

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

MATHEUS BONI VICARI

ESTIMATIVAS DE VARIÁVEIS BIOFÍSICAS DA CANOLA COM DADOS
ESPECTRAIS MULTISENSOR

PORTO ALEGRE

2015

MATHEUS BONI VICARI

ESTIMATIVAS DE VARIÁVEIS BIOFÍSICAS DA CANOLA COM DADOS
ESPECTRAIS MULTISENSOR

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito para a obtenção do título de Mestre em Sensoriamento Remoto.

Orientadora: Profa. Dr. Denise Cybis Fontana
Coorientador: Dr. Genei Antonio Dalmago

Linha de Pesquisa: Sensoriamento Remoto Aplicado

PORTO ALEGRE

2015

CIP - Catalogação na Publicação

Boni Vicari, Matheus

Estimativas de Variáveis Biofísicas da Canola com
Dados Espectrais Multisensor / Matheus Boni Vicari.

-- 2015.

148 f.

Orientadora: Denise Cybis Fontana.

Coorientador: Genei Antonio Dalmago.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Centro Estadual de Pesquisas em
Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Programa de Pós-
Graduação em Sensoriamento Remoto, Porto Alegre, BR-
RS, 2015.

1. Sensoriamento remoto. 2. Modelagem. 3.
Radiometria terrestre. 4. Terra/MODIS. 5. Landsat
8/OLI. I. Cybis Fontana, Denise, orient. II.
Antonio Dalmago, Genei, coorient. III. Título.

RESUMO

Esse trabalho utilizou sensores remotos, em escala local e regional, para caracterizar o padrão espectral da canola e propor metodologias de criação de máscaras de cultivo, através da classificação de imagens de satélite, e de geração de estimativas de variáveis biofísicas, a partir de índices de vegetação medidos ao longo do ciclo. As medições das variáveis biofísicas foram realizadas em parcelas experimentais, na Embrapa-Trigo no município de Coxilha, e em lavouras monitoradas nas mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul, para as safras 2013 e 2014. As variáveis biofísicas medidas foram altura de plantas, matéria seca das folhas, da haste e das síliquas e, também, foi estimado o índice de área foliar. Os dados espectrais para as parcelas experimentais foram obtidos através de um espectrorradiômetro. Para as lavouras monitoradas, os dados espectrais foram obtidos dos produtos MCD43B4 e MOD09A1, medidos pelo sensor MODIS (satélites Terra/Aqua), e de imagens do sensor OLI (satélite Landsat 8). A partir destes foi realizada a caracterização espectral da canola ao longo do seu ciclo de desenvolvimento, gerando perfis completos e perfis das bandas espectrais. Os índices de vegetação foram utilizados para caracterizar o padrão espectral e para a criação de modelos de estimativas das variáveis biofísicas, os quais foram calculados usando as bandas espectrais simuladas. Os índices de vegetação foram utilizados para classificar as áreas cultivadas com canola para as mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul e, posteriormente, aplicados os modelos de estimativas de variáveis biofísicas. A caracterização do padrão espectral da canola foi consistente entre os dois anos avaliados e para todos os sensores, com variação temporal semelhante a outras culturas agrícolas, exceto pela redução nos índices de vegetação durante a floração da cultura. Os modelos de estimativa das variáveis biofísicas, apresentaram coeficientes de determinação elevados, com exceção das variáveis matéria seca das folhas e índice de área foliar. A classificação da área cultivada com canola, utilizando os produtos MODIS, apresentou resultados coerentes com o esperado de acordo com dados de série histórica, apresentados pela CONAB. As estimativas de variáveis biofísicas mostraram coerência com os obtidos pelas medições nas lavouras monitoradas. Os resultados obtidos nesse estudo demonstram, portanto, o potencial da utilização de dados espectrais multisensor para o mapeamento de lavouras e realização de estimativas de variáveis biofísicas da cultura da canola.

Palavras-chave: Radiometria terrestre, Terra/MODIS, Landsat/OLI, modelagem.

ABSTRACT

This study used remote sensors, at local and regional levels, in order to characterize the spectral pattern of canola and propose methodologies to create crop masks, through satellite image classification, and generation of estimates of biophysical variables, from vegetation indices measured along the cycle. The measurements of biophysical variables were performed on experimental plots at Embrapa Trigo in Coxilha, and in crop sites monitored in the mesoregions Northeast and Northwest of Rio Grande do Sul, in 2013 and 2014. The biophysical variables measured were plant height, dry matter of the leaves, stem and pods and also, the leaf area index was estimated. The spectral data for the experimental plots were obtained using a spectroradiometer. For monitored crop fields, spectral data were obtained from the products MCD43B4 and MOD09A1, measured by MODIS (Terra / Aqua satellite) sensor, and images from the OLI sensor (Landsat 8). These data were used to perform the spectral characterization of canola along its development cycle, generating full spectral profiles and spectral bands profiles. The vegetation indices were used to characterize the spectral pattern and creating models to estimate the biophysical variables, which have been calculated using the simulated spectral bands. The vegetation indices were used to classify the areas planted with canola for the mesoregions Northeast and Northwest and then applied to the models for estimates of biophysical variables. The characterization of the canola's spectral pattern was consistent between the two years and for all sensors with temporal variation similar to other agricultural crops, except for the reduction in the vegetation indices during the flowering phase of culture. The biophysical variables estimation models showed high correlation coefficients, except for the variables dry matter of leaves and leaf area index. The canola classification using MODIS products, showed results consistent with the expected according to historical data series presented by CONAB. Estimates of biophysical variables were consistent with those obtained by measurements in the monitored fields. The results of this study show, therefore, the potential of using multi-sensor data for the spectral mapping of canola the estimation of biophysical variables.

Keywords: Spectroradiometer, Terra/MODIS, Landsat/OLI, modelling.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – À esquerda, detalhe de uma planta madura de canola. À direita, fotografia de um dossel de canola em pleno florescimento. Passo Fundo, RS – 2015.	15
Figura 2 – Estádios de crescimento da canola. Passo Fundo, RS – 2015.	16
Figura 3 – Curva de resposta espectral de uma folha. Passo Fundo, RS – 2015.....	19
Figura 4 – Refletância espectral média de folhas de canola, obtidas em quatro diferentes estádios de crescimento e desenvolvimento das plantas. Passo Fundo, RS – 2015.	20
Figura 5 – Localização das mesorregiões Noroeste e Nordeste do Rio Grande do Sul. Passo Fundo, RS – 2015.	41
Figura 6 – Localização das lavouras de canola utilizadas como referências de campo para o estudo. Passo Fundo, RS – 2015.....	42
Figura 7 – (Acima) Localização da área onde foram implantadas as parcelas experimentais desse estudo. (Abaixo) Vista aérea das parcelas experimentais de canola que utilizadas em cada ano para o estudo. Passo Fundo, RS – 2015.....	43
Figura 8 – Localização da cena das imagens do satélite Landsat 8 utilizadas para o estudo, em relação às lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	46
Figura 9 – Função de sensibilidade à reflectância medida em cada comprimento de onda, relativo às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo do sensor OLI (Landsat 8) aplicadas para os dados de radiometria terrestre. Passo Fundo, RS – 2015.....	60
Figura 10 – Função de sensibilidade à reflectância, medida em cada comprimento de onda, relativo às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo do sensor MODIS (Terra/Aqua), aplicadas para os dados de radiometria terrestre. Passo Fundo, RS – 2015.	61
Figura 11 – Excesso (EXC) e déficit (DEF) de disponibilidade hídrica, criados a partir do cálculo balanço hídrico, para as parcelas experimentais de canola do ano 2013. Passo Fundo, RS – 2015.	70
Figura 12 – Excesso (EXC) e déficit (DEF) de disponibilidade hídrica, criados a partir do cálculo balanço hídrico, para as parcelas experimentais de canola do ano 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	70
Figura 13 – Altura média de plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, nas parcelas experimentais para os anos de 2013 e 2014, Passo Fundo, RS – 2015.....	71
Figura 14 – Média da Matéria seca total das plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, determinada nas parcelas experimentais, nos anos de 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	71
Figura 15 – Índice de área foliar médio das plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, estimado a partir da matéria seca de folhas medida nas parcelas experimentais, para os anos de 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	72
Figura 16 – Altura de plantas de canola, em lavouras monitoradas em 2013 e 2014, em função da soma térmica acumulada. Passo Fundo, RS – 2015.....	73
Figura 17 – Matéria seca total de plantas de canola, em lavouras monitoradas em 2013 e 2014, em função da soma térmica acumulada. Passo Fundo, RS – 2015.....	74
Figura 18 – Índice de área foliar (IAF), estimado a partir da matéria seca de folhas, para as lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014, em função da soma térmica acumulada. Passo Fundo, RS – 2015.	75
Figura 19 – Reflectância espectral média das parcelas experimentais de canola, obtida por radiometria terrestre no ano de 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	77
Figura 20 – Resposta espectral média das parcelas experimentais de canola, obtida por radiometria terrestre no ano de 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	77

Figura 21 – Representação tridimensional da variação temporal da resposta espectral média das parcelas experimentais de canola para 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	78
Figura 22 – Representação tridimensional da variação temporal da resposta espectral média das parcelas experimentais de canola para 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	79
Figura 23 – Reflectância espectral para distintas bandas de comprimento de onda, calculadas a partir de dados de radiometria terrestre, simuladas de acordo com a sensibilidade dos sensores MODIS e OLI, para os dados de 2013 e 2014 das parcelas de canola. Passo Fundo, RS – 2015.	81
Figura 24 – Reflectância das bandas simuladas para os sensores MODIS (Terra/Aqua) e OLI (Landsat 8) a partir da radiometria terrestre das parcelas experimentais dos anos 2013 e 2014, em função da soma térmica para o crescimento e desenvolvimento da cultura da canola. Passo Fundo, RS – 2015.	82
Figura 25 – Reflectância das bandas simuladas para os sensores MODIS e OLI a partir da radiometria terrestres das parcelas experimentais dos anos de 2013 e 2014, em função da soma térmica para o crescimento e desenvolvimento da cultura da canola. Passo Fundo, RS – 2015.	83
Figura 26 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2013, extraídas a partir do produto MCD43B4, com valores máximos, mínimos e desvios padrão em torno da média. Passo Fundo, RS – 2015.	84
Figura 27 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2014, extraídas a partir do produto MCD43B4, com valores máximos, mínimos e desvios padrão. Passo Fundo, RS – 2015.....	85
Figura 28 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2013, extraídas a partir dos produtos MOD09A1 e MYD09A1, com valores máximos, mínimos e desvios padrão. Passo Fundo, RS – 2015.....	85
Figura 29 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2014, extraídas a partir dos produtos MOD09A1 e MYD09A1, com valores máximos, mínimos e desvios padrão. Passo Fundo, RS – 2015.....	86
Figura 30 – Caracterização visual das lavouras de canola avaliadas em 2013 e 2014 utilizando imagens Landsat 8, de acordo com os limites das dimensões do pixel MODIS de 500 m. Passo Fundo, RS – 2015.	87
Figura 31 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas. Passo Fundo, RS – 2015.	89
Figura 32 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas através do produto MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas. Passo Fundo, RS – 2015.	89
Figura 33 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2014, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas. Passo Fundo, RS – 2015.	90
Figura 34 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas através do produto MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2014, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas. Passo Fundo, RS – 2015.	90

Figura 35 – Índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI, GLI, GARI e MCARI2) calculados a partir das bandas espectrais simuladas dos sensores OLI e MODIS para as parcelas experimentais de canola no ano 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	92
Figura 36 – Índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI, GLI, GARI e MCARI2) calculados a partir das bandas espectrais simuladas dos sensores OLI e MODIS para as parcelas experimentais de canola no ano 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	93
Figura 37 – Comparação entre valores máximos normalizados para IVs calculados para as parcelas experimentais de canola em 2013 e 2014 em conjunto com avaliação da diferença entre valores máximos de IV calculado a partir das bandas simuladas dos sensores OLI e MODIS (Dif. 2013 e 2014). Passo Fundo, RS – 2015.	94
Figura 38 – Índice de vegetação normalizada (NDVI) calculado a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica. Passo Fundo, RS – 2015.	96
Figura 39 – Perfis temporais do EVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	97
Figura 40 – Perfis temporais do MCARI2 calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2013. Passo Fundo, RS – 2015.	97
Figura 41 – Perfis temporais do NDVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	98
Figura 42 – Perfis temporais do EVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	98
Figura 43 – Perfis temporais do MCARI2 calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	99
Figura 44 – Dispersão dos valores de matéria seca das folhas, em função dos IVs NDVI e EVI, medidos nas lavouras de canola monitoradas em 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	102
Figura 45 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MCD43B4, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2013 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho). Passo Fundo, RS – 2015.....	112
Figura 46 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MCD43B4, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2014 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho). Passo Fundo, RS – 2015.....	113
Figura 47 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MOD09A1, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2013 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho). Passo Fundo, RS – 2015.....	113
Figura 48 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MOD09A1, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2014 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho). Passo Fundo, RS – 2015.....	114
Figura 49 – Comparação entre bandas medidas pelo sensor OLI (à esquerda) e estimadas pela fusão de dados MODIS-OLI, a partir do produto MCD43B4, para o dia 06/09/13.....	115
Figura 50 – Variação média dos índices de vegetação NDVI, EVI e MCARI2, referentes aos pixels classificados como canola, a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	120
Figura 51 – Máscaras de cultivo da canola para as mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul, criadas a partir da classificação de imagens NDVI do produto MCD43B4 para os anos 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	121
Figura 52 – Variação temporal das variáveis biofísicas de canola, estimadas pelo modelo de regressão gaussiano, a partir do NDVI acumulado para as áreas classificadas como lavouras de canola no ano 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	122

Figura 53 – Variação temporal das variáveis biofísicas de canola, estimadas pelo modelo de regressão gaussiano, a partir do NDVI acumulado para as áreas classificadas como lavouras de canola no ano 2014. Passo Fundo, RS – 2015..... 123

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Especificações técnicas das bandas (faixas) 1 a 7 do sensor OLI a bordo do satélite Landsat 8. Passo Fundo, RS – 2015.....	34
Tabela 2 – Pontos georreferenciados das lavouras comerciais utilizadas como amostras de campo para a canola, em 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	42
Tabela 3 – Datas de realização das medições de radiometria nas parcelas experimentais de canola nos anos de 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	45
Tabela 4 – Datas das imagens Landsat 8-OLI, referentes à cena 222/080, utilizadas nesse estudo para os anos 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	47
Tabela 5 – Produtos originários do imageamento do sensor MODIS utilizados no estudo, apresentados em conjunto com suas respectivas informações sobre a plataforma orbital, resolução espacial, tempo de revisita e descrição do conjunto de dados disponibilizado em cada produto. Passo Fundo, RS – 2015.....	47
Tabela 6 – Datas e dia do ano de cada imagem dos produtos MODIS (MCD43B4 e MOD09A1/MYD09A1) utilizados para esse estudo.	48
Tabela 7 – Datas em que foram feitas as coletas de plantas em campo nas parcelas experimentais de canola, nos anos 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.....	50
Tabela 8 – Datas em que foram feitas as coletas de plantas em campo nas lavouras acompanhadas de canola, nos anos 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	50
Tabela 9 – Estádios fenológicos e subperíodos da canola, adaptados de CETIOM*. Passo Fundo, RS – 2015.	52
Tabela 10 – Localização das estações meteorológicas utilizadas para a caracterização e monitoramento das condições meteorológicas ocorridas nas parcelas experimentais e nas lavouras de canola monitoradas nos anos de 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	53
Tabela 11 – Identificação dos pares de dados utilizados para a fusão de imagens MODIS-OLI com suas respectivas datas de medição para os dois anos de estudo. Passo Fundo, RS – 2015.	57
Tabela 12 – Datas das imagens OLI utilizadas para a validação cruzada das bandas sintéticas geradas a partir da fusão de dados, de acordo com o produto MODIS usado para o par de imagens MODIS-OLI. Passo Fundo, RS – 2015.....	59
Tabela 13 – Estatísticas descritivas e correlações de Pearson para dados mensais de temperatura máxima (Tx), média (Tm) e mínima (Tn) do ar, precipitação pluvial (P) e umidade relativa do ar (UR) para 2013 e 2014, nas parcelas experimentais e lavouras, e respectivas médias climatológicas do período 1961-1990 em Passo Fundo e Lagoa Vermelha. Passo Fundo, RS – 2015.....	69
Tabela 14 – Resultados da Análise de Componentes Principais (PCA) aplicada às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo, extraídas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 ao longo dos anos de 2013 e 2014 nas lavouras de canola monitoradas. Passo Fundo, RS – 2015.	88
Tabela 15 – Coeficientes de correlação de Pearson, para $p=0,05$, entre os IV calculados a partir das bandas simuladas nas parcelas experimentais, para o sensor MODIS, em 2013 e 2014... 95	95
Tabela 16 – Coeficientes de correlação de Pearson, para $p=0,05$, entre os IV calculados a partir das bandas simuladas nas parcelas experimentais, para o sensor OLI, em 2013 e 2014.....	95
Tabela 17 – Coeficientes de correlação de Pearson entre variáveis biofísicas e IV acumulados calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4, para as lavouras de canola monitoradas em 2013. Passo Fundo, RS – 2015.....	102

Tabela 18 – Coeficientes de correlação de Pearson entre medições biofísicas médias e IV acumulados médios relativos às lavouras de canola de 2014. IV calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4. Passo Fundo, RS – 2015.	103
Tabela 19 – Coeficientes de correlação de Pearson entre medições biofísicas e IV acumulados relativos às médias combinadas das lavouras de canola de 2013 e 2014. IV calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4. Passo Fundo, RS – 2015.	103
Tabela 20 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2013, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	106
Tabela 21 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2013, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	106
Tabela 22 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2014, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	107
Tabela 23 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2014, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	107
Tabela 24 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2013 e 2014, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	108
Tabela 25 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2013 e 2014, com melhor ajuste. Passo Fundo, RS – 2015.	108
Tabela 26 – Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013. Passo Fundo, RS – 2015. ..	110
Tabela 27 – Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2014. Passo Fundo, RS – 2015. ..	110
Tabela 28. Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014 conjuntamente. Passo Fundo, RS – 2015.	111
Tabela 29 – Coeficientes de correlação de Pearson entre bandas espectrais simuladas, pela fusão de dados MODIS-OLI e bandas medidas pelo sensor OLI (Landsat 8) referentes à cena 222/080 nos anos de 2013 e 2014. Passo Fundo, RS – 2015.	112
Tabela 30 – Área total cultivada com canola, estimada com os produtos MODIS originais e bandas sintéticas simuladas MODIS-OLI, para a região da cena Landsat 8 222/080. Passo Fundo, RS – 2015.	117
Tabela 31 – Total de área cultivada com canola, classificada pelos produtos MODIS originais, nas mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul. Passo Fundo, RS – 2015.	119

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
2.1	A cultura da Canola	15
2.1.1	Crescimento e desenvolvimento da canola	16
2.1.2	Resposta espectral da canola	18
2.2	Índices de Vegetação	21
2.2.1	Razão Simples	22
2.2.2	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada	22
2.2.3	Índice de Vegetação Ajustado para o Solo	24
2.2.4	Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente.....	25
2.2.5	Índice de Vegetação Realçado	26
2.2.6	Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente Verde	27
2.2.7	Índice da Clorofila Verde.....	28
2.2.8	Índice Foliar Verde	29
2.2.9	Índice da Razão de Absorção de Clorofila Modificado 2.....	29
2.2.10	Índice de Vegetação Triangular Modificado 2.....	30
2.3	Níveis de aquisição de dados de sensoriamento remoto.....	31
2.3.1	Radiometria em campo	31
2.3.2	Sensores remotos orbitais.....	32
2.4	Estimativa de Variáveis Biofísicas.....	34
2.5	Máscaras de cultivo	35
2.6	Fusão de imagens de satélite	37
3	METODOLOGIA	40
3.1	Área e período de estudo	40
3.1.1	Escala Regional	40
3.1.2	Escala Local	42
3.2	Softwares utilizados.....	44
3.3	Base de dados de sensoriamento remoto utilizados no trabalho	44
3.3.1	Base de dados espectrais em escala local.....	44
3.3.2	Base de dados espectrais em escala regional	45
3.4	Base de dados biofísicos e fenológicos da canola.....	49
3.4.1	Medições biofísicas	49
3.4.2	Determinações fenológicas	51
3.5	Base de dados meteorológicos	52
3.5.1	Balanco hídrico para as parcelas experimentais de canola	53
3.5.2	Temperatura média do ar estimada para parcelas experimentais e lavouras de canola	54
3.5.3	Soma térmica para a cultura da canola	55
3.6	Pré-processamento dos dados espectrais	55
3.6.1	Dados de refletância das parcelas experimentais	55
3.6.2	Imagens de satélite Landsat 8.....	56
3.6.3	Produtos MODIS	56
3.6.4	Geração de bandas sintéticas a partir da fusão de dados MODIS-OLI	57
3.7	Caracterização do padrão espectral da canola.....	59
3.7.1	Varição temporal de reflectância da canola com dados de campo	59
3.7.2	Varição temporal de reflectância da canola com dados orbitais	62
3.7.3	Identificação da pureza dos pixels MODIS relativos às lavouras de canola	63

3.8	Modelos de estimativa de variáveis biofísicas.....	64
3.9	Construção de máscaras de cultivo de canola.....	65
3.9.1	Cálculos de índices de vegetação a partir de imagens de satélite	65
3.9.2	Classificação das áreas de canola.....	66
3.9.3	Cálculo de áreas de canola.....	66
3.9.4	Validação das máscaras de cultivo da canola.....	67
3.10	Estimativa de variáveis biofísicas da canola.....	67
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	68
4.1	Caracterização meteorológica do período de estudo.....	68
4.2	Medições biofísicas da canola em parcelas experimentais.....	71
4.3	Medições biofísicas da canola em lavouras monitoradas.....	72
4.4	Caracterização do padrão espectral da canola.....	76
4.4.1	Variação da resposta espectral da canola.....	76
4.4.2	Variação de Índices de Vegetação aplicados à canola.....	92
4.5	Modelos de estimativa de variáveis biofísicas da canola	101
4.5.1	Coeficientes de correlação entre variáveis biofísicas da canola e índices de vegetação de imagens orbitais.....	101
4.5.2	Validação dos modelos de regressão gaussianos para as lavouras de canola ..	109
4.6	Validação da fusão das bandas espectrais MODIS-OLI	111
4.7	Mapeamentos regional de áreas de canola.....	116
4.7.1	Classificação de áreas de canola para a cena Landsat 8 222/080 por bandas espectrais sintéticas e produtos MODIS.....	116
4.7.2	Classificação de áreas de canola para toda a região de estudo pelos produtos MODIS	118
4.8	Estimativas de parâmetros biofísicos da canola aplicadas às máscaras de cultivo	122
5	CONCLUSÕES.....	126
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	127
	APÊNDICE	136
	APÊNDICE A	137
	Matéria seca das folhas, da haste, das síliquas e matéria seca total da canola, medidos nas parcelas experimentais, em função da soma térmica acumulada em 2013 e 2014, e estádios fenológicos da cultura	137
	APÊNDICE B.....	138
	APÊNDICE C.....	139
	APÊNDICE D	140
	APÊNDICE E	141
	APÊNDICE F	142
	APÊNDICE G	143
	APÊNDICE H	144
	APÊNDICE I.....	145
	APÊNDICE J.....	147

1 INTRODUÇÃO

O Brasil é um dos maiores produtores de grãos no cenário agrícola mundial, se destacando na produção de soja e milho. Além destas e de outras culturas com tradição de cultivo, novas culturas estão sendo inseridas nos sistemas de produção de grãos visando diversificar e ampliar a produção brasileira. Exemplo disso é o caso da canola, que tem apresentado expansão de cultivo, especialmente na Região Sul do Brasil, onde o clima subtropical favorece o seu crescimento e desenvolvimento.

A expansão das áreas cultivadas com canola pode ser atribuída ao potencial agrônomo da cultura, aliada à viabilidade econômica de produção de óleo, tanto para fins de consumo humano, quanto para a fabricação de biodiesel. A expansão de uma cultura no cenário agrícola se fundamenta no conhecimento existente sobre a mesma, especialmente referente às práticas de manejo de campo dessa cultura. No caso da canola, o domínio acerca do cultivo ainda é incipiente, sobretudo se comparado a outras culturas já estabelecidas no mercado. A escassez de informações a respeito desse cultivo traz a necessidade da realização de pesquisas, cobrindo as mais diversas temáticas, de forma a ampliar os conhecimentos e, por consequência, a capacidade de desenvolver novas técnicas para o manejo mais adequado dessa cultura às condições do ambiente do sul do Brasil.

Nesse sentido, o sensoriamento remoto se apresenta como uma fonte de informações com grande relevância para o acompanhamento das áreas cultivadas com canola, sendo possível a cobertura de territórios extensos, ao longo de todo o ciclo da cultura e com precisão satisfatória. As técnicas aplicadas ao estudo da vegetação de dados obtidos remotamente viabilizam uma gama grande de aplicações, como a criação de modelos para previsão de safra, além de estimativas de parâmetros fenológicos, acompanhamento da situação do cultivo e a identificação da ocorrência de estresses nas plantas.

Uma das informações mais básicas e amplamente estudadas, obtida através dessas técnicas, são os índices de vegetação, os quais permitem relacionar a resposta radiométrica da planta com o respectivo estado vegetativo. Esses índices permitem relacionar a medição indireta da vegetação, realizada com sensores remotos, com as variáveis biofísicas medidas nas plantas, demonstrando o potencial dessa abordagem ser aplicada no estudo e avaliação do cultivo da canola.

Os dados utilizados para realizar as inferências sobre o estado da vegetação podem ser provenientes de diversos tipos de sensores, os quais podem estar acoplados em plataformas orbitais, como é o caso dos satélites, aerotransportados, onde o sensor é acoplado a um avião, ou ainda terrestre, quando na aquisição dos dados o sensor é conduzido manualmente ou preso à um suporte próximo à superfície. Para os sensores que formam imagens, também há grande diversidade de características, relacionadas principalmente a resolução espacial, espectral e temporal. Tamaña diversidade de características permite que para cada situação específica de aplicação exista ao menos um produto ou imagem de satélite bruta ou produto derivado que possa ser utilizado satisfatoriamente. Quando envolve o uso de sensores remotos para o acompanhamento de safras, deve-se destacar a extensa aplicação dos sensores AVHRR/NOAA, SPOT/VGT, MODIS, os quais permitem a aquisição de dados com alta resolução temporal (tempo entre duas passagens consecutivas do satélite sobre a mesma área), e os sensores presentes na série de satélites Landsat, que possuem uma alta resolução espacial e possibilitam um melhor detalhamento espacial das culturas.

Nesse contexto, o presente trabalho visou, a partir de um enfoque espectral multisensor e em diferentes escalas espaciais, gerar informações acerca do cultivo da canola.

Como objetivos específicos têm-se:

- Caracterizar o padrão espectral da canola com sensores de distintas resoluções espaciais, espectrais e temporais;
- Relacionar os dados de resposta espectral dos distintos sensores remotos com variáveis biofísicas da canola medidos na superfície em lavouras experimentais, de forma a definir indicadores espectrais com potencial para compor modelos de crescimento e desenvolvimento da cultura.
- Desenvolver metodologia para construção de uma máscara de identificação de cultivo de canola no Rio Grande do Sul, a partir de sensores com alta resolução temporal;
- Testar modelos de estimativa de variáveis biofísicas da canola, aplicados à região de produção, de forma a avaliar a viabilidade dessas estimativas em larga escala.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 A cultura da Canola

A canola (*Brassica napus* L. var. *oleifera*) é uma Brassicaceae, criada a partir do melhoramento genético da colza (CHAVARRIA et al., 2011) pela hibridização entre *Brassica rapa*, antigamente conhecida como *Brassica campestris*, e *Brassica oleracea* (EDWARDS e HERTEL, 2011).

As plantas desse gênero atingem entre 70 e 170 cm e se caracterizam por serem, majoritariamente, herbáceas e anuais, com folhas inteiras ou compostas, alternas e sem estípulas. As flores se reúnem em inflorescências na parte superior da planta, com suas pétalas se distribuindo em um arranjo cruciforme e apresentando uma característica coloração amarela (Figura 1). Os frutos, também chamados de síliquis, se constituem em um invólucro alongado, podendo chegar a 09 cm de comprimento (THOMAS, 2003; EDWARDS e HERTEL, 2011; NIED, 2013).

Figura 1 – (a) Detalhe de uma planta madura de canola. (b) Fotografia de um dossel de canola em pleno florescimento. Passo Fundo, RS – 2015.

(a)



(b)



Fonte: Adaptado de Edwards e Hertel, 2011. Fonte: Pauletti 2013.

O cultivo da canola visa, sobretudo, a produção de grãos para a extração de óleo vegetal e para a alimentação animal, através da incorporação do resíduo dos grãos à ração (TOMM e

FERREIRA, 2009; NIED, 2013). Devido às possibilidades comerciais da canola, seu cultivo vem crescendo em todo o mundo (SIELING et al., 1997; OZER, 2003).

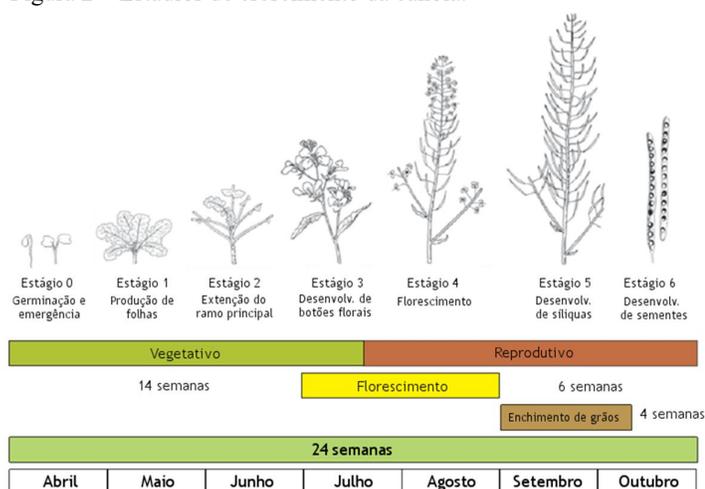
No Brasil a tendência de crescimento na produção da canola se mantém, em 44% de área plantada na safra de 2014 em relação à safra de 2009, alcançando 44.700 ha. Sendo a Região Sul do país a maior produtora nacional, seus resultados são semelhantes ao avanço geral, com 54% de acréscimo entre as safras de 2009 e 2014. O Estado do Rio Grande do Sul é o maior produtor brasileiro, com uma estimativa de produção de cerca de 39.000 t em 2014, representando 87,2% da produção do país nesse ano (CONAB, 2015).

De acordo com Tomm et al. (2009), no Brasil somente são cultivados os genótipos de canola *Brassica napus* L. var. oleifera. Contudo, como o inverno é mais ameno do que em regiões com elevadas latitudes, a sementeira é realizada no outono (NIED, 2013). Seguindo essa lógica, o zoneamento agroclimático para a canola feito para o Rio Grande do Sul (DALMAGO et al., 2009) aponta que, para todas as áreas indicadas para cultivo, o período de sementeira inicia em 11 de abril, podendo se estender até 30 de junho, dependendo do tipo de solo da região.

2.1.1 Crescimento e desenvolvimento da canola

O ciclo da canola pode ser dividido em sete estádios fenológicos (Figura 2) de acordo com a cronologia do desenvolvimento da canola que constitui um período de aproximadamente 24 semanas (EDWARDS e HERTEL, 2011).

Figura 2 – Estádios de crescimento da canola.



Fonte: Adaptado de Edwards e Hertel, 2011.

A germinação da semente e a emergência da plântula acima do solo marcam o início do período vegetativo da canola. Devido ao tamanho pequeno dos cotilédones, nessa fase de emergência e crescimento inicial, a canola é bastante vulnerável ao ataque de insetos e a fenômenos meteorológicos, como por exemplo, as geadas (EDWARDS e HERTEL, 2011).

Após o surgimento da primeira folha, aproximadamente uma semana depois da emergência da plântula, é iniciado o estágio de formação da roseta das folhas basais da canola. O surgimento de folhas determina a quantidade de radiação interceptada pela planta, a qual continua a produzir sua folhagem a uma taxa de cerca de uma folha a cada período de sete a dez dias (IRIARTE e VALETTI, 2002; EDWARDS e HERTEL, 2011).

Depois de finalizada a etapa de criação da roseta, é iniciado o estágio de ramificação e alongamento da haste principal da canola, o qual se prolonga até o surgimento da primeira flor (NANDA et al., 1995, 1996; EDWARDS e HERTEL, 2011). Segundo Nied (2013), o alongamento da haste principal da planta permite que a mesma emita novas folhas, o que aumenta a capacidade de absorção da radiação solar incidente e a consequente realização da fotossíntese e incremento da biomassa da planta até o início do surgimento das siliquis (EDWARDS e HERTEL, 2011; NIED, 2013).

O período reprodutivo da canola se inicia após o término da geração de folhas, começando a formar botões florais. Quanto mais tarde os brotos das primeiras flores se formarem, mais folhas serão produzidas pelas plantas. Consequentemente, a alteração do desenvolvimento fenológico da canola, por interferências ambientais e de espécies de plantas daninhas, pode alterar a quantidade de radiação solar incidente interceptada e impactar na produção de biomassa da canola (NANDA et al., 1995).

Os estádios finais do desenvolvimento da canola são a formação das siliquis e o enchimento dos grãos. O surgimento das siliquis ocorre após a fertilização da flor e pode acabar sobrepondo a fase de florescimento, já que a canola pode apresentar mais de um estágio de desenvolvimento na mesma planta (NANDA et al., 1996; THOMAS, 2003; EDWARDS e HERTEL, 2011).

Durante o período de enchimento dos grãos a fotossíntese realizada nas siliquis e hastes passa a ser importante para a síntese energética da planta. A adoção dessa estratégia visa compensar a redução da radiação solar interceptada pelas folhas, devido à diminuição da área foliar da canola durante esse estágio (MOGENSEN et al., 1996; EDWARDS e HERTEL, 2011).

2.1.2 Resposta espectral da canola

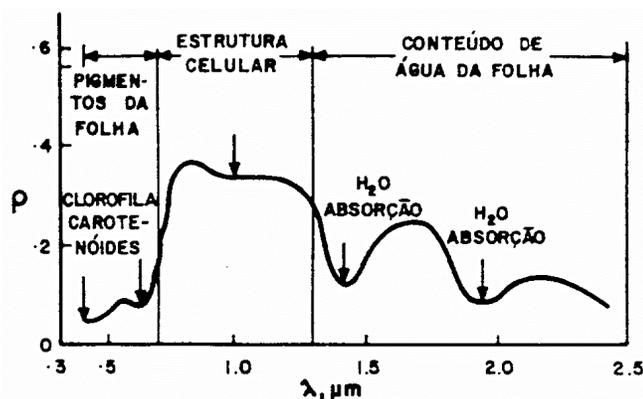
Assim como qualquer corpo que recebe radiação solar, a vegetação possui características específicas de interação com a radiação incidente. O fluxo de radiação eletromagnética que incide sobre a vegetação interage com a mesma, podendo ocorrer a absorção ou espalhamento, através da transmissão ou reflexão (LEWIS e DISNEY, 2007; MENESES e ALMEIDA, 2012).

A absorção é o termo que representa a quantidade de radiação eletromagnética, nesse caso a radiação solar incidente interceptada, absorvida pela planta, com especial destaque para as folhas como componentes que, por possuírem maior área específica, mais interceptam e absorvem essa energia (PONZONI et al., 2012). A parcela de energia que não é absorvida pela planta é espalhada através da transmissão ou reflexão. A porção que não interage com os componentes físico-químicos das folhas acaba atravessando as mesmas, caracterizando o fenômeno de transmissão, especialmente em função da interação entre certas faixas de comprimentos de onda com as características estruturais e químicas das folhas. Essa energia transmitida passa ao nível imediatamente inferior do dossel vegetal, podendo interagir através dos mesmos mecanismos de absorção ou espalhamento apresentados anteriormente (LEWIS e DISNEY, 2007; PONZONI et al., 2012).

A radiação eletromagnética que não é absorvida ou transmitida, através da planta, é refletida de volta para as camadas superiores do dossel e/ou a atmosfera (refletância) podendo ser medida por sensores e permitindo a criação de uma curva de resposta espectral da vegetação alvo (Figura 3). A refletância é a fração de energia solar incidente que é refletida por um objeto, nesse caso a vegetação, sendo uma função das características da mesma e independente da quantidade de radiação incidente (MENESES e ALMEIDA, 2012; PONZONI et al., 2012).

Essa sequência de eventos de interação tende a se estender proporcionalmente à densidade do dossel vegetal, sendo que quanto mais camadas, mais interações ocorrem entre a radiação solar incidente e as camadas do dossel (LEWIS e DISNEY, 2007; PONZONI et al., 2012).

Figura 3 – Curva de resposta espectral de uma folha.



Fonte: Ponzoni et al., 2012.

A canola apresenta resposta espectral à radiação solar incidente semelhante ao padrão de resposta típico da vegetação (ZHANG e HE, 2013).

O perfil de resposta espectral da vegetação em geral pode ser dividido em três faixas de comprimentos de onda, as regiões do visível (400 a 700 nm), do infravermelho próximo (700 a 1300 nm) e do infravermelho médio (1300 a 2600 nm) (PERRY et al., 1984; TEILLET et al., 1997; PONZONI et al., 2012). Na faixa do espectro eletromagnético visível, a refletância é dominada pela existência dos pigmentos celulares, como a clorofila, os carotenos e as xantofilas. Nessa região, boa parte da radiação incidente é absorvida ou espalhada pela estrutura interna das folhas, gerando valores baixos de refletância nessa faixa de comprimentos de onda (LEWIS e DISNEY, 2007). Já na região do infravermelho próximo, a resposta espectral da vegetação é consequência, principalmente, da interação entre a energia e a estrutura da planta, tanto em relação à disposição de ramos, folhas e o dossel em geral, quanto às microestruturas internas, como arranjos de tecidos e órgãos. No infravermelho próximo a absorção da energia incidente é baixa e a interação que predomina é o espalhamento, resultando em uma reflexão alta da radiação solar, sendo que quanto mais saudável e bem estruturada estiver uma planta, maior será a diferença entre essa região e a região visível do espectro (PERRY et al., 1984; LEWIS e DISNEY, 2007; PONZONI et al., 2012). Ainda, nessa faixa de comprimentos de onda, fatores externos à vegetação que possam potencial de impactar, tanto de forma negativa quanto positiva, no seu desenvolvimento, como a disponibilidade de água, ocorrências de geadas e disponibilidade de nutrientes, podem levar a alterações significativas na interação da energia eletromagnética incidente com a estrutura impactada da planta, causando uma variação direta na resposta espectral da vegetação (PONZONI et al., 2012).

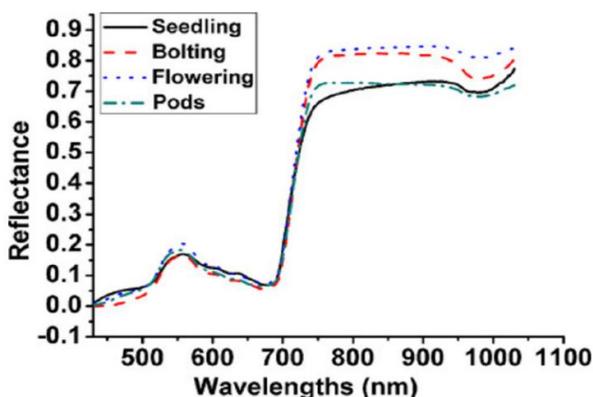
A porção do espectro referente ao infravermelho médio é altamente influenciada pela presença de água na folha, a qual causa uma forte absorção da radiação solar incidente. Como

pode ser visto na Figura 3, a água presente na folha absorve a energia incidente nos comprimentos de onda de 1100 nm, 1450 nm, 1950 nm e, ainda, nos comprimentos de 2700 e 6300 nm (PONZONI et al., 2012).

Ao se avaliar a resposta espectral da canola ao longo de uma safra (Figura 4), é possível afirmar que a mesma é muito parecida com a resposta espectral da vegetação (Figura 3) com valores baixos refletidos para a região visível do espectro, com a faixa do verde se sobressaindo um pouco às outras cores, e valores superiores de refletância na região do infravermelho. Ainda, observa-se que a resposta espectral da canola varia com o desenvolvimento da cultura (Figura 4), especialmente na região do infravermelho próximo (ZHANG e HE, 2013).

A canola, por ser uma cultura bastante plástica, com uma grande capacidade de adaptação a fatores adversos, como por exemplo o espessamento das folhas devido à aclimação a baixas temperaturas do ar como mecanismo de defesa, e com uma característica de espalhar seus ramos e folhas para melhorar a capacidade de interceptação da radiação solar incidente (THOMAS, 2003; EDWARDS e HERTEL, 2011; NIED, 2013), acaba apresentando variações bastante visíveis na região do infravermelho próximo nos perfis espectrais relativos aos diversos estádios de desenvolvimento (ZHANG e HE, 2013). Essa diferença pode ser atribuída às fortes mudanças morfológicas pelas quais a canola passa ao longo do seu ciclo de desenvolvimento e que levam a uma alteração na forma que a radiação solar incidente interage com a cultura (MOGENSEN et al., 1996; PONZONI et al., 2012).

Figura 4 – Refletância espectral média de folhas de canola, obtidas em quatro diferentes estádios de crescimento e desenvolvimento das plantas.



Fonte: Zhang e He, 2013.

De acordo com os resultados de Zhang e He (2013), (Figura 4), os diferentes estádios de desenvolvimento da canola apresentaram padrão de refletância semelhante nos

comprimentos de onda referentes ao espectro visível, se diferenciando significativamente entre 750 e 1030 nm, faixa de espectro do infravermelho próximo. Essa diferença pode ser atribuída ao crescimento de novas folhas durante o período inicial do desenvolvimento da canola até o florescimento. Já durante o estágio de enchimento de grãos, a refletância, nessa mesma faixa de comprimentos de onda é relativamente menor, isso é atribuído à redução e senescência das folhas nessa fase. Além disso, a evolução do dossel vegetal e a variação da resposta do fundo, como por exemplo o solo, ao longo do tempo alteram a resposta espectral de uma área vegetada (ZHANG e HE, 2013).

2.2 Índices de Vegetação

Devido à importância da resposta espectral das folhas de uma planta e a sua relação com as características da vegetação no instante das medições, diversos autores buscaram relacioná-la com variáveis biofísicas e fisiológicas das culturas (LEE et al., 2004; VIGNEAU et al., 2011; ZHAO et al., 2012; ZHANG et al., 2013b). Uma forma de se inferir sobre as condições da vegetação, como estádios fenológicos, concentração de clorofila nas folhas, entre outros, é por meio do cálculo de índices de vegetação (IV), os quais são obtidos a partir da relação entre duas ou mais bandas espectrais e visam realçar as variações de densidade da cobertura vegetal. O cálculo se baseia no padrão divergente da resposta espectral na região do espectro visível e infravermelho próximo que ocorre na vegetação em geral (HUETE et al., 1997; MENESES e ALMEIDA, 2012; PONZONI et al., 2012).

Existem diversos índices de vegetação desenvolvidos, sendo que alguns dos mais frequentemente aplicados atualmente são o Razão Simples (SR), Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI) e o Índice de Vegetação Realçado (EVI) (JORDAN, 1969; HUETE et al., 1997; ZHANG et al., 2003; PONZONI et al., 2012). Também podem ser citados outros índices, não tão difundidos, mas que também têm sido estudados para aplicações na agricultura, com resultados positivos, tais como os Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente Verde (GARI), Índice da Clorofila Verde (*CIGreen*), Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente (ARVI), Índice Foliar Verde (GLI), Índice de Vegetação Triangular Modificado 2 (MTVI2) e Índice da Razão de Absorção de Clorofila Modificado 2 (MCARI2) (KAUFMAN e TANRE, 1992; GITELSON et al., 1996a, 2005; LOUHAICHI et al., 2001b; HABOUDANE et al., 2004; VINCINI et al., 2008).

2.2.1 Razão Simples

Um dos primeiros e mais difundidos índices de vegetação desenvolvidos para o sensoriamento remoto foi a Razão Simples (SR – do inglês *Simple Ratio*). Inicialmente o objetivo do índice era a derivação do índice de área foliar em áreas de floresta, por meio da razão direta entre as bandas do infravermelho próximo e do vermelho, como apresentado na equação a seguir:

$$SR = \frac{\rho_{IVP}}{\rho_V} \quad (1)$$

Sendo:

ρ_{IVP} = refletância na banda espectral do infravermelho próximo;

ρ_V = refletância na banda espectral do vermelho;

Em teoria, por ser uma razão direta entre os valores medidos nas duas bandas, esse índice não tem um valor máximo como os índices normalizados. Isso implica em uma das vantagens desse índice que é a inexistência de um ponto saturação e uma sensibilidade constante à vegetação, mesmo em altos valores de biomassa medidos (JORDAN, 1969; VIÑA et al., 2011).

Devido a sua simplicidade de aplicação e ampla disponibilidade das bandas vermelho e infravermelho próximo através de diversos sensores, muito estudo utilizaram o SR para o estudo de culturas agrícolas, como é o caso do trabalho de Müller et al. (2008) que aplicou o índice SR, entre outros índices, de forma a buscar modelos de estimativa de parâmetros para a canola e, mesmo não apresentando os melhores resultados, demonstrou seu potencial de aplicação ao obter resultados positivos, com coeficientes de determinação próximos a 0,7 para os modelos gerados a partir desse índice de vegetação.

2.2.2 Índice de Vegetação da Diferença Normalizada

O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada, em inglês *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), é a normalização do índice de vegetação da Razão Simples (SR), proposta por Rouse et al. (1973), com valores possíveis variando de -1 a 1. O cálculo desse índice é realizado pela seguinte equação:

$$NDVI = \frac{(\rho_{IVP} - \rho_V)}{(\rho_{IVP} + \rho_V)} \quad (2)$$

Sendo:

ρ_{IVP} = refletância na banda espectral do infravermelho próximo;

ρ_V = refletância na banda espectral do vermelho;

Segundo Ponzoni, Shimabukuro e Kuplich (2012), a interpretação desse índice deve levar em consideração vários fatores que possam limitar a sua aplicação em algumas situações, tais como o ponto de saturação no qual o incremento de biomassa vegetal não pode mais ser acompanhando pelo índice, as interferências atmosféricas, as larguras das bandas espectrais utilizadas e as características de qualidade da imagem inerentes ao sensor utilizado. Esses fatores podem levar a resultados com valores incorretos ou com forte presença de ruídos, como é o caso das interferências atmosféricas e da qualidade das imagens, e podem restringir a comparação de resultados obtidos a partir de sensores diferentes, já que as larguras das bandas e as características de cada sensor podem gerar resultados de resposta radiométricas diferentes para um mesmo alvo. Já no caso do ponto de saturação do NDVI, devido à dinâmica de espalhamento e absorção de um dossel, quanto mais denso esse último for, maior é o espalhamento da banda do infravermelho próximo e maior é a absorção na banda do vermelho, até certo ponto. Quando o dossel vegetal chega a uma certa densidade, característica de cada espécie, a variação no incremento de biomassa e/ou índice foliar específico gera variações entre os fenômenos de espalhamento e absorção cada vez menores, mantendo o valor do NDVI praticamente inalterado após atingir esse ponto de saturação. Isso pode levar a uma falsa conclusão de que a vegetação não está mais acumulando biomassa, quando isso não é necessariamente verdade (GITELSON et al., 1996; PONZONI et al., 2012).

Ainda, vale salientar que como o NDVI relaciona duas faixas espectrais bastante comuns, existe a possibilidade de aplicação desse índice em dados provenientes de diversos sensores, tanto orbitais, como MODIS (Terra/Aqua) e OLI (Landsat 8), quanto terrestres, como espectrorradiômetros e *greenseekers* (KASTENS et al., 2005; JIANG et al., 2006; GEMTOS et al., 2013).

Como o NDVI é um dos IV mais difundidos e aplicados no estudo da vegetação, diversos trabalhos buscaram utilizar o mesmo para a estimativa de variáveis biofísicas e de áreas ocupadas de diversas culturas agrícolas. No âmbito de criação de modelos de estimativas de parâmetros, o trabalho realizado por Carlson e Ripley (1997) buscou avaliar teoricamente a

relação entre o NDVI e o índice de área foliar (IAF), obtendo bons resultados, comprovados pelos resultados obtidos em outros trabalhos da literatura, como o realizado por Darvishzadeh (2006). Ainda, Stroppiana et al. (2009) além de obter coeficiente de determinação de 0,74 para um modelo de estimativa de IAF, apresentou resultados ainda melhores para a estimativa da biomassa acumulada acima do solo (AGB – do inglês *aboveground biomass*), com coeficiente de determinação de 0,88.

