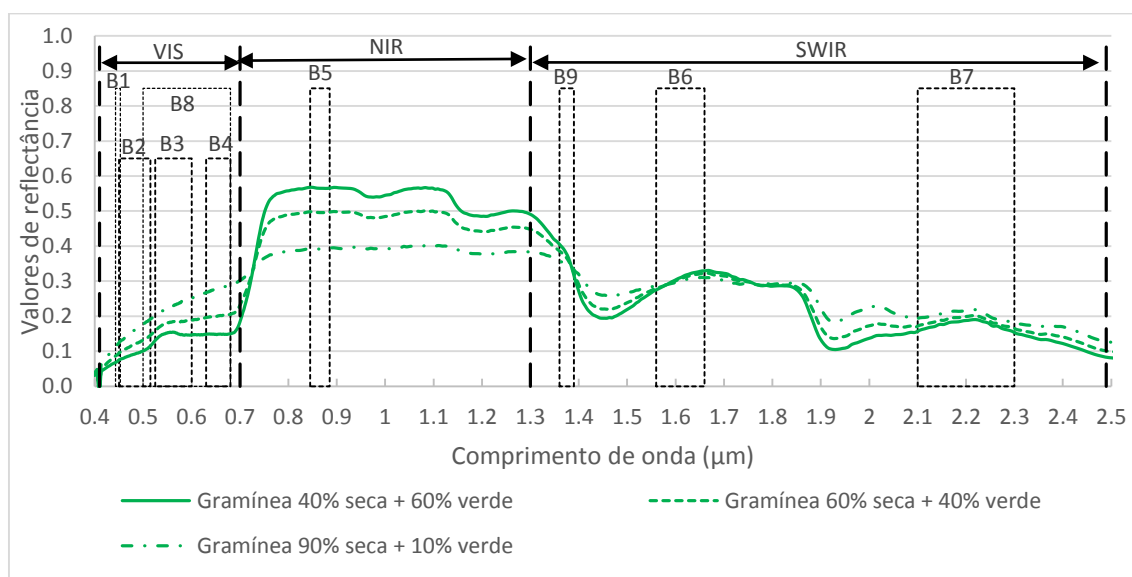


Figura 3.1 - Resposta espectral de alvos adquirida em laboratório. Os retângulos em linhas pretas pontilhadas representam as posição e largura das bandas do sensor OLI/Landsat-8. As linhas correspondem à gramínea com diferentes percentuais de vegetação fotossinteticamente ativa. Fonte: Clarck et al. (2007).

A vegetação fotossinteticamente ativa apresenta comportamento espectral peculiar dentre os demais alvos da natureza, alguns exemplos dessa assertiva podem ser visualizados na Figura 3.1.

Na região do VIS a vegetação tende a apresentar uma resposta espectral regida pelos pigmentos com a absorção da energia disponível para os comprimentos de onda entre 0,4 e 0,7 $\mu$ m. Contudo, a partir do NIR existe a tendência de que a vegetação fotossinteticamente ativa apresente uma redução da absorção de radiação fotossinteticamente ativa até o valor de 0,85 $\mu$ m e um posterior decréscimo para todos os demais comprimentos de onda posteriores.

É com base nas respostas diferentes para estas três principais porções do espectro solar que é construída a diferenciação dos alvos agrícolas em dados de sensoriamento remoto (JENSEN, 2009).

Ao analisar as curvas espectrais da Figura 3.1 tomando como base as bandas espectrais OLI, podemos perceber que exceto pelas bandas B1 e B9 (relacionadas a estudos de atmosfera para atenuação dos efeitos atmosféricos nas imagens OLI; USGS, 2013), todas as demais apresentam informações úteis ao estudo de alvos agrícolas. No caso das bandas B2 e B4 (regiões do azul e vermelho, respectivamente) a resposta espectral está relacionada aos processos fotossintéticos, especialmente aos pigmentos da clorofila e de carotenoides (TAIZ; ZIEGER, 2004).

Para vegetação com vigor vegetativo (linha verde contínua na Figura 3.1) existem picos de absorção da REM para as bandas B2 (0,65 a 0,66  $\mu$ m) e B4 (0,43 a 0,45  $\mu$ m) que apresentam resposta diferente em caso de degradação da estrutura celular (linha verde pontilhada e tracejada da Figura 3.1). A redução de absorção de REM nestas duas porções do espectro para a vegetação pode estar relacionada a processos naturais de degradação dos pigmentos da planta ou por conta da degradação dos mesmos em virtude de estresse de origem hídrica, térmica, entre outras (TAIZ; ZIEGER, 2004; JENSEN, 2009).

Quando tratamos de estudar alvos agrícolas na região do infravermelho próximo (NIR; Figura 3.1) é necessário se ater que as interações da REM desta região do espectro com a vegetação estão regidas predominantemente pela estrutura interna das folhas (principalmente pelo parênquima paliçádico), estrutura do

dossel e quantidade de biomassa (JENSEN, 2009). O sensor OLI dispõem somente da banda B5 centrada entre 0,845 e 0,885 $\mu$ m para esta região espectral.

A vegetação tende a apresentar elevada transmitância e reflectância para a região do NIR. Em função desta característica, ocorre o fenômeno chamado *reflectância aditiva*, no qual o aumento do número de camadas de folhas produz um aumento não linear da reflectância na região do NIR (GAUSMAN et al., 1976). Esse processo ocorre porque a vegetação verde absorve muito pouco da REM desta região do espectro eletromagnético, devido à ação térmica da energia desta porção do espectro eletromagnético (JENSEN, 2009). Esta característica é utilizada por meio da relação desta porção da REM e a estrutura da vegetação é explorada, por exemplo, através de índices de vegetação (IVs). Os IVs em geral, associam a porção relacionada à quantidade de biomassa (NIR) e aquela à atividade dos pigmentos fotossintéticos (VIS) (JACKSON; HUETE, 1991; PRICE, 1992). Também podem ser obtidos alguns parâmetros biofísicos a partir da relação entre VIS e NIR (PRICE; BAUSCH, 1994).

Por fim, para a região chamada de infravermelho de ondas curtas (SWIR; Figura 3.1), a vegetação apresenta resposta espectral influenciada fortemente pelo conteúdo de água intracelular (KNIPLING, 1970; GOEL, 1988; JENSEN, 2009). Utilizando como exemplo a vegetação, é possível perceber que as bandas B6 e B7 do sensor OLI (centradas respectivamente entre: 1,56 - 1,66 e 2,1 - 2,3 $\mu$ m) estão posicionadas em dois picos de reflectância, já que para esta região existem janelas atmosféricas restritas, associadas a uma menor emissão de REM do Sol para esta região e da quantidade de radiação que é absorvida pela água líquida tanto da atmosfera quanto da vegetação (JENSEN, 2009).

### **3.4. Sensores remotos orbitais utilizados nesta pesquisa**

#### **3.4.1. Operational Land Imager (OLI)**

O sensor OLI colocado em órbita em 11 de fevereiro de 2013 a bordo do satélite Landsat-8 (inserido na órbita do Landsat-5) foi considerado em regime normal

de operação a partir do dia 30 de maio de 2013 (NASA, 2014a). Este sensor dispõe de cinco bandas posicionadas sobre as porções do espectro eletromagnético do visível, uma no infravermelho próximo e duas no infravermelho de ondas curtas (2 bandas) (IRONS et al., 2012). E adquire imagens com resolução espacial de 30 metros, com resolução temporal de 16 dias e resolução radiométrica de 12 bits. As imagens OLI estão vinculadas ao sistema de referência geográfica *Worldwide Reference System-2* (NASA, 2009), sendo que esses dados estão disponíveis em reflectância no topo da atmosfera (TOA) (USGS, 2013) no *website* <<http://glovis.usgs.gov/>>.

#### **3.4.2. *Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)***

O sensor ETM+ a bordo do satélite Landsat-7 foi lançado em 15 de abril de 1999 (KOVALSKYY & ROY, 2013). As imagens ETM+ também estão vinculadas ao *Worldwide Reference System-2* (NASA, 2009) e disponibilizadas sem custo pelo USGS no *website* <[glovis.usgs.gov](http://glovis.usgs.gov/)>. O ETM+ possui três bandas espectrais centradas na porção do visível, uma no infravermelho próximo, duas na porção do infravermelho de ondas curtas (2 bandas), uma no infravermelho termal e uma banda pancromática (LOVELAND; DWYER, 2012).

É importante destacar que o sensor ETM+ apresentou uma falha permanente no *Scan Line Corrector* (SLC) em 31 de maio de 2003, deixando porções sem recobrimento de partes das extremidades das cenas imageadas. Entretanto, esta falha não provoca alterações nas características geométricas e radiométricas das áreas imageadas pelo espelho central independente do SLC (faixa central e seções transversais), possibilitando a utilização dessas porções (STOREY et al., 2005; ARVIDSON et al., 2006; WILLIAMS et al., 2006) e que continua com sua calibração adequada ao uso (MARKHAM et al., 2012).

#### **3.4.3. *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)***

O sensor MODIS a bordo das plataformas TERRA e AQUA pertencente ao programa *Earth Observation System* (EOS) conta com 36 bandas espectrais, sendo destas 10 posicionadas na região espectral do visível, sete na região do



infravermelho próximo, três no infravermelho de ondas curtas e 16 no espectro termal (JUSTICE et al., 1998). Entre os produtos MODIS disponíveis aos usuários estão as imagens de reflectância de superfície em composições multitemporais de oito dias (VERMOTE; VERMEULEN, 1999) e índices espectrais de vegetação (IVs) em composições de 16 dias (HUETE et al., 1999).

Outro produto importante gerado a partir do sensor MODIS é o chamado *Cloud Mask* (HUETE et al., 1999; ACKERMAN et al., 2010). Este produto apresenta a ocorrência de nuvens para cada pixel de cada imagem MODIS. Este produto de cobertura de nuvens é gerado utilizando 22 das 36 bandas do sensor MODIS em um algoritmo que retorna a probabilidade da presença nuvens em cada pixel de cada imagem diária. As imagens *cloud mask* apresentam classes definidas como *cloudy* (<66% intervalo de confiança), *uncertain* (66 to 95%), *probably clear* (95 to 99%) and *confident clear* (>99%) (ACKERMAN et al., 2010).

O MOD35 é utilizado para a elaboração de imagens de composições multitemporais, para as quais são selecionados os pixels de melhor qualidade disponível no período analisado.

### **3.5. Índices Espectrais de Vegetação (IVs)**

Desde o lançamento do satélite Landsat-1 em 1972 diversos autores têm desenvolvido IVs. Estes podem ser definidos como uma razão simples, soma, diferenças ou razões de diferenças de bandas posicionadas em diferentes porções do espectro eletromagnético, que têm como objetivo ampliar o sinal da vegetação e reduzir os efeitos da atmosfera, geometria da cena e do solo (JACKSON; HUETE, 1991).

O *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI; ROUSE et al., 1973) atingiu reconhecimento global no monitoramento e estudo de fenologia da vegetação, utilizando a concepção de normalização proposta por Kriegluer et al. (1969). O NDVI é produzido utilizando duas porções do espectro eletromagnético (uma na região do vermelho e outra do infravermelho próximo) em uma equação que retorna a diferença normalizada das bandas (ROUSE et al., 1974).

Outro importante IV atualmente é o *Enhanced Vegetation Index* (EVI; HUETE et al., 1997), elaborado a partir da fusão dos índices *Soil-adjusted Vegetation Index* (SAVI; HUETE, 1988) e *Atmospherically Resistant Vegetation Index* (ARVI; KAUFMAN; TANRÉ, 1992). Este IV atende às demandas do programa EOS, como alternativa ao NDVI para alvos com elevada biomassa (HUETE et al., 1997). O EVI é reproduzido dentro do conjunto de produtos disponíveis pelo programa EOS, como por exemplo no produto *Vegetation Index 16-day 250m* (MOD13Q1; HUETE et al., 1999).

### **3.6. Metodologia para mapas de culturas em imagens MODIS**

A maior parte das metodologias para estimar áreas com cultivos agrícolas que têm por base produtos de sensoriamento remoto gera mapas. Sem dúvida que para alguns fins é necessária a elaboração de um mapa contendo a localização geográfica das culturas (MACROBERTS, 2011), entretanto, para estimar a área de cultivos *em tempo quase real*, deve-se ter claro que é necessário abrir mão de elaborar mapas de cultivos em escala *Landsat-like*, especialmente em função da frequência de observação baixa em virtude da recorrente presença de cobertura de nuvens (ASNER, 2001; SUGAWARA et al., 2008).

Uma alternativa é combinar o uso de imagens tais como as do sensor MODIS, que apresenta maior resolução temporal, em metodologias que identifiquem cultivos agrícolas através de sua respectiva resposta espectro-temporal (BERNARDES et al., 2011; GUSSO et al., 2012; JOHANN et al., 2012; BROWN et al., 2013). Estas abordagens em geral exploram os valores de incrementos registrados nas imagens de IVs MODIS em períodos específicos e têm alcançado crescente destaque (RIZZI et al., 2009; GUSSO et al., 2012; JOHANN et al., 2012).

Uma destas é a metodologia *Crop Enhancement Index* (CEI) elaborada por Rizzi et al. (2009), que propõem a formação de uma imagem diferença entre máximo e mínimo EVI do período agrícola da cultura de interesse. A imagem de máximo EVI (MaxEVI) corresponde às fases de desenvolvimento e de pico de presença

de biomassa na grande maioria dos talhões agrícolas, sendo que a de mínimo EVI (MinEVI) está, compreendida entre a fase de preparo do solo, pré-semeadura, semeadura e emergência da cultura no Mato Grosso (MT). Esta metodologia por meio de uma diferença normalizada do MaxEVI e MinEVI gerou, nas condições do MT, mapas de soja com exatidão espacial de 92% (RIZZI et al., 2009).



## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.1. Área de estudo

A região de estudo da presente pesquisa foi o Estado do Rio Grande do Sul, localizado entre os meridianos 57.6° e 49.7° e paralelos 27.1° e 33.7° (Figura 3.2). O relevo do estado tem formações regulares com regiões de relevo suave ondulado, que somado a altitudes inferiores a 1200m em relação ao nível do mar, com 70,43% do estado inferiores a 300m de altitude e solos de excelente aptidão agrícola, tornam o Estado do RS como uma região de grande potencial para a exploração agrícola. O clima do RS é considerado do tipo Cfb, que equivale a temperado quente, úmido com verões quentes segundo a classificação de Köppen (KOTTEK et al., 2006).

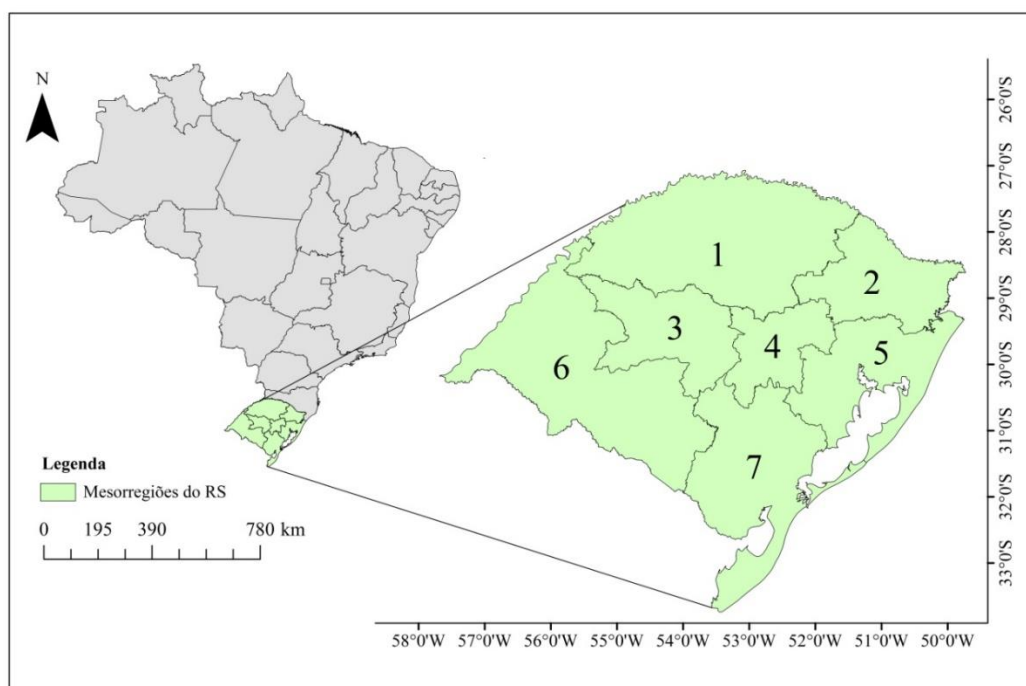


Figura 4.1 – Região de estudo, apresentando o RS e suas sete mesorregiões, segundo o IBGE, sendo elas: 1)Noroeste Rio-Grandense, 2)Nordeste Rio-grandense, 3)Centro Ocidental Rio-grandense, 4)Centro Oriental Rio-grandense, 5)Metropolitana de Porto Alegre, 6)Sudoeste Rio-grandense e 7)Sudeste Rio-grandense.

O calendário agrícola do estado do RS para soja e milho estão intimamente associados à elevação da temperatura com o início da primavera (CUNHA et al., 2001; MALUF et al., 2001). Para a cultura do milho existe a possibilidade de iniciar a semeadura após o mês de agosto, com a possibilidade de semeadura até o mês de janeiro (MALUF et al., 2001). Estas características levam a possibilidade de existir presença de milho em pleno vigor a partir dos meses de outubro até os meses de abril.

Para a cultura da soja o calendário agrícola do RS prevê o início da semeadura a partir do início de outubro se estendendo até dezembro (CUNHA et al., 2001). De tal forma, é possível existir soja em pleno vigor vegetativo entre os meses de dezembro e março.

Contudo, o estado do RS está passando por uma mudança no calendário agrícola que ainda não está totalmente documentada, que é o aparecimento de uma segunda safra (a chamada safrinha) para soja e milho. Apesar do zoneamento de risco climático para soja e milho do RS, em campanha de campo para validação da metodologia desenvolvida por esta pesquisa, campanha esta, realizada no mês de fevereiro de 2014, foram verificadas áreas de safrinha de soja e milho no estado do RS.

#### 4.2. Materiais

Para realização da presente pesquisa, foram necessários os seguintes insumos:

-Todas as imagens adquiridas entre junho de 2013 e abril de 2014, pelos sensores ETM+ e OLI a bordo dos satélites Landsat-7 e -8, respectivamente, nas 22 cenas necessárias para recobrir o estado do RS (Tabela 4.1);

Tabela 4.1 – Órbitas e pontos de imagens do sensor OLI.

	Órbitas					
	225	224	223	223	221	220
Pontos	80 e 81	79 a 81	79 a 82	79 a 83	79 a 83	80 e 82

-Imagens MODIS do produto MOD35 de toda a extensão do RS, de julho de 2000 a junho de 2014;

-Imagens MODIS de índices de vegetação NDVI e EVI (MOD13Q1) correspondentes ao período de 1º julho de 2013 a 1º maio de 2014 dos tiles H13V11 e H13V12;

-Mapa de divisão política de mesorregiões do Estado do Rio Grande do Sul;

-*Softwares*: SPRING (INPE), ArcGIS® (ESRI corporation), ENVI® (ITT Visual Information Solutions), R software (R Development Core Team).

### **4.3. Métodos**

Para alcançar os objetivos estabelecidos, a metodologia foi dividida em dois segmentos: (a) *Estimativa*, correspondendo à estimativa da área ocupada com soja e milho por meio de amostragem probabilística aplicada em imagens OLI; e (b) *Mapas*, que visa gerar mapas da distribuição dos cultivos utilizando imagens MODIS. Ambos os segmentos foram realizados por completo em cada período de dois meses, para a safra 2013/2014 (entre setembro 2013 e abril de 2014).

O objeto de estimativa é a área ocupada com soja e milho em estágio vegetativo claramente caracterizado nas imagens de sensoriamento remoto por sua resposta espectro-temporal característica em cada um dos períodos bimensais estimados. É importante reforçar que nesse formato a metodologia não produz estimativa de safra (total cultivado de uma cultura em um ano agrícola para uma região) e sim uma estimativa da área com cultura verde em pleno desenvolvimento vegetativo (claramente identificada nas imagens de sensoriamento remoto) em cada período bimensal de estimativa.

Em relação à definição do termo *em tempo quase real*, no contexto desta pesquisa faz referência à execução da totalidade do processo de estimativa de área ocupada com *soja* e *milho* e à produção do mapa de cultivos (*soja+milho*) em intervalos regulares de dois meses ao longo da safra, sendo que deve ser possível reproduzir este método de forma sistemática, até a obtenção dos resultados de estimativa de área ocupada e dos mapas de cultivos, antes do final do período bimensal a que fazem referência. Por exemplo, se estamos

estimando a área ocupada com *soja* e *milho* no período de janeiro/fevereiro, a informação de área ocupada e mapa de cultivo tem de estar disponível antes do último dia útil do mês de fevereiro.

Cabe ressaltar que a estimativa faz referência ao intervalo nominal do período em estimativa. Assim, o segmento *Estimativa* sempre foi realizado utilizando como referência as imagens adquiridas a partir do 1º dia do segundo mês que compõem o período. Para o segmento *Mapas*, sempre foram gerados mapas com imagens MODIS pertencentes ao período em monitoramento.

Com esta configuração, a estimativa do período de janeiro/fevereiro de 2014, faz referência à *soja* e ao *milho*, ambos verdes e detectáveis nas imagens Landsat neste período. E o mapa de cultivos de janeiro/fevereiro de 2014 faz referência às áreas de *soja+milho* que demonstraram desenvolvimento vegetativo ao longo do período bimensal de janeiro/fevereiro.

Então, dado estes referenciais, foram geradas estimativas de área ocupada com *soja* e *milho* e mapas de cultivo (*soja+milho*) para os quatro períodos bimensais compreendidos entre os meses de setembro/outubro de 2013 até março/abril de 2014 (Figura 4.2).

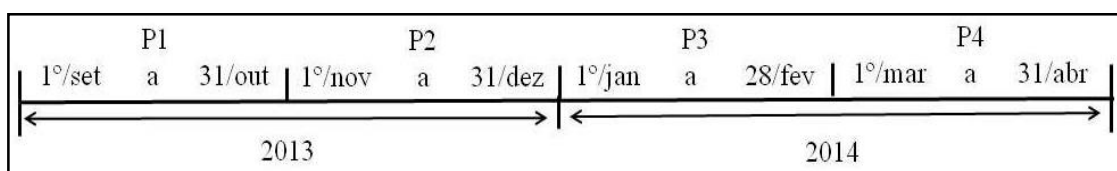


Figura 4.2 – Períodos de aplicação da metodologia de monitoramento em tempo quase real para o estado do Rio Grande do Sul na safra 2013/2014.

Por exemplo, o período de setembro/outubro de 2013, correspondeu ao período no qual foram utilizadas as imagens Landsat adquiridas até o dia 05 de outubro de 2013 para que fosse definida a classe de todos os 5.000 pixels sorteados na amostra para este período. Esta configuração com o início do processo de interpretação visual nos primeiros dias do segundo mês do período de estimativa disponibiliza pelo menos 20 dias (até o final do período) para a realização do



trabalho de classificação via interpretação visual dos pixels amostrados e a posterior elaboração de um relatório com a estimativa.

Fluxograma metodológico (Figura 4.3) apresenta a divisão das atividades desta pesquisa nos segmentos *Estimativa* (porções em marrom), *Mapas* (porções em verde), e análise de presença de nuvens em imagens MOD35 (porções em azul), os resultados estão descritos nas porções em cinza.

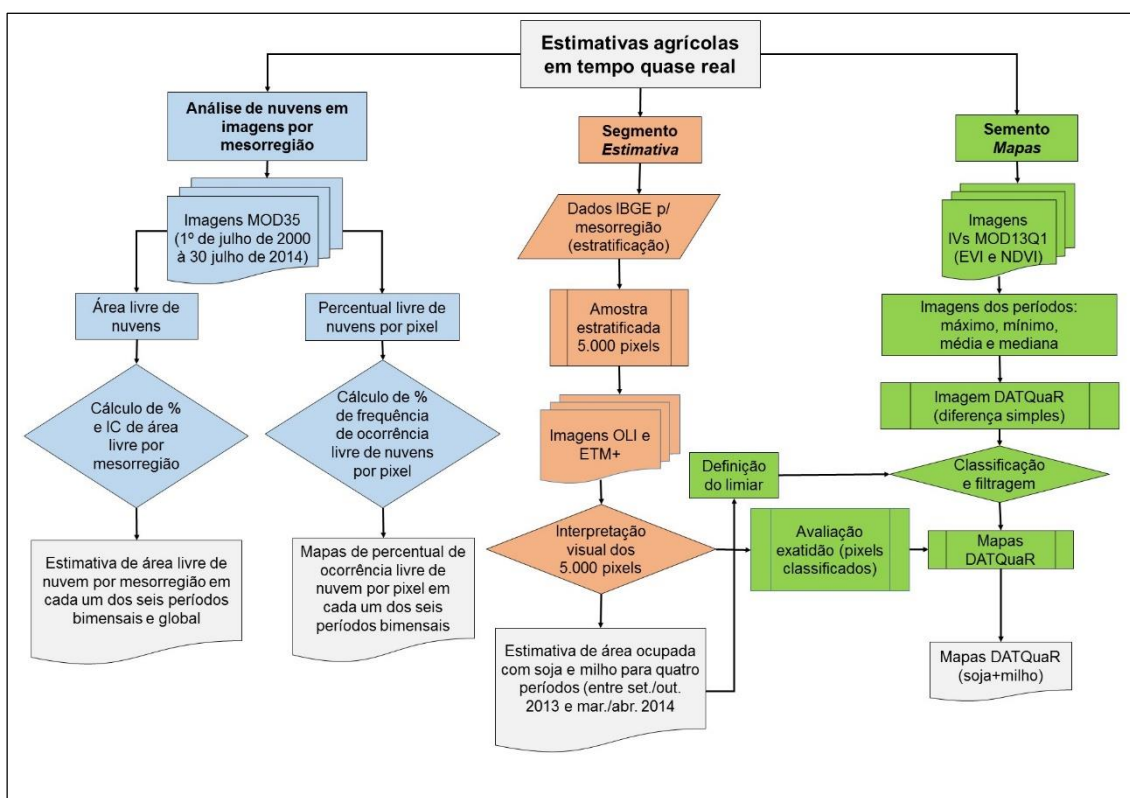


Figura 4.3 – Fluxograma metodológico proposto para o desenvolvimento da pesquisa, demonstrando dados de entrada e processos envolvidos no monitoramento em tempo quase real. Obs.: IC refere-se a intervalo de confiança.

#### 4.4. Presença de área livre de nuvens em imagens de sensoriamento remoto

Dentre os principais obstáculos à implementação de metodologias para geração de estimativas agrícolas a partir de imagens de sensoriamento remoto está à presença de cobertura de nuvens (ASNER, 2001; SUGAWARA et al., 2008), especialmente porque os cultivos anuais de verão (cultivados sem o auxílio de

irrigação) têm sua semeadura sincronizada com o período de ocorrência de maior disponibilidade hídrica e térmica.

No caso específico do estado do RS, em se tratando de soja e milho, estes são cultivados entre o início da primavera e final do verão, e neste período existe uma recorrente presença de cobertura de nuvens. Neste sentido, considera as seguintes premissas adotadas nesta pesquisa para a geração dos valores de área ocupada com soja e milho: a) que o processo de cálculo da estimativa de área ocupada seja obtido por uma amostra composta por um conjunto de pixels distribuídos de forma estratificada em todo o estado do RS ( $n = 5.000$ ); e b) que a qualidade da estimativa (CV) depende desta amostra (COCHRAN, 1977; LUIZ, 2003). Não menos importante, que o sorteio do conjunto de pixels para compor a amostra seja realizado no início de cada período de estimativa de área a partir dos conhecimentos *a priori*, não sendo possível atualizar o número de pontos para uma mesorregião que apresente intensa cobertura de nuvens. Desta forma é necessário compreender a dinâmica de ocorrência de presença de cobertura de nuvens no RS estabelecendo possíveis sugestões a trabalhos futuros.

Dado este cenário, para compreender melhor a ocorrência de presença de cobertura de nuvens no RS, principalmente com vistas a subsidiar a continuidade da pesquisa em futuros trabalhos de estimativa de área cultivada para o RS, buscou-se estimar qual a ocorrência média esperada de área livre de cobertura de nuvens. Para obter a estimativa da área livre de presença de cobertura foi analisado o produto diário *Cloud Mask* (MOD35), com resolução espacial de 1 km, obtido a partir das imagens do sensor MODIS a bordo da plataforma TERRA (ACKERMAN et al., 2010).

