

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

**METODOLOGIAS PARA O MAPEAMENTO DA CULTURA DA SOJA NO
ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL UTILIZANDO IMAGENS DE SENSOR
DE MODERADA RESOLUÇÃO ESPACIAL**

Juliana Silveira dos Santos

Dissertação apresentada como um dos requisitos
à obtenção do Grau de Mestre em Sensoriamento Remoto
Área de Concentração Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento

Porto Alegre, RS, Brasil.
Fevereiro de 2010.

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

“Nossas dúvidas são traidoras e nos fazem perder o que, com frequência, poderíamos ganhar, por simples medo de arriscar.”

-William Shakespeare-

*À minha amada mãe Gladys e as minhas
irmãs Glaucia e Silvana*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, primeiramente, pela vida e pela possibilidade de cursar pós-graduação em uma instituição de ensino pública e de qualidade.

À minha mãe Gladys e a Aristeu Brenner por acreditarem na importância do estudo, pelo amor, carinho, paciência e apoio nos momentos que mais precisei...

As minhas irmãs Glaucia e Silvana pelo amor, carinho, apoio, paciência, incentivo, compreensão e dedicação oferecidos sempre...

Ao Alessandro, a quem tanto admiro... Obrigada pelo constante incentivo, companheirismo, paciência nos momentos difíceis, incontáveis explicações e ajuda oferecida nos momentos de apuro ao longo deste trabalho.

À Greice e Jurandir Girardi pela amizade, carinho, confiança e pelo lar oferecido possibilitando a execução deste trabalho com tranquilidade e êxito.

A minha orientadora, professora Denise Cybis Fontana pela confiança na minha capacidade e criatividade na execução deste trabalho, pelo aprendizado transmitido e excelente orientação... A quem considero hoje um exemplo profissional.

Ao professor Bernardo Rudorff pela confiança e colaboração neste trabalho e oportunidades oferecidas durante o período que estive no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE.

Aos colegas do Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia pelos momentos de descontração, pelas discussões e incansáveis ajudas ao longo deste curso.

A todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para a realização desta pesquisa.

Meu muito obrigada!

METODOLOGIAS PARA O MAPEAMENTO DA CULTURA DA SOJA NO ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL UTILIZANDO IMAGENS DE SENSOR DE MODERADA RESOLUÇÃO ESPACIAL¹

Autor: Juliana Silveira dos Santos

Orientador: Dr^a. Denise Cybis Fontana

Co-orientador: Dr^o. Bernardo Friedrich Theodor Rudorff

RESUMO

O aumento progressivo da demanda mundial por alimentos e a disponibilidade de vastas áreas agrícolas têm servido de estímulo e reforço para o aumento da produção agropecuária que muitas vezes, não considera a capacidade ecológica de suporte dos ambientes e as consequências sociais e econômicas de um crescimento desequilibrado. Em relação às áreas agrícolas no Brasil, na safra 2008/2009 a área cultivada totalizou 47,7 milhões de hectares, o que representou 0,5% a mais que a safra anterior. Entre as culturas de maior representatividade na economia nacional, e, portanto, responsável por parte do incremento na área cultivada do País, destaca-se a soja, atualmente umas das principais *commoditys* de exportação brasileira. Neste contexto, torna-se importante o desenvolvimento de metodologias que venham auxiliar no monitoramento dessas áreas e na geração de estatísticas agrícolas de maior exatidão. Os dados de sensoriamento remoto associados às técnicas da geoinformação têm demonstrado potencial para monitorar e obter informações sobre a condição das culturas e dados de área cultivada. Uma das alternativas a partir de sensores remotos orbitais é a utilização das imagens do sensor *MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectro-Radiometer)*, que permitem obter informações compatíveis com o tamanho das lavouras e determinar mudanças fenológicas das culturas, tornando possível o mapeamento e estimativa de área cultivada de grandes culturas como a soja. Desta forma, os objetivos deste trabalho foram disponibilizar métodos de mapeamento da cultura da soja baseadas em imagens de sensor de moderada resolução espacial para a região norte do Estado do Rio Grande do Sul; avaliar a exatidão da estimativa de área cultivada de soja obtida a partir das imagens *MODIS* em relação aos dados considerados de referência e verificar a influência de condições meteorológicas distintas no mapeamento realizado. Para isso, foram avaliadas oito metodologias, que na maior parte utilizaram imagens multitemporais do índice de vegetação NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) buscando realçar as áreas de soja a partir da curva temporal e de imagens de mínimos e máximos valores de NDVI. Para avaliar os resultados obtidos, foram utilizados dados de área cultivada de soja do IBGE e do mapeamento feito com imagens de média resolução espacial (Landsat), o que permitiu avaliar a concordância espacial do mapeamento realizado a partir da análise de similaridade *fuzzy*. Os resultados mostraram que os métodos propostos são promissores com valores de coeficiente de determinação (R^2) superiores a 0,94. Apesar da alta associação, na análise de regressão linear verificou-se que as medidas estimadas pelas imagens *MODIS* não são semelhantes aos dados oficiais. Entretanto, quando considera-se que as estimativas oficiais vigentes são caracterizadas pelo caráter subjetivo, pode-se concluir que os dados obtidos neste estudo são altamente satisfatórios, já que diferem-se dos oficiais, atendendo a característica de objetividade (são medidos) e permitem obter informações sobre os erros envolvidos na análise. Desta forma, neste trabalho são disponibilizados, dados de área cultivada de soja de caráter objetivo, de baixo custo, de fácil implementação e que mostram-se promissoras ferramentas de auxílio para a geração de estimativas de área de soja oficial.

¹ Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil. (111 p.). Fevereiro, 2010.

METHODOLOGIES FOR MAPPING THE SOYBEAN CROP IN THE STATE OF RIO GRANDE DO SUL USING IMAGES OF MODERATE SPATIAL RESOLUTION SENSOR ²

Author: Juliana Silveira dos Santos

Advisor: Dr^a. Denise Cybis Fontana

Co-advisor: Dr^o. Bernardo Friedrich Theodor Rudorff

ABSTRACT

The gradual increase in global demand for food and the availability of vast agricultural areas has been the encouragement and reinforcement to increase agricultural production often does not consider the ecological capacity to support the environments and the social and economic consequences of unbalanced growth. In relation to agricultural areas in Brazil 2008/2009 crop season acreage totaled 47.7 million hectares, representing 0.5% more than the previous harvest. The crops most representative in the national economy, and thus partly responsible for the increase in acreage in the country stands out as soybeans, now one of the main Brazilian export commodities. In this context, it is important to develop new methodologies that will assist in monitoring these areas and the generation of agricultural statistics more accurate. The remote sensing data associated with geo-information techniques have shown potential to monitor and obtain information about the condition of crops and acreage data from. One of the alternatives based on satellite remote sensing is the use of images of the MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectro-Radiometer), which allow information compatible with the size of crops and determine crop phenological changes, making it possible to map and estimate acreage of major crops such as soybeans. Therefore, the goal of this work was to provide methods of mapping the soybean-based image sensor moderate spatial resolution for the region north of Rio Grande do Sul, to evaluate the accuracy of the estimate of soybean acreage obtained from MODIS images for the data considered references and check the influence of different weather conditions in the mapping done. To do this we evaluated eight methods, which mostly used multitemporal images of vegetation index NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), seeking to highlight the areas of soybean from the time curve and images of minimum and maximum values of NDVI. To evaluate the results we used data from soybean acreage IBGE and mapping done were images of medium spatial resolution (Landsat), which allowed to assess the correlation of mapping out space from the fuzzy similarity analysis. The results showed that the proposed methods are promising with determination coefficient (R^2) values exceeding 0.94. Despite the high association in linear regression analysis found that the measures estimated by the MODIS images are not similar to official date. However, when one considers that the current official estimates are characterized by subjective, we can conclude that the data obtained in this study are highly satisfactory, since they differ in the officers the characteristic of objectivity (is measured) and allow information about the errors involved in the analysis. Therefore, in this work are available, data from soybean acreage of an objective, inexpensive, easy to implement and are promising tools to aid generation of estimates of soybean official area.

² Master of Science Dissertation in Remote Sensing. Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Post-Graduation in Remote Sensing. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil. (111 p.). February, 2010.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

Pág.

LISTA DE TABELAS

1	INTRODUÇÃO.....	1
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
2.1	Cultura da soja.....	4
2.1.1	Histórico da Cultura da Soja.....	4
2.1.2	Características Morfológicas	7
2.1.3	Desenvolvimento e Ciclo Fenológico	8
2.1.4	Zoneamento Agroclimático	10
2.1.5	Calendário Agrícola.....	13
2.2	Sensoriamento Remoto (SR) e a Vegetação.....	14
2.2.1	Comportamento Espectral da Vegetação – Folha.....	15
2.2.2	Comportamento Espectral da Vegetação – Dossel.....	16
2.2.3	Variações na Reflectância da Vegetação.....	18
2.3	Índices de Vegetação (IVs).....	20
2.3.1	Dinâmica Temporal da Reflectância da Vegetação.....	22
2.3.2	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada – NDVI.....	23
2.4	Características Gerais do Sensor <i>MODIS</i>	26
2.4.1	Produtos Disponibilizados a partir dos Dados do Sensor <i>MODIS</i>	28
2.4.2	Produto MOD13Q1	29
2.5	Estimativa de Área Cultivada a partir de Dados de SR.....	31
2.5.1	Classificação Digital de Imagens	34
2.5.2	Classificação Não-Supervisionada	35
2.5.3	Análise por Componentes Principais (ACP)	36
2.5.4	Análise Derivativa	38
2.5.5	Análise de similaridade entre mapas – Análise de similaridade <i>fuzzy</i> ...	39
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	41
3.1	Área de Estudo	41
3.1.1	Descrição e Caracterização da Área de Estudo	41
3.2	Período de Estudo e Imagens de Sensores Orbitais.....	43
3.2.1	Processamento dos Dados NDVI/ <i>MODIS</i>	44
3.2.2	Dados de Referência.....	45
3.3	Metodologias utilizadas para determinação de Área Cultivada de Soja	47
3.3.1	Metodologia Realce da Distribuição (M1)	49
3.3.2	Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença (M2)	51
3.3.3	Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença (μ e σ) – M3.....	52
3.3.4	Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com Inclusão do Final de Ciclo – M4.....	54
3.3.5	Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo (μ e σ) – M5	54
3.3.6	Metodologia Análise de Componentes Principais (M6)	55
3.3.7	Metodologia Classificação de Imagens Multitemporais NDVI (M7)	55
3.3.8	Metodologia Fenologia (M8).....	56
3.4	Análise dos resultados	59