No âmbito de mapeamentos de áreas de culturas, Fontana et al. (2006) demonstrou o potencial de se utilizar o NDVI para o mapeamento de áreas de culturas agrícolas em larga escala e através de diferentes sensores orbitais. Ainda, Mkhabela et al. (2011) e Gallego et al. (2014) concluíram em seus respectivos trabalhos que o NDVI pode ser utilizado eficientemente no mapeamento de culturas agrícolas, com destaque para o NDVI calculado a partir de dados do sensor MODIS, o qual apresentou o melhor custo benefício para mapeamentos utilizando o NDVI, segundo Gallego et al. (2014). Além do mapeamento de áreas de culturas, Ren et al. (2008) demonstrou que o NDVI obteve bons resultados na estimativa regional de rendimento de trigo de inverno na China, com erros relativos de estimativas abaixo de 5,5%, superando modelos agroclimáticos utilizados para esse mesmo fim.

2.2.3 Índice de Vegetação Ajustado para o Solo

No cálculo de índices de vegetação a partir de sensores orbitais é comum ocorrer influência direta do solo na resposta espectral medida para a vegetação, especialmente em áreas com dosséis vegetais esparsos onde uma porção maior do solo fica visível ao campo de medição do sensor (HUETE, 1988).

Como o brilho do solo acaba impactando o valor calculado para os índices de vegetação, foi proposta a inserção de uma constante L, a qual é relacionada à fração de cobertura do dossel vegetal e varia de 0 a 1. Dessa forma, quanto mais esparsa for a vegetação medida, maior será a influência da resposta do solo no espectro medido para essa vegetação, necessitando de uma correção maior, ou seja, um valor maior para L.

A equação do Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI – em inglês *Soil-adjusted Vegetation Index*) é definida como:

$$SAVI = \left[\frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V + L} \right] * (1 + L) \quad (3)$$

Sendo:

L = constante que visa minimizar o efeito do solo.

Segundo Huete (1988), os valores indicados para L são: 1 para áreas com baixa densidade de vegetação; 0,5 para áreas com moderada densidade de vegetação; e 0,25 para áreas com alta densidade de vegetação. Ainda é ressaltado que esses valores para L foram estimados pelo autor a partir de estudos realizados empiricamente. Assim, a limitação desse índice é a necessidade de se avaliar a validade desses valores para cada caso e a necessidade de estimar novos, dependendo da situação.

Diversos trabalhos buscaram testar a aplicação do SAVI como uma alternativa a outros índices, especialmente por sua capacidade de minimiza os efeitos da resposta espectral do solo misturados à resposta da vegetação. Os trabalhos realizados por Daughtry e Walthall (2000) e Hatfield e Prueger (2010), os quais buscaram estimar parâmetros biofísicos de culturas agrícolas, como soja, milho, trigo e canola, obtiveram resultados promissores com a aplicação do SAVI para tal fim, especialmente para o parâmetro Índice de Área Foliar (IAF), no qual apresentou-se como destaque na estimativa de índice de área foliar. Ainda, Hatfield e Prueger (2010), dentre vários IV avaliados, recomendam o SAVI como a melhor opção para estimativas de IAF nos estádios iniciais de desenvolvimento das culturas em função da sua sensibilidade às mudanças na área foliar e capacidade de minimizar o efeito causado pelo solo na refletância medida, o qual é maior nessa etapa inicial da cultura devido à baixa cobertura vegetal.

2.2.4 Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente

O desenvolvimento do Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente (ARVI – do inglês *Atmospherically Resistant Vegetation Index*) teve como principal motivação a criação de um índice, a partir do NDVI, que apresentasse menor sensibilidade a efeitos atmosféricos presentes nas imagens de satélite, como os efeitos de espalhamento e atenuação causados por aerossóis e moléculas presentes na coluna atmosférica entre o sensor e o alvo, especialmente prejudiciais para a banda do vermelho. O trabalho que propôs essa abordagem resultou na Equação 4 (KAUFMAN e TANRE, 1992), a qual conta com a inserção da banda do azul, muito influenciada pelas condições atmosféricas, para a correção da banda do vermelho.

$$ARVI = \frac{\{\rho_{IVP} - [\rho_R - (\rho_A - \rho_R)]\}}{\{\rho_{IVP} + [\rho_R - (\rho_A - \rho_R)]\}} \quad (4)$$

Estudos como o realizado por Kaufman e Tanré (1992) e Gitelson et al. (1996) demonstraram que o ARVI é, em média, quatro vezes menos sensível aos ruídos atmosféricos do que o NDVI. A sensibilidade reduzida do ARVI à interferências da atmosfera, especialmente na banda do vermelho onde as mesmas são mais prejudiciais ao cálculo do índice, apresentada no trabalho de Kaufman e Tanré (1992) levou a resultados relativamente menores para o ARVI quando comparado com o NDVI, que não possui correção alguma. Isso demonstra o potencial do ARVI na estimativa de parâmetros biofísicos de culturas, especialmente em áreas com frequências significativas da presença de fumaça e/ou aerossóis nas cenas medidas.

2.2.5 Índice de Vegetação Realçado

Sendo um dos índices mais recentemente propostos, o Índice de Vegetação Realçado (do inglês *Enhanced Vegetation Index* - EVI) buscou a unificação das ideias apresentadas pelos índices SAVI e ARVI de otimizar o sinal da vegetação através da redução da influência da atmosfera e da dissociação do sinal de fundo do dossel vegetal conjuntamente, utilizando tanto a banda azul como coeficientes de correção específicos para cada efeito (HUETE et al., 2002b). A equação desse índice é apresentada a seguir:

$$EVI = G \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + C_1 * \rho_V - C_2 * \rho_A + L} \quad (5)$$

Sendo:

G = fator de ganho;

ρ_A = refletância na banda espectral do azul;

C_1 e C_2 = coeficientes de ajuste da influência dos aerossóis.

De acordo com os autores do índice, os valores indicados para os parâmetros da equação são: $C_1 = 6$; $C_2 = 7,5$; $L = 1$ e $G = 2,5$ (HUETE et al., 1997), escolhidos assim por melhor corrigirem os efeitos atmosféricos e do solo ao mesmo tempo que evitam descaracterizar a precisão dos valores do índice. Ainda, segundo Huete et al. (2002), enquanto o NDVI é sensível à presença de clorofila na vegetação, o EVI responde mais às variações estruturais do dossel, incluindo o índice de área foliar (IAF), tipo de dossel, fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (GAO et al., 2000). Essa melhor caracterização da estrutura do dossel pelo EVI é

atribuída à sua formulação que inclui uma correção para a refletância de fundo, altamente influenciada pelo solo visível, o que é uma consequência da estrutura do dossel em si (HUETE et al., 1997; HATFIELD e PRUEGER, 2010).

Devido, em parte ao amplo uso do sensor MODIS para mapeamentos de vegetação, o EVI é um dos índices mais estudados para o monitoramento e estimativas de parâmetros bio-físico-químicos de culturas agrícolas em escalas regionais (POTGIETER et al., 2010; PAN et al., 2012). O EVI, de acordo com o trabalho de Zhang et al. (2003), se mostrou como um índice com grande potencial de aplicação no monitoramento da fenologia da vegetação em geral, testado para a região Nordeste dos Estados Unidos, conseguindo gerar modelos de estimativa das datas de transição entre fases do desenvolvimento da vegetação, como por exemplo a emergência, maturação e senescência. Hatfield e Prueger (2010), apontam em seu trabalho que o EVI apresentou bons resultados na estimativa de índice de área foliar (IAF) e suas mudanças sazonais, indicando esse IV como o melhor para tal fim. Ainda, devido à praticidade atrelada aos produtos MODIS com o EVI calculado a partir das bandas radiométricas medidas, trabalhos que procuraram utilizar esse índice para o mapeamento de culturas agrícolas apresentaram resultados promissores, conseguindo atingir um coeficiente de determinação de 0,96 para culturas de inverno na Austrália (POTGIETER et al., 2010). Outro trabalho, que também buscou utilizar dados de EVI para mapeamento de culturas de inverno na região de Queensland (Austrália) a partir da criação de modelos gaussianos para avaliar perfis temporais das culturas ao longo da safra, apresentou altos coeficientes de determinação, com 0,93 para culturas em geral e 0,86 e 0,83 para trigo e cevada, respectivamente (POTGIETER et al., 2013).

2.2.6 Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente Verde

O Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente Verde (GARI – do inglês *Green Atmospherically Resistant Index*), apresentado na Equação 6, foi desenvolvido com base nos índices NDVI e ARVI e, tinha como objetivo principal, a criação de um índice com maior sensibilidade do que o NDVI à concentração de clorofila nas folhas, mantendo uma característica apresentada pelo ARVI, de resistência aos efeitos atmosféricos considerados como ruídos presentes nos dados espectrais (GITELSON et al., 1996).

$$GARI = \frac{\rho_{IVP} - [\rho_G - \gamma(\rho_B - \rho_R)]}{\rho_{IVP} + [\rho_G - \gamma(\rho_B - \rho_R)]} \quad (6)$$

Sendo:

ρ_G = refletância na banda espectral do verde.

γ = ajuste empírico de correção atmosférica, usualmente 1,7 (EXELIS, 2015a).

De acordo com os testes realizados no trabalho original de Gitelson et al. (1996), esse índice apresentou sensibilidade à clorofila muito superior ao NDVI, com um ponto de saturação muito superior em comparação ao NDVI e com uma sensibilidade aos efeitos atmosféricos muito menor que este último. Também, resultados de testes utilizando o GARI para detecção de mudanças e estimativas da concentração de clorofila em folhas de espécies arbóreas demonstraram que esse IV possibilitou estimativas com erros menores que 3 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ Gitelson et al. (1996). Além de apresentar grande potencial para estimativa de concentração de clorofila nas folhas, avaliações para estimativas de índice de área foliar (IAF) demonstram que o GARI possui uma sensibilidade boa a baixos valores de IAF, apresentando uma relação assintótica com o mesmo. Contudo, para valores usuais de área foliar encontrados em culturas agrícolas, o GARI não apresentou ponto de saturação, o que demonstra que o mesmo pode ser aplicado para estimativas desse parâmetro (VIÑA et al., 2011).

2.2.7 Índice da Clorofila Verde

Com o objetivo de estimar a concentração de clorofila em culturas agrícolas, mais especificamente soja e milho, foi desenvolvido um modelo conceitual e, posteriormente, o Índice da Clorofila Verde, (do inglês *Green Chlorophyll Index* - CIgreen) (GITELSON et al., 2005). Diferentemente de alguns dos IVs mais genéricos, que tentam obter uma resposta geral do verdor da vegetação, em função do índice de área foliar e da clorofila presente, o CIgreen foi criado com o foco único na medição indireta da clorofila, tendo as suas bandas sido escolhidas por melhor representarem esse parâmetro (GITELSON et al., 2005; VIÑA et al., 2011). A equação resultante do modelo conceitual criado é apresentada a seguir:

$$CIgreen = \frac{\rho_{IVP}}{\rho_G} - 1 \quad (7)$$

Segundo Hatfield e Prueger (2010), análises do CIgreen em função de parâmetros da soja, trigo, milho e canola demonstraram que o mesmo é o mais indicado para a estimativa da concentração de clorofila nas folhas dessas culturas em estádios iniciais de desenvolvimento.

Dessa forma, o CIgreen possui um potencial significativo e se torna uma alternativa interessante para a aplicação na estimativa de parâmetros biofísicos da canola, mesmo que a canola apresente dosséis densos e IAF elevado (HATFIELD e PRUEGER, 2010; VIÑA et al., 2011).

2.2.8 Índice Foliar Verde

O Índice Foliar Verde (GLI – *Green Leaf Index*) foi desenvolvido por Louhaichi et al. (2001) com o objetivo de avaliar o impacto do pastoreio em cultivos de trigo de inverno. Para identificar esse impacto na cultura, o GLI se baseou na relação entre as bandas vermelho, verde e azul (Equação 8), de forma a melhor descrever, especificamente, a variação da área foliar da vegetação monitorada.

$$GLI = \frac{2 * \rho_G - \rho_R - \rho_B}{2 * \rho_G + \rho_R + \rho_B} \quad (8)$$

Louhaichi et al. (2001) demonstraram que o GLI apresentou bons resultados no mapeamento de uma área agrícola experimental utilizada como pastagem, identificando com precisão regiões com baixo, médio e alto impacto causado pelos animais na vegetação. Apesar de não ter sido proposto para avaliar parâmetros de culturas agrícolas, além da cobertura do dossel, esse IV se torna promissor para a aplicação na canola por sua capacidade de identificar alterações na cobertura do solo causada pelo dossel das plantas.

2.2.9 Índice da Razão de Absorção de Clorofila Modificado 2

O Índice da Razão de Absorção de Clorofila Modificado 2 (MCARI2 – em inglês *Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index 2*), é uma segunda modificação do CARI, criado originalmente por (KIM et al., 1994), que visava medir a profundidade da absorção da clorofila na banda do vermelho, em relação à banda do verde e da borda do vermelho (700 nm) e segue a mesma ideia de simplificação do MCARI, a primeira modificação feita para esse índice (DAUGHTRY et al., 2000; HABOUDANE et al., 2004).

O desenvolvimento do MCARI2 (Equação 9) foi realizado para inserir um fator de ajuste para a resposta de fundo do solo nos dados. Essa correção se baseou no conceito apresentado pelo índice SAVI, proposto por Huete (1988), e procurou manter a sensibilidade à clorofila (HABOUDANE et al., 2004).

$$MCARI2 = \frac{1,5*[2,5*(\rho_{IVP}-\rho_R)-1,3*(\rho_{IVP}-\rho_G)]}{\sqrt{(2*\rho_{IVP}+1)^2-(6*\rho_{IVP}-5*\sqrt{\rho_R})}-0,5} \quad (9)$$

Apesar de MCARI e MCARI2 terem sido idealizados visando medir a clorofila nos dosséis agrícolas, os índices apresentam uma resposta muito boa à variação de IAF, podendo ser utilizado também para estimar esse parâmetro (DAUGHTRY et al., 2000; HABOUDANE et al., 2004).

Estudos realizados usando o MCARI2 para estimar a produtividade de vegetações agrícolas e florestais demonstrou que o índice apresenta potencial, já que o mesmo, apesar de não ter sido o melhor entre os diversos IVs avaliados, superou índices consagrados como NDVI e EVI (MAIN et al., 2011). Ainda, a partir de imagens de satélite hiperespectrais, produzidas pelo Hyperion, esse IV apresentou o melhor coeficiente de determinação (0,82) para o mapeamento da vegetação, superando novamente o NDVI (ZHANG et al., 2014). Esses resultados demonstram que o MCARI2 se apresenta como uma possibilidade para a avaliação da canola através do sensoriamento remoto, já que o mesmo operou de forma consistente para diferentes classes de vegetação (MAIN et al., 2011).

2.2.10 Índice de Vegetação Triangular Modificado 2

Seguindo a mesma ideia apresentada pelo índice CARI foi criado o Índice de Vegetação Triangular (TVI), visando medir a absorção de radiação pelos pigmentos fotossintetizantes, nas bandas do vermelho, infravermelho e verde. Da mesma forma que o CARI, a segunda modificação para o TVI, denominado MTVI2 (*Modified Triangular Vegetation Index 2*), apresenta uma simplificação e adição da correção do sinal de fundo do solo (BROGE e LEBLANC, 2001; HABOUDANE et al., 2004). A equação do MTVI2 é apresentada a seguir:

$$MTVI2 = \frac{1,5*[1,2*(\rho_{IVP}-\rho_G)-2,5*(\rho_R-\rho_G)]}{\sqrt{(2*\rho_{IVP}+1)^2-(6*\rho_{IVP}-5*\sqrt{\rho_R})}-0,5} \quad (10)$$

Assim como no caso do MCARI2, o MTVI2 apresenta bons resultados, tanto para concentração de clorofila no dossel, quanto para o IAF. Além disso, ambos os índices, após a modificação, deixaram de utilizar a banda da borda do vermelho (próximo a 700 nm) e passaram a utilizar o infravermelho próximo (HABOUDANE et al., 2004). Ao ser estudado para a

estimativa de cobertura do solo em áreas de vegetação esparsa através de análises de regressão, o MTVI2, apresentou um coeficiente de determinação de aproximadamente 0,8 (BARATI et al., 2011). Ainda, o trabalho realizado por Liu et al. (2010), o qual avaliou o MTVI2 para estimar parâmetros biofísicos do milho, como matéria seca, fração de radiação fotossinteticamente ativa absorvida pela planta (fAPAR – do inglês *fraction of absorbed photosynthetically active radiation*) e índice de área foliar (IAF), obteve bons resultados. Enquanto que para o IAF e fAPAR o MTVI apresentou uma relação próxima a um modelo linear ou levemente logarítmico, para a matéria seca a relação se apresentou claramente como logarítmica, sendo que o IV cresceu fortemente nos valores de biomassa baixos e estabilizou nos valores acima de 200 g/m² de biomassa seca acumulada. Isso demonstra que o MTVI2 é muito mais apropriado e sensível para variações na área foliar da vegetação, que para toda a biomassa acumulada. Contudo, mesmo para essa última variável, um modelo logarítmico poderia gerar bons resultados. Complementando a ideia de que o MTVI2 é um índice com forte indicação para estimativas de IAF em escala regional, a partir de imagens dos satélites Landsat 5 e 7, o trabalho apresentado por Liu et al. (2012) demonstrou que esse índice tem forte relação com a variação da área foliar da vegetação, obtendo coeficiente de determinação de 0,83, superando o NDVI para tal parâmetro da vegetação e só sendo inferior a uma versão modificada do EVI. Esses resultados apresentados pela literatura indicam que o MTVI possui uma capacidade muito grande de monitoramento e estimativa de IAF para culturas agrícolas, superando IV mais difundidos e geralmente usados para tal fim.

2.3 Níveis de aquisição de dados de sensoriamento remoto

A forma mais comum de obtenção de dados para o sensoriamento remoto é a radiometria, a qual se define como um conjunto de técnicas utilizadas para medir quantitativamente a energia radiante de um determinado alvo ou região (STEFFEN et al., 1996; SILVA, 2006a). A aquisição de dados radiométricos pode ser feita através de vários níveis, sendo que os mais comumente utilizados são os sensores orbitais e a medição radiométrica em campo (SILVA, 2006b).

2.3.1 Radiometria em campo

Uma das formas de se realizar medições da resposta espectral de um determinado alvo é a radiometria em campo, a qual é feita com a utilização de espectroradiômetros e produz dados

de resposta radiométrica em formato numérico, de acordo com o comprimento de onda medido (SILVA, 2006a). O espectralradiômetro é um sistema de medição radiométrica passivo que mede e registra a intensidade de energia radiante proveniente de uma determinada área, também chamada de campo de visada. O equipamento é constituído por coletor, filtro, detector, processador e unidades de saída de dados (STEFFEN et al., 1996; SILVA, 2006a). Quando se trata de uma cultura, que possui um ciclo de crescimento e desenvolvimento ao longo do tempo, se tem a necessidade de realizar medições ao longo do ciclo de forma a caracterizar as mudanças na interação com a radiação solar em consequência das mudanças na vegetação. O intervalo de tempo entre as medições varia em função da cultura estudada, das condições técnicas, como equipamentos e recursos humanos disponíveis, e de infraestrutura do experimento (SILVA, 2006b; MKHABELA et al., 2011).

Existem ainda, sensores ativos que não dependem do sol como fonte de radiação incidente. Os mesmos emitem pulsos de radiação em comprimentos de onda e intensidades conhecidos e registram o quanto dessa energia é refletida pelo alvo avaliado e captado pelo sensor. Sensores ativos como o *greenseeker*, emitem pulsos nos comprimentos de onda do vermelho e infravermelho próximo, medem e integram a resposta da refletância da vegetação e fornecem como resultado o índice de vegetação NDVI diretamente (KIPP et al., 2014).

2.3.2 Sensores remotos orbitais

Os sensores remotos orbitais, em sua grande maioria, são considerados imageadores, pois o seu produto final é uma imagem de uma área. Também, majoritariamente são utilizados os sistemas passivos, ou seja, captam a radiação refletida pelos alvos sem a emissão prévia de nenhuma forma de energia. São classificados, geralmente, de acordo com a sua resolução espacial em baixa, média (ou moderada) e alta resolução, sendo que essa resolução é definida pelas características de medição do sensor em função da altitude em que o sensor orbita o planeta. Assim, quanto maior for a resolução do sensor, menor serão as dimensões relativas de cada pixel medido (SILVA, 2006a). Como apresentado na literatura, existe uma relação inversa entre resolução espacial e tempo de visita, na qual quanto maior a resolução espacial do sensor, menor é a sua área de imageamento e, assim, maior é o tempo de revisita sobre uma mesma região. Dessa forma, existe uma troca de opções, sendo elas uma melhor resolução espacial, garantindo maior detalhamento da área medida, mas com um tempo de revisita maior, diminuindo o número de imagens disponíveis em um estudo temporal, ou uma menor definição

espacial da região medida, mas com um maior número de imagens para uma série temporal (MENESES e ALMEIDA, 2012; PONZONI et al., 2012; GALLEGO et al., 2014).

Embora a maior parte dos sensores remotos orbitais possuam a característica de serem multiespectrais, medindo em faixas de comprimento de onda, e possuam menor resolução de dados medidos que sensores hiperespectrais de campo, como o espectrorradiômetro, Vincini e Frazzi (2010) demonstraram que as estimativas feitas com imagens hiperespectrais são apenas marginalmente melhores do que as realizadas com imagens multiespectrais, demonstrando a viabilidade e praticidade dessas últimas.

Existem diversas plataformas orbitais com sensores imageadores acoplados que possuem dados gratuitos disponíveis, mas alguns se destacam na aplicação do monitoramento da vegetação, especialmente as plataformas Terra e Aqua, com o sensor MODIS, e Landsat, com os sensores ETM+ e OLI (HUETE et al., 2002b; DORAISWAMY, 2004; KASTENS et al., 2005; USGS, 2015a). Enquanto as plataformas Landsat 7 e 8 apresentam uma resolução espacial de 30 m nas bandas de interesse para estudos de vegetação, o sensor MODIS acoplado às plataformas Terra e Aqua apresenta uma resolução que varia de 250 a 1.000 m. Apesar de possuir uma menor resolução espacial, as plataformas Terra e Aqua tem a vantagem de possuírem um tempo de revisita muito menor, de 1 dia, quando comparadas às plataformas Landsat que possuem 16 dias de tempo de revisita (NASA, 2013; USGS, 2015a). Além disso, devido à falha de um aparelho de correção da linha de medição (SLC – do inglês, *Scan Line Corrector*) no sensor ETM+, a bordo do Landsat 7 (LI et al., 2013), o lançamento da nova plataforma Landsat 8, a qual é equipada com os sensores OLI e TIRS, mantém uma opção de disponibilidade gratuita de dados de alta resolução para a aplicação no sensoriamento remoto da vegetação, já que a mesma apresenta uma compatibilidade espacial, espectral e temporal com a plataforma Landsat 7 (USGS, 2015a).

Enquanto o sensor OLI apresenta 9 bandas multiespectrais, o sensor MODIS apresenta 36 bandas ao todo. Contudo, as principais bandas utilizadas para o monitoramento da vegetação, Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo, são altamente compatíveis entre esses dois sensores (NASA, 2013; USGS, 2015a, 2015b). As especificações dessas quatro bandas espectrais para cada sensor estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Especificações técnicas das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo dos sensores OLI e MODIS.

Nome da banda	Sensor OLI		Sensor MODIS	
	# Banda	Comprimentos de onda (nm)	# Banda	Comprimentos de onda (nm)
Azul	2	450 – 510	3	459 - 479
Verde	3	530 – 590	4	545 - 565
Vermelho	4	640 – 670	1	620 - 670
Infravermelho próximo	5	850 – 880	2	841 - 876

Fonte: Adaptado de NASA. 2013. Adaptado de USGS, 2015.

Nesse contexto, tanto os satélites Terra e Aqua, com o sensor MODIS, quanto o satélite Landsat 8, com o sensor OLI, constituem ótimas opções para a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto para o acompanhamento de culturas agrícolas como a canola, ainda mais pela sua complementariedade de tempo de revisita e resolução espacial.

Outra diferença entre dados OLI e MODIS é que, enquanto os dados do sensor OLI são disponibilizados diretamente através de imagens com nível básico de pré-processamento, como correções geométricas, os dados MODIS são distribuídos tanto em bandas brutas como em produtos com um nível de pré-processamento muito maior que as imagens OLI. Dentre os produtos MODIS que são distribuídos contendo os dados de refletância de bandas espectrais estão o MCD43B4 e MOD09A1.

O produto MODIS MCD43B4 dispõe de dados de refletância para as bandas espectrais modeladas a partir da correção dos valores medidos pelo modelo BRDF (Função Bidirecional de Distribuição de Refletância – do inglês, *Bidirectional Reflectance Distribution Function*) (USGS, 2015c). Já o produto MODIS MOD09A1 dispõe de dados de refletância para as bandas espectrais medidos com a melhor qualidade disponível dentro de um período de 8 dias, mas sem correções de ângulação de visada e de iluminação solar como o produto MCD43B4.

2.4 Estimativa de Variáveis Biofísicas

Através da análise de índices de vegetação adquiridos de forma sequencial no tempo, é possível a obtenção de diversas informações inerentes ao estado da vegetação, como por exemplo, a diferenciação entre culturas permanentes e temporárias através da variação sazonal dos IV, monitoramento da produção de biomassa, início e fim de safra, identificação de estresses na vegetação, entre outros (PRICE e BAUSCH, 1995; MKHABELA et al., 2011; CLAVERIE et al., 2012).

Estimativas de variáveis da vegetação podem ser realizadas, tanto em escala local (ZHANG e HE, 2013), quanto em escala regional (SAKAMOTO et al., 2005). Também podem buscar estimar valores finais de produtividade das culturas (AHAMED et al., 2011; MKHABELA et al., 2011; CLAVERIE et al., 2012), estimar acúmulo de nutrientes na planta (SIMS e GAMON, 2003; GITELSON et al., 2005; VINCINI et al., 2008; SCHLEMMERA et al., 2013), acompanhar a fenologia de determinada cultura ao longo do seu ciclo (SAKAMOTO et al., 2005; CURNEL e OGER, 2008), entre outros.

Para a criação de inferências sobre as datas de mudanças de estádios fenológicos, variável de grande importância para o estudo e manejo de uma cultura, as metodologias mais recorrentes encontradas na literatura se baseiam em detectar mudanças características em perfis temporais de índices de vegetação. De forma a detectar essas alterações na série de dados os estudos aplicaram funções *wavelet*, médias móveis, modelos logísticos e derivadas de funções, obtendo resultados promissores e com grandes possibilidades de aplicação (SAKAMOTO et al., 2005; CURNEL e OGER, 2008).

Estudos que buscaram realizar estimativas de concentração de nutrientes em plantas, em especial nas folhas, utilizam a relação direta entre IV calculados e a concentração de determinado componente bioquímico, como é o caso da clorofila. Essas relações foram primariamente baseadas em modelos estatísticos de regressão e obtiveram ajustes significativos com estimativas precisas (GITELSON et al., 2005; VINCINI et al., 2008; MKHABELA et al., 2011; CLAVERIE et al., 2012). De fato, o uso de modelos de regressão é uma das técnicas mais amplamente utilizadas para estimativas de variáveis bio-físico-químicas e estimativas de produtividade encontrada na literatura podendo ser citados, também, os trabalhos de Müller et al. (2008) e Zhang e He (2013).

2.5 Máscaras de cultivo

Uma das inferências que podem ser realizadas a partir do processamento de dados de radiância provenientes de sensores orbitais e aerotransportados é a área de determinada cobertura do solo, como as culturas agrícolas (KASTENS et al., 2005). Segundo Kastens et al. (2005), a identificação de áreas ocupadas por cultivo agrícola depende diretamente da abordagem utilizada para tal, sendo que o processo deve ser realizado levando em conta as particularidades da cultura alvo, como a época de cultivo, por exemplo.

O cálculo da área ocupada por culturas agrícolas pode ser feito a partir da criação de máscaras de cultivo, as quais realçam os limites dessas regiões de acordo com as características

da cultura. Essas regiões são identificadas, geralmente, através de abordagens baseadas em técnicas estatísticas e modelos matemáticos que visam a classificação de dados entre grupos que apresentam características similares entre si (POTGIETER et al., 2013; MURMU e BISWAS, 2015).

Existem diversas metodologias desenvolvidas para a criação de máscaras de cultivo, cada qual com suas particularidades de aplicabilidade. Máscaras que utilizam de forma conjunta o atributo espectral e temporal vem sendo aplicadas, há algum tempo, em estudos de sensoriamento remoto para monitoramento de culturas (FONTANA et al., 2006; GALLEGO, 2006). Nesse contexto, o atributo espectral é representado por índices de vegetação, utilizados como informação principal das culturas a serem mapeadas e escolhidos devidos às suas potencialidades ao reduzir a dimensionalidade dos dados através da integração da informação de diferentes bandas de refletância em um único perfil temporal para cada alvo (WIEGAND et al., 1991; PANDA et al., 2010).

Os IV, por apresentarem um padrão de variação temporal distinto para as culturas agrícolas, em relação a outros alvos, como solo exposto, áreas urbanas e até vegetação permanente, possui uma característica temporal que facilita a classificação de cultivos anuais, como a canola (SAKAMOTO et al., 2005; KLISCH et al., 2006). Como os índices de vegetação variam, geralmente, em um perfil gaussiano ao longo da safra de uma cultura anual, diversos estudos buscaram criar formas de classificar áreas que apresentem perfis semelhantes, seja através do uso de valores limites para uma taxa de variação (POTGIETER et al., 2010), uso de algoritmos classificadores, como máquinas de vetores de suporte (SVM – do inglês *Support Vector Machines*), redes neurais, árvores de decisão, classificação de máxima verossimilhança (MLC – do inglês *Maximum Likelihood Classification*), classificação por lógica difusa (*Fuzzy Logic*, em inglês), entre outras técnicas de classificação supervisionada ou não-supervisionada (WU et al., 2007; POTGIETER et al., 2013; GALLEGO et al., 2014; MURMU e BISWAS, 2015).

Além das diferenças entre metodologias aplicadas para a identificação e cálculo de áreas de uma cultura agrícola, o uso de diferentes sensores para a obtenção de imagens também tem um grande impacto nos resultados mapeados. Isso porque cada sensor possui características próprias de resolução espacial, temporal, radiométrica e espectral e ângulo de medição, para nomear algumas. Essas diferenças levam à uma variação nos valores medidos para uma mesma região, em um mesmo período de tempo (LI et al., 2013; ZHAO et al., 2015).

2.6 Fusão de imagens de satélite

A fusão de dados especiais tem como objetivo principal mesclar características positivas de duas fontes de dados, como por exemplo, a resolução espacial do sensor OLI, de 30 m, com a resolução temporal do sensor MODIS, de 1 dia (HILKER et al., 2009a; ZHANG et al., 2013a).

Diversos modelos foram criados para realizar a fusão de dados ETM+ (Landsat 7) e MODIS (Terra/Aqua), em sua maioria voltados para estudos de vegetação arbórea, mas formulados de tal forma que podem ser aplicados da mesma maneira para qualquer outro tipo de alvo, como culturas agrícolas (ROY et al., 2008; HILKER et al., 2009b; ZHANG et al., 2013a). A ideia principal dessas abordagens é de aproveitar o baixo tempo de revisita do sensor MODIS, de 1 a 2 dias por imagem sobre uma mesma área, com a alta resolução das imagens Landsat. Dessa forma, esses modelos buscam utilizar as bandas das imagens MODIS para estimar as respectivas bandas das imagens Landsat em intervalos de tempo menores que os 16 dias de revisita desse último satélite (HILKER et al., 2009a; WALKER et al., 2012).

O trabalho produzido por Gao et al. (2006) buscou desenvolver e testar um modelo de fusão entre dados ETM+ (Landsat 7) e MODIS (Terra/Aqua), denominado Modelo Adaptativo de Fusão Temporal e Espacial de Refletância (STARFM – do inglês *Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*), de forma a gerar uma série temporal sintética densa. O modelo STARFM tem como requerimentos um par de imagens MODIS e Landsat, de uma mesma data, de forma a gerar os coeficientes de conversão para cada pixel, mais uma ou mais imagens MODIS para serem utilizadas como parâmetros de entrada para a estimativa dessas imagens sintéticas. Com testes realizados utilizando dados de imagens reais e simuladas para tal fim, os autores concluíram que o modelo conseguiu prever valores de refletância muito próximos do real, mas com ressalvas quanto à região estimada, pois quanto mais heterogênea for a cobertura do solo, mais propensa a erros é a estimativa da refletância. Outros trabalhos buscaram testar a qualidade do modelo STARFM, sendo que a aplicação mais recorrente é para a geração de séries temporais densas e de alta resolução espacial para avaliações em áreas de florestas (HILKER et al., 2009a; WALKER et al., 2012). Esses trabalhos obtiveram resultados muito positivos, sendo que Hilker et al. (2009a) apontam que não houve diferença estatística significativa entre as imagens medidas e as imagens estimadas e, aponta que apesar de ser possível acompanhar mudanças fenológicas da vegetação a partir das imagens sintéticas, quando ocorrem mudanças sazonais de cobertura do solo a precisão do modelo é reduzida, concordando com os resultados obtidos por Gao et al. (2006).

De forma a procurar uma alternativa ao STARFM, visando principalmente melhorar a performance da fusão das imagens para regiões com grande heterogeneidade da cobertura do solo, Zhu et al. (2010) desenvolveram o ESTARFM, que significa STARFM Melhorado (do inglês *Enhanced STARFM*). Esse modelo parte do mesmo princípio que o seu antecessor, mas utiliza dois pares de imagens Landsat e MODIS para tentar melhor representar a variação temporal da refletância causada por possíveis mudanças de uso do solo. Além disso, esse modelo apresenta análises mais complexas para caracterizar melhor alvos menores, em regiões com maior heterogeneidade de cobertura do solo. A partir de testes realizados com esse modelo, os autores observaram que o mesmo apresenta resultados, na forma de imagens sintéticas, levemente superiores ao STARFM para regiões homogêneas, mas com uma grande melhoria para regiões heterogêneas, seu foco principal (ZHU et al., 2010). Dessa forma, esse modelo mais complexo, segundo os autores, seria mais apropriado para aplicações em áreas com maior diversidade de uso do solo, enquanto o STARFM por ser mais simples, mas com resultados de alta qualidade, é mais prático para regiões homogêneas.

Uma outra abordagem, apresentada por Roy et al. (2008), também buscou desenvolver uma metodologia para a fusão entre imagens Landsat e MODIS. Diferente dos modelos STARFM e ESTARFM que utilizam produtos com as bandas de refletância medidas pelo sensor MODIS, como o produto MOD09GA – Refletância Diária da Superfície, o modelo desenvolvido por Roy et al. (2008) se baseia no uso da série de produtos MCD43, os quais apresentam os dados estimados pelo modelo MODIS BRDF (Função de Distribuição Bidirecional de Refletância – do inglês, *Bidirectional Reflectance Distribution Function*). Esse produto apresenta a particularidade de ser estimado por um modelo que considera os dados de entrada como sendo as bandas de refletância medidas pelo sensor MODIS e resulta em um dado corrigido, teoricamente de maior qualidade e coerência. Além disso, a abordagem utilizada por Roy et al. (2008) é relativamente mais direta e simples que os modelos STARFM e ESTARFM, podendo ser facilmente automatizada e aplicada para grandes conjuntos de dados. Através dos testes realizados com esse modelo, foram alcançados resultados de bandas estimadas consistentes e próximos dos medidos coeficientes, com dispersões de dados estimados e medidos concentrados ao longo da linha 1:1, demonstrando o grande potencial de aplicação do mesmo.

De acordo com o observado na literatura, modelos de fusão de dados de satélite, especialmente o caso Landsat/MODIS, se apresentam como uma alternativa eficiente para contornar as limitações individuais dos dois sensores. Isso permite que seja gerada uma série

temporal mais completa e que possa ser aplicada para estudos de vegetação (HILKER et al., 2009a; WALKER et al., 2012).

3 METODOLOGIA

3.1 Área e período de estudo

O trabalho abrangeu duas escalas espaciais, local e regional, e foi desenvolvido em duas safras consecutivas. Parte do estudo ocorreu em escala local, em lavouras cultivadas com canola, e outra parte em escala regional, com dados obtidos a partir de sensores orbitais. As duas safras, 2013 e 2014, possibilitaram o levantamento de dados de anos de cultivo distintos quanto às condições meteorológicas.

3.1.1 Escala Regional

O estudo foi realizado na região Norte do RS (Figura 5), composta pelas mesorregiões do IBGE Nordeste e Noroeste, e que possuem uma área conjunta de 90.679,711 km² distribuída em 270 municípios. Segundo a classificação climática de Köppen (PEEL et al., 2007), a região apresenta, predominantemente, o clima tipo Cfa, subtropical úmido, com verões quentes. Nas regiões mais elevadas da mesorregião Nordeste ocorre também o clima Cfb, subtropical úmido, com verões amenos. Nessas duas classes de clima, as estações do ano são bem definidas, não havendo uma estação seca definida. Na metade norte do Rio Grande do Sul, as médias anuais de precipitação pluvial variam de 1.500 a 1.800 mm, sendo a região com maiores acumulados do Estado (CORDEIRO, 2010; SEPLAG, 2013). De acordo com o IBGE (2004) o bioma predominante na região de estudo é a mata atlântica, sendo que os tipos de vegetação mais ocorrentes são as florestas ombrófilas mistas e estepe gramíneo-lenhosa.

Figura 5 – Localização das mesorregiões Noroeste e Nordeste do Rio Grande do Sul.



Fonte: IBGE, 2010. Adaptado de National Geographic, 2011.

As lavouras de canola para monitoramento foram definidas de acordo com a facilidade de acesso. As mesmas foram diferentes entre os anos 2013 e 2014, em parte, devido à rotação anual de culturas adotada pelos agricultores, mas também para captar variabilidade espacial da região de estudo. A escolha dessas áreas passou por avaliação técnica, quanto à possibilidade de cobertura das áreas escolhidas por satélites de alta e média resolução, além dos aspectos técnicos relativos à implantação da cultura e desenvolvimento inicial das plantas.

Foram escolhidas para acompanhamento e amostragem de plantas 4 lavouras em 2013 e 2 lavouras em 2014. Para 2014 também foram obtidas coordenadas geográficas de mais 3 lavouras de canola para uso em análises de dados orbitais, mas sem a realização de amostragem de plantas em campo (Tabela 2 e Figura 6). Isso ocorreu devido à disponibilidade de locais para visitação e amostragem de plantas e também devido ao tempo hábil para visitas técnicas em cada ano do estudo. Ainda, nessa região o relevo predominante é o Planalto, com ondulações suaves, formado por derrames basálticos IBGE (2006). O uso do solo predominante são cultivos temporários, especialmente na mesorregião Noroeste e cultivos temporários, áreas de floresta com ocorrências esparsas de gramíneas e pecuária de grande porte e áreas campestres na mesorregião Nordeste do Estado (IBGE, 2009).

Tabela 2 – Pontos georreferenciados das lavouras comerciais utilizadas como amostras de campo para a canola, em 2013 e 2014. Datum das coordenadas: WGS84.

Ano	Ponto	Coleta de amostras	Município	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)	Área (ha)
2013	1	Sim	Ronda Alta	-52° 35' 40,344"	-27° 54' 28,831"	650	300
2013	2	Sim	Pontão	-52° 38' 0,434"	-27° 59' 16,815"	693	70
2013	3	Sim	Coxilha	-52° 22' 2,838"	-28° 5' 52,561"	679	50
2013	4	Sim	Passo Fundo	-52° 20' 13,162"	-28° 18' 10,209"	722	120
2014	1	Sim	Lagoa Vermelha	-51° 27' 4,443"	-27° 58' 40,792"	854	70
2014	2	Não	Caseiros I	-51° 39' 30,334"	-28° 15' 25,265"	797	38 ¹
2014	3	Não	Caseiros II	-51° 41' 57,242"	-28° 15' 50,441"	798	15,5 ¹
2014	4	Não	Ciríaco	-51° 58' 23,624"	-28° 17' 20,478"	830	42 ¹
2014	5	Sim	Ernestina	-52° 33' 15,401"	-28° 21' 28,896"	558	31

¹ Valores estimados através de identificação visual e cálculo de área utilizando imagens Landsat 8 no programa ArcGIS[®].

Figura 6 – Localização das lavouras de canola utilizadas como referências de campo para o estudo.



Fonte: IBGE, 2010. Adaptado de National Geographic, 2011.

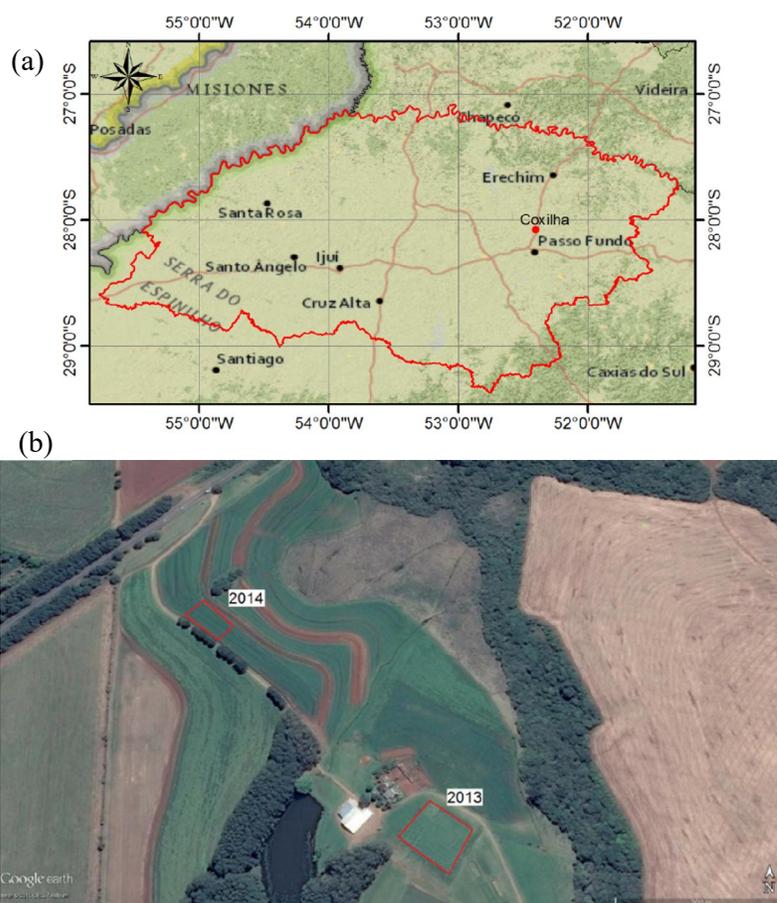
De acordo com o IBGE (2002) os solos nas lavouras avaliadas em 2013 são classificados como Latossolo Vermelhos e nas lavouras de 2014 são Latossolos Vermelhos, para as lavouras de Ernestina e Latossolos Brunos para as lavouras de Caseiros, Ciríaco e Lagoa Vermelha.

3.1.2 Escala Local

Os experimentos em campo, relativos às parcelas experimentais de canola foram realizados na área experimental da Embrapa Trigo, localizada no município de Coxilha, nas

coordenadas geográficas 28° 11' 40"S e 52° 10' 20"W (Datum WGS84), e a 689m de altitude. A localização e visão aérea dessas áreas podem ser vistas na Figura 7. Essa área possui clima, vegetação, relevo e uso do solo iguais aos apresentados para a escala regional e solos do tipo Latossolo Vermelho.

Figura 7 – (a) Localização da área onde foram implantadas as parcelas experimentais desse estudo. (b) Vista aérea das parcelas experimentais de canola que utilizadas em cada ano para o estudo.



Fonte: IBGE, 2010. Adaptado de National Geographic, 2011. Google Earth, 2015.

3.1.2.1 Delineamento experimental

As amostragens biofísicas nas parcelas experimentais de canola foram realizadas em conjunto com Pinto (2015), utilizando o genótipo híbrido Hyola 61. Para o ano de 2013 as parcelas possuíram uma área experimental de 127,5 m², totalizando 2.550 m². Já para o ano de 2014, as parcelas experimentais possuíram 60 m² de área cada, totalizando 1.200 m².

No ano de 2013 a canola foi semeada dia 22/04, mas por problemas de estresse hídrico, foi necessário realizar uma nova semeadura no dia 03/05. A colheita do experimento de 2013 foi realizada em 11/10. Já para 2014, a cultura foi semeada em 29/04 e colhida em 07/10. Isso totaliza 161 dias de experimento nas parcelas, para cada ano.

Vale salientar que para o presente trabalho, os dados experimentais biofísicos das parcelas foram utilizados apenas como referência de campo para validar as medições de radiometria realizadas nas mesmas parcelas. Dessa forma, não foram considerados os delineamentos em blocos, sendo utilizadas as médias gerais das amostras de plantas, obtidas dentro de todo o experimento.

3.2 Softwares utilizados

Para esse trabalho foram utilizados diversos softwares para completar as diferentes etapas metodológicas do mesmo. Nas etapas de processamentos digital das imagens de satélite foram utilizados os pacotes de softwares ArcGIS® 10.2 e ENVI®5.1.3. Esses softwares possuem funções nativas para o pré-processamento de dados MODIS e dados Landsat 8, facilitando a manipulação dos mesmos. Para o processamento de grandes conjuntos de dados tabulares e imagens já pré-processadas foi utilizado o software MATLAB® 2013a, no qual foram criadas rotinas computacionais para automatizar o processamento.

3.3 Base de dados de sensoriamento remoto utilizados no trabalho

Os dados organizados nessa categoria se referem à resposta espectral da canola, obtidos através de diferentes sensores e escalas espaciais. Nessa categoria, os dados estão subdivididos de acordo com a escala espacial em base de dados locais e base de dados regionais.

3.3.1 Base de dados espectrais em escala local

Os dados de superfície foram obtidos com uma frequência regular de aproximadamente 15 dias através de um espectroradiômetro portátil. O espectroradiômetro utilizado nesse estudo é da marca LI-COR, modelo LI-1800, com cobertura dos comprimentos de onda compreendidos entre 300nm e 1.100nm e com resolução espectral de 2 nm (LI-COR, 1991), pertencente à Embrapa Trigo.

As medições radiométricas seguiram algumas diretrizes padronizadas para esse trabalho, visando a obtenção de dados com qualidade e precisão. O telescópio, contendo o sensor para a medida da radiância espectral das parcelas experimentais de canola, foi posicionado a uma altura de aproximadamente 1,2 m acima do dossel, com uma abertura óptica de 15°, realizando a medição em uma área de, aproximadamente 0,1 m². Para a medição do espectro da radiação solar incidente (irradiância solar) foram utilizadas placas de referência, uma para cada ano, sendo que as mesmas foram intercalibradas, de forma a permitir a comparação e a análise conjunta dos dados, medidos nos dois anos de estudo.

A reflectância espectral da superfície do dossel foi obtida pela razão entre a radiância das parcelas de canola e a irradiância solar. No intervalo de 15 dias, os dias de medição (Tabela 3) foram definidos para satisfazer as condições necessárias à coleta de dados, que foram: céu sem cobertura de nuvens e ângulo de elevação solar mais próximo do máximo possível, geralmente, entre as 11 horas da manhã e 13 horas da tarde. Vale salientar que no ano de 2013, devido a dias com tempo nublado e precipitação pluvial no mês de outubro, não foi possível realizar medições de radiometria nas parcelas, levando a um intervalo entre as medições 5 e 6 maior que 15 dias.

Tabela 3 – Datas de realização das medições de radiometria nas parcelas experimentais de canola nos anos de 2013 e 2014.

Número da medição	Anos/datas de medições	
	2013	2014
1	30/07	20/05
2	15/08	04/06
3	30/08	15/07
4	13/09	05/08
5	26/09	19/08
6	05/11	09/09
7		22/09

3.3.2 Base de dados espectrais em escala regional

A base de dados orbitais desse trabalho foi composta por imagens de satélite, tanto na sua forma original, com bandas de resposta radiométrica, quanto em produtos derivados das imagens. Os dados foram obtidos de acordo com suas disponibilidades no servidor do USGS, através do portal EarthExplorer.