O produto *Cloud Mask* pertence ao nível 2 de processamento do programa EOS, sendo disponibilizado em porções chamadas *granule*. Este nome *granule* corresponde às porções imageadas ao longo de cinco minutos na órbita do sensor, de forma que a cada passagem do sensor, em função das mudanças de órbita e atitude da plataforma e em função da definição de recorte a cada cinco

minutos, são disponibilizadas imagens que correspondem a diferentes regiões. Por conta desta condição são chamados *granule*, e não existe uma rotulação que faça referência à localização geográfica tal qual nos demais produtos MODIS, por exemplo, que são disponibilizados nos chamados *tiles* (p.ex. *tile* que recobre a metade norte do Estado do RS H13V11).

De tal forma, a formação das imagens MOD35 para o estado do RS foi realizada com base em uma seleção geográfica, sobre a qual, foram adquiridas todas as imagens que dispunham alguma intersecção com a área de estudo. Este procedimento foi realizado diretamente no *website* REVERB/NASA <<http://reverb.echo.nasa.gov/>>, onde estas estão disponíveis gratuitamente ao uso.

Os dados *Cloud Mask* são disponibilizados no formato *Hierarchical Data Format* (HDF), que é o formato padrão desenvolvido para o programa EOS (ACKERMAN et al., 2010). Em função de seu nível de processamento, a utilização do produto MOD35 depende do uso de outro arquivo contendo a localização de cada pixel, o geolocalizadores MODIS *Geolocation Data Set* (MOD03). Este produto contém as coordenadas geodésicas para todos os produtos MODIS de nível 1 e 2 de processamento (NASA, 2014), também disponíveis no *website* REVERB/NASA.

O mecanismo de geração do produto *Cloud Mask* é de um algoritmo probabilístico, no qual são utilizadas 22 das 36 bandas espectrais disponíveis no sensor MODIS (ACKERMAN et al., 2010). Este algoritmo retorna diversos produtos, distribuídos nos seis *bytes*, cada um com informações contidas em oito *bits*. Dentre os dados armazenados nos *bits* 1 e 2 do *byte* zero estão as classes atribuídas para a presença de cobertura de nuvens (ACKERMAN et al., 2010). As classes para presença de cobertura de nuvens são atribuídas a partir dos valores de probabilidade de um pixel não conter presença de cobertura de nuvens. As classes resultantes são: *cloudy* (<66% de intervalo de confiança), *probably cloudy* (>66% a ≤ 95%), *probably clear* (>95% a ≤ 99%) e *confident clear* (>99%) (ACKERMAN et al., 2010).

O processamento da série temporal do produto MOD35 e MOD03 iniciou-se pela extração das imagens do formato HDF para GeoTiff, sendo que, nesta operação foi utilizado o software *Modis Reprojection Tool Swath* (MRTSwath) disponível pelo programa EOS para processamento de produtos MODIS nível 2 de processamento (USGS, 2014). O processo de extração das imagens foi implementado em uma rotina na linguagem MS-DOS para automatizar o funcionamento do MRTSwath, extraíndo todas as porções disponíveis na série histórica entre 1º de julho de 2000 e 30 de junho de 2014 necessárias para recobrir o Estado do RS.

A partir desta fase do trabalho, o processo de computação da presença de área livre de cobertura de nuvens foi realizado utilizando o Software R (R Development Core Team, 2014), especialmente os pacotes *Raster* (HIJMANS, 2014), *modisccloud* (MATZKE, 2013), *stringr* (WICKHAM, 2012) e *rgdal* (BIVAND et al., 2014). A primeira operação aplicada foi a conversão dos *bits* 1 e 2 do *byte* 0 para imagens de números inteiros. Este procedimento foi realizado utilizando as funções específicas para manipular o produto MOD35 contidas no pacote do R *modisccloud* (MATZKE, 2013).

As imagens extraídas para a presença de ocorrência de nuvens contêm cinco diferentes valores possíveis, *cloudy* (valor do pixel é 0), *probably cloudy* (1), *probably clear* (10), *confident clear* (11) e dados ausentes (20). Posteriormente utilizando as funções *mosaic* do *raster package* (HIJMANS, 2014) foram mosaicadas todas as porções pertencentes a cada um dos dias da série histórica analisada de 14 safras (entre 1º de julho de 2000 e 30 de junho de 2014).

#### **4.4.1. Estimativa de área livre de nuvens em nível de mesorregião**

Em seguida para cada uma das imagens diárias de ocorrência de nuvens, foram computados os valores de cada uma das classes em dois diferentes níveis políticos administrativos, em nível estadual e em nível de mesorregião. Este processo foi realizado utilizando a função *aggregate* do *stats package* (R Development Core Team, 2014), através do qual foi identificada por meio da

contagem de pixel, qual a ocorrência de cada classe nos dois níveis de análise (estado e mesorregião).

Cabe aqui uma ressalva, o algoritmo de elaboração do produto MOD35 em sua versão 5 atribui a classe de ocorrência de nuvem corretamente aos pixels em 85% das vezes. Na grande maioria das vezes os erros estão nas classes *probably cloudy* e *probably clear* (ACKERMAN et al., 2008).

Então, para o cálculo dos valores de área livre de cobertura de nuvens foi adotado um cenário mais conservador, definindo que as classes originais do produto *Cloud Mask* fossem reagrupadas em duas novas, a classe *confident clear* passou a ser chamada de livre de cobertura de nuvens (*CSa*) e todas as demais classes originais do produto MOD35 (*cloudy*, *probably cloudy* e *probably clear*) foram atribuídas a classe nuvem.

Com estes valores de ocorrência diários de área livre de cobertura de nuvens, foram gerados os valores médios de cobertura de nuvens e os respectivos intervalos de confiança a 5% de significância, em duas diferentes escalas de tempo, tanto para o nível estadual como para o nível de mesorregião. As escalas de tempo foram: a) global (ao longo de toda a série histórica analisada em cada período bimensal) e b) bimensal (os seis períodos bimensais de estimativa de área ocupada).

#### **4.4.2. Mapas de ocorrência de pixel livre de nuvens**

Com objetivo de identificar a distribuição espacial da presença de área livres de cobertura de nuvens em imagens de sensoriamento remoto, foram gerados mapas de percentual de frequência de observação livre da ocorrência de cobertura de nuvens por pixel para o Estado do RS utilizando a série histórica do produto *cloud mask* entre 1º julho de 2000 e 30 de junho de 2014 (14 safras). Os valores para cada pixel foram obtidos pela contagem da frequência de ocorrência ao longo da série histórica de 14 safras.

Este valor foi identificado como *percentual pixel livre (PL)*, por meio de um cálculo de proporções entre o número de pixels observados como *confident clear (Cs)*, dividido pela soma das classes *Cs*, *probably clear (Pcs)*, *probably cloudy (Pcc)* e *cloudy (Cc)* para cada dia (Equação 4.1).

$$PL = \left( \frac{Cs}{Cs + Pcs + Pcc + Cc} \right) \times 100 \quad (4.1)$$

Essa abordagem foi aplicada sobre os seis períodos bimensais ao longo da safra, os quais estão compreendidos entre P1 julho/agosto e P6 maio/junho, de forma que, em cada período foram agregadas todas as imagens *cloud mask* disponíveis em cada uma das 14 safras, de onde foram geradas imagens de percentual de ocorrência livre de nuvem por pixel para cada período em cada safra.

Em seguida, cada uma das 14 imagens de percentual de ocorrência livre de nuvem por pixel de cada período foi utilizada para gerar o valor médio de ocorrência livre de nuvens por pixel ao longo da série histórica em cada período, resultando em seis mapas para a média de observações livre de nuvens por pixel por período em 14 safras.

#### **4.4.3. Teste de hipótese para a ocorrência de pixel livre de nuvens**

Utilizando os seis mapas de percentual de ocorrência livre de nuvens por pixel foram extraídas as frequências relativas acumuladas em cada mapa em cada uma das sete mesorregiões do Estado do RS. Sobre essas frequências foi aplicado o teste Kolmogorov-Smirnov (MASSEY, 1951) para testar a hipótese de que não existe diferença estatística para o percentual de ocorrência de presença de nuvens por pixel entre os seis diferentes períodos bimensais de monitoramento em cada mesorregião.

Logo, para testar esta hipótese, os valores de frequência acumulada dos mapas de percentual de ocorrência livre de nuvens por pixel foram comparados entre si em pares para testar a hipótese formulada.

#### 4.5. Segmento *Estimativa*

Inicialmente, cabe reforçar que foi definido como segmento *Estimativa*, todo o processo de geração de valores de área ocupada com soja e milho no RS em tempo quase real (períodos bimensais de estimativa) por meio de imagens Landsat. Este processo deu origem a um conjunto de quatro observações da área ocupada com cultura verde em pleno vigor que estivesse claramente identificada nas imagens Landsat entre setembro de 2013 e abril de 2014 (Figura 4.1).

O ponto de partida do segmento *Estimativa* foi o processo de cálculo do painel amostral, o qual foi concebido utilizando amostragem probabilística estratificada tendo como estratos as sete mesorregiões do Estado do RS definidas pelo IBGE (IBGE, 1990) e a área das culturas de soja e milho identificadas pelo IBGE para a safra 2011/2012 (valores mais recentes disponíveis em nível de mesorregião no momento da elaboração do painel amostral) (IBGE, 2014).

O processo de estratificação utilizado consistiu na seleção de uma amostra distribuída de modo proporcional a área de cada mesorregião em relação a área do estado, e a área de cada cultura em cada uma dessas mesorregiões (COCHRAN, 1977). E o número total de pixels em cada amostra é dividido com base no processo de estratificação, os trabalhos de Luiz (2003) e Luiz et al. (2012) foram o referencial para a construção deste painel amostral.

Ao final, foi definida uma amostra administrativa, na qual cada uma deveria conter o número de 5.000 pixels para o Estado. A definição deste número de pixels para compor a amostra considera quatro fatores: a demanda de trabalho necessário para interpretar o conjunto de pixels, capacidade operacional disponível para a realização do trabalho (uma pessoa), o tempo disponível para realizar tal operação que é inferior a um mês (já que a estimativa deve ser iniciada após o primeiro dia do segundo mês do período e deve estar finalizada antes do último dia do referido mês) e um CV inferior a 10%.

#### 4.5.1. O painel amostral

O painel amostral foi calculado a partir de informações *a priori*, utilizando os valores de área cultivada de soja e milho na safra 2011/2012 disponibilizados pelo IBGE para as sete mesorregiões do RS (Tabela 4.1; IBGE, 2014). Destaca-se que a mesorregião Noroeste Rio-grandense dispôs de 62,3% da soja e milho do RS.

Tabela 4.1 – Participação em percentual de cada mesorregião na área cultivada total de soja e milho no Estado do Rio Grande do Sul na safra 2011/2012.

Mesorregiões	Milho	Soja
Noroeste Rio-grandense	54,5	64,4
Nordeste Rio-grandense	14,4	5,1
Centro Ocidental Rio-grandense	4,9	13,2
Centro Oriental Rio-grandense	10,8	4,6
Metropolitana de Porto Alegre	5,3	1,0
Sudoeste Rio-grandense	3,5	8,3
Sudeste Rio-grandense	6,5	3,4
Área total do estado (ha)	1.119.220	4.269.247

Fonte: IBGE (2014).

#### 4.5.2. A estratificação

A estratificação começou pelo cálculo da proporção de ocorrência de uma cultura em cada mesorregião em relação ao estado, supondo uma amostragem aleatória simples, onde  $p_i$  é a proporção de cada cultura no estado,  $AC$  é a área da cultura no estado e  $A$  é a área do estado, e 1 e 2 correspondem as culturas de soja e milho (Equação 4.2).

$$p_i = AC/A \quad \text{sendo } i=1 \text{ ou } 2 \quad (4.2).$$

Logo, para estabelecer a estratificação, foi necessário substituir o termo  $AC$  (área da cultura no estado) pela área presente da cultura em cada um dos estratos  $AC_{ih}$ , ordenados em ordem alfabética, e ainda substituir o termo  $A$  (área do estado) pelo termo  $Ah$  (área do estrato), dando origem à proporção de ocorrência da cultura no estrato (Equação 4.3), onde temos que a soma da área total dos estratos  $AC_{ih}$  equivale à área total com a cultura no estado.



$$p_{ih} = AC_{ih}/A_h \quad \text{sendo } h=1,2\dots7 \quad (4.3)$$

Em seguida, a partir da definição de  $p_{ih}$ , foi calculado o desvio padrão esperado para o processo de aleatorização. Ao analisarmos cada classe separadamente, temos dois resultados possíveis para cada pixel aleatorizado:  $C_i$  que corresponde a um pixel escolhido aleatoriamente que pertence à cultura em estudo e  $C'_i$  para um pixel que não pertence à cultura em estudo.

De tal modo, segundo Luiz (2003), a partir do método proposto por Cochran (1977) para cálculo de amostragem utilizando proporções podemos afirmar que: o desvio padrão da estimativa de uma cultura obtida por meio de um processo de amostragem aleatória simples será  $s_i$  de uma cultura  $i$  para o estado. Portanto, para um processo de amostragem estratificada, o desvio padrão para um estrato de tamanho  $h$  é dado pela ocorrência de uma cultura  $i$  no estrato, resultando em um desvio padrão que será chamado de  $s_{ih}$  (Equação 4.4).

$$s_{ih} = \sqrt{[(p_{ih} \cdot q_{ih})/n_{ih}]}, \text{ sendo } (n_{ih}) \text{ o tamanho da amostra em } i \quad (4.4).$$

Ao utilizarmos a estratificação baseada em proporções de ocorrência em um processo de aleatorização, podemos definir os pesos de cada estrato nas estatísticas de uma população, relacionando o tamanho da população total e dos estratos, de maneira que, para as condições do processo de estimativa de área aqui proposto, podemos estabelecer estas proporções simplesmente dividindo a área do estrato (mesorregião)  $A_h$  pela área total do estado  $A$ , para obtermos o peso do estrato em questão  $W_h$  na população (Equação 4.5).

$$W_h = A_h/A \quad \text{sendo } h=1,2\dots7 \text{ mesorregiões} \quad (4.5).$$

#### 4.5.3. A amostragem

A partir do processo de estratificação foi calculado o tamanho da amostra em cada cultura para cada estrato, e foi definido um tamanho total de 5.000 pixels para compor cada amostra, sendo este valor composto pelo somatório do número de pixels aleatorizados em cada um dos estratos.

Entretanto, foi necessário definir qual o método para alocar os pixels aleatorizados em cada estrato. Segundo Cochran (1977), quando é utilizada estratificação é possível utilizar a alocação da aleatorização de modo proporcional aos pesos dos estratos dentro da população, sendo chamada de *alocação proporcional* (LUIZ, 2003; LUIZ et al., 2012). Logo, o tamanho da alocação proporcional  $nr_h$  será resultado da multiplicação do peso dos estratos  $W_h$  por tamanho total de pixels pertencentes a amostra  $n_i$  (Equação 4.6), cabe ressaltar, que as culturas terão amostras de mesmo tamanho ( $n_1 = n_2$ ).

$$nr_h = W_h \cdot n_i \quad (4.6).$$

É possível ainda realizar uma alocação ótima, se considerarmos os pesos dos estratos  $W_h$  e os seus  $p_{ih}$  e  $s_{ih}$  teremos uma amostra ótima  $no_{ih}$  para o tamanho do estrato e da população em estudo (para cada uma das culturas) (Equação 4.7).

$$no_{ih} = n_i \cdot (W_h \cdot s_{ih}) / \sum(W_h \cdot s_{ih}) \quad (4.7).$$

A partir da análise das possíveis alocações calculadas com base na alocação ótima e testadas para o estado do RS, a alocação média, máxima e máxima corrigida, foi escolhida a alocação média ( $nm_h$ ) que produziu o menor CV possível a área de soja e milho no painel amostral elaborado nesta pesquisa (Apêndice A, Tabelas A.1 e A.2).

Esta alocação média segundo Cochran (1977) serve quando tratamos de variáveis correlacionadas e desejamos atender os requisitos de ambas variáveis de modo simultâneo, podemos calcular a média  $\mu$  das alocações ótimas de cada uma das variáveis em cada estrato  $no_{ih}$  (Equação 4.8).

$$nm_h = \mu(no_{ih}) \quad (4.8).$$

#### 4.5.4. Avaliação da estimativa realizada pelo método proposto

Considerando uma única cultura, conforme Luiz (2003), o cálculo do CV ( $cv_i$ ) para um painel amostral de tamanho  $n$  ( $n = 5.000$ ), será dado pela Equação 4.9, na qual:

$$cv_i = 100 \cdot \sqrt{q_i / (p_i \cdot n)}, \text{ sendo } (p_i), \text{ a proporção da cultura e } q_i = (1 - p_i) \quad (4.9)$$

Assim, utilizando a Equação 4.9 para calcular o CV de uma amostra estratificada ( $cv_{ir}$ ) de mesmo tamanho,  $n = 5.000$ , para uma cultura  $i$  qualquer em um estrato  $w_h$ , obtivemos a Equação 4.10.

$$cv_{ir} = 100 \cdot \sqrt{[\sum(w_h^2 \cdot p_{ih} \cdot q_{ih} / nr_h)] / p_i} \quad (4.10).$$

Para as alocações da amostra pela média  $cv_{im}$  (Equação 4.11), a equação que define o  $cv_{im}$  foi praticamente à mesma Equação. 4.10, alterando somente o tamanho da amostra  $n$  a ser utilizado em cada um dos casos.

$$cv_{im} = 100 \cdot \sqrt{[\sum(w_h^2 \cdot p_{ih} \cdot q_{ih} / nm_h)] / p_i} \quad (4.11).$$

Visto que no RS existe uma concentração da agricultura em uma porção do estado (na mesorregião Noroeste Rio-grandense), é possível verificar na Tabela 4.2 que a opção pela adoção do processo de estratificação ( $nch$  e  $nmh$ ) produziu uma estimativa com menor valor de CV para amostras de mesmo tamanho, quando comparado, por exemplo, a uma amostra aleatória simples (AAS) (LUIZ, 2003). Esta diferença reafirma a opção pelo processo de estratificação como a melhor alternativa no caso painel amostral proposto para o Estado do RS (LUIZ, 2003; LUIZ et al., 2012; EPIPHANIO et al., 2002).

Tabela 4.2 – Comparação dos valores de CV para as alocações de uma amostra com  $n = 5.000$  pixels, em amostra aleatória simples ( $aas$ ), média das alocações ótimas ( $nmh$ ) e máxima corrigida ( $nch$ ) para o painel amostral proposto.

	<i>aas</i>	<i>nch</i>	<i>nmh</i>
<b>Soja</b>	4,20%	2,74%	2,73%
<b>Milho</b>	8,76%	6,19%	6,15%

#### 4.5.5. Elaboração dos sorteios

O método de amostragem probabilística estratificada aqui aplicado pressupõe a adoção de uma distribuição de probabilidade binomial. A utilização desta distribuição de probabilidade é adequada para uma população grande, finita e de valores inteiros.

Para as condições do Estado do RS, estas prerrogativas podem ser plenamente atendidas pela população de pixels Landsat pertencentes às mesorregiões do Estado do RS. Por exemplo, a mesorregião do RS que detêm a menor população de pixels é a chamada Centro Oriental Rio-grandense, com mais de 19 milhões de pixels Landsat (Tabela 4.3).

Tabela 4.3 – Número de pixels Landsat por mesorregião do E RS.

Mesorregiões	Nº de pixels por mesorregião
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	72.156.407
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	28.741.680
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	28.839.726
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	19.124.167
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	33.178.469
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	69.666.647
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	47.053.993

O sorteio foi realizado com reposição dos pixels Landsat de cada extrato (as mesorregiões). A forma adotada para representar os pixels sorteados em cada amostra foi a geração de um arquivo vetorial de pontos contendo para cada pixel sorteado um ponto localizado no centro do mesmo. Visto que esse tipo de representação vetorial permite a atribuição de informações a sua tabela de atributos, como por exemplo, a classe de uso e cobertura, tal como adotado neste trabalho.

Quando sorteamos uma amostra com base em uma população finita, jamais teremos dois pontos selecionados em um mesmo pixel, o que pode ocorrer é de um pixel ser sorteado mais de uma vez.

O processo de sorteio foi implementado em nível de script no *software* R (R Development Core Team, 2014). E foram realizados utilizando como base uma lista dos pixels pertencentes a cada mesorregião, ordenados de 1 a N, selecionados em um mosaico de imagens OLI que recobria cada mesorregião. A lista de pixels de cada mesorregião contém todos aqueles que seu centro esteja incluso na mesorregião, sendo a lista composta pela ordem do pixel na lista e as coordenadas (latitude e longitude) dos mesmos (Tabela 4.4). O procedimento de sorteio em si foi realizado com base na lista dos identificadores dos pixels (primeira coluna da Tabela 4.4) contemplando as prerrogativas do método (LUIZ, 2003; LUIZ et al., 2012).

Tabela 4.4 – Exemplo da organização da lista de pixels utilizada por mesorregião para sorteio da amostra.

Índice	Longitude	Latitude
1	1061550	6920843
2	1061580	6920843
3	1061550	6920813
4	1061580	6920813
5	1061610	6920813
N	...	...

#### 4.5.6. Análise das composições coloridas Landsat-8/OLI

Embora as bandas 4, 5 e 6 do sensor OLI apresentem o centro de seus intervalos compatíveis com os centros das bandas 3, 4 e 5 do sensor ETM+, era adequado verificar se essas bandas OLI seriam as mais adequadas ao processo de classificação via interpretação visual, devido as diferenças existentes entre os dois sensores (IRONSON et al., 2012; LOVELAND; DWYER, 2012).

A escolha das bandas OLI a serem utilizadas para o processo de interpretação visual se deu por meio de uma análise visual das imagens Landsat/OLI na comparação com os padrões esperados em imagens Landsat/ETM+ na consagrada composição colorida falsa cor Rb4-Gb5-Bb3 (RIZZI; RUDORFF, 2005). A análise da resposta espectral foi realizada na órbita/ponto 223/80, com intensa presença de agricultura e região na qual foi realizado o trabalho de campo para a validação do método proposto (Figura 4.3).

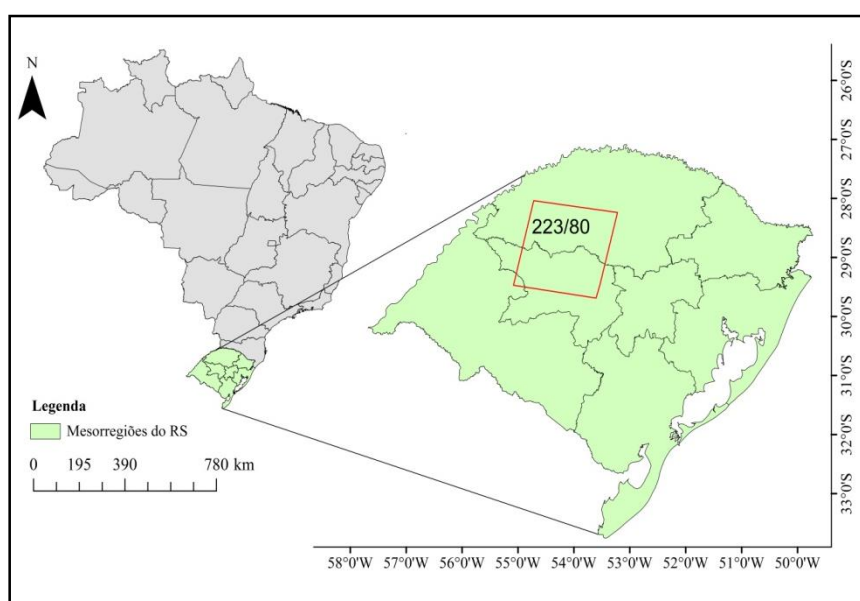


Figura 4.4 – Região de estudo, apresentando a órbita e ponto (vetor em vermelho) utilizada para o processo de análise das composições coloridas de imagens de imagens Landsat-8/OLI. Órbita localizada em sua maior parte na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, que concentra a maior parte da soja e milho do Estado do RS.

Foi utilizado o trabalho de Rizzi e Rudorff (2005) para definir que aspectos visuais deveriam aparecer nas imagens OLI para soja e milho. Os autores demonstram que, utilizando composições coloridas Rb4-Gb5-Bb3 com contraste de máximo e mínimo, a soja apresenta-se em matizes de amarelo ou alaranjado. Por outro lado, a cultura do milho apresenta-se com tons de vermelho nesta mesma composição e as áreas de remanescentes florestais em matizes de marrom escuro.

Para averiguar a resposta em imagens Landsat-8/OLI, foram utilizados como referência os talhões que passaram pela verificação de campo, sendo analisados quatro talhões de soja e quatro de milho.

Cada um dos talhões foi analisado em cada uma das composições coloridas elaboradas com os mesmos preceitos do ponto de vista de princípios físicos adotados por Rizzi e Rudorff (2005) que apresentaram associados ao *software*, uma banda da região do visível no filtro do azul, uma banda do infravermelho próximo no canal do vermelho e uma banda do infravermelho de ondas curtas no filtro do verde.

A partir das bandas espectrais disponíveis no sensor OLI foram elaboradas seis diferentes composições entre as bandas OLI que poderiam seguir a premissa apresentada por Rizzi e Rudorff (2005) (Tabela 4.5).

Tabela 4.5 – Combinações entre bandas OLI/Landsat-8 que se assemelham àquelas elaboradas com imagens ETM+/Landsat-7 propostas por Rizzi e Rudorff (2005).

Composições	Filtros (RGB)		
	Vermelho	Verde	Azul
1	B5	B6	B2
2	B5	B6	B3
3	B5	B6	B4
4	B5	B7	B2
5	B5	B7	B3
6	B5	B7	B4

#### 4.5.7. Análise de valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) de imagens Landsat-8/OLI

A partir dos pixels sorteados e classificados para cada período bimensal de monitoramento, foram extraídos os valores das bandas 2, 3, 4, 5, 6 e 7 do sensor OLI (bandas que registram respostas no topo da atmosfera; USGS, 2013) da imagem principal para a interpretação visual em cada período bimensal. Os

valores foram agrupados por classe em cada banda espectral dentro de um mesmo período em gráficos do tipo *boxplot*.

A partir dos valores médios de TOA registrados para as classes de *soja*, *milho* e *outros* foi testada a hipótese de que as classes apresentam diferença estatística para a média dos valores de TOA entre si em cada uma das seis bandas espectrais OLI utilizadas. Foi adotada a construção de intervalos de confiança (IC) para cada uma das classes, com grau de significância de 5% e considerando uma distribuição normal bicaudal para o cálculo do intervalo de confiança.

#### **4.6. Segmento Mapas**

Foi definida para o segmento *Mapas* a utilização da escala MODIS (250m de resolução espacial) para geração de mapas *em tempo quase real* (períodos bimensais de estimativa), originando quatro mapas de localização da área ocupada com cultura verde, entre setembro de 2013 e abril de 2014 (Figura 4.1). A decisão de utilizar imagens MODIS deve-se principalmente à resolução temporal das imagens OLI (de 16 dias) ser incompatível com a recorrente presença de cobertura de nuvens quando se objetiva mapear toda a extensão do Estado do RS em intervalos bimensais (SUGAWARA et al., 2008).

Em função das características dos cultivos e das imagens utilizadas foi definido que os mapas de cultivo seriam compostos por *soja+milho*. Esta simplificação foi adotada já que estas culturas representam a maior parte da área de cultivos de verão do RS e que por meio do uso de imagens MODIS (em função de suas características de aquisição) e o tamanho dos talhões agrícolas, seria muito difícil separar milho e soja. Ademais, o objetivo do segmento Mapas é a localização espacial dos cultivos em estudo (*soja+milho*), e não a produção de estimativa de área por cultivo.

##### **4.6.1. O mapeamento de cultivos**

No segmento *Mapas*, foram utilizadas as imagens de IVs NDVI e EVI do produto MOD13Q1, adquiridas pelo sensor MODIS a bordo da plataforma TERRA



(JUSTICE et al., 1998), disponibilizados pelo programa EOS. A metodologia *Deteção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real* (DATQuaR) utilizou os períodos bimensais de monitoramento como referência para identificar as áreas que representam talhões de cultivos de verão. Todo o processo de identificação das áreas sob cultivos foi implementado em nível de *script* no *software* R (R Development Core Team, 2014).

A identificação das áreas sob cultivo foi desenvolvida com base nos incrementos de IVs (que estão relacionados aos incrementos de biomassa fotossinteticamente ativa) entre os períodos de monitoramento. O princípio de identificar as áreas sob cultivo foi baseado na sazonalidade de presença de biomassa fotossinteticamente ativa, que para o RS começa logo após o início do aumento da temperatura, ao final do mês de agosto (Figura 4.5).