3.4.1	Análise de regressão linear simples.....	59
3.4.2	Índice de concordância de <i>Willmott (d)</i>	61
3.4.3	Análise de similaridade <i>fuzzy</i>	62
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	63
4.1	Identificação e mapeamento de lavouras de soja a partir de imagens <i>MODIS</i>	63
4.2	Determinação de área cultivada de soja a partir de imagens <i>MODIS</i> e dados de referência oficiais (IBGE)	65
4.2.1	Metodologia Realce da Distribuição (M1)	65
4.2.2	Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença (M2)	67
4.2.3	Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença (μ e σ) – M3.....	70
4.2.4	Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com a inclusão do Final de Ciclo – M4.....	72
4.2.5	Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – M5	74
4.2.6	Metodologia Análise de Componentes Principais (M6)	76
4.2.7	Metodologia Classificação de Imagens Multitemporais NDVI (M7)	81
4.2.8	Metodologia Fenologia (M8).....	82
4.3	Determinação de área cultivada de soja a partir de imagens <i>MODIS</i> e dados de referência obtidos na imagem Landsat	89
4.4	Resultados da Análise de Similaridade <i>Fuzzy</i>	93
4.5	Metodologias <i>MODIS</i> e a influência de distintas condições ecoclimáticas e meteorológicas.....	98
5	CONCLUSÕES	101
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	103
	APÊNDICE A	110
	APÊNDICE B.....	111

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Produção de soja no Brasil nos anos de 1990, 1996 e 2002. Fonte: IBGE/SIDRA, (2004).	6
Figura 2 - Participação da soja na produção agrícola dos Estados brasileiros (1990 1996 e 2002). Fonte: CORONEL, (2008).	6
Figura 3 - Identificação dos principais estádios de desenvolvimento da planta da soja. Fonte: Adaptado de DOORENBOS e KASSAM (1979).	8
Figura 4 - Zoneamento agroclimático para o Rio Grande do Sul, considerando perda de potencial de rendimento em soja por deficiência hídrica. Fonte: CUNHA et al. (2001).	12
Figura 5 - Calendário de plantio e colheita da soja. Fonte: dados da EMATER (2005).	13
Figura 6 - Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia, para o intervalo de comprimento de onda entre 0,4 e 2,6 μm . Fonte: Adaptado de JENSEN (2009).	15
Figura 7 - Elementos constituintes de um <i>pixel</i> , em um dossel vegetal. Fonte: Adaptado de JACKSON et al., (1979).	17
Figura 8 - Curvas de reflectância de folhas verdes e senescentes. Fonte: GUYOT, (1990).	18
Figura 9 - Variações na reflectância da vegetação. Reflectância de folhas de diferentes espécies vegetais (a). Reflectância de folhas de milho submetidas a diferentes teores de umidade (b). Fonte: Adaptado de HOFFER (1976).	19
Figura 10 – Curva da reflectância do dossel de soja no sistema de plantio direto irrigado (DI) e não irrigado (DNI) sistema de preparo convencional irrigado (CI) e não irrigado (CNI) ao longo do ciclo da cultura: 41 dias após a emergência (DAE) (A), 102 DAE (B) e 144 DAE (C). EEA-UFRGS, Eldorado do Sul – RS, 2003/04. Fonte: ALMEIDA, 2008.	20
Figura 11 – Base fisiológica para o desenvolvimento de índices de vegetação. Fonte: Adaptado de JENSEN, (2009).	21
Figura 12 – Crescimento fenológico e espectralidade temporal. Fonte: material de aula sensoriamento remoto agrícola INPE, 2009.	24
Figura 13 - Índice de vegetação por diferença normalizada em relação ao índice de área foliar em um dossel de soja, EEA-UFRGS – Eldorado do Sul, RS -2003/2004. Fonte: ALMEIDA, (2008).	24
Figura 14 - Reflectância de folhas de algodão superpostas até uma camada de seis folhas. Fonte: MOREIRA, (2003).	25
Figura 15 - Precipitação pluvial (barras) e Índice de Vegetação por Diferença Normalizada - NDVI (linhas) para (a) condição normal e (b) anos médios de <i>El Niño</i> (em vermelho) e de <i>La Niña</i> (em azul). Fonte: Adaptada de JACÓBSEN, (2002).	26
Figura 16 - Critério de espacialização das cenas (<i>tiles</i>) obtidas pelo sensor. Em destaque o <i>tile</i> h11v10. Fonte: RUDORFF et al., (2007b).	29
Figura 17 - Ilustra a transformação de componente principal em duas dimensões corresponde à rotação do eixo original da coordenada para coincidir com as direções de máxima e mínima variância no dado. Fonte: MALDONADO (1999).	37
Figura 18 - Localização geográfica da área de estudo.	42
Figura 19 - Diagrama descrevendo as etapas do processamento das imagens.	44
Figura 20 – Mapa temático de referência utilizado para a verificação das metodologias propostas.	46
Figura 21 - Máscara de cultivo. Cena 223-80 do satélite Landsat.	47

Figura 22 - Curva temporal do NDVI para a cultura da soja na região de estudo, nos meses referentes ao início, máximo desenvolvimento e final do ciclo da soja para a safra 2005/2006.	48
Figura 23 – Diagrama da implementação da metodologia Realce da Distribuição.....	50
Figura 24 - Etapas da metodologia M2	52
Figura 25 – Diagrama ilustrando a implementação da M3	53
Figura 26 - Mapeamento de áreas de soja no norte do Rio Grande do Sul, a partir de diferentes metodologias.	64
Figura 27 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para metodologia M1	66
Figura 28 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados (b) para a metodologia M1 , após a retirada dos <i>outliers</i>	66
Figura 29 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia realce da distribuição – M1).	67
Figura 30 – Imagens NDVI: mínimo valor (a); máximo valor (b) e valor diferença (c).68	
Figura 31 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M2	69
Figura 32 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M2 após a retirada dos <i>outliers</i>	69
Figura 33 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia Limiar Empírico aplicado à Imagem Diferença – M2).	70
Figura 34 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M3	71
Figura 35 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M3 após a retirada dos <i>outliers</i>	71
Figura 36 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença, μ e σ – M3). 72	
Figura 37 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M4	73
Figura 38 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M4 após a retirada dos <i>outliers</i>	73
Figura 39 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – M4).	74
Figura 40 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M5	75
Figura 41 - Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M5 após a retirada dos <i>outliers</i>	75

Figura 42 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia Limiar Estatístico aplicado a Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – M5).	76
Figura 43 – Primeira componente principal gerada a partir de imagens multitemporais <i>NDVI/MODIS</i>	77
Figura 44 – Imagem segunda componente principal, para a área de estudo.	78
Figura 45 – Autovetores da segunda imagem componente principal de <i>NDVI</i>	78
Figura 46 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M6	79
Figura 47 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M6 após a retirada dos <i>outliers</i>	80
Figura 48 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia Componente Principal – M6).	80
Figura 49 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M7	81
Figura 50 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M7 após a retirada dos <i>outliers</i>	81
Figura 51 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (metodologia classificação multitemporal M7).	82
Figura 52 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M8	83
Figura 53 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade <i>Kolmogorov-Smirnov</i> a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M8 após a retirada dos <i>outliers</i>	83
Figura 54 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e <i>MODIS</i> (Metodologia Fenologia M8)......	84
Figura 55 – Relação de área cultivada de soja entre os dados Landsat (referência) e <i>MODIS</i> para as metodologias M1 a M8.	91
Figura 56 – Similaridade <i>fuzzy</i> , entre os mapas temáticos gerados para as oito metodologias e o mapa de referência.	94
Figura 57 – Similaridade <i>fuzzy</i> entre mapas, apenas para municípios com maior área % ocupada com soja.....	96
Figura 58 – Similaridade <i>fuzzy</i> entre mapas, apenas para municípios com menor área % ocupada com soja.....	97
Figura 59 – Pontos retirados para a análise das estimativas de área cultivada de soja a partir de imagens <i>MODIS</i> : Metodologia M1 (a); Metodologia M3 (b); Metodologia M4 (c); Metodologia M5 (d)......	98
Figura 60 – Localização espacial dos pontos de maior erro nas análises, identificados em verde os municípios com maiores diferenças na estimativa de área cultivada de soja entre as metodologias <i>MODIS</i> e os dados da referência.	99
Figura 61 - Evapotranspiração relativa (ET _r /ET _o) na região produtora de grãos no mês de fevereiro de 2006. Fonte: Adaptado de FONTANA et al. (2005b).	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Evolução das exportações brasileiras de soja em grão (toneladas), do ano de 1995 a 2004.	5
Tabela 2 - Especificações técnicas do sensor <i>MODIS</i>	27
Tabela 3 – Definição do intervalo dos valores de NDVI.	50
Tabela 4 – Área de soja a partir dos dados <i>MODIS</i> e IBGE.	85
Tabela 5 – Resultado da análise de regressão para as metodologias <i>MODIS</i> e dados IBGE.	86
Tabela 6 - Valores do índice de concordância de <i>Willmott</i> entre os dados de área cultivada de soja estimados pelas metodologias <i>MODIS</i> e o IBGE.	89
Tabela 7 – Resultado da análise de regressão para as metodologias <i>MODIS</i> e dados Landsat.	92
Tabela 8 - Valores do índice de concordância de <i>Willmott</i> entre os dados de área cultivada de soja estimados pela classificação digital de imagens TM e o IBGE.	93

1 INTRODUÇÃO

Os dados obtidos a partir de sensores remotos permitem o estudo de diversas variáveis ambientais, devido à sua aplicabilidade nas diversas áreas das ciências e a possibilidade de adquirir dados sobre grandes extensões geográficas. Como consequência, nas últimas décadas o sensoriamento remoto tornou-se uma importante fonte de informação para o monitoramento dos recursos terrestres (JENSEN, 2009).