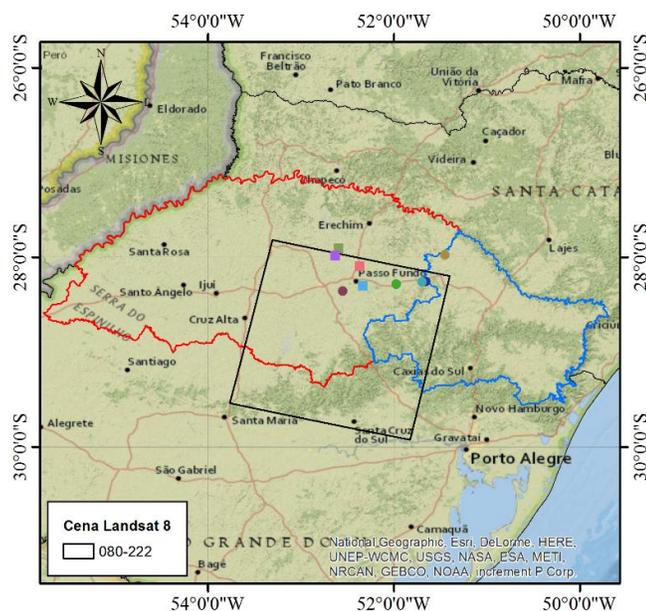
Visando obter o maior conjunto de informações possíveis, a partir de dados de satélite, para o estudo proposto para as regiões Nordeste e Noroeste do RS, tanto em resolução temporal

dos dados, quanto em resolução espacial e espectral, a base de dados orbitais foi formada por produtos de diferentes fontes, como as imagens produzidas pelo sensor OLI, a bordo do satélite Landsat 8 e produtos (imagens pós-processadas) derivados das bandas medidas pelo sensor MODIS, a bordo dos satélites Terra e Aqua.

a) Imagens da plataforma Landsat 8

As imagens Landsat 8 obtidas possuem 7 bandas de refletância da superfície, relativas ao sensor OLI, com resolução espacial de 30 metros e formato TIFF. Devido à baixa disponibilidade de imagens, com quantidade reduzida de cobertura de nuvens e ao grande número de análises realizadas posteriormente utilizando essas imagens, optou-se por restringir o uso dessas imagens Landsat 8 - OLI a uma cena dentro da região de estudo, identificada por 222/080 (Figura 8), a qual cobre a maior parte das lavouras de canola monitoradas nos anos 2013 e 2014. As datas das imagens utilizadas nesse estudo, a partir do critério de qualidade de um céu sem nuvens, estão apresentadas na Tabela 4.

Figura 8 – Localização da cena das imagens do satélite Landsat 8 utilizadas para o estudo, em relação às lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014.



Fonte: IBGE, 2010. Adaptado de National Geographic, 2011.

Tabela 4 – Datas das imagens Landsat 8-OLI, referentes à cena 222/080, utilizadas nesse estudo para os anos 2013 e 2014.

Número da imagem	Data das imagens	
	Ano 2013	Ano 2014
1	06/09/2013	21/08/2014
2	08/10/2013	27/10/2014

b) Imagens das plataformas Terra e Aqua

Os produtos MODIS, utilizados nesse trabalho foram derivados das bandas medidas pelo sensor, através de pós-processamento específico para cada produto, justificando a referência aos dados finais como produtos ao invés de imagens. Os dados do sensor MODIS utilizados na execução desse estudo e suas especificações estão apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Produtos originários do imageamento do sensor MODIS utilizados no estudo, apresentados em conjunto com suas respectivas informações sobre a plataforma orbital, resolução espacial, tempo de revisita e descrição do conjunto de dados disponibilizado em cada produto.

Código do produto ¹	Plataforma	Descrição do produto	Resolução espacial (m)	Tempo de revisita
MYD09A1	Aqua	Bandas de refletância da superfície (1-7)	500	8 dias
MOD09A1	Terra	Bandas de refletância da superfície (1-7)	500	8 dias
MCD43B4	Terra/Aqua	Bandas de refletância da superfície (1-7) geradas a partir do modelo BRDF ²	1000	8 dias

¹Código pelo qual o produto é identificado, utilizado para buscar informações e obter os dados do servidor (USGS, 2015d).

²Função Bidirecional de Distribuição de Reflectância (do inglês, Bidirectional reflectance distribution function).

Como os produtos MODIS que foram utilizados possuem uma cobertura de aproximadamente 10° de latitude por 10° de longitude, com apenas uma imagem por data foi possível cobrir toda a região de estudo. As datas dos produtos MODIS utilizados para esse trabalho estão apresentadas na Tabela 6, sendo que elas foram as mesmas para os três produtos utilizados nesse estudo, MCD43B4, MOD09A1 e MYD09A1.

Tabela 6 – Datas e dia do ano de cada imagem dos produtos MODIS (MCD43B4 e MOD09A1/MYD09A1) utilizados para esse estudo.

Número da imagem	Dia do ano	Data das imagens	
		Ano 2013	Ano 2014
1	89	30/03/2013	30/03/2014
2	97	07/04/2013	07/04/2014
3	105	15/04/2013	15/04/2014
4	113	23/04/2013	23/04/2014
5	121	01/05/2013	01/05/2014
6	129	09/05/2013	09/05/2014
7	137	17/05/2013	17/05/2014
8	145	25/05/2013	25/05/2014
9	153	02/06/2013	02/06/2014
10	161	10/06/2013	10/06/2014
11	169	18/06/2013	18/06/2014
12	177	26/06/2013	26/06/2014
13	185	04/07/2013	04/07/2014
14	193	12/07/2013	12/07/2014
15	201	20/07/2013	20/07/2014
16	209	28/07/2013	28/07/2014
17	217	05/08/2013	05/08/2014
18	225	13/08/2013	13/08/2014
19	233	21/08/2013	21/08/2014
20	241	29/08/2013	29/08/2014
21	249	06/09/2013	06/09/2014
22	257	14/09/2013	14/09/2014
23	265	22/09/2013	22/09/2014
24	273	30/09/2013	30/09/2014
25	281	08/10/2013	08/10/2014
26	289	16/10/2013	16/10/2014
27	297	24/10/2013	24/10/2014
28	305	01/11/2013	01/11/2014

c) Imagens derivadas por técnicas de fusão de dados espaciais

De forma a complementar os dados dos satélites Landsat 8 e MODIS, obtidos para a escala regional do estudo, foi gerada uma série temporal de imagens sintéticas, a partir da fusão das imagens Landsat 8 – OLI e dos produtos MODIS MCD43B4 e MOD09A1. Isso foi feito, devido, especialmente, à baixa disponibilidade de imagens Landsat 8 – OLI sem cobertura de nuvens e à resolução espacial do sensor MODIS ser incompatível com um mapeamento de áreas mais detalhado (ROY et al., 2008; WALKER et al., 2012) para a canola.

A escolha de usar dois produtos MODIS na fusão de dados MODIS-OLI foi testar qual dos dois produtos geraria uma série temporal de imagens sintéticas mais adequada para o estudo da canola.

3.4 Base de dados biofísicos e fenológicos da canola

Com o objetivo de estabelecer relações entre parâmetros biofísicos e fenológicos da canola com a refletância, foram coletadas amostras de plantas em lavouras monitoradas e nas parcelas experimentais. Os dados medidos nas parcelas experimentais, para os dois anos de experimentos realizados, serviram, como parte da referência de campo para as inferências que foram realizadas a partir da análise dos dados de sensoriamento remoto nas lavouras.

3.4.1 Medições biofísicas

As medições biofísicas da canola obtidas foram: a densidade de plantas, altura média das plantas, biomassa seca, índice de área foliar (IAF) e o rendimento de grãos. A estimativa de densidade média de plantas foi realizada pela contagem do número de plantas em 2 metros de linha e, com o espaçamento entre linhas foi calculado o número de plantas por metro quadrado. Essa estimativa foi realizada em cada parcela experimental. Os dados de densidade média de plantas foram utilizados para o cálculo da biomassa por área, do IAF e do rendimento de grãos, tanto para as parcelas, quanto para as lavouras.

A altura média de plantas foi calculada a partir das medidas de uma amostra de 10 plantas em cada parcela, nos dois anos de estudo.

As determinações de biomassa seca foram feitas em amostras pareadas de duas plantas em cada parcela experimental e em 10 pares plantas em cada lavoura, para cada data de medição. Após a coleta, as plantas foram dissecadas em ramos, folhas e síliquas, e colocadas em uma estufa para secagem a 70° C, até peso constante, quando foi determinada a matéria seca em balança de precisão. A determinação do índice de área foliar (IAF) da canola foi realizada de forma indireta através de funções ajustadas de acordo com Dalmago et al. (2015), as quais convertem a matéria seca das folhas em área foliar. As Equações 11 e 12 utilizadas para a estimativa de área foliar foram ajustadas especificamente para os dados dos anos de 2013 e 2014, respectivamente. A partir da relação entre a área foliar estimada e a área ocupada pelas plantas foi calculado o índice de área foliar (IAF), conforme a Equação 13.

Ano 2013:

$$AF_{2013} = MS[590,61454(17,955 + 154,4123MS)^{-0,20528}] \quad (11)$$

Ano 2014

$$AF_{2014} = MS[1182,1594(17,955 + 154,4123MS)^{-0,28560}] \quad (12)$$

$$IAF = AF/AP \quad (13)$$

Sendo:

AF = Área foliar em cm²;

AP = Área ocupada pelas plantas em cm²;

MS = Matéria seca de folhas, em gramas (g);

IAF = Índice de área foliar;

A determinação do rendimento de grãos seguiu o procedimento utilizado por Nied (2013), em que foram colhidas as plantas em uma área de 6 m² (2,0 x 3,0 m) em cada parcela experimental e em cada lavoura monitorada. As plantas colhidas foram acondicionadas em sacos de algodão e posteriormente postas em casas de vegetação para secagem. Após a secagem, as síliquas foram debulhadas, em equipamento apropriado, e os grãos foram limpos, com peneiras e ventilação forçada. A partir dos grãos limpos foi determinada a massa dos grãos e calculado o rendimento de grãos, corrigido a 13% de umidade. As datas das medições feitas em campo estão apresentadas na

Tabela 7 e Tabela 8.

Tabela 7 – Datas em que foram feitas as coletas de plantas em campo nas parcelas experimentais de canola, nos anos 2013 e 2014.

Número da coleta	Anos de medições	
	2013	2014
1	10/07	29/05
2	26/07	10/06
3	09/08	25/06
4	22/08	09/07
5	05/09	28/07
6	20/09	12/08
7	02/10	27/08
8		08/09
9		22/09

Tabela 8 – Datas em que foram feitas as coletas de plantas em campo nas lavouras acompanhadas de canola, nos anos 2013 e 2014.

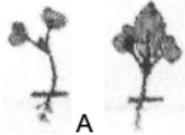
Número da coleta	Anos de medições	
	2013	2014

1	23/07	15/07
2	07/08	30/07
3	21/08	13/08
4	04/09	26/08
5	18/09	09/09
6	02/10	23/09
7	15/10	08/10
8	22/10	22/10

3.4.2 Determinações fenológicas

A identificação dos estádios fenológicos foi realizada nas mesmas datas das coletas de plantas, de forma a otimizar a logística do trabalho. Assim, foram consideradas as datas em que foram identificados o início de cada estágio fenológico, quando mais de 50% das plantas avaliadas apresentaram a condição na haste principal, de acordo com os critérios apresentados na Tabela 9. Como a caracterização fenológica da canola serviu de informação auxiliar para a contextualização das análises realizadas, os estádios fenológicos identificados foram agrupados em seus subperíodos, também apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 – Estádios fenológicos e subperíodos da canola, adaptados de CETIOM*.

Estádio	Caracterização	Subperíodo
S	Semeadura	GERMINAÇÃO
A	Cotilédones visíveis (emergência)	PLÂNTULA
B1	Uma folha verde desenvolvida	
B2	Duas folhas verdes desenvolvidas	
B3 a B6	Três a seis folhas verdes desenvolvidas	ROSETA
C1	Aparecimento de folhas novas (final de roseta)	
C2	Entrenós visíveis e vestígios de ramificações principais	ALONGAMENTO
D1	Inflorescência visível	
D2	Botão coberto com inflorescências secundárias visíveis	
E	Botão separado	
F1	Primeiras flores abertas (início do florescimento)	FLORESCIMENTO
F2	Alongamento do ramo floral com numerosas flores abertas	
G1	Queda de pétalas com 10 primeiras síliquas com 2 cm	
G3	Síliquas com mais de 4 cm	
FF	Final do florescimento	MATURAÇÃO
G4	10% das síliquas com grãos com coloração escura	
G5	90% das síliquas com grãos com coloração escura (colheita)	

Fonte: Iriarte & Valetti, 2008 apud Nied , 2013.

* CETIOM - Centre Technique Interprofessionnel des Oléagineux et du Chanvre

Para as parcelas experimentais e cada lavoura monitorada foram utilizadas as datas iniciais de cada estágio fenológico como informação auxiliar nos resultados desse trabalho para avaliar o impacto das transições de estádios na variação dos parâmetros biofísicos e, conseqüentemente, na resposta espectral da canola.

3.5 Base de dados meteorológicos

Para caracterizar as condições meteorológicas, dos dois anos de estudo, nas parcelas experimentais e nas lavouras de canola monitoradas foram utilizadas três estações meteorológicas próximas aos locais de interesse (Tabela 10).

Tabela 10 – Localização das estações meteorológicas utilizadas para a caracterização e monitoramento das condições meteorológicas ocorridas nas parcelas experimentais e nas lavouras de canola monitoradas nos anos de 2013 e 2014.

Estação	Município	Latitude	Longitude	Altitude	Órgão responsável	Ano*
Área experimental	Coxilha	28,18° S	52,32° W	688 m	Embrapa Trigo	2013/2014
Passo Fundo	Passo Fundo	28,21° S	52,4° W	684 m	INMET	2013/2014
Lagoa Vermelha	Lagoa Vermelha	28,21° S	51,5° W	840 m	INMET	2014

*Ano em que a estação foi utilizada para avaliar o desenvolvimento da canola.

As variáveis meteorológicas medidas diariamente foram temperatura máxima do ar (Tx), temperatura mínima do ar (Tn), temperatura média do ar (Tm), umidade relativa do ar (UR), insolação (n), radiação solar global (Rg) e precipitação pluvial (P). Como o sensor de umidade relativa do ar (UR) não estava disponível na estação da área experimental da Embrapa Trigo foram utilizados os dados da estação meteorológica do INMET de Passo Fundo/RS, corrigidos para o local do experimento, segundo Dalmago, 2015.

Para caracterizar as condições meteorológicas das parcelas experimentais foi utilizada apenas a estação presente dentro da área experimental. Já para as lavouras monitoradas, no ano de 2013 foi utilizada a estação meteorológica convencional do INMET de Passo Fundo e, no ano de 2014 foram utilizadas ambas estações convencionais do INMET, a de Passo Fundo e a de Lagoa Vermelha.

Como referência, os dados utilizados para a caracterização meteorológica dos dois anos foram agregados em valores mensais e comparados com as Normais Climatológicas do Brasil 1961-1990, publicadas pelo INMET (RAMOS et al., 2009), por meio de estatísticas descritivas e análise de correlação de Pearson. Para as parcelas experimentais, localizadas no município de Coxilha e para as lavouras de canola monitoradas e localizadas próximo à Passo Fundo foram consideradas as Normais Climatológicas da estação meteorológica de Passo Fundo, tanto para 2013 quanto para 2014. Já para as lavouras de canola de 2014 mais distantes de Passo Fundo, foram utilizadas as normais climatológicas da estação de Lagoa Vermelha, devido à proximidade das lavouras da mesma.

3.5.1 Balanço hídrico para as parcelas experimentais de canola

De forma a caracterizar a condição hídrica ao longo do ciclo da canola foram calculados os balanços hídricos diários nos períodos experimentos (abril a outubro), seguindo a metodologia de Thornthwaite e Mather (1955), de acordo como descrito por Pereira et al. (1997)

e, da mesma forma feita por Nied (2013), considerando 75 mm de capacidade de armazenagem de água disponível (CAD). Para o cálculo do balanço hídrico foram utilizadas as variáveis meteorológicas correspondentes a cada local, como variáveis de entrada no modelo.

3.5.2 Temperatura média do ar estimada para parcelas experimentais e lavouras de canola

Nos dois anos experimentais foram gerados modelos topotérmicos para estimativa da temperatura do ar para as parcelas experimentais e para cada lavoura monitorada, com o objetivo de melhor expressar a resposta da cultura como função da temperatura do ar, considerando a importância deste elemento. Os modelos topotérmicos tem por princípio que a variação da temperatura do ar é função das coordenadas geográficas: latitude e longitude e mais a altitude do local. Para a criação dos modelos diários foram utilizados os dados de temperatura média do ar (T_m) diária de todas as estações convencionais do INMET instaladas no Rio Grande do Sul, incluindo as de Passo Fundo e Lagoa Vermelha, utilizadas inicialmente para a caracterização meteorológica do estudo. O número elevado de estações foi selecionado visando propiciar uma base de dados com maior robustez para a geração dos modelos diários, já que quanto maior o conjunto de dados utilizados, maior é a representatividade e estabilidade dos coeficientes gerados para cada modelo diário.

Os modelos topotérmicos criados foram baseados em regressões lineares multivariadas, tendo como variáveis de entrada a latitude, longitude e altitude e como variável dependente, a temperatura média diária do ar de cada estação meteorológica automática. A regressão foi implementada com rotina computacional na linguagem M (MATLAB). Foram gerados 450 modelos diários para as safras de 2013 e 2014. O modelo genérico é expresso por:

$$T_{Est} = c_1 + c_2 * lat + c_3 * lon + c_4 * alt \quad (14)$$

Sendo:

T_{Est} = temperatura do ar estimada em qualquer coordenada dentro da área de estudo;

c_1, c_2, c_3 e c_4 = coeficientes diários gerados pela regressão multivariada;

lat = latitude do local para qual se deseja estimar a temperatura média do ar;

lon = longitude do local para qual se deseja estimar a temperatura média do ar;

alt = altitude do local para qual se deseja estimar a temperatura média do ar.

Os modelos diários foram utilizados para gerar a série de temperatura média do ar para as parcelas experimentais e lavouras de canola monitoradas e posterior cálculo da soma térmica diária, que caracterizou a variável temporal de crescimento e desenvolvimento das plantas.

3.5.3 Soma térmica para a cultura da canola

A partir dos dados de temperatura média do ar, estimados pelos modelos de regressão, foram calculadas as somas térmicas para as lavouras monitoradas e para as parcelas experimentais de canola, considerando a temperatura base de 5 °C e posteriormente foi acumulada dia a dia. O cálculo foi feito a partir da emergência das plantas de canola, até a maturação fisiológica. A soma térmica foi utilizada como variável padrão para apresentação todos os dados, possibilitando as avaliações em uma base única (EDWARDS e HERTEL, 2011). Dessa forma, a variável temporal da cultura ficou implícita em uma variável de importância biofísica, que descreve o desenvolvimento da cultura, de forma independente às datas dos dois anos de estudo e da emergência das plantas.

A utilização da soma térmica como variável temporal implícita também foi aplicada para as mudanças de estádios fenológicos. Para as lavouras monitoradas no ano 2013, como os estádios fenológicos ocorreram em valores próximos de soma térmica nas lavouras acompanhadas, as variáveis foram apresentadas de forma conjunta e utilizada a soma térmica média para cada estágio. Já em 2014, devido à maior diferença de somas térmicas calculadas para as duas lavouras acompanhadas, optou-se por separar os perfis de cada variável para tornar mais claro o efeito das mudanças fenológicas na cultura.

3.6 Pré-processamento dos dados espectrais

3.6.1 Dados de refletância das parcelas experimentais

Dado que nas safras 2013 e 2014 foram utilizadas diferentes placas de referência para obtenção do fluxo radiante incidente, foi feita a intercalibração das mesmas de forma a obter dados de reflectância em uma mesma base de referência. Em sequência, as curvas de reflectância corrigidas foram filtradas pelo processo baseado no filtro Savitzky-Golay (MADDEN, 1978; CHEN et al., 2004), de forma a remover ruídos causados, principalmente pelo vento, em alguns dos dias de medição.

3.6.2 Imagens de satélite Landsat 8

As imagens de satélite Landsat 8 - OLI disponibilizadas com valores em número digital (DN), foram convertidas para valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA), utilizando a ferramenta de calibração radiométrica (*Radiometric Calibration*) (EXELIS, 2015b). Após, foi implementada a correção atmosférica, através da função de subtração de objeto escuro (*Dark Subtraction*), para remover ruídos e distorções de valores de reflectância, causados pela presença de aerossóis e vapor de água na atmosfera (EXELIS, 2015c). Ambas as técnicas utilizadas para conversão e correção dos valores são integrantes do software ENVI[®] na versão 5.1.3, sem a necessidade de desenvolver rotinas ou processamento manual. Como a projeção UTM e Datum WGS84 22S, foram escolhidos como padrão para esse estudo, não houve necessidade de mudanças na projeção das imagens Landsat 8 - OLI.

3.6.3 Produtos MODIS

Os produtos MODIS possuem características distintas entre si (USGS 2015d, 2015e) e, dessa forma, foram pré-processados separadamente, de acordo com as suas finalidades nesse trabalho. O primeiro passo do pré-processamento dos produtos MODIS, válido para todos os produtos, foi a conversão de formato. Disponibilizados no formato HDF (*Hierarchical Data Format* ou - Formato de Dados Hierárquico em português), esses produtos foram convertidos utilizando o software ArcGIS[®] 10.2 para o formato TIFF, através da ferramenta de extração de subconjuntos de dados (*Extract Subdataset*) (ESRI, 2015a), e reprojitados para UTM e Datum WGS84 22S com o objetivo de padronizar as projeções das imagens utilizadas OLI e MODIS, utilizando a função de projeção de *rasters* (*Project Raster*) no software ArcGIS[®] 10.2 (ESRI, 2015b).

Como a maior resolução espacial entre os produtos MODIS utilizados foi de 500 m, no produto MOD09A1, essa foi tomada como a resolução espacial base para os dois produtos nesse trabalho. Dessa forma, as bandas do produto MCD43B4 foram reamostradas de 1000 m para 500 m, através da função *Resample*, no ArcGIS[®] 10.2 (ESRI, 2015c). Neste caso foi utilizado como opção de algoritmo a técnica de vizinho mais próximo (ESRI, 2015d).

A última etapa do pré-processamento foi definir os limites da área de estudo de forma a reduzir o espaço ocupado pelas imagens e o tempo computacional necessário para processá-las. Posteriormente foi aplicada a ferramenta de extração por máscara (*Extract by Mask*) no

ArcGIS® 10.2 (ESRI, 2015e), utilizando como limites da máscara de corte, as coordenadas das extremidades da área de estudo.

3.6.4 Geração de bandas sintéticas a partir da fusão de dados MODIS-OLI

A fusão dos dados MODIS-OLI, dos satélites Terra/Aqua e Landsat 8 foi realizada com base no modelo apresentado por Roy et al. (2008), com modificação referente ao produto MODIS utilizado (MOD09A1 e MCD43B4) (

Tabela 5) e utilizando imagens Landsat 8, no lugar das imagens Landsat 7 propostas originalmente pelos autores. As datas escolhidas para os pares de imagens MODIS-OLI, utilizados como base para a criação das matrizes de coeficientes de conversão de bandas dos produtos MODIS em bandas sintéticas estão apresentadas na Tabela 11. Além disso, optou-se por utilizar somente as bandas 1 à 4 dos dois sensores, já que as mesmas são as únicas utilizadas para o cálculo dos índices de vegetação (IV) selecionados. Foi escolhido o produto MOD09A1, devido ao mesmo apresentar um número maior de imagens sem nuvens que seu par, o produto MYD09A1 para a região e o período de estudo em 2013 e 2014. Como no ano de 2014 houve problemas com nuvens presentes na cena Landsat 8 – OLI, foi necessário utilizar a mesma data, 21/08/14, para a criação das matrizes de coeficientes de conversão a partir dos dois produtos MODIS.

Tabela 11 – Identificação dos pares de dados utilizados para a fusão de imagens MODIS-OLI com suas respectivas datas de medição para os dois anos de estudo.

Identificação do produto/ imagem do par	Data dos pares	
	Ano 2013	Ano 2014
MOD09A1/Landsat 8	06/09/13	21/08/14
MCD43B4/Landsat 8	09/10/13	21/08/14

O primeiro passo na fusão de dados foi a reamostragem dos dados MODIS pré-processados, de 500 m para a mesma resolução das imagens Landsat 8, de 30 m, visando compatibilizar os dados entre si (GAO et al., 2006; ROY et al., 2008). Essa reamostragem foi realizada pela função *Resample*, no ArcGIS® 10.2 (ESRI, 2015c) e utilizou como opção de algoritmo a técnica do vizinho mais próximo (ESRI, 2015d).

Aos pares de dados MODIS-OLI compatibilizados foi aplicada a Equação 15, para a criação de matrizes de coeficientes de conversão das bandas MODIS em bandas sintéticas.

$$Coeff_{(Bx,Ty)} = \frac{L8_{(Bx,T1)}}{MODIS_{(Bx,T1)}} \quad (15)$$

Sendo:

$Coeff_{(Bx,Ty)}$ = matriz de coeficientes de conversão para determinada banda espectral (Bx) para determinada data (Ty);

$L8_{(Bx,T1)}$ = banda espectral (Bx) OLI (Landsat 8) para a data do par de imagens base (T1);

$MODIS_{(Bx,T1)}$ = banda espectral (Bx) MODIS (Terra/Aqua) para a data do par de imagens base (T1).

A partir da geração das matrizes de conversão das bandas MODIS para bandas sintéticas, uma para cada banda espectral, foram geradas as imagens MODIS-OLI sintéticas, utilizando a Equação 16.

$$L8_{(Bx,Ty)} = Coeff_{(Bx,Ty)} * MODIS_{(Bx,Ty)} \quad (16)$$

Sendo:

$L8_{(Bx,Ty)}$ = banda espectral (Bx) OLI (Landsat 8) a ser simulada para uma determinada data desejada (Ty);

$MODIS_{(Bx,T2)}$ = banda espectral (Bx) MODIS (Terra/Aqua) utilizada como dado de entrada para a simulação da nova banda, $L8_{(Bx,Ty)}$, para uma determinada data desejada (Ty).

A estimativa das novas imagens MODIS-OLI sintéticas gerou uma série temporal de imagens de satélite, com cobertura para as mesmas datas dos produtos MODIS, apresentadas na Tabela 6.

De forma a validar as bandas simuladas foram realizadas validações cruzadas com bandas obtidas a partir de imagens adquiridas em outras datas (Tabela 12), na mesma cena Landsat 8. As imagens para a validação da fusão não foram utilizadas para gerar coeficientes de conversão, devido à presença de nuvens na imagem. Contudo, serviram como um conjunto de dados ideal para testar a qualidade do método de fusão MODIS-OLI utilizado.

Tabela 12 – Datas das imagens OLI utilizadas para a validação cruzada das bandas sintéticas geradas a partir da fusão de dados, de acordo com o produto MODIS usado para o par de imagens MODIS-OLI.

Produto MODIS	Data das imagens OLI	
	Ano 2013	Ano 2014
MOD09A1	08/10/2013	27/10/2014
MCD43B4	06/09/2013	27/10/2014

A validação das bandas estimadas, através da comparação direta com as bandas medidas, foi feita a partir da criação de gráficos de dispersão banda a banda, gerados diretamente no software ENVI®5.1.3 pela ferramenta *Scatter* (dispersão, do inglês) (EXELIS, 2015d). Além disso, foram geradas imagens para comparação visual de uma determinada área, definida aleatoriamente dentro da região da cena Landsat 8 222/080 para avaliar como o modelo de fusão de imagens MODIS-OLI conseguiu representar as mudanças na cobertura do solo. Essas imagens foram geradas para o produto MCD43B4 no ano de 2013, para a data 06/09/13.

3.7 Caracterização do padrão espectral da canola

3.7.1 Variação temporal de reflectância da canola com dados de campo

a) Perfis espectrais completos

As medições de reflectância da canola, obtidas com o espectrorradiômetro, nas parcelas experimentais, para os dois anos de estudo formam o primeiro e mais detalhado conjunto de dados utilizados para caracterizar a variação temporal da resposta espectral da canola. As amostras, de cada uma das 7 datas de medições radiométricas, para cada ano, foram compostas por 20 medidas cada uma. Para avaliar a variabilidade dos dados medidos, em cada data de medição, também foram gerados 7 perfis diários de reflectância, contendo os valores médios, máximos, mínimos e desvio padrão em torno da média, ao longo do espectro medido. Ainda, de forma a avaliar a variação das curvas de reflectância das parcelas experimentais, ao longo dos dois anos foram criadas superfícies tridimensionais de resposta, contendo nos eixos as variáveis comprimento de onda, soma térmica e reflectância. Tanto nos perfis diários de reflectância como nos gráficos tridimensionais foram incluídas, como informação auxiliar, as transições de subperíodos fenológicos, de acordo com as respectivas somas térmicas de alcance dos mesmos.

b) Perfis de bandas espectrais simuladas

Para avaliar como as parcelas experimentais de canola seriam medidas pelos satélites Terra, Aqua e Landsat 8 foram simuladas as bandas espectrais dos dois sensores orbitais utilizados nesse trabalho, o MODIS (Terra/Aqua) e o OLI (Landsat 8) a partir dos dados de radiometria terrestre. Devido ao limite superior do espectrorradiômetro de campo ser de 1100 nm, só foram simuladas as bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho Próximo, de ambos os sensores orbitais.

O primeiro passo para o cálculo das bandas espectrais próximas às medições feitas pelos sensores OLI e MODIS foi a aplicação das funções de sensibilidade (Figura 9 e

Figura 10) aos dados medidos a campo. Essas funções representam a sensibilidade à reflectância dos sensores, em cada comprimento de onda de cada banda, tendo sido obtidas na biblioteca espectral do *software* ENVI® 5.1.3 (EXELIS, 2015e). Devido aos dados estarem em escala de comprimentos de onda não lineares e diferente da escala dos dados de radiometria terrestre (de 2 em 2 nm), as funções foram previamente transformadas para a escala de 2 nm, antes de serem aplicadas aos dados de campo.

Figura 9 – Função de sensibilidade à reflectância medida em cada comprimento de onda, relativo às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo do sensor OLI (Landsat 8) aplicadas para os dados de radiometria terrestre.

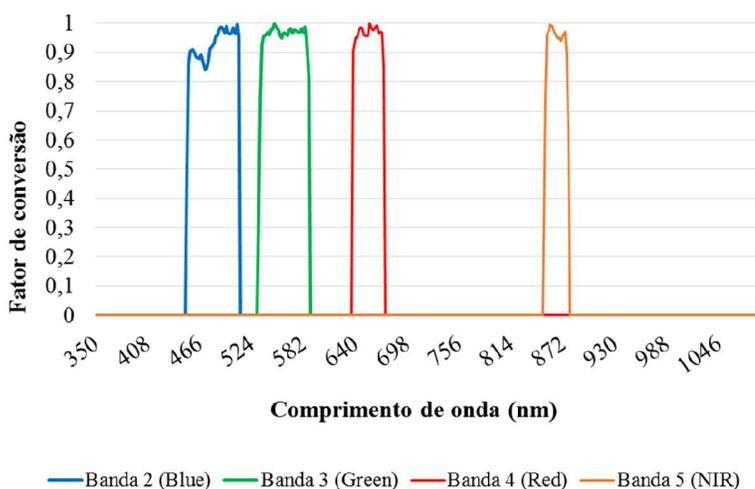
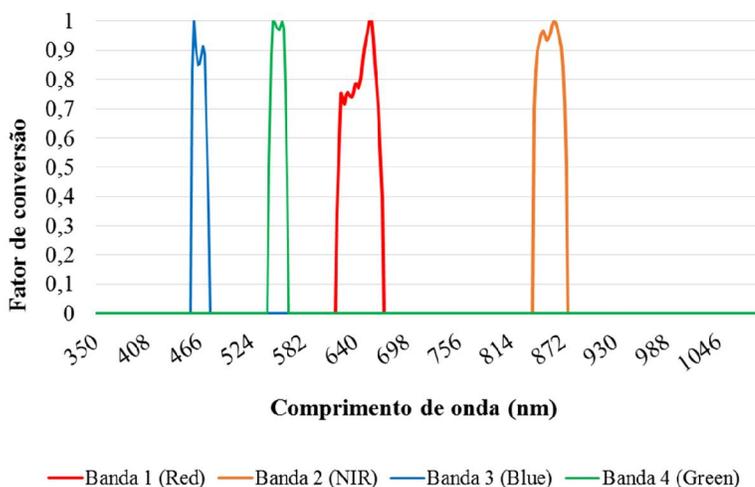


Figura 10 – Função de sensibilidade à reflectância, medida em cada comprimento de onda, relativo às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo do sensor MODIS (Terra/Aqua), aplicadas para os dados de radiometria terrestre.



A simulação das bandas foi feita multiplicando os dados de radiometria em campo pelos valores de funções de sensibilidade de cada respectiva banda, para ambos os sensores simulados. Após a multiplicação, calculou-se a média de reflectância dos comprimentos de onda de cada banda. A aplicação desse processamento foi feita para cada medição individual de radiometria para cada dia de amostragem.

A partir das bandas simuladas foram geradas as curvas médias diárias de reflectância para todas as datas de medição, na mesma lógica aplicada à resposta espectral completa das parcelas de canola e, também, curvas diárias das bandas simuladas, apresentando em conjunto valores máximos, mínimos e desvio padrão em torno da média de reflectância de cada banda. Além disso, foram criadas curvas espectrais expressas em função da soma térmica e curvas da variação de cada banda ao longo do ciclo da canola, para ambos os sensores, nos dois anos de estudo.

c) Índices de vegetação

A partir das bandas simuladas foram calculados os índices de vegetação: Razão Simples (SR), Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Ajustado para Solo (SAVI), Índice de Vegetação Melhorado (EVI), Índice de Vegetação

Atmosfericamente Resistente (ARVI), Índice de Vegetação Atmosfericamente Resistente Verde (GARI), Índice da Clorofila Verde (CIgreen), Índice Foliar Verde (GLI), Índice da Razão de Absorção de Clorofila Modificado 2 (MCARI2) e Índice de Vegetação Triangular Modificado 2 (MTVI2) (JORDAN, 1969; ROUSE et al., 1973; HUETE, 1988; KAUFMAN e TANRE, 1992; GITELSON et al., 1996b, 2005; LOUHAICHI et al., 2001a; HUETE et al., 2002a; HABOUDANE et al., 2004).

O cálculo dos IV foi realizado a partir das amostras de radiometria terrestre das parcelas experimentais de canola. Os IV foram expressos em função da soma térmica, com identificação das transições de subperíodos fenológicos na soma térmica correspondente à ocorrência dessas transições. Ainda, os índices foram comparados e foi avaliada a consistência dos resultados, tanto para o mesmo ano de estudo, quanto entre ambos os anos, com o coeficiente de correlação de Pearson e o teste de significância bilateral com a probabilidade de erro de 5% ($p = 0,05$).

Para avaliar como os índices variaram relativamente entre si, os valores máximos calculados para cada IV foram normalizados pelo o maior valor calculado, entre ambos os anos e bandas simuladas dos sensores OLI e MODIS. Para avaliar a diferença entre os dois sensores, em cada ano, foi calculada a diferença relativa absoluta entre os valores máximos medidos.

3.7.2 Variação temporal de reflectância da canola com dados orbitais

a) Bandas espectrais

Nesta etapa foram utilizadas bandas espectrais extraídas dos produtos MODIS: o MOD09A1/MYD09A1 (mesmo produto, mas a partir de satélites diferentes) e o MCD43B4. Devido à resolução espacial dos produtos ser de 500 e 1000 m, respectivamente, a caracterização espectral da canola foi realizada apenas para as lavouras monitoradas nos dois anos, uma vez que as parcelas experimentais tinham dimensões muito reduzidas para compatibilizar o uso dos sensores orbitais.

Com os dados de satélites Landsat 8 e MODIS foram geradas curvas espectrais médias, máximas, mínimas e o desvio padrão da média de cada uma das quatro bandas espectrais utilizadas: Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo, para cada lavoura monitorada em cada ano. Também foram geradas curvas espectrais dessas mesmas bandas, em função da soma térmica calculada para cada lavoura.

Como os produtos MOD09A1 e MYD09A1 possuem datas diferentes de representação do valor do pixel do produto no intervalo de 8 dias, já que esses produtos apresentam o valor

medido com melhor qualidade dentro do período de 8 dias, a exposição em função da soma térmica foi feita em relação às datas de cada pixel avaliado. Ao se constatar que os produtos MOD09A1 e MYD09A1 apresentam valores muito próximos e, visando simplificar a exposição dos resultados, foi calculada a média dos valores de cada banda de ambos os produtos para compor cada amostra denominada MOD09A1/MYD09A1.

b) Índices de vegetação

A partir dos dados pré-processados das bandas dos produtos MODIS: MOD09A1 e MCD43B4 foram calculados os índices de vegetação: SR, NDVI, SAVI, EVI, ARVI, GARI, CIGreen, GLI, CVI, MCARI2 e MTVI2 (JORDAN, 1969; ROUSE et al., 1973; HUETE, 1988; KAUFMAN e TANRE, 1992; GITELSON et al., 1996b, 2005; LOUHAICHI et al., 2001a; HUETE et al., 2002a; HABOUDANE et al., 2004), que foram avaliados em outras etapas desse estudo, mas com dados das bandas simuladas a partir da radiometria terrestre.

Os IV foram calculados para todas as imagens extraídas dos produtos MODIS, totalizando 28 imagens por produto em cada ano, com rotinas computacionais programadas no *software* MATLAB[®]. Após o cálculo foram extraídos os valores dos IV de cada data das imagens, para cada lavoura monitorada, com a ferramenta de extração de dados para pontos de coordenadas específicas (*Extract Values to Points*) (ESRI, 2015f). Com esses dados foram gerados perfis de variação temporal dos IV, em função da soma térmica calculada para cada lavoura.

3.7.3 Identificação da pureza dos pixels MODIS relativos às lavouras de canola

Para a identificação da pureza dos pixels foram buscadas informações auxiliares para avaliar a consistência e qualidade dos resultados de bandas espectrais e índices de vegetação (IV) calculados para as lavouras de canola monitoradas pelos produtos MODIS. Isso foi feito, devido às respostas radiométricas integrarem todos os objetos contidos dentro dos limites do pixel (PONZONI et al., 2012). Neste sentido, foram utilizadas duas abordagens, sendo a primeira a identificação visual, buscando identificar variabilidade de alvos medidos, realizada no ArcGIS[®] 10.2 a partir de imagens do satélite Landsat 8 (30 m x 30 m), nos limites de cada pixel MODIS de cada lavoura (500 m x 500 m). As dimensões de 500 m para o pixel MODIS foram escolhidas, pois são as menores dimensões entre os produtos utilizados (MOD09A1, MYD09A1 e MCD43B4).

A segunda abordagem utilizou a Análise de Componentes Principais (PCA) para a reflectância das quatro bandas espectrais (Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo) para cada lavoura de canola monitorada. A influência de cada componente principal (PC) na reflectância foi utilizada para avaliar a homogeneidade do pixel medido, já que quanto mais distribuída for a variabilidade entre todos os PC, maior é a influência de diferentes objetos na reflectância medida pelo pixel.

3.8 Modelos de estimativa de variáveis biofísicas

O primeiro passo na criação dos modelos de estimativas de variáveis biofísicas da canola, sendo elas altura das plantas, matéria seca por componentes e total e índice de área foliar, foi a realização de análises de correlação entre os IV calculados a partir das bandas extraídas dos produtos MODIS, MCD43B4 e MOD09A1, e as medições de plantas realizadas nas lavouras de canola monitoradas. Como as datas de amostragem das plantas e as datas dos produtos MODIS nem sempre foram iguais, foram definidas como base as datas em que foram realizadas as amostras em campo como referência e interpolados os valores dos IV para essas últimas.

No estudo apresentado por Vicari et al. (2015), o qual buscou avaliar a correlação entre IV e parâmetros biofísicos da canola, foi apontado que o uso IV de forma direta, sem acúmulo ou qualquer outra relação com as demais medidas de IV realizadas ao longo do ciclo da canola, resultou, no geral, em correlações medianas. Dessa forma, no presente estudo foram utilizados os valores acumulados de IV ao longo do ciclo da cultura em função dos parâmetros biofísicos medidos nas lavouras de canola monitoradas, de forma a obter uma relação melhor entre essas variáveis.

Essa escolha de utilizar valores acumulados de IV parte do princípio de que as variáveis biofísicas possuem dinâmicas temporais diferenciadas, como por exemplo o IAF e altura de plantas. Enquanto o IAF da cultura apresenta variação quadrática, formando uma parábola ao longo da safra, a altura da planta apresenta variação inicialmente exponencial, estabilizando após atingir a altura máxima (EDWARDS e HERTEL, 2011; NIED, 2013).

Foram, ainda, ajustados modelos não-lineares, considerando os IV acumulados como variáveis independentes e as variáveis biofísicas da canola foram consideradas como variáveis dependentes. Optou-se pelo ajuste de funções gaussianas, por ser a classe de funções que melhor descreve a variação temporal das variáveis biofísicas da canola.

De forma a tornar os modelos mais robustos e genéricos, foram utilizadas todas as amostragens de todas as lavouras como parte de um mesmo conjunto de dados para a geração dos modelos. Dessa forma, além de ampliar a representatividade dos coeficientes gerados, ainda permitiu que fosse feita uma validação utilizando as séries temporais de parâmetros biofísicos de cada lavoura.

No ajuste dos modelos às variáveis biofísicas, foi considerado o coeficiente de determinação e a Erro Absoluto Médio (MAE, do inglês *Mean Absolute Error*), que avalia o quanto os valores estimados se aproximaram dos valores medidos, ou seja, quanto menor o valor resultante, mais próximas foram as estimativas. Isso foi realizado para cada modelo gerado para o conjunto de lavouras de 2013 e 2014 e para cada IV considerado nesse estudo.

3.9 Construção de máscaras de cultivo de canola

A construção das máscaras para identificação de cultivo da canola passou pelas seguintes etapas: cálculo dos índices de vegetação, classificação das áreas de canola e cálculo das áreas ocupadas por canola.

3.9.1 Cálculos de índices de vegetação a partir de imagens de satélite

A partir dos IV calculados, com base nas imagens pré-processadas, dos produtos MCD43B4, MOD09A1-MYD09A1 e as simuladas pela fusão MODIS-OLI, foram criadas máscaras para identificação de cultivo da canola, para a região do estudo. Devido ao número elevado de imagens de satélite, e ao grande volume de dados a serem processados nessa etapa foram selecionados os IV que melhor se adequaram ao monitoramento da canola. Esses IV foram calculados na suíte ArcGIS® 10.1, utilizando a ferramenta de Calculadora de Rasters (do inglês, *Raster Calculator*) (ESRI, 2015g).

Como os produtos MOD09A1 e MYD09A1 apresentam o mesmo conjunto de dados, com diferença apenas para os horários de medição (USGS, 2015e), aplicou-se a metodologia de filtragem e suavização de dados, de acordo com a sugestão apresentada por Chen et al. (2004), a qual utiliza os dois produtos de forma combinada para gerar uma série temporal de dados de maior qualidade. Dessa forma, para as etapas posteriores de classificação de áreas de canola e estimativa de variáveis biofísicas da canola, baseadas nos IV dessas séries combinadas de dados foi utilizada a referência pela identificação MOD09A1, nomenclatura utilizada para descrever

o conjunto de produtos MOD09A1 e MYD09A1 (USGS, 2015e), para garantir maior coerência e clareza no texto.

As séries temporais de IV, geradas a partir das imagens/produtos MCD43B4 e MODIS-OLI, também passaram pelo processo de filtragem, com base no filtro Savitzky-Golay (MADDEN, 1978; CHEN et al., 2004).

3.9.2 Classificação das áreas de canola

A classificação das áreas de canola foi realizada no *software* ENVI® 5.1.3 utilizando a metodologia de classificação supervisionada por distância mínima (*Minimum Distance Classification*, do inglês) (EXELIS, 2015f), a qual compara os valores pixel a pixel de cada imagem em relação a um valor base para cada classe acrescido de um valor limite, definido pelo usuário. Assim, cada pixel é classificado de acordo com a menor distância para os valores base e se estiverem dentro dos limites definidos. Essa metodologia foi escolhida visando explorar ao máximo as variações temporais dos IV aplicados à canola, especialmente relacionados ao início e fim da safra, períodos de maior desenvolvimento e, especialmente, à queda nos IV ocasionada no início do período de floração, uma característica intrínseca dessa cultura.

Para a aplicação dessa técnica, foram utilizadas para definir o valor base de uma única classe, denominada Canola, as lavouras acompanhadas nos dois anos de estudo e aplicado um critério de distância máxima de 1,5 desvios padrão em relação ao valor médio de cada IV medido em cada imagem. Esse processo foi aplicado para as três séries temporais de imagens MCD43B4, MOD09A1 e MODIS-OLI, e para os três IV calculados, NDVI, EVI e MCARI2, nos dois anos de estudo.

Para a classificação das áreas de canola foram utilizados os valores de IV medidos em cada respectiva data das imagens de satélite, sem o acúmulo realizado para a geração de modelos de estimativa de parâmetros. Essa escolha foi feita com base em testes preliminares que demonstraram que o acúmulo de valores gerava uma confusão maior entre classes de cobertura vegetal.

3.9.3 Cálculo de áreas de canola

O cálculo das áreas classificadas como canola também foi realizado no *software* ENVI® 5.1.3, após a conversão das mesmas para regiões de interesse (ROI – do inglês *Regions of*

Interest) (EXELIS, 2015g). Visando melhor avaliar o desempenho das classificações em função dos anos e dos IV aplicados, o levantamento das áreas classificadas como canola foi feito tanto em número de pixels como em hectares.

3.9.4 Validação das máscaras de cultivo da canola

A validação das máscaras de cultivo geradas foi realizada através da conferência da série temporal média de IV dos pixels classificados como sendo de cultivo da canola. Essa abordagem foi escolhida devido à baixa disponibilidade de pontos de referência de campo, já que todos os disponíveis, referentes às lavouras acompanhadas, foram utilizados como dado base para a aplicação da metodologia de classificação por diferença mínima. A geração dos perfis temporais dos IV para os pixels de classes de canola foi realizada através da ferramenta de estatística do ENVI® 5.1.3 (EXELIS, 2015h).

3.10 Estimativa de variáveis biofísicas da canola

A estimativa de variáveis biofísicas foi feita para as áreas classificadas como canola, utilizando o critério de variação temporal do índice de vegetação com o melhor ajuste definido pela validação dos modelos criados, calculada para a região de estudo em 2013 e 2014. Para estimar essas variáveis ao longo do ciclo de crescimento e desenvolvimento da cultura foram utilizados os modelos gerados nesse estudo.

Para tanto, foi gerada uma rotina computacional, executada no software MATLAB®, estimando cada variável biofísica, pixel a pixel, em 2013 e 2014. Após, foram geradas curvas de variação dos valores médios, máximos, mínimos e com um desvio padrão em torno da média das estimativas, para cada uma das variáveis. Por fim, os resultados foram comparados aos obtidos nas lavouras monitoradas de canola nos anos de 2013 e 2014.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Caracterização meteorológica do período de estudo

Os dados biofísicos e espectrais analisados neste trabalho mostraram diferenças em parte decorrentes da condição meteorológica distintas. A comparação dos dados meteorológicos com as Normais Climatológicas, sumarizada na Tabela 13, mostra que, para ambos os anos e estações avaliadas, os valores medidos para a temperatura máxima (Tx), média (Tm) e mínima (Tn) estão próximos dos valores das Normais Climatológicas, com coeficientes de correlação positivos acima de 0,95.

A umidade relativa do ar (UR) apresentou variação semelhante à da precipitação pluvial (P), tendo valores de correlação mais altos em 2013 do que em 2014. Contudo, enquanto os dados medidos nas três estações meteorológicas apresentaram correlação positiva significativa para a umidade relativa do ar (UR) em 2013, somente na estação de Lagoa Vermelha a precipitação pluvial (P) foi significativa em 2013. Para o ano de 2014, a precipitação pluvial e a umidade relativa do ar não apresentaram correlações significativas em todas as estações. A razão para coeficientes de correlação baixos, especialmente para a precipitação pluvial (P), foram os valores elevados no ano de 2014, quando comparados às médias climatológicas.

Para o ano de 2013, apesar dos coeficientes de correlação da precipitação pluvial não serem significativos, os valores médios anuais ficam muito próximos das Normais climatológicas. Contudo, isso foi devido ao fato da maior parte dos meses de 2013 apresentarem precipitação pluvial menor do que a média história, exceto para o mês de agosto, no qual a precipitação pluvial passou dos 350 mm nas estações de Passo Fundo e Lagoa Vermelha e 400 mm na estação meteorológica da área experimental da Embrapa, enquanto que a média para o mês em Passo Fundo e Lagoa Vermelha é de, 187,8 mm e 194 mm, respectivamente.

Tabela 13 – Estatísticas descritivas e correlações de Pearson para dados mensais médios dentro do período de cultivo da canola de temperatura máxima (Tx), média (Tm) e mínima (Tn) do ar, precipitação pluvial (P) e umidade relativa do ar (UR) para 2013 e 2014, nas parcelas experimentais e lavouras, e respectivas médias climatológicas do período 1961-1990 em Passo Fundo e Lagoa Vermelha.