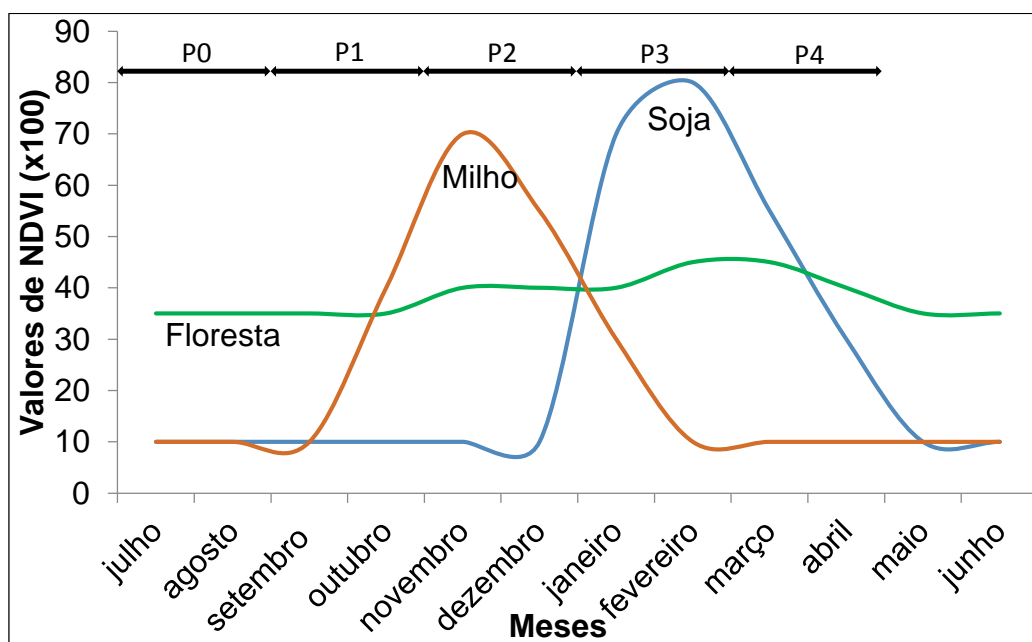


Figura 4.5 – Principal período de cultivo para soja e milho, associada a floresta para o Estado do RS. Períodos utilizados na metodologia DATQuaR para identificação das áreas sob cultivo de *soja+milho*. Curvas representando o perfil espectro temporal teórico de NDVI para soja e milho.

Diversos trabalhos têm demonstrado a viabilidade da opção por agrupar os valores de IVs de dois períodos (um nas fases de presença da cultura e outro nas fases anteriores) em duas imagens, com a posterior aplicação de uma

métrica para obter a diferença entre as imagens destes dois períodos (RIZZI et al., 2009; BERNARDES et al., 2011; EBERHARDT et al., 2012; GUSSO et al., 2012; JOHANN et al., 2012; BROWN et al., 2013; EBERHARDT et al., 2013).

Para identificar as áreas que apresentaram maior incremento de biomassa entre períodos foram testadas diferentes formas de agregar as composições de 16 dias IVs MODIS dentro dos diferentes períodos. Seguindo os conceitos das abordagens para mapeamento de cultivos citadas, e adaptando para o objetivo desta pesquisa de mestrado, foram adotadas as seguintes métricas por pixel para agregar as imagens em cada período: a) mínimo valor (MinVIs); b) máximo valor (MaxVIs); c) média (MeanVIs); e, d) mediana (MedVIs). A formação das imagens agregadas por período foi aplicada separadamente para as imagens MOD13Q1 de NDVI e EVI.

Posteriormente, as imagens agregadas de cada período foram combinadas entre si, para determinar os incrementos de IVs entre períodos de estimativa usando a subtração entre a imagem de cada período em estimativa e aquela do período anterior, originando as imagens DATQuaR. Por exemplo, para identificar as áreas que estão sob cultivo no período de estimativa de novembro/dezembro de 2013, uma das formas utilizadas foi subtrair da imagem de MeanNDVI de novembro/dezembro de 2013 (P2; Figura 4.5) a imagem MinNDVI de setembro/outubro (P1; Figura 4.5). Todas as formas testadas de geração de imagens DATQuaR estão descritas no Apêndice B Tabela B.1.

Na etapa de geração das imagens DATQuaR foram combinadas imagens de agregadas de NDVI e EVI, dado que em algumas circunstâncias a utilização dos dois IVs (um para cada imagem de período) pode produzir resultados superiores (RISSO et al., 2012).

Posteriormente, as imagens DATQuaR resultantes de todas estas combinações foram submetidas a um processo de classificação baseado em uma operação de fatiamento. O fatiamento foi realizado de modo a selecionar os pixels com

valores acima de um limiar que totalizavam uma área igual àquela identificada pelo segmento *Estimativa* para cada mesorregião em cada um dos períodos.

Porém, devido à resolução espacial das imagens MOD13Q1 (área representada por cada pixel equivale a 6,25ha) é difícil adotar um limiar que retorne o valor exato de área ocupada com *soja+milho* determinado pelo segmento *Estimativa*. Como este processo foi elaborado em uma rotina interativa em R *script* que reclassifica cada imagem DATQuaR com aumento gradual dos valores de limiar, foi adotado que quando a área identificada no mapa de cultivos apresentasse uma diferença menor que  $\pm 0,5\%$  para o valor indicado pelo segmento *Estimativa*, o algoritmo seria parado e o mapa DATQuaR estaria finalizado para ser salvo.

Entretanto, em alguns casos podem estar inclusas algumas imperfeições nas imagens DATQuaR, de origem radiométricas na formação ou processamento das imagens MODIS ou resultantes da seleção de pixels na elaboração das composições multitemporais. Outra questão importante é a tendência de que as áreas agrícolas se apresentem cultivadas em *clusters*. Assim, visando melhorar os mapas gerados a partir das imagens DATQuaR, também foram gerados mapas que passaram por uma filtragem passa baixa de moda de janela 3x3 pixels.

Este procedimento de filtragem de moda para os mapas de cultivo foi sempre aplicado após a classificação e antes do cálculo de área que definia se o algoritmo deveria continuar ou não classificando. Para os casos nos quais a área dos pixels selecionados foi inferior àquela indicada pelo segmento *Estimativa*, o algoritmo repetia processo de classificação somando um valor ao limiar utilizado anteriormente, filtrando, e novamente calculava a área identificada no mapa DATQuaR. A partir do mesmo critério definido para os casos de elaboração dos mapas DATQuaR sem a filtragem de moda, o ciclo se repetia até que o mapa com filtragem detivesse um valor de área dentro do limite de  $\pm 0,5\%$  da área definida pelo segmento *Estimativa*.

#### 4.6.2. Avaliação dos mapas DATQuaR

O processo de avaliação dos mapas DATQuaR foi realizado utilizando o conjunto de pixels classificados por meio de interpretação visual de imagens Landsat no segmento *Estimativa*, os quais haviam sido validados por meio de uma campanha de campo. Foram utilizados todos os pixels classificados como *soja*, *milho* e *outros* dentre os 5.000 pixels de cada período de monitoramento (exceto os pixels classificados como *nuvem*). Com base nestes pixels foi realizada a comparação entre a classe dos pontos do segmento *Estimativa* e a classe do mapa DATQuaR de seus respectivos períodos.

Foi adotada a notação de *concordância global* para identificar a qualidade dos mapas DATQuaR, já que os dois segmentos geram resultados através de processos independentes. As classes definidas para a análise de concordância foram *cultivos (soja+milho)* e *outros* (equivalente aos demais possíveis alvos). Estas classes foram adotadas tanto para os pixels do segmento *Estimativa* (reagrupando as classes originais), quanto para classe dos mapas DATQuaR.

Seguindo Congalton e Green (1998), foi elaborada uma matriz de confusão para cada mapa DATQuaR, na qual a diagonal representa o número de observações coincidentes para as classes e as extremidades representam as exatidões de produtor e consumidor. Os valores de concordância global foram produzidos a partir da soma do número de observações coincidentes (diagonal da matriz de confusão) e divididos pelo número total de observações (determinado pelo número de pixels disponíveis no segmento *Estimativa*).

Os valores de concordância global entre os mapas DATQuaR e os pixels do segmento *Estimativa* foram elaborados em nível de mesorregião e posteriormente agregados em nível estadual por meio da elaboração da média ponderada entre a concordância global e a proporção de ocorrência de área de *soja+milho* em cada mesorregião na área ocupada no Estado determinada pelo segmento *Estimativa*. Os valores de concordância global para as diferentes formas de geração dos mapas DATQuaR foram ranqueadas em função do valor

de concordância global em cada período em nível de Estado. A partir desse ranqueamento foi identificada a moda de posicionamento de cada metodologia, e esta moda serviu para definir qual o melhor método de geração dos mapas DATQuaR para o Estado do RS para *soja+milho* na safra 2013/2014.

#### 4.6.3. Trabalho de campo e validação

Para a validação da metodologia de classificação de pixels Landsat aleatorizados via interpretação visual, foi realizada uma verificação de campo, entre os dias 9 e 15 de fevereiro de 2014. Neste período foram percorridos aproximadamente 5.600 km, entre viagem até o Estado do RS e os trajetos entre os locais visitados na mesorregião Noroeste Rio-grandense (Figura 4.6).

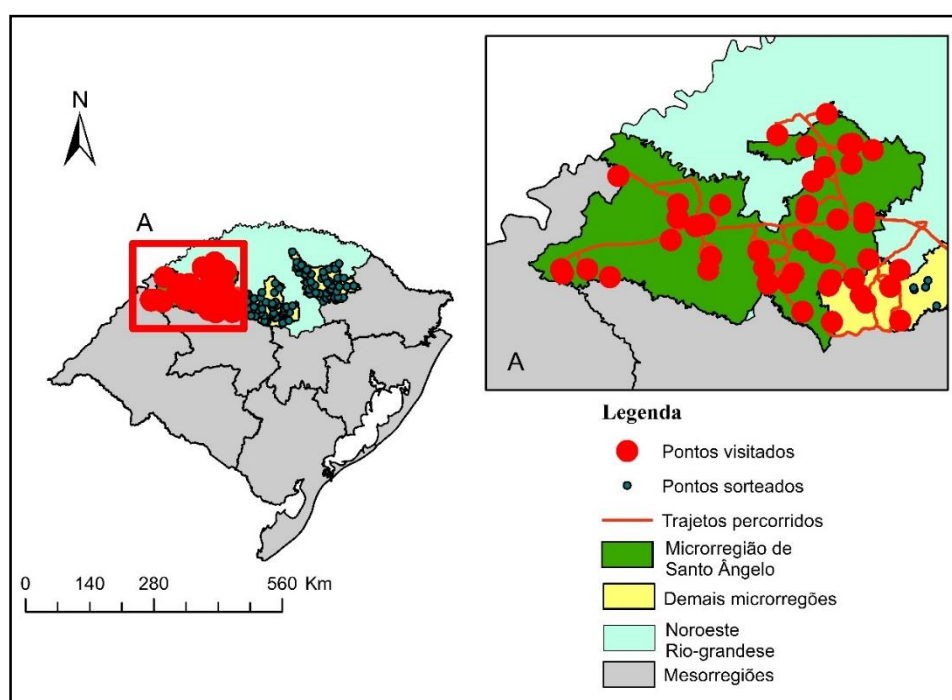


Figura 4.6 – Pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014 classificados e visitados no trabalho de campo para verificação da exatidão global do processo de classificação visual.

Os critérios para a definição do local para realização desta verificação foi o de escolher na mesorregião com maior presença de agricultura, as três microrregiões que detinham maior presença de agricultura segundo o IBGE (2014), foram elas as de Santo Ângelo, Cruz Alta e Passo Fundo. Nestas

microrregiões foram escolhidas ao acaso 150 pixels pertencentes as três classes interpretadas, *soja*, *milho* e *outros*.

A verificação de pontos foi iniciada por aqueles que estavam contidos na microrregião de Santo Ângelo, que perfaziam 39 pixels. Devido às distâncias percorridas entre os pontos não foi possível checar todos os pontos pré-determinados nas três microrregiões (150 pontos). Desta forma optou-se por visitar todos os pontos da microrregião de Santo Ângelo e mais todos os possíveis na região de Cruz Alta (foram oito pontos) (Figura 4.6). Dentre os talhões visitados no trabalho de campo que continham os pixels classificados via interpretação visual estavam: a) quatro para a classe *milho*; b) 19 para a classe *outros*; e c) 24 para a classe *soja*.

Os erros observados no processo de interpretação visual ficaram restritos a dois pixels dentre os 47 visitados. O primeiro havia sido classificado como *soja* no escritório e no campo apresentou a classe *outros* (Figura 4.7a).

E o segundo foi classificado com a classe *outros* no processo de interpretação visual e no campo estava ocupado com a classe *soja* (Figura 4.7b). Particularmente o segundo erro está associado a questão do método de atribuição da classe para os pixels que estão em zona de transição de dois ou mais talhões (com presença de mistura espectral). A identificação desse tipo de erro determinou a adoção da regra de atribuição de classe ao pixel que estivesse em região de transição de talhões e com resposta de mistura espectral seria atribuído a classe do maior talhão que toque o pixel aleatorizado.

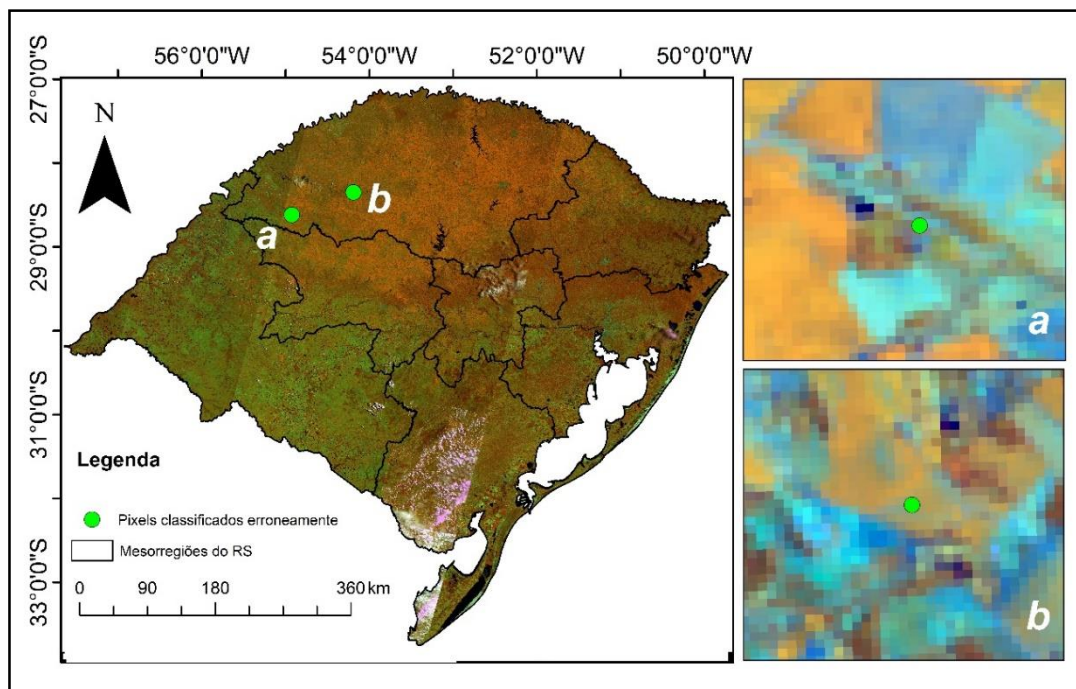


Figura 4.7 – Pixels que apresentaram discordância entre o processo de classificação via interpretação visual e classes verificadas em trabalho de campo. Imagem em destaque (*a* e *b*) adquirida pelo Landsat-8/OLI no ponto e órbita 80/223, no dia 19/01/2014. Figura *a* apresenta pixel o qual foi classificado como *soja* e pertencia a classe *outros*. Figura *b* apresenta o pixel classificado como *outros* e pertencia a classe *soja*.





## **5 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

### **5.1. Presença de área livre de nuvens em imagens de sensoriamento remoto**

#### **5.1.1. Análise Estimativa de área livre de nuvens em nível de mesorregião**

A partir das imagens diárias de ocorrência de nuvens do produto *cloud mask* (MOD35), foram calculados os valores médios de área livre de nuvens por mesorregião em cada período bimensal de monitoramento possível ao longo de uma safra e os seus respectivos intervalos de confiança para estes valores (Figura 5.1). Os valores médios de área livre de cobertura de nuvens oscilaram ao redor de 40%, e em nenhum momento nenhuma mesorregião deteve menos de 25% de área livre de cobertura de nuvens.

Com valores de área livre de nuvens por mesorregião oscilando neste intervalo fica garantida a disponibilidade de um número suficiente de pixels capazes de subsidiar o processo de estimativa de área ocupada com soja e milho através do processo de amostragem em imagens Landsat. Um exemplo disso seria o menor valor de área livre de nuvens possível (intervalo de confiança) para a mesorregião de Centro Oriental Rio-Grandense (30%) possibilita mais de 5,7 milhões de pixels Landsat para interpretação. Somado a isso a pressuposição de que a presença de nuvens é a aleatória, fica garantido que em termos de área livre de nuvens para o processo de estimativa de área ocupada com soja e milho no formato aqui propostos é viável.

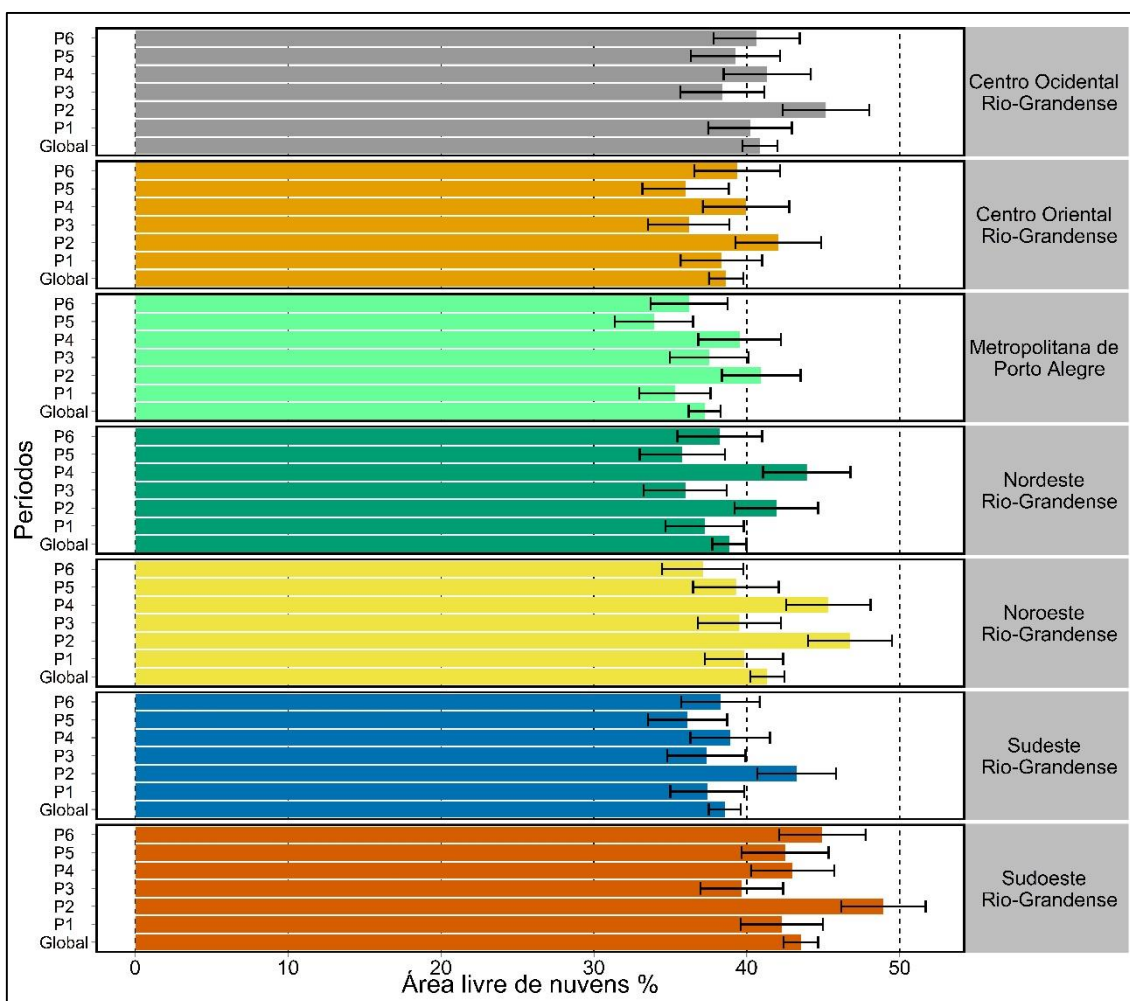


Figura 5.1 – Valores médios e intervalos de confiança (IC) em cada período bimensal de monitoramento para a ocorrência de área livre de nuvens por mesorregião do RS. Os períodos são: P1 = julho/agosto; P2 = setembro/outubro; P3 = novembro/dezembro; P4 = janeiro/fevereiro; P5 = março/abril; P6 = maio/junho; Global = Média global em 14 safras.

### 5.1.2. Mapas de percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel

As imagens diárias do produto MOD35 serviram também para elaborar os mapas de percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel para cada período bimensal de estimativa (Figura 5.2). Estes mapas demonstram que todos os pixels em todas as mesorregiões apresentaram valores superiores a 37% de ocorrências livres de nuvens para cada um dos períodos bimensais de monitoramento.

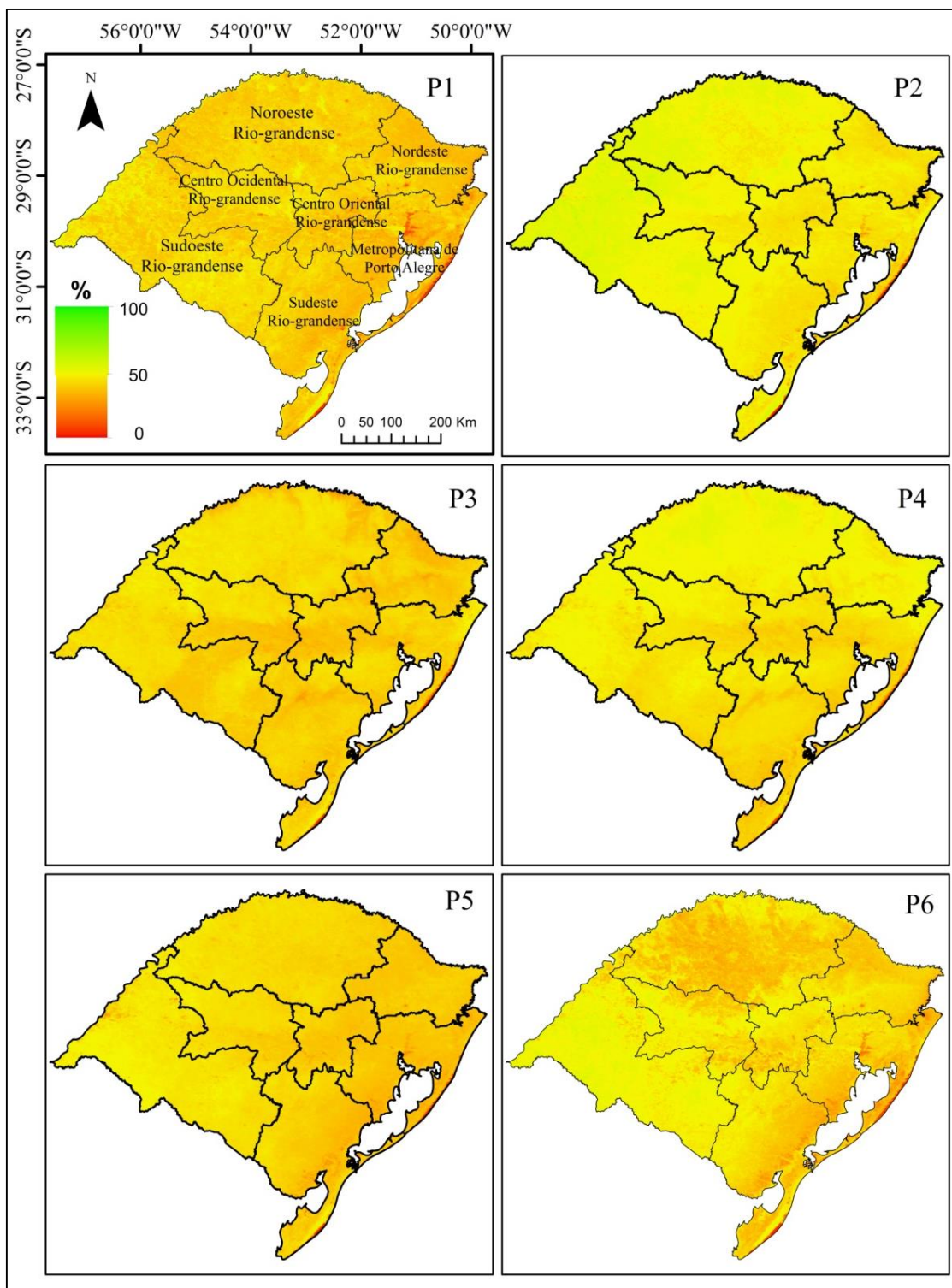


Figura 5.2 - Mapas de frequência de ocorrência livre de nuvens por pixel (percentual) para os períodos bimensais definidos para o sistema de estimativas proposto nesta dissertação. Os períodos correspondem: a) P1 – 1º julho a 31 de agosto; b) P2 – 1º de setembro a 31 de outubro; c) P3 – 1º novembro a 31 de dezembro; d) P4 – 1º de janeiro a 28 de fevereiro; e) P5 – 1º de março a 30 de abril; e f) P6 – 1º de maio a 30 de junho.

Se pudéssemos traduzir esta informação em termos de utilização de imagens de um satélite Landsat (tal qual o Landsat-8, que consegue produzir três imagens a cada 48 dias), isto equivale à probabilidade de que os pixels estejam livres de nuvens ao menos 37% das vezes a cada período de dois meses. Este valor é equivalente à pelo menos uma observação por pixel livre de nuvens a cada mês para os imageamentos de um satélite Landsat. Para a situação atual do sistema Landsat que detêm duas plataformas operacionais simultaneamente (Landsat-7 e Landsat-8), existe é possível considerar a probabilidade de contar com duas observações livres de nuvens por pixel ao longo de cada período bimensal de monitoramento.

O número de observações prováveis para cada pixel livre de nuvens em períodos bimensais, considerando imagens dos satélites Landsat-7 e Landsat-8, nos termos aqui analisados não se configura em um limite ao processo de estimativa de área ocupada com soja e milho no Estado do RS.

Os mapas de percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel foram utilizados para computar as médias em nível de mesorregião (Tabela 5.1). Em termos gerais, os percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel em cada mesorregião não apresentaram grandes variações quando analisamos uma única mesorregião ao longo do tempo, nem mesmo quando analisamos todas as mesorregiões em um único período.

Tabela 5.1 - Valores médios do percentual de ocorrência livre de nuvens por pixel em cada mesorregião do RS por período bimensal entre 1º de julho de 2000 e 30 de junho de 2014.

<b>Mesorregiões</b>	<b>jul./ ago.</b>	<b>set./ out.</b>	<b>nov./ dez.</b>	<b>jan./ fev.</b>	<b>mar./ abr.</b>	<b>mai./ jun.</b>
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	44,2	53,7	43,4	47,5	46,7	50,6
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	37,2	45,4	41,6	43,8	37,9	40,2
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	42,1	51,5	44,0	50,8	43,8	41,8
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	40,9	47,1	40,4	44,6	40,5	44,9
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	40,3	47,4	41,1	43,0	40,5	42,4
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	43,1	50,9	42,7	47,2	43,9	46,5
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	39,4	47,0	40,2	49,3	40,3	42,6

Cabe reforçar que, esses valores foram calculados a partir de imagens MODIS, porém devido ao horário de passagem o sensor MODIS na linha do Equador é próximo as 10:30hs e dos satélites Landsat ser as 10hs, estes valores de presença e posição de nuvens podem ser assumidos como similares.

Com base nos mapas de percentual de ocorrência livre de nuvens por pixels em cada período em cada mesorregião, foram computadas as distribuições de frequência acumulada dos mesmos, para a análise gráfica e para testar a diferença estatística por mesorregião entre períodos bimensais. A Figura 5.3 demonstra que os valores de percentual de ocorrências livres de nuvens por pixel começam a ser evidentes a partir de 30% da frequência.