Sabe-se que o aumento progressivo da demanda mundial por alimentos e a disponibilidade de vastas áreas agrícolas têm servido de estímulo e reforço para o aumento da produção agropecuária, muitas vezes sem considerar a capacidade ecológica de suporte dos ambientes e as consequências sociais e econômicas de um crescimento desequilibrado. Em relação às áreas agrícolas no Brasil, na safra 2008/2009 a área cultivada totalizou 47,7 milhões de hectares, o que representou 0,5% a mais que a safra anterior (CONAB, 2009). Entre as culturas de maior representatividade na economia nacional, e, portanto, responsável por parte do incremento na área cultivada do País destaca-se a soja, atualmente umas das principais *commodities* de exportação brasileira.

A cultura da soja nos últimos anos apresentou um avanço sistemático na produção, da região sul ao centro-oeste do País. Em 2009, a produção nacional totalizou 57,1 milhões de toneladas. A região centro-sul contribuiu com 90% da produção nacional. Atualmente, entre os Estados maiores produtores estão o Mato Grosso, Paraná e o Rio Grande do Sul (CONAB, 2009).

Para o Rio Grande do Sul, a soja é um setor representativo da economia estadual, sendo que aproximadamente 80% da área cultivada de soja concentra-se na região norte, sendo caracterizada por extensas áreas de cultivo (EMATER, 2006). Devido ao crescimento expressivo da atividade agrícola e o aumento da área cultivada, torna-se cada vez mais importante a utilização de medidas que auxiliem no planejamento da ocupação do território. Tais medidas servem de subsídio para a utilização de práticas mais sustentáveis e a aquisição sistemática e contínua de dados, para o monitoramento tanto dos ecossistemas e de áreas dinâmicas, como as áreas agrícolas.

No Brasil, até a década de 30, as estatísticas agrícolas eram unicamente de responsabilidade do Ministério da Agricultura. A partir de então, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) passou a colaborar na geração destes dados e, conjuntamente com o Ministério da Agricultura, passou a implementar diferentes metodologias para gerar estas estimativas (IBGE, 2002). Atualmente no País, os dados de área cultivada e de rendimento são disponibilizados anualmente pelo IBGE e pela CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento), sendo gerados a partir de entrevistas com produtores rurais, cooperativas e dados de financiamento agrícola.

No entanto, estas informações apresentam algumas restrições decorrentes da forma pela qual são adquiridas, no qual o caráter subjetivo da coleta de dados não permite uma análise quantitativa dos erros envolvidos. Desta forma, ressalta-se que incertezas nas estimativas de área colhida e nas previsões de safra agrícola podem causar implicações em políticas públicas, privadas, em mercado de matéria-prima, na produção de alimentos e erros nos cálculos de rendimento (RIZZI et al., 2006).

Neste contexto, torna-se importante o desenvolvimento de novas metodologias, que venham auxiliar os órgãos oficiais na geração de estatísticas agrícolas de maior exatidão. Os dados de sensoriamento remoto associados às técnicas da geoinformação têm demonstrado potencial para monitorar e obter informações sobre a condição das culturas. O desenvolvimento fenológico determina mudanças estruturais da vegetação ao longo da sua estação de crescimento, resultando em gradativas mudanças na sua reflectância, que podem ser identificadas através de sensores remotos, fornecendo informações como tipos de vegetação, estrutura do dossel, estado fenológico e dados de área cultivada, produção e rendimento (JENSEN, 2009).

Sendo assim, o acompanhamento sistemático e continuado do desenvolvimento fenológico da vegetação a partir de sensores remotos permite a longo prazo entender mudanças nos agroecossistemas e a curto prazo é possível estabelecer inferências quanto ao acúmulo de biomassa e rendimento de grãos. Sendo estas informações muito úteis para programas de monitoramento e previsão de safras, destaca-se a importância dos dados de sensoriamento remoto para o mapeamento e estimativa de área cultivada de grandes culturas, como a soja. As informações servem como base para o

monitoramento dos recursos naturais e para o desenvolvimento de metodologias oficiais visando a geração de estimativas agrícolas mais objetivas.

Considerando que a soja é uma cultura anual, sendo cultivada em áreas de grande extensão, pode-se atribuir a essas características a possibilidade de se identificar, mapear e monitorar a cultura a partir de imagens de sensoriamento remoto. Então, neste contexto, formulou-se a hipótese de que com a utilização de imagens do sensor *MODIS* (*Moderate Resolution Imaging Spectro Radiometer*) é possível se obter informações de resolução espacial compatível com o tamanho das lavouras e resolução temporal, capaz de determinar as mudanças fenológicas das culturas. Permitindo o mapeamento das áreas cultivadas com soja no Estado do Rio Grande do Sul.

Esta hipótese está baseada, ainda, em características peculiares às imagens *MODIS* que são a distribuição gratuita das imagens, maior probabilidade de imagens livres de nuvens e a disponibilidade dos produtos índices de vegetação gerados a partir destas imagens a cada 16 dias, georeferenciados e com correção atmosférica, permitindo a elaboração de séries temporais precisas.

Com base na hipótese formulada, o objetivo geral deste trabalho foi, portanto, disponibilizar métodos de mapeamento da cultura da soja baseadas em imagens de sensor de moderada resolução espacial.

Como objetivos específicos têm-se:

- Avaliar diferentes metodologias existentes para estimar área cultivada de soja e verificar a exatidão nestes dados quando aplicados à área de estudo;
- Avaliar dados de área cultivada gerados a partir de metodologias objetivas em relação às estimativas agrícolas oficiais (IBGE);
- Comparar dados de área cultivada de soja obtidos a partir de sensores de resolução espacial, espectral e temporal distintas;

- Avaliar o desempenho das metodologias a partir de totais municipais e a concordância espacial do mapeamento gerado, quando considerado um mapa temático de referência;
- Verificar a influência de condições meteorológicas distintas nos dados de estimativa de área cultivada de soja obtidos a partir de imagens *MODIS*.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são abordados os temas que serviram como base para a interpretação dos resultados neste estudo. Os temas revisados são referentes à cultura da soja, à fundamentação das técnicas de sensoriamento remoto e à agricultura, às imagens de sensores de moderada resolução espacial, os produtos derivados do sensor *MODIS* e a uma revisão sobre metodologias que se baseiam em análise multitemporal e no desenvolvimento fenológico das culturas agrícolas para estimar dados de área cultivada.

2.1 Cultura da soja

2.1.1 Histórico da Cultura da Soja

Diversas espécies vegetais foram domesticadas para a alimentação humana. No entanto, ao longo desta domesticação procurou-se espécies que pudessem agregar à base da alimentação, ou seja, com alta qualidade protéica, vitaminas e sais minerais. A soja (*Glycine max (L.) Merrill*), cultivada no Brasil, para a produção de grãos é uma planta herbácea, da classe *Rosidaeae*, ordem *Fabales*, pertencente a família *Fabaceae*, subfamília *Papilionoideae*, tribo *Phaseoleae*. É originária da China, de uso milenar na Ásia, sendo disseminada no ocidente a partir do século XVIII. No Brasil, esta cultura foi introduzida inicialmente sem sucesso na Bahia em 1882. Nove anos mais tarde em 1891, através de novos genótipos testados foi melhor adaptada no Estado de São Paulo (FARIAS et al., 2009).

A partir da década de 30, a cultura da soja no Rio Grande do Sul foi registrada como cultivo comercial, marcando a sua expansão no Estado, sendo que mais tarde, no ano de 1941, entrou pela primeira vez nas estatísticas agrícolas oficiais (RIZZI, 2004). Desde então, a área plantada de soja aumentou exponencialmente no país, tornando o Brasil o segundo maior exportador mundial de soja em grão, perdendo apenas para os Estados Unidos (Tabela 1).

Tabela 1 - Evolução das exportações brasileiras de soja em grão (toneladas), do ano de 1995 a 2004.

Ano	Exportação de soja em grão
1995	3.495.585
1996	3.647.048
1997	8.339.824
1998	9.274.911
1999	8.917.352
2000	11.517.337
2001	15.675.587
2002	15.970.490
2003	19.890.467
2004	19.247.690

Fonte: CORONEL, (2008).

Na Figura 1, é ilustrada a evolução da produção da soja no Brasil, durante os anos de 1990, 1996 e 2002. Como pode ser observado a produção da cultura cresceu para o norte e nordeste do País durante este período. A cultura, quando comparada a outros cultivos como: milho, arroz e cana-de-açúcar, nestes anos foi a que apresentou um maior incremento na produção, sendo de 111,7% (IBGE-SIDRA, 2009).

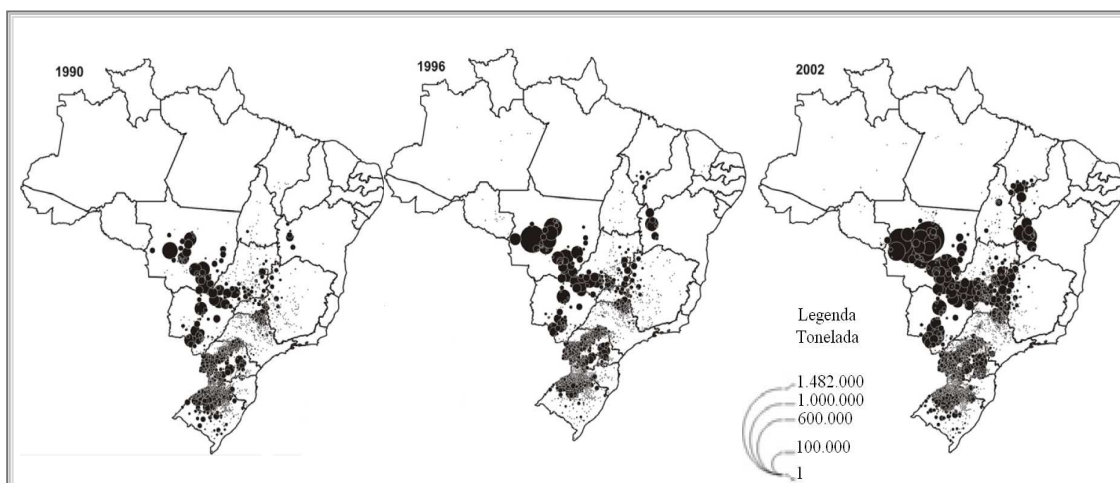


Figura 1 - Produção de soja no Brasil nos anos de 1990, 1996 e 2002. Fonte: IBGE/SIDRA, (2004).