Local/Ano ¹	Temperatura do ar (°C)			Prec. Pluvial (mm)	UR (%)
	Tx	Tm	Tn		
	Média				
PF/2013	23,5	17,3	12,7	144	73,0
PF/2014	23,9	18,0	13,9	177	75,7
AE/2013	23,2	17,2	12,7	150	73,0
AE/2014	24,0	18,2	14,0	195	75,7
PF/1961-1990	23,5	17,6	13,2	150	72,3
LV/2013	22,6	16,4	11,8	148	74,8
LV/2014	23,4	17,2	13,0	188	77,6
LV/1961-1990	22,9	16,8	12,2	140	75,3
	Coeficiente de correlação (Pearson)				
PF/2013	0,95*	0,96*	0,96*	0,52 ^{ns}	0,86*
PF/2014	0,97*	0,97*	0,98*	0,03 ^{ns}	0,67 ^{ns}
AE/2013	0,95*	0,96*	0,97*	0,5 ^{ns}	0,86*
AE/2014	0,97*	0,98*	0,97*	-0,12 ^{ns}	0,67 ^{ns}
LV/2013	0,95*	0,96*	0,95*	0,71*	0,93*
LV/2014	0,95*	0,97*	0,97*	0,17 ^{ns}	0,62 ^{ns}

* e ^{ns} representam, respectivamente, a significância e não significância a 1% de probabilidade de erro pelo teste t para a correlação de Pearson. ¹PF, LV e AE correspondem às estações de Passo Fundo, Lagoa Vermelha e da Área Experimental, respectivamente.

O balanço hídrico para 2013 e 2014 mostrou que, em ambos os anos, ocorreram poucos dias com déficit hídrico (DEF) ao longo do ciclo de desenvolvimento da canola e, nessas datas os valores foram inferiores a 3 mm ao dia (Figura 11 e Figura 12). O que se observa é que na maior parte dos dias avaliados houve excesso hídrico (EXC) e em algumas datas o valor foi expressivo. Em 2014, o excesso hídrico foi mais frequente e superior a 2013, seguindo ao observado para a precipitação pluvial. No contexto de necessidade hídrica para a canola, apresentado por Edwards e Hertel (2011), no qual o excesso de água é prejudicial durante período de enchimento dos grãos, enquanto que o déficit hídrico é mais prejudicial nos estádios de alongamento da haste e floração, é possível observar que ambos os anos foram favoráveis ao cultivo da canola nas parcelas experimentais, já que as lavouras monitoradas nos dois anos apresentavam topografia e solo adequados para a drenagem do excesso hídrico.

Figura 11 – Excesso (EXC) e déficit (DEF) de disponibilidade hídrica, criados a partir do cálculo balanço hídrico, para as parcelas experimentais de canola do ano 2013.

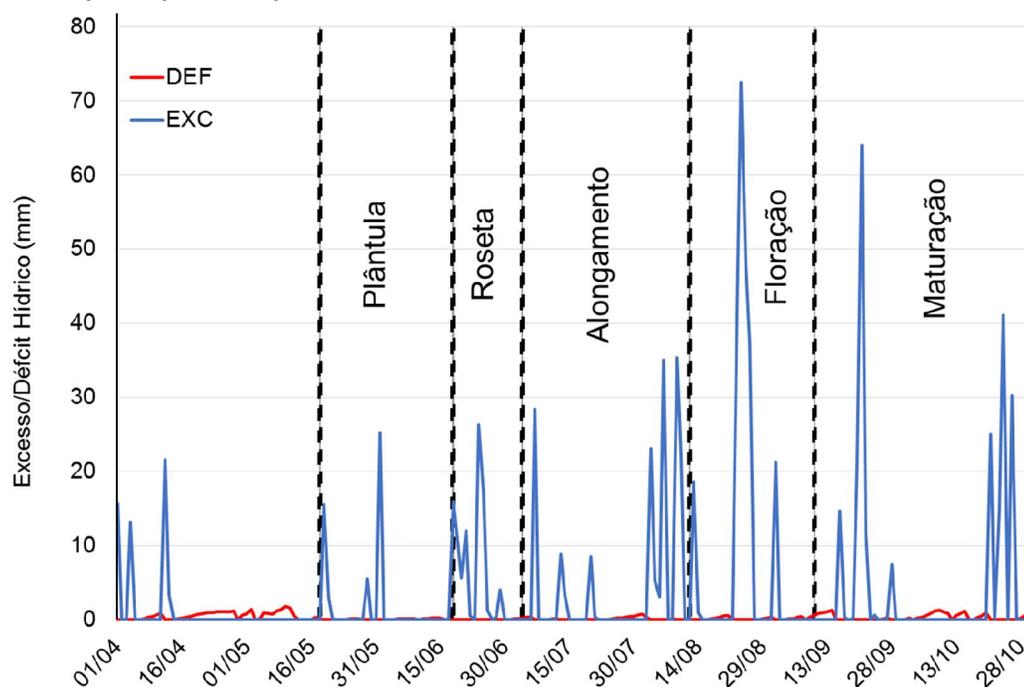
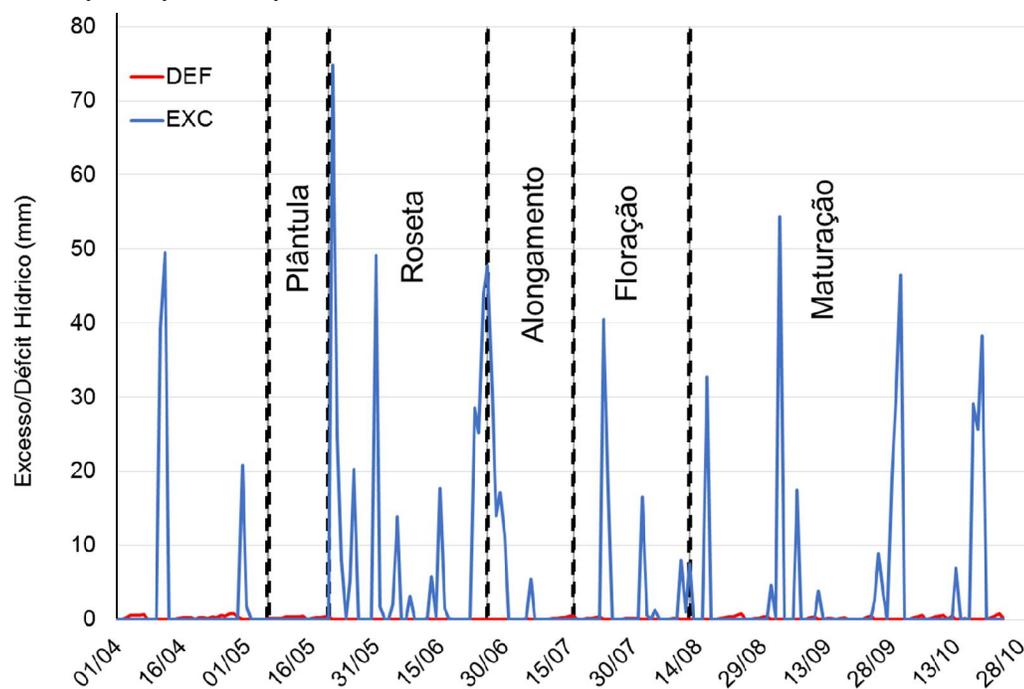


Figura 12 – Excesso (EXC) e déficit (DEF) de disponibilidade hídrica, criados a partir do cálculo balanço hídrico, para as parcelas experimentais de canola do ano 2014.



4.2 Medições biofísicas da canola em parcelas experimentais

A variação ao longo do ciclo das variáveis altura de plantas, matéria seca total e índice de área foliar (IAF) da canola foi semelhante nos dois anos de estudo nas parcelas experimentais (Figura 13, Figura 14 e Figura 15). Entretanto, é possível observar que em 2013 os valores foram superiores a 2014 para todas as variáveis biofísicas avaliadas.

Figura 13 – Altura média de plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, nas parcelas experimentais para os anos de 2013 e 2014.

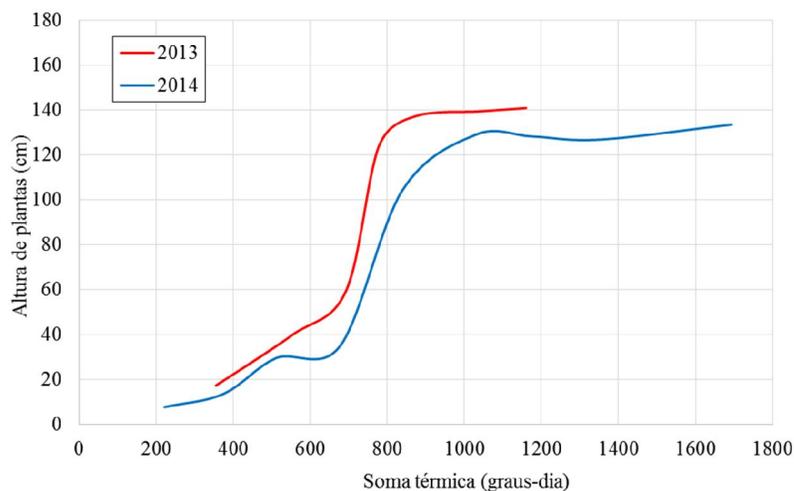


Figura 14 – Média da Matéria seca total das plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, determinada nas parcelas experimentais, nos anos de 2013 e 2014.

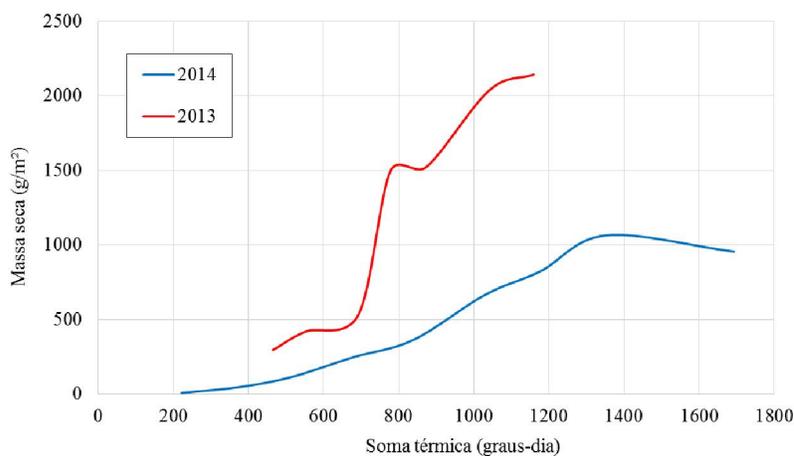
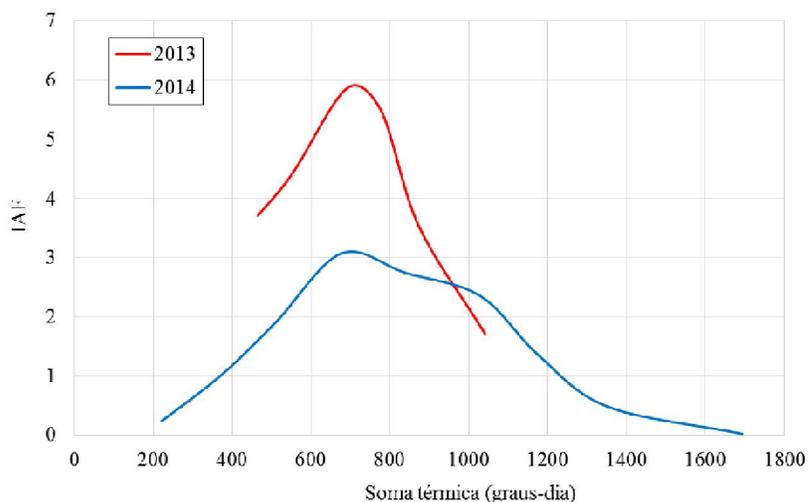


Figura 15 – Índice de área foliar médio das plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, estimado a partir da matéria seca de folhas medida nas parcelas experimentais, para os anos de 2013 e 2014.



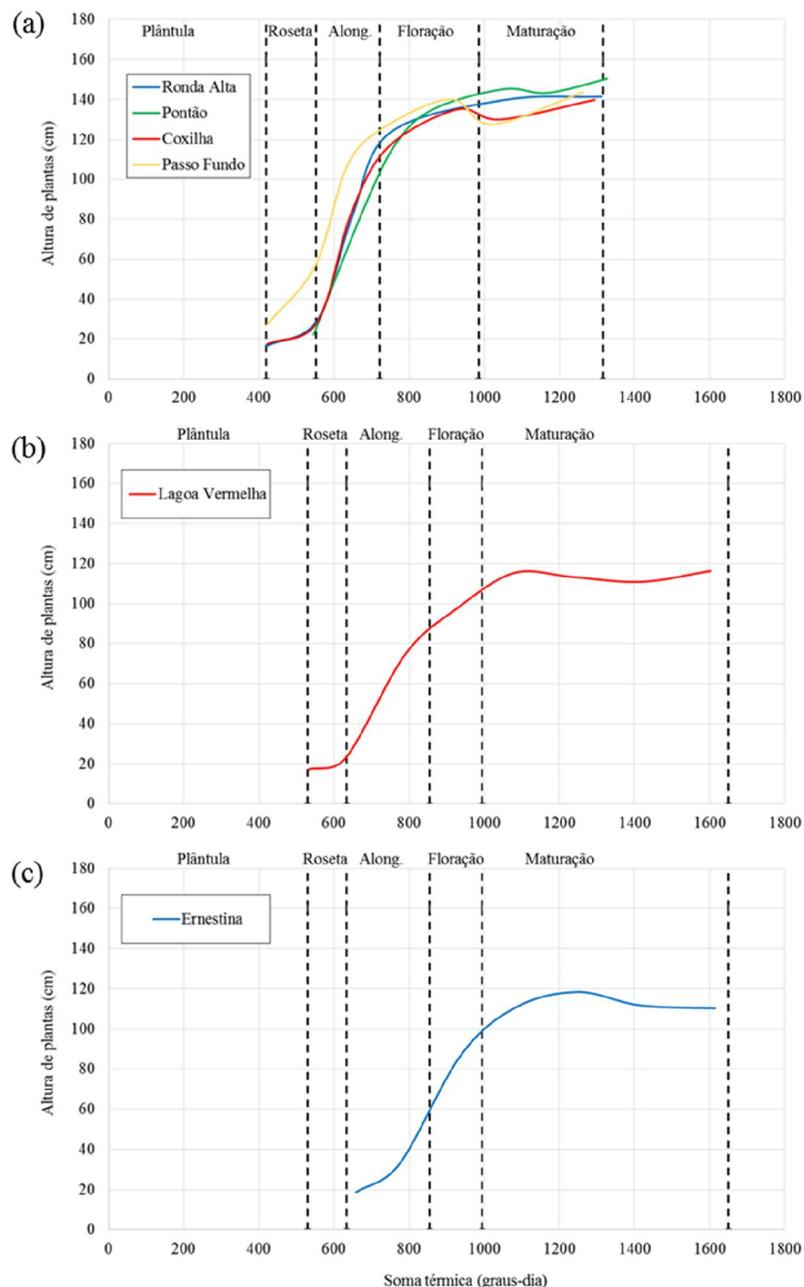
A altura de plantas apresentou variação semelhante para os dois anos experimentais, com valores superiores para o ano de 2013, em relação a 2014, sendo que o mesmos estão dentro do limite apresentado como normal por Edwards e Hertel (2011). A superioridade da altura das plantas em 2013, comparada àquela de 2014, é corroborada pelos valores elevados na matéria seca e de IAF medidos em 2013.

A matéria seca das folhas, da haste e das siliquas da canola e o rendimento final de grãos, referentes às parcelas experimentais de canola, estão apresentadas no Apêndice A e Apêndice B, respectivamente, e servem como dados complementares para esse estudo.

4.3 Medições biofísicas da canola em lavouras monitoradas

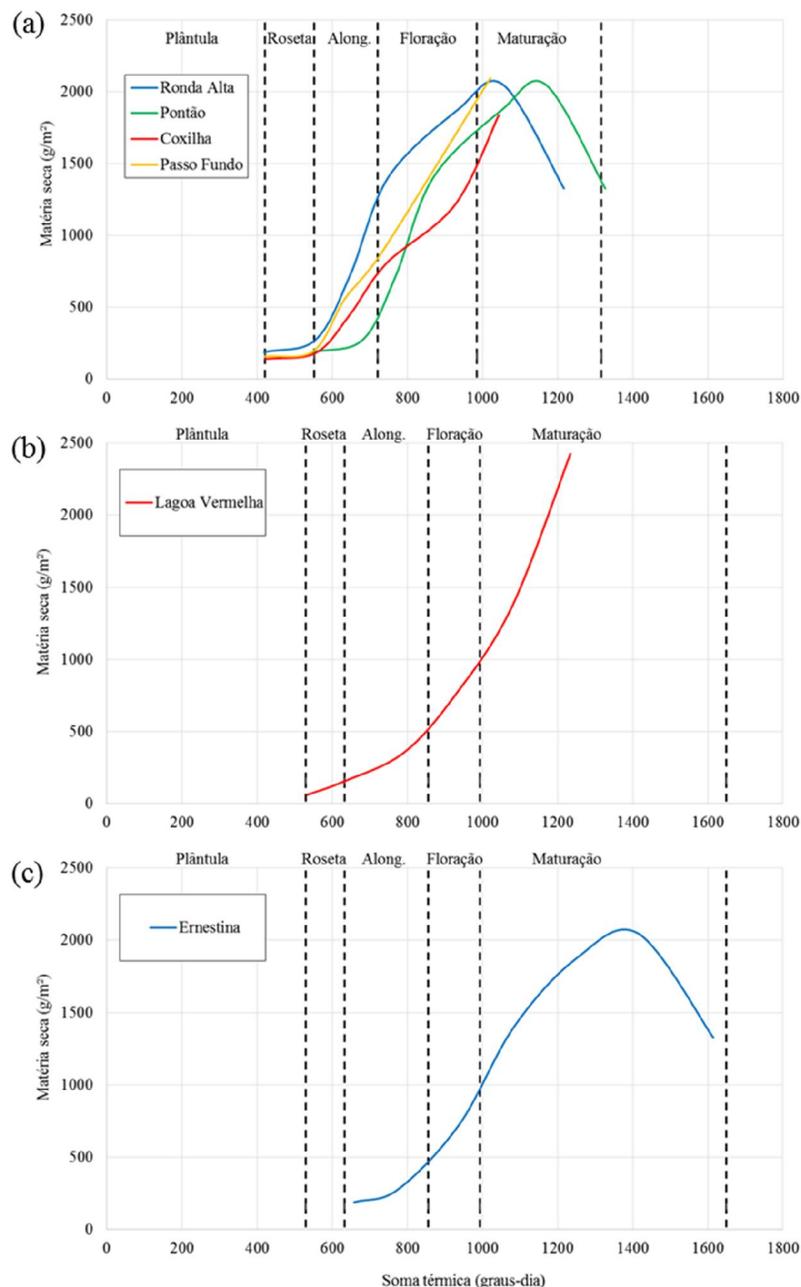
As variáveis altura de plantas, matéria seca total e índice de área foliar das medições realizadas nas lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014, em função da soma térmica, estão apresentadas nas Figura 16, Figura 17 e Figura 18, respectivamente. Os valores de soma térmica acumulada, de cada estágio fenológico, para cada lavoura monitorada, estão apresentados no Apêndice C e as figuras de matéria seca da haste, folha e siliquas estão apresentados no Apêndice D.

Figura 16 – Altura de plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, (a) em lavouras monitoradas em 2013, (b) na lavoura de Lagoa Vermelha em 2014 e (c) na lavoura de Ernestina em 2014.



A altura das plantas de canola nas lavouras monitoradas apresentou variação muito semelhante, em ambos os anos avaliados. Houve um incremento maior durante o estágio de alongamento da haste principal, a partir de 600 graus-dia, alcançando altura máxima em, aproximadamente, 1000 graus-dia, quando a cultura se encontrava na maturação. A diferença na altura máxima entre os anos foi próxima de 25 cm.

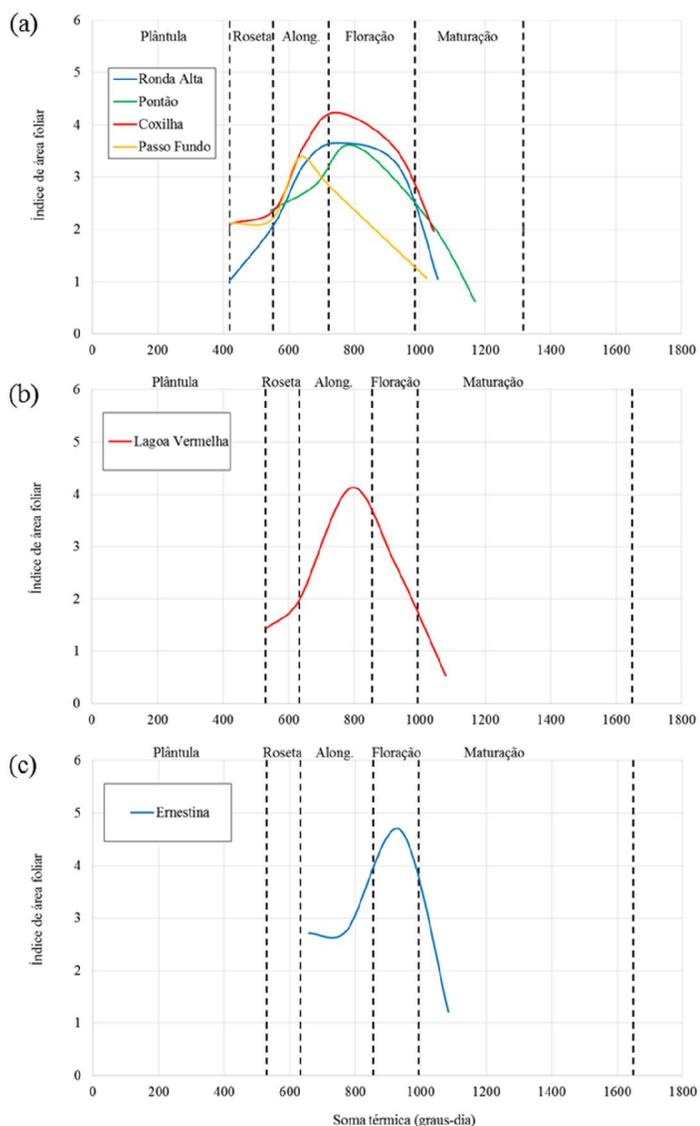
Figura 17 – Matéria seca total de plantas de canola, em função da soma térmica acumulada, (a) em lavouras monitoradas em 2013, (b) na lavoura de Lagoa Vermelha em 2014 e (c) na lavoura de Ernestina em 2014.



A matéria seca total, assim como a altura de plantas, também apresentou variação similar para as lavouras de canola monitoradas, com valor máximo após o início do estágio de maturação das siliques. Além disso, ao contrário da variável altura de plantas, que claramente apresentou valores maiores em 2013, a matéria seca total foi próxima para os dois anos de estudo, cerca de 2000 g.m^{-2} . Isso demonstra que, apesar das diferenças de ambiente, entre locais, anos e, especialmente, solo e condições meteorológicas, a canola apresentou consistência no acúmulo de biomassa, em função da soma térmica, ao longo do período de monitoramento.

Como o índice de área foliar (IAF) foi estimado a partir da matéria seca das folhas, observa-se (Figura 18) que o mesmo apresentou variação semelhante entre todas as lavouras monitoradas, com ressalvas para a lavoura localizada em Passo Fundo. Esta apresentou queda prematura do IAF, o que não é possível explicar apenas com os dados obtidos nas avaliações desse estudo. Os resultados de IAF obtidos para as lavouras avaliadas são compatíveis com o que foi apresentado por Edwards e Hertel (2011) e Nied (2013), nos quais o índice de área foliar da canola chega ao máximo no final do período vegetativo e início do período reprodutivo (floração), quando então decresce, em função das mudanças pelas quais a planta passa para a produção e enchimento dos grãos.

Figura 18 – Índice de área foliar (IAF), em função da soma térmica acumulada, (a) em lavouras monitoradas em 2013, (b) na lavoura de Lagoa Vermelha em 2014 e (c) na lavoura de Ernestina em 2014.



Contudo, vale apontar que a matéria seca das folhas (APÊNDICE D) e, conseqüentemente, o IAF das lavouras de 2013 apresentaram um incremento mais forte no início do ciclo da cultura e apresentaram valores máximos levemente superiores às lavouras de 2014. Isso pode ser explicado pelas temperaturas do ar superiores de 2014 comparadas às de 2013, como demonstrado na caracterização meteorológica dos dois anos e pela soma térmica acumulada para cada lavoura monitorada (APÊNDICE C).

O rendimento final de grãos das lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014, servindo nesse trabalho apenas como dados complementares aos dados das medições biofísicas, estão apresentados no Apêndice B.

4.4 Caracterização do padrão espectral da canola

4.4.1 Variação da resposta espectral da canola

4.4.1.1 Resposta espectral a partir da radiometria em campo

Nos dois anos experimentais a canola apresentou resposta espectral semelhante, em quase todas as datas de medições, mas com variações na intensidade da energia refletida (Figura 19 e Figura 20). Essa variação de intensidade, mesmo ocorrendo em todo o espectro foi mais intensa na região do infravermelho próximo, acima do comprimento de onda de 700 nm, devido às mudanças das propriedades morfológicas e estruturais da canola, como o crescimento e senescência de folhas ao longo do ciclo das plantas (PONZONI et al., 2012; ZHANG et al., 2013b).

Nas datas de 05/11/13 e 20/05/14, as curvas espectrais apresentaram diferença, em comparação com aquelas das demais datas. A razão para essa resposta espectral é que a medição realizada em 05/11/13 foi feita após a colheita da canola, sendo medida então a reflectância dos restos da cultura sobre o solo, já a medição de 20/05/14 a canola estava em estágio inicial de desenvolvimento logo após a emergência, o que acarretou em considerável influência do solo no resultado da resposta espectral (QI et al., 1994; RONDEAUX et al., 1996).

Figura 19 – Reflectância espectral média das parcelas experimentais de canola, obtida por radiometria terrestre no ano de 2013.

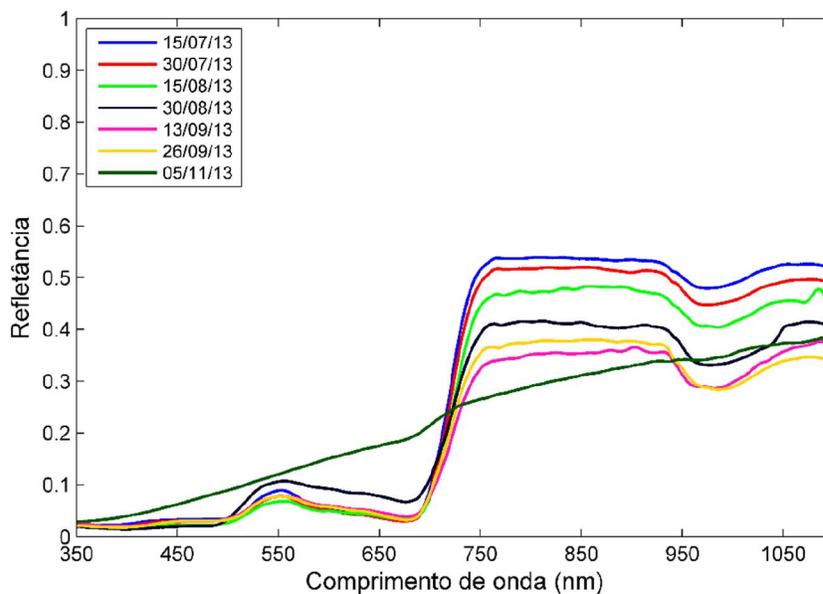
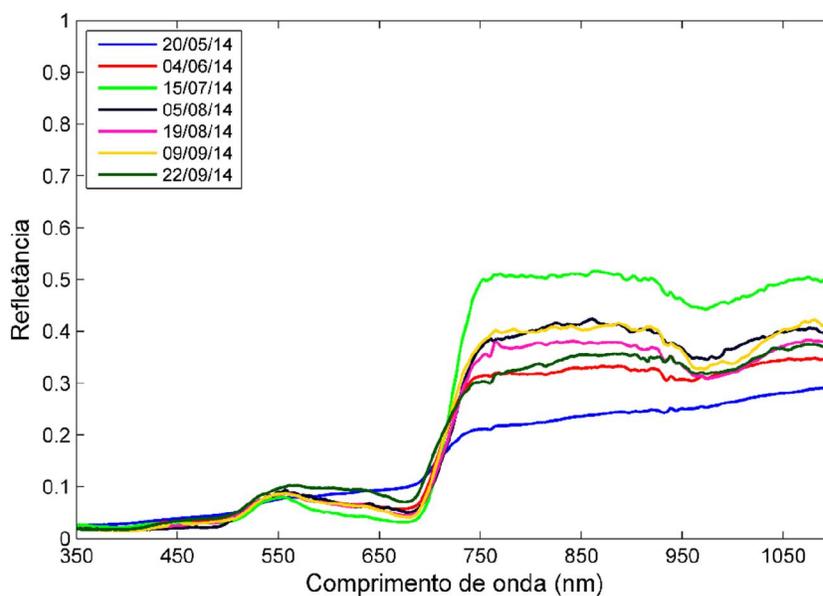


Figura 20 – Resposta espectral média das parcelas experimentais de canola, obtida por radiometria terrestre no ano de 2014.



A resposta espectral observada na radiometria das parcelas experimentais foi compatível com os resultados obtidos em outros trabalhos para a canola, tais como os de Zhang e He (2013) e de Zhang et al. (2013). Estes autores demonstraram que a radiometria hiperespectral, mais especificamente das suas folhas, é capaz de discriminar estádios fenológicos ao longo do ciclo

de desenvolvimento da cultura, além das diferenças na nutrição e acúmulo de biomassa das plantas (ZHANG e HE, 2013; ZHANG et al., 2013b).

Ao avaliar as respostas espectrais dos dois anos experimentais, observa-se a presença de ruídos sistemáticos em 2014, mesmo após a aplicação do filtro de pré-processamento. Esse ruído foi atribuído à maior ocorrência de vento e, com maior intensidade, nos dias de medição em 2014, quando comparadas às condições de medição de 2013. As curvas espectrais diárias da radiometria terrestre, com maior detalhamento, podem ser vistas no Apêndice E.

Para melhor compreensão da resposta espectral da canola foram elaboradas superfícies de resposta tridimensionais (Figura 21 e Figura 22), contendo comprimento de onda medido, reflectância espectral para cada um dos comprimentos de onda e as datas de medição de radiometria terrestre (HATFIELD e PRUEGER, 2010).

Figura 21 – Representação tridimensional da variação temporal da resposta espectral média das parcelas experimentais de canola para 2013.

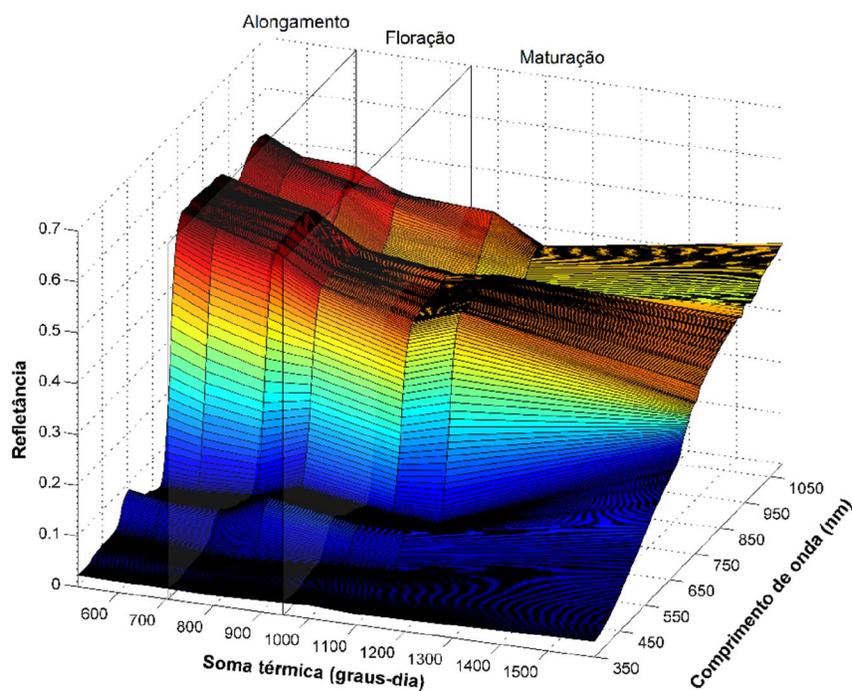
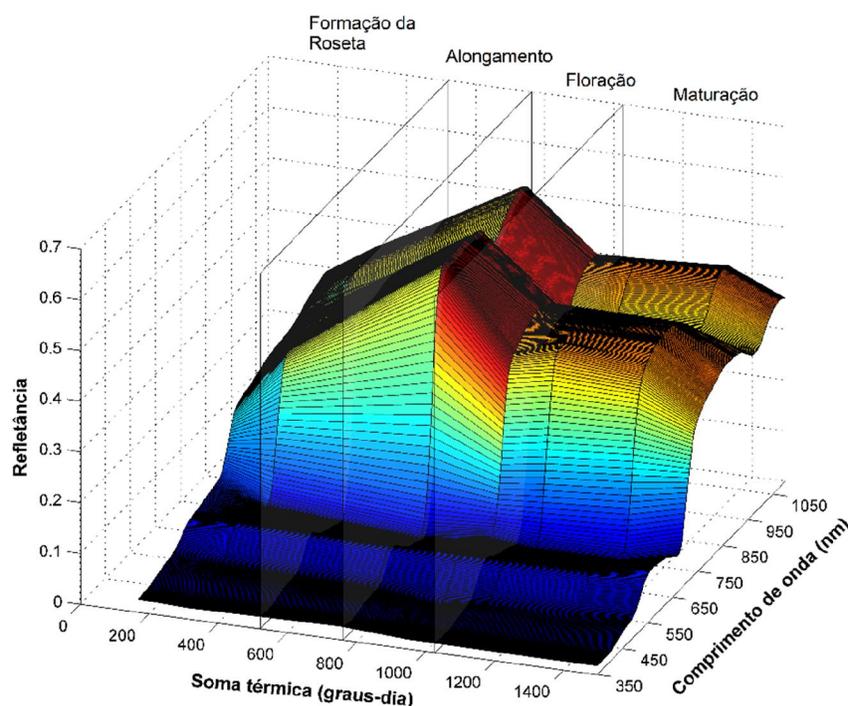


Figura 22 – Representação tridimensional da variação temporal da resposta espectral média das parcelas experimentais de canola para 2014.



As medições da resposta espectral, em 2013, iniciaram com soma térmica acumulada acima de 500 graus-dia, enquanto, em 2014, a primeira medição ocorreu antes de 200 graus-dia acumulados (Figura 21 e Figura 22). Isso se deve ao fato de a radiometria em 2014 ter começado em um período mais cedo no desenvolvimento da canola, quando comparado com 2013, o que permitiu a realização de inferências durante todo o ciclo da cultura no ano 2014, incluindo estádios fenológicos iniciais, o que não foi possível de ser realizado em 2013.

Em 2014, os valores de refletância para comprimentos de onda abaixo de 700 nm não apresentaram grandes alterações ao longo do ciclo. A refletância, na região do infravermelho próximo apresentou variação quase parabólica, com valores iniciais entre 0,2 e 0,3, atingindo valores acima de 0,5 no máximo crescimento do dossel da canola, quando o IAF também foi máximo. Posteriormente, a refletância diminuiu, atingindo valores próximos a 0,3 no final da safra. Apesar das diferenças nas condições meteorológicas nos dois anos, a refletância apresentou dinâmica de variação muito semelhante nos dois anos, para todos os comprimentos de onda quando comparados entre valores de soma térmica acumulada semelhantes.

A variação da refletância espectral observada nas parcelas experimentais foi compatível com o esperado para uma cultura anual, conforme apresentado em diversos estudos na

bibliografia para soja, milho, arroz, canola e outras culturas (STROPPIANA et al., 2009; HATFIELD e PRUEGER, 2010), excetuando-se a queda na refletância que ocorre na região do infravermelho próximo devido à intensa floração característica da canola (HATFIELD e PRUEGER, 2010; EDWARDS e HERTEL, 2011). Os dados de radiometria, obtidos nesse estudo, seguem a mesma tendência apresentada por Zhang e He (2013), na qual o valor máximo de refletância, na região do infravermelho próximo foi obtido no final do estágio de alongamento da haste principal e início do florescimento da canola. Com o aparecimento das flores na canola, a refletância do dossel passa a sofrer a influência das características químicas e morfológicas das mesmas, reduzindo a proporção da refletância das folhas e ramos. Outro fator que pode explicar a queda gradativa da refletância na região do infravermelho é o escurecimento e perda de folhas, que ocorre nos estádios finais do ciclo da cultura, com a senescência das plantas (EDWARDS e HERTEL, 2011; ZHANG e HE, 2013).

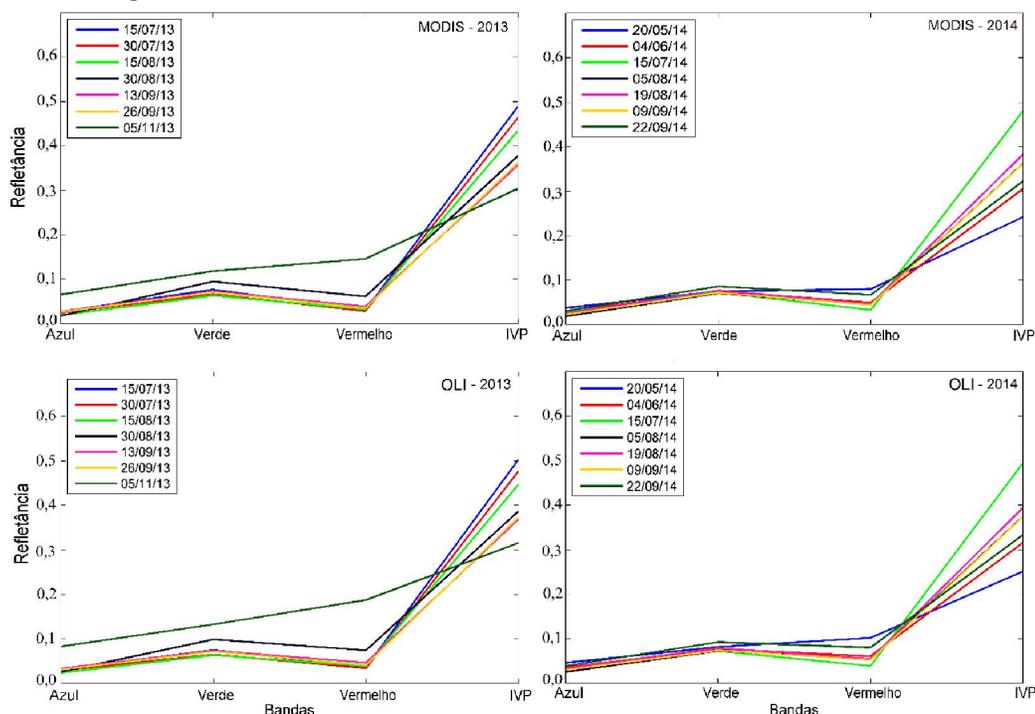
Salienta-se que neste trabalho os dados de radiometria das lavouras experimentais serviram de referência para, a partir do estabelecimento de curvas de refletância de canola obtidas na mesma região e safra dos dados obtidos pelos sensores orbitais, possibilitar subsídios para a interpretação dos mesmos.

4.4.1.2 Bandas de refletância calculadas a partir da radiometria em campo

As bandas dos sensores MODIS e OLI, simuladas a partir da radiometria terrestre das parcelas experimentais de canola em 2013 e 2014 (Figura 23) foram determinadas para avaliar teoricamente como esses sensores, a bordo de satélites, mediriam a resposta da canola no campo. Verifica-se que a variação ao longo do ciclo da canola foi muito semelhante ao perfil espectral completo medido pela radiometria das parcelas (Figura 19 e Figura 20). Da mesma forma que foi observado nos perfis espectrais das parcelas experimentais, as bandas simuladas apresentaram valores com maior discrepância na última medição de 2013 (05/11) e na primeira medição de 2014 (20/05). As maiores diferenças entre todas as datas de medição (Figura 23), conforme já discutido foi devido ao fato das medições terem sido realizadas em período inicial do ciclo da cultura, no caso de 20/05/14, e período final do ciclo da canola, em 05/11/13.

Devido à sensibilidade das bandas dos sensores orbitais MODIS e OLI, ser inferior à sensibilidade do espectrorradiômetro utilizado nesse estudo para a radiometria terrestre, para um mesmo conjunto de comprimentos de onda medidos, as refletâncias das bandas simuladas e/ ou medidas por esses dois sensores sempre serão inferiores à refletância média da canola medida diretamente pela radiometria em campo.

Figura 23 – Reflectância espectral para distintas bandas de comprimento de onda, calculadas a partir de dados de radiometria terrestre, simuladas de acordo com a sensibilidade dos sensores MODIS e OLI, para os dados de 2013 e 2014 das parcelas de canola.

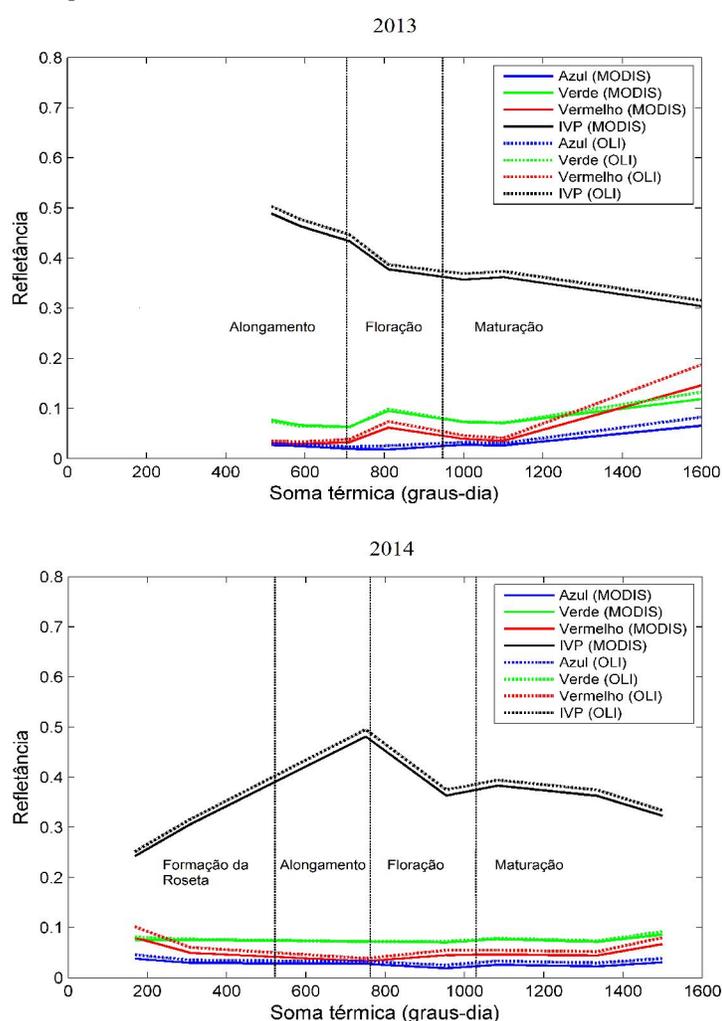


Ao comparar cada banda espectral entre os sensores MODIS e OLI (Figura 24 e Figura 25), para o mesmo ano, fica evidente a maior sensibilidade do sensor OLI, em relação ao MODIS, gerando valores superiores de reflectância para cada respectiva banda espectral, à exceção da banda do verde, que foi similar entre os dois sensores. Desta forma, pode ser esperada pequena diferença na caracterização da canola realizada pelos sensores MODIS e OLI, ao menos do ponto de vista espectral, especialmente, em técnicas que utilizam valores absolutos das bandas, como as imagens diferenças (SANTOS et al., 2014).

A variação da resposta espectral, apresentada nas Figura 24 e Figura 25, permite a avaliação bidimensional das bandas espectrais, simplificando e melhorando entendimento da dinâmica da resposta espectral da canola ao longo do ciclo, quando comparados às superfícies tridimensionais. Neste sentido, observou-se que, durante o ciclo as bandas do azul, verde e vermelho pouco se alteram, quando comparadas à banda do infravermelho próximo (IVP). A banda do IVP é altamente sensível às alterações estruturais do dossel vegetal, aumentando os valores de refletância até o estágio de alongamento da haste principal e, começando a decair a partir do início da floração, o que a torna propícia para ser utilizada como a principal banda

envolvida nas associações e estimativas de variáveis biofísicas da canola. Contudo, mesmo que as bandas Azul, Verde e Vermelho tenham apresentado uma variação menor, quando comparadas à banda IVP, elas ainda possuem informações importantes que, quando usadas em conjunto com a banda do IVP, como é o caso dos índices de vegetação (PONZONI et al., 2012), possibilitam realizar inferências acerca de variáveis biofísicas e fenologia da canola (HATFIELD e PRUEGER, 2010).

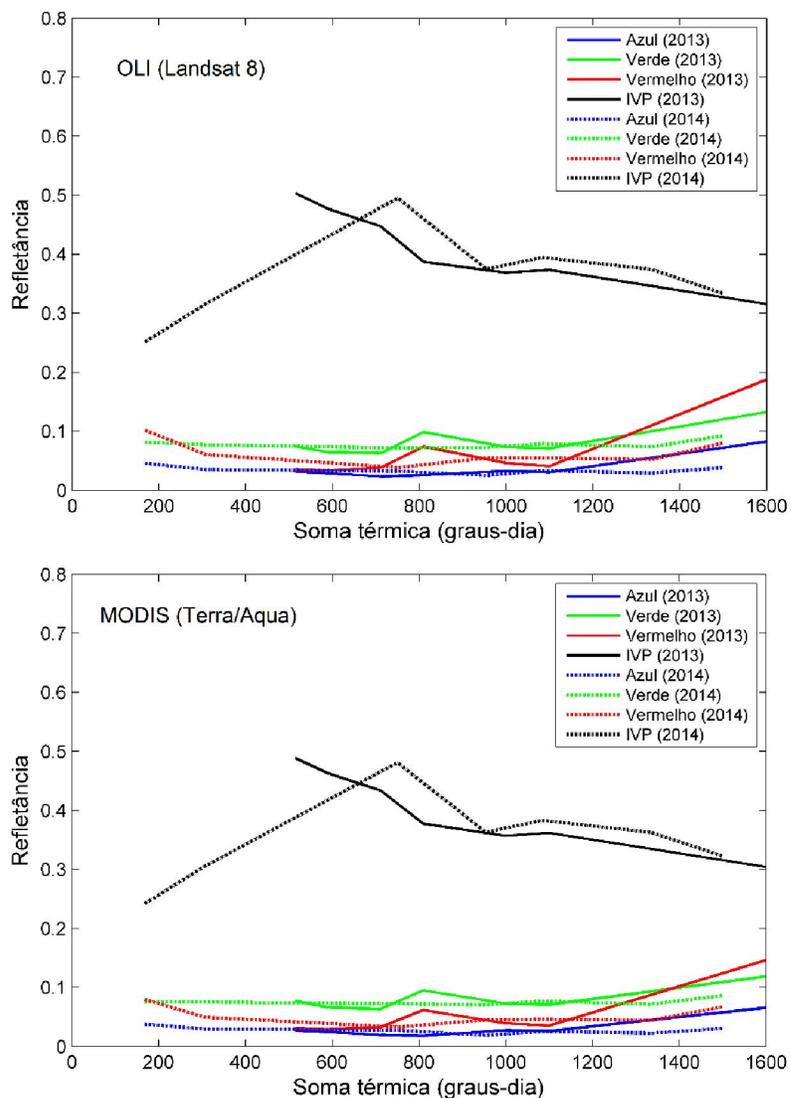
Figura 24 – Reflectância das bandas simuladas para os sensores MODIS (Terra/Aqua) e OLI (Landsat 8) a partir da radiometria terrestre das parcelas experimentais dos anos 2013 e 2014, em função da soma térmica para o crescimento e desenvolvimento da cultura da canola.



Ao comparar as três bandas espectrais, que fazem parte do espectro visível da radiação eletromagnética (Azul, Verde e Vermelho) utilizadas nesse estudo, observa-se que, para os mesmos intervalos de soma térmica, que representa o ciclo de crescimento e desenvolvimento

da cultura da canola, essas bandas possuem grandezas semelhantes. Essa resposta pode ser observada na Figura 25, que representa as diferenças entre os dois anos, para cada sensor, em função da soma térmica.

Figura 25 – Reflectância das bandas simuladas para os sensores MODIS e OLI a partir da radiometria terrestres das parcelas experimentais dos anos de 2013 e 2014, em função da soma térmica para o crescimento e desenvolvimento da cultura da canola.



A banda espectral do infravermelho próximo foi a que apresentou maior variação relativa entre os dois anos de estudo, comparada às demais bandas. As bandas espectrais individuais de cada data avaliada, podem ser observadas nos Apêndices G e H.

4.4.1.3 Bandas de refletância a partir de sensores orbitais

Neste item são apresentadas as bandas de reflectância espectral medidas sobre as lavouras monitoradas obtidas das imagens geradas pelos sensores MODIS, a bordo dos satélites Terra e Aqua, para as duas safras (Figura 26 à Figura 29), as quais foram comparadas aos dados de referência, as curvas das parcelas experimentais.

Figura 26 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2013, extraídas a partir do produto MCD43B4, com valores máximos, mínimos e desvios padrão em torno da média.