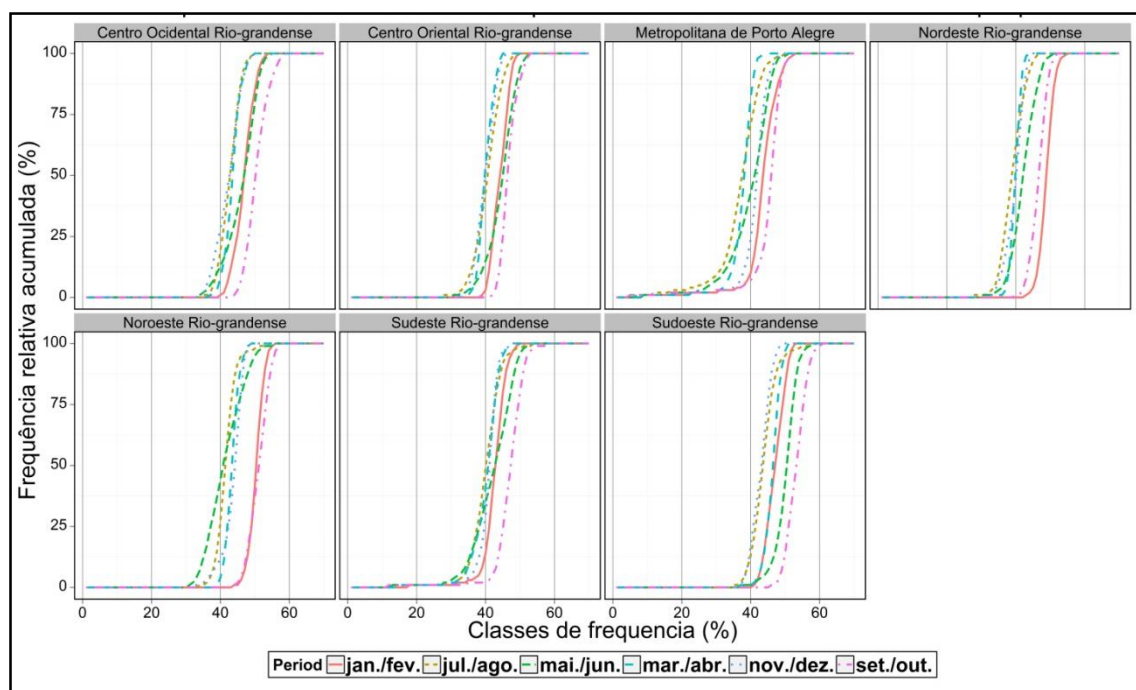


Figura 5.3 – Frequência acumulada para a ocorrência livre de nuvens por pixel em cada período para cada mesorregião. No eixo das abscissas estão dispostas as classes de frequência acumulada em termo de percentuais, no eixo das ordenadas são apresentados os valores de frequência acumulada para cada um dos períodos bimensais de monitoramento ao longo de uma safra. Os valores foram obtidos a partir de imagens MOD35 de 14 safras (entre julho de 2000 e junho de 2014).

O resultado do teste de hipótese utilizando o teste e Kolmogorov-Smirnov demonstrou que a hipótese nula de que não há diferença significativa entre os

períodos em cada mesorregião não foi rejeitada já que nenhuma, quando comparadas em pares de períodos (Apêndice B, Tabela B.2).

Em termos práticos a frequência de observação de duas vezes para cada pixel ao longo de cada um dos seis períodos que recobrem a safra (no caso do uso conjunto de imagens Landsat-7 e Landsat-8) associado à área livre de nuvens por mesorregião ao redor de 40% (em termos espaciais) evidencia que não é possível gerar mapas em escala Landsat para períodos bimensais de monitoramento. Contudo, para um processo de amostragem probabilística aplicado a imagens Landsat, que pressupõem no caso da presente pesquisa a aleatorização de 5.000 pixels para o Estado do RS, pode dispor de observações suficientes livre de presença de nuvens para a produção de estimativa de área ocupada com soja e milho.

## **5.2. Segmento *Estimativa***

A obtenção dos valores de estimativa de área se deu por meio do processo chamado expansão direta. Esse processo gerou os valores de área por meio do somatório da multiplicação direta da área da mesorregião pela proporção de realizações de cada classe em cada mesorregião e o total de amostras sorteadas para a mesma mesorregião (LUIZ et al., 2012).

### **5.2.1. Análise das composições coloridas OLI**

A análise de composições coloridas foi aplicada a quatro talhões de milho (Figura 5.4) e quatro talhões de soja (Figura 5.5), todos talhões visitados na campanha de campo realizada em fevereiro de 2014. Foram elaboradas seis diferentes composições coloridas RGB com as imagens Landsat-8/OLI. Destas composições foi identificada que a composição que utilizou: a) a banda centrada na região espectral do infravermelho próximo (NIR – B5) associada ao filtro do vermelho (R); b) banda centrada na região do infravermelho de onda curtas (SWIR – B6) associada ao filtro do verde (G); e c) banda centrada na região do vermelho do espectro visível (RED – B4) associada ao filtro do azul (B) foi aquela



que produziu a resposta para a o processo de interpretação visual de soja e milho mais similar ao definido por Rizzi e Rudorff (2005).

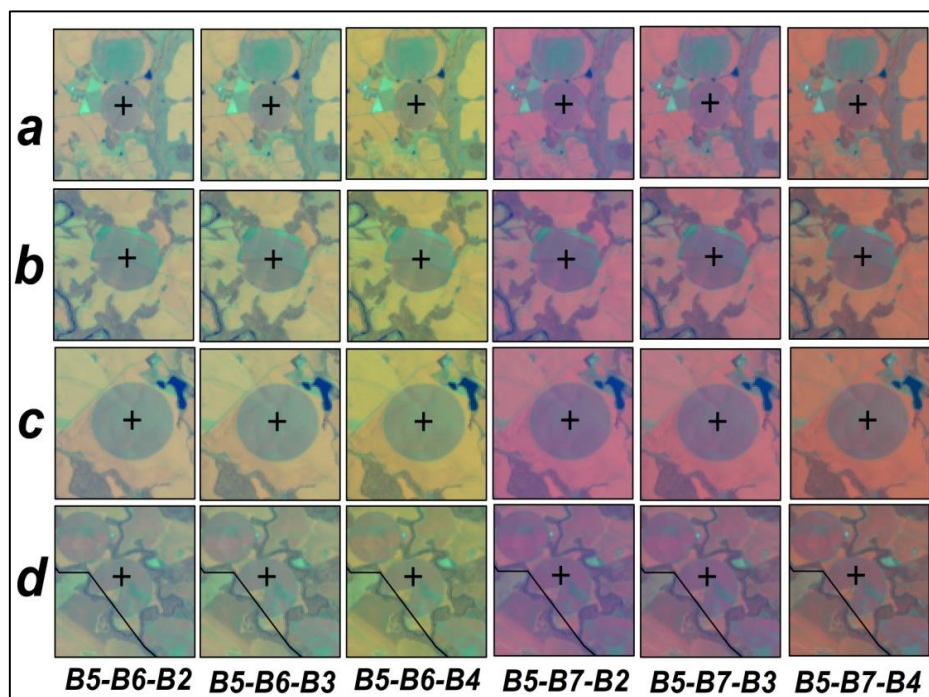


Figura 5.4 – Composições coloridas com imagens Landsat-8/OLI da órbita/ponto 223/80, adquiridas em 19/01/2014. Talhões de milho **a**, **b**, **c** e **d** (identificados pelos pontos verdes) visitados em campanha de campo em fevereiro de 2014.

Logo, a composição colorida elaborada com imagens Landsat-8/OLI Rb5-Gb6-Bb4 é a mais próxima da consagrada composição Rb4-Gb5-Bb3, formada a partir de imagens Landsat-5/TM e Landsat-7/ETM+ (RIZZI; RUDORFF, 2005), sendo esta a composição colorida foi adotada para o segmento *Estimativa*.

Uma consideração importante a ser registrada está vinculada a essencialidade da presença na composição RGB de uma banda centrada ao redor de 1,6 $\mu$ m. Isto deve ser reforçado já que a diferenciação entre soja e milho é possível graças as diferenças de respostas espectrais apresentadas nesta porção do espectro eletromagnético. A diferenciação está ligada as diferenças produzidas nas imagens dessa região espectral em função da diferença de conteúdo celular de água menor no milho quando comparado a soja. Esta diferença repercute de modo a produzir valores mais baixos de reflectância para o milho do que na soja

(RIZZI; RUDORFF, 2005). Assim, para fins de classificação de alvos agrícolas e a posterior geração de estimativa de área com as mesas é fundamental a aquisição deste tipo de dados. Infelizmente o programa Sino-Brasileiro de satélites não prevê até o momento a inserção de uma banda nesta porção espectral em suas plataformas orbitais.

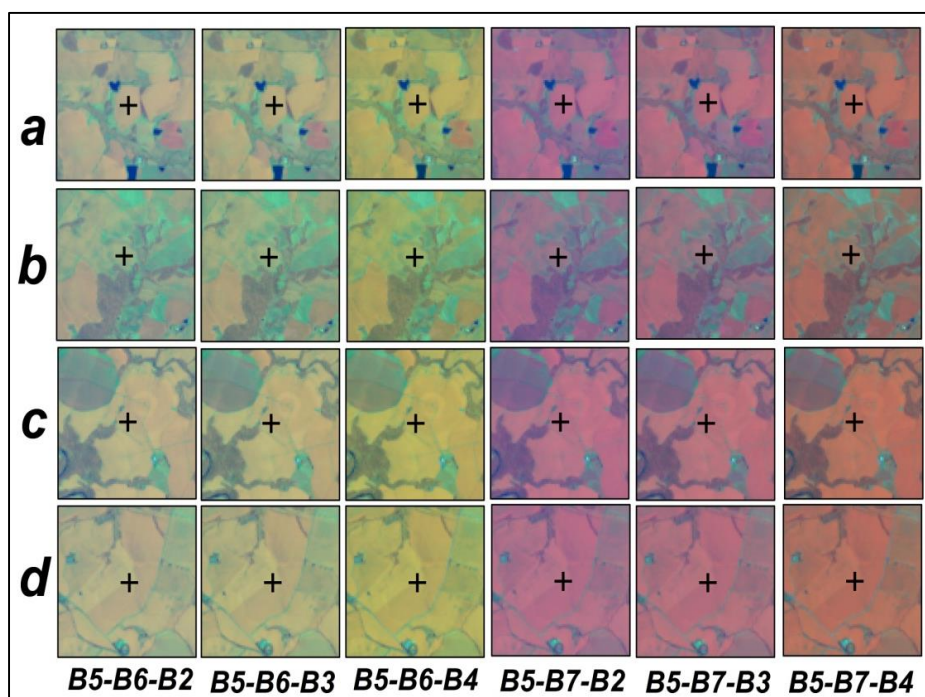


Figura 5.5 – Composições coloridas com imagens Landsat-8/OLI da órbita/ponto 223/80, adquiridas em 19/01/2014. Talhões de soja *a*, *b*, *c* e *d* (identificados pelos pontos verdes) visitados em campanha de campo em fevereiro de 2014.

### 5.2.2. Pré-processamento e definições para o processo de interpretação visual

A primeira etapa do processo de geração das estimativas de área ocupada com soja e milho consistiu em preparar as imagens para realizar o processo de interpretação visual. Foi necessário descompactar as imagens que são disponibilizadas no formato “.tar.gz” para o formato GeoTIFF e elaborar as composição RGB com as três bandas OLI (Rb5-Gb6-Bb4) e ETM+ (Rb4-Gb5-Bb3) definidas para o processo de interpretação visual.



O processo de preparação dos RGBs foi realizado por meio de um script implementado no *software* R (R Development Core Team, 2014), realizando a descompressão das imagens e a formação dos RGBs utilizando as funções *stack* e *raster* do *raster package* (HIJMANS, 2014). Cabe ressaltar que os RGBs foram utilizados separadamente por órbita/ponto tal qual são disponibilizadas pelo USGS (USGS, 2013).

As classes atribuídas aos pixels aleatorizados foram as de *soja*, *milho*, *nuvem* e *outros*. As classes de *soja* e *milho* representam os pixels aleatorizados que apresentam resposta espectro-temporal característica dentro de cada período de estimativa. Já a classe *nuvem* é aquela à qual os pixels que não estiveram visíveis em nenhuma das imagens do período de estimativa, e por fim a classe *outros* contém todos os alvos diferentes de *soja*, *milho* ou *nuvem*.

O processo de classificação utilizado foi de interpretação visual das imagens OLI e ETM+ na tela do computador para definir as classes dos pixels aleatorizados. É importante deixar claro que, embora a classificação seja dos pixels aleatorizados, a classe dos pixels foi atribuída considerando a resposta do talhão em que o pixel estava inserido. Visto que a agricultura de soja e milho não é praticada na escala de um pixel Landsat, têm como característica básica que é a de ser cultivado em áreas contínuas e contíguas. Ao considerarmos o talhão no qual o pixel está inserido passamos a visualizar atributos de contexto no processo de interpretação.

A definição da chave de interpretação teve como referenciais, o calendário agrícola da soja e milho no Estado do RS, a resposta espectro-temporal das culturas em estudo e o conhecimento do interprete a respeito das culturas agrícolas do RS.

Um ponto importante em relação ao uso de imagens de sensoriamento remoto é a chamada mistura espectral, importante por exemplo, na análise da cultura de soja e milho nos estádios iniciais de desenvolvimento (especialmente da

emergência até o 1º quarto do ciclo) quando apresentam pouca biomassa e estão rodeados por alvos com intensa presença de biomassa.

Tão importante quanto à questão de mistura espectral é o período ou tempo ao longo do qual a resposta da soja e do milho permanece claramente definida nas imagens de sensoriamento remoto. Tem-se que a duração média em campo do ciclo fenológico da soja e milho é de aproximadamente quatro meses, porém, a resposta de pleno vigor da soja e do milho em imagens de sensoriamento remoto sempre será inferior à duração do ciclo fenológico em campo (MERCANTE et al., 2009). Ademais, como o objetivo desta pesquisa foi de classificação de cultura verde com a resposta claramente definida nas imagens Landsat em períodos bimensais, ficou evidente a necessidade de utilizar para cada período bimensal de estimativa um número de imagens que recubram ao menos o ciclo fenológico da soja e milho a contar da data de referência. Após uma análise de um conjunto de imagens OLI e ETM+ do ponto 80 da órbita 223, foi definido que devem ser utilizadas no mínimo cinco imagens Landsat, uma para cada mês. Assim fica garantida a análise de um conjunto de imagens que correspondem a um período maior que a duração do ciclo vegetativo em campo da soja e do milho. Desta forma em qualquer um dos períodos bimensais de monitoramento, nos quais podem soja e milho estar em suas mais diferentes fases fenológicas, será possível identificar a resposta temporal do talhão no qual está inserido o pixel sorteado, assegurando o menor risco possível de erros na classificação.

Para utilizar a interpretação visual das cinco imagens simultaneamente foi escolhido o software ENVI® (ITT *Visual Information Solutions*). Este foi escolhido por possibilitar a visualização simultânea de várias imagens associadas por meio de suas coordenadas geográficas (Figura 5.6), e ainda, permite apresentar cada imagem em três diferentes escalas. Uma visão geral da órbita/ponto (*scroll*; Figura 5.6a), uma janela com uma porção da imagem em visualização em uma escala de aproximadamente 1:60.000 (*image*; Figura 5.6b) e uma janela com uma porção desta já apresentada com mais detalhe, de forma que é possível

controlar a escala desta tela. No caso deste trabalho foi adotado o zoom a uma razão de 5x (*zoom*; Figura 5.6c).

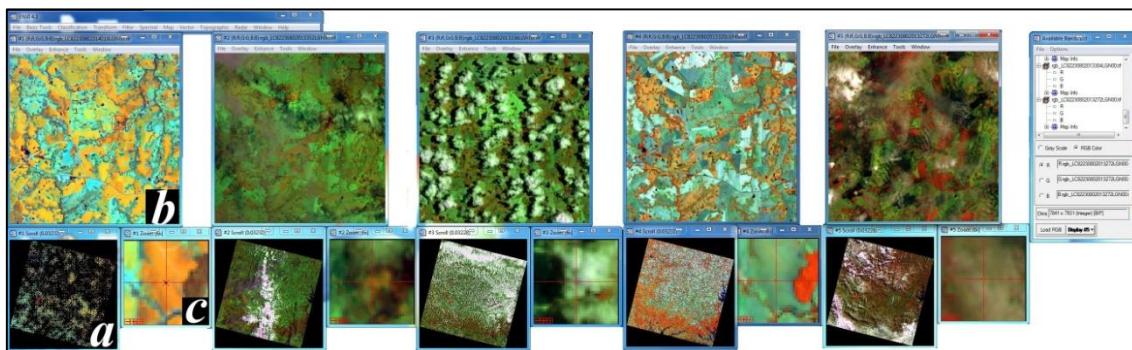


Figura 5.6 – Apresentação da visão geral do arranjo do processo de interpretação visual no software ENVI®. Cada conjunto é composto pela tela maior (*image*), visão geral da cena (*scroll*) e detalhamento (*zoom*) pertence a uma única data de imageamento. As imagens estão associadas via o sistema de coordenadas, possibilitando analisar o mesmo ponto ao longo do tempo nas imagens.

A interpretação visual aplicada foi baseada na comparação dos alvos em diferentes datas. Assim, o ponto de partida da análise das imagens foi fazer com que as áreas de remanescentes florestais (mais estáveis ao longo do tempo) tenham o aspecto mais semelhante possível nas cinco datas analisadas. Foi adotado um realce por meio de contraste de máximo e mínimo visando apresentar as áreas de remanescentes florestais com o aspecto demonstrado na Figura 5.7.

O primeiro passo sempre foi o de aplicar o realce de imagem utilizando o contraste de máximo e mínimo para todas as imagens, selecionando a amostra de uma região da imagem que apresente remanescente florestal e áreas agrícolas (Figura 5.8). Após a aplicação do realce, os remanescentes florestais devem apresentar matizes de marrom escuro e apresentar resposta relativamente similar entre si (similar ao demonstrado na Figura 5.8). Assim, no momento de interpretação, os demais alvos estarão variando sua resposta nas imagens em função de suas variações espectro-temporais e sazonais.

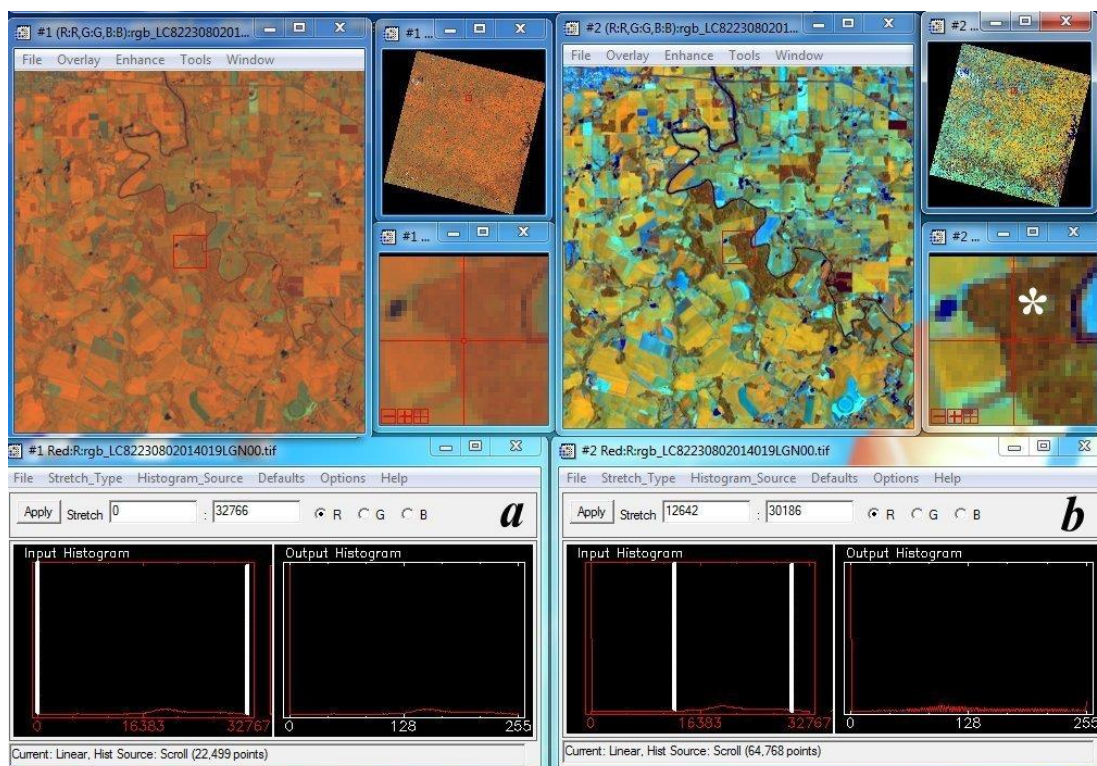


Figura 5.7 – Aplicação de realce por contraste de máximo e mínimo em imagens Landsat-8/OLI, na composição Rb5-Gb6-Bb4. O histograma *a* apresenta a imagem antes da aplicação do realce por contraste de máximo e mínimo, em *b* após a operação. As linhas brancas verticais nos histogramas *a* mostra os limites da distribuição original dos valores utilizada pelo *software* para apresentar a imagem, e o histograma *b* mostram o ponto de corte da distribuição aplicado para que a imagem OLI fique com o aspecto visual desejado para as áreas de remanescentes florestais (identificado pelo “\*”).

### 5.2.3. Elaboração da chave de interpretação para soja e milho

A chave de interpretação contempla todos os passos necessários ao processo de classificação, iniciando pelas cinco de imagens Landsat que devem ser utilizadas para o processo de interpretação até a atribuição da classe de cada pixel. Para todos os períodos e mesorregiões, as imagens foram dispostas em telas do ENVI®, em ordem cronológica decrescente (retroativamente da data de referência do período de interpretação até o quarto mês anterior) e associadas por meio de suas coordenadas geográficas, possibilitando visualizar instantaneamente a mesma posição sorteada em todas as cinco imagens.

Uma malha vetorial de polígonos com 20km de lado que recobrisse todo o estado foi criada para servir de controle ao processo de interpretação. Sobre essa malha vetorial, o processo de interpretação foi executado em forma de varredura, de Oeste para Leste, e de Norte para o Sul.

Uma vez carregadas e contrastadas as cinco imagens Landsat, o arquivo vetorial dos pontos que representam os pixels sorteados e a malha vetorial de controle da interpretação, é iniciado o processo de interpretação visual. A definição da classe de cada pixel aleatorizado foi realizada na tela *zoom* do ENVI® (5x na função *zoom*), que equivale aproximadamente à escala de 1:20.000. Nesta escala foi possível definir a qual talhão um pixel pertence para os casos daqueles sorteados no limite de dois ou mais talhões.

Para os pixels aleatorizados situados na intersecção de dois talhões e que apresentam mistura espectral de ambos os talhões, foi definida a regra de que este recebesse a classe do talhão de maior área dentre os que tocam o pixel aleatorizado. Esta definição foi importante para evitar que seja superestimada a área de classes de baixa ocorrência.

Em seguida foi definido que sempre a imagem de referência seria do sensor OLI, e que preferencialmente esta imagem deveria ter sido adquirida entre o primeiro e o décimo dia do segundo mês do período de estimativa. Nos casos de ausência de imagem OLI adquirida nestes termos foi utilizada a imagem do sensor OLI anterior (final do primeiro mês do período de interpretação).

De modo ótimo, a partir da data de referência (de modo retroativo) devem ser escolhidas primeiro as imagens OLI com menor presença de cobertura de nuvens e que estejam distribuídas uma a cada mês. Entretanto, nem sempre estiveram disponíveis cinco imagens OLI livres de cobertura de nuvens; nestes casos as lacunas foram preenchidas com imagens adquiridas pelo sensor ETM+.

No procedimento de análise deve ser considerado primeiramente para qual é o período que está sendo realizada a estimativa. Visto que nas condições do Rio

Grande do Sul nos meses de novembro e dezembro podem ocorrer ao mesmo tempo talhões de cereais de inverno e milho, ambos com resposta espectral similar quando analisados em uma mesma imagem. Para dirimir esta dúvida é necessário considerar a resposta espectro-temporal demonstrada nas cinco imagens utilizadas no processo de interpretação, associada a qual região do estado está sendo estudada.

Por exemplo, ao analisarmos um recorte da órbita 223 e ponto 080 do WRS-2 Landsat ao longo da safra 2013/2014 na composição Rb5-Gb6-Bb4 de imagens Landsat/OLI, é possível perceber a dinâmica das culturas agrícolas na microrregião de Santo Ângelo (visitada durante o trabalho de campo). Ao associar os locais visitados no trabalho de campo e os padrões identificados nas imagens Landsat foi identificada a diferença da resposta espectro-temporal de soja e milho em relação aos demais alvos (Figura 5.8). Nesta composição colorida, sob contraste de máximo e mínimo como já descrito, a vegetação apresentou matizes com influência da cor vermelha (oscilando entre o amarelo ao marrom), em conformidade com o apresentado por Rizzi e Rudorff (2005).

No caso da soja, identificada por *a*, a Figura 5.8 demonstra que a resposta espectral da cultura nesta composição colorida é de matizes de amarelo ou amarelo-alaranjado dependendo da fase em que se encontra a cultura. A soja neste caso em destaque apresenta resposta espectral característica a partir da imagem adquirida em 19 de janeiro até 07 de março (metade norte do talhão *a*) e 04 de fevereiro (parte sul do talhão *a*). A soja nesta condição apresentou uma resposta visível e característica de cultura verde por 48 dias na parte sul da porção delimitada pelo círculo e 64 dias na porção norte (Figura 5.8).

Dado o calendário agrícola do RS para a soja que tem a recomendação de semeadura para a safra entre os meses outubro a dezembro, com a cultura atingindo o máximo desenvolvimento vegetativo entre 45 e 90 dias após esta data (dependendo do ciclo de cada cultivar), é esperado encontrar a maioria dos talhões com resposta espectral característica de soja entre os meses de



dezembro e fevereiro (CUNHA et al., 2001). No caso da região selecionada como exemplo, o talhão de soja identificado passa a contar com características espectrais de soja a partir da imagem adquirida 19 de janeiro de 2014 (Figura 5.8).

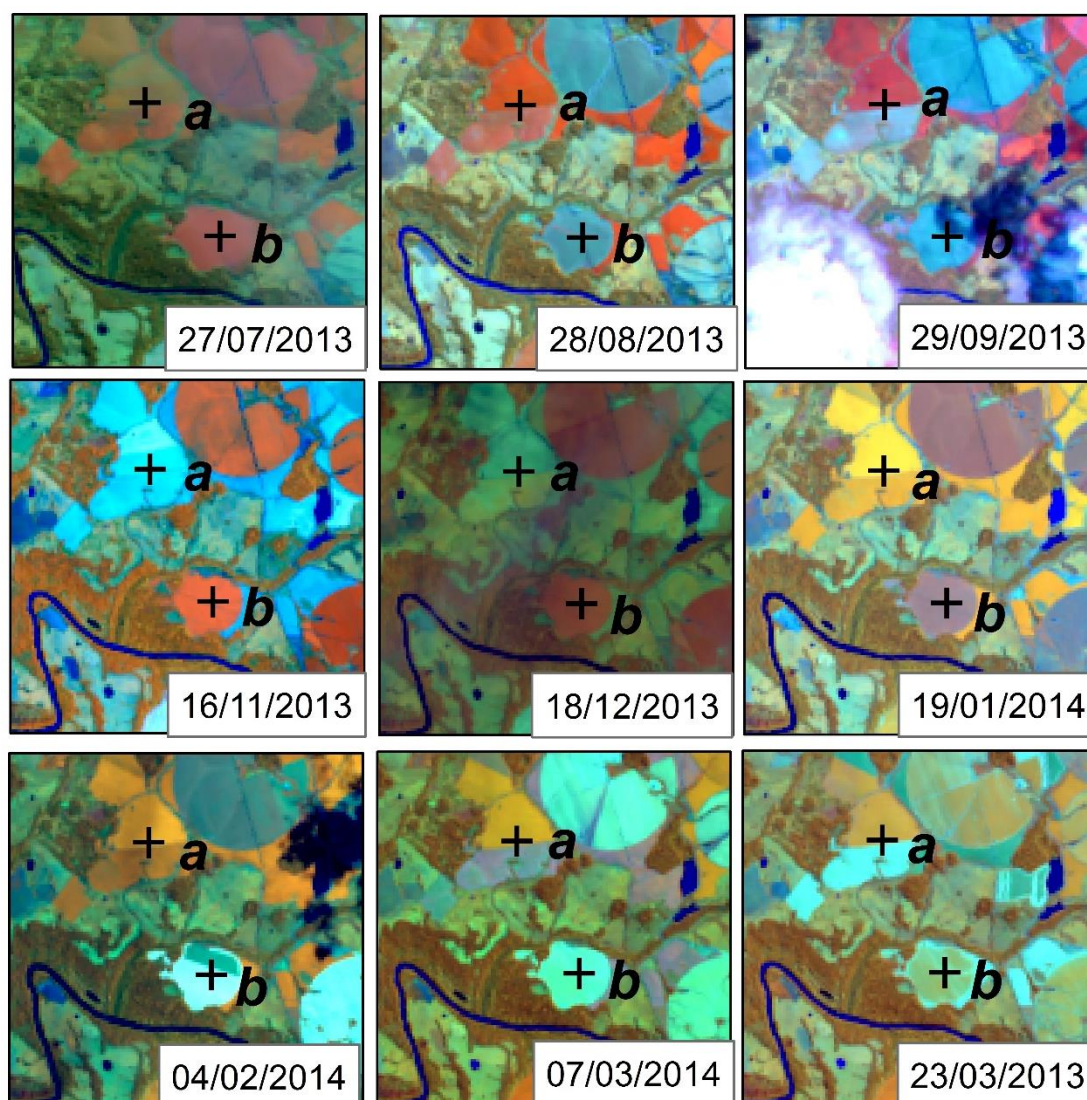


Figura 5.8 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à mesorregião Noroeste Rio-Grandense e microrregião de Santo Ângelo, visitada durante o trabalho de campo voltado à validação da chave e protocolo de interpretação. Talhões de soja (*a*) e milho (*b*).