Na Figura 2, para o mesmo período (1990, 1996 e 2002) percebe-se que para a maioria dos Estados, a soja aumentou a sua contribuição para a produção no setor agrícola.

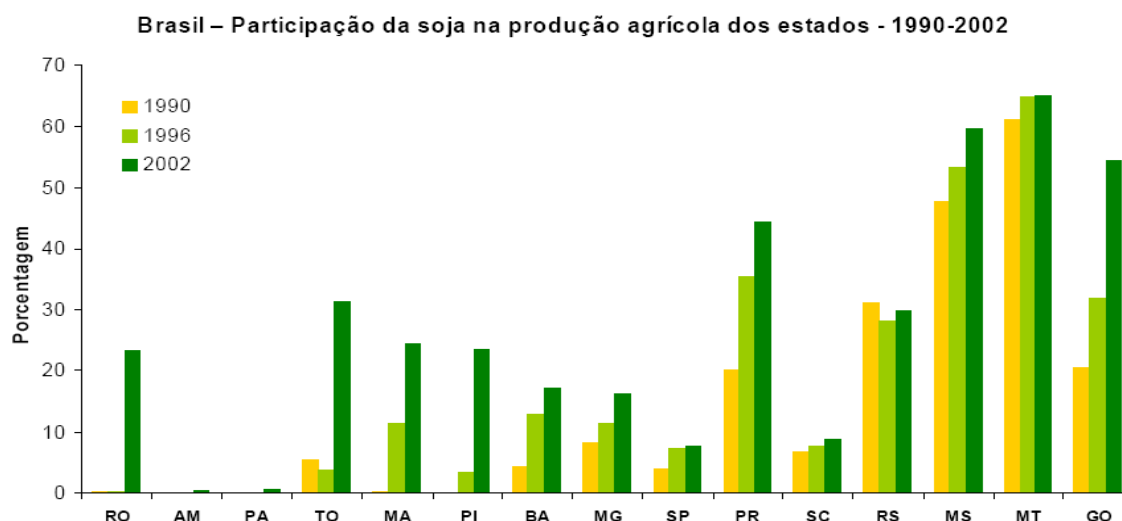


Figura 2 - Participação da soja na produção agrícola dos Estados brasileiros (1990 1996 e 2002). Fonte: CORONEL, (2008).

Para a safra 2008/2009, a área de cultivo da soja no Brasil alcançou 21,7 milhões de hectares, o que representou um acréscimo de 416,1 mil hectares em relação à safra anterior. A região Sul apresentou o segundo maior crescimento na área cultivada, sendo o maior incremento observado no Estado do Paraná, seguido de Santa Catarina. Para o Rio Grande do Sul, devido a oscilações no regime pluviométrico houve um decréscimo na área cultivada de soja nesta safra. No entanto, ressalta-se que as condições climáticas

do Rio Grande do Sul são favoráveis para o cultivo da soja, sendo que no norte do Estado, a soja é a principal cultura de verão, dividindo espaço apenas com o milho.

A produtividade da soja (quilos por hectare) é considerada média durante os últimos 5 anos no Estado, descartando apenas safras atípicas. O avanço tecnológico e as condições climáticas favoráveis às lavouras são os responsáveis por estes resultados na produção. Ainda que os principais fatores que induziram o produtor a ampliar a área de cultivo da soja foram o menor custo por hectare, quando comparado ao do milho, uma cultura de verão que disputa lugar com a soja, também o baixo preço do milho, a maior liquidez; sendo a soja uma cultura mais resistente à estiagem e de cultivo menos oneroso do que o milho (CONAB, 2009).

2.1.2 Características Morfológicas

As principais variedades comerciais da soja apresentam caule hispido, pouco ramificado, e raízes com eixo principal e muitas ramificações. Possui folhas trifolioladas, exceto o primeiro par de folhas simples, localizadas no primeiro nó acima do nó cotiledonar, com uma altura que pode variar de trinta centímetros a dois metros de altura. No entanto, em lavouras comerciais dependendo das condições do ambiente e da cultivar a estatura das plantas varia, sendo a altura ideal de 60 a 110 cm, facilitando a colheita mecânica e evitando o acamamento. As flores são de fecundação autógama, de cor branca, roxa ou intermediária (FARIAS et al., 2009).

Os frutos, em forma de vagens, podem ter de três a dez centímetros de comprimento, contendo de um a cinco grãos. Com o amadurecimento as vagens mudam de cor, passando do verde para o amarelo-pálido, marrom-claro, marrom ou cinza (VIEIRA, 1986).

2.1.3 Desenvolvimento e Ciclo Fenológico

Sabe-se que o ambiente influencia no ciclo das culturas. No caso da soja, especialmente a floração é influenciada pelo nictoperíodo, ou seja, pela duração da noite. A cultura é uma planta de dias curtos, os dias longos são responsáveis por atrasos no florescimento e um alongamento no seu ciclo. O cultivo da soja próximo ao Equador foi possível devido ao desenvolvimento de cultivares de florescimento tardio, em dias curtos. Isto eliminou restrições fotoperiódicas ao plantio comercial da soja, tornando o Brasil conhecido como o país que “tropicalizou” a cultura (FARIAS et al., 2009).

As cultivares brasileiras da soja são classificadas em grupos de maturação (GM), baseados no ciclo da cultura. No Rio Grande do Sul, os cultivares são agrupados em: precoce (até 126 a 132 dias), semiprecoce (129 a 138 dias), médio (133 a 142 dias), semitardio (145 dias) e tardio (145 a 150 dias) (FAGERIA, 1989).

O desenvolvimento da soja foi dividido por FEHR e CAVINESS (1977) em estádios vegetativos (V) e reprodutivos (R), representados pelas letras V e R seguidas de índices numéricos que identificam estádios específicos. Os estádios de emergência e cotilédone são chamados de VE e VC, respectivamente. Na Figura 3, estão ilustrados os principais estádios de desenvolvimento da cultura da soja.

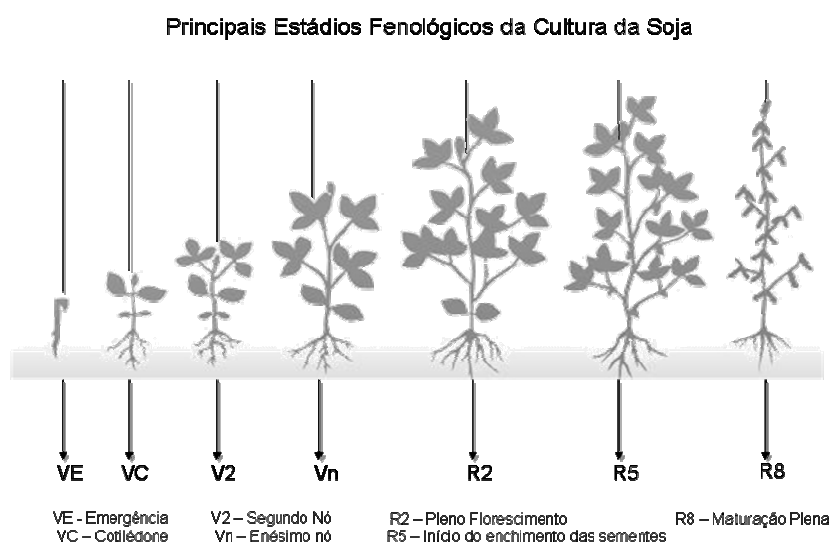


Figura 3 - Identificação dos principais estádios de desenvolvimento da planta da soja.
Fonte: Adaptado de DOORENBOS e KASSAM (1979).

A seguir, é feita uma breve descrição sobre os principais estádios vegetativos e reprodutivos da cultura da soja.

2.1.3.1 Estádios Vegetativos

VE: representa a emergência dos cotilédones, uma plântula recém emergida. Os cotilédones encontram-se acima da superfície do solo, formando um ângulo de 90°;

VC: representa o estágio em que os cotilédones se encontram completamente abertos e expandidos, ou seja, quando as bordas das folhas unifolioladas não se tocam. A partir deste estágio, as subdivisões dos estádios vegetativos são numeradas sequencialmente em V1, V2, V3,..., Vn, sendo que Vn é o número de nós acima do nó cotiledonar, com folha completamente desenvolvida.

Em síntese, uma folha no estágio V1, corresponde à quando as folhas unifolioladas opostas no primeiro nó foliar estiverem completamente desenvolvidas e assim para os estádios V2, V3,..., Vn.

2.1.3.2 Estádios Reprodutivos

Os estádios reprodutivos são denominados pela letra R, seguido dos números de 1 a 8 (descrição do período florescimento-maturação) e dividem-se em:

R1 e R2: florescimento;

R3 e R4: desenvolvimento da vagem;

R5 e R6: desenvolvimento do grão;

R7 e R8: maturação da planta.

Quanto ao tipo de crescimento, as cultivares de soja dividem-se em três tipos, sendo eles: indeterminado, semideterminado e determinado. Para as cultivares brasileiras o

tipo de crescimento predominante é o determinado que apresenta as seguintes características: após o início do florescimento, a planta cresce pouco e não mais se ramifica; o florescimento ocorre praticamente ao mesmo tempo, em toda a extensão da planta; desenvolve vagens e grãos no topo e na base da planta, praticamente ao mesmo tempo; as folhas do topo da planta são praticamente iguais às demais em tamanho, apresentam um racemo longo, com muitas vagens no nó terminal (FARIAS et al., 2009).

Nos parágrafos acima foram citadas as principais características morfológicas da planta da soja, estas características influenciam no espectro de reflectância da vegetação. O conhecimento prévio das características físico-químicas e biológicas da planta e as suas interações com a radiação eletromagnética são de fundamental importância para os dados de sensoriamento remoto. Um exemplo são os diferentes tipos de distribuição angular das folhas (planófilo, erectófilo, plagiófilo, extremófilo, uniforme e esférico), que contribuem para diferentes respostas de energia refletida e transmitida em um dossel vegetal (MOREIRA, 2003).