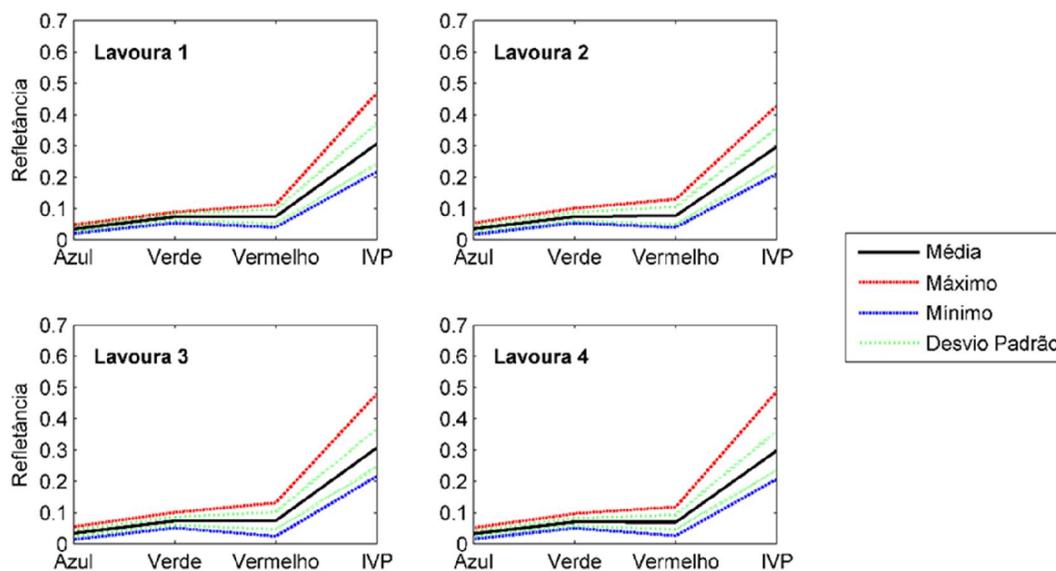


Figura 27 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2014, extraídas a partir do produto MCD43B4, com valores máximos, mínimos e desvios padrão.

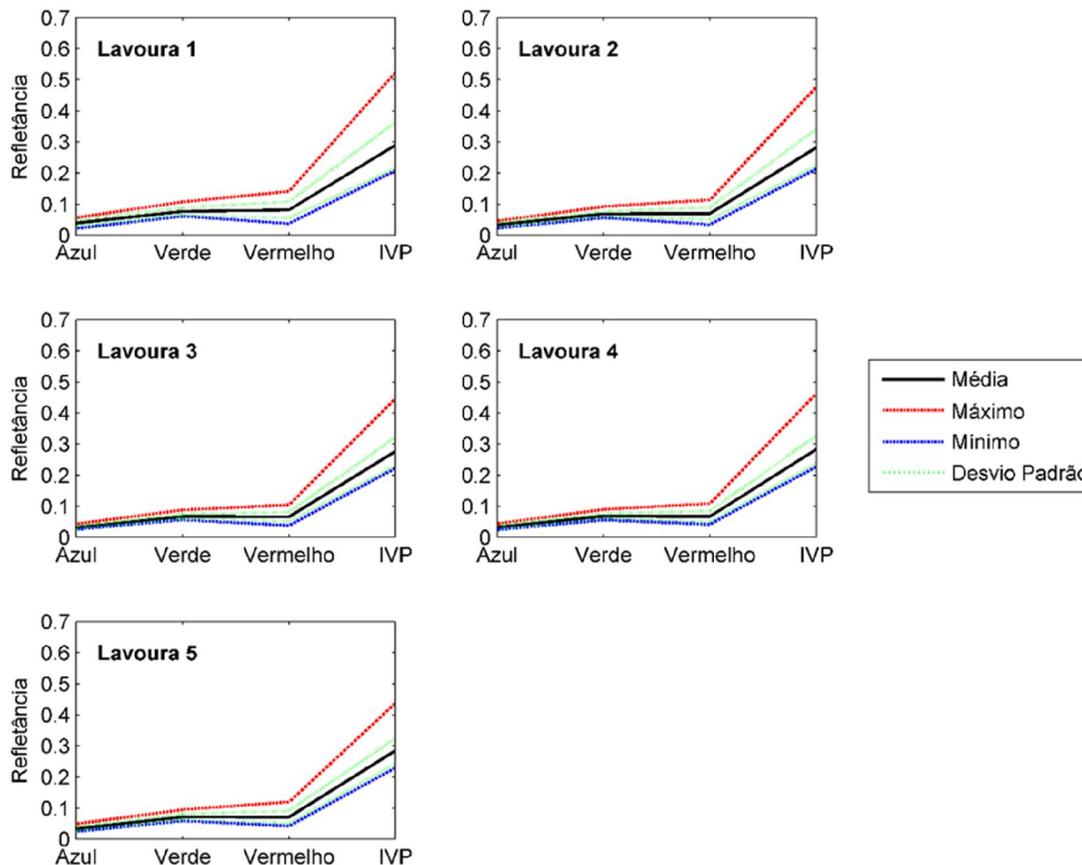


Figura 28 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2013, extraídas a partir dos produtos MOD09A1 e MYD09A1, com valores máximos, mínimos e desvios padrão.

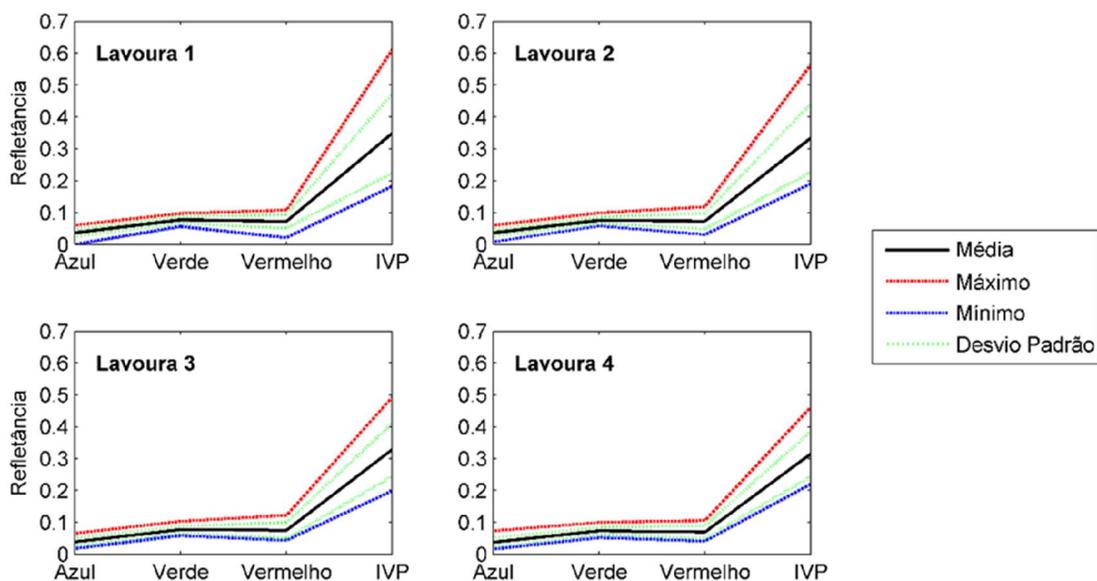
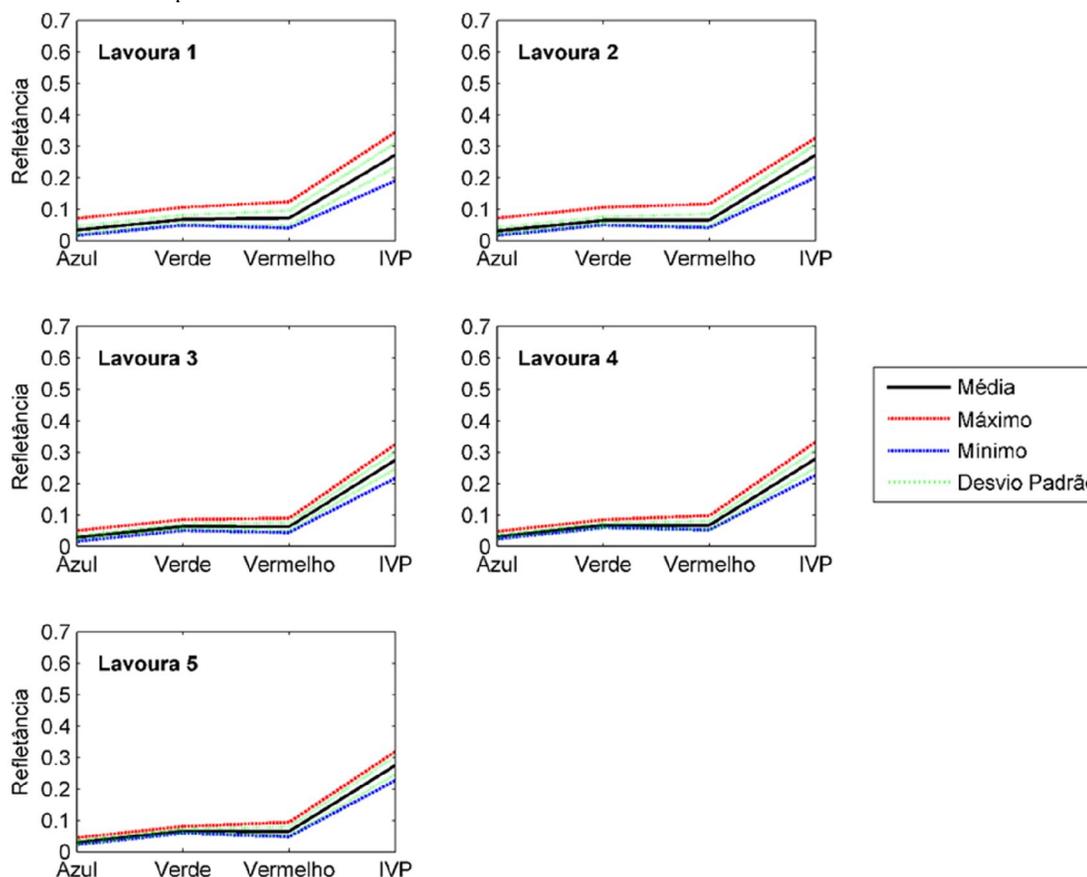


Figura 29 – Reflectância média das bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP) de cada lavoura de canola monitorada em 2014, extraídas a partir dos produtos MOD09A1 e MYD09A1, com valores máximos, mínimos e desvios padrão.

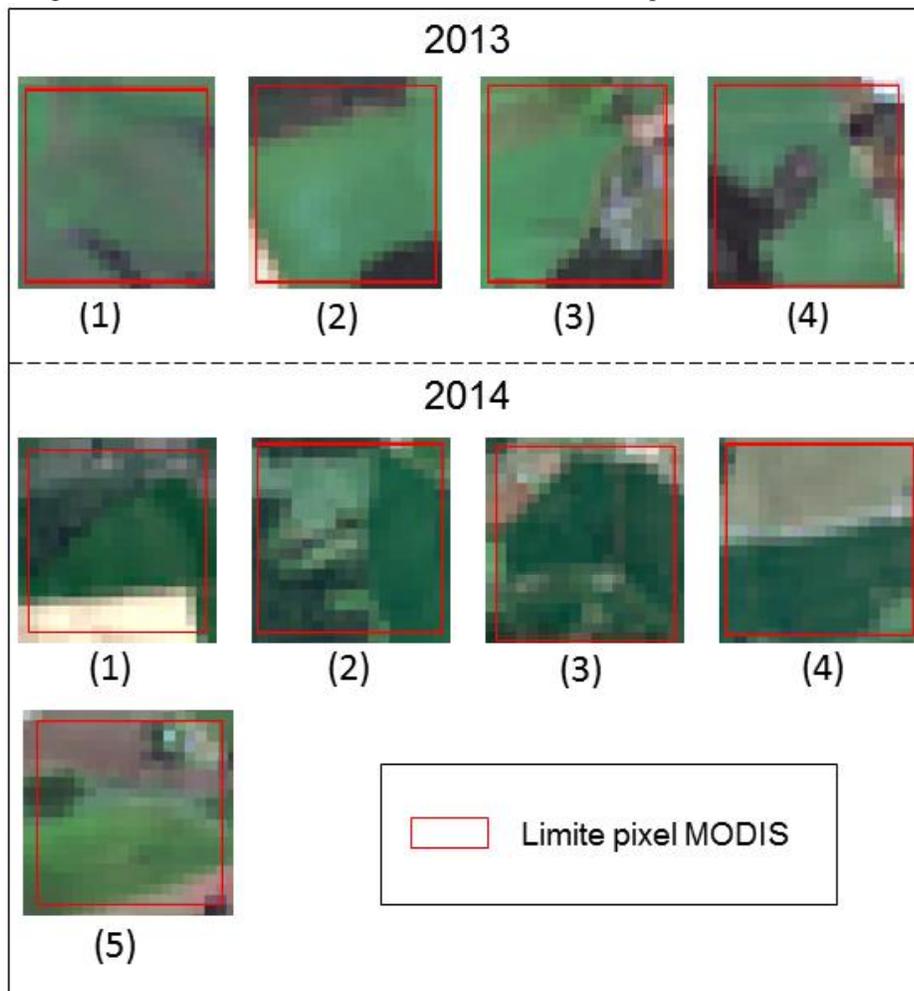


A reflectância das bandas espectrais das lavouras de canola apresentou proporção de variação muito semelhante às bandas simuladas para as parcelas experimentais (Figura 23) e de acordo com o que se esperaria de uma cultura agrícola em geral (DAUGHTRY et al., 2000; SCHLEMMER et al., 2013). Em 2014 a reflectância espectral apresentou valores máximos, em geral, menores do que em 2013. Essa diferença pode ser atribuída a valores de IAF máximo medidos nas lavouras de 2013 que os medidos nas lavouras de 2014. Dessa forma, quanto maior o IAF das plantas, maior é a absorção na banda do vermelho e maior é a reflexão na banda do infravermelho próximo. Além disso, ao considerar que um pixel apresenta os valores integrados de todos os objetos medidos dentro dos seus limites (PONZONI et al., 2012), é possível que, parte da diferença de reflectância máxima entre os anos, seja devida à mistura de outros elementos em cada pixel MODIS, o que pode levar a suavização dos resultados medidos.

A avaliação da variabilidade de alvos presente dentro dos pixels, medidos para cada lavoura de canola, apresentada na Figura 30, mostra maior variação de cores e alvos dentro do pixel MODIS em 2014, em relação à 2013, o que serve como indicativo de maior presença de

outros alvos além da canola em 2014, quando comparado a 2013. Portanto, os pixels medidos para 2013 podem ser considerados mais puros, tendo maior representação da resposta espectral da canola quando comparado aos pixels medidos para 2014.

Figura 30 – Caracterização visual das lavouras de canola avaliadas em 2013 e 2014 utilizando imagens Landsat 8, de acordo com os limites das dimensões do pixel MODIS de 500 m.



Os valores resultantes da Análise de Componentes Principais (Tabela 14), os quais representam a porcentagem da variabilidade dos dados, referente a cada componente principal, demonstram que o primeiro componente (PC1) explica, em todas as lavouras e anos, no mínimo, 69% da variabilidade existente. No entanto, enquanto para as lavouras de 2013 o PC1 foi, no mínimo, 90,58%, nas lavouras monitoradas em 2014 o mesmo variou entre 69,81% e 91,47%. Isso pode ser atribuído à presença de outros alvos nos pixels das lavouras, com padrões de resposta espectral diferentes do padrão da canola para as bandas utilizadas. Esta ideia é reforçada comparando as áreas das lavouras nos dois anos de estudo (Tabela 2). Em 2013 as

áreas das lavouras variaram de 50 a 300 ha, enquanto em 2014 a maior lavoura foi de 70 ha. O menor tamanho das lavouras de canola em 2014, em relação a 2013, está de acordo com os resultados obtidos pela PCA dos produtos MODIS com resolução espacial de 500 m, já que um pixel, com essas dimensões, apresenta 25 ha de área imageada. Dessa forma, para o ano de 2013, mesmo os produtos MCD43B4, com resolução espacial de 1 km, apresentaram resultados, com menor ruído, quando comparados aqueles das lavouras de 2014. Além disso, quando comparados os valores máximos das bandas espectrais dos sensores MODIS (Figura 26 à Figura 29) com as bandas simuladas para os dados de radiometria terrestre (Figura 23) verificou-se que, em geral, as refletâncias médias do MODIS foram inferiores nas lavouras monitoradas. Isso reforça a ideia da suavização na resposta radiométrica da canola, causada por elementos diferentes, no mesmo pixel, presentes no entorno das lavouras.

Tabela 14 – Resultados da Análise de Componentes Principais (PCA) aplicada às bandas Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo, extraídas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 ao longo dos anos de 2013 e 2014 nas lavouras de canola monitoradas.

Lavouras	MOD09A1/MYD09A1			
	PC1	PC2	PC3	PC4
2013	(%)			
Ronda Alta (1)	97,05	2,66	0,17	0,12
Pontão (2)	95,74	3,98	0,20	0,08
Coxilha (3)	92,62	6,68	0,63	0,07
Passo Fundo (4)	90,58	8,58	0,72	0,12
2014	(%)			
Lagoa Vermelha (1)	91,47	8,28	0,16	0,08
Caseiros I (2)	80,39	19,11	0,44	0,07
Caseiros II (3)	70,84	28,12	1,01	0,03
Ciríaco (4)	80,11	19,09	0,76	0,04
Ernestina (5)	69,81	29,37	0,78	0,04

Os perfis de variação temporal das bandas espectrais utilizadas nesse estudo e medidos para as lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014 estão apresentadas na Figura 31 à Figura 34.

Figura 31 – Variação da refletância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas.

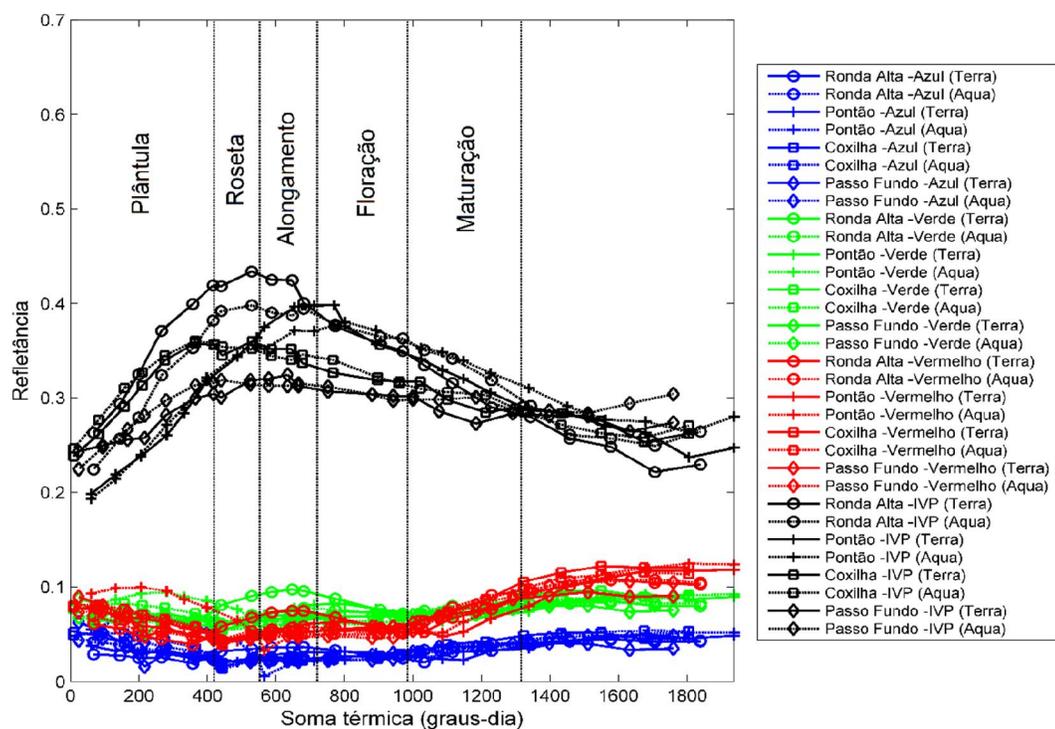


Figura 32 – Variação da refletância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas através do produto MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas.

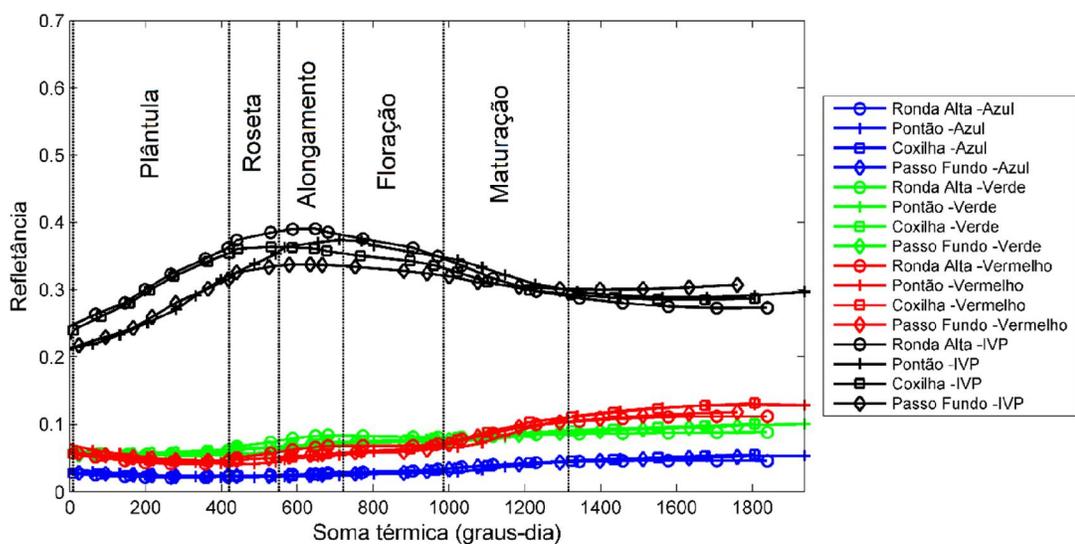


Figura 33 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas dos produtos MOD09A1 e MYD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2014, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas.

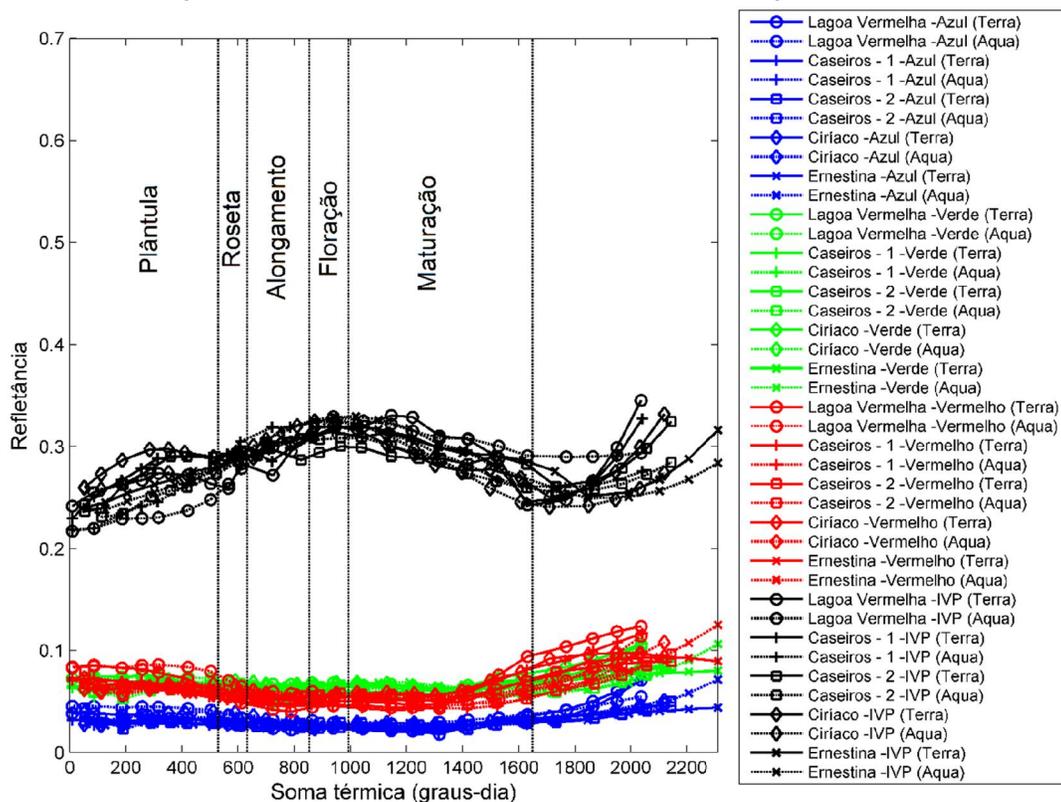
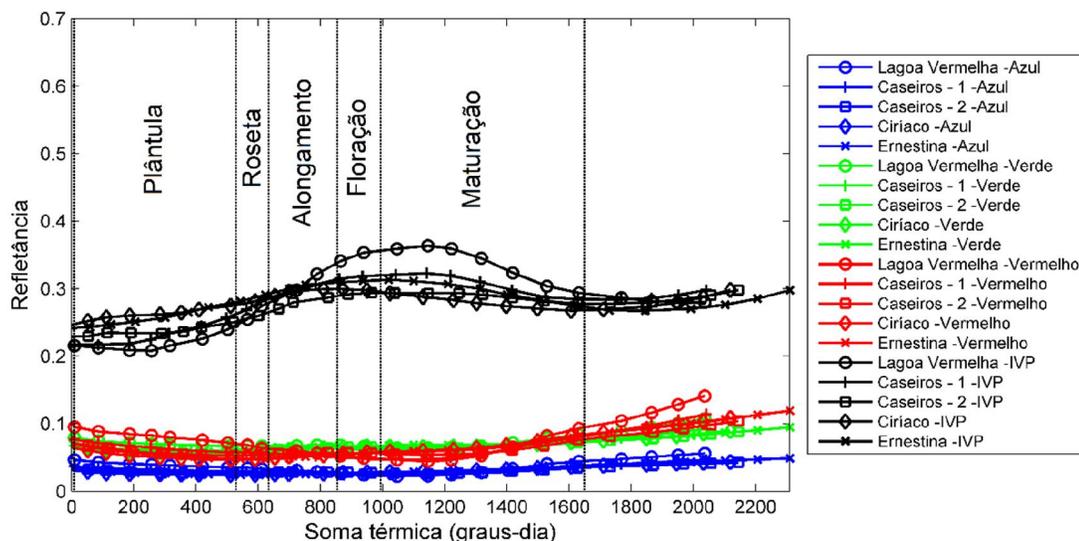


Figura 34 – Variação da reflectância nas bandas espectrais do Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), obtidas através do produto MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2014, em função da soma térmica, representando o ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas.



As variações de reflectância das bandas espectrais do azul, verde, vermelho e infravermelho próximo (Figura 31 à Figura 34), foram semelhantes entre si, nos dois anos estudados, mesmo sendo obtidas a partir de lavouras diferentes. A dinâmica se assemelhou à apresentada para as bandas espectrais simuladas (Figura 25), o que já era esperado, devido à consistência dos resultados obtidos para o perfil espectral terrestre da canola. A variação foi semelhante na amplitude dos valores e no pico de máxima resposta radiométrica da banda do IVP. Na comparação da Figura 25 com as Figura 31 à Figura 34, observa-se que em 2013 o pico de máxima resposta da canola ocorreu próximo a 600 graus-dia, tanto para as parcelas experimentais, quanto para as lavouras monitoradas. No ano de 2014 o valor máximo da resposta radiométrica ocorreu acima de 1000 graus-dia, chegando próximo da variação ocorrida nas parcelas experimentais, nas quais foi próximo a 800 graus-dia.

Ainda, ao comparar a reflectância dos produtos MCD43B4 (Figura 31 e Figura 33) com aquela dos produtos MOD09A1/MYD09A1 (Figura 32 e Figura 34) observou-se presença de ruídos leves nos dados desses últimos produtos, expressos através de variações abruptas entre medições. O maior ruído nos produtos MOD09A1/MYD09A1, quando comparado ao produto MCD43B4 pode parecer contra intuitivo, já que esse último apresenta uma resolução espacial menor que os produtos MOD09A1 e MYD09A1. Contudo, isso pode ser explicado pelo fato de o produto MCD43B4 ser um produto com um grande carga de pré-processamento, o qual é gerado a partir de um modelo de distribuição bidirecional de reflectância e garante que o mesmo apresente uma resposta radiométrica uniformizada para uma medição de 0° de inclinação (USGS, 2015). Já os produtos MOD09A1 e MYD09A1, por serem gerados a partir de valores medidos com melhor qualidade para cada pixel, sem alterações substanciais nos mesmos, além da correção atmosférica, acarreta em diversos ângulos de medição para cada imagem (USGS, 2015). Essa diferença na uniformidade da angulação e pré-processamento pode ser mais impactante no quesito de ruídos que a própria resolução do pixel de cada produto.

A variação das reflectâncias de cada banda espectral, quando avaliadas em função dos estádios fenológicos, também apresentou a mesma variação ocorrida nas bandas espectrais simuladas para as parcelas experimentais. Isso foi observado, tanto para a proximidade dos valores de soma térmica em cada estádio, quanto para a resposta espectral da vegetação, como por exemplo, para o valor máximo de reflectância na banda espectral do IVP, ocorrendo no início do alongamento da haste principal em 2013 e após a floração em 2014. Nesse sentido, as respostas espectrais, em função dos estádios fenológicos foram mais homogêneas em 2013 do que em 2014, mas em ambos os anos apresentaram consistência.

4.4.2 Variação de Índices de Vegetação aplicados à canola

4.4.2.1 Séries temporais de Índices de Vegetação para as parcelas experimentais de canola

Os IV calculados para as parcelas experimentais foram agrupados de acordo com a amplitude dos valores de cada índice (Figura 35 à Figura 36), para os sensores orbitais OLI e MODIS e foram expressos em função da soma térmica necessária para a complementação do ciclo de crescimento e desenvolvimento das plantas, seguindo a mesma abordagem feita para os resultados de radiometria terrestre das parcelas.

Figura 35 – Índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI, GLI, GARI e MCARIZ) calculados a partir das bandas espectrais simuladas dos sensores OLI e MODIS para as parcelas experimentais de canola no ano 2013.

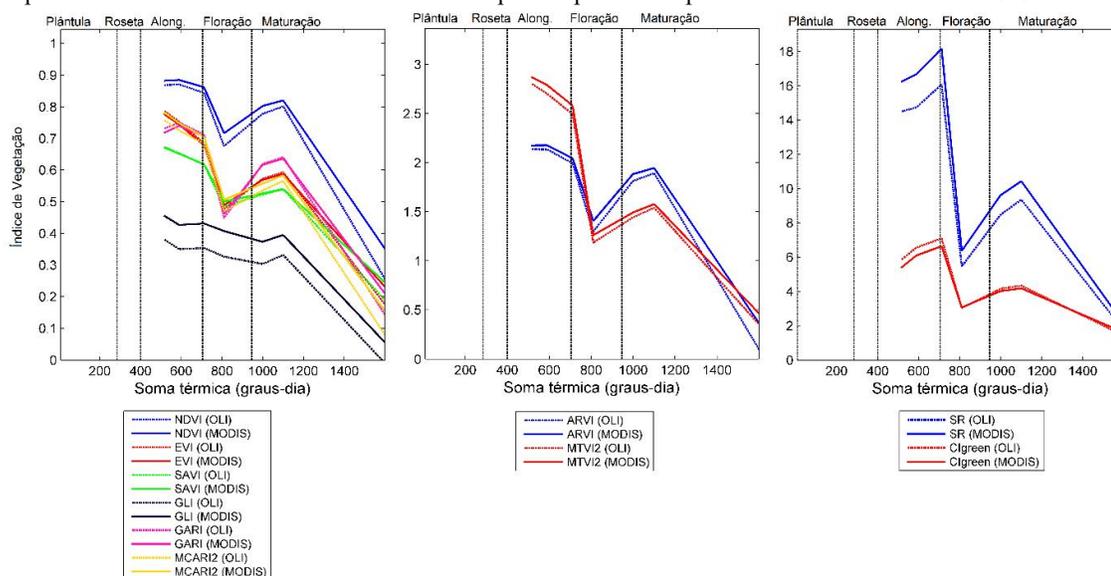
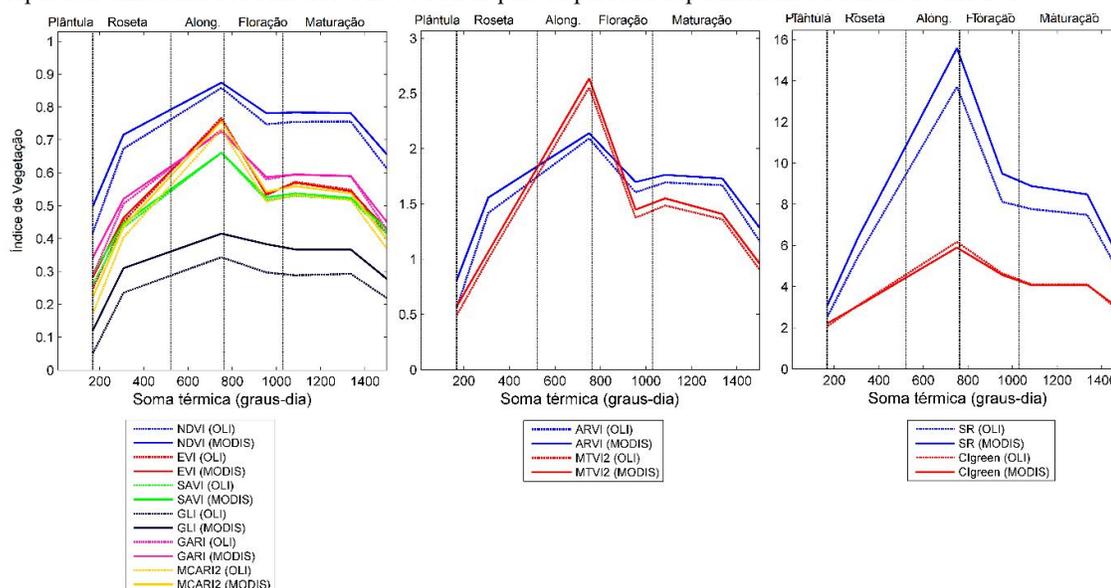
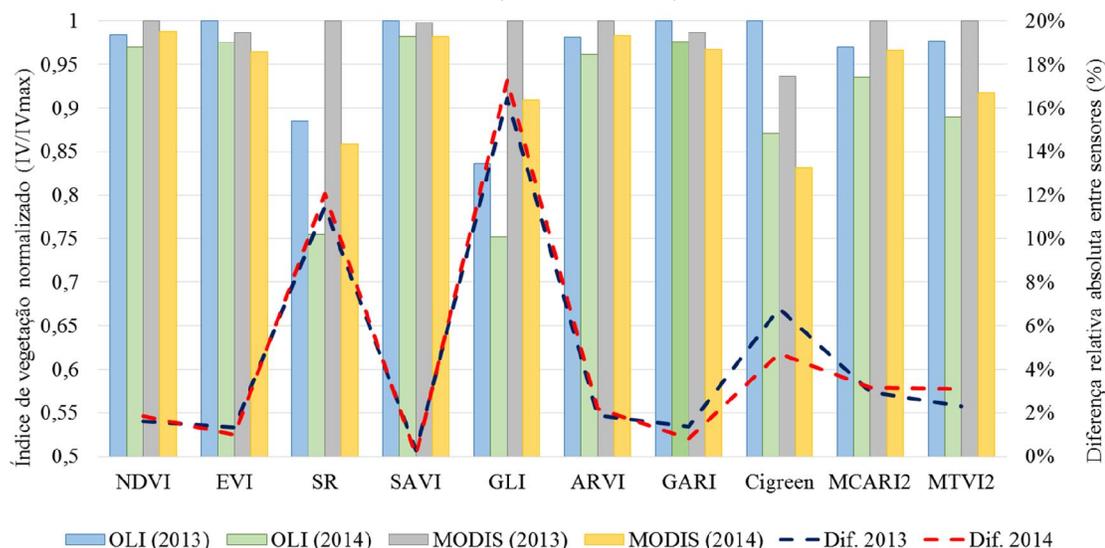


Figura 36 – Índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI, GLI, GARI e MCARI2) calculados a partir das bandas espectrais simuladas dos sensores OLI e MODIS para as parcelas experimentais de canola no ano 2014.



Os IV calculados a partir das bandas simuladas para as parcelas experimentais seguiram variação similar ao dos perfis espectrais completos obtidos pela radiometria, com maior destaque para a variação da banda espectral simulada do Infravermelho próximo (Figura 24). Isso ocorreu devido à essa banda constar no cálculo de todos os IV avaliados, em consequência da característica peculiar da resposta espectral da vegetação em geral, na qual existem diferenças intrínsecas entre as bandas do Vermelho e Infravermelho próximo que os IV procuram realçar (HUETE et al., 1997; PONZONI et al., 2012; ZHANG e HE, 2013). Devido a essas relações entre bandas espectrais e IV, todos os índices apresentaram variação semelhante, quando comparados entre si e com as bandas espectrais, para o mesmo ano de avaliações. Quando comparados os dois anos conjuntamente, observou-se que o valor máximo dos IV para as parcelas de canola foi similar. Isso pode ser melhor avaliado na Figura 37, a qual apresenta as normalizações dos valores máximos dos IV calculados em 2013 e 2014 a partir das bandas de refletância simuladas para os sensores OLI e MODIS.

Figura 37 – Comparação entre valores máximos normalizados para IVs calculados para as parcelas experimentais de canola em 2013 e 2014 em conjunto com avaliação da diferença entre valores máximos de IV calculado a partir das bandas simuladas dos sensores OLI e MODIS (Dif. 2013 e 2014).



Na Figura 37 observa-se que a maior parte dos IV para as bandas simuladas apresentaram valores máximos muito próximos para ambos os sensores, tanto para 2013 quanto 2014. Contudo, quando avaliados em função dos anos, observa-se que o ano 2013 gerou valores de IV calculados para as parcelas experimentais maiores que 2014. Os casos em que houve maiores diferenças relativas entre IV foram para o SR, GLI e Cigreen, tanto entre os valores máximos medidos nos dois anos, para o mesmo sensor, quanto para valores máximos no mesmo ano, para diferentes sensores (OLI/MODIS). Desta forma surge o questionamento sobre a sensibilidade dos IV às mudanças ocorridas na vegetação, pois as diferenças nas variáveis biofísicas nas parcelas, entre os dois anos experimentais (Figura 13 à Figura 15) foram consideráveis, principalmente para área foliar e matéria seca, o que deveria refletir nos valores dos IV calculados, mas não ocorreu de forma expressiva. O fato de esses IV (SR, GLI e Cigreen) terem apresentado maior variabilidade entre os dois anos de experimentos, em relação aos demais índices, pode ser um indicador de que os mesmos possuem uma sensibilidade maior às mudanças biofísicas da canola. Contudo, para que se possa confirmar esta hipótese, é necessária a realização de análises de sensibilidade entre cada índice e para cada variável biofísica.

Nas análises de correlação de Pearson entre os IV, para o mesmo ano, foi observado que todos os índices apresentaram coeficientes de correlação positivos, com altos valores significativos a $p=0,05$, em todos os casos (Tabela 15 e Tabela 16).

Tabela 15 – Coeficientes de correlação de Pearson, para $p=0,05$, entre os IV calculados a partir das bandas simuladas nas parcelas experimentais, para o sensor MODIS, em 2013 e 2014.

IV/Ano	NDVI	EVI	SR	SAVI	GLI	ARVI	GARI	CIgreen	MCARI2	MTVI2
Coeficiente de correlação de Pearson (5%)										
Ano 2013										
NDVI	1,00	0,96	0,86	0,97	0,97	0,99	0,98	0,86	0,97	0,85
EVI	0,96	1,00	0,94	0,99	0,90	0,97	0,98	0,91	1,00	0,96
SR	0,86	0,94	1,00	0,92	0,85	0,88	0,93	0,99	0,93	0,98
SAVI	0,97	0,99	0,92	1,00	0,95	0,97	0,97	0,90	1,00	0,94
GLI	0,97	0,90	0,85	0,95	1,00	0,94	0,90	0,86	0,94	0,87
ARVI	0,99	0,97	0,88	0,97	0,94	1,00	0,99	0,88	0,97	0,87
GARI	0,98	0,98	0,93	0,97	0,90	0,99	1,00	0,93	0,97	0,91
CIgreen	0,86	0,91	0,99	0,90	0,86	0,88	0,93	1,00	0,92	0,95
MCARI2	0,97	1,00	0,93	1,00	0,94	0,97	0,97	0,92	1,00	0,95
MTVI2	0,85	0,96	0,98	0,94	0,87	0,87	0,91	0,95	0,95	1,00
Ano 2014										
NDVI	1,00	0,96	0,90	0,98	0,99	0,99	0,98	0,91	0,97	0,88
EVI	0,96	1,00	0,98	0,99	0,91	0,97	0,99	0,96	1,00	0,98
SR	0,90	0,98	1,00	0,96	0,84	0,93	0,96	0,99	0,97	0,99
SAVI	0,98	0,99	0,96	1,00	0,95	0,98	0,99	0,96	1,00	0,95
GLI	0,99	0,91	0,84	0,95	1,00	0,97	0,95	0,87	0,94	0,81
ARVI	0,99	0,97	0,93	0,98	0,97	1,00	0,99	0,92	0,98	0,91
GARI	0,98	0,99	0,96	0,99	0,95	0,99	1,00	0,96	0,99	0,94
CIgreen	0,91	0,96	0,99	0,96	0,87	0,92	0,96	1,00	0,97	0,97
MCARI2	0,97	1,00	0,97	1,00	0,94	0,98	0,99	0,97	1,00	0,97
MTVI2	0,88	0,98	0,99	0,95	0,81	0,91	0,94	0,97	0,97	1,00

Tabela 16 – Coeficientes de correlação de Pearson, para $p=0,05$, entre os IV calculados a partir das bandas simuladas nas parcelas experimentais, para o sensor OLI, em 2013 e 2014.

IV/Ano	NDVI	EVI	SR	SAVI	GLI	ARVI	GARI	CIgreen	MCARI2	MTVI2
Coeficiente de correlação de Pearson (5%)										
Ano 2013										
NDVI	1,00	0,96	0,90	0,98	0,99	1,00	0,99	0,91	0,98	0,88
EVI	0,96	1,00	0,97	0,99	0,93	0,98	0,99	0,96	1,00	0,98
SR	0,90	0,97	1,00	0,95	0,84	0,92	0,95	0,99	0,97	0,99
SAVI	0,98	0,99	0,95	1,00	0,96	0,99	0,99	0,95	1,00	0,95
GLI	0,99	0,93	0,84	0,96	1,00	0,98	0,96	0,86	0,95	0,83
ARVI	1,00	0,98	0,92	0,99	0,98	1,00	1,00	0,92	0,98	0,91
GARI	0,99	0,99	0,95	0,99	0,96	1,00	1,00	0,95	0,99	0,94
CIgreen	0,91	0,96	0,99	0,95	0,86	0,92	0,95	1,00	0,96	0,97
MCARI2	0,98	1,00	0,97	1,00	0,95	0,98	0,99	0,96	1,00	0,96
MTVI2	0,88	0,98	0,99	0,95	0,83	0,91	0,94	0,97	0,96	1,00
Ano 2014										
NDVI	1,00	0,96	0,90	0,98	0,99	1,00	0,99	0,91	0,98	0,88
EVI	0,96	1,00	0,97	0,99	0,93	0,98	0,99	0,96	1,00	0,98
SR	0,90	0,97	1,00	0,95	0,84	0,92	0,95	0,99	0,97	0,99
SAVI	0,98	0,99	0,95	1,00	0,96	0,99	0,99	0,95	1,00	0,95
GLI	0,99	0,93	0,84	0,96	1,00	0,98	0,96	0,86	0,95	0,83
ARVI	1,00	0,98	0,92	0,99	0,98	1,00	1,00	0,92	0,98	0,91
GARI	0,99	0,99	0,95	0,99	0,96	1,00	1,00	0,95	0,99	0,94
CIgreen	0,91	0,96	0,99	0,95	0,86	0,92	0,95	1,00	0,96	0,97
MCARI2	0,98	1,00	0,97	1,00	0,95	0,98	0,99	0,96	1,00	0,96
MTVI2	0,88	0,98	0,99	0,95	0,83	0,91	0,94	0,97	0,96	1,00

Mesmo todos os IV tendo apresentado correlação significativa, para os dois anos e sensores, os IV SR, GLI, CIgreen e MTVI2, foram os que apresentaram os menores valores de

correlação. Os resultados da análise de correlação reforçam a análise feita para a Figura 37, demonstrando que há a possibilidade de uma diferenciação desses IV no tocante à sensibilidade às mudanças biofísicas da canola. Contudo, novamente, não é possível afirmar isso sem uma análise específica de sensibilidade de IV. Ainda vale destacar que o IV que apresentou maiores correlações com todos os demais IV, para ambos sensores e anos foi o MCARI2, o que pode indicar que o mesmo pode ser capaz de atender os objetivos que os demais IV procuraram atingir em sua formulação.

4.4.2.2 Séries temporais de Índices de Vegetação para as lavouras de canola

Os perfis temporais dos índices de vegetação calculados a partir das bandas espectrais dos produtos MCD43B4 e MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas apresentados na Figura 38 à Figura 43. Os índices NDVI, EVI, e MCARI2 como potenciais para serem aplicados em grande escala, devido a sua consistência nas análises prévias. Contudo, todos os demais IV calculados apresentam esse mesmo padrão. Ainda, nessas figuras estão dispostos os estádios fenológicos, em numerais romanos, seguindo a ordem apresentada na Figura 2.

Figura 38 – Índice de vegetação normalizada (NDVI) calculado a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola monitoradas em 2013, em função da soma térmica.

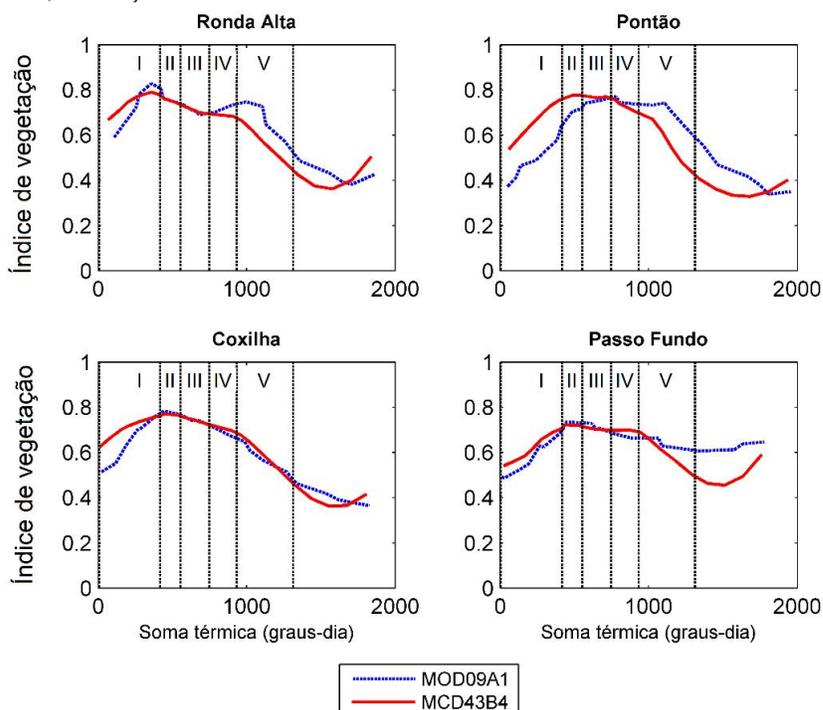


Figura 39 – Perfis temporais do EVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2013.

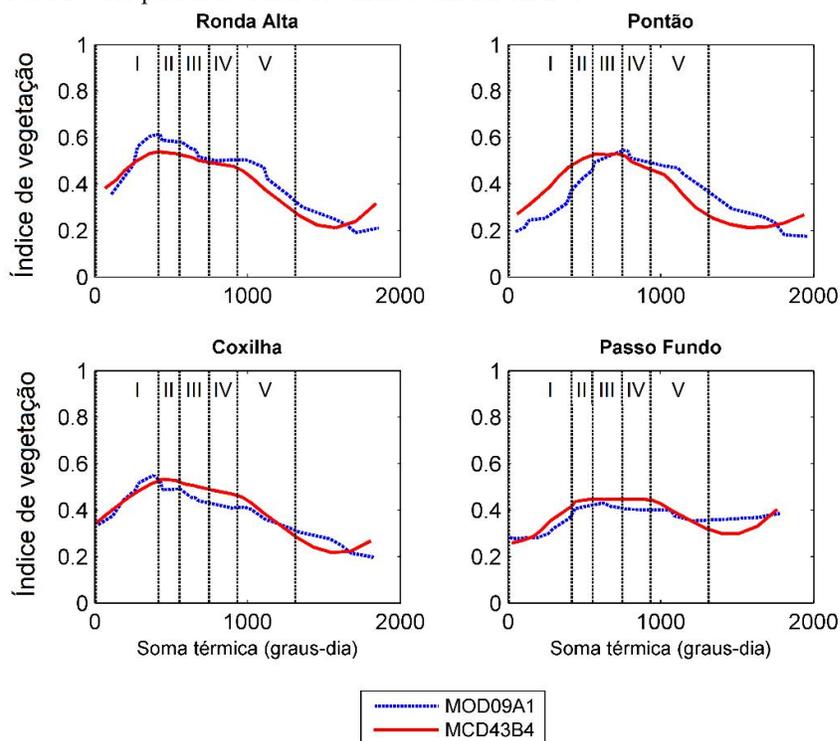


Figura 40 – Perfis temporais do MCARI2 calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2013.