Antes disso, este mesmo talhão apresentou resposta de vegetação com vigor vegetativo (caracterizado pela presença de matizes de vermelho, canal associado à banda 5 do sensor OLI) entre os meses de julho e setembro (Figura

5.8). Esta mesma área apresentou nos meses de novembro e dezembro resposta espectral de palha, caracterizada pelos matizes de ciano (Figura 5.8). Esta sequência do talhão *a* que mostra a presença de uma cultura de inverno entre os meses de julho e setembro, com a posterior presença de resposta espectral de presença de palha seguida da resposta espectral típica de presença de soja, na safra (entre os meses de novembro e fevereiro) confirmam que o mesmo foi cultivado com soja. A resposta espectral da soja nas condições do Estado do RS foi similar as condições encontradas na bibliografia para o Estado do RS (RIZZI; RUDORFF, 2005) e de São Paulo (SANCHES et al., 2005).

No caso do talhão que contém o pixel identificado por *b* estava cultivado com milho, podemos perceber que no mês de julho existe a resposta espectral de presença de biomassa (matizes de vermelho), com um período subsequente de resposta espectral de presença de palha (coloração ciano nos meses de agosto e setembro), e por fim este talhão apresenta a resposta típica de presença de milho, que é caracterizado por matizes de vermelho (Figura 5.8).

É importante perceber que a duração da resposta espectral característica de milho é de aproximadamente dois meses (similar a soja) (Figura 5.8). Este comportamento também pode ser visualizado nos talhões circulares, que correspondem a áreas de pivô central de irrigação, que também estão sendo cultivados com milho (Figura 5.8).

Uma consideração importante a respeito da resposta espectral do milho nas condições do Estado do RS é sua similaridade com os cultivos de gramíneas de inverno, em sua grande maioria trigo, aveia e cevada se analisarmos em uma única data, como por exemplo, no caso do talhão de milho (*b*) em novembro e o talhão que viria a ser soja (*a*) em agosto quando estava cultivado com gramíneas de inverno (Figura 5.8). Neste caso a distinção entre alvos é realizada por meio da análise temporal, já que dado o calendário agrícola para a cultura do milho nas condições do RS, não permite que existam talhões de milho com resposta espectral característica no mês de agosto (MALUF et al., 2001).



Outra questão a ser considerada é a presença de soja e milho em cultivo na safra e safrinha (segundo cultivo de verão na mesma área no mesmo ano agrícola), que demanda de culturas de ciclo precoce. Cabe ressaltar que nem todas as áreas de cultivo apresentam o segundo cultivo de verão. Neste caso, estas áreas sob cultivo unicamente em safra apresentam em geral ciclo fenológico mais longo, o que favorece a sua identificação via imagens de satélite.

O protocolo de interpretação foi definido com base na duração média da presença dos cultivos de soja e milho em imagens de sensoriamento remoto nas condições do Estado do RS (entre dois e três meses, em alguns casos podendo estar claramente visível nas imagens de dois períodos bimensais) e da resolução temporal das imagens Landsat (16 dias), motivos que influenciaram a definição de uso de cinco imagens (uma a cada mês).

Tão importante quanto a resposta espectral característica de soja e milho para a definição de classe de um pixel é a sequência temporal de ocorrência, da sucessão característica de: 1º) solo preparado e 2º) resposta espectral característica. No caso da abordagem adotada de estimativas de área ocupada em intervalos bimensais, a ocorrência de resposta espectral característica de palha ou solo exposto nas imagens anteriores à ocorrência de resposta espectral característica dos cultivos reforça a definição da cultura de ocorrência em cada período de estimativa.

#### **5.2.4. Especificidades da chave de interpretação por período de estimativa para o cultivo de soja**

Para o período de setembro/outubro (P1), fase na qual a grande maioria das áreas de soja (senão a totalidade) ainda não estão sob cultivo (CUNHA et al., 2001), não foi registrado nenhum pixel sorteado sobre área de soja, o mesmo ocorrendo para a região selecionada na Figura 5.9. Neste caso, os talhões *a* ou *b* apresentam resposta espectral característica de presença de resposta de cultivos de inverno.

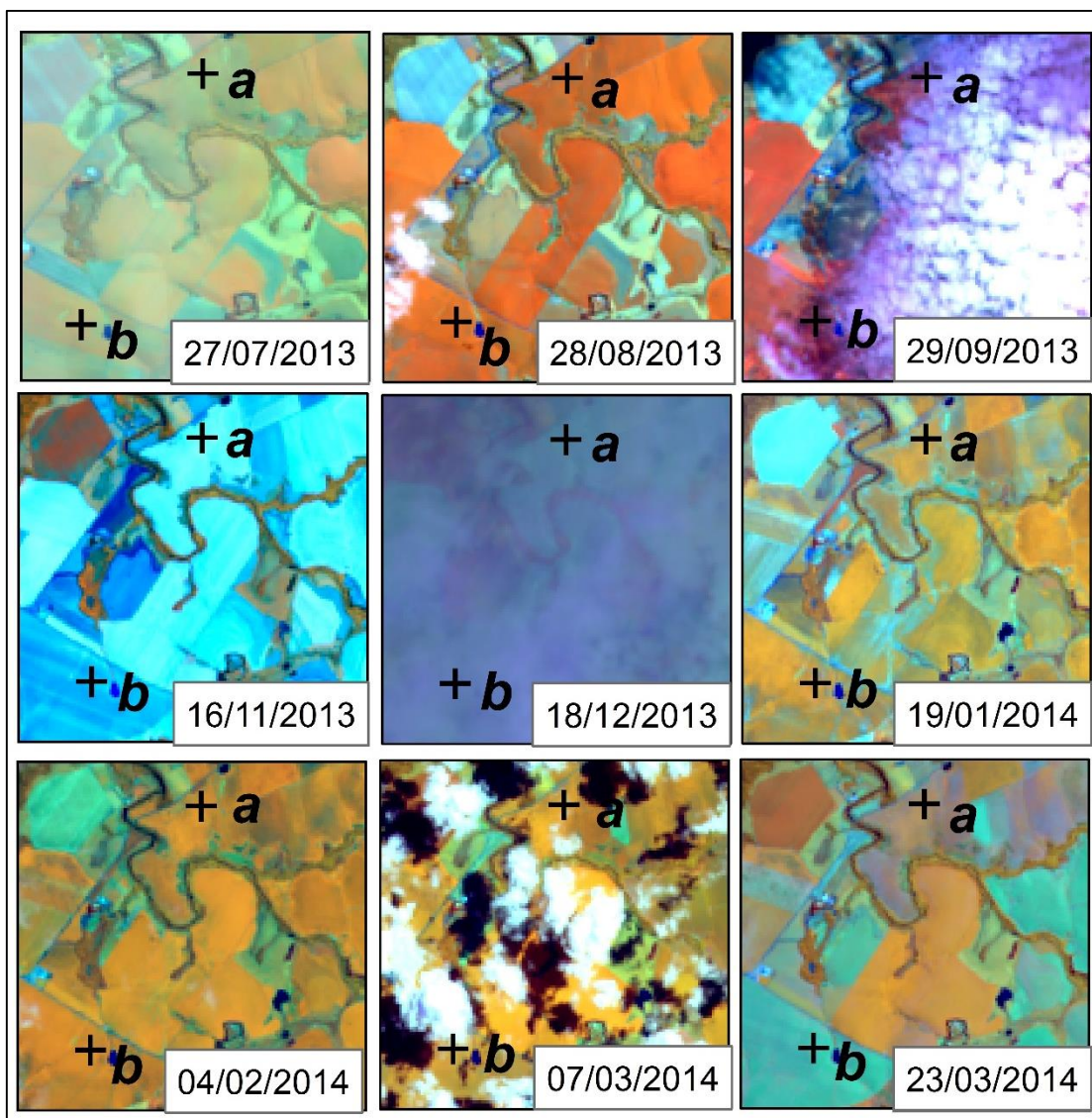


Figura 5.9 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à mesorregião Noroeste Rio-Grandense e microrregião de Santo Ângelo, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhões de soja identificados pelos pontos **a** e **b**.

A definição da classe destes pontos para P1 pode ser realizada facilmente dada a resposta espectral (predominância de matizes de vermelho) associada ao momento da safra em que ocorre (entre julho e setembro), caracterizando cultivo de inverno (Figura 5.9). Ademais, mesmo detendo respostas espectrais similares ao cultivo de milho este é facilmente diferenciado porque o período da safra (anterior ao mês de setembro) não apresenta a presença de cultivo de milho em

pleno desenvolvimento vegetativo visto as condições climáticas do Estado do RS (MALUF et al., 2001).

No período de novembro/dezembro de 2013 (P2) boa parte dos talhões já apresentam resposta espectral de palha (matizes de ciano) indicando o preparo para semeadura (Figura 5.10). Porém, os pontos *a* e *b* estes ainda não estejam apresentando resposta espectral de presença de soja no P2 (Figura 5.9).

No período de janeiro/fevereiro de 2014 (P3), os dois talhões que contém os pixels identificados sob os rótulos *a* e *b*, passam a apresentar resposta de espectral característica de soja, caracterizada por matizes de amarelo-alaranjado com uma uniformidade ao longo dos talhões que contém os pixels aleatorizados (Figura 5.9). O fato de que os talhões apresentaram uma evidente uniformidade de resposta espectral entre os pixels da cultura da soja é um dos pontos importantes na definição da presença do cultivo.

Para o período de março/abril de 2014 (P4) a soja apresenta em *a* e *b* a mesma resposta espectral verificada para o P3 somente no início de março (Figura 5.9). Neste período é possível verificar que alguns talhões da região em evidência já não apresentam mais resposta espectral de presença de soja nas imagens (a exemplo de *b*) (Figura 5.9). Para o talhão *a* verifica-se que existe uma mudança das matizes da borda do talhão, de amarelo-alaranjado para tons com influência de verde, devido a redução da resposta predominante da banda b5 associada ao filtro do vermelho do *software* (Figura 5.9).

Logo, nas condições do Estado do RS, a resposta da soja em imagens Landsat-8/OLI na composição colorida Rb5-Gb6-Bb4, com contraste de máximo e mínimo descrito anteriormente, é composta por matizes de amarelo-alaranjado, com uniformidade espacial, podendo ocorrer a partir do mês de dezembro e com duração de no máximo três meses.

### **5.2.5. Especificidades da chave de interpretação por período de estimativa para a cultura do milho**

A chave de interpretação para a cultura do milho do Estado do RS, também foi elaborada com base na resposta espectro-temporal da cultura, seguindo a mesma sequência de análise sobre cinco imagens Landsat a contar da data principal de interpretação e distribuídas uma a cada mês (Figura 5.8). A cultura do milho apresenta na composição colorida Rb5-Gb6-Bb4 matizes de vermelho escuro, com uniformidade de resposta espectral para os pixels que representam o talhão *b* na imagem (Figura 5.8).

Para o primeiro período de estimativas estudado (setembro/outubro de 2013) P1, o talhão de milho não apresentou resposta espectral característica (Figura 5.8). Este período coincide com a fase de preparo do solo para a grande maioria das áreas de milho no Estado do RS.

No período de estimativas de novembro/dezembro de 2013 (P2), a cultura do milho passa a expressar suas características espectrais claramente, demonstrando tons de vermelho (Figura 5.8). É possível identificar outras áreas cultivadas com milho na região em destaque, além do talhão identificado por *a*, no caso os talhões circulares que na imagem representam áreas de milho cultivadas sobre irrigação em sistema de pivô central. Estas áreas de irrigação em P2 estão sob cultivo de milho e mesmo sob diferente sistema de cultivo (utilização de irrigação) apresentam resposta espectral similar à do talhão *b* (Figura 5.8).

Para os períodos de 2014 compostos por janeiro/fevereiro e março/abril (P3 e P4, respectivamente), o talhão apresentou resposta espectral característica de presença de palha, definida por matizes de ciano demonstradas nas imagens Landsat/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4 (Figura 5.8).

A duração da resposta espectral característica nas imagens Landsat-8/OLI dos talhões neste caso em evidência foi de aproximadamente três meses (entre

novembro de 2013 e janeiro de 2014), independentemente da utilização ou não de irrigação (Figura 5.8).

Ao executar a missão de campo realizada em meados fevereiro de 2014 visando calcular a exatidão global do método de interpretação visual aplicado às imagens Landsat, foi detectada no Estado do RS a presença de uma segunda safra de verão na mesma área, a chamada *safrinha*. Entretanto, até o momento da missão de campo não havia sido detectada nas imagens Landsat a presença de áreas de safrinha de soja ou milho no Estado do RS, que até o momento não existem registros oficiais de área cultivada de soja ou milho na safrinha para o Estado do RS, nem por parte da CONAB tão pouco pelo IBGE para a safra agrícola 2013/2014.

A safrinha do Estado do RS verificada na missão de campo desta dissertação era composta em sua maioria por cultivo de soja em sequência de soja ou milho. Diferentemente da safrinha em nível nacional que é composta em sua grande maioria de semeadura de milho ou feijão após outro cultivo de verão.

Quando observamos o cultivo de milho após milho nas áreas de produção do Estado do RS, esta sequência está em geral associada à disponibilidade de irrigação. Contudo, no caso da Figura 5.10, é possível ver o ciclo do milho em safra e safrinha sem o uso de irrigação. No caso em evidência, como era esperado, constata-se que a cultura do milho apresentou resposta espectral muito similar entre a primeira e a segunda safra (Figura 5.10).



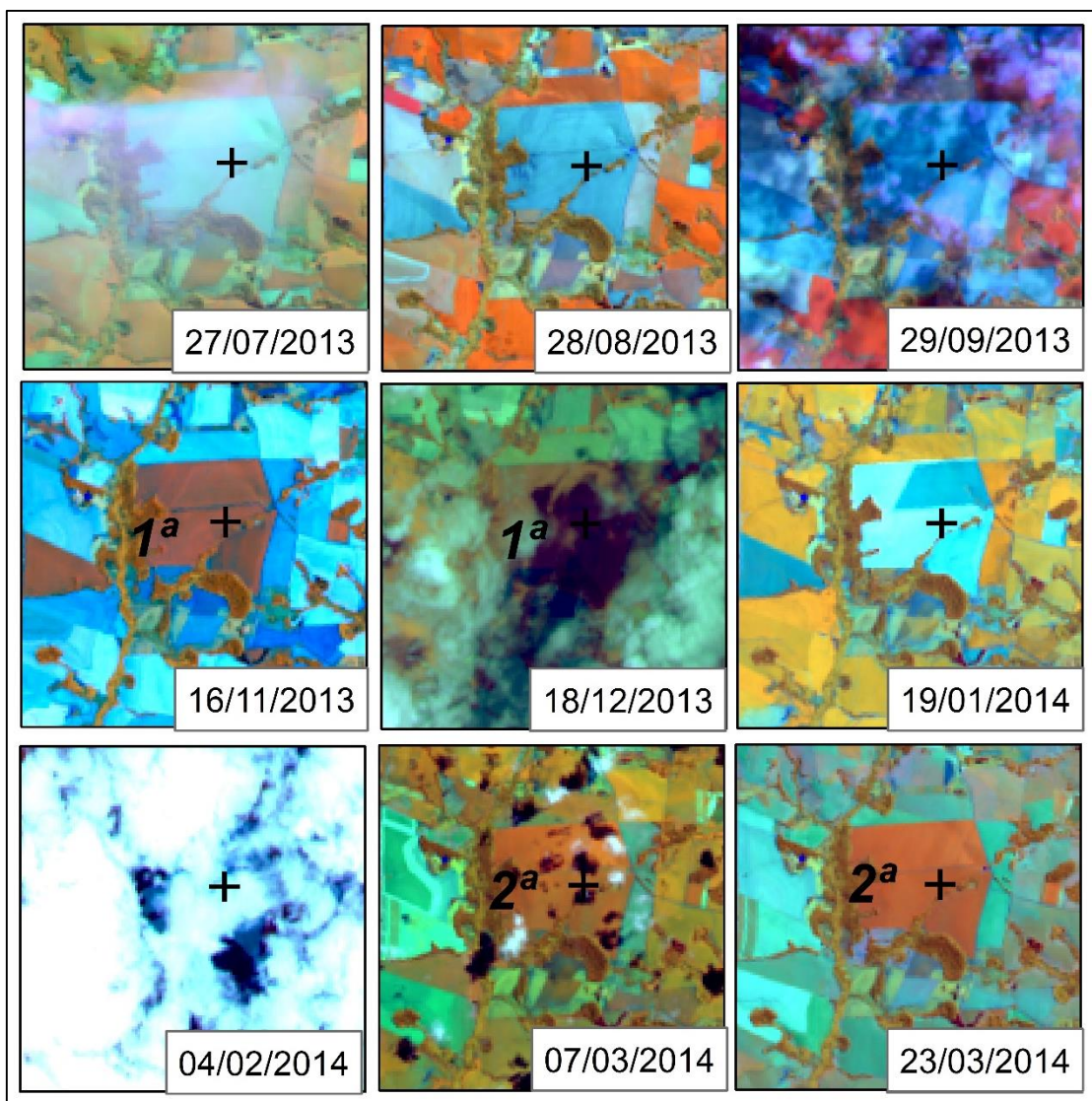


Figura 5.10 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à microrregião de Santo Ângelo inserida na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhão de milho cultivado em primeira safra (1ª) e safrinha (2ª).

Para o caso da ocorrência de soja em safrinha após a cultura do milho, devido a imagem de fevereiro estar livre de nuvens nesta região, é possível determinar um intervalo de aproximadamente um mês entre a última imagem que apresenta a resposta espectral de milho e a primeira imagem que demonstra a resposta característica de soja (Figura 5.11).

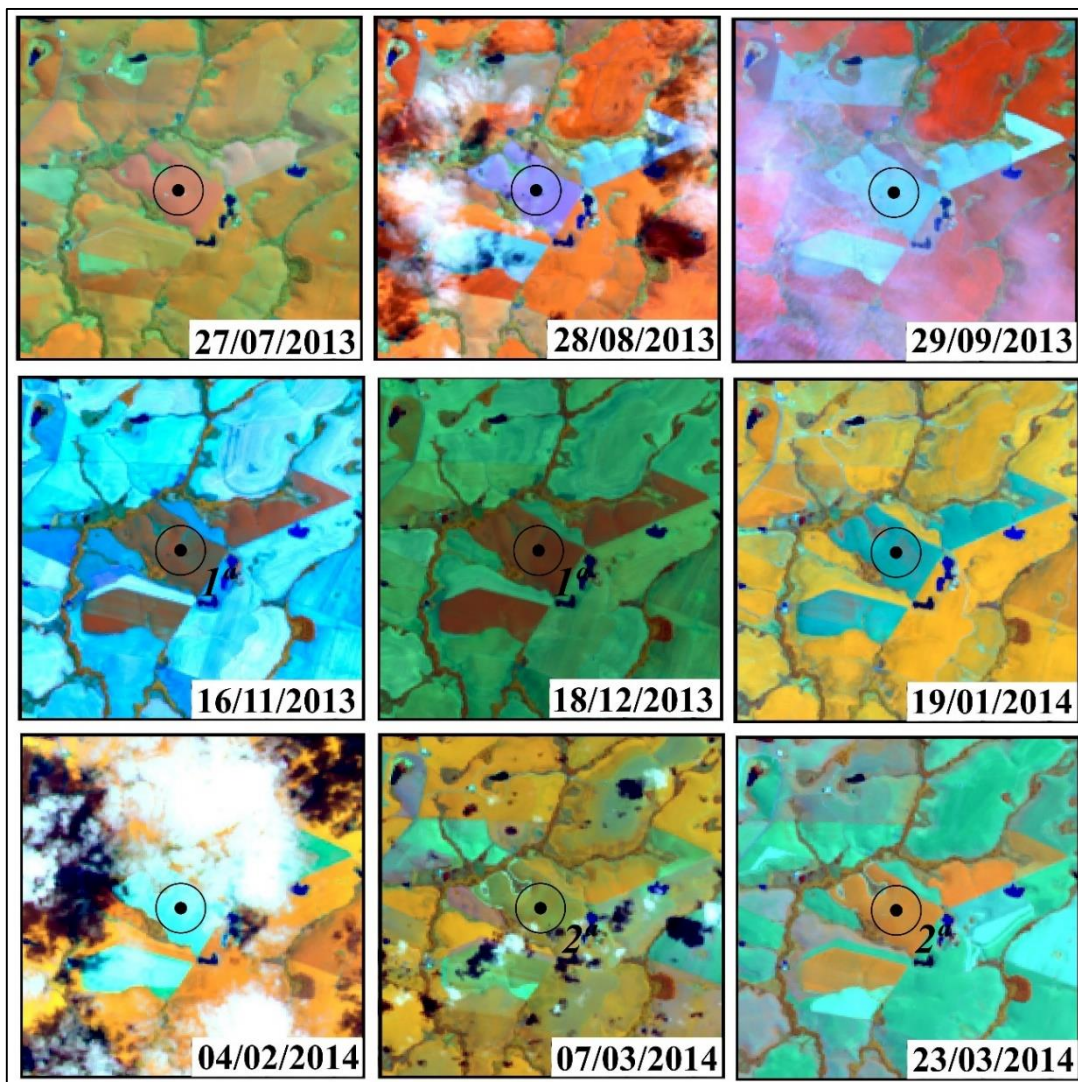


Figura 5.11 - Recortes de imagens Landsat-8/OLI na composição Rb5-Gb6-Bb4, para a órbita 223 e ponto 080, pertencente à microrregião de Santo Ângelo inserida na mesorregião Noroeste Rio-Grandense, visitada durante o trabalho de campo voltado a validação da chave e protocolo de interpretação. Talhão de milho cultivado na primeira safra (1ª) e com soja na safrinha (2ª).

A soja cultivada em safrinha apresenta um período visível nas imagens OLI de aproximadamente dois meses, uma duração similar ao identificado para a cultura do milho (Figura 5.11). Esta resposta pode ser depreendida se analisarmos os talhões amarelo-alaranjados que circundam o ponto identificado na Figura 5.11 e demonstram resposta espectral de soja similar ao verificado na safra.

### 5.2.6. Protocolo para aplicação da chave de interpretação para soja e milho

O protocolo de interpretação para classificar soja e milho por meio de interpretação visual, é a ordem de procedimentos para definir a classe de cada pixel aleatorizado. O protocolo aqui apresentado foi aplicado aos quatro períodos de monitoramento de estimativa, e consiste em:

- a) A classe de cada pixel de soja e milho sempre foi atribuída ao pixel tendo como base a resposta de um destes cultivos ocorrendo dentro do período de estimativa, mesmo que analisando de modo temporal das cinco imagens escolhidas (uma para cada mês) a iniciar-se a partir da imagem principal para o período (preferencialmente a primeira imagem disponível do segundo mês do período de monitoramento), contando de modo retroativo até a imagem mais antiga das cinco;
- b) A definição da classe de cada pixel sempre considerou a resposta do talhão em que este está inserido. Para os casos em que o pixel aleatorizado apresentou mistura espectral por estar posicionado exatamente entre talhões que pertenciam a diferentes classes, a classe do pixel foi atribuída a partir do talhão de maior área que toca o pixel;
- c) Se nesta sequência de imagens (cinco imagens) a interpretação visual demonstrou que a resposta espectral encontrada foi de *água*, *área urbana* ou *floresta*, este pixel foi classificado como *outros*. Para o caso da presença de nuvem neste pixel na imagem principal, deve ser considerada a imagem anterior (desde que tenha sido adquirida dentro do período de estimativa em questão) para atribuir a classe. Para os casos em que nas duas imagens pertencentes ao período existiu presença de cobertura de nuvens, este pixel será rotulado como *nuvem*. Se o pixel aleatorizado detiver resposta espectral de presença de vegetação (desde que não for de *floresta*) deve ser analisada a resposta espectral-temporal do talhão em que está inserido o pixel em análise. Se a resposta espectral-temporal nas imagens que pertencem ao período de estimativa, estiver



- em acordo com a de *soja* ou de *milho* anteriormente descrita em pelo menos duas imagens das cinco utilizadas e que uma destas pertença ao período bimensal, o pixel deve ser rotulado com uma das duas classes;
- d) Em caso de dúvida entre *milho* e *soja* ou *outros* ao atribuir a classe a um pixel na imagem principal, desde que já excluída a possibilidade de que pertença a *floresta*, *área urbana*, *água*, deve ser consultada a imagem imediatamente anterior a imagem principal (dentro do período de estimativa). Caso nesta imagem estivesse registrada a resposta espectral de presença de *milho* ou *soja*, esta foi atribuída ao pixel. Nos casos em que estava evidente que este pixel não pertencia as classes *soja* ou *milho*, este foi atribuído a classe *outros*. Para os casos de presença de cobertura de nuvens nestas datas adicionais, impossibilitando a definição do alvo dentro do período de estimativa, o pixel foi atribuído a classe *outros*;
- e) Todos os pixels que não apresentaram resposta espectral característica em pelo menos uma imagem dentro do período em estimativa, sendo a primeira ou a segunda imediatamente anterior a imagem principal (pertencendo ou não ao período de estimativa) foram rotulados com a classe *outros*.

#### **5.2.7. Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) de soja e milho em imagens Landsat-8/OLI nas condições do RS**

Para o primeiro período de estimativa (compreendido por setembro e outubro de 2013) a distribuição dos valores de TOA foi calculada para as classes de *milho* e *outros* (já que não ocorreram pixels interpretados com a classe *soja* na amostra) (Figura 5.14). Nas condições deste período fica evidente a similaridade entre as distribuições dos valores de TOA das classes *milho* e *outros* para as seis bandas analisadas. Embora a classe *outros* contenha todos os possíveis alvos excluídos o milho (água, área urbana, outros cultivos e floresta), os valores de TOA foram similares para as duas classes.

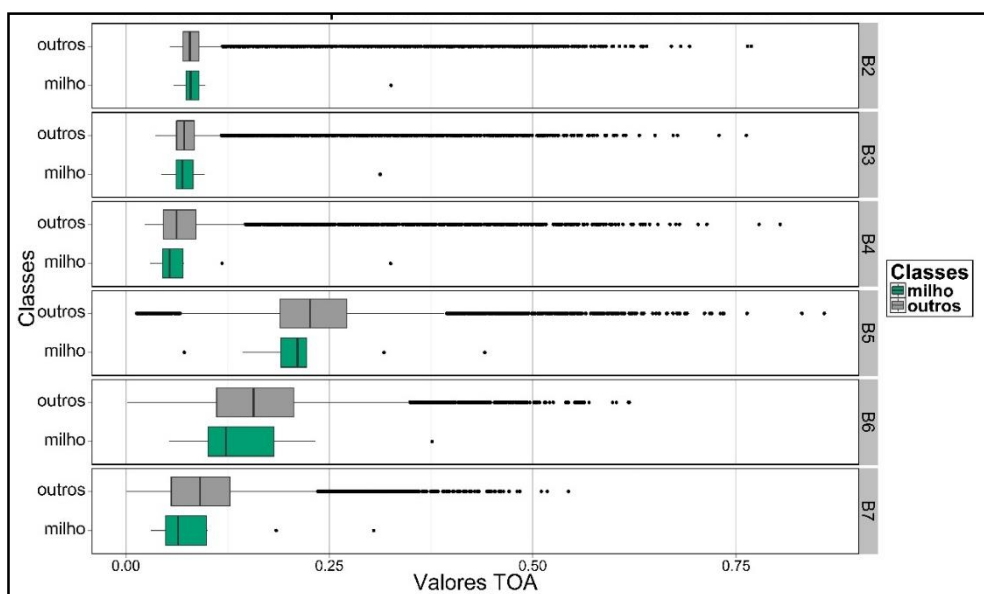


Figura 5.14 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de setembro/outubro de 2013. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período.