2.1.4 Zoneamento Agroclimático

Segundo CUNHA (2001), o nível de tecnologia adotado e a variabilidade climática explicam grande parte das flutuações no rendimento de grãos das culturas, que ocorrem em diferentes anos e entre locais. Os estudos sobre zoneamento climático para a cultura de soja, no Brasil, têm incluído, como principais variáveis limitantes, a deficiência hídrica, a insuficiência térmica e a falta de uma estação seca na época de colheita. Para o Rio Grande do Sul, são considerados no zoneamento agroclimático como fatores de risco: ocorrência de deficiência hídrica e a soma térmica durante o período de crescimento da cultura. Para o Estado, a maior parte do território está classificado como apto para o cultivo da soja, com exceção de uma pequena área no nordeste do Estado devido a razões de natureza térmica.

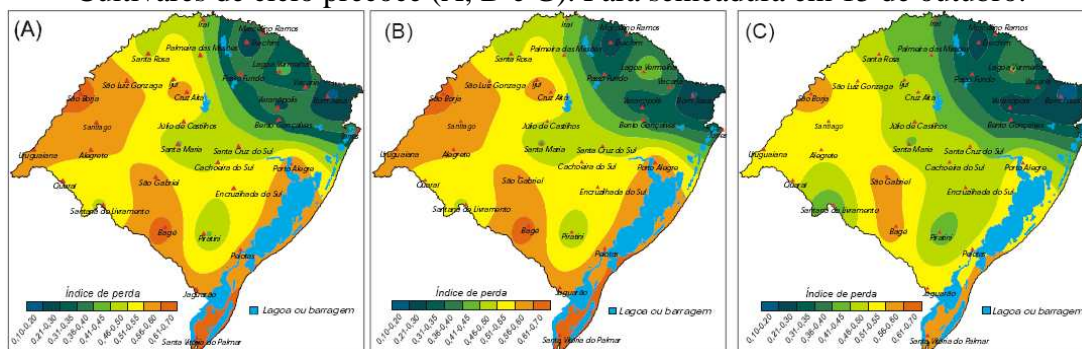
A seguir, será abordado o principal elemento limitante do rendimento de grãos considerado no zoneamento agroclimático para a cultura da soja no Rio Grande do Sul.

A precipitação pluvial foi identificada por diversas pesquisas como sendo a principal variável meteorológica determinante de oscilações no rendimento de grãos de soja no Rio Grande do Sul, tanto interanual quanto em diferentes regiões (CUNHA et al., 2001). Os efeitos da deficiência hídrica sobre o potencial de rendimento de soja dependerão da intensidade, duração, época de ocorrência e interação com outros fatores determinantes do rendimento de grãos.

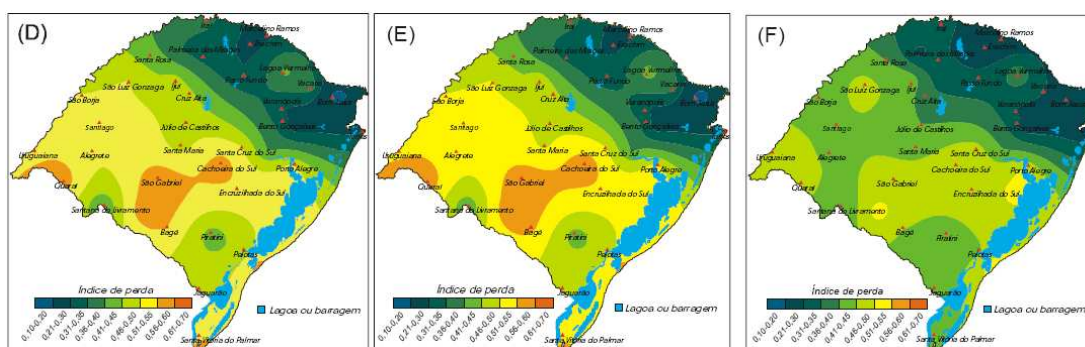
A partir dessas considerações busca-se a delimitação de áreas com maior aptidão climática para o desenvolvimento da cultura e obtenção de maiores rendimentos e menores riscos na produção.

As etapas críticas para a cultura da soja em relação à disponibilidade hídrica são as correspondentes a: germinação à emergência e no pós-florescimento. No entanto, técnicas de manejo são úteis para minimizar os efeitos da deficiência hídrica, entre elas pode-se citar: escolha da cultivar, o aumento do nível de matéria orgânica, o plantio direto, a irrigação, o uso de quebra-ventos e o menor espaçamento entre linhas, semeadura em épocas indicadas por estudos de zoneamento agroclimático, uso de cultivares mais tolerantes ao estresse hídrico, entre outras. Na Figura 4, são mostrados alguns resultados obtidos por CUNHA et al. (2001), no qual foram indicados os períodos favoráveis para a semeadura da soja no Estado do Rio Grande do Sul, com base em riscos de deficiência hídrica, considerando como variáveis de definição os tipos de solo e o ciclo de cultivares.

Cultivares de ciclo precoce (A, D e G). Para semeadura em 15 de outubro.



Cultivares de ciclo médio (B, E e H). Para semeadura em 15 de novembro.



Cultivares de ciclo semitardio/tardio (C, F e I). Para semeadura em 15 de dezembro.

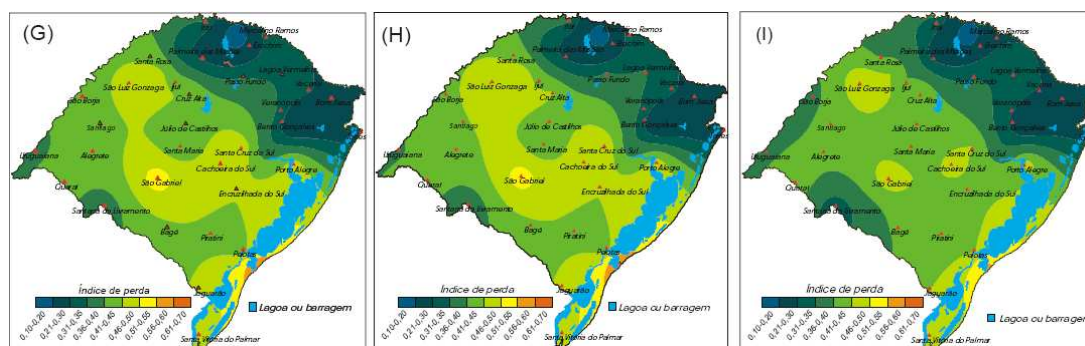


Figura 4 - Zoneamento agroclimático para o Rio Grande do Sul, considerando perda de potencial de rendimento em soja por deficiência hídrica. Fonte: CUNHA et al. (2001).

O autor considerou a perda do potencial de rendimento de soja por deficiência hídrica utilizando uma escala relativa de 0 a 1, valores iguais ou menores, com uma probabilidade de 80%. A partir da Figura 4, pode-se perceber que a disponibilidade hídrica limita o rendimento da cultura estudada. São visíveis as diferenças regionais na magnitude de perda de rendimento por déficit hídrico, com restrições especialmente na metade sul do Estado.

CUNHA et al. (2001) considerou também o índice de satisfação das necessidades de água ($ISNA = E_{Tr}/E_{To}$; em que E_{Tr} e E_{To} são, respectivamente, a evapotranspiração real e de referência) para definir as classes de zoneamento para a soja no Estado do Rio Grande do Sul, sendo elas: $E_{Tr}/E_{Tm} < 0,65$ (favorável), $0,65 > E_{Tr}/E_{Tm} > 0,55$ (intermediária) e $E_{Tr}/E_{Tm} < 0,55$ (desfavorável).

2.1.5 Calendário Agrícola

O calendário agrícola de cada cultura para uma determinada região é dependente, principalmente, das condições iniciais do ambiente que podem garantir a instalação das lavouras, a germinação das sementes e o desenvolvimento das plantas, de acordo com as condições de umidade disponível no solo que basicamente são provenientes das chuvas. Segundo o acompanhamento sistemático realizado pela EMATER, o calendário agrícola médio para a cultura da soja, no Estado do Rio Grande do Sul, corresponde ao período de outubro a maio, como mostra a Figura 5.

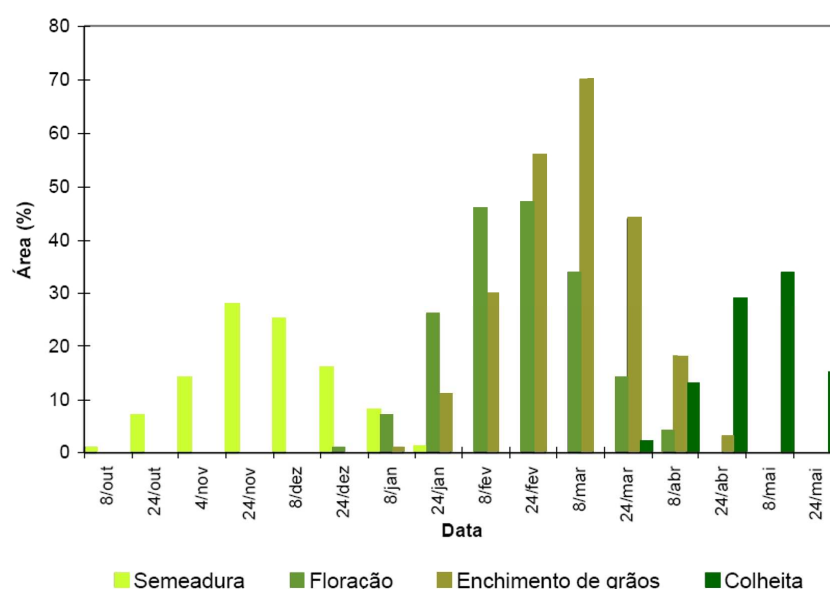


Figura 5 - Calendário de plantio e colheita da soja. Fonte: dados da EMATER (2005).