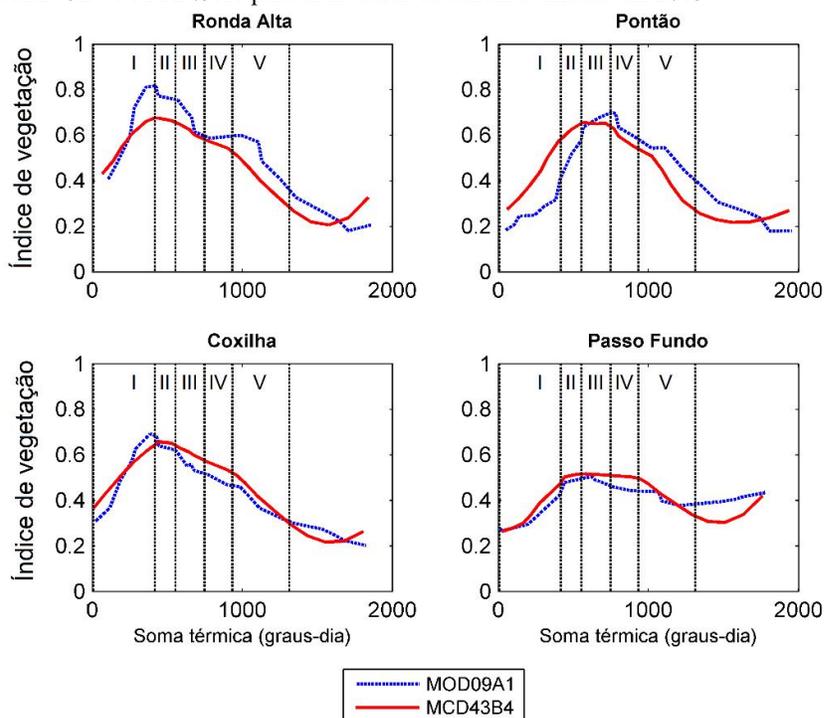


Figura 41 – Perfis temporais do NDVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014.

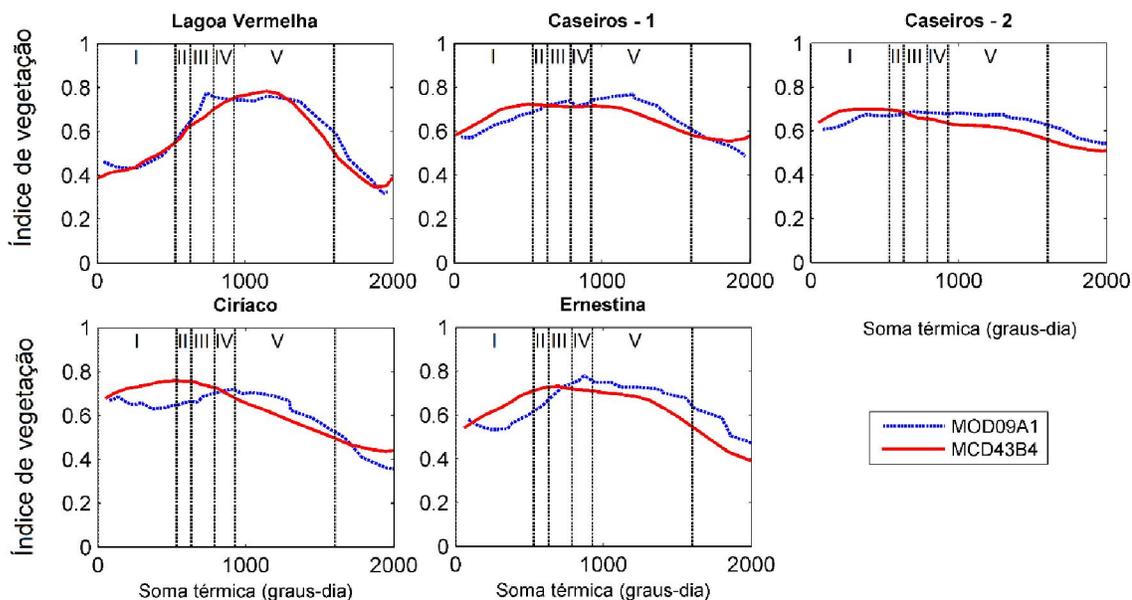


Figura 42 – Perfis temporais do EVI calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014.

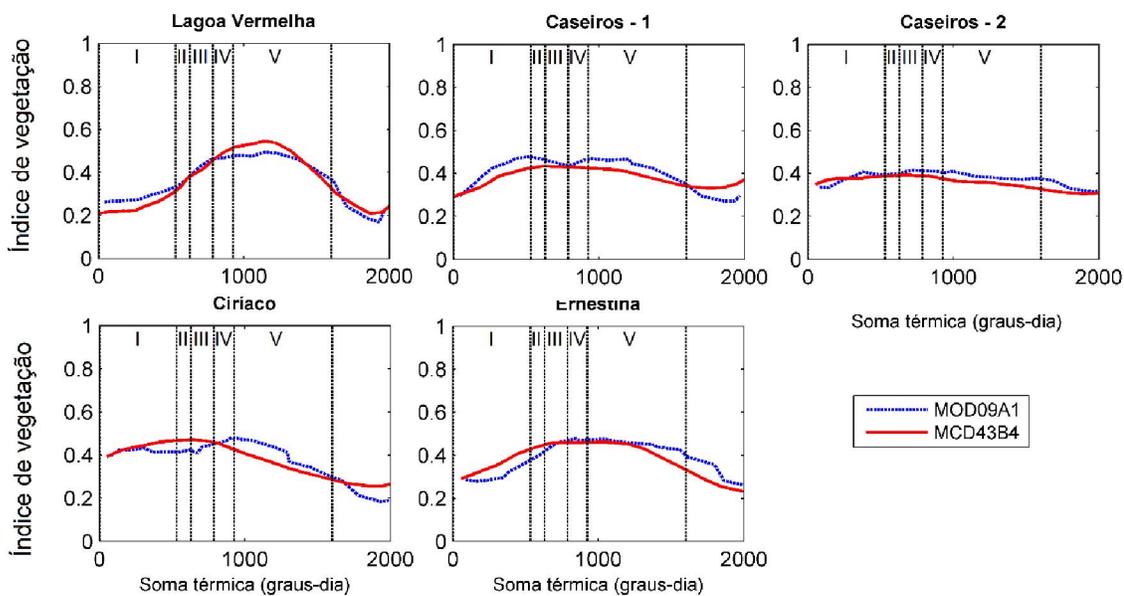
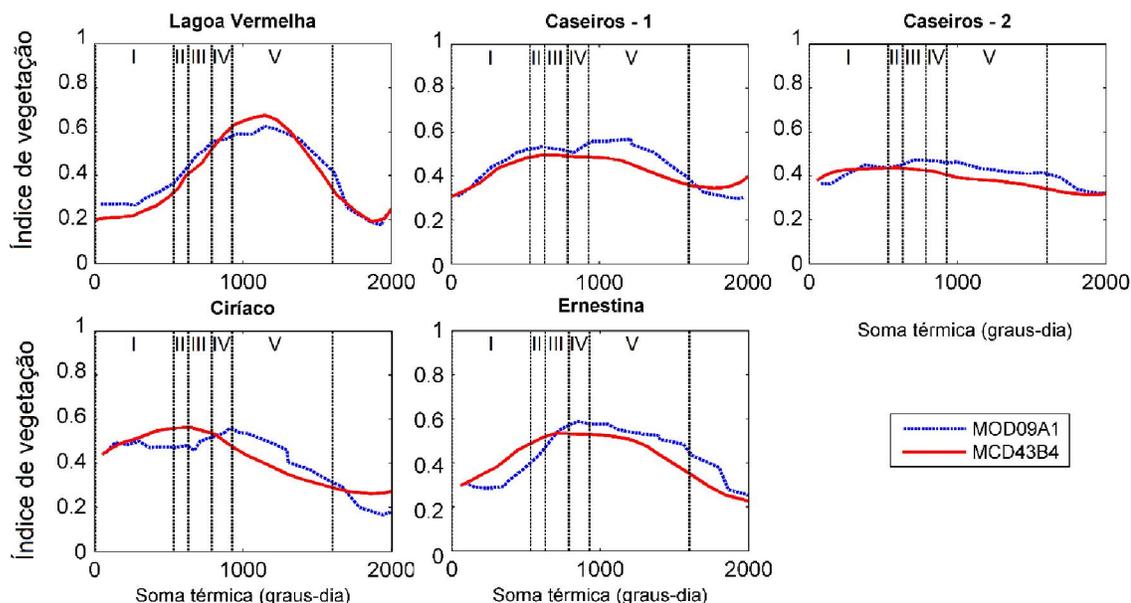


Figura 43 – Perfis temporais do MCARI2 calculados a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para as lavouras de canola avaliadas em 2014.



As curvas de IV calculadas a partir do produto MCD43B4 apresentaram maior suavidade temporal do que aquelas calculadas a partir dos produtos MOD09A1 e MYD09A1, mesmo ambos conjuntos de dados terem passado pelas mesmas etapas de processamento específicas desse trabalho, ou seja, desconsiderando o pré-processamento realizado antes da disponibilização dos produtos pelo USGS, e filtragem. Essa resposta demonstra consistência em todos os casos. A discrepância entre as curvas de IV dos dois produtos pode ser explicada pela diferença na uniformidade dos ângulos de medição entre os produtos MCD43B4 e MOD09A1/MYD09A1, sendo que enquanto o primeiro produto é modelado para ângulo de medição de 0° , os dois últimos possuem angulação dependente da qualidade das imagens medidas no período de 8 dias (USGS, 2015c, 2015e). Apesar do produto MCD43B4 ter resolução mais grosseira, a metodologia de geração do produto garante que os dados, de cada pixel, sejam mais consistentes entre datas de medição (USGS, 2015c).

Também foi verificado que, na maior parte dos IV calculados para as lavouras monitoradas, há uma defasagem de tempo entre as detecções de mudanças pelos produtos MCD43B4, MOD09A1 e MYD09A1, mesmo após as imagens terem sido apresentadas em função da soma térmica necessária a complementação do ciclo das plantas em cada lavoura. Esse efeito pode ser atribuído, especialmente, a dois fatores. O primeiro é a metodologia de geração do produto, a qual seleciona, dentro dos 8 dias de intervalo do produto MOD09A1 e MYD09A1, o valor diário de maior qualidade, como por exemplo, medições sem cobertura de

nuvens ou presença de aerossóis, para cada pixel e apresentam esse valor com a data dessa medição selecionada (USGS, 2015e). Enquanto isso, o produto MCD43B4 utiliza o valor diário de maior qualidade, dentro do período de 8 dias, em conjunto com dados da medição e as condições atmosféricas, para modelar um valor corrigido. Contudo, independente de qual dia o dado apresentou maior qualidade, a data do dado é data de disponibilização do produto, ou seja, de 8 em 8 dias (USGS, 2015).

O segundo fator que pode ter acarretado a defasagem entre as curvas de IV, é a diferença entre as resoluções dos dois produtos. Como o produto MCD43B4 apresenta resolução menor do que os produtos MOD09A1 e MYD09A1, com pixel de 1 km x 1 km, é possível que haja influência de outras culturas agrícolas e/ou objetos, no valor resultante de reflectância, especialmente se for considerada a análise visual feita através da Figura 30. Nesse sentido, se nos pixels de 500 m já é possível observar a presença de ruídos, em pixels maiores essa influência é mais acentuada. No entanto, mesmo com as diferenças de suavidade dos dados e com a defasagem na detecção de mudanças na canola, ambos os produtos permitiram o cálculo de IV, com variação semelhante e que seguem a resposta dos IV calculados para as parcelas experimentais de canola (Figura 35 e Figura 36). Como as imagens de satélite possuem intervalos de amostragem menores do que os intervalos que foram utilizados na medição da radiometria terrestre, as séries temporais de índices de vegetação calculados a partir dos produtos utilizados nesse estudo apresentam variação temporal mais suave e cobrindo um período maior do ciclo da cultura, desde a semeadura até a colheita.

Como os IV são intrinsecamente dependentes da banda do infravermelho próximo, os mesmos apresentaram relação com essa banda espectral, nos estádios fenológicos da canola. Para o ano de 2013 o valor máximo dos IV ocorreu após a formação da roseta e ao longo do alongamento, decrescendo com o surgimento da floração. Já em 2014, as lavouras monitoradas apresentaram valores máximos de IV após o estágio de alongamento da haste principal, indicando que o crescimento e desenvolvimento das plantas teve início mais fraco em 2014, comparado às plantas das lavouras em 2013.

Vale salientar que as lavouras foram visitadas a cada 15 dias, e com isso existe a possibilidade dos estádios fenológicos terem iniciado antes da detecção realizada nas visitas às lavouras, podendo acarretar em algumas variações nos resultados apresentados. Além disso, como em 2014 somente foram monitoradas lavouras em Lagoa Vermelha e Ernestina, as lavouras localizadas em Caseiros (I e II) e Ciríaco tiveram as mudanças fenológicas estimadas pela comparação com as datas e locais das lavouras monitoradas.

4.5 Modelos de estimativa de variáveis biofísicas da canola

4.5.1 Coeficientes de correlação entre variáveis biofísicas da canola e índices de vegetação de imagens orbitais

As correlações de Pearson, entre os IV acumulados e variáveis biofísicas da canola referentes às lavouras monitoradas (Tabela 17, Tabela 18 e Tabela 19), demonstraram que os IV acumulados ao longo do ciclo da cultura apresentaram correlações muito fortes e significativas para as variáveis biofísicas que apresentam resposta cumulativa no tempo, como é o caso da matéria seca da haste, das siliquas e total e altura das plantas. No entanto, a matéria seca das siliquas apresentou correlações com IV mais fracas que as demais, o que pode ter sido causada pelo menor número de dados dessa variável, já que as siliquas só surgiram em estágio avançado de crescimento e desenvolvimento da cultura. Contudo, apesar disso, o uso desses índices para a realização de inferências sobre a matéria seca das siliquas ainda se justifica, já que foram obtidos coeficientes de correlação acima de 0,7 entre todos IV e essa variável, para ambos anos e produtos MODIS.

Enquanto isso, para variáveis com resposta temporal parabólica, como as variáveis matéria seca da folha e IAF estimado, os coeficientes de correlação foram praticamente nulos e sem significância estatística. Poderia, portanto, ser questionado o uso dos índices acumulados ao longo do ciclo da cultura, como variável independente, válida para a estimativa dessas variáveis biofísicas. Contudo, ao se observar a Figura 44, a qual apresenta a dispersão da matéria seca das folhas, em função do NDVI acumulado medido nas lavouras monitoradas de canola em 2013, é possível observar a tendência temporal com resposta parabólica. Essa resposta é facilmente sintetizada por uma função gaussiana, que também é aplicável as demais variáveis biofísicas da canola e, por isso, reforça a escolha desse modelo como parte da metodologia de estimativa das variáveis biofísicas da canola. Vale lembrar, que a variação apresentada pelo NDVI (Figura 44) é muito semelhante aos demais IV calculados. Além disso, a escolha dos IV e do ano de 2013 como exemplo, foi realizada apenas para ilustrar o padrão, que se repetiu em 2014 para essa variável.

Figura 44 – Dispersão dos valores de matéria seca das folhas, em função do NDVI acumulado, medido nas lavouras de canola monitoradas em 2013.

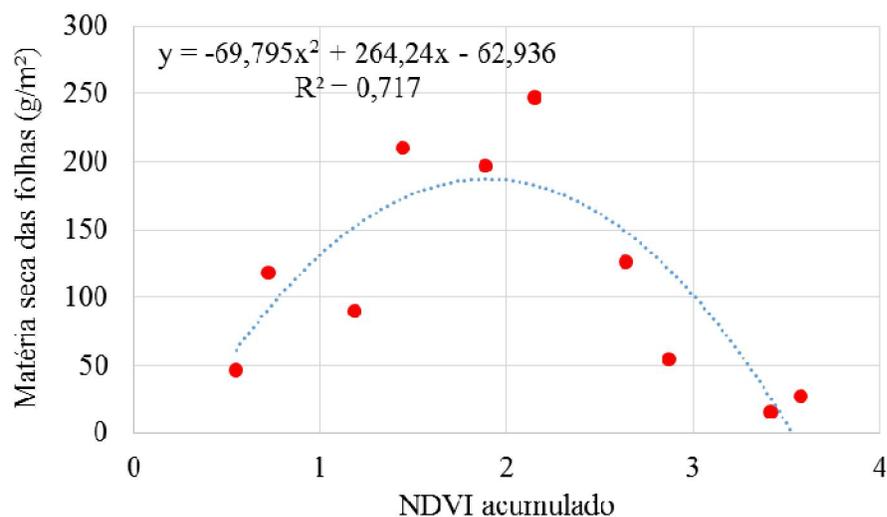


Tabela 17 – Coeficientes de correlação de Pearson entre variáveis biofísicas e IV acumulados calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4, para as lavouras de canola monitoradas em 2013.

	Altura	MS ¹ Total	MS ¹ Folha	MS ¹ Haste	MS ¹ Siliquas	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1						
NDVI	0,88**	0,89**	-0,03 ^{ns}	0,90**	0,74**	-0,02 ^{ns}
EVI	0,89**	0,90**	0,00 ^{ns}	0,90**	0,75**	0,01 ^{ns}
SR	0,90**	0,89**	0,01 ^{ns}	0,90**	0,73**	0,01 ^{ns}
SAVI	0,89**	0,90**	-0,01 ^{ns}	0,90**	0,75**	-0,01 ^{ns}
GLI	0,89**	0,88**	0,00 ^{ns}	0,88**	0,73**	0,01 ^{ns}
ARVI	0,89**	0,89**	-0,03 ^{ns}	0,90**	0,74**	-0,03 ^{ns}
GARI	0,89**	0,89**	-0,03 ^{ns}	0,90**	0,74**	-0,04 ^{ns}
CIgreen	0,89**	0,89**	-0,01 ^{ns}	0,90**	0,72**	-0,02 ^{ns}
MCARI2	0,89**	0,89**	0,01 ^{ns}	0,89**	0,74**	0,01 ^{ns}
MTVI2	0,88**	0,88**	0,02 ^{ns}	0,88**	0,73**	0,02 ^{ns}
MCD43B4						
NDVI	0,92**	0,94**	-0,09 ^{ns}	0,94**	0,78**	-0,09 ^{ns}
EVI	0,91**	0,92**	-0,06 ^{ns}	0,93**	0,77**	-0,06 ^{ns}
SR	0,92**	0,92**	-0,03 ^{ns}	0,94**	0,74**	-0,04 ^{ns}
SAVI	0,91**	0,93**	-0,07 ^{ns}	0,93**	0,77**	-0,07 ^{ns}
GLI	0,92**	0,91**	-0,02 ^{ns}	0,93**	0,74**	-0,03 ^{ns}
ARVI	0,92**	0,93**	-0,06 ^{ns}	0,94**	0,76**	-0,06 ^{ns}
GARI	0,92**	0,94**	-0,08 ^{ns}	0,94**	0,78**	-0,08 ^{ns}
CIgreen	0,92**	0,93**	-0,06 ^{ns}	0,94**	0,77**	-0,06 ^{ns}
MCARI2	0,91**	0,91**	-0,04 ^{ns}	0,92**	0,75**	-0,04 ^{ns}
MTVI2	0,90**	0,91**	-0,03 ^{ns}	0,92**	0,75**	-0,06 ^{ns}

** e ^{ns} representam, respectivamente, a significância e não significância a 5% de probabilidade de erro pelo teste t para a correlação de Pearson. ¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 18 – Coeficientes de correlação de Pearson entre medições biofísicas médias e IV acumulados médios relativos às lavouras de canola de 2014. IV calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4.

	Altura	MS ¹ Total	MS ¹ Folha	MS ¹ Haste	MS ¹ Siliquas	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1						
NDVI	0,93**	0,96**	-0,55 ^{ns}	0,92**	0,86**	-0,54 ^{ns}
EVI	0,93**	0,96**	-0,53 ^{ns}	0,93**	0,87**	-0,55 ^{ns}
SR	0,93**	0,95**	-0,56 ^{ns}	0,90**	0,85**	-0,55 ^{ns}
SAVI	0,93**	0,96**	-0,54 ^{ns}	0,93**	0,87**	-0,55 ^{ns}
GLI	0,92**	0,97**	-0,55 ^{ns}	0,95**	0,89**	-0,57 ^{ns}
ARVI	0,93**	0,96**	-0,54 ^{ns}	0,92**	0,86**	-0,54 ^{ns}
GARI	0,93**	0,95**	-0,55 ^{ns}	0,91**	0,85**	-0,53 ^{ns}
CIgreen	0,92**	0,94**	-0,55 ^{ns}	0,88**	0,83**	-0,53 ^{ns}
MCARI2	0,93**	0,96**	-0,54 ^{ns}	0,93**	0,87**	-0,55 ^{ns}
MTVI2	0,93**	0,96**	-0,55 ^{ns}	0,92**	0,87**	-0,54 ^{ns}
MCD43B4						
NDVI	0,97**	0,94**	-0,32 ^{ns}	0,95**	0,78**	-0,33 ^{ns}
EVI	0,97**	0,92**	-0,32 ^{ns}	0,93**	0,76**	-0,32 ^{ns}
SR	0,96**	0,95**	-0,31 ^{ns}	0,96**	0,79**	-0,32 ^{ns}
SAVI	0,97**	0,93**	-0,32 ^{ns}	0,94**	0,76**	-0,31 ^{ns}
GLI	0,96**	0,95**	-0,31 ^{ns}	0,96**	0,79**	-0,33 ^{ns}
ARVI	0,97**	0,95**	-0,31 ^{ns}	0,95**	0,79**	-0,31 ^{ns}
GARI	0,97**	0,95**	-0,31 ^{ns}	0,95**	0,78**	-0,32 ^{ns}
CIgreen	0,97**	0,95**	-0,32 ^{ns}	0,96**	0,80**	-0,33 ^{ns}
MCARI2	0,97**	0,93**	-0,32 ^{ns}	0,94**	0,77**	-0,33 ^{ns}
MTVI2	0,96**	0,93**	-0,32 ^{ns}	0,94**	0,76**	-0,32 ^{ns}

** e ^{ns} representam, respectivamente, a significância e não significância a 5% de probabilidade de erro pelo teste t para a correlação de Pearson. ¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 19 – Coeficientes de correlação de Pearson entre medições biofísicas e IV acumulados relativos às médias combinadas das lavouras de canola de 2013 e 2014. IV calculados a partir das bandas obtidas nos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4.

	Altura	MS ¹ Total	MS ¹ Folha	MS ¹ Haste	MS ¹ Siliquas	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1 (2013-2014)						
NDVI	0,91**	0,89**	0,02 ^{ns}	0,90**	0,74**	0,01 ^{ns}
EVI	0,91**	0,90**	0,03 ^{ns}	0,91**	0,76**	0,01 ^{ns}
SR	0,92**	0,89**	0,06 ^{ns}	0,90**	0,73**	0,05 ^{ns}
SAVI	0,91**	0,90**	0,03 ^{ns}	0,91**	0,76**	0,02 ^{ns}
GLI	0,89**	0,88**	0,07 ^{ns}	0,88**	0,73**	0,04 ^{ns}
ARVI	0,91**	0,90**	0,02 ^{ns}	0,90**	0,75**	0,01 ^{ns}
GARI	0,91**	0,89**	0,01 ^{ns}	0,90**	0,74**	0,03 ^{ns}
CIgreen	0,91**	0,89**	0,03 ^{ns}	0,90**	0,73**	0,03 ^{ns}
MCARI2	0,90**	0,90**	0,05 ^{ns}	0,90**	0,75**	0,02 ^{ns}
MTVI2	0,90**	0,89**	0,06 ^{ns}	0,89**	0,74**	0,03 ^{ns}
MCD43B4 (2013-2014)						
NDVI	0,94**	0,93**	-0,04 ^{ns}	0,94**	0,76**	-0,06 ^{ns}
EVI	0,93**	0,91**	0,02 ^{ns}	0,93**	0,73**	-0,02 ^{ns}
SR	0,94**	0,91**	0,03 ^{ns}	0,94**	0,72**	0,01 ^{ns}
SAVI	0,94**	0,92**	0,01 ^{ns}	0,93**	0,73**	-0,02 ^{ns}
GLI	0,94**	0,90**	0,07 ^{ns}	0,93**	0,70**	0,04 ^{ns}
ARVI	0,95**	0,93**	-0,01 ^{ns}	0,94**	0,75**	-0,04 ^{ns}
GARI	0,94**	0,94**	-0,04 ^{ns}	0,94**	0,76**	-0,07 ^{ns}
CIgreen	0,94**	0,93**	-0,01 ^{ns}	0,94**	0,75**	-0,04 ^{ns}
MCARI2	0,93**	0,90**	0,05 ^{ns}	0,92**	0,71**	0,05 ^{ns}
MTVI2	0,93**	0,90**	0,06 ^{ns}	0,92**	0,71**	0,03 ^{ns}

** e ^{ns} representam, respectivamente, a significância e não significância a 5% de probabilidade de erro pelo teste t para a correlação de Pearson. ¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

Diversos estudos que procuraram relacionar IAF de culturas agrícolas e índices de vegetação e que obtiveram relações significativas entre ambos (HATFIELD e PRUEGER, 2010; VIÑA et al., 2011; LIU et al., 2012) demonstram que os IV respondem fortemente à variação do IAF (CARLSON e RIPLEY, 1997; LIU et al., 2015). Contudo, de acordo com o trabalho apresentado por Vicari et al. (2015), o uso de valores de IV não acumulados apresentaram correlações medianas com a matéria seca de folhas, utilizada nesse estudo para estimar o IAF. A tentativa de utilizar valores acumulados de IV para melhorar as correlações das variáveis biofísicas da canola, em relação ao trabalho de Vicari et al. (2015), foi bem sucedida para as variáveis acumulativas da canola. Contudo, para a matéria seca das folhas e IAF, obteve-se uma resposta contrária ao observado na literatura, com correlações fracas entre IAF e IV. Isso pode ser explicado pelo comportamento parabólico das variáveis biofísicas da canola relacionadas com as folhas da planta, as quais, após atingirem o máximo desenvolvimento, entram em um período de senescência e, conseqüentemente, reduzem o IAF. Já o acúmulo de IV ao longo do ciclo da cultura apresenta uma variação sempre crescente, acarretando em divergência de variação ao longo do tempo com o IAF, o que explica as baixas correlações medidas entre essas variáveis. No entanto, como o apresentado na Figura 44, apesar de uma correlação baixa entre IV e IAF, modelos com variação parabólica e/ou gaussiana podem representar a variação do IAF ao longo do ciclo da cultura mesmo a partir de IV acumulados.

Como os valores acumulados dos IV foram obtidos a partir da média entre as lavouras monitoradas e esses valores já possuem certa atenuação dos valores de refletância medidos pelos sensores orbitais, devido à heterogeneidade de cada pixel, seria esperado que houvesse impacto negativo nas correlações entre IV medidos por sensores orbitais e as variáveis biofísicas medidas nas lavouras monitoradas. Contudo, a partir das correlações obtidas através dos IV calculados com base nos produtos MCD43B4 e MOD09A1, de resoluções espaciais diferentes e, conseqüentemente, heterogeneidade de pixels diferentes, é possível observar que os valores de correlação foram similares, o que pode indicar que a heterogeneidade dos pixels, apesar de poder impactar nos resultados, não impede que esses produtos sejam aplicados nas estimativas de variáveis biofísicas da canola.

Por fim, vale salientar que a comparação entre coeficientes de correlação de diferentes IV, para uma mesma variável biofísica, demonstra que não houve diferenças relevantes entre os IV, o que indica que todos os dez IV avaliados apresentam potencial de aplicação para a criação de modelos de estimativas de variáveis biofísicas da canola.

4.5.1.1 Modelos de regressão gaussianos para estimativas de parâmetros biofísicos da canola a partir de índices de vegetação

Todos os modelos de estimativa de variáveis biofísicas da canola, a partir de índices de vegetação (IV) acumulados foram gerados a partir do ajuste de funções de regressão gaussianas (Equação 15).

$$y(x) = a1 * e^{\left(-\left(\frac{x-b1}{c1}\right)^2\right)} \quad (15)$$

Sendo:

y = variável biofísica da canola a ser estimada;

x = valor do acumulado de IV;

a1, b1 e c1 = coeficientes gerados pelo ajuste da função gaussiana.

Os modelos de regressão gerados permitem a estimativa de variáveis biofísicas da canola com qualquer um dos IV acumulado testados nesse trabalho, durante o ciclo de crescimento e desenvolvimento da cultura. Os três IV que apresentaram os maiores valores de coeficiente de determinação, quando relacionados com as variáveis biofísica da canola das lavouras monitoradas para cada ano e produto MODIS utilizado são apresentados na Tabela 20 à Tabela 25. Verifica-se que os mesmos apresentaram ajustes elevados, especialmente, para as variáveis biofísicas da canola que acumulam ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura. Os coeficientes de determinação dos modelos seguem o mesmo padrão observado para a análise de correlação entre as variáveis biofísicas da canola e os IV, sendo maiores para a altura das plantas, matéria seca total e matéria seca da haste, seguidos pela matéria seca das sementes e, por último, a matéria seca das folhas e IAF.

Os coeficientes de determinação, encontrados para os modelos de estimativas das variáveis biofísicas são compatíveis aos encontrados em outros trabalhos, como o de Zhang e He (2013). Esses, valores evidenciam o potencial do uso de modelos gaussianos de regressão para a estimativa de variáveis biofísicas da canola a partir de IV calculados por imagens de satélite, conforme por demonstrado em outros trabalhos para culturas agrícolas (MOURA et al., 2012; ZHAO et al., 2012; POTGIETER et al., 2013).

Tabela 20 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2013, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
SR	138,75	39,41	21,90	0,84
NDVI	139,16	4,17	2,43	0,84
EVI	139,75	2,80	1,64	0,84
MS ² Total (g/m ²)				
SR	2702,75	53,88	22,63	0,89
EVI	2941,10	4,19	1,93	0,87
NDVI	2356,97	5,72	2,61	0,85
MS ² Folha (g/m ²)				
NDVI	236,10	2,75	2,08	0,48
SR	232,13	26,01	18,57	0,44
EVI	229,62	1,81	1,42	0,41
MS ² Haste (g/m ²)				
SR	941,08	40,65	14,15	0,89
EVI	948,01	3,00	1,21	0,85
NDVI	926,19	4,52	1,83	0,84
MS ² Siliquas (g/m ²)				
SR	1244,40	46,33	10,17	0,80
EVI	1849,03	3,92	1,14	0,79
NDVI	1590,11	4,59	0,30	0,78
IAF ³				
NDVI	3,71	2,75	2,11	0,47
SR	3,65	25,99	18,82	0,44
EVI	3,61	1,81	1,43	0,41

¹Coeficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. ²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 21 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2013, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
GARI	141,59	2,81	1,65	0,92
ARVI	141,07	7,66	4,46	0,92
NDVI	141,82	3,67	2,17	0,92
MS ² Total (g/m ²)				
GARI	2607,37	4,10	1,86	0,94
NDVI	2671,88	5,49	2,54	0,93
CIgreen	2403,49	27,83	12,14	0,93
MS ² Folha (g/m ²)				
NDVI	256,18	2,49	1,71	0,65
GARI	255,71	1,92	1,30	0,65
ARVI	254,68	5,24	3,54	0,62
MS ² Haste (g/m ²)				
CIgreen	965,61	22,13	8,27	0,94
GARI	954,85	3,04	1,16	0,94
ARVI	949,27	8,33	3,18	0,93
MS ² Siliquas (g/m ²)				
NDVI	1180,42	4,09	0,49	0,88
GARI	1114,44	3,15	0,41	0,87
ARVI	1107,32	8,57	1,08	0,86
IAF ³				
NDVI	4,02	2,49	1,74	0,65
GARI	4,01	1,92	1,31	0,65
ARVI	4,00	5,24	3,59	0,61

¹Coeficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. ²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 22 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2014, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
ARVI	122,02	7,64	4,52	0,97
SAVI	122,06	2,22	1,31	0,97
NDVI	122,04	3,58	2,11	0,97
MS ² Total (g/m ²)				
GLI	2178,51	1,45	0,67	0,97
MCARI2	2262,17	2,66	1,24	0,97
EVI	2275,76	2,95	1,35	0,97
MS ² Folha (g/m ²)				
MCARI2	225,03	1,05	0,59	0,90
GLI	225,37	0,58	0,34	0,90
MTVI2	223,99	2,71	1,54	0,90
MS ² Haste (g/m ²)				
GLI	839,14	1,52	0,78	0,89
EVI	782,64	2,63	1,19	0,88
MCARI2	784,02	2,39	1,11	0,88
MS ² Siliquas (g/m ²)				
GLI	1355,84	1,41	0,43	0,94
MTVI2	1403,72	5,84	1,29	0,93
MCARI2	1345,01	2,30	0,56	0,93
IAF ³				
GLI	3,97	0,59	0,34	0,87
MCARI2	3,98	1,08	0,59	0,87
MTVI2	3,98	2,79	1,50	0,86

¹Coeficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano.

²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 23 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2014, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
NDVI	118,06	3,29	1,82	0,98
GARI	118,20	2,55	1,42	0,97
SAVI	117,92	2,01	1,13	0,97
MS ² Total (g/m ²)				
CIgreen	2296,37	26,33	12,75	0,96
ARVI	2394,00	10,19	4,92	0,96
GLI	2182,66	1,53	0,76	0,96
MS ² Folha (g/m ²)				
GLI	228,97	0,58	0,34	0,90
SR	227,91	15,07	8,66	0,89
CIgreen	225,46	10,03	5,61	0,87
MS ² Haste (g/m ²)				
GLI	703,07	1,10	0,41	0,97
SR	704,19	28,12	10,43	0,97
CIgreen	707,65	18,87	7,12	0,97
MS ² Siliquas (g/m ²)				
MCARI2	2547,29	1,79	0,18	0,99
SAVI	4387,46	1,97	0,16	0,99
MTVI2	2045,47	4,58	0,51	0,98
IAF ³				
GLI	3,98	0,59	0,35	0,83
SR	3,97	15,32	8,71	0,82
CIgreen	3,98	10,26	5,54	0,82

¹Coeficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. ²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 24 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MOD09A1/MYD09A1 para as lavouras monitoradas de 2013 e 2014, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
GARI	137,85	3,25	1,89	0,87
CIgreen	137,12	24,17	14,00	0,87
NDVI	138,25	4,20	2,47	0,87
MS ² Total (g/m ²)				
EVI	2479,75	3,86	1,88	0,87
SAVI	2590,58	3,93	1,93	0,86
SR	3012,59	59,19	27,54	0,86
MS ² Folha (g/m ²)				
GARI	197,03	2,02	1,83	0,25
ARVI	196,00	5,55	5,07	0,24
CIgreen	196,43	15,02	13,44	0,24
MS ² Haste (g/m ²)				
SR	933,53	41,28	15,85	0,87
EVI	944,65	2,92	1,21	0,87
SAVI	936,18	2,88	1,20	0,86
MS ² Siliquas (g/m ²)				
ARVI	1624,16	12,30	3,78	0,74
SAVI	6335,40	5,61	1,94	0,74
EVI	3767,10	5,12	1,81	0,74
IAF ³				
GARI	3,18	2,01	1,83	0,26
CIgreen	3,18	14,97	13,34	0,25
ARVI	3,15	5,50	5,08	0,25

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. ²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 25 – Coeficientes do modelo de estimativa de variáveis biofísicas para os três IV, obtidos através do produto MCD43B4 para as lavouras monitoradas de 2013 e 2014, com melhor ajuste.

IV	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura (cm)				
ARVI	136,92	7,90	4,68	0,93
NDVI	137,34	3,79	2,26	0,93
GARI	136,97	2,90	1,72	0,93
MS ² Total (g/m ²)				
GARI	2367,66	3,83	1,72	0,94
NDVI	2340,49	5,01	2,27	0,93
CIgreen	2285,02	26,81	11,83	0,93
MS ² Folha (g/m ²)				
GARI	213,68	1,80	1,37	0,35
NDVI	211,62	2,35	1,83	0,33
ARVI	209,33	4,92	3,86	0,32
MS ² Haste (g/m ²)				
CIgreen	947,86	22,57	8,81	0,93
GARI	933,12	3,11	1,22	0,93
ARVI	934,33	8,50	3,34	0,93
MS ² Siliquas (g/m ²)				
GARI	1068,89	3,18	0,67	0,77
NDVI	1060,79	4,21	0,98	0,75
ARVI	1037,99	8,61	1,86	0,74
IAF ³				
GARI	3,39	1,79	1,41	0,35
NDVI	3,36	2,32	1,88	0,33
ARVI	3,32	4,87	3,96	0,31

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. ²MS representa Matéria Seca. ³IAF representa Índice de Área Foliar.

Os modelos gerados, para os dois anos de dados coletados (Tabela 24 e Tabela 25), considerados em conjunto, apresentaram ajustes elevados e próximos aos modelos gerados individualmente para 2013 e 2014. Na prática isso, não seria esperado, considerando o grande número de fatores que poderia ter interferido na variabilidade dos valores, como, por exemplo: localizações diferentes das lavouras, condições meteorológicas distintas entre locais e anos e inclusive manejos diferenciados, entre outros fatores. Contudo, isso é indicativo de que a criação de um modelo mais genérico para a canola possibilita resultados robustos, com um ajuste elevado e estatisticamente significativo.

Outro aspecto importante observado foram as diferenças entre os coeficientes de determinação dos modelos gerados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4. Em comparações ano a ano e no geral, observou-se que, em todos os casos os modelos a partir do produto MCD43B4 apresentaram melhores coeficientes de determinação, do que os demais produtos, indicando um melhor ajuste. A razão dos melhores ajustes para um produto com menor resolução e, portanto, maior possibilidade de ruído e redução nos valores de IVs calculados, pode ser encontrada na Figura 33, Figura 34 e Figura 38 à Figura 43. Apesar do pixel do produto MCD43B4 ser maior e conter elementos externos à canola, a obtenção do produto corrigido, possibilita a criação de uma série temporal de bandas de refletância e, conseqüentemente, índices de vegetação mais consistentes, o que pode levar a um ajuste melhor com as variáveis biofísicas da canola.

Com relação aos índices que apresentaram os maiores coeficientes de determinação, para cada variável biofísica da canola, observou-se que houve um revezamento ano a ano entre os melhores. Isso não é tão relevante quando se considera que todos os IV apresentaram alta correlação entre si e todos apresentam potencial para aplicação em canola (Apêndices I e J). Desta forma, a escolha por um ou mais IV para o acompanhamento da cultura da canola, depende mais das opções de dados dos sensores disponíveis e preferência de cada usuário, do que qualquer outro fator. Além disso, apesar do destaque positivo do produto MCD43B4 para geração de modelos, ambos os produtos avaliados apresentaram elevados coeficientes de determinação.

4.5.2 Validação dos modelos de regressão gaussianos para as lavouras de canola

Os valores de erro médio absoluto (MAE), calculados nas validações dos modelos gerados para as lavouras de canola estão apresentados na Tabela 26 à Tabela 28.

Tabela 26 – Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013.

Índices de vegetação	Altura (cm)	MS ¹ Total (g/m ²)	MS ¹ Folha (g/m ²)	MS ¹ Haste (g/m ²)	MS ¹ Siliquas (g/m ²)	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1						
NDVI	13,47	209,57	46,41	103,14	211,76	0,72
EVI	14,80	210,13	49,96	104,01	242,21	0,78
SR	13,89	185,34	48,57	84,22	217,51	0,76
SAVI	14,18	201,74	48,97	98,62	237,19	0,76
GLI	14,88	201,81	49,43	103,82	215,11	0,77
ARVI	13,62	193,26	46,69	96,36	216,16	0,73
GARI	13,53	201,69	46,75	99,70	220,85	0,73
CIgreen	14,14	199,01	48,35	93,19	232,11	0,75
MCARI2	15,60	220,59	51,03	111,15	246,26	0,79
MTVI2	16,38	236,01	52,81	119,62	254,78	0,82
MCD43B4						
NDVI	10,07	145,48	39,93	74,70	164,57	0,60
EVI	12,59	187,90	44,93	91,35	221,74	0,70
SR	11,53	174,77	44,73	77,22	207,83	0,70
SAVI	12,33	180,30	44,04	89,30	215,22	0,68
GLI	11,51	201,28	47,09	87,88	210,38	0,70
ARVI	10,01	151,46	41,62	73,03	139,35	0,63
GARI	10,04	144,30	39,94	70,24	138,53	0,61
CIgreen	11,38	158,17	41,36	69,88	180,87	0,65
MCARI2	13,10	205,07	46,87	96,00	260,34	0,73
MTVI2	13,76	209,07	47,39	100,42	273,43	0,75

¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 27 – Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2014.

Índices de vegetação	Altura (cm)	MS ¹ Total (g/m ²)	MS ¹ Folha (g/m ²)	MS ¹ Haste (g/m ²)	MS ¹ Siliquas (g/m ²)	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1						
NDVI	7,12	139,54	35,53	73,33	198,37	0,58
EVI	8,70	152,54	37,00	74,78	231,28	0,65
SR	9,77	197,99	41,23	91,82	252,64	0,70
SAVI	8,33	148,98	36,27	73,38	228,84	0,63
GLI	8,89	136,98	36,80	73,81	183,23	0,63
ARVI	7,67	149,21	36,37	76,51	174,91	0,60
GARI	7,64	151,47	36,69	76,94	181,73	0,60
CIgreen	9,49	190,99	40,85	88,49	239,82	0,68
MCARI2	9,24	162,29	37,54	78,52	255,40	0,67
MTVI2	9,96	180,42	37,88	84,93	280,20	0,68
MCD43B4						
NDVI	7,33	124,80	34,56	53,26	171,38	0,59
EVI	9,20	175,35	37,77	63,14	191,02	0,67
SR	9,81	161,97	37,42	62,30	215,37	0,68
SAVI	8,76	165,30	37,09	60,21	187,20	0,65
GLI	8,57	139,32	35,39	53,68	164,16	0,63
ARVI	7,87	127,14	35,48	53,41	143,90	0,62
GARI	7,76	125,70	35,11	53,46	151,92	0,60
CIgreen	9,22	139,10	36,28	54,62	191,19	0,65
MCARI2	9,62	182,69	37,53	63,74	212,85	0,67
MTVI2	10,24	191,28	38,09	67,97	237,92	0,69

¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

Tabela 28. Erro médio absoluto das estimativas das variáveis biofísicas da canola pelos modelos de índices de vegetação (IVs) calculados a partir dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e MCD43B4 para as lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014 conjuntamente.

Índices de vegetação	Altura (cm)	MS ¹ Total (g/m ²)	MS ¹ Folha (g/m ²)	MS ¹ Haste (g/m ²)	MS ¹ Siliquas (g/m ²)	IAF ²
MOD09A1/MYD09A1						
NDVI	11,77	207,43	55,00	96,71	262,05	0,85
EVI	13,53	201,89	55,42	90,58	265,84	0,85
SR	12,75	192,04	55,62	84,65	256,16	0,86
SAVI	13,03	204,55	55,48	90,94	266,43	0,85
GLI	14,92	230,39	56,62	113,94	256,10	0,87
ARVI	12,02	194,58	54,66	91,36	250,99	0,84
GARI	11,89	195,44	54,53	92,43	249,01	0,84
CIgreen	12,74	196,83	54,95	92,62	233,72	0,85
MCARI2	14,35	212,35	55,96	98,25	269,15	0,86
MTVI2	14,94	215,61	56,43	103,85	276,99	0,87
MCD43B4						
NDVI	9,48	146,95	53,27	68,70	217,86	0,75
EVI	10,73	193,21	58,43	86,62	299,93	0,83
SR	10,35	180,73	57,62	77,18	293,43	0,82
SAVI	10,52	185,10	57,76	82,93	286,31	0,82
GLI	9,84	215,63	59,60	83,31	296,28	0,85
ARVI	9,46	149,83	54,27	64,35	214,55	0,77
GARI	9,74	142,05	53,15	62,47	202,82	0,75
CIgreen	10,29	155,15	55,30	61,80	239,08	0,79
MCARI2	11,14	214,71	59,79	84,29	324,17	0,85
MTVI2	11,71	222,25	60,21	92,41	331,84	0,86

¹MS representa Matéria Seca. ²IAF representa Índice de Área Foliar.

As validações dos modelos de estimativa, a partir da média dos erros absolutos (Tabela 26 à Tabela 28), de maneira geral, demonstraram que, as variáveis biofísicas (Figura 16, Figura 17, Figura 18 e Apêndice D) de altura de plantas, matéria seca total e matéria seca da haste foram melhor estimadas pelos modelos de IV acumulados. Essa constatação é baseada no fato de que a média dos erros absolutos para as estimativas dessas variáveis foram, relativamente, menores, em relação às demais variáveis.

4.6 Validação da fusão das bandas espectrais MODIS-OLI

Devido às lavouras de canola possuírem áreas teoricamente incompatíveis com as resoluções espaciais dos produtos MODIS, procurou-se abordar como alternativa a fusão de dados MODIS-OLI.

A verificação da qualidade das bandas sintéticas simuladas, pela fusão de dados MODIS-OLI está apresentada na Tabela 29 e Figura 45 à Figura 48, as quais apresentam, respectivamente, os coeficientes de correlação e a dispersão entre as bandas simuladas, pela fusão de dados, e as bandas medidas, diretamente pelo sensor OLI (Landsat 8) para as mesmas datas.

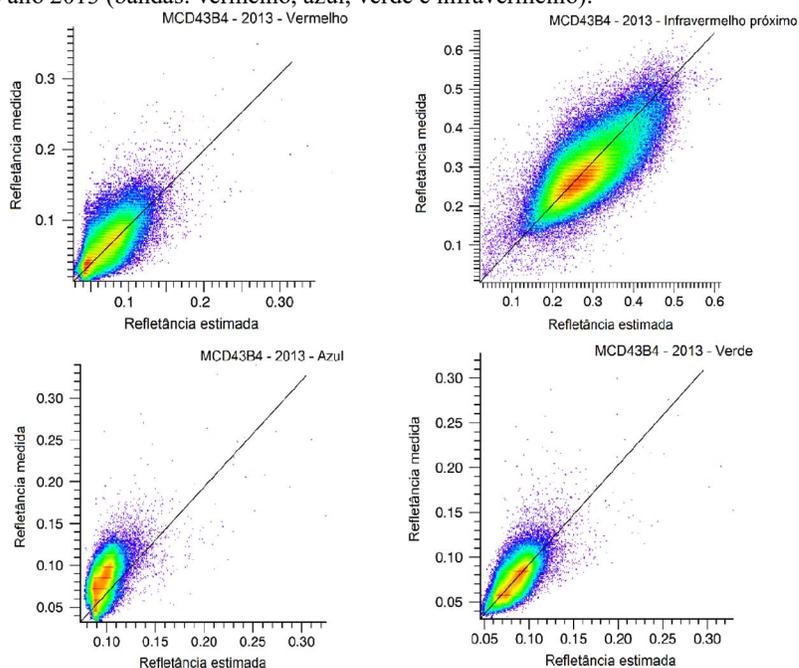
Tabela 29 – Coeficientes de correlação de Pearson entre bandas espectrais simuladas, pela fusão de dados MODIS-OLI e bandas medidas pelo sensor OLI (Landsat 8) referentes à cena 222/080 nos anos de 2013 e 2014.

	Coeficientes de correlação de Pearson			
	Azul ¹	Verde ¹	Vermelho ¹	IVP ¹²
2013				
MCD43B4/OLI	0,92	0,93	0,87	0,93
MOD09A1/OLI	0,84	0,90	0,83	0,91
2014				
MCD43B4/OLI	0,86	0,92	0,82	0,89
MOD09A1/OLI	0,65	0,67	0,56	0,90

¹Bandas espectrais disponíveis nos produtos MODIS e imagens Landsat 8 e simulados pela fusão MODIS-OLI nesse trabalho. ²Infravermelho próximo (IVP).