A situação para os períodos de novembro/dezembro de 2013 (P2; Figura 5.15), de janeiro/fevereiro de 2014 (P3; Figura 5.16) e março/abril de 2014 (P4; Figura 5.17) foi semelhante àquela verificada para os valores referentes ao primeiro período de estimativa (P1; Figura 5.14). Logo, com base na análise desses valores não foi possível identificar diferenças entre as distribuições dos valores de TOA para as classes soja, milho e outros para nenhum dos quatro períodos do segmento *Estimativa*.

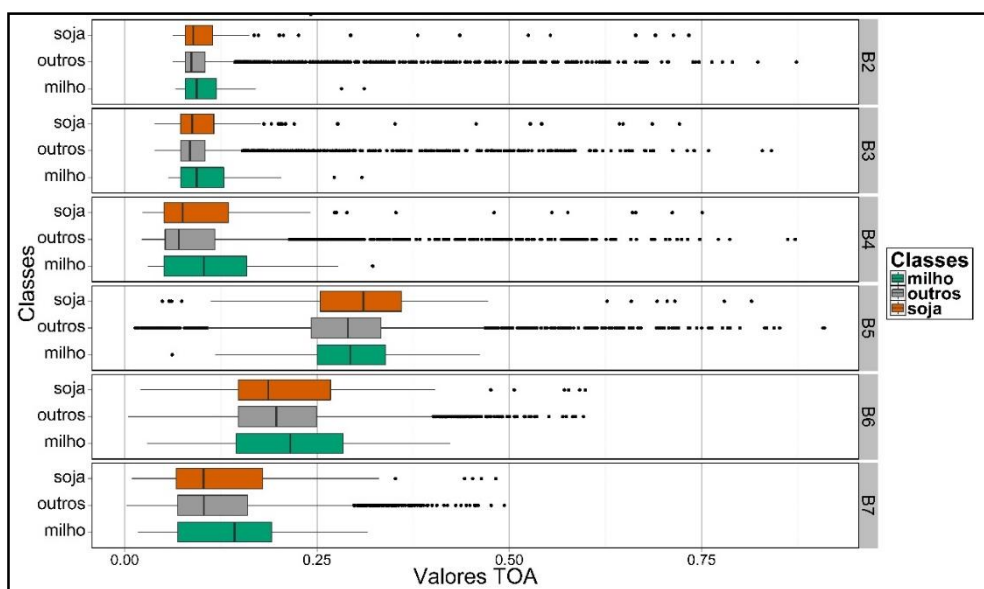


Figura 5.15 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de novembro/dezembro de 2013. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período.

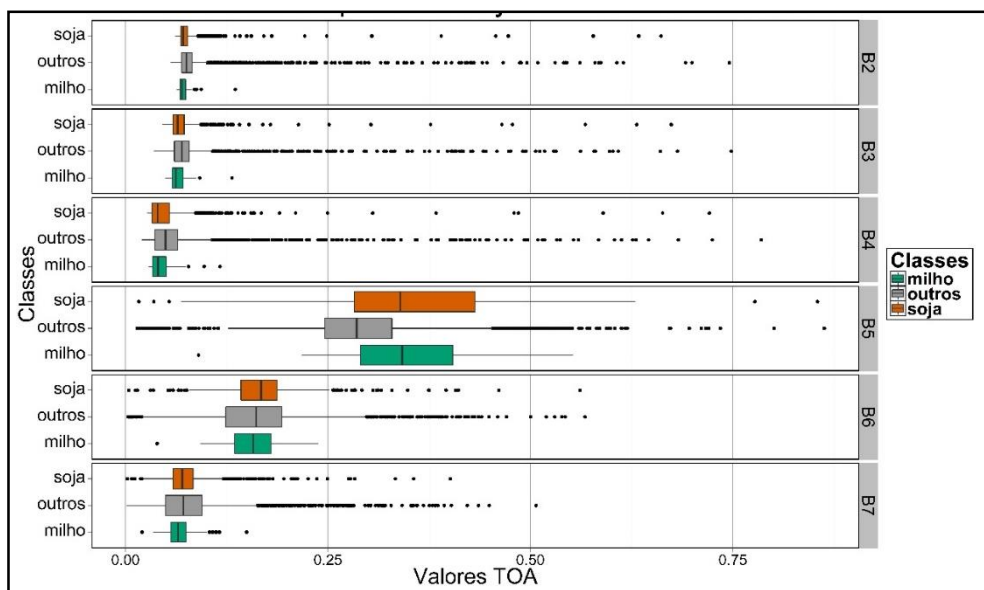


Figura 5.16 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período.

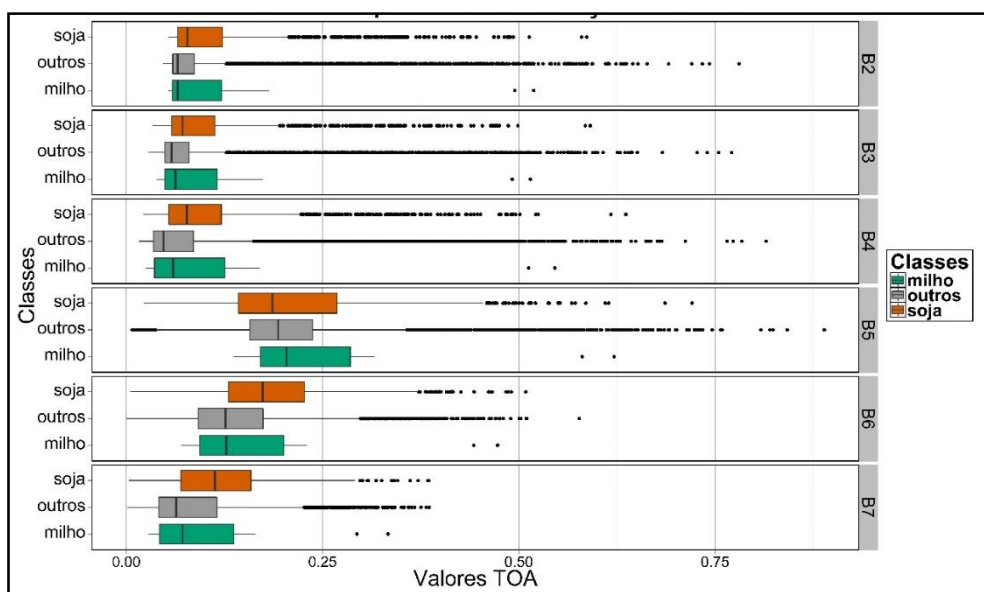


Figura 5.17 - Valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de março/abril de 2014. Valores extraídos das bandas 2 a 7 do sensor Landsat-8/OLI a partir da imagem principal de interpretação do período.

A partir dos pixels aleatorizados para cada um dos períodos foram calculadas as médias e o IC a 5% de significância para as classes em cada uma das seis bandas Landsat-8/OLI utilizadas. Cabe considerarmos que, para o período de setembro/outubro de 2013, o número de observações para a cultura do milho foi pequeno (10 pixels) quando para a classe *outros* o número de observações foi de (3660 pixels). Essa diferença acabou produzindo intervalos de confiança menores para a classe *outros* e muito mais amplos para a classe do *milho* (Figura 5.18). Ademais, não foi identificado nenhum pixel aleatorizado que pertencente à classe *soja*. Neste mesmo período de setembro/outubro de 2013 os ICs e médias foram iguais entre os pixels classificados como *milho* e *outros* (Figura 5.18).

Para os períodos de outubro/novembro (Figura 5.19), janeiro/fevereiro de 2014 (Figura 5.20) e março/abril (Figura 5.21) ocorreram as classes de *soja*, *milho* e *outros*, porém não foram detectadas diferenças nos ICs para os pixels classificados (exceto para a classe *outros* em relação a classe soja e milho na B6; Figura 5.20).

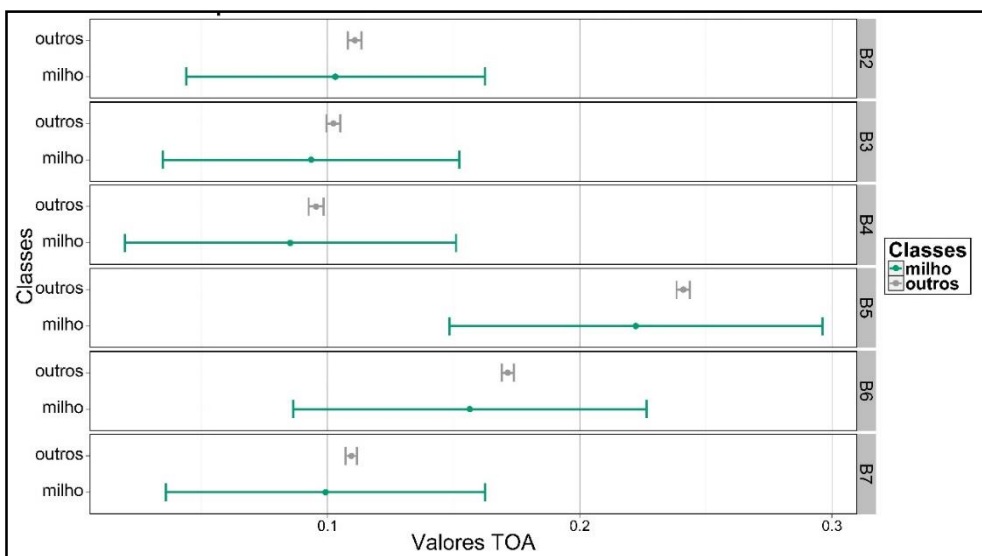


Figura 5.18 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de setembro/outubro de 2013. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI.

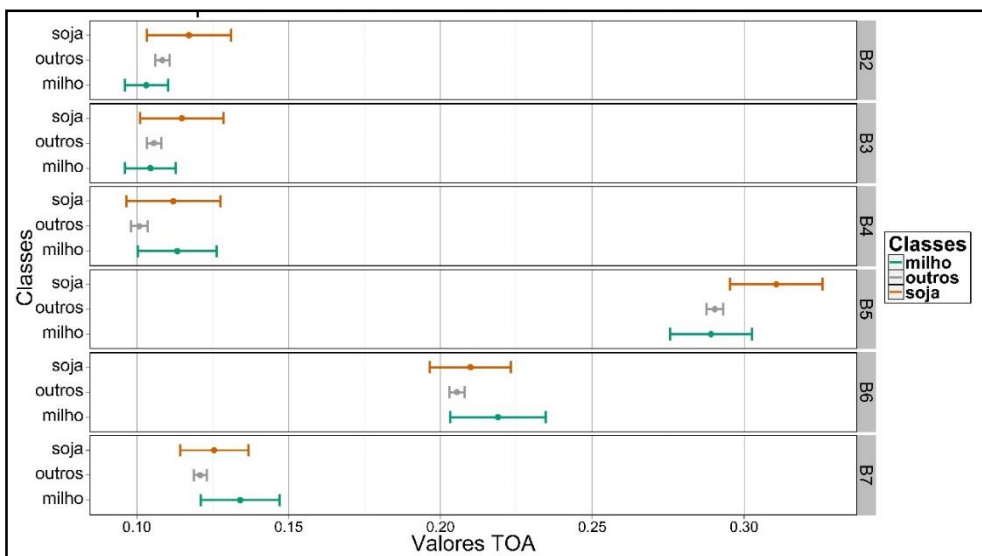


Figura 5.19 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de novembro/dezembro de 2013. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI.

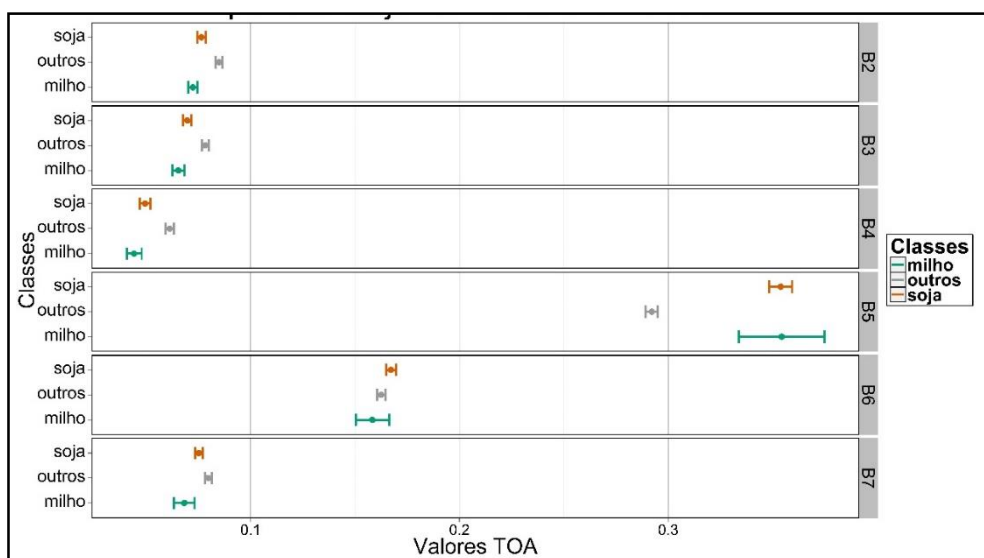


Figura 5.20 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI.

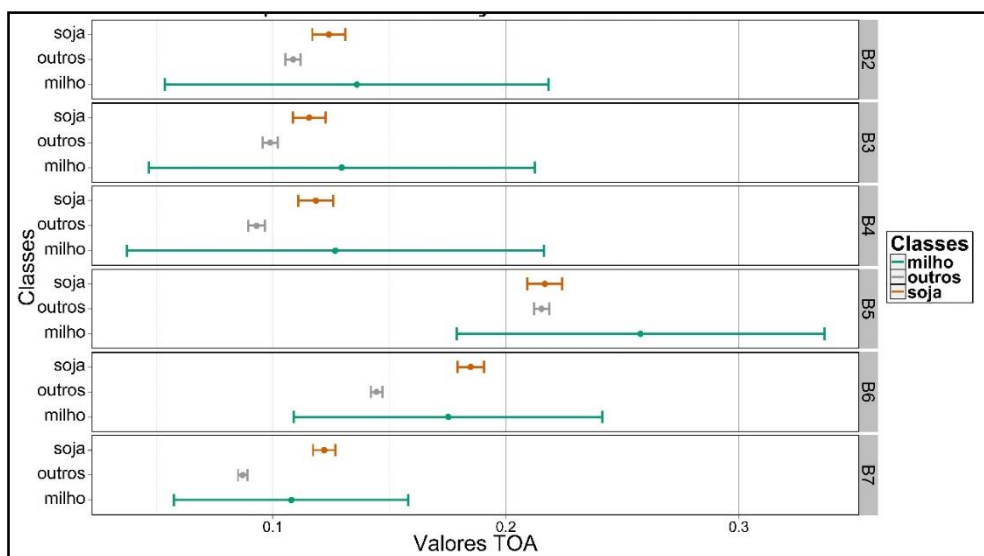


Figura 5.21 – Intervalo de confiança (IC) a 5% de significância, para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) dos pixels aleatorizados para o período de março/abril de 2014. Foram calculados os ICs para as bandas 2 a 7 Landsat-8/OLI.

A análise dos valores TOA de modo monotemporal não foi capaz de demonstrar diferenças estatísticas ou de distribuição suficientes para que soja e milho fossem diferenciados de modo unicamente matematicamente. Porém, por meio de interpretação visual de imagens Landsat contrastadas foi possível a

diferenciação dos alvos a ponto de produzir uma classificação com exatidão de 95.74% a partir da campanha de validação de campo. Este acerto está ligado a diferenciação possível ao analisar as imagens de modo multitemporal associadas com a aplicação de contraste de máximo e mínimo. Já que o contraste aplicado visava deixar os remanescentes florestais com matizes similares entre si ao longo do tempo, ao adotar esta abordagem, os alvos agrícolas que são muito dinâmicos têm sua resposta espectro-temporal evidenciada, o que leva a possibilidade de classificação dos alvos com elevada exatidão.

#### **5.2.8. Valores de área ocupada com soja e milho no RS**

A área ocupada com *soja* e *milho* foi calculada a partir das proporções de ocorrência das classes no total de pixels sorteados em cada mesorregião para cada período de monitoramento, multiplicada pela área da mesma mesorregião (LUIZ, 2003; LUIZ et al., 2012). Por exemplo, para a mesorregião Noroeste Rio-grandense foram aleatorizados 1976 pixels Landsat (definidos no painel amostral), e no período de janeiro/fevereiro de 2014 estiveram sem a presença de cobertura de nuvens 1931 pixels, e destes, foram identificados 825 pixels que pertenciam a classe *soja*, logo, se fizermos a razão entre 825 e 1976, teremos 0,4272. Por fim, multiplicando esta razão pela área da mesorregião Noroeste Rio-grandense (que é de 6.494.076,65 ha) vamos obter 2.774.528 ha, que equivale a área ocupada com soja nesta mesorregião neste período (LUIZ et al., 2012).

Utilizando esta abordagem foram calculados os valores de área ocupada com soja e milho em pleno vigor, apresentando resposta espectro-temporal característica em imagens Landsat (Tabela 5.2 e 5.3). Cabe uma ressalva em relação aos valores apresentados nas Tabelas 5.2 e 5.3, que devido a forma como foi elaborado procedimento de amostragem, somente são conhecidas as medidas de precisão para os valores em nível de Estado. Logo, os valores em nível de mesorregião demonstram a distribuição das culturas no Estado e

apresentam os valores de área ocupada com soja e milho em cada período para cada uma das mesorregiões, porém não é possível determinar em nível de mesorregião a exatidão destes valores de área ocupada.

Os valores de área ocupada com milho apresentaram-se concentrados na mesorregião Noroeste Rio-grandense. Em um caso particular a mesorregião Metropolitana de Porto Alegre não apresentou nenhum pixel sequer dentre os amostrados para os quatro períodos bimensais de monitoramento com a classe milho (Tabela 5.2).

Tabela 5.2 – Área ocupada com milho apresentando pleno vigor identificável em imagens Landsat, em cada uma das mesorregiões do RS para os períodos de monitoramento estudados.

<b>Mesos</b>	<b>set./out.</b>	<b>nov./dez.</b>	<b>jan./fev.</b>	<b>mar./abr.</b>
	<b>2013</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2014</b>
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	4.953	4.953	5.109	4.953
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	0	39.416	30.348	0
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	0	0	0	0
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	0	28.956	70.805	4.737
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	26.291	304.951	168.153	46.268
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	8.066	0	24.384	0
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	0	8.957	0	0
<b>Total</b>	<b>39.311</b>	<b>387.234</b>	<b>298.801</b>	<b>55.959</b>

A Tabela 5.3 demonstra que não foram detectados pixels com a classe soja em nenhuma das sete mesorregiões do Estado do RS no período bimensal de monitoramento de setembro/outubro de 2013. Para a soja foi verificada uma concentração na mesorregião Noroeste Rio-grandense, de até acima de 62% da área de soja identificada para o período.



Tabela 5.3 - Área ocupada com soja apresentando pleno vigor identificável em imagens Landsat, em cada uma das mesorregiões do RS para os períodos de monitoramento estudados.

<b>Mesos</b>	<b>set./out. 2013</b>	<b>nov./dez. 2013</b>	<b>jan./fev. 2014</b>	<b>mar./abr. 2014</b>
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	0	9.906	802.175	371.504
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	0	170.803	247.120	136.461
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	0	79.628	45.658	54.958
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	0	207.519	358.746	104.228
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	0	356.931	2.774.528	1.969.705
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	0	81.283	203.208	148.302
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	0	44.785	465.106	357.264
<b>Total</b>	0	950.858	4.896.545	3.142.424

A partir da soma dos valores de área ocupada com soja e milho obtidos para cada mesorregião foram calculados os valores da estimativa em nível estadual, com medidas de precisão estatística associadas, que neste caso é o coeficiente de variação (CV). Este CV foi obtido a partir do número de observações de cada classe em cada mesorregião, o número de amostras na mesorregião livre da presença de nuvens, o peso de cada mesorregião na área total do estado e a proporção de ocorrência da classe no Estado (Equação 4.11). Os valores de estimativa de área ocupada com soja e milho dispostos na Figura 5.22, demonstram que a cultura do milho apresentou área ocupada nos quatro períodos. Por outro lado, a cultura da soja não deteve presença de cultura no período de setembro/outubro de 2013, com uma evidente concentração da ocupação no período de janeiro/fevereiro de 2014.

Em relação ao milho, tem-se que em nenhum dos quatro períodos bimensais de estimativa foram obtidos valores de área próximos ao indicado por IBGE e CONAB para a safra do Estado do RS na safra 2013/2014 (ao redor de 1 milhão de hectares). Por outro lado, para a cultura da soja foi verificado que para o período de janeiro/fevereiro de 2014 o valor estimado de área ocupada com soja em pleno desenvolvimento foi muito similar ao indicado por IBGE e CONAB para a safra do RS (aproximadamente 4,8 milhões de hectares).

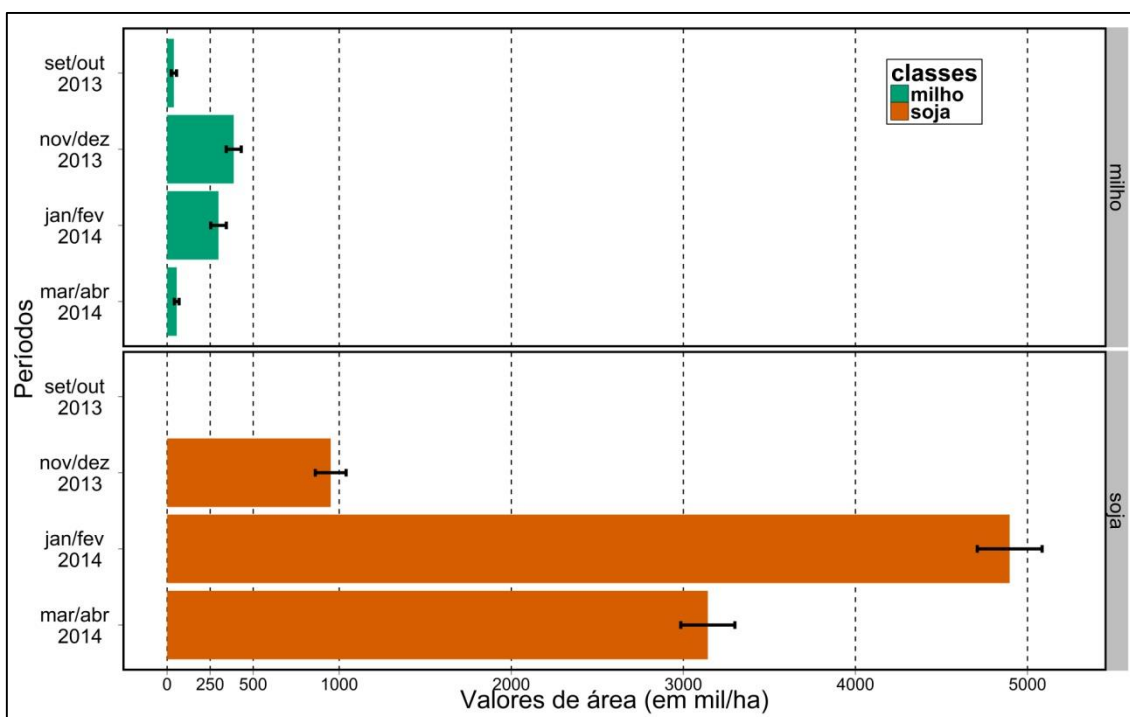


Figura 5.22 – Valores de área ocupada com soja e milho (barras coloridas) associados ao valor de coeficiente de variação (CV; barras em preto) para os períodos entre setembro/outubro e março/abril de 2014.

### 5.2.9. Tempo necessário à execução e viabilidade do segmento

#### *Estimativa*

Durante a aplicação do segmento *Estimativa* foi contabilizado o tempo necessário para a elaboração das estimativas de área ocupada com soja e milho via interpretação de imagens Landsat. A avaliação do tempo necessário para a execução do segmento *Estimativa* em cada período bimestral, levou em conta o processo de aplicação do realce por contraste de máximo e mínimo, a classificação via interpretação visual e o cálculo de estimativa de área ocupada com *soja e milho*.

O tempo necessário para a aplicação do método até obter as estimativas de área ocupada oscilou entre 92 horas para o período de novembro/dezembro de 2013, e 100 horas para o período de janeiro/fevereiro de 2014.

Se considerarmos que o processo de classificação dos pixels aleatorizados sempre for iniciado nos primeiros dias do segundo mês do período bimestral

(entre o primeiro e o 10º dia do mês), restam no máximo 16 dias para a aplicação do método e elaboração da estimativa (já que pelo menos 4 são de sábados e domingos). E se considerarmos um tempo efetivo de trabalho de sete horas por dia, podemos definir que foi possível finalizar o segmento *Estimativa* e disponibilizar a estimativa de área ocupada com soja e milho ao final do 14º dos 16 dias disponíveis para aplicação da metodologia. Garantindo assim o pressuposto de disponibilizar os valores de estimativa de área ocupada com soja e milho antes do último dia do segundo mês do período bimensal.

### **5.3. Segmento Mapas**

O segmento *Mapas* deu origem a seis diferentes combinações de imagens DATQuaR, por meio do agrupamento de imagens de índices de vegetação (IVs) MODIS (NDVI e EVI). Estas combinações foram utilizadas com ou sem a aplicação de filtragem de moda para produzir os mapas DATQuaR. Estes mapas representam as posições geográficas que apresentaram os maiores incrementos de valores de IVs entre os períodos de estimativa, delimitando a localização da *soja+milho* (Figura 5.23).

Alguns exemplos dos mapas DATQuaR produzidos estão na Figura 5.23. Todos referentes ao período de janeiro/fevereiro de 2014 produzidos com a utilização de imagens MOD13Q1 de NDVI e EVI com a utilização de filtragem. Os mapas DATQuaR apresentados nesta figura fazem apresentam a única diferença na elaboração da imagem de mínimo (para o período anterior aquele em estimativa), sendo esta diferença a adoção do uso de NDVI ou EVI. É possível perceber diferenças de identificação de culturas quando da utilização de mínimo NDVI ou EVI.

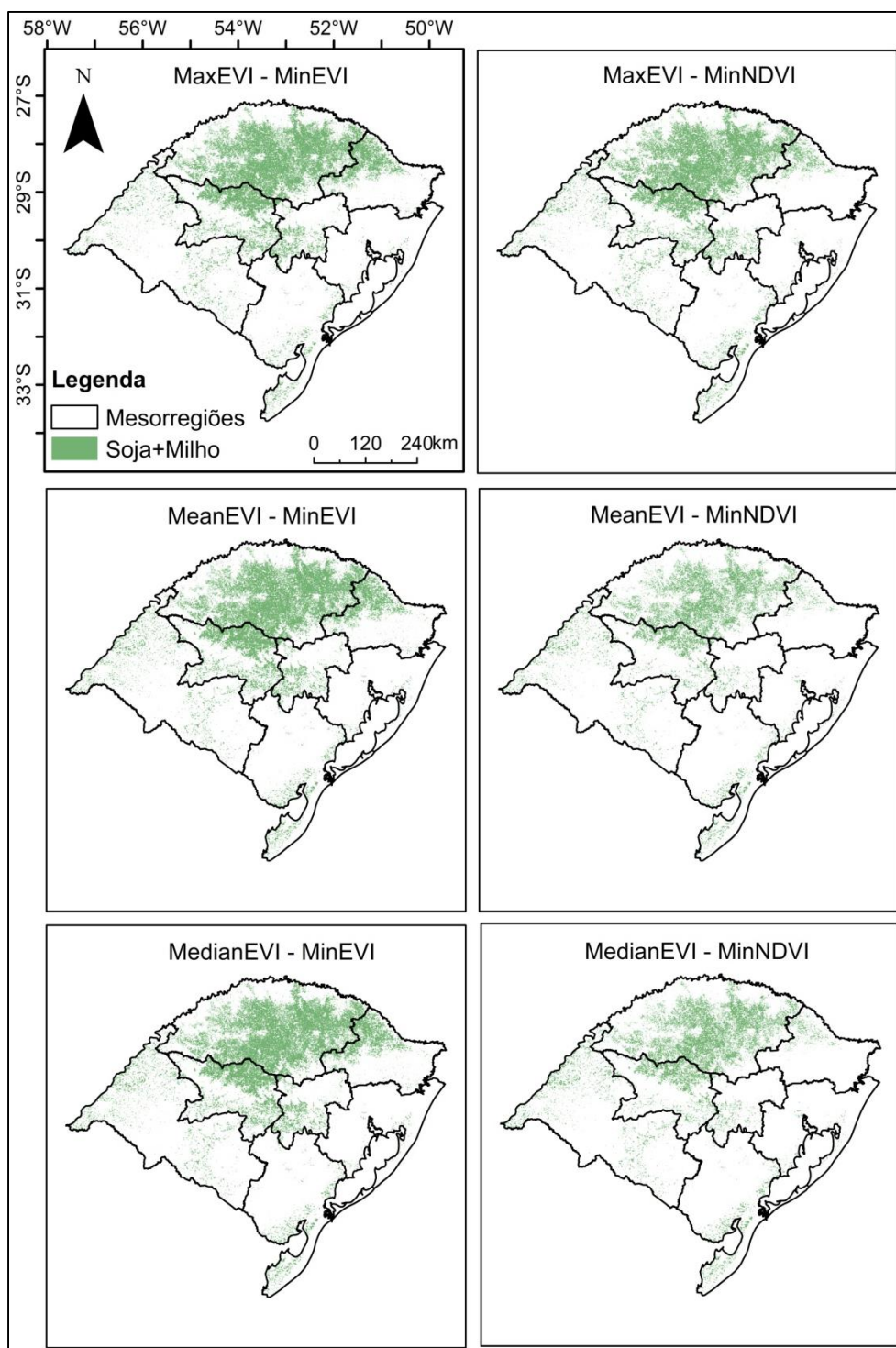


Figura 5.23 – Mapas de Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real (DATQuaR) para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Os mapas em destaque foram elaborados a partir de imagens MOD13Q1 de índices de vegetação. Os mapas foram gerados através de diferença simples e ambos passaram pelo processo de filtragem de moda com janela 3x3 pixels. As porções em verde representam as áreas identificadas com *soja+milho*.