A partir da Figura 5, pode-se verificar que no período de outubro a dezembro as lavouras são implantadas, sendo que nos meses de novembro e dezembro é quando ocorre a maior concentração da sementeira. Os meses de janeiro, fevereiro e março

correspondem ao máximo acúmulo de biomassa da cultura, quando acontecem à floração e o enchimento de grãos. Em março inicia-se a colheita em algumas áreas, a qual se concentra nos meses de abril e maio.

2.2 Sensoriamento Remoto (SR) e a Vegetação

O sensoriamento remoto é a arte e a ciência de obter informações sobre um objeto sem estar em contato físico direto com ele, podendo ser utilizado para medir e monitorar importantes características biofísicas e as atividades humanas na Terra (JENSEN, 2009).

As técnicas de sensoriamento remoto estão baseadas na porção da radiação eletromagnética que é emitida ou refletida por diversos alvos da superfície terrestre (MOREIRA, 2003). Desta forma, estudos que buscam identificar mudanças na cobertura da Terra através dessas ferramentas estão baseados no fato de que alterações nos ecossistemas, sejam elas de origem natural ou antrópica, produzem variações detectáveis na resposta espectral do alvo ou do fenômeno estudado, neste caso da vegetação.

Para o estudo da vegetação através do sensoriamento remoto é necessário conhecer a fisiologia da planta estudada e a forma como a mesma interage com a radiação incidente. A base para estudos com sensores passivos é assumir que a radiação solar que incide na superfície terrestre resulta em três frações: parte é absorvida, parte é refletida e parte é transmitida. Como a folha é a parte superior das plantas torna-se, portanto, o principal órgão absorvedor da radiação eletromagnética da vegetação e a maior contribuidora do sinal detectado pelos sensores remotos (MOREIRA, 2003). Em geral a componente espectral utilizada é a reflectância, que é uma propriedade inerente do alvo e decorrente das suas características físicas, químicas e biológicas. A reflectância pode ser obtida pela razão entre o fluxo radiante refletido pelo alvo e o fluxo radiante total incidente neste mesmo alvo.

2.2.1 Comportamento Espectral da Vegetação – Folha

Na reflectância espectral das folhas pode-se citar a influência de três elementos dominantes, sendo eles: os pigmentos foliares, os espalhamentos internos e o conteúdo interno de umidade na folha (JENSEN, 2009). Na Figura 6 pode ser observada a reflectância média típica de uma folha vegetal verde e sadia e as regiões do espectro eletromagnético influenciadas pelos elementos presentes na folha, que são os fatores determinantes na sua reflectância.

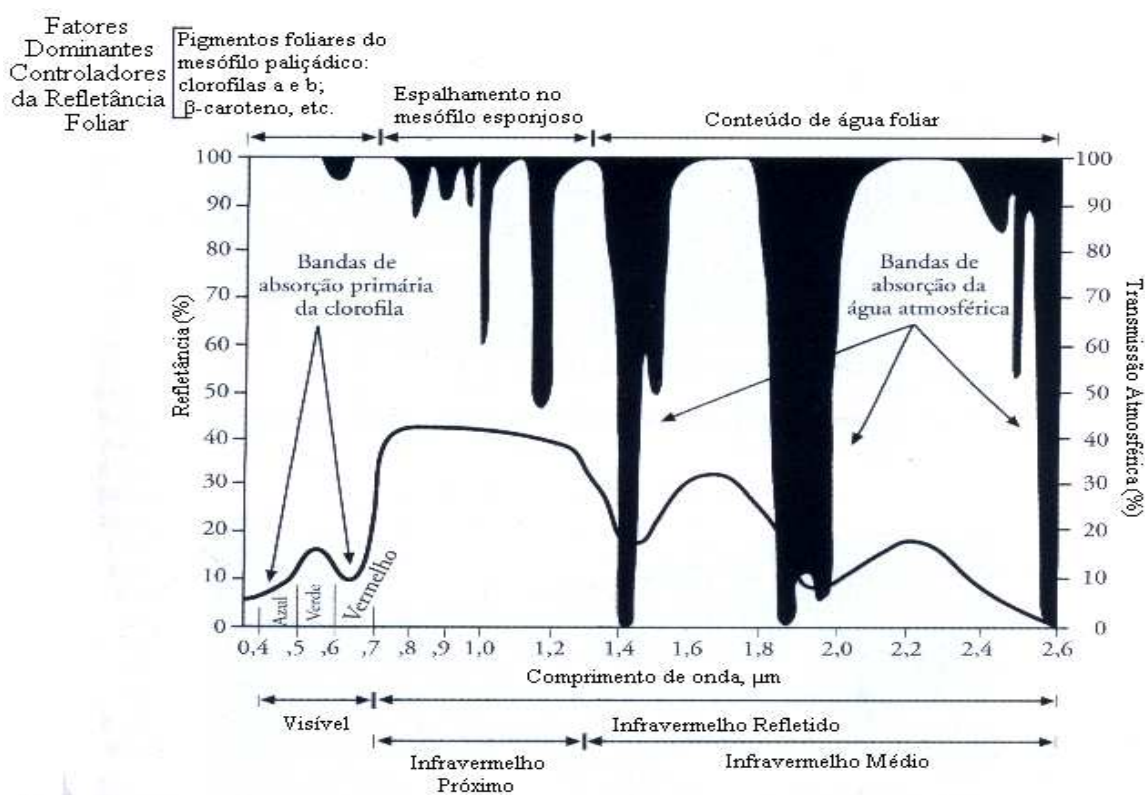


Figura 6 - Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia, para o intervalo de comprimento de onda entre 0,4 e 2,6 μm . Fonte: Adaptado de JENSEN (2009).

A seguir serão descritos quais são os fatores dominantes que controlam o espectro de reflectância de uma folha, nas regiões do espectro eletromagnético do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio, abordados por JENSEN (2009).

Região do Visível - 0,4 a 0,7 μm : a folha nesta região do espectro eletromagnético é caracterizada pela baixa reflectância (aproximadamente 10%). Esta característica está

relacionada à quantidade e qualidade dos pigmentos foliares (as clorofilas a e b, e o β -caroteno) existentes no mesófilo paliçádico, sendo que as principais bandas de absorção pela clorofila ocorrem nos seguintes intervalos de comprimento de onda: 0,43 – 0,45 μm e 0,65 – 0,66 μm .

Região do Infravermelho Próximo - 0,7 a 1,3 μm : nesta região do espectro eletromagnético, o espectro de reflectância da folha caracteriza-se pela alta reflectância (aproximadamente 40%). Este comportamento está relacionado com o espalhamento da energia infravermelha no mesófilo esponjoso. Desta maneira, quanto mais lacunosa for a estrutura intracelular, maior será o espalhamento interno na folha e conseqüentemente maior será a reflectância nessa região.

Região do Infravermelho Médio – 1,3 a 2,6 μm : nesta região do espectro eletromagnético, a folha caracteriza-se por duas bandas de absorção, devido ao conteúdo de água líquida presente na sua estrutura interna. Com isso, quanto maior a presença de água na folha, menor será a sua reflectância nessa faixa do espectro. As principais bandas de absorção pela água ocorrem nos comprimentos de onda de: 0,97; 1,19; 1,45; 1,94 e 2,7 μm .

2.2.2 Comportamento Espectral da Vegetação – Dossel

As aplicações das técnicas de sensoriamento remoto no estudo da vegetação incluem a necessidade de compreender os processos de interação entre a radiação eletromagnética com todas as partes que compõem uma planta e o ambiente em que ela se encontra (ANDERSON, 2004). Neste contexto, quando o alvo estudado é a vegetação, especificamente as culturas agrícolas cultivadas em linha, deve-se considerar a influência na reflectância de todos os elementos que compõem a estrutura de um dossel vegetal.

Em síntese, o dossel vegetal apresenta o mesmo padrão de reflectância de uma folha. No entanto, em geral, a reflectância de um dossel é menor que a de uma folha isolada, principalmente devido à presença de sombra em dosséis vegetais, a qual é modulada

pelo índice de área foliar (IAF), distribuição angular foliar (DAF) e pela distribuição da reflectância bidirecional (FDRB). Na região do visível do espectro eletromagnético, a menor reflectância em dosséis é justificada devido à maior quantidade de pigmentos fotossintetizantes e conseqüentemente uma maior absorção da radiação eletromagnética.

Na região do infravermelho próximo, a reflectância de um dossel vegetal é maior quando comparada a uma folha isolada. Esta característica é atribuída, ao espalhamento múltiplo da radiação eletromagnética, que ocorre devido às camadas de folhas de um dossel vegetal. PONZONI (2001) citou que são três os fluxos interceptados pelo sensor quando o alvo estudado é um dossel vegetal, o primeiro refere-se ao fluxo espalhado por um elemento único da vegetação (espalhamento simples) num dado momento; o segundo é o fluxo espalhado por diferentes elementos da vegetação em diferentes momentos de tempo (espalhamento múltiplo) que não atingiu o solo; e o terceiro é o fluxo refletido pelo solo que não é interceptado por outro elemento da vegetação, ou se é interceptado, então é espalhado na direção do sensor.

Desta forma, pode-se concluir que os elementos constituintes de um *pixel* de uma área com uma cultura plantada em linha e um dossel vegetal não homogêneo (<100% de cobertura vegetal) podem ser: vegetação iluminada, solo iluminado, vegetação sombreada, solo sombreado, solo exposto ou vegetação nas entrelinhas (plantas daninhas), como mostra a Figura 7.