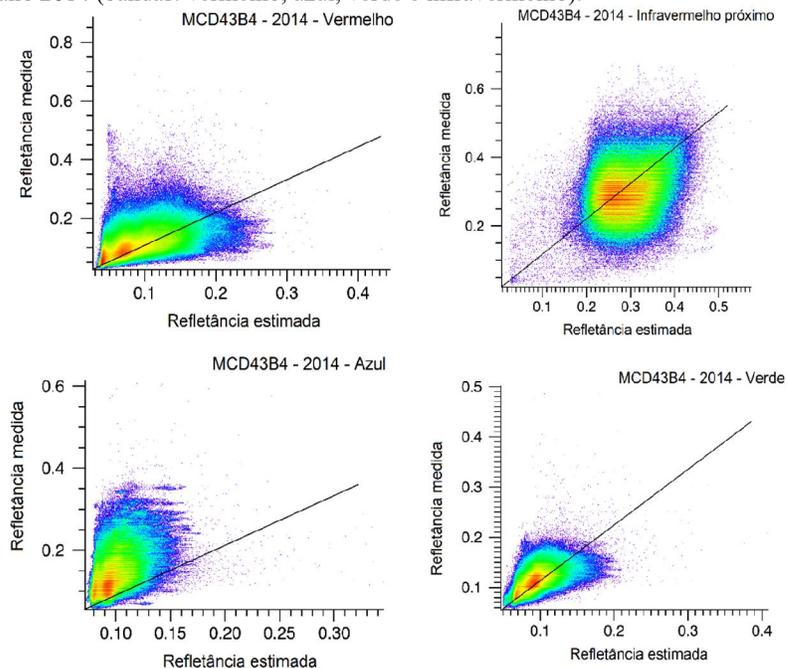
As correlações mais fortes ocorreram para os dados medidos em 2013, com destaque para o produto MCD43B4, que gerou imagens sintéticas com maiores correlações, comparado com o produto MOD09A1 (Tabela 29). No ano de 2014 as correlações foram mais fracas, devido à maior presença de nuvens nas cenas medidas, tanto as utilizadas como base para os coeficientes de conversão entre bandas MODIS e bandas simuladas, como para os produtos MODIS utilizados para gerar as imagens sintéticas finais.

Figura 45 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MCD43B4, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2013 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho).



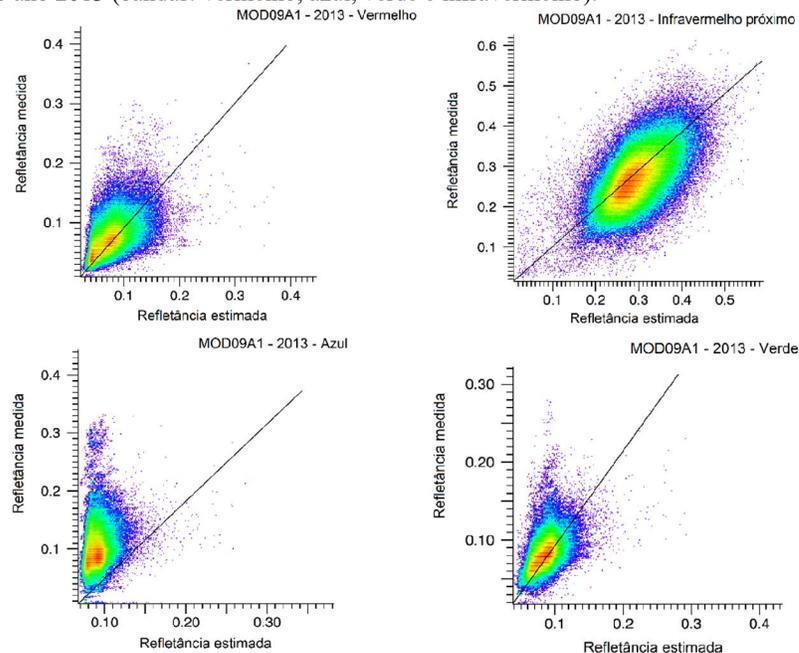
Nota: Cores representam a densidade de pontos, vermelho representa maior densidade e azul a menor densidade.

Figura 46 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MCD43B4, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2014 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho).



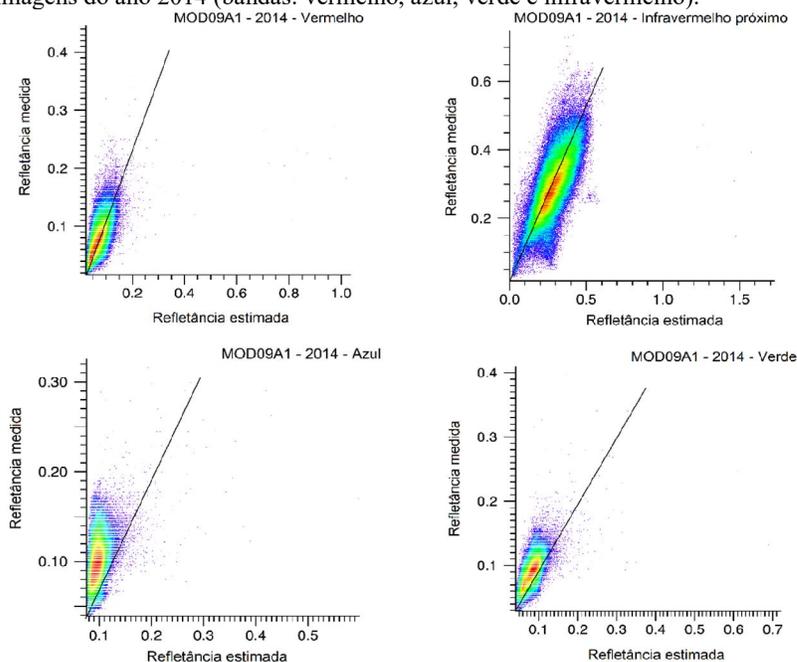
Nota: Cores representam a densidade de pontos, vermelho representa maior densidade e azul a menor densidade.

Figura 47 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MOD09A1, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens o ano 2013 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho).



Nota: Cores representam a densidade de pontos, vermelho representa maior densidade e azul a menor densidade.

Figura 48 – Relação entre a reflectâncias das bandas espectrais MODIS originais, do produto MOD09A1, e reflectância das bandas espectrais OLI simuladas, para imagens do ano 2014 (bandas: vermelho, azul, verde e infravermelho).



Nota: Cores representam a densidade de pontos, vermelho representa maior densidade e azul a menor densidade.

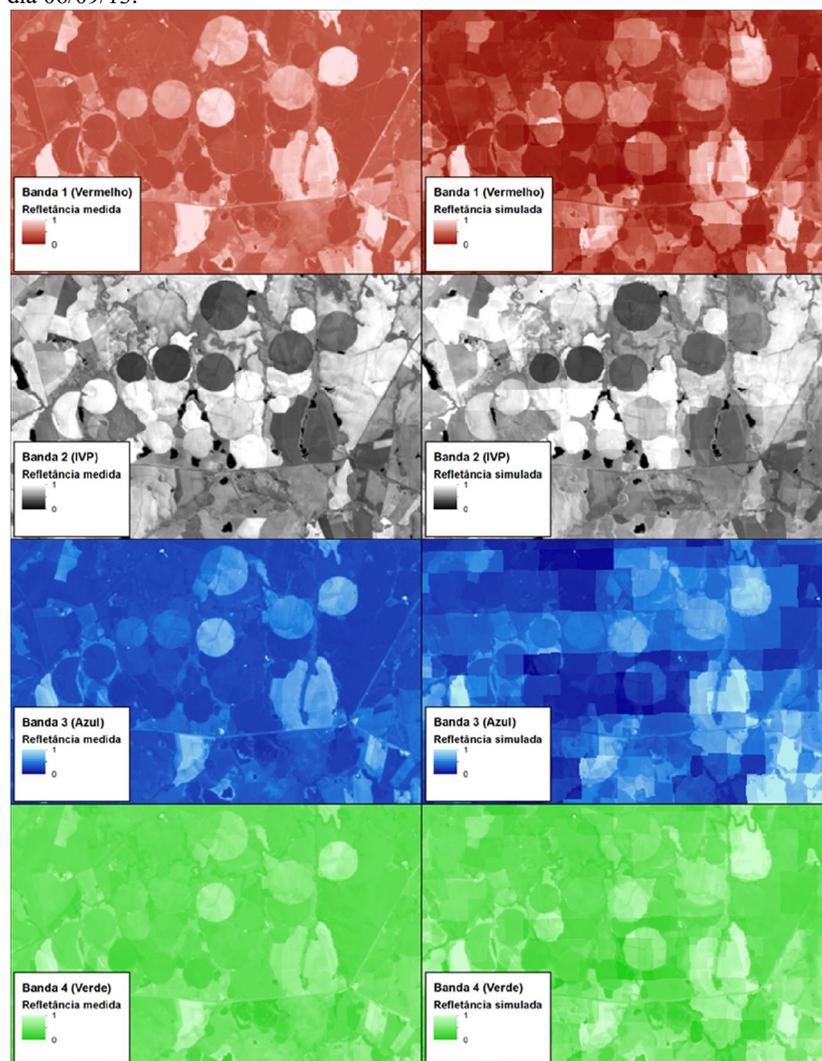
Os resultados das Figura 45 à Figura 48, confirmam aqueles dos coeficientes de correlação (Tabela 29), em que bandas espectrais simuladas para 2013 apresentaram melhor ajuste à linha 1:1, do que aquelas simuladas para 2014. Vale salientar que, como as figuras de dispersão foram gerados, automaticamente, pelo ENVI® 5.1.3, não foi possível padronizar as escalas entre as figuras geradas. A partir da variação de cores nas dispersões criadas, as quais representam a densidade de pontos na região do gráfico, sendo que vermelho representa a maior densidade de pontos e azul a menor densidade, é possível observar que a maior parte dos pontos se encontra próxima à região central da dispersão, relativa à linha 1:1 entre valores medidos e simulados. Essa maior concentração na região central da dispersão demonstra que, apesar da existência de valores simulados com baixa precisão, a maior parte dos pixels simulados apresenta boa aproximação do valor real medido pelo sensor OLI a bordo do Landsat 8.

Na relação entre as bandas espectrais simuladas e as bandas espectrais medidas foi possível observar que a banda que apresentou maior correlação e consistência dos dados entre produtos e anos foi a do infravermelho próximo (IVP), com coeficientes de correlação variando entre 0,89 e 0,93. As bandas espectrais do Azul e do Verde apresentaram resultados de validação semelhantes, com correlações superiores para o produto MCD43B4, especialmente para o ano 2013, em relação aos demais produtos e anos. Contudo, de acordo com a dispersão

dos dados, as bandas espectrais simuladas subestimaram os valores das bandas medidos, para os dois produtos MODIS e nos dois anos de estudo. Dentre todas as bandas espectrais simuladas a do Vermelho apresentou os menores coeficientes de correlação, especialmente para o produto MOD09A1, resultando em 0,56 em 2014. Para o produto MCD43B4 a diferença foi menor, apresentando no mínimo 0,82 em 2014.

A comparação visual entre as bandas medidas e bandas simuladas pela fusão MODIS-OLI para o dia 06/09/13 (Figura 49), demonstrou que, apesar da banda do Azul e Verde apresentarem forte correlação, a simulação das mesmas apresentou resultados de menor qualidade do que a banda do Vermelho e Infravermelho próximo (IVP), essa última se destacando positivamente tanto nas análises de correlação quanto avaliação visual.

Figura 49 – Comparação entre bandas medidas pelo sensor OLI (à esquerda) e estimadas pela fusão de dados MODIS-OLI, a partir do produto MCD43B4, para o dia 06/09/13.



Ao se observar as dispersões entre as bandas azul medida e estimada, na Figura 45 à Figura 48, é possível observar que há uma tendência de subestimação da mesma. Ainda, a partir da análise visual da banda azul na

Figura 49, observa-se que essa é a banda que apresentou os piores resultados de estimação, contendo uma reminiscência clara da banda MODIS original utilizada para simular a banda OLI. Esses resultados ruidosos da banda azul podem ser explicados pelo fato de a mesma sofrer grande influência da atmosfera, efeito agravado pela resolução espacial original do produto MODIS ser muito superior à resolução espacial da banda OLI. Ainda, a dificuldade de obtenção de imagens Landsat 8 – OLI sem presença de nuvens em 2014 ocasionou na necessidade de utilizar duas imagens, para geração das matrizes de coeficientes de conversão e para a validação, com presença de nuvens em alguns pontos. Isso pode ter prejudicado seriamente a qualidade dos resultados obtidos nesse ano.

A validação da fusão de dados realizada nesse estudo apresentou, no geral, resultados inferiores as modelos propostos por outros trabalhos encontrados na literatura (GAO et al., 2006; ROY et al., 2008; HILKER et al., 2009b; ZHU et al., 2010). Contudo, vale lembrar que o método de fusão proposto nesse trabalho buscou uma abordagem mais simplificada e direta que as propostas por outros autores e mesmo assim obteve resultados positivos.

Portanto, a fusão de dados da maneira proposta é uma alternativa viável, considerando que atualmente as lavouras de canola são de pequeno porte, embora ainda esteja em fase inicial e ainda precise de estudos para aprimorar a metodologia.

4.7 Mapeamentos regional de áreas de canola

4.7.1 Classificação de áreas de canola para a cena Landsat 8 222/080 por bandas espectrais sintéticas e produtos MODIS

Os resultados relativos às áreas ocupadas por lavouras de canola obtidas através da classificação supervisionada usando imagens MODIS para a região referente à cena Landsat 8 222/080 são apresentados na Tabela 30, para as bandas originais e simuladas. É possível observar que as classificações que utilizaram os produtos MODIS MCD43B4 e MOD09A1 apresentaram resultados mais consistentes e plausíveis, no contexto dos dados disponibilizados pela CONAB (2015), quando comparadas às classificações realizadas a partir das bandas simuladas pela fusão de dados MODIS-OLI. Observa-se que, na maioria dos casos, o produto MCD43B4 estimou maior área total cultivada com canola, chegando a mais de 58.000 ha no

ano de 2013, quando foi utilizado o índice de vegetação EVI. A superestimava da área cultivada com canola pelo produto MCD43B4, em relação ao produto MOD09A1, pode ser atribuída, em partes, à diferença entre a resolução espacial do MCD43B4 (1000 m) e a do produto MOD09A1 (500 m) (USGS, 2015c, 2015e). Salienta-se que a área estimada pela CONAB de cultivo de canola em todo o Rio Grande do Sul foi de 30.000 e 39.000 ha, respectivamente para 2013 e 2014 (CONAB, 2015). Considerando que a cultura apresenta uma pequena área de cultivo, com lavouras que apresentam áreas pequenas e distribuídas em todo o norte do Estado, as estimativas oficiais podem conter incertezas consideráveis. Neste trabalho, estes dados são tomados apenas como referência. O ideal para verificação da acurácia da classificação, seria a tomada de coordenadas de lavouras e análise estatística da concordância das mesmas. Entretanto, não foi possível fazer tais análises, o que fica como recomendação para trabalhos futuros.

Tabela 30 – Área total cultivada com canola, estimada com os produtos MODIS originais e bandas sintéticas simuladas MODIS-OLI, para a região da cena Landsat 8 222/080.

Índice de Vegetação	MCD43B4 ¹	MOD09A1 ¹	Bandas simuladas	Bandas simuladas
			(MCD43B4 ¹)	(MOD09A1 ¹)
Área (ha)				
2013				
EVI	58.825	47.954	1.324	1.801
MCARI2	12.958	19.275	2.266.329	190.176
NDVI	41.297	27.889	12.805	7.453
2014				
EVI	29.537	20.099	101.582	11.247
MCARI2	27.090	3.520	80.235	33.985
NDVI	19.200	13.482	2.971	519

¹Produtos MODIS utilizados na classificação das áreas de canola e utilizados como base para a geração da série sintética de bandas OLI simuladas.

As estimativas da área total cultivada com canola, obtida a partir das bandas espectrais simuladas pelos produtos MCD43B4 e MOD09A1 apresentaram valores muito diferentes dos obtidos pelas bandas originais dos mesmos produtos, variando entre valores extremos, como por exemplo, 2.266.329 ha em 2013 e 519 ha em 2014. Essa variabilidade pode ser explicada, em partes, pela metodologia de fusão dos dados MODIS-OLI, aplicada nesse estudo, que resultou em bandas espectrais, com forte presença de ruídos (

Figura 49) e dados com baixa qualidade de estimativa, especialmente para os dois IV calculados a partir das bandas Azul e Verde, o EVI e MCARI2, apesar das mesmas terem apresentado um bom resultado na validação. Para o índice NDVI, calculado pelas bandas espectrais sintéticas, ainda que tenha apresentado valores de área total cultivada com canola,

bastante inferiores aos obtidos pela classificação a partir do NDVI calculado pelas bandas espectrais originais, mostrou-se mais consistente do que os dois outros IV utilizados.

Esses resultados demonstram que a fusão de dados, para a classificação de áreas de canola é altamente dependente da qualidade das bandas espectrais obtidas no processo de fusão. No entanto, a mesma apresenta potencial teórico favorável para o uso no mapeamento da canola, especialmente visando obter maiores detalhes da distribuição espacial das lavouras dessa cultura. Dessa forma, isso reforça a necessidade de melhorias na metodologia de fusão apresentada nesse trabalho, visando aumentar a consistência e qualidade das bandas simuladas. Além disso, no contexto apresentado nesse trabalho, observou-se que as bandas espectrais extraídas dos produtos MODIS originais são a melhor opção para o mapeamento da canola e a posterior estimativa de variáveis biofísicas da cultura.

4.7.2 Classificação de áreas de canola para toda a região de estudo pelos produtos

MODIS

Os resultados da classificação das áreas de canola, a partir das bandas espectrais dos produtos MCD43B4 e MOD09A1, para toda a região de estudo desse trabalho, composta pelas mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul (Tabela 31), indicaram que houve considerável variabilidade na estimativa da área cultivada com canola, pelos diferentes IV. A área variou de 107.523 ha, quando foi utilizado o EVI a 23.295 ha, utilizando o MCARI2, ambos calculados pelo produto MCD43B4. A mesma disparidade foi observada em 2014 para os mesmos IV, mas calculados pelo produto MOD09A1. Essas diferenças ilustram um dos padrões observados nos resultados, em que o índice EVI geralmente produziu classificações mais abrangentes entre os IV avaliados e o MCARI. Exceção foi o caso do produto MCD43B4 em 2014, que gerou classificações de área mais restritivas do que os outros dois IV utilizados, resultando menores áreas estimadas do que as resultantes do NDVI e EVI.

Tabela 31 – Total de área cultivada com canola, classificada pelos produtos MODIS originais, nas mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul.

	MCD43B4 ¹	MOD09A1 ¹
	Area (ha)	
	2013	
EVI	107.523	86.589
MCARI2	23.295	32.858
NDVI	79.898	49.911
	2014	
EVI	54.855	36.853
MCARI2	51.784	5.493
NDVI	36.453	24.219

¹Produtos MODIS utilizados na classificação das áreas de canola

Na comparação da área estimada com canola entre os produtos MCD43B4 e MOD09A1, para mesmo ano e IV avaliados, o produto MCD43B4 superestimou área com canola, em relação ao MOD09A1. Assim, como apontado para o caso da cena Landsat 8 222/080, essa diferença de áreas estimada pelos dois produtos MODIS, pode ser atribuída à diferença entre a resolução espacial do MCD43B4 (1000 m) e a do produto MOD09A1 (500 m) (USGS, 2015c, 2015e), já que um produto com pixels maiores (MCD43B4) pode levar a valores maiores de área estimada com canola, quando comparado a outro produto com pixels menores (MOD09A1).

Conforme mencionado, as limitações técnicas de tempo e recursos financeiros para monitorar um número maior de lavouras de canola nos dois anos de estudo restringiram a capacidade de validar as classificações obtidas. Contudo, a partir das respostas temporais médias dos IV calculados para todos os pixels classificados como canola, (

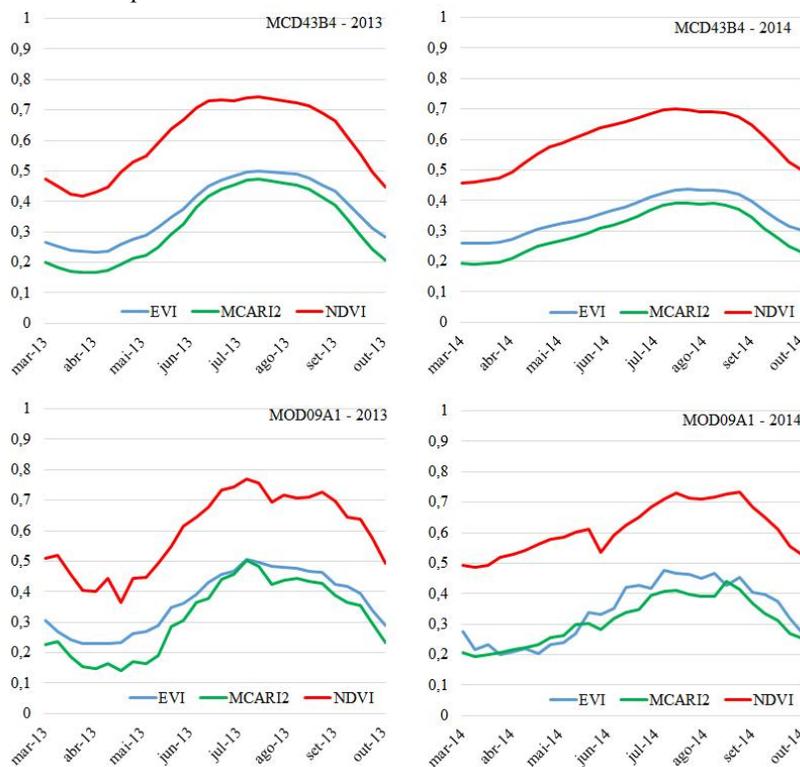
Figura 50), observou-se que os pixels apresentaram variações similares aos obtidos para as lavouras de canola monitoradas nesse estudo.

A partir da

Figura 50, observa-se também, que o produto MCD43B4 apresentou estimativa de área de canola com menos ruído ao longo do ciclo da cultura do que o produto MOD09A1, o que possibilitou melhor avaliação da evolução dos IV e, conseqüentemente do ciclo de desenvolvimento da cultura da canola. Também, observou-se que os IV calculados a partir do

produto MCD43B4 apresentaram maior coerência entre os anos, do que os IV calculados pelo produto MOD09A1. Contudo, ambos produtos geraram resultados satisfatórios e podem ser aplicados de acordo com a preferência e/ou objetivos de cada usuário.

Figura 50 – Variação média dos índices de vegetação NDVI, EVI e MCARI2, referentes aos pixels classificados como canola, a partir dos produtos MCD43B4 e MOD09A1 para 2013 e 2014.



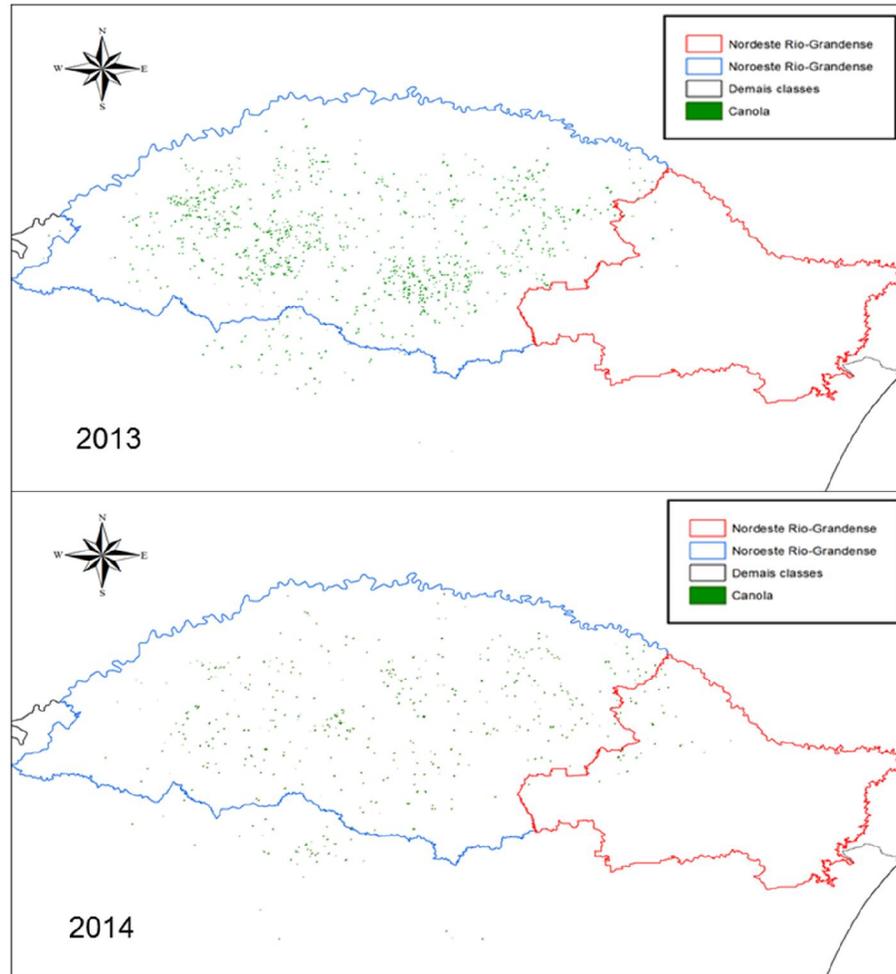
Quanto aos IV avaliados, pode-se afirmar que os três IVs: NDVI, EVI e MCARI2, foram eficientes na criação de máscaras de cultivo para a canola coerentes com a distribuição das lavouras a campo. Contudo, dentre os IVs selecionados como mais promissores, o NDVI apresentou a maior variação intra-anual, indicando que o mesmo pode ser considerado mais eficiente em diferenciar a cultura da canola de outras culturas agrícolas e da vegetação em geral. Da mesma forma que a comparação entre os produtos MODIS: MCD43B4 e MOD09A1, todos esses IVs podem ser utilizados para o mapeamento da cultura da canola, sendo a escolha mais uma decisão pessoal e orientada de acordo com os objetivos do uso, do que em função de potencial de aplicação dos mesmos.

Dessa forma, é possível afirmar, com certa confiança que, apesar de haver possibilidade de pixels de canola não terem sido classificados como canola, bem como pixels de outras

culturas agrícolas sendo classificados como canola, as máscaras de cultivos geradas apresentam resultados coerentes para áreas cultivadas com canola na região em estudo. Além disso, o uso da metodologia de classificação supervisionada por Distância Mínima (*minimum distance classification*, em inglês) apresenta ainda grande potencial a ser explorado para o aprimoramento da criação de máscaras de cultivo para a canola. Vale salientar que, mesmo obtendo resultados consistentes, essa pode não ser a melhor técnica de classificação para a canola, já que nesse estudo não foram avaliadas outras metodologias. Além disso, um número maior de lavouras identificadas e utilizadas como dado de treinamento na classificação poderia levar à obtenção de resultados mais precisos.

Um exemplo da distribuição das lavouras de canola, realizada a partir da classificação do NDVI, calculado pelo produto MCD43B4, está apresentada na Figura 51. A partir da mesma, observa-se que, de acordo com a classificação resultante, as lavouras de canola se concentraram, principalmente, na mesorregião Noroeste do Rio Grande do Sul, para ambos os anos de estudo. No ano de 2014, contudo, houve uma redução nas áreas cultivadas com canola em toda a região de estudo e uma leve expansão de área na mesorregião Nordeste do Rio Grande do Sul.

Figura 51 – Máscaras de cultivo da canola para as mesorregiões Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul, criadas a partir da classificação de imagens NDVI do produto MCD43B4 para os anos 2013 e 2014.



4.8 Estimativas de parâmetros biofísicos da canola aplicadas às mascaras de cultivo

A variação temporal das variáveis biofísicas da canola estimadas, para as áreas classificadas como canola, na região de estudo para os anos de 2013 e 2014 estão apresentadas nas Figura 52 e Figura 53, respectivamente.

Figura 52 – Variação temporal das variáveis biofísicas de canola, estimadas pelo modelo de regressão gaussiano, a partir do NDVI acumulado para as áreas classificadas como lavouras de canola no ano 2013.

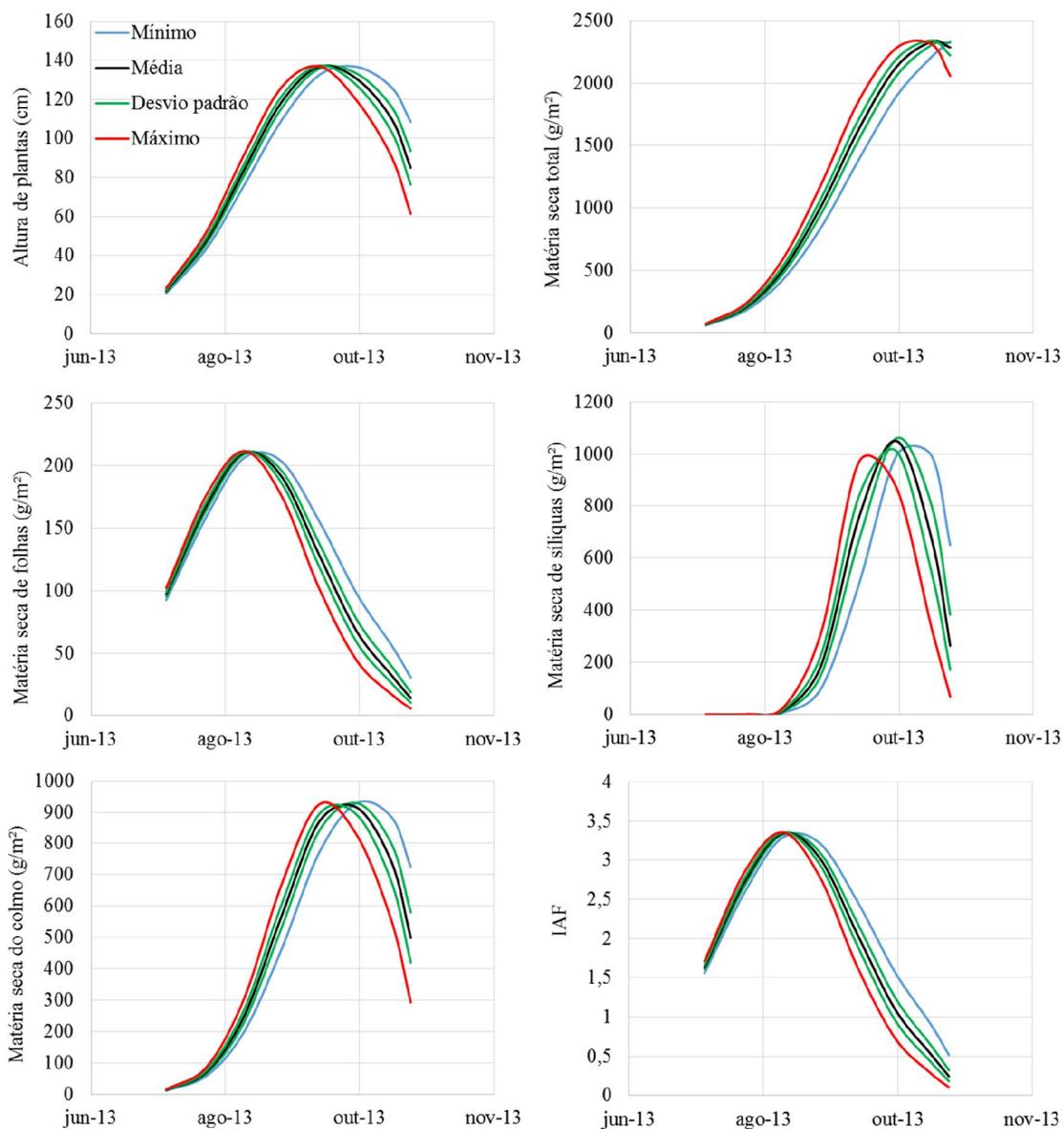
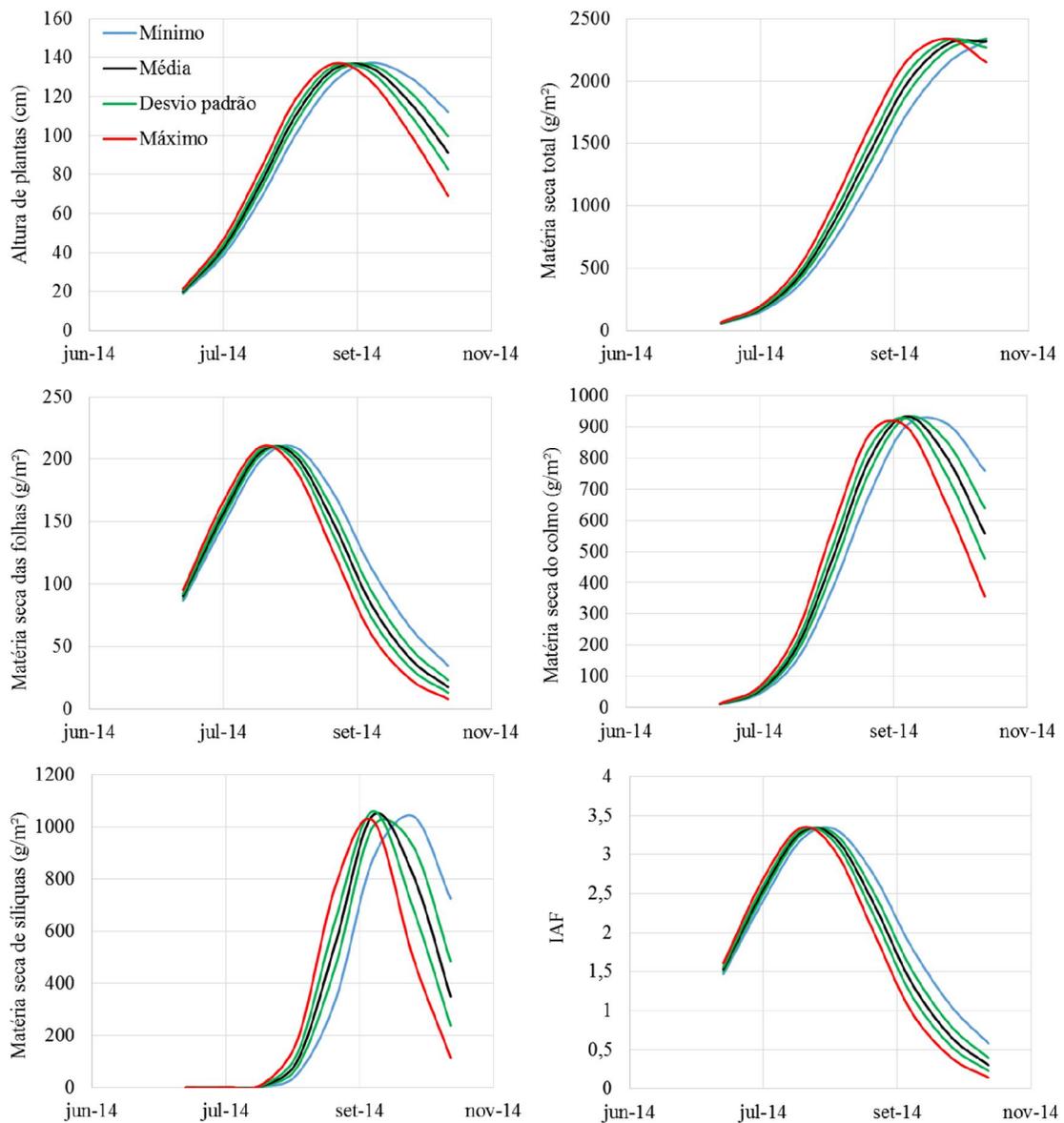


Figura 53 – Variação temporal das variáveis biofísicas de canola, estimadas pelo modelo de regressão gaussiano, a partir do NDVI acumulado para as áreas classificadas como lavouras de canola no ano 2014.



Observa-se que as variáveis biofísicas de canola, estimadas apresentaram variação semelhante às medidas nas lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014 no período inicial do ciclo até atingirem os picos das estimativas (Figura 16, Figura 17 e Figura 18 e Apêndice D). Essa semelhança de variação até os valores máximos estimados para as variáveis biofísicas nas áreas classificadas como canola e os valores medidos nas lavouras monitoradas em 2013 e 2014 era esperada, já que os modelos de estimativa das variáveis biofísicas da canola e as classificações de áreas de canola, por imagens de satélite, foram ambos baseados nas séries temporais de índices de vegetação medidas nas lavouras monitoradas em 2013 e 2014.

Ao comparar as variáveis estimadas, para os dois anos de estudo observou-se que, os valores estimados para o ano de 2014 foram muito próximos aos estimados para 2013. Em alguns casos, como, por exemplo, para a matéria seca de síliquas, os valores estimados para 2014 foram superiores em àqueles de 2013. Esses resultados se devem, em grande parte, ao fato que os modelos de estimativas terem sido gerados usando o conjunto de dados de ambos os anos de estudo, aproximando o ajuste das regressões à média entre todos os valores medidos nas lavouras monitoradas. Dessa forma, como as variáveis biofísicas medidas da canola em 2013 apresentaram valores superiores às medidas em 2014, os modelos, para o conjunto dos dois anos, aplicados separadamente a cada um dos anos, geraram valores levemente superestimados em 2014 e, também levemente, subestimados em 2013.

Devido à formulação dos modelos de regressão gaussianos, especialmente por apresentarem o perfil de um sino (*bell shaped*, do inglês), como demonstrado nos perfis apresentados nas Figura 52 e Figura 53, é de extrema importância delimitar a série temporal para cada variável biofísica estimada. Após atingir o valor máximo estimado, os valores estimados diminuirão gradativamente e tenderão a zero, que é o padrão esperado para variáveis biofísicas como matéria seca das folhas e índice de área foliar. Para variáveis biofísicas com padrão cumulativo, como a altura de plantas, se entende que após atingir o pico de estimativa não se deva mais considerar o acúmulo de NDVI ao longo do restante da safra, já que essa variável estabiliza após o valor máximo atingido, geralmente durante o estágio de maturação das síliquas (EDWARDS e HERTEL, 2011). Ainda, a variação característica do modelo gaussiano é que levou a valores máximos estimados muito próximos entre os perfis mínimo, médio, máximo e de um desvio padrão em torno da média (Figura 52 e Figura 53), pois eventualmente todas as áreas classificadas como canola chegariam a valores de NDVI acumulado que gerassem estimativas máximas de cada variável biofísica. De fato, essa é a razão para a defasagem entre os perfis de cada variável biofísica, o que sugere que através dos modelos é possível detectar mudanças e variabilidade pixel a pixel de cada variável biofísica que ocorra em uma determinada área utilizando imagens de satélite.

Nesse contexto, foi possível observar que os modelos de regressão gaussianos, a partir de índices de vegetação acumulados, determinados a partir de imagens de satélite, apresentaram potencial para estimativa de variáveis biofísicas da canola. Mesmo assim, existe espaço para melhorias nessa etapa metodológica, como por exemplo, a criação de modelos mais robustos, a partir de uma série temporal composta por mais anos de medições e maior conjunto de lavouras monitoradas.

5 CONCLUSÕES

A resposta espectral da canola é consistente para todas as escalas de aquisição de dados testados, tanto em medições terrestres nas parcelas experimentais de canola quanto para medições das lavouras monitoradas a partir de satélites. A variabilidade média da reflectância e dos índices de vegetação ao longo do desenvolvimento da cultura pode ser utilizada para caracterizar a cultura, enquanto que a variabilidade entre as safras expressa a diversidade de condições meteorológicas e de locação.

As relações ajustadas entre os índices de vegetação calculados das imagens dos sensores MODIS e OLI para as lavouras monitoradas e as variáveis biofísicas da canola, demonstram o potencial da utilização de técnicas de sensoriamento remoto para o acompanhamento e modelagem de variáveis com contribuição fundamental no rendimento da cultura em tempo quase real e para grandes áreas.

A metodologia proposta para a criação de máscaras de identificação de cultivo da canola é promissora, utiliza produtos MODIS de fácil acesso e com disponibilidade ao longo de toda a safra, caracterizando um primeiro passo em direção a uma possível operacionalização para áreas ainda maiores que as acompanhadas nesse estudo de forma a compor uma importante fonte de dados espaciais.

Os modelos de estimativas de variáveis biofísicas da canola desenvolvidos nesse estudo e aplicados para as áreas classificadas como lavouras de canola a partir da metodologia de criação de máscaras são adequados e promissores. Isso demonstra a viabilidade do uso de imagens de satélite para a modelagem do desenvolvimento da canola em larga escala espacial, possibilitando obter estimativas de qualidade e de forma automatizada.

Em conjunto, os conhecimentos adquiridos por esse estudo envolvendo o uso de técnicas de sensoriamento remoto para o monitoramento e modelagem do desenvolvimento da canola formam uma base de informações importantes para fomentar novas pesquisas que permitam refinar as técnicas que aqui foram apresentadas e/ou desenvolvidas para servir como suporte à expansão do conhecimento acerca da canola e da expansão própria cultura no mercado agrícola brasileiro.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHAMED, T. et al. A review of remote sensing methods for biomass feedstock production. **Biomass and Bioenergy**, v. 35, n. 7, p. 2455–2469, jul. 2011. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0961953411001036>>. Acesso em: 19 nov. 2013.
- BARATI, S. et al. Comparison the accuracies of different spectral indices for estimation of vegetation cover fraction in sparse vegetated areas. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 14, n. 1, p. 49–56, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrs.2011.06.001>>.
- BROGE, N. H.; LEBLANC, E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. **Remote Sensing of Environment**, v. 76, n. 2, p. 156–172, maio 2001. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425700001978>>. Acesso em: 21 jan. 2015.
- CARLSON, T. N.; RIPLEY, D. A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, v. 62, n. 3, p. 241–252, 1997.
- CHAVARRIA, G. et al. Índice de área foliar em canola cultivada sob variações de espaçamento e de densidade de semeadura. **Ciência Rural**, v. 41, n. 12, p. 2084–2089, 2011. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/cr/v41n12/a20611cr5122.pdf>>. Acesso em: 16 out. 2013.
- CHEN, J. et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 3-4, p. 332–344, jun. 2004. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S003442570400080X>>. Acesso em: 8 ago. 2013.
- CLAVERIE, M. et al. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, p. 844–857, set. 2012. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425712001678>>. Acesso em: 12 out. 2013.
- CONAB. **Séries históricas - Canola**. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/13_10_11_15_41_40_canolaseriehist.xls>. Acesso em: 2 jul. 2014.
- CORDEIRO, A. P. A. **Tendências climáticas das variáveis meteorológicas originais, estimadas e das derivadas do balanço hídrico seriado do rio grande do sul**. 2010. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2010.
- CURNEL, Y.; OGER, R. Agrophenology indicators from remote sensing: state of the art. ... **Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and ...**, p. 31–38, 2008. Disponível em: <http://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/8-w48/31_XXXVI-8-W48.pdf>. Acesso em: 3 nov. 2013.
- DALMAGO, G. A. et al. **Zoneamento Agroclimático para a Canola no Rio Grande do Sul**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/852637>>.
- DALMAGO, G. A. Temporário. 2015.
- DARVISHZADEH, R. Hyperspectral vegetation indices for estimation of leaf area index. **ISPRS Commission VII ...**, 2006. Disponível em: <[ftp://ftp.ecn.purdue.edu/jshan/proceedings/ISPRS_Comm7_2006/PDF Files/233 Darvishzadeh/isprs2006-darvish.pdf](ftp://ftp.ecn.purdue.edu/jshan/proceedings/ISPRS_Comm7_2006/PDF%20Files/233%20Darvishzadeh/isprs2006-darvish.pdf)>. Acesso em: 24 out. 2013.
- DAUGHTRY, C. S. T. et al. Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, n. 2, p. 229–239, nov. 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425700001139>>. Acesso em: 21 jan. 2015.

DAUGHTRY, C.; WALTHALL, C. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. **Remote sensing of ...**, v. 4257, n. 00, 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003442570001139>>. Acesso em: 21 jan. 2015.

DORAISWAMY, P. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, n. 4, p. 548–559, set. 2004. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425704001853>>. Acesso em: 1 nov. 2013.

EDWARDS, J.; HERTEL, K. **Canola growth and development**. [s.l.] NSW Department of Primary Industries, 2011.

ESRI. **ArcGIS - Extract Subdataset (Data Management)**. Disponível em: <<http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//00170000009s000000>>. Acesso em: 9 maio. 2015a.

ESRI. **ArcGIS - Project Raster (Data Management)**. Disponível em: <<http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//00170000007q000000>>. Acesso em: 9 maio. 2015b.

ESRI. **ArcGIS - Resample (Data Management)**. Disponível em: <<http://resources.arcgis.com/en/help/main/10.1/index.html#//00170000009t000000>>. Acesso em: 9 maio. 2015c.

ESRI. **ArcGIS - Nearest Neighbour Resampling**. Disponível em: <[http://support.esri.com/en/knowledgebase/GISDictionary/term/nearest neighbor resampling](http://support.esri.com/en/knowledgebase/GISDictionary/term/nearest%20neighbor%20resampling)>. Acesso em: 9 maio. 2015d.

ESRI. **Extract by Mask (Spatial Analyst)**. Disponível em: <<http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//009z0000002n000000.htm>>. Acesso em: 9 maio. 2015e.

ESRI. **ArcGIS - Extract Values to Points (Spatial Analyst)**. Disponível em: <<http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//009z0000002t000000.htm>>. Acesso em: 9 maio. 2015f.

ESRI. **ArcGIS - Raster Calculator (Spatial Analyst)**. Disponível em: <<http://help.arcgis.com/en/arcgisdesktop/10.0/help/index.html#//009z000000z7000000.htm>>. Acesso em: 14 maio. 2015g.

EXELIS. **Broadband Greenness**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/BroadbandGreenness.html#Green2>>. Acesso em: 13 abr. 2015a.

EXELIS. **ENVI - Radiometric Calibration**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/RadiometricCalibration.html>>. Acesso em: 9 maio. 2015b.

EXELIS. **ENVI - Atmospheric Correction (Dark Subtraction)**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/AtmosphericCorrection.html#Using>>. Acesso em: 9 maio. 2015c.

EXELIS. **ENVI - Scatter Plots**. Disponível em: <http://www.exelisvis.com/docs/using_envi_ScatterPlots.html>. Acesso em: 15 maio. 2015d.

EXELIS. **ENVI - Spectral Library Viewer**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/SpectralLibBrowser.html>>. Acesso em: 9 maio. 2015e.

EXELIS. **ENVI - Minimum Distance**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/MinimumDistance.html>>. Acesso em: 15 maio. 2015f.

EXELIS. **ENVI - Region of Interest (ROI) Tool**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/regionofinteresttool.html>>. Acesso em: 15 maio. 2015g.

EXELIS. **ENVI - Statistics**. Disponível em: <<http://www.exelisvis.com/docs/Statistics.html>>. Acesso em: 15 maio. 2015h.

FONTANA, D. et al. Use of remote sensing for crop yield and area estimates in the southern of Brazil. ... **Remote Sensing ...**, p. 53–58, 2006. Disponível em:

- <http://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/8-w48/53_XXXVI-8-W48.pdf>. Acesso em: 20 set. 2013.
- GALLEGO, F. Review of the Main Remote Sensing Methods for Crop Area Estimates. ... : **Remote Sensing Support to Crop Yield Forecast and ...**, 2006. Disponível em: <http://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/8-w48/65_XXXVI-8-W48.pdf>. Acesso em: 22 set. 2013.
- GALLEGO, F. J. et al. Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 29, n. 1, p. 22–30, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.12.013>>.
- GAO, F. et al. On the blending of the landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily landsat surface reflectance. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 44, n. 8, p. 2207–2218, 2006.
- GAO, X. et al. Optical–Biophysical Relationships of Vegetation Spectra without Background Contamination. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, n. 3, p. 609–620, 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425700001504>>. Acesso em: 2 nov. 2013.
- GEMTOS, T. et al. Precision Agriculture Application in Fruit Crops: Experience in Handpicked Fruits. **Procedia Technology**, v. 8, n. Haicta, p. 324–332, 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2212017313001059>>.
- GITELSON, A. A. et al. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 289–298, dez. 1996a. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425796000727>>.
- GITELSON, A. A. et al. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 289–298, dez. 1996b. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425796000727>>. Acesso em: 13 jan. 2015.
- GITELSON, A. A. et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. **Geophysical Research Letters**, v. 32, n. 8, p. 1–4, 2005.
- HABOUDANE, D. et al. Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, n. 3, p. 337–352, 15 abr. 2004. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10261/10244>>. Acesso em: 11 jul. 2014.
- HATFIELD, J. L.; PRUEGER, J. H. Value of using different vegetative indices to quantify agricultural crop characteristics at different growth stages under varying management practices. **Remote Sensing**, v. 2, n. 2, p. 562–578, 2010.
- HILKER, T. et al. Generation of dense time series synthetic Landsat data through data blending with MODIS using a spatial and temporal adaptive reflectance fusion model. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 9, p. 1988–1999, 2009a.
- HILKER, T. et al. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 8, p. 1613–1627, 2009b.
- HUETE, A. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295–309, 1988. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442578890106X>>. Acesso em: 29 out. 2013.
- HUETE, A. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. v. 83, p. 195–213, 2002a.
- HUETE, A. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 195–213, nov. 2002b.

- Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425702000962>>. Acesso em: 26 out. 2013.
- HUETE, A. R. et al. A comparison of vegetation indices over a global set of {TM} images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 3, p. 440–451, 1997. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425796001125>>. Acesso em: 28 out. 2013.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa Exploratório de Solos do Estado do Rio Grande do Sul** Rio de Janeiro IBGE, , 2002. .
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de Biomas Continentais e Tipos de Vegetação** Rio de Janeiro IBGE, , 2004. .
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de Unidades de Relevo do Brasil** Rio de Janeiro IBGE, , 2006. .
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Estado do Rio Grande do Sul - Cobertura e Uso da Terra** IBGE, , 2009. .
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Malha Digital Municipal - 2010**, 2010. .
- IRIARTE, L.; VALETTI, O. El cultivo de colza en Argentina. **IDIA XXI**, p. 156, 2002. Disponível em: <<http://agris.fao.org/agris-search/search/display.do?f=2007/AR/AR0502.xml;AR2005000526>>. Acesso em: 20 out. 2013.
- JIANG, Z. et al. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, v. 101, n. 3, p. 366–378, abr. 2006. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425706000290>>. Acesso em: 4 nov. 2014.
- JORDAN, C. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. **Ecology**, v. 50, n. 4, p. 663, jul. 1969. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1936256?origin=crossref>>. Acesso em: 15 jan. 2015.
- KASTENS, J. et al. Image masking for crop yield forecasting using AVHRR NDVI time series imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 3, p. 341–356, 30 nov. 2005. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425705003056>>. Acesso em: 26 out. 2013.
- KAUFMAN, Y. J.; TANRE, D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 30, n. 2, p. 261–270, mar. 1992. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=134076>>. Acesso em: 14 jan. 2015.
- KIM, M. S. et al. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation (Apar). In: Proceedings of 6th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, France. **Anais...** France: CNES, 1994.
- KIPP, S. et al. The performance of active spectral reflectance sensors as influenced by measuring distance, device temperature and light intensity. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 100, p. 24–33, jan. 2014. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169913002494>>. Acesso em: 12 dez. 2013.
- KLISCH, A. et al. Extraction of phenological parameters from temporally smoothed vegetation indices. **Methods**, p. 91–96, 2006. Disponível em: <http://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/8-w48/91_XXXVI-8-W48.pdf>. Acesso em: 12 out. 2013.
- LEE, K.-S. et al. Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 3-4, p. 508–520, jun. 2004.

Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425704001282>>. Acesso em: 24 out. 2013.

LEWIS, P.; DISNEY, M. Spectral invariants and scattering across multiple scales from within-leaf to canopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 109, n. 2, p. 196–206, 2007.

LI, P. et al. Cross-Comparison of Vegetation Indices Derived from Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) Sensors.

Remote Sensing, v. 6, n. 1, p. 310–329, 27 dez. 2013. Disponível em:

<<http://www.mdpi.com/2072-4292/6/1/310/>>. Acesso em: 12 dez. 2014.

LI-COR. **Instruction Manual: LI-1800** Lincoln LI-COR, , 1991. .

LIU, J. et al. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 6, p. 1167–1177, 2010. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.01.004>>.

LIU, J. et al. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 347–358, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.002>>.

LIU, R. et al. Modelling of fraction of absorbed photosynthetically active radiation in vegetation canopy and its validation. **Biosystems Engineering**, v. 133, p. 81–94, 2015.

Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1537511015000422>>.

LOUHAICHI, M. et al. **Spatially Located Platform and Aerial Photography for**

Documentation of Grazing Impacts on Wheat *Geocarto International*, 2 jan. 2001a. .

Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10106040108542184>>. Acesso em: 20 jan. 2015.

LOUHAICHI, M. et al. Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. **Geocarto International**, v. 16, n. 1, p. 65–70, 1 mar. 2001b. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/10106040108542184>>.

MADDEN, H. H. Comments on the Savitzky-Golay convolution method for least-squares-fit smoothing and differentiation of digital data. **Analytical Chemistry**, v. 50, n. 9, p. 1383–1386, ago. 1978. Disponível em: <<http://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/ac50031a048>>.

MAIN, R. et al. An investigation into robust spectral indices for leaf chlorophyll estimation. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 66, n. 6, p. 751–761, 2011.

Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.08.001>>.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. de. **Introdução ao processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Editora Universidade de Brasília, 2012.

MKHABELA, M. S. et al. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 151, n. 3, p. 385–393, mar. 2011.

Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168192310003138>>. Acesso em: 30 out. 2013.

MOGENSEN, V. O. et al. Spectral reflectance index as an indicator of drought of field grown oilseed rape (*Brassica naps L.*). v. 5, 1996.

MOURA, Y. M. et al. Use of MISR/Terra data to study intra- and inter-annual EVI variations in the dry season of tropical forest. **Remote Sensing of Environment**, v. 127, p. 260–270, dez. 2012. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425712003677>>.

Acesso em: 11 nov. 2014.

MÜLLER, K. et al. Analysis of vegetation indices derived from hyperspectral reflection measurements for estimating crop canopy parameters of oilseed rape (*Brassica napus L.*).

Biosystems Engineering, v. 101, n. 2, p. 172–182, out. 2008. Disponível em:

<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1537511008002146>>. Acesso em: 17 out. 2013.

- MURMU, S.; BISWAS, S. Application of Fuzzy Logic and Neural Network in Crop Classification: A Review. **Aquatic Procedia**, v. 4, n. Icwrcoc, p. 1203–1210, 2015. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2214241X15001546>>.
- NANDA, R. et al. Effect of sowing date on rates of leaf appearance, final leaf numbers and areas in *Brassica campestris*, *B. juncea*, *B. napus* and *B. carinata*. **Field Crops Research**, v. 42, n. 2-3, p. 125–134, ago. 1995. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/037842909500026M>>.
- NANDA, R. et al. Phenological development of *Brassica campestris*, *B. juncea*, *B. napus* and *B. carinata* grown in controlled environments and from 14 sowing dates in. **Field crops research**, v. 46, p. 93–103, 1996. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0378429095000909>>. Acesso em: 22 out. 2013.
- NASA. **MODIS Specifications**. Disponível em: <<http://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>>. Acesso em: 8 dez. 2013.
- NIED, A. H. **Parâmetros bioclimáticos e respostas da canola ao ambiente físico**. 2013. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2013.
- OZER, H. Sowing date and nitrogen rate effects on growth, yield and yield components of two summer rapeseed cultivars. **European journal of agronomy**, v. 19, 2003. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1161030102001363>>. Acesso em: 17 out. 2013.
- PAN, Y. et al. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the Crop Proportion Phenology Index. **Remote Sensing of Environment**, v. 119, p. 232–242, 2012.
- PANDA, S. S. et al. Application of Vegetation Indices for Agricultural Crop Yield Prediction Using Neural Network Techniques. **Remote Sensing**, v. 2, n. 3, p. 673–696, 1 mar. 2010. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/2072-4292/2/3/673/>>. Acesso em: 2 dez. 2014.
- PEEL, M. C. et al. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 11, n. 5, p. 1633–1644, 2007. Disponível em: <<http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/11/1633/2007/>>. Acesso em: 21 nov. 2013.
- PEREIRA, A. R. et al. **Evapo(transpi)ração**. Piracicaba: FEALQ, 1997.
- PERRY, C. R. et al. Functional Equivalence of Spectral Vegetation Indices. v. 182, p. 169–182, 1984.
- PINTO, D. G. **Resposta espectral da canola ao longo do ciclo em função da adubação nitrogenada**. 2015. UFRGS, Porto Alegre, 2015.
- PONZONI, F. J. et al. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. 2. ed. [s.l.: s.n.]
- POTGIETER, a. B. et al. Early-season crop area estimates for winter crops in NE Australia using MODIS satellite imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 65, n. 4, p. 380–387, 2010. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.04.004>>.
- POTGIETER, a. B. et al. Determining crop acreage estimates for specific winter crops using shape attributes from sequential MODIS imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 23, n. 1, p. 254–263, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.09.009>>.
- PRICE, J.; BAUSCH, W. Leaf area index estimation from visible and near-infrared reflectance data. **Remote Sensing of Environment**, v. 65, n. November 1994, p. 55–65, 1995. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579400111Y>>. Acesso em: 3 nov. 2013.
- QI, J. et al. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index. v. 126, p. 119–126, 1994.
- RAMOS, A. M. et al. **Normais climatológicas do Brasil 1961-1990**. Brasília: INMET, 2009.

- REN, J. et al. Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 10, n. 4, p. 403–413, dez. 2008. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S030324340700075X>>. Acesso em: 11 nov. 2013.
- RONDEAUX, G. et al. Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. v. 107, n. August 1994, p. 95–107, 1996.
- ROUSE, J. W. et al. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. 1973.
- ROY, D. P. et al. Multi-temporal MODIS-Landsat data fusion for relative radiometric normalization, gap filling, and prediction of Landsat data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 6, p. 3112–3130, 2008.
- SAKAMOTO, T. et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 96, n. 3-4, p. 366–374, 30 jun. 2005. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425705001057>>. Acesso em: 12 dez. 2013.
- SANTOS, J. S. et al. Identificação da dinâmica espaço-temporal para estimar área cultivada de soja a partir de imagens MODIS no Rio Grande do Sul Identification of the spatial and temporal dynamics for estimating. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 1, p. 54–63, 2014.
- SCHLEMMERA, M. et al. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 25, n. 1, p. 47–54, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.003>>.
- SEPLAG. **Atlas Socioeconômico do Rio Grande do Sul**. Disponível em: <http://www1.seplag.rs.gov.br/atlas/conteudo.asp?cod_menu_filho=791&cod_menu=790&tip_o_menu=APRESENTACAO&cod_conteudo=1332>. Acesso em: 21 nov. 2013.
- SIELING, K. et al. Effects of previous cropping on seed yield and yield components of oil-seed rape (*Brassica napus* L.). **European Journal of Agronomy**, v. 6, n. 3-4, p. 215–223, maio 1997. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1161030196020497>>.
- SILVA, P. R. da. **Técnicas de sensoriamento remoto e radiometria aplicadas a vinhedos em duas regiões do rio grande do sul, brasil**. 2006a. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.
- SILVA, P. R. da. **Técnicas de sensoriamento remoto e radiometria aplicadas a vinhedos em duas regiões do rio grande do sul, brasil**. 2006b. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.
- SIMS, D. a; GAMON, J. a. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, n. 4, p. 526–537, abr. 2003. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425702001517>>.
- STEFFEN, C. et al. Radiometria óptica espectral. **Simpósio Brasileiro de ...**, p. 14–19, 1996. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/banon/2003/12.10.19.30.54/doc/mirrorget.cgi?langua gebutton=en&metadatarpository=sid.inpe.br/iris@1908/2005/05.25.14.28.12&index=0&serv eraddress=marte.dpi.inpe.br+800&choice=full>>. Acesso em: 11 nov. 2013.
- STROPPIANA, D. et al. Plant nitrogen concentration in paddy rice from field canopy hyperspectral radiometry. **Field Crops Research**, v. 111, n. 1-2, p. 119–129, 2009.
- TEILLET, P. M. et al. Effects of Spectral , Spatial , and Radiometric Characteristics on Remote Sensing Vegetation Indices of Forested Regions synthetic. v. 149, n. December 1996, p. 139–149, 1997.
- THOMAS, P. **Canola: grower's manual**. Disponível em: <http://www.canolacouncil.org/canola_growers>. Acesso em: 16 out. 2013.

- THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. The water balance. **Publications in Climatology**, v. 3, n. 10, p. 104, 1955.
- TOMM, G.; FERREIRA, P. Panorama atual e indicações para aumento de eficiência da produção de canola no Brasil. **Embrapa Trigo, Passo fundo**, 2009. Disponível em: <https://www.cnpt.embrapa.br/biblio/do/p_do118.pdf>. Acesso em: 17 out. 2013.
- USGS. **Landsat 8**. Disponível em: <<http://landsat.usgs.gov/landsat8.php>>. Acesso em: 8 dez. 2013a.
- USGS. **What are the band designations for the Landsat satellites?** Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/band_designations_landsat_satellites.php>. Acesso em: 19 fev. 2015b.
- USGS. **MCD43B4 - Nadir BRDF- Adjusted Reflectance Reflectance 16-Day L3 Global 1km**. Disponível em: <https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table/mcd43b4>. Acesso em: 6 abr. 2015c.
- USGS. **Earth Explorer**. Disponível em: <<http://www.earthexplorer.usgs.gov>>. Acesso em: 2 maio. 2015d.
- USGS. **MOD09A1 - Surface Reflectance 8-Day L3 Global 500m**. Disponível em: <https://lpdaac.usgs.gov/products/modis_products_table/mod09a1>. Acesso em: 6 abr. 2015e.
- VICARI, M. B. et al. Avaliação de resposta de índices de vegetação aos parâmetros biofísicos da canola. In: Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, João Pessoa-PB. **Anais...** João Pessoa-PB: INPE, 2015.
- VIGNEAU, N. et al. Potential of field hyperspectral imaging as a non destructive method to assess leaf nitrogen content in Wheat. **Field Crops Research**, v. 122, n. 1, p. 25–31, abr. 2011. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378429011000451>>. Acesso em: 24 out. 2013.
- VIÑA, A. et al. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 12, p. 3468–3478, dez. 2011. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425711002926>>. Acesso em: 29 out. 2013.
- VINCINI, M. et al. A Broad-Band Leaf Chlorophyll Vegetation Index at the Canopy Scale. **Precision Agriculture**, v. 9, n. 5, p. 303–319, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s11119-008-9075-z>>.
- VINCINI, M.; FRAZZI, E. Comparing narrow and broad-band vegetation indices to estimate leaf chlorophyll content in planophile crop canopies. **Precision Agriculture**, v. 12, n. 3, p. 334–344, 13 nov. 2010. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s11119-010-9204-3>>. Acesso em: 21 jan. 2015.
- WALKER, J. J. et al. Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology. **Remote Sensing of Environment**, v. 117, p. 381–393, 2012.
- WIEGAND, C. L. et al. Vegetation indices in crop assessments. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 2–3, p. 105–119, 1991. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/003442579190004P>>. Acesso em: 29 out. 2013.
- WU, W. et al. Global-scale modelling of future changes in sown areas of major crops. **Ecological Modelling**, v. 208, n. 2-4, p. 378–390, 2007.
- ZHANG, W. et al. An enhanced spatial and temporal data fusion model for fusing landsat and modis surface reflectance to generate high temporal landsat-like data. **Remote Sensing**, v. 5, n. 10, p. 5346–5368, 2013a.
- ZHANG, X. et al. Monitoring vegetation phenology using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, n. 3, p. 471–475, mar. 2003. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0034425702001359>>. Acesso em: 29 out. 2013.

ZHANG, X. et al. Detecting macronutrients content and distribution in oilseed rape leaves based on hyperspectral imaging. **Biosystems Engineering**, v. 115, n. 1, p. 56–65, maio 2013b. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1537511013000378>>. Acesso em: 17 out. 2013.

ZHANG, X. et al. Estimating ecological indicators of karst rocky desertification by linear spectral unmixing method. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 31, n. 1, p. 86–94, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2014.03.009>>.

ZHANG, X.; HE, Y. Rapid estimation of seed yield using hyperspectral images of oilseed rape leaves. **Industrial Crops and Products**, v. 42, p. 416–420, mar. 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0926669012003433>>. Acesso em: 17 out. 2013.

ZHAO, F. et al. Remote Sensing of Environment Simulated impact of sensor field of view and distance on field measurements of bidirectional reflectance factors for row crops. **Remote Sensing of Environment**, v. 156, p. 129–142, 2015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.09.011>>.

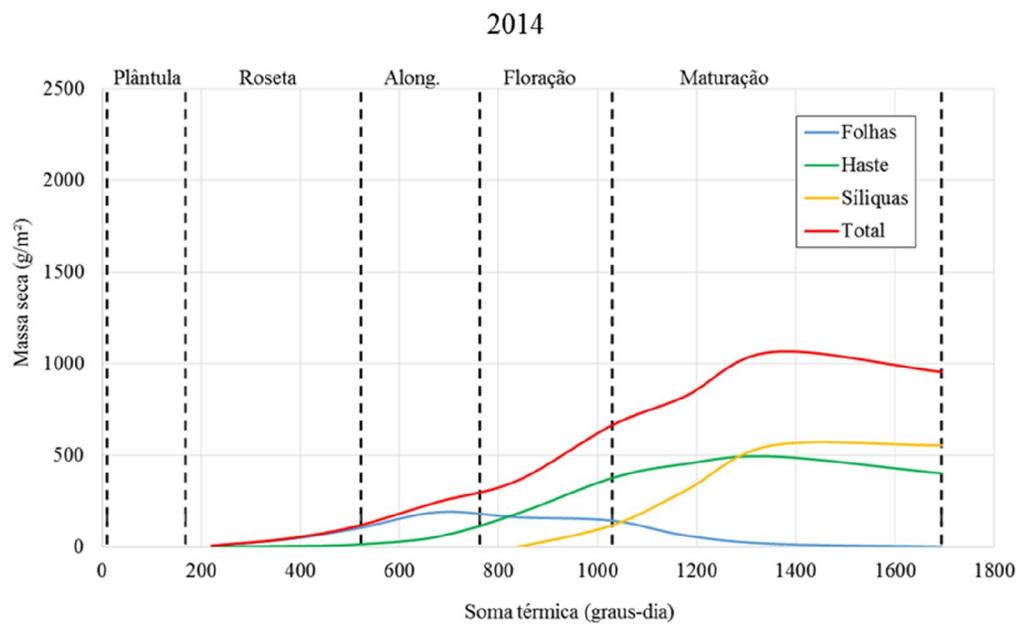
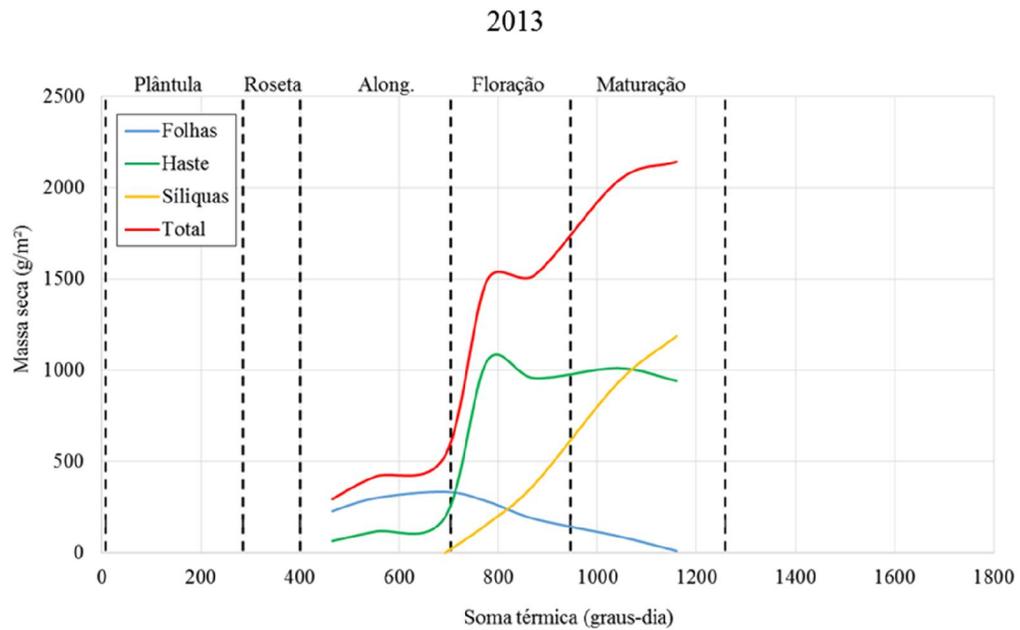
ZHAO, Y. et al. A novel algorithm for damage recognition on pest-infested oilseed rape leaves. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 89, p. 41–50, nov. 2012. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169912002001>>. Acesso em: 17 out. 2013.

ZHU, X. et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 11, p. 2610–2623, 2010.

APÊNDICE

APÊNDICE A

Matéria seca das folhas, da haste, das siliquas e matéria seca total da canola, medidos nas parcelas experimentais, em função da soma térmica acumulada em 2013 e 2014, e estádios fenológicos da cultura



APÊNDICE B**Rendimentos médios de grãos de canola para parcelas experimentais e lavouras acompanhadas em 2013 e 2014.**

Ano/Local	Rendimento de grãos (kg/ha)
Parcelas experimentais 2013	1933,6
Parcelas experimentais 2014	1329,7
Lavouras 2013	
Ronda Alta	1975,1
Pontão	2078,2
Coxilha	1751,3
Passo Fundo	2184,1
Lavouras 2014	
Lagoa Vermelha	1823,57
Ernestina	1442,14

APÊNDICE C

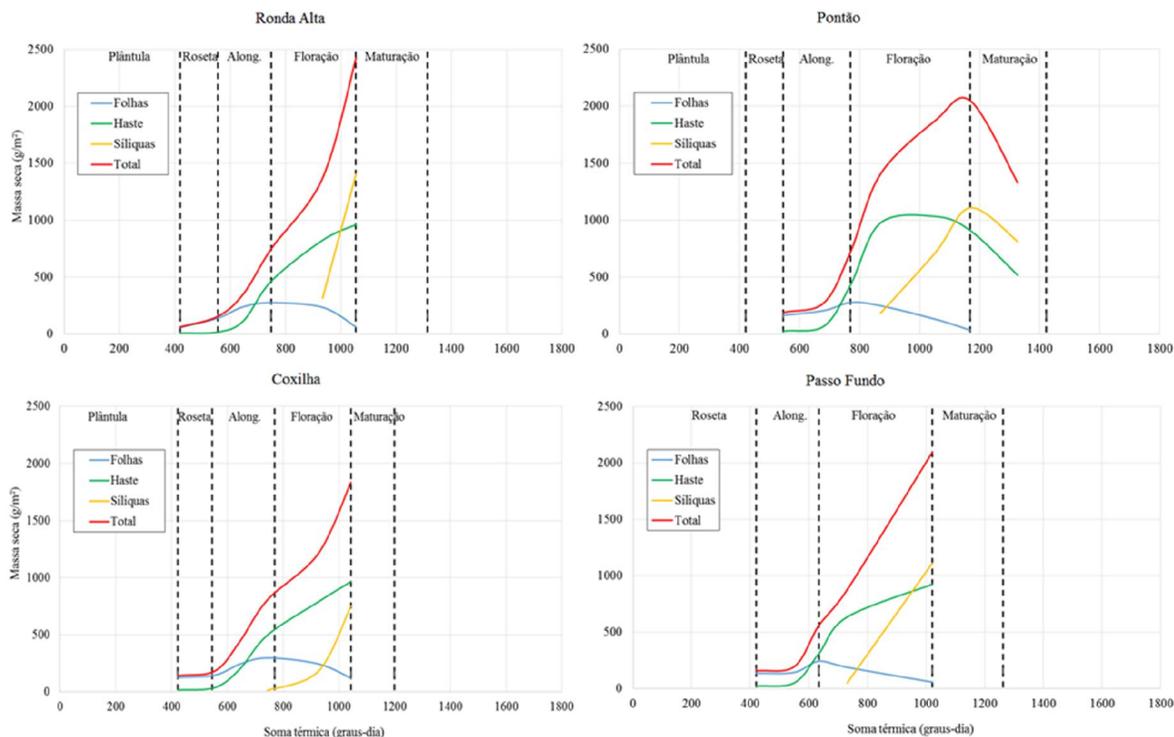
Soma térmica calculada a partir da temperatura do ar diária estimada para as lavouras de canola monitoradas em 2013 e 2014.

Lavoura	Soma Térmica (graus-dia)					
	Emergência	Roseta	Alongamento	Floração	Maturação	Colheita
Ano 2013						
Ronda Alta	7,1	418,2	555,5	748,9	1055	1312,8
Pontão	5,2	435,1	545,4	769,7	1168,7	1420,8
Coxilha	9,1	422,2	555,9	644,6	1043,1	1199,9
Passo Fundo	11,2	412,1	419,8	634,3	1021	1263,2
Média	8,2	421,9	551,7	721,1	984,6	1315,6
Ano 2014						
Lagoa Vermelha	2,9	518,9	630,7	789,3	926,4	1601,9
Ernestina	11,9	547,1	658	937,6	1084,4	1759,1
Média	7,8	533,2	633,9	855	994,3	1649,8

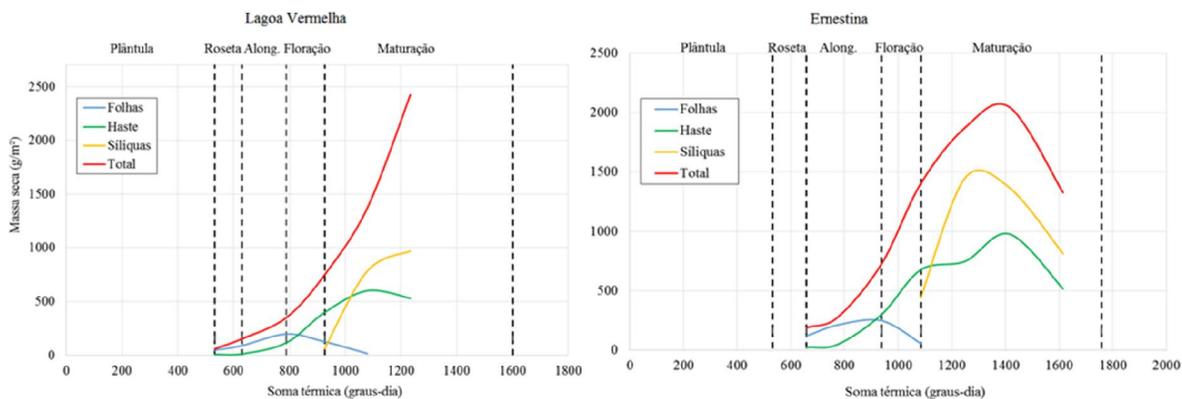
APÊNDICE D

Matéria seca das folhas, da haste, das siliquis e matéria seca total da canola, medidos nas lavouras monitoradas, em função da soma térmica acumulada em 2013 e 2014, e estádios fenológicos da cultura.

2013

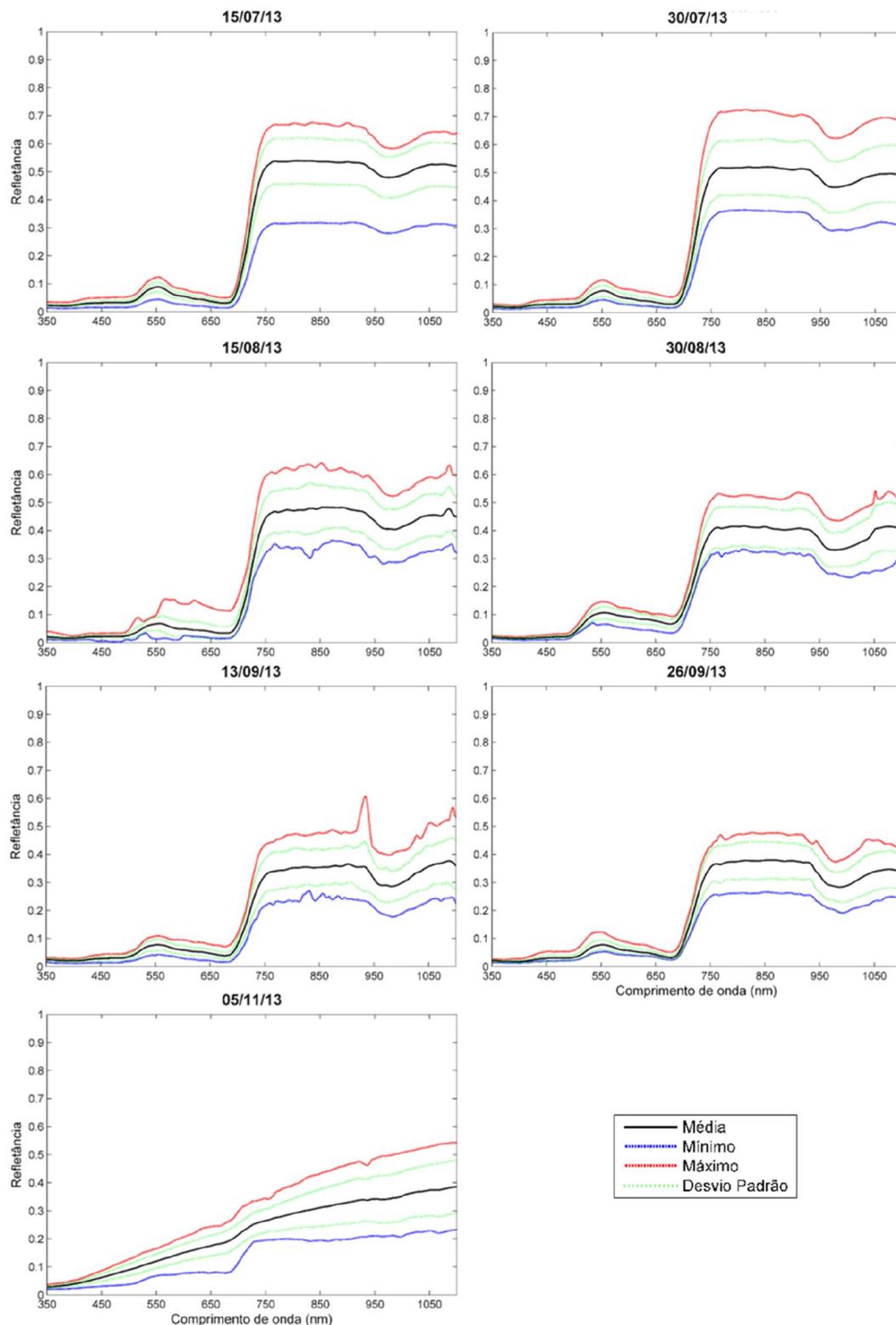


2014



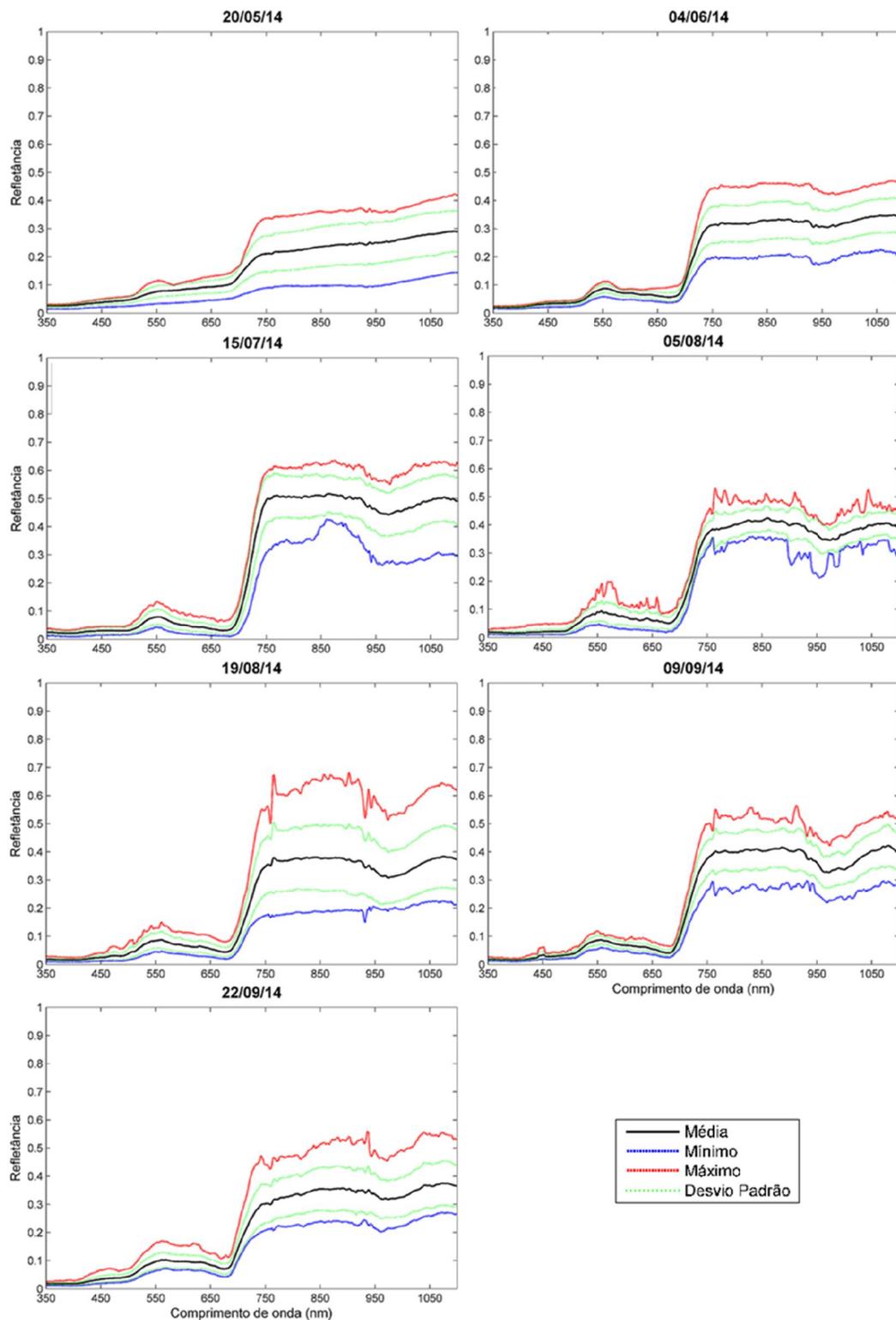
APÊNDICE E

Perfis espectrais de cada data de radiometria realizada nas parcelas de canola no ano 2013, contendo valores médios, mínimos, máximos e um desvio em torno da média.



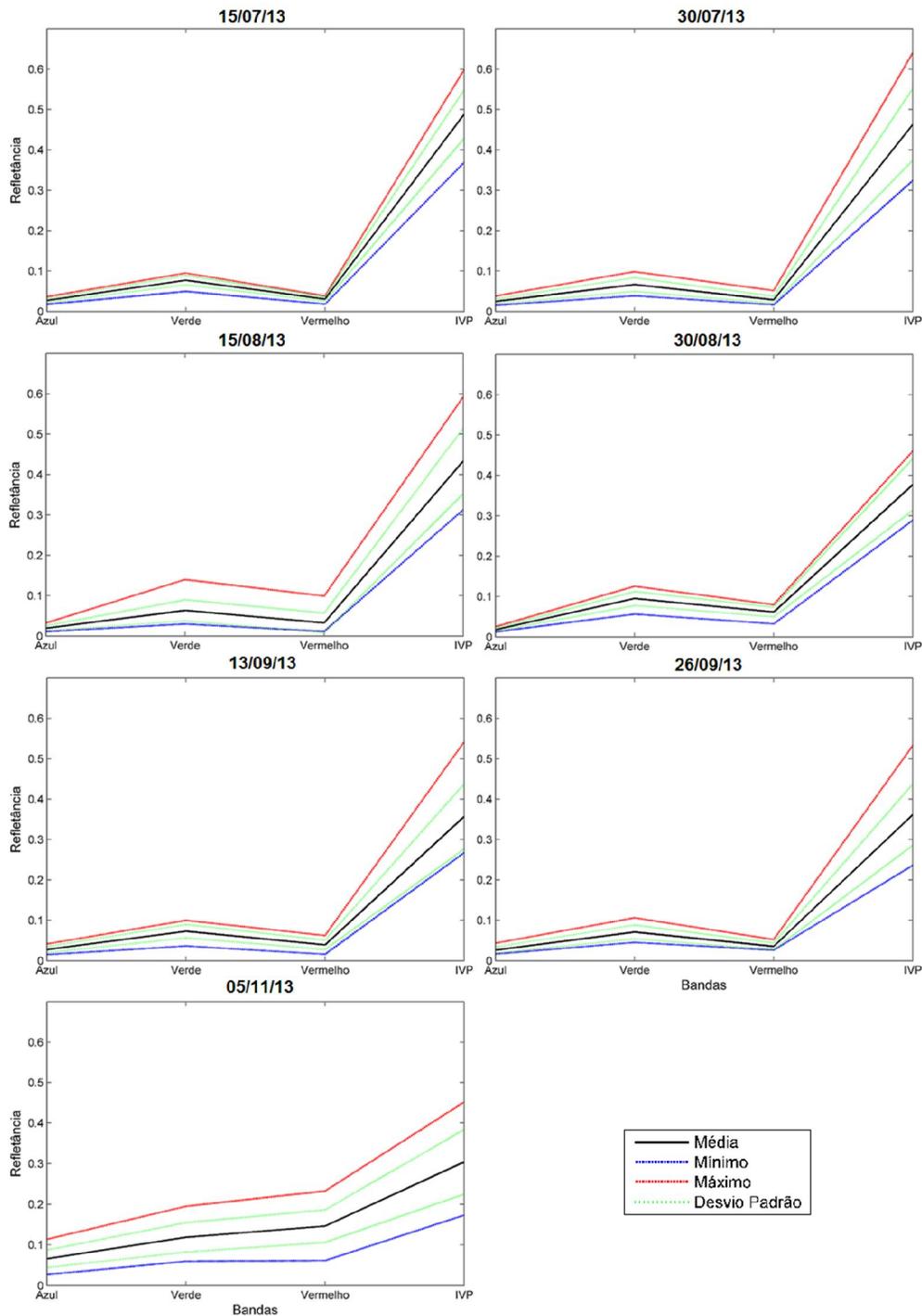
APÊNDICE F

Perfis espectrais de cada data de radiometria realizada nas parcelas de canola no ano 2014, contendo valores médios, mínimos, máximos e um desvio em torno da média.



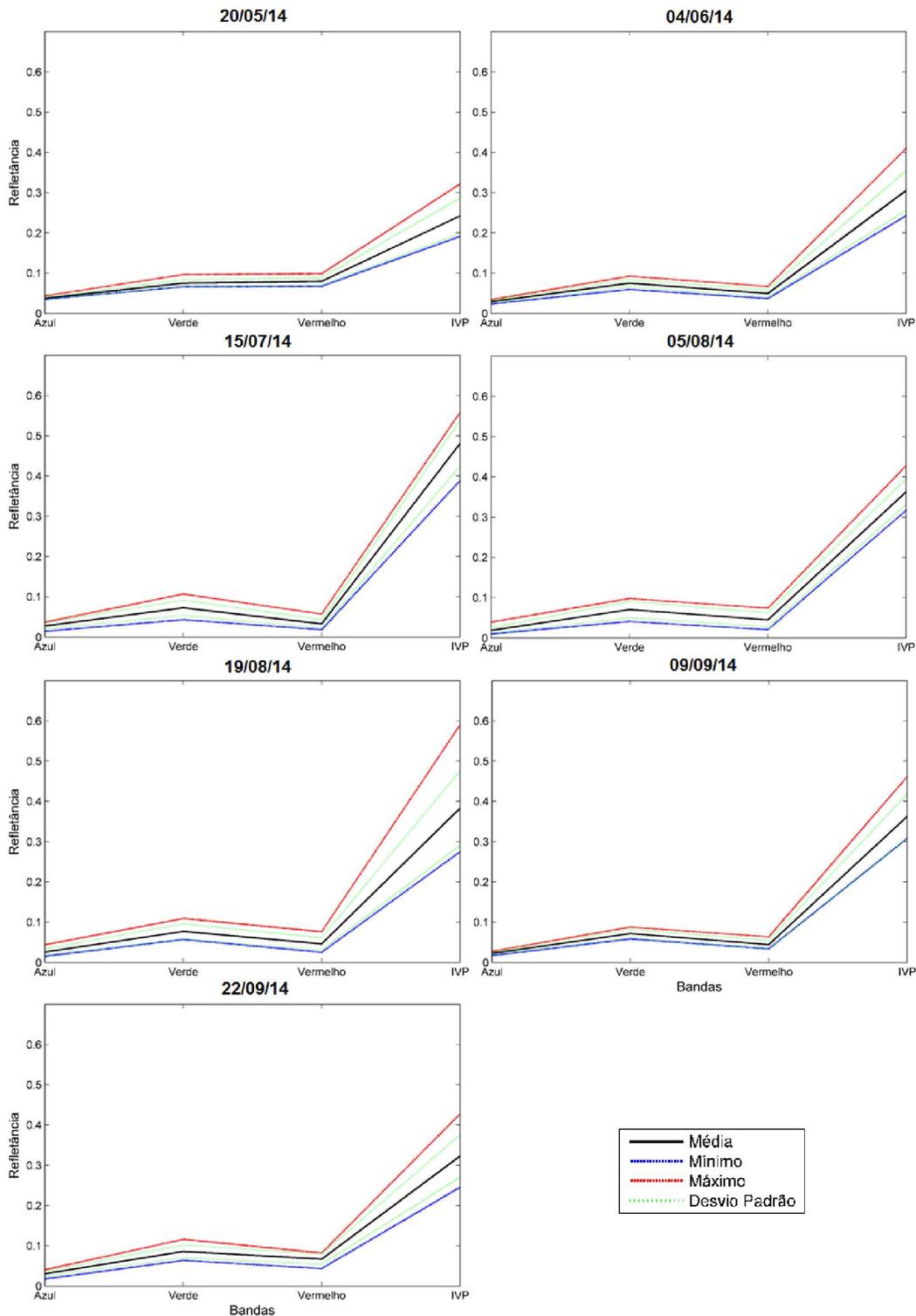
APÊNDICE G

Bandas espectrais simuladas para cada data de radiometria realizada nas parcelas de canola no ano 2013, utilizando as funções filtro do sensor MODIS, contendo valores médios, mínimos, máximos e um desvio em torno da média.



APÊNDICE H

Bandas espectrais simuladas para cada data de radiometria realizada nas parcelas de canola no ano 2014, utilizando as funções filtro do sensor MODIS, contendo valores médios, mínimos, máximos e um desvio em torno da média.



APÊNDICE I

Coefficientes do modelo de estimativa dos parâmetros biofísico para todos os IVs utilizados nesse estudo, obtidos através do produto MCD43B4 e avaliados conjuntamente para as lavouras acompanhadas em 2013 e 2014.

Índice de vegetação	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura de plantas (cm)				
ARVI	136,92	7,90	4,68	0,93
NDVI	137,34	3,79	2,26	0,93
GARI	136,97	2,90	1,72	0,93
GLI	138,10	1,38	0,83	0,93
CIgreen	137,67	21,27	12,69	0,92
SR	137,65	33,75	20,03	0,92
SAVI	138,81	2,54	1,55	0,92
EVI	138,85	2,57	1,57	0,92
MCARI2	138,90	2,39	1,46	0,91
MTVI2	139,00	6,14	3,77	0,90
MS* Total (g/m ²)				
GARI	2367,66	3,83	1,72	0,94
NDVI	2340,49	5,01	2,27	0,93
CIgreen	2285,02	26,81	11,83	0,93
ARVI	2269,31	10,15	4,50	0,92
SR	2140,49	40,99	18,04	0,89
SAVI	2277,13	3,33	1,60	0,88
EVI	2245,98	3,35	1,61	0,87
GLI	2056,06	1,68	0,78	0,85
MCARI2	2204,04	3,09	1,51	0,85
MTVI2	2233,58	8,03	3,97	0,84
MS* Haste (g/m ²)				
CIgreen	947,86	22,57	8,81	0,93
GARI	933,12	3,11	1,22	0,93
ARVI	934,33	8,50	3,34	0,93
NDVI	933,68	4,07	1,63	0,93
SR	946,49	35,90	14,08	0,92
SAVI	943,37	2,72	1,14	0,90
EVI	943,71	2,76	1,16	0,90
GLI	937,78	1,49	0,62	0,90
MCARI2	942,16	2,57	1,09	0,89
MTVI2	942,40	6,58	2,82	0,88
MS* Siliquas (g/m ²)				
GARI	1068,89	3,18	0,67	0,77
NDVI	1060,79	4,21	0,98	0,75
ARVI	1037,99	8,61	1,86	0,74
CIgreen	1088,06	23,75	5,90	0,74
SR	979,69	37,00	9,80	0,65
SAVI	1253,81	3,34	1,18	0,64
EVI	1239,27	3,40	1,22	0,62
GLI	938,94	1,56	0,48	0,58
MCARI2	1252,75	3,26	1,24	0,58
MTVI2	1557,40	9,25	3,68	0,57

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. *MS representa Matéria Seca

Índice de vegetação	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
	MS* Folhas (g/m ²)			
GARI	213,68	1,80	1,37	0,35
NDVI	211,62	2,35	1,83	0,33
ARVI	209,33	4,92	3,86	0,32
CIgreen	206,34	13,09	10,33	0,31
SR	195,73	21,05	17,85	0,24
SAVI	193,30	1,57	1,41	0,22
EVI	190,79	1,60	1,46	0,21
GLI	186,67	0,87	0,83	0,17
MCARI2	184,73	1,51	1,45	0,17
MTVI2	182,81	3,89	3,79	0,16
	Índice de área foliar			
GARI	3,39	1,79	1,41	0,35
NDVI	3,36	2,32	1,88	0,33
ARVI	3,32	4,87	3,96	0,31
CIgreen	3,28	12,94	10,59	0,31
SR	3,11	20,76	18,39	0,23
SAVI	3,07	1,55	1,45	0,21
EVI	3,03	1,58	1,51	0,20
GLI	2,96	0,86	0,86	0,16
MCARI2	2,93	1,49	1,50	0,16
MTVI2	2,90	3,83	3,92	0,15

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. *MS representa Matéria Seca

APÊNDICE J

Coefficientes do modelo de estimativa dos parâmetros biofísico para todos os IVs utilizados nesse estudo, obtidos através dos produtos MOD09A1/MYD09A1 e avaliados conjuntamente para as lavouras acompanhadas em 2013 e 2014.

Índice de vegetação	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
Altura de plantas (cm)				
GARI	137,85	3,25	1,89	0,87
CIgreen	137,12	24,17	14,00	0,87
NDVI	138,25	4,20	2,47	0,87
ARVI	137,65	8,87	5,17	0,87
SR	137,91	39,72	22,91	0,87
SAVI	139,39	2,70	1,60	0,86
EVI	139,83	2,77	1,64	0,86
MCARI2	140,20	2,62	1,58	0,85
MTVI2	140,45	6,88	4,16	0,84
GLI	137,57	1,58	0,98	0,82
MS* Total (g/m ²)				
EVI	2479,75	3,86	1,88	0,87
SAVI	2590,58	3,93	1,93	0,86
SR	3012,59	59,19	27,54	0,86
ARVI	2668,98	12,98	6,22	0,86
GARI	2240,72	4,26	2,01	0,85
MCARI2	2493,73	3,63	1,79	0,85
CIgreen	2171,75	30,47	13,85	0,84
NDVI	2250,59	5,63	2,71	0,84
MTVI2	2424,69	9,27	4,56	0,84
GLI	5091,80	3,21	1,57	0,81
MS* Haste (g/m ²)				
GARI	933,53	41,28	15,85	0,87
ARVI	944,65	2,92	1,21	0,87
CIgreen	936,18	2,88	1,20	0,86
NDVI	920,14	9,42	3,81	0,86
SR	921,22	25,49	10,08	0,86
SAVI	922,49	3,46	1,40	0,86
EVI	952,10	2,76	1,16	0,85
MCARI2	921,68	4,51	1,88	0,85
GLI	956,69	7,21	3,03	0,84
MTVI2	928,11	1,73	0,78	0,81
MS* Siliquas (g/m ²)				
SR	1624,16	12,30	3,78	0,74
EVI	6335,40	5,61	1,94	0,74
SAVI	3767,10	5,12	1,81	0,74
ARVI	2551,09	59,81	18,59	0,74
CIgreen	993,31	3,68	0,90	0,73
GARI	964,39	25,74	5,17	0,73
MCARI2	4587,58	6,52	1,82	0,72
NDVI	3070,51	4,61	1,67	0,71
MTVI2	2891,75	12,00	4,42	0,69
GLI	1589,91	4,59	0,30	0,65

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. *MS representa Matéria Seca

Índice de vegetação	a1 ¹	b1 ¹	c1 ¹	R ²
	MS* Folhas (g/m ²)			
GARI	197,03	2,02	1,83	0,25
NDVI	196,00	5,55	5,07	0,24
ARVI	196,43	15,02	13,44	0,24
CIgreen	194,88	2,63	2,46	0,23
SR	192,07	24,89	22,70	0,21
SAVI	191,36	1,71	1,65	0,21
EVI	190,44	1,73	1,68	0,20
GLI	187,15	1,63	1,64	0,18
MCARI2	187,93	1,01	1,01	0,18
MTVI2	184,98	4,27	4,37	0,17
	Índice de área foliar			
GARI	3,18	2,01	1,83	0,26
NDVI	3,18	14,97	13,34	0,25
ARVI	3,15	5,50	5,08	0,25
CIgreen	3,14	2,61	2,47	0,24
SR	3,10	24,66	22,70	0,22
SAVI	3,07	1,68	1,66	0,21
EVI	3,05	1,71	1,70	0,20
GLI	3,00	1,60	1,66	0,18
MCARI2	2,99	0,99	1,04	0,17
MTVI2	2,96	4,21	4,42	0,17

¹Coefficientes utilizados para estimar as variáveis biofísicas da canola através do modelo gaussiano. *MS representa Matéria Seca