O cálculo dos valores de concordância para os mapas DATQuaR foram obtidos a partir da comparação dos pixels interpretados no segmento *Estimativa* (utilizados como referência) com os mapas DATQuaR. Os pixels pertencentes as classes *soja* e *milho* desta referência foram reagrupados em cultivo (*soja+milho*), com a classe outros permanecendo como original. Um exemplo de como foram comparados os dois tipos de dados é apresentado na Figura 5.24.

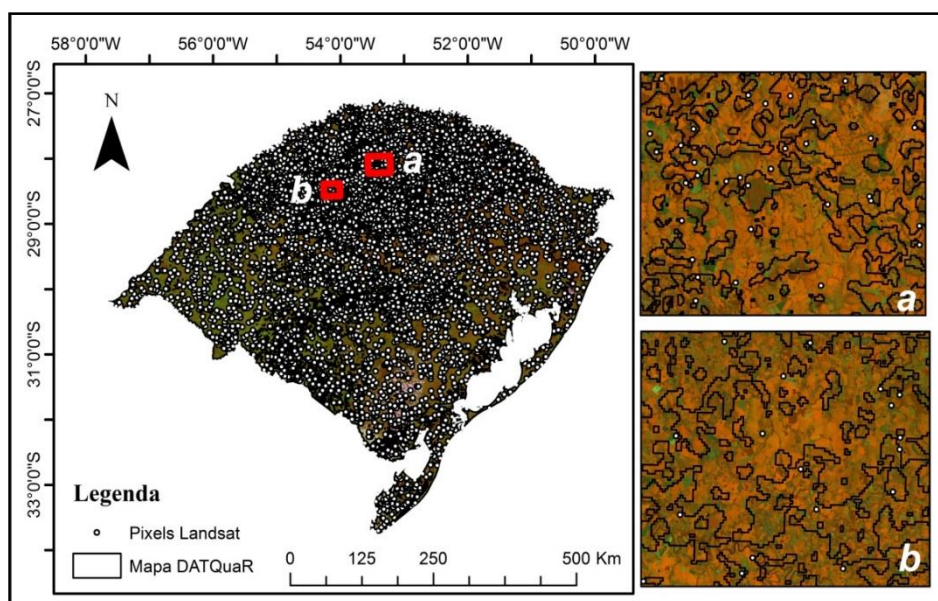


Figura 5.24 – Mapa de Detecção de Áreas Agrícolas em Tempo Quase Real (DATQuaR) para o período de janeiro/fevereiro de 2014 (vetor de cor branca) sobreposto a composição Rb5-Gb6-Bb4 Landsat-8/OLI para o período de janeiro/fevereiro de 2014. Mapa DATQuaR elaborado com imagens EVI MODIS, composto por mínimo EVI para o período de novembro/dezembro de 2013 e máximo EVI para janeiro/fevereiro de 2014.

Os valores de concordância global em nível estadual observados para os mapas DATQuaR de *soja+milho* no primeiro período de estimativa (setembro/outubro de 2013) estiveram acima de 99% (Figura 5.25). Neste período os mapas DATQuaR dizem respeito somente à localização do cultivo de milho, para as mesorregiões Noroeste Rio-grandense, Sudeste Rio-grandense e Centro Ocidental Rio-grandense.

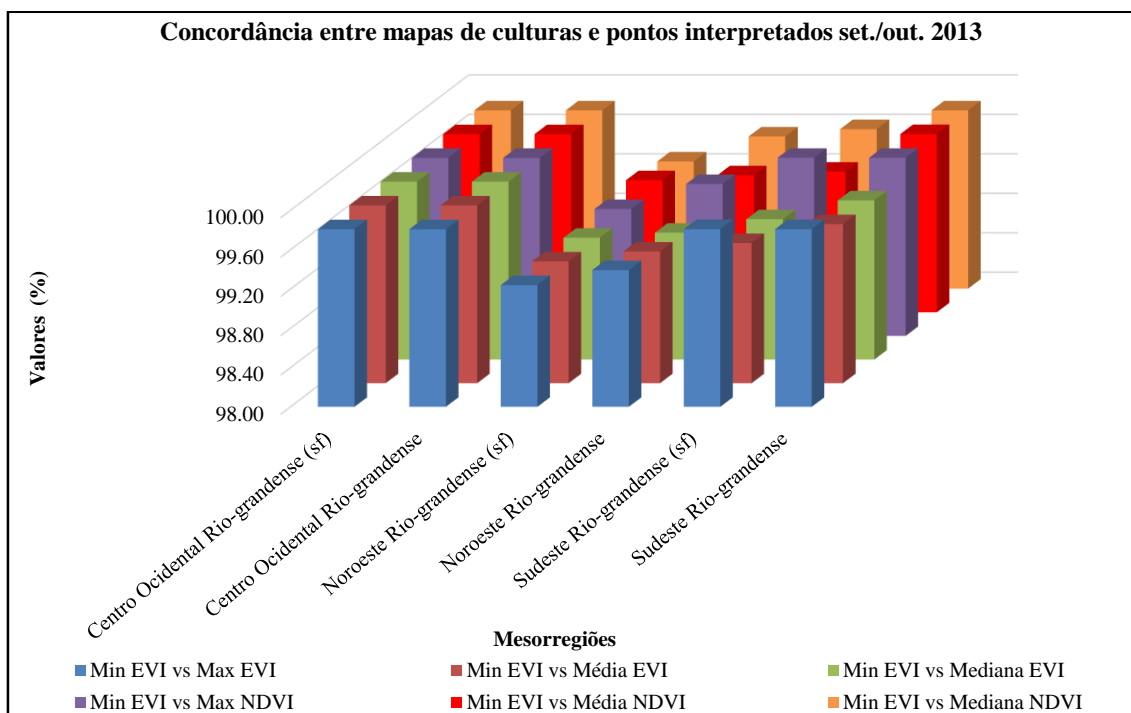


Figura 5.25 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuR (*soja+milho*) para o período de setembro/outubro de 2013 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*.

Para o período de novembro/dezembro de 2013, foram identificados cultivos de *soja* ou *milho* em todas as mesorregiões, e, para estas condições, a menor concordância encontrada foi acima de 79%. Para este período, é evidente que o uso de filtragem de moda para os mapas DATQuR os valores de concordância global foram superiores (quando comparados àqueles que não utilizaram o processo de filtragem) nas regiões com maior presença de agricultura, especialmente na mesorregião Noroeste Rio-grandense (Figura 5.26).

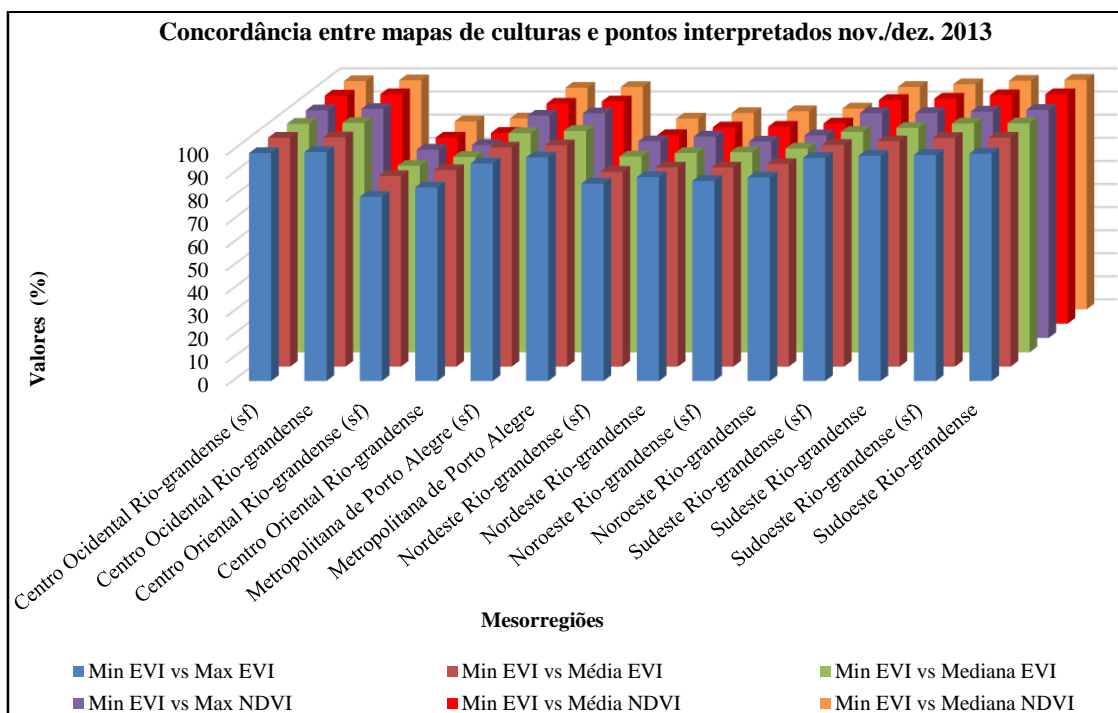


Figura 5.26 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (*soja+milho*) para o período de novembro/dezembro de 2013 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*.

Já para o período de janeiro/fevereiro de 2014 (aquele com maior área ocupada com soja e milho) o menor valor de concordância global identificado foi de aproximadamente de 71%, sendo que este menor valor de concordância global foi encontrado para a mesorregião de maior área ocupada com *soja+milho*, a Noroeste Rio-grandense (Figura 5.27).

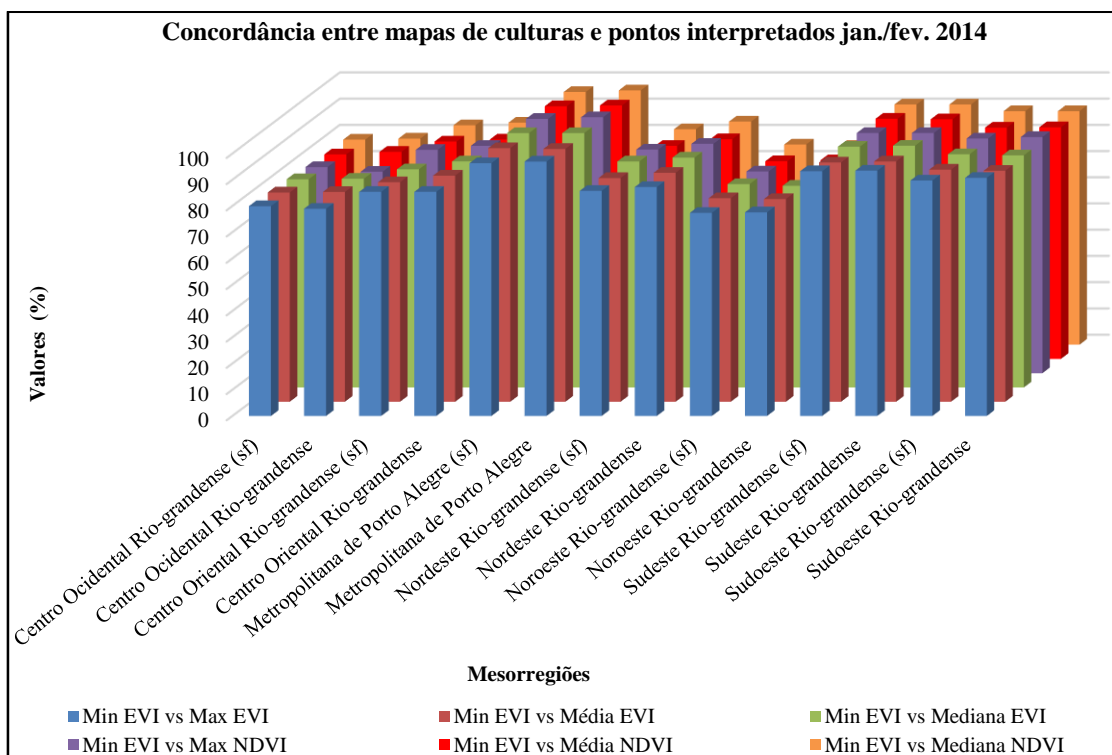


Figura 5.27 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuR (soja+milho) para o período de janeiro/fevereiro de 2014 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*.

Por fim, para os mapas de DATQuR referentes ao período de março/abril de 2014, o menor valor de concordância global identificado foi o de 64%, também para a mesorregião de maior presença de cultivos no período, Noroeste Rio-grandense (Figura 5.28).



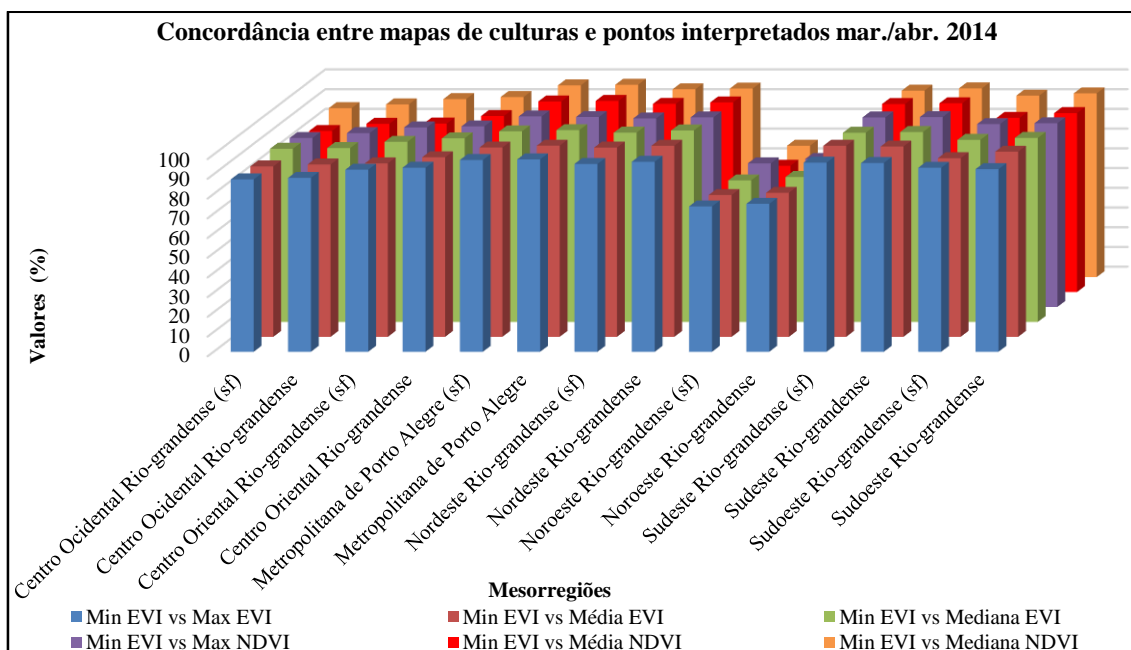


Figura 5.28 – Valores percentuais de concordância entre os mapas DATQuaR (soja+milho) para o período de março/abril de 2014 com aplicação de filtragem e sem aplicação de filtragem (sf) e os pixels interpretados no segmento *Estimativa*.

As formas utilizadas para a geração das imagens DATQuaR produziram resultados muito similares entre si, quando comparados em cada mesorregião em um único período. As máximas diferenças relativas (em percentual) entre a média da concordância global do período em cada mesorregião e da concordância global entre cada forma utilizada para a geração das imagens DATQuaR em um mesmo período e mesorregião são apontadas na Tabela 5.4 para os mapas elaborados sem a utilização de filtragem de moda, e Tabela 5.5 para os mapas elaborados com a utilização de filtragem de moda.

Os máximos valores de diferença relativa foram identificados na mesorregião Noroeste Rio-grandense, tanto para os mapas sem utilização de filtragem (Tabela 5.4) quanto para os mapas elaborados com a filtragem (Tabela 5.5). Em muitas mesorregiões as máximas diferenças relativas estiverem ao redor de 2%, o que indica que as diferentes formas de elaborar os mapas DATQuaR foram muito similares entre si, mesmo usando diferentes índices de vegetação ou diferentes formas de agrupar as imagens MODIS em imagens DATQuaR.

Tabela 5.4 - Máximas diferenças relativas entre a média de concordância global dos mapas DATQuaR sem processo de filtragem de moda e os pixels Landsat interpretados, em cada período para cada mesorregião do RS.

Mesos	set./out.	nov./dez.	jan./fev.	mar./abr.
	2013	2013	2014	2014
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	2,09	-0,32	-1,58	-5,14
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	*nd	5,18	-1,92	-5,55
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	nd	1,14	0,55	0,95
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	nd	6,86	-5,83	0,85
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	0,06	3,92	-1,75	-9,81
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	0,23	1,51	1,62	-1,64
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	nd	-0,53	2,42	-3,90

\*nd – Não foram identificados pixels pertencentes a classe *soja* ou *milho* nestas mesorregiões para o período.

Tabela 5.5 - Máximas diferenças relativas entre a média de concordância global dos mapas DATQuaR com processo de filtragem de moda (janela 3x3 pixels) e os pixels Landsat interpretados, em cada período para cada mesorregião do RS.

Mesos	set./out.	nov./dez.	jan./fev.	mar./abr.
	2013	2013	2014	2014
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	3,50	0,10	-2,30	-2,38
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	*nd	-3,01	-1,91	-2,69
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	nd	-0,81	0,66	-1,09
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	nd	4,11	-3,65	0,90
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	-0,18	-2,18	-5,30	-8,13
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	-0,12	0,55	1,46	-0,46
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	nd	-0,39	2,04	-2,37

\*nd – Não foram identificados pixels pertencentes a classe *soja* ou *milho* nestas mesorregiões para o período.

### 5.3.1. Método mais adequado para a formação dos mapas DATQuaR

Para selecionar qual a forma utilizada na geração das imagens DATQuaR produziu os melhores resultados, foi utilizada uma ponderação da concordância global entre os mapas DATQuaR e os pontos interpretados no segmento estimativa, em relação a área ocupada com *soja+milho* definida no segmento *Estimativa* para cada período.

A partir do ranqueamento elaborado foi selecionado o método mais adequado para a formação das imagens DATQuaR. Quando da elaboração dos mapas

DATQuaR sem a utilização de filtragem de moda de janela 3x3 pixels o formato pela diferença simples entre a imagem máximos valores de EVI para o período monitorado e de mínimos valores de NDVI do período anterior ao monitorado foi o de melhor desempenho (Tabela 5.6).

Tabela 5.6 - Valores de concordância entre mapas DATQuaR sem filtragem e pixels do segmento *Estimativa*, ponderados pela área de *soja+milho* identificada em cada período por mesorregião em relação ao total verificado no RS no mesmo período.

<b>Imagens DATQuaR</b>	<b>set./out. 2013</b>	<b>nov./dez. 2013</b>	<b>jan./fev. 2014</b>	<b>mar./abr. 2014</b>
<b>Max EVI - Min EVI</b>	99,43	87,10	81,02	80,46
<b>Mean EVI - Min EVI</b>	99,35	87,20	80,73	78,79
<b>Med EVI - Min EVI</b>	99,35	87,11	80,78	79,15
<b>Max NDVI - Min EVI</b>	99,46	86,69	80,36	79,61
<b>Mean NDVI - Min EVI</b>	99,42	85,92	78,77	72,81
<b>Med NDVI - Min EVI</b>	99,42	86,45	79,52	75,51
<b>Max EVI - Min NDVI</b>	99,39	90,99	81,63	80,93
<b>Mean EVI - Min NDVI</b>	99,42	91,59	80,94	78,72
<b>Med EVI - Min NDVI</b>	99,39	91,60	80,88	79,14
<b>Max NDVI - Min NDVI</b>	99,46	87,99	80,61	80,08
<b>Mean NDVI - Min NDVI</b>	99,38	87,78	80,00	77,10
<b>Med NDVI - Min NDVI</b>	99,46	87,96	80,07	78,37

Por outro lado, quando adotada a utilização de uma filtragem de moda nos mapas DATQuaR, o método de formação das imagens DATQuaR de melhor desempenho foi aquele que utilizou somente imagens de EVI em uma diferença simples entre o máximo valor observado no período em monitoramento e os mínimos valores observados no período prévio (Tabela 5.7).

Tabela 5.7 - Valores de concordância entre mapas DATQuaR com filtragem e pixels do segmento *Estimativa*, ponderados pela área de *soja+milho* identificada em cada período por mesorregião em relação ao total verificado no RS no mesmo período.

<b>Imagens DATQuaR</b>	<b>set./out. 2013</b>	<b>nov./dez. 2013</b>	<b>jan./fev. 2014</b>	<b>mar./abr. 2014</b>
<b>Max EVI - Min EVI</b>	99,53	89,22	81,24	81,38
<b>Mean EVI - Min EVI</b>	99,46	88,81	80,92	80,13
<b>Med EVI - Min EVI</b>	99,42	88,94	80,77	80,54
<b>Max NDVI - Min EVI</b>	99,63	88,78	80,12	81,37
<b>Mean NDVI - Min EVI</b>	99,53	87,66	79,45	75,20
<b>Med NDVI - Min EVI</b>	99,63	87,79	79,69	77,71
<b>Max EVI - Min NDVI</b>	99,60	91,39	80,88	80,89
<b>Mean EVI - Min NDVI</b>	99,63	91,26	77,58	77,83
<b>Med EVI - Min NDVI</b>	99,63	91,37	78,27	78,33
<b>Max NDVI - Min NDVI</b>	99,59	89,25	80,27	81,23
<b>Mean NDVI - Min NDVI</b>	99,59	90,45	80,15	80,14
<b>Med NDVI - Min NDVI</b>	99,56	90,50	80,64	80,86

Por fim, analisando os valores de concordância global entre os mapas DATQuaR (que passaram pelo processo de filtragem de moda ou não) e os pontos interpretados no segmento *Estimativa*, ficou demonstrado que o processo de filtragem de moda produziu os valores de concordância mais elevados. Esta definição foi obtida a partir dos valores de concordância global obtidos para os períodos com maior presença de cultivo de *soja+milho* (janeiro/fevereiro de 2014 e março/abril de 2014) (Tabelas 5.6 e 5.7).

## 6 CONCLUSÕES

Quanto à questão de nuvens, a análise dos valores médios e seus respectivos intervalos de confiança para o percentual de ocorrência de área livre de nuvens em nível de mesorregião ficou demonstrado que este não é um fator limitante à aplicação de método de estimativa de área ocupada com soja e milho por meio de amostragem probabilística, já que os percentuais de área livre de cobertura de nuvens por mesorregião por período oscilaram ao redor de 40% para todas as mesorregiões nos seis períodos bimensais de monitoramento ao longo da série histórica composta entre junho de 2000 e julho de 2014.

Quando da análise dos valores percentuais de ocorrência livre nuvem por pixel em cada período, os pixels apresentaram na pior condição 45% de ocorrência de aquisição de imagem livre de nuvens. Estes valores não se configuram em um limite à aplicação de processo de estimativa de área ocupada com soja e milho via amostragem probabilística. Além dos valores de área livre não representarem um limite à aplicação da metodologia desenvolvida é de que a localização da presença de nuvens pode ser assumida como aleatória.

O teste de hipótese aplicado em nível de mesorregião para a frequência relativa acumulada de percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel dos mapas elaborados para cada um dos seis períodos bimensais ao longo da série histórica (entre julho de 2000 e junho de 2014) demonstrou que não existiu diferença estatística entre os seis períodos bimensais de monitoramento.

Quanto à aplicação do segmento Estimativa, a composição colorida com imagens Landsat-8/OLI que se prestou melhor ao processo de interpretação visual foi aquela que utilizou a banda B5 associada ao filtro do vermelho, a banda B6 associada ao filtro do verde e a banda B4 associada ao filtro do azul.

Utilizando a chave de interpretação definida para a diferenciação de *milho* e *soja* dos demais alvos presentes no Estado RS demonstrou que é possível classificar

os dois cultivos com base na análise multiespectro-temporal das imagens Landsat.

O protocolo de aplicação da chave de interpretação possibilitou classificar em apenas quatro classes (*soja*, *milho*, *outros* e *nuvens*) os mais diferentes alvos presentes nas imagens Landsat.

As distribuições dos valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) para os pixels aleatorizados nos quatro períodos de monitoramento da área ocupada com soja e milho quando analisados de modo monotemporal não apresentaram diferenças suficientes para permitir diferenciar as três classes em cada banda espectral do sensor Landsat-8/OLI, dado que os intervalos de confiança construídos para as médias dos valores TOA por classe em cada banda espectral do sensor Landsat-8/OLI não apresentaram diferenças entre si. Essa constatação demonstrou a importância do processo de interpretação visual que utilize as imagens de sensoriamento remoto de modo multitemporal.

Através da verificação de campo, o método aplicado de classificação por meio de interpretação visual de pixels aleatorizados demonstrou uma exatidão global de 95,74%, conforme validação realizada com base em dados obtidos em trabalho de campo.

O tempo máximo necessário de aplicação do método de classificação de pixels aleatorizados e a geração dos valores de área ocupada com soja e milho no segmento *Estimativa* foi de 100 horas de trabalho, demonstrando que é viável aplicar o método e produzir os valores de estimativa de área ocupada com soja e milho em tempo quase real, com a disponibilização dos valores antes do último dia nominal do período em estimativa.

O segmento *Mapas* apresentou o melhor resultado no mapa DATQuaR que passou pelo processo de filtragem de moda com janela de 3 pixels de lado, e utilizando imagens EVI MODIS, por meio da diferença simples entre o máximo valor observado no período em estimativa e o mínimo no período anterior. Neste

formato o menor valor de concordância global para um período de estimativa foi de 81,24%.

Ao desenvolver e aplicar a metodologia utilizada para produzir estimativa de área ocupada com soja e milho demonstrou algumas necessidades ou possibilidades de pesquisa para que possam ser aperfeiçoadas a aplicação da metodologia, dentre os quais estão: a) geração de um estudo para determinar como integrar os valores de área de cada período bimensal em um único valor de safra; b) estudo da influência da definição de atribuição de pixels amostrados em bordas de talhões para os valores de área ocupadas com soja e milho em diferentes regiões (principalmente em função do tamanho dos talhões); c) mensurar a quantidade de safrinha existente no Estado do RS; d) inserir na estimativa de área ocupada de soja e milho o uso de imagens do Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS-4) e do *Indian Remote Sensing Satellite* (RESOURCESAT-2); e) adaptar a metodologia para monitoramento de áreas cultivadas com soja durante o chamado “vazio sanitário” e testar mecanismos de classificação automática para os pixels aleatorizados.

Em suma, a metodologia desenvolvida apresenta um potencial de utilização por gerar estimativas de área ocupada durante a ocorrência da safra. Assim, seria o ideal se algum ente envolvido na cadeia da soja e milho adotasse (mesmo que de forma ainda experimental) a geração de estimativas para o Estado do RS de modo continuado ao longo de pelo menos duas safras, visando entender a dinâmica das estimativas produzidas desta forma.





## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACKERMAN, S. A.; HOLZ, R. E.; FREY, R.; ELORANTA, W.; MADDUX, B. C.; MACGILL, M. Cloud Detection with MODIS. Part II: Validation. **American Meteorological Society**, 2008, July, DOI: 10.1175/2007JTECHA1053.1.