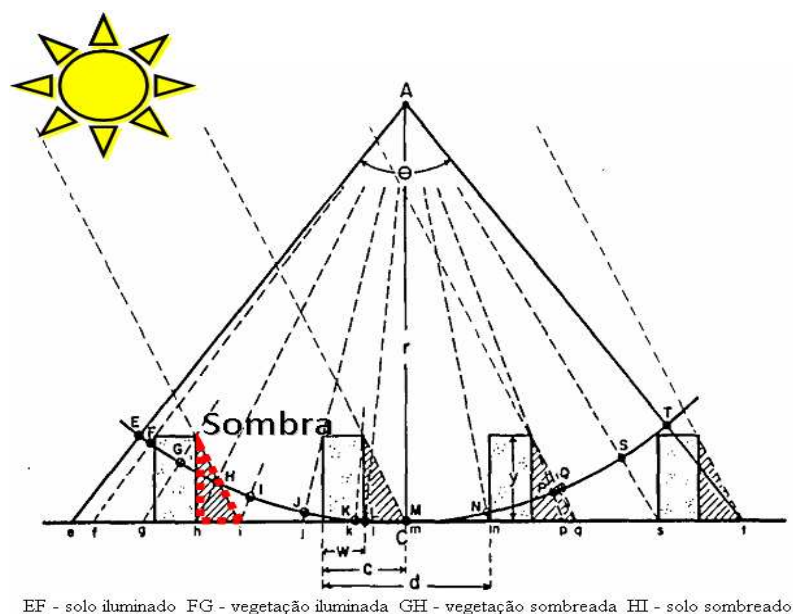


Figura 7 - Elementos constituintes de um *pixel*, em um dossel vegetal. Fonte: Adaptado de JACKSON et al., (1979).

2.2.3 Variações na Reflectância da Vegetação

A reflectância da vegetação pode apresentar variações devido a diferenças entre as espécies, a fase de desenvolvimento da planta, o teor de umidade e o manejo realizado. A Figura 8 ilustra a variação da reflectância de uma folha associada a sua fase de desenvolvimento.

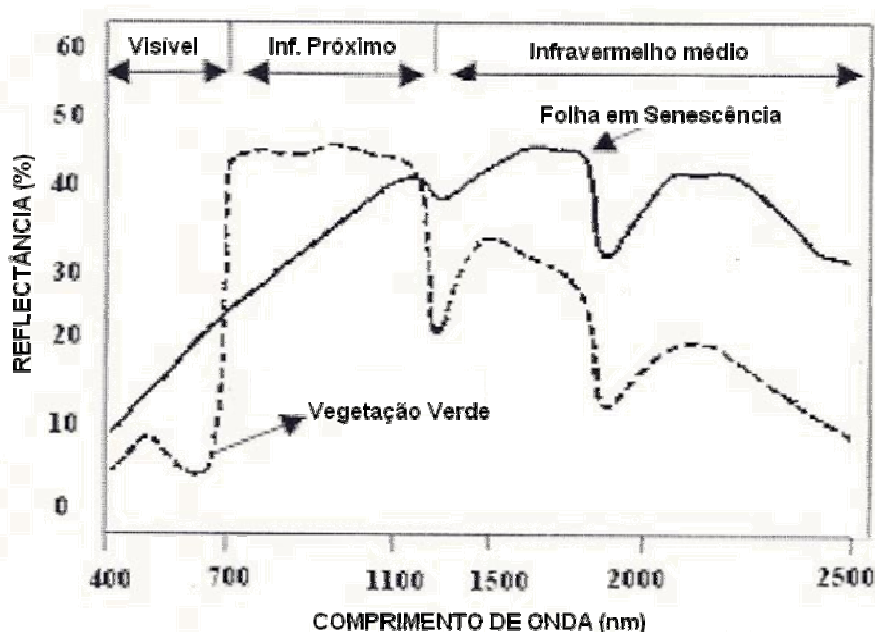


Figura 8 - Curvas de reflectância de folhas verdes e senescentes. Fonte: GUYOT, (1990).

Analisando a Figura 8, observa-se que a folha verde e sadia apresenta o padrão de reflectância esperado para a vegetação. Desta forma, são identificadas bandas de absorção na região do visível, devido à presença dos pigmentos foliares; alta reflectância na região do infravermelho próximo, devido à estrutura celular; e bandas de absorção na região do infravermelho médio, devido à presença de água líquida no interior da folha. No entanto, quando analisado o espectro de reflectância da folha em senescência, identificam-se alterações na reflectância. A maior reflectância na região do visível pode ser justificada pela degradação dos pigmentos foliares que são os responsáveis pela absorção da energia solar.

A menor reflectância na região do infravermelho próximo observada deve-se a um possível preenchimento nos espaços aéreos intracelulares devido ao envelhecimento das

células. E na região do infravermelho médio, a maior reflectância observada pode ser explicada pela menor presença de água no interior da folha à medida que a mesma inicia o processo de senescência. Na Figura 9a e b, podem ser observadas a reflectância de diferentes espécies vegetais e de uma folha de milho submetida a diferentes teores de umidade.

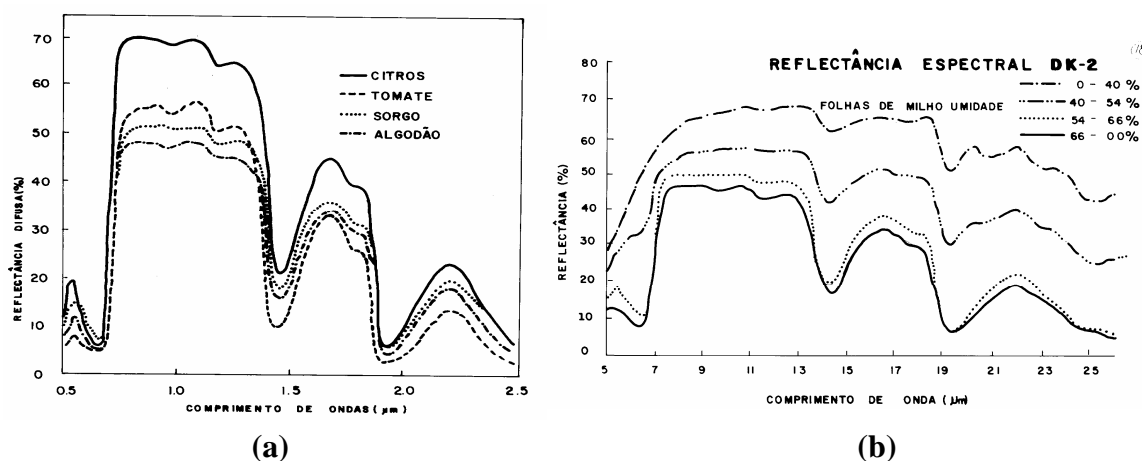


Figura 9 - Variações na reflectância da vegetação. Reflectância de folhas de diferentes espécies vegetais (a). Reflectância de folhas de milho submetidas a diferentes teores de umidade (b). Fonte: Adaptado de HOFFER (1976).

Na Figura 9a, observa-se que o padrão da reflectância das folhas é o mesmo para as diferentes espécies analisadas. No entanto, a folha do algodão quando comparada à folha do citros apresenta, em geral, uma menor reflectância. Na região do infravermelho próximo, essa diferença é mais acentuada, o que pode-se atribuir à folha do citros uma estrutura interna foliar menos compactada que a folha do algodão. Na Figura 9b, pode ser observado que à medida que o teor de umidade aumenta, as bandas de absorção na região do infravermelho médio tornam-se mais evidentes.

ALMEIDA (2008) analisou as variações na resposta espectral da cultura da soja ao longo do ciclo, quando submetida a diferentes sistemas de preparo do solo e níveis de irrigação (Figura 10).

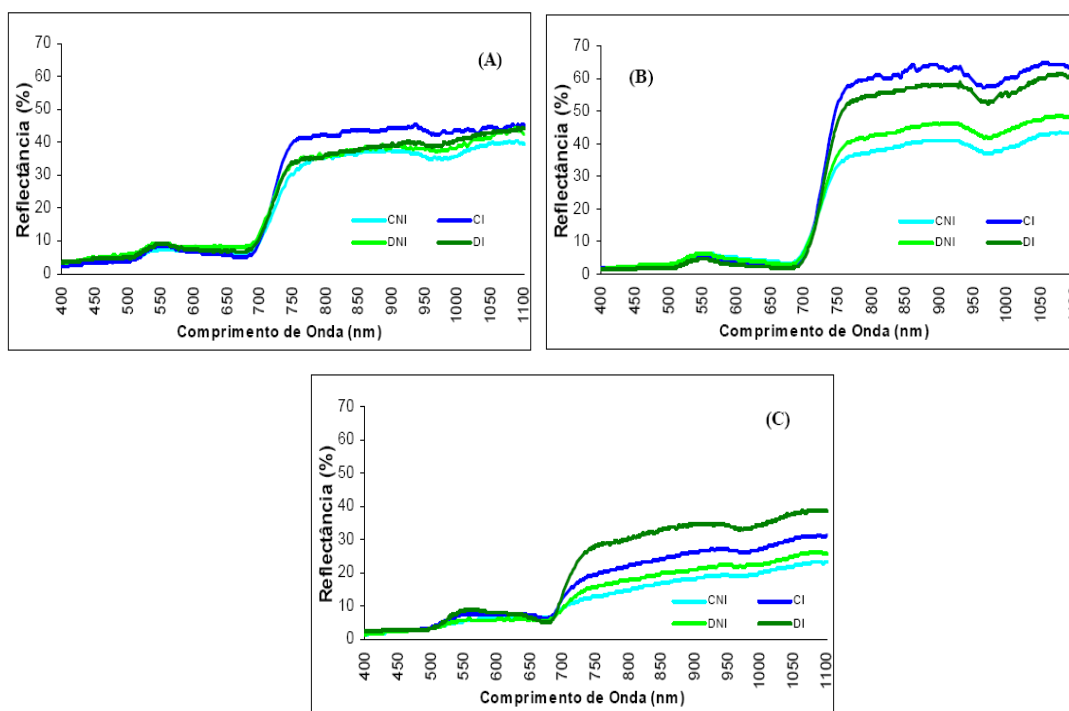


Figura 10 – Curva da reflectância do dossel de soja no sistema de plantio direto irrigado (DI) e não irrigado (DNI) sistema de preparo convencional irrigado (CI) e não irrigado (CNI) ao longo do ciclo da cultura: 41 dias após a emergência (DAE) (A), 102 DAE (B) e 144 DAE (C). EEA-UFRGS, Eldorado do Sul – RS, 2003/04. Fonte: ALMEIDA, 2008.