ACKERMAN, S.; FREY, R.; STRABALA, K.; LIU, Y. GUMLEY, L. BAUM, B.; MENZEL, P. **Discriminating clear-sky from cloud with MODIS algorithm theoretical basis document (MOD35)**. Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies, University of Wisconsin – Madison, V. 6.1, 2010.

ADAMI, M.; RIZZI, R.; MOREIRA, M. A.; RUDORFF, B. F. T.; FERREIRA, C. C. Amostragem probabilística estratificada por pontos para estimar a área cultivada com soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.45, n.6, p.585-592, jun. 2010.

ARVIDSON, T.; GOWARD, S.; GASCH, J.; WILLIAMS, D. L. Landsat-7 long-term acquisition plan: development and validation. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.72, n.10, p.1137–1146, Oct.2006.

ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, vol. 22, p. 18, 3855–3862, 2001.

BERNARDES, T.; ADAMI, M.; FORMAGGIO, A. R.; MOREIRA, M. A.; FRANÇA, D. de AZEVEDO.; NOVAES, M. R. Imagens mono e multitemporais Modis para estimativa da área com soja no Estado de Mato Grosso. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.46, n.11, p.1530-1537, nov. 2011.

BIVAND, R.; KEITT, T.; ROWLINGSON, B.; PEBESMA, E.; SUMMER, M.; HIJMANS, R.; ROUAULT, E. **RGDAL** - Bindings for the Geospatial Data Abstraction Library. Version 0.8-16, 07-02-2014. Disponível em: <<http://cran.at.r-project.org/web/packages/rgdal/rgdal.pdf>.> Acesso em: 20 nov. 2014.

BROWN, J. C.; KASTENS, J. H.; COUTINHO, A. C.; VICTORIA, D. DE C.; D, BISHOP, C. R. Classifying multiyear agricultural land use data from Mato Grosso using time-series MODIS vegetation index data. **Remote Sensing of Environment**, n.130, p.39-50, 2013.

CLARK, R.N.; SWAYZE, G.A.; WISE, R.; LIVO, E.; HOEFEN, T.; KOKALY, R.; SUTLEY, S.J. **USGS digital spectral library splib06a**: U.S. Geological Survey, Digital Data Series 231. 2007. Disponível em:

<<http://speclab.cr.usgs.gov/spectral.lib06/ds231/index>>. Acesso em: 21 jun. 2014.

COCHRAN, W.G. **Sampling techniques**. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1977. 428p.

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento de safra brasileira: grãos, décimo levantamento, setembro de 2013**. Brasília: Conab, 2013. Disponível em:<[http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/13\\_10\\_16\\_14\\_32\\_01\\_boletim\\_portugues\\_-\\_setembro\\_2013.pdf](http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/13_10_16_14_32_01_boletim_portugues_-_setembro_2013.pdf)>. Acesso: 16 nov. 2014.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. CRC Press, Taylor & Francis Group®, 1998.

CUNHA, G. R. da; BARNI, N. A.; HAAS, J. C.; MALUF, J. R. T.; MATZENAUER, R.; PASINATO, A.; PIMENTEL, M. B. M.; PIRES, J. L. F. Zoneamento agrícola e época de semeadura para soja no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.9, n.3, (Nº Especial: Zoneamento Agrícola), p.446-459, 2001.

EBERHARDT, I. D. R.; RIZZI, R.; RISSO, J. Identificação prévia de talhões de soja no Mato Grosso a partir de imagens MODIS avaliação do mapeamento. In: Sociedade DE ESPECIALISTAS LATINO-AMERICANOS EM SENSORIAMENTO REMOTO (SELPER), 15, 2012. Cayenne. **Anais...** Cayenne: SELPER, 2012.

EBERHARDT, I. D. R.; RIZZI, R.; RISSO, J.; SANTOS, F. J.; FERNANDES, S. L. Mapeamento e estimativa prévia das áreas de soja no Mato Grosso a partir de imagens EVI. XVI SBSR. **Anais**. Foz do Iguaçu, PR, BR. INPE p.356-366, 2013. Disponível em: <<http://marte2.sid.inpe.br/rep/dpi.inpe.br/marte2/2013/05.29.00.10.54>>. Acesso em: 25 mai. 2014.

EBERHARDT, I. D. R.; MELLO, M. P.; RIZZI, R.; FORMAGGIO, A. R.; ATZBERGER, C.; FOSCHIERA, W.; SCHULTZ, B.; LUIZ, A. J. B.; TRABAQUINI, K.; GOLTZ, E. In: IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SOCIETY (GRSS), 2014, Quebec. **Proceedings...** 2014. v. 1, p. 2126-2129. DVD. Disponível em: <[http://www.ieeeexplore.us/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=6946886&searchWithin%3DSearch\\_Index\\_Terms%3A.QT.Satellites.QT.%26searchWithin%3DEberhardt%26rowsPerPage%3D75](http://www.ieeeexplore.us/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=6946886&searchWithin%3DSearch_Index_Terms%3A.QT.Satellites.QT.%26searchWithin%3DEberhardt%26rowsPerPage%3D75)>. Acesso em: 22 jan. 2015.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Tecnologias de produção de soja na região Central do Brasil**. Sistemas de produção, nº 1, Brasília, 2004. EMBRAPA Soja. Publicações on-line. Disponível em: <<http://www.cnpso.embrapa.br/producaosoja/SojanoBrasil.htm>>. Acesso em: 16 out. 2014.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Uma breve história estatística**. Org. José Maria Pompeu Memória. Embrapa Informação Tecnológica, Brasília, 2004, 111p. (Texto para discussão, ISSN 1677-5473;21). Disponível em: <[http://bbeletronica.sede.embrapa.br/bibweb/bbeletronica/2004/texto/sge\\_texto\\_21.pdf](http://bbeletronica.sede.embrapa.br/bibweb/bbeletronica/2004/texto/sge_texto_21.pdf)>. Acesso em: 28 out. 2014.

EPIPHANIO, J. C. N.; LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R.; Estimativa de áreas agrícolas municipais, utilizando sistema de amostragem simples sobre imagens de satélite. **Bragantia**, Campinas, v.61, n.2, p.187-197, 2002.

ERJAVEC, E.; CHANTREUIL, F.; HANRAHAN, K.; DONNELLAN, T.; SALPUTRA, G.; KOŽAR, M.; VAN LEEUWEN, M. Policy assessment of an EU wide flat area CAP payments system. **Economic Modelling**, n.28, p.1550-1558, 2011.

FEE – Fundação de Economia e Estatística do Estado do Rio Grande do Sul. **Produto Interno Bruto (PIB) do Estado do Rio Grande do Sul em 2012**. Disponível em: <<http://www.fee.rs.gov.br/sitefee/pt/content/estatisticas/pib-trimestral-2012-4.php>>. Acesso em: 16 out. 2013.

FIGUEIREDO, D. C. Projeto Geosafras – Sistema de Previsão de Safras da CONAB. **Revista Política Agrícola**, ano. XIV, n.2, p.110-120, abr./mai./jun. 2005.

GALLEGO, F. J. Crop area estimation in the MARS project. In: CONFERENCE ON TEN YEARS OF THE MARS PROJECT, 1999, Brussels. **Proceedings...** Brussels, 1999.

GALLEGO, J.; BAMPS, C. Using CORINE land cover and the point survey LUCAS for area estimation. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, n.10, p.467-475, 2008.

GAMON, J. A.; PEÑUELAS, J.; FIELD, C. B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. **Remote Sensing of Environment**, n.41, p.35-44, 1992.

GAUSMAN, H.W.; RODRIGUEZ, R.R.; RICHARDSON, A.J. Infinite reflectance of dead compared with live vegetation. **Agronomy Journal**, v. 68, n. 2, p. 295-296, Mar./Apr. 1976.

GEOGLAM – **Global Agricultural Monitoring**. Disponível em: <<http://www.geoglam-crop-monitor.org/>>. Acesso em: 21 jun. 2014.

GUSSO, A.; FORMAGGIO, A. R.; RIZZI, R.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. Soybean crop area estimation by Modis/Evi data. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.3, p.425-435, mar. 2012.

HERMELINGMEIER, C. The competitive firm and the role of information about uncertain factor prices. **Economic Modelling**, n.27, p.547-552, 2010.

HIJMANS, R. J. **Raster**: geographic data analysis and modeling. R package version 2.1-49. Disponível em : <<http://CRAN.R-project.org/package=raster>>. Acesso em: 10 ago. 2014.

HUETE, A. Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, n.25, p.295-309, 1988.

HUETE, A.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, n. 59, p. 440–451, 1997.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LEEUWEN, W. V. **Modis vegetation index (MOD 13) algorithm theoretical basis document**, 1999. Disponível em: <[modis.gsfc.nasa.gov/ data/atbd/atbd\\_mod13.pdf](http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod13.pdf)>. Acesso em: 12 jun. 2014.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Divisão do Brasil em mesorregiões e microrregiões geográficas**. Rio de Janeiro, 1990. Disponível em:< [http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/monografias/GEBIS%20%20RJ/DRB/Divisao%20regional\\_v01.pdf](http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/monografias/GEBIS%20%20RJ/DRB/Divisao%20regional_v01.pdf) >. Acesso em: 1 dez. 2014.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Previsão e Acompanhamento de safras nos estados de São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Distrito Federal. Safras de 1986/1987 a 1999/2000**. Séries retrospectivas. Rio de Janeiro, 2004. Disponível em: <[http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/economia/agropecuaria/estatisticas\\_previsao\\_safras/Previsao\\_safras.pdf](http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/economia/agropecuaria/estatisticas_previsao_safras/Previsao_safras.pdf)>. Acesso em: 27 nov. 2014.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Banco de dados agregados, sistema IBGE de recuperação automática – SIDRA**. Disponível em:<

<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/protabl.asp?c=1612&z=t&o=1&i=P>>.

Acesso em: 16 nov. 2014.

IRONS, J. R.; DWYER, J. L.; BARSÍ, J. A. The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission. **Remote Sensing of Environment**, n.122, p.11-21, 2012.

JACKSON, R. D.; HUETE, A. R. Interpreting vegetation indices. **Preventive Veterinary Medicine**, n.11, p.185-200, 1991.

JENSEN, J. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução, José Carlos Neves Epiphânio. 2.ed. São José dos Campos: Editora Parêntese, 2009.

JOHANN, J. A.; ROCHA, J. V.; DANIEL GARBELLINI DUFT, D. G.; LAMPARELLI, R. A. C. Estimativa de áreas com culturas de verão no Paraná, por meio de imagens multitemporais EVI/Modis. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.9, p.1295-1306, set. 2012.

JUSTICE, C.O.; VERMOTE, E.; TOWNSHEND, J.R.G.; DEFRIES, R.; ROY, D.P.; HALL, D.K.; SALOMONSON, V.V.; PRIVETTE, J.L.; RIGGS, G.; STRAHLER, A.; LUCHT, W.; MYNENI, R.B.; KNYAZIKHIN, Y.; RUNNING, S.W.; NEMANI, R.R.; ZHENGMIN, W.; HUETE, A.R.; VAN LEEUWEN, W.; WOLFE, R.E.; GIGLIO, L.; MULLER, J.; LEWIS, P.; BARNSLEY, M.J. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.36, p.1228-1249, 1998.

KAUFMAN, Y. J.; TANRÉ, D. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.30, n.2, mar. 1992.

KLEWENO, D. D.; MILLER, C. E. **1980 AgRISTARS DCILC project summary crop area estimates for Kansas and Iowa**. Washington, D.C: U.S. Department of Agriculture, Economics and Statistics Service, Statistical Research Division, 1981. (ESS Staff Report n. AGESS810414).

KNIPLING, E. B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v.1, p.155-159, 1970.

KRIEGLER, F.J.; MALILA, W.A.; NALEPKA, R.F.; RICHARDSON, W. Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 6., 1969, Ann Arbor, MI. **Proceedings...** Ann Arbor: Michigan University, 1969. p. 97-131.

KOTTEK, M.; GRIESER, J.; BECK, C.; RUDOLF, B.; RUBEL, F. World Map of the Köppen-Geiger climate classification updated. **Meteorologische Zeitschrift**, v.15, n.3, p.259-263, jun., 2006.

KOVALSKYY, V.; ROY, D. P. The global availability of Landsat 5 TM and Landsat 7 ETM+ land surface observations and applications for global 30m Landsat data product generation. **Remote Sensing of Environment**, v.130, p.280-293, 2013.

LOVELAND, T. R.; DWYER, J. L. Landsat: Building a strong future. **Remote Sensing of Environment**, n.122, p.22-29, 2012.

LUIZ, A. J. B. **Estatísticas agrícolas por amostragem auxiliadas pelo sensoriamento remoto**. 2003. 114 p. (INPE-15661-TDI/1437). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003. Disponível em: < <http://mtc-m18.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/jeferson/2004/02.04.16.08/doc/publicacao.pdf> >. Acesso em: 10 nov., 2014.

LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R.; EPIPHANIO, J. C. N.; ARENAS-TOLEDO, J. M.; GOLTZ, E.; BRANDÃO, D. Estimativa amostral objetiva de área plantada regional, apoiada em imagens de sensoriamento remoto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.9, p.1279-1287, set., 2012.

MACDONALD, R. B.; HALL, F. G.; AND ERB, R. B. **The Use of Landsat Data in a Large Area Crop Inventory Experiment (LACIE)**. West Lafayette: LARS Symposia. 1975. (Paper 46). Disponível em: <[http://docs.lib.purdue.edu/lars\\_symp/46](http://docs.lib.purdue.edu/lars_symp/46)>. Acesso em: 6 nov. 2013.

MACROBERTS, R. E. Satellite image-based maps: Scientific inference or pretty pictures? **Remote Sensing of Environment**, n.115, p.715-724, 2011.

MALUF, J. R. T.; DA CUNHA, G. R.; MATZENAUER, R.; PASINATO, A.; PIMENTEL, M. B. B.; CAIAFFO, M. R.; PIRES, J. L. F. Zoneamento de riscos

climáticos para a cultura de milho no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.9, n.3, (Nº Especial: Zoneamento Agrícola), p.460-467, 2001.

MATZKE, N. J. Modiscloud: An R Package for processing MODIS Level 2 Cloud Mask products. University of California, Berkeley, Berkeley, CA. *Ecology Letters*, v. 16, n. 3, p. 307-314, 2013.. doi: 10.1111/ele.12039. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/web/packages/modiscloud/index.html>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

MARKHAM, B. L.; HAQUE, O.; BARSÍ, J. A.; MICIJEVIC, E.; HELDER, D. L.; THOME, K. J.; AARON, D.; CZAPLA-MYERS, J. S. Landsat-7 ETM+: 12 Years On-Orbit Reflective-Band Radiometric Performance. . **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p.2056-2062, May, 2012.

MASSEY, jr., F. T. The Kolmogorv-Smirnov Test for Goodness off it. **Journal of the American Statistical Association**, v.46, .253,p.68-78, mar., 1951.

MUELLER, C. C.; SILVA, G.; VILLALOBOS, A. G. Pesquisa Agropecuária do Paraná – Safra 1986/1987 (Programa de Aperfeiçoamento das Estimativas Agropecuárias). Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Estatística**, v. 49, n.191, p.55-84, jan/jun. 1988.

NASA. **Landsat 7 science data user's handbook**. 2009. Disponível em: <[http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat7\\_Handbook.pdf](http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat7_Handbook.pdf)>. Acesso em: 22 de mai. 2014.

NASA – National Aeronautics and Space Administration. **Landsat-8 website**. Disponível em: <[http://www.nasa.gov/mission\\_pages/landsat/main/#.UntsLvI5-Do](http://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/main/#.UntsLvI5-Do)>. Acesso em: 20 mai. 2014.

NASA - National Aeronautics and Space Administration. **MODIS Geolocation Data Set (MOD03)**. Disponível em: <[http://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/pdf/MOD\\_03.pdf](http://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/pdf/MOD_03.pdf)>. Acesso em: 20 mai. 2014.

NASS – National Agricultural Statistical Service. **Remotely Sensed Data Crop Acreage**. Disponível em:<[http://www.nass.usda.gov/Surveys/Remotely\\_Sensed\\_Data\\_Crop\\_Acreage/index.asp](http://www.nass.usda.gov/Surveys/Remotely_Sensed_Data_Crop_Acreage/index.asp)>. Acesso em: 21 jan. 2014.

NOVO, E. M. L. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 4. ed. São Paulo: Edgar Blücher, 2010. 388 p.

PINO, F. A. Estatísticas agrícolas para o século XXI. **Agricultura em São Paulo**, v. 46, n. 2, p.71-105, 1999.

PINO, F. A. Estimação subjetiva de safras agrícolas. **Informações Econômicas**, SP, v.31, n. 6, jun., 2001.

PRICE, J. C. Estimating vegetation amount from visible and near-infrared reflectances. **Remote Sensing of Environment**, 41, n.29-34, 1992.

PRICE, J. C.; BAUSCH, W. C. Leaf area index estimation from visible and near-infrared reflectance data. **Remote Sensing of Environment**, n. 52, p.55-65, 1995.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria : the R Foundation for Statistical Computing. 2014. ISBN: 3-900051-07-0. Available online at: <http://www.R-project.org/>. Acesso em: 22 nov. 2014.

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.

RIZZI, R.; RISSO, J.; EPIPHANIO, R. D. V.; RUDORFF, B. F. T.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; FERNANDES, S. L. Estimativa da área de soja no Mato Grosso por meio de imagens MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 387-394. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-16002-PRE/10611). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.16.18.50.57>>. Acesso em: 20 jun. 2014.

RISSO, J.; RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T.; ADAMI, M.; SHIMABUKURO, Y. E.; FORMAGGIO, A. R.; EPIPHANIO, R. D. V. Índices de vegetação MODIS aplicados na discriminação de áreas de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.9, p.1317-1326, set. 2012.

ROUSE, J. W.; HASS, R. H.; DEERING, D. W.; SCHELL, J. A. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. Greenbelt, Maryland: Goddard Space Flight Center, 1973. Type II Report for the Period.

RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A.; SILVA, W. F.; SUGARAWA, L. M.; ADAMI, M.; MOREIRA, A. M. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol



production in São Paulo State (Brazil) using Landsat Data. **Remote Sensing**, v.2, p.1057-1076, 2010.

SANCHES, I. D.; EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R. Culturas agrícolas em imagens multitemporais do satélite Landsat. **Agricultura São Paulo**, São Paulo, v.52, n.1, p.83-96, jan./jun., 2005.

SANDRONI, P. **Novíssimo dicionário de economia**. São Paulo: Editora Best Seller, 1999. Disponível em: <<http://introducaoaeconomia.files.wordpress.com/2010/03/dicionario-de-economia-sandrone.pdf>>. Acesso em: 02 nov. 2014.

SUGAWARA, L. M.; RUDORFF, B. F. T.; ADAMI, M. Viabilidade de uso de imagens do Landsat em mapeamento de área cultivada com soja no Estado do Paraná. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.43, n.12, p.1777-1783, dez. 2008.

STOREY, J.; SCARAMUZZA, P.; SCHMIDT, G.; BARSÍ, J. Landsat 7 scan line corrector-off gap-filled product development.

**In: PECORA 16 "GLOBAL PRIORITIES IN LAND REMOTE SENSING, 2005, Sioux Falls, South Dakota. Proceedings... Sioux Falls: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2005.**

TAIZ, L.; ZIEGER, L. **Fisiologia vegetal**. Trad. Eliane Romanato Santarém et al. 3ed. Porto Alegre: Ed. Artmed, 2004.

TOBLER, W. On the First Law of Geography: A Reply. **Annals of the Association of American Geographers**, n.94, v.2, p.304-310, 2004.

USGS – United States Geological Survey. **LDCM cal/val algorithm description document**. Version 3.0, February 25, 2013. Disponível em: <[http://landsat.usgs.gov/documents/LDCM\\_CVT\\_ADD.pdf](http://landsat.usgs.gov/documents/LDCM_CVT_ADD.pdf)>. Acesso em: 30 out. 2013.

USGS – United States Geological Survey. **MODIS Reprojection Tool Swath (MRTSwath)**. Disponível em: <[https://lpdaac.usgs.gov/tools/modis\\_reprojection\\_tool\\_swath](https://lpdaac.usgs.gov/tools/modis_reprojection_tool_swath)>. Acesso em: 20 out. 2014.

VERMOTE, E. F.; VERMEULEN, A. **Atmospheric correction algorithm: spectral reflectances (MOD09)**. Version 4.0, April 1999, NASA, NAS5-96062. Disponível em: <[http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd\\_mod08.pdf](http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod08.pdf)>. Acesso em: 7 nov. 2013.

VIEIRA, M. A.; FORMAGGIO, A. R.; RENNÓ, C. D.; ATZBERGER, C.; AGUIAR, D. A.; MELLO, M. P. Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v.123, p.553-562, 2012.

WESTERHOFF, F.; WIELAND, C. A behavioral cobweb-like commodity market model with heterogeneous speculators. **Economic Modelling**, n.27 p.1136-1143, 2010.

WILLIAMS, D. L.; GOWARD, S.; ARVIDSON, T. Landsat: yesterday, today, and tomorrow. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.72, n.10, p.1171–1178, Oct. 2006.

## 7 APÊNDICE A.

Tabela A.1 – Valores de área de cada mesorregião e os calculados de peso do estrato (*Wh*), proporção da cultura no estrato (*pih*), desvio padrão da estimativa da cultura no estrato (*sih*) e desvio padrão ponderado pelo peso do estrato na estimativa do estado (*Wh.sih*).

	Mesorregião (mil ha)	<i>Wh</i>	<i>pih</i>		<i>sih</i>		<i>Wh.sih</i>	
			milho	Soja	milho	Soja	milho	Soja
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	6.494	0,2415	0,0940	0,4231	0,0141	0,0239	0,0034	0,0058
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	2.586	0,0962	0,0625	0,0845	0,0117	0,0134	0,0011	0,0013
<b>Centro Occidental Rio-grandense</b>	2.595	0,0965	0,0211	0,2173	0,0069	0,0199	0,0007	0,0019
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	1.721	0,0640	0,0703	0,1139	0,0123	0,0153	0,0008	0,0010
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	2.986	0,1111	0,0200	0,0144	0,0068	0,0058	0,0008	0,0006
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	6.269	0,2332	0,0062	0,0565	0,0038	0,0112	0,0009	0,0026
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	4.234	0,1575	0,0172	0,0343	0,0063	0,0088	0,0010	0,0014

Tabela A.2 – Tamanhos do conjunto de amostras para a amostragem proporcional (*nrh*), amostragem ótima (*noih*), amostragem média (*nmh*), amostragem máxima (*nxh*) e amostragem máxima corrigida (*nch*).

	<b>nrh</b>	<b>noih</b>		<b>nmh</b>	<b>nxh</b>	<b>nch</b>
		milho	soja			
<b>Noroeste Rio-grandense</b>	1208	1976	1975	1976	1976	1749
<b>Nordeste Rio-grandense</b>	481	653	443	548	653	578
<b>Centro Ocidental Rio-grandense</b>	483	389	659	524	659	583
<b>Centro Oriental Rio-grandense</b>	319	459	337	398	459	406
<b>Metropolitana de Porto Alegre</b>	555	436	219	328	436	386
<b>Sudoeste Rio-grandense</b>	1166	512	891	702	891	789
<b>Sudeste Rio-grandense</b>	787	574	475	525	574	508
<b>Total de pixels por método de alocação</b>	4999	4999	4999	5001	5648	4999

## 8 APÊNDICE B.

Tabela B.1. Arranjos testados na geração das imagens DATQuaR para identificar soja+milho nos períodos bimensais de monitoramento.

		MaxIVs*		MeanIVs		MedIVs	
		NDVI	EVI	NDVI	EVI	NDVI	EVI
MinIVs#	NDVI	x	x	x	x	x	x
	EVI	x	x	x	x	x	x
MaxIVs	NDVI	x	x	x	x	x	x
	EVI	x	x	x	x	x	x
MeanIVs	NDVI	x	x	x	x	x	x
	EVI	x	x	x	x	x	x
MedIVs	NDVI	x	x	x	x	x	x
	EVI	x	x	x	x	x	x

\*Nas colunas estão as imagens formadas para o período em estimativa, #nas linhas as imagens construídas para o período anterior aquele em estimativa.

Tabela B.2 – Valores do teste Kolmogorov-Smirnov para a frequência relativa dos percentuais de ocorrência livre de nuvens por pixel em cada mesorregião do RS nos seis períodos de monitoramento.

Testes	Sudoeste	Porto Alegre	Noroeste	Centro Oriental	Sudeste	Centro Ocidental	Nordeste
P1-P2	0,157ns	0,200ns	0,157ns	0,200ns	0,128ns	0,142ns	0,171ns
P1-P3	0,128ns	0,185ns	0,071ns	0,085ns	0,085ns	0,028ns	0,057ns
P1-P4	0,085ns	0,200ns	0,142ns	0,157ns	0,085ns	0,071ns	0,214ns
P1-P5	0,100ns	0,185ns	0,071ns	0,071ns	0,085ns	0,028ns	0,100ns
P1-P6	0,114ns	0,114ns	0,057ns	0,071ns	0,071ns	0,071ns	0,057ns
P2-P1	0,157ns	0,200ns	0,157ns	0,200ns	0,128ns	0,142ns	0,171ns
P2-P3	0,171ns	0,071ns	0,171ns	0,114ns	0,142ns	0,142ns	0,114ns
P2-P4	0,114ns	0,085ns	0,028ns	0,057ns	0,114ns	0,071ns	0,042ns
P2-P5	0,142ns	0,128ns	0,128ns	0,128ns	0,142ns	0,128ns	0,128ns
P2-P6	0,114ns	0,142ns	0,185ns	0,157ns	0,157ns	0,142ns	0,142ns
P3-P1	0,128ns	0,185ns	0,071ns	0,085ns	0,085ns	0,028ns	0,057ns
P3-P2	0,171ns	0,071ns	0,171ns	0,114ns	0,142ns	0,142ns	0,114ns
P3-P4	0,071ns	0,057ns	0,171ns	0,085ns	0,042ns	0,085ns	0,157ns
P3-P5	0,071ns	0,085ns	0,100ns	0,028ns	0,042ns	0,057ns	0,042ns
P3-P6	0,142ns	0,114ns	0,100ns	0,100ns	0,085ns	0,071ns	0,085ns
P4-P1	0,085ns	0,200ns	0,142ns	0,157ns	0,085ns	0,071ns	0,214ns
P4-P2	0,114ns	0,085ns	0,028ns	0,057ns	0,114ns	0,071ns	0,042ns
P4-P3	0,071ns	0,057ns	0,171ns	0,085ns	0,042ns	0,085ns	0,157ns
P4-P5	0,057ns	0,128ns	0,114ns	0,085ns	0,071ns	0,071ns	0,157ns
P4-P6	0,085ns	0,142ns	0,200ns	0,114ns	0,085ns	0,085ns	0,185ns
P5-P1	0,100ns	0,185ns	0,071ns	0,071ns	0,085ns	0,028ns	0,100ns
P5-P2	0,142ns	0,128ns	0,128ns	0,128ns	0,142ns	0,128ns	0,128ns
P5-P3	0,071ns	0,085ns	0,100ns	0,028ns	0,042ns	0,057ns	0,042ns
P5-P4	0,057ns	0,128ns	0,114ns	0,085ns	0,071ns	0,071ns	0,157ns
P5-P6	0,114ns	0,100ns	0,114ns	0,114ns	0,071ns	0,071ns	0,100ns
P6-P1	0,114ns	0,114ns	0,057ns	0,071ns	0,071ns	0,071ns	0,057ns
P6-P2	0,114ns	0,142ns	0,185ns	0,157ns	0,157ns	0,142ns	0,142ns
P6-P3	0,142ns	0,114ns	0,100ns	0,100ns	0,085ns	0,071ns	0,085ns
P6-P4	0,085ns	0,142ns	0,200ns	0,114ns	0,085ns	0,085ns	0,185ns
P6-P5	0,114ns	0,100ns	0,114ns	0,114ns	0,071ns	0,071ns	0,100ns

P1 = 1º de julho a 31 de agosto; P2 = 1º de setembro a 31 de outubro; 1º de novembro a 31 de dezembro; 1º de janeiro a 28 de fevereiro; 1º de março a 30 de abril; 1º de maio a 30 de junho. Valor crítico= 0.1625, para o teste Kolmogorov-Smirnov usando N=70 (entre 0 e 70% de percentuais de vezes que os pixels estiveram livres de nuvens nas imagens de cada período bimensal na série histórica entre 1º de julho de 2000 a 30 de junho de 2014).

Níveis de significância: \*\*\*(p-valor<0.001), \*\*(0.001<p-valor<0.01), \*(0.01<p-valor<0.05) e ns(p-valor>0.05).