Analisando a Figura 10a, b e c verifica-se que a soja irrigada apresentou maiores valores de reflectância do que a soja não irrigada na região do infravermelho analisada. Na região do visível do espectro eletromagnético não foram identificadas diferenças significativas nos valores de reflectância entre os diferentes tratamentos a que o dossel foi submetido. No entanto, pode-se verificar que há variações na amplitude dos valores de reflectância nos diferentes períodos do ciclo da cultura analisado, o que confirma que mudanças no ciclo fenológico das culturas e diferentes tipos de cultivos podem ser identificadas através de variações no valor de reflectância da vegetação.

2.3 Índices de Vegetação (IVs)

Os índices de vegetação são medidas radiométricas adimensionais e desde a década de 60 vêm sendo utilizados para modelar os parâmetros biofísicos da vegetação. Os IVs são utilizados para extrair informações como a atividade da vegetação verde, índice de

área foliar, porcentagem de cobertura verde, teor de clorofila, biomassa verde e radiação fotossinteticamente ativa absorvida (JENSEN, 2009).

Os IVs são a combinação de dados de duas ou mais bandas espectrais, que são selecionadas com o objetivo de melhorar a relação desses dados com os parâmetros biofísicos da vegetação (Figura 11).

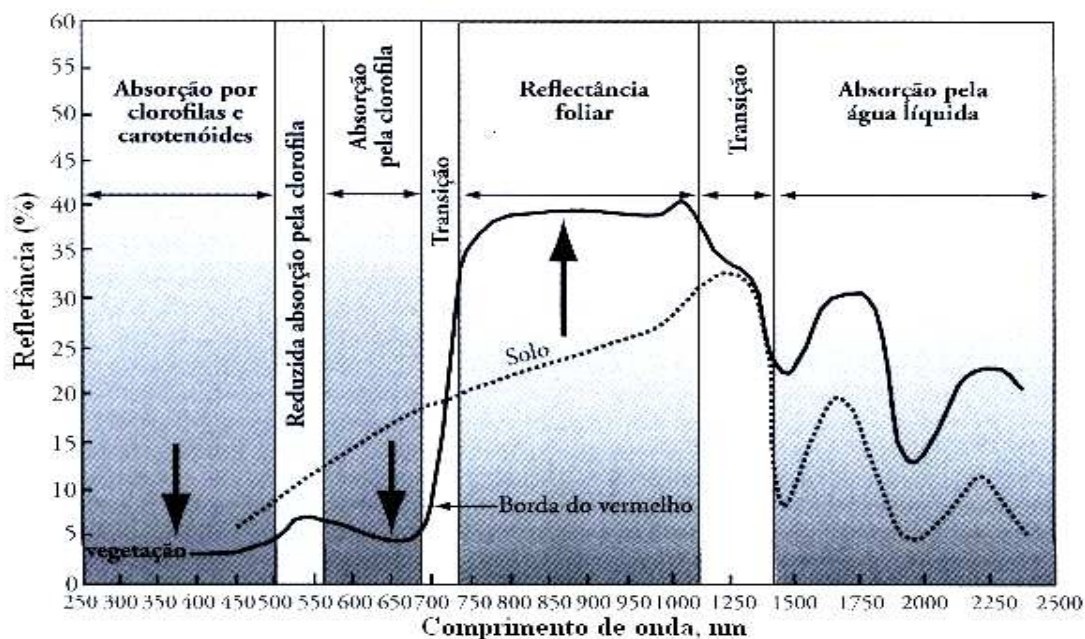


Figura 11 – Base fisiológica para o desenvolvimento de índices de vegetação. Fonte: Adaptado de JENSEN, (2009).

Para HUETE et al. (1999), um índice de vegetação ideal deveria atender as seguintes características: ser sensível aos parâmetros biofísicos das plantas (ter uma relação linear com esses parâmetros), às variações nas condições da vegetação e normalizar efeitos do solo e da topografia. Os índices de vegetação mais conhecidos relacionam comprimentos de onda correspondentes às regiões do visível e do infravermelho próximo do espectro eletromagnético. Desta forma, visam evidenciar os mínimos e os máximos de absorção da vegetação, buscando realçar imensamente determinadas feições da curva de reflectância da vegetação dos demais alvos (CRÓSTA, 1992).

2.3.1 Dinâmica Temporal da Reflectância da Vegetação

Diversos trabalhos têm investigado o padrão de desenvolvimento das culturas agrícolas a partir de imagens multitemporais derivadas de sensores remotos, devido à característica dinâmica dessas áreas. A utilização de imagens adquiridas em diferentes datas permite, portanto, diferenciação dos alvos em função da variação da resposta espectral dos mesmos ao longo do tempo, portanto melhor representando a variabilidade espectro-temporal de alvos agrícolas (FREITAS et al., 2009).

CRUSCO (2007) ressaltou que a análise de imagens multitemporais auxilia no reconhecimento de padrões, minimizando o problema da variabilidade temporal, o que proporciona a identificação do comportamento temporal típico das áreas agrícolas. HIXSON et al. (1982) foram os primeiros pesquisadores a utilizarem em seus trabalhos a análise multitemporal de imagens, verificando quais seriam as melhores datas de imagens para a separação das classes milho e soja.

A utilização de assinaturas espectro-temporais surgiu com a necessidade de monitoramento das culturas agrícolas, a partir de programas como o LACIE (*Large Area Crop Inventory Experiment*) e o AgRISTARS (*Agriculture and Resource Inventory Surveys through Aerospace and Remote Sensing*). No entanto, HALL e BADHWAR (1987) aprimoraram as metodologias que utilizavam perfis espectro-temporais. Desta forma, foi possível reconhecer automaticamente as culturas utilizando parâmetros como a transformada de *Kauth* e *Thomas* e dados derivados do modelo “*greenness*” de desenvolvimento de cada cultura (CRUSCO, 2007).

Neste contexto, SAKAMOTO et al. (2005) utilizaram séries temporais de dados *MODIS* para desenvolver um método de avaliação do estágio fenológico da cultura do arroz. RUDORFF et al. (2006a) buscaram caracterizar os padrões de resposta espectro-temporais dos *pixels* em uma cena de imagens multiespectrais de diferentes datas para o mapeamento da cultura da soja no Estado do Rio Grande do Sul. CRUSCO (2007) avaliou a dinâmica de áreas agrícolas utilizando uma abordagem multitemporal, definindo um perfil espectro-temporal para áreas agrícolas e naturais.

A partir de imagens multitemporais vários padrões das culturas são estabelecidos, sendo que diversas metodologias podem ser utilizadas, possibilitando a obtenção de dados mais precisos, tanto em escala global como regional (SANCHES, 2004). Desta forma, destaca-se a importância na utilização de dados multitemporais para o monitoramento das culturas em programas de previsões de safras.

2.3.2 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada – NDVI

O NDVI (do inglês *Normalized Difference Vegetation Index*) é um dos índices mais utilizados em trabalhos científicos que buscam obter informações sobre as condições da vegetação. Este índice inicialmente recebeu o nome de *Band Ratio Parameter* (BRP) e surgiu posteriormente ao índice de vegetação razão simples – SR (do inglês *Simple Ratio*). O NDVI foi desenvolvido por ROUSE et al. (1973), que a partir da normalização buscaram identificar mudanças sazonais e interanuais no desenvolvimento da vegetação e minimizar a influência do solo, da atmosfera em dados multitemporais e da geometria de iluminação e visada (JENSEN, 2009). O NDVI é dado pela **Equação 1**.

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (1)$$

Em que: ρ_{NIR} e ρ_{RED} são as reflectâncias nos comprimentos de onda do infravermelho próximo e do vermelho, respectivamente.

Devido à normalização o NDVI, apresenta valores que variam de -1 a 1. Sendo que os valores próximos a 1 estão associados à vegetação de alta biomassa; os valores negativos do índice correspondem aos materiais que refletem mais intensamente na porção do vermelho em comparação com o infravermelho próximo (nuvens, água e neve). Solos descobertos e rochas refletem nas regiões do vermelho e do infravermelho próximo quase na mesma intensidade, resultando em um NDVI próximo de zero (RIZZI, 2004). A Figura 12 mostra a relação entre o desenvolvimento fenológico das culturas e os índices e vegetação.

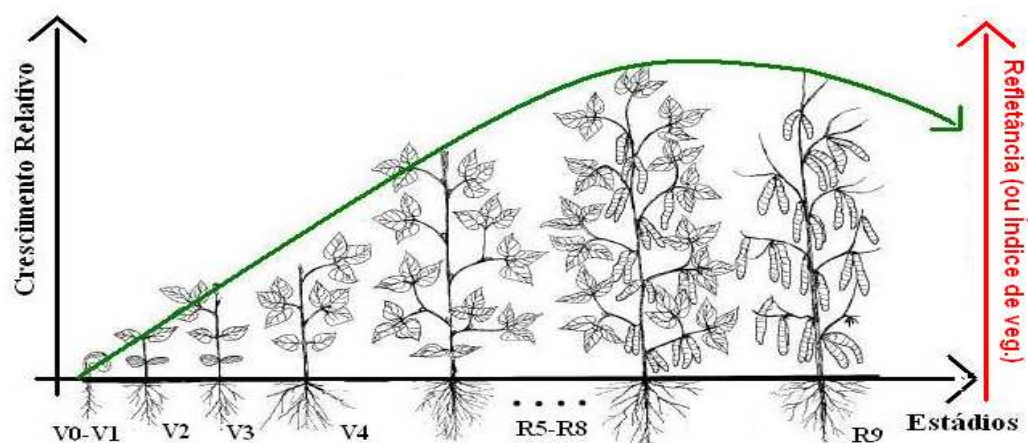


Figura 12 – Crescimento fenológico e espectralidade temporal. Fonte: material de aula sensoriamento remoto agrícola INPE, 2009.

HUETE et al. (2002) ressaltou a sensibilidade do NDVI em relação aos efeitos ruidosos aditivos (ângulo de visada e interferências atmosféricas) e a sua rápida saturação ao aumento da biomassa vegetal a partir de determinado estágio de desenvolvimento são as principais desvantagens em utilizar este índice de vegetação. Sendo assim, os valores do NDVI estabilizam mesmo que seja verificado o aumento da densidade do dossel. Na Figura 13, é mostrada a saturação do NDVI em relação aumento do índice de área foliar (IAF) em experimento com a cultura da soja no Rio Grande do Sul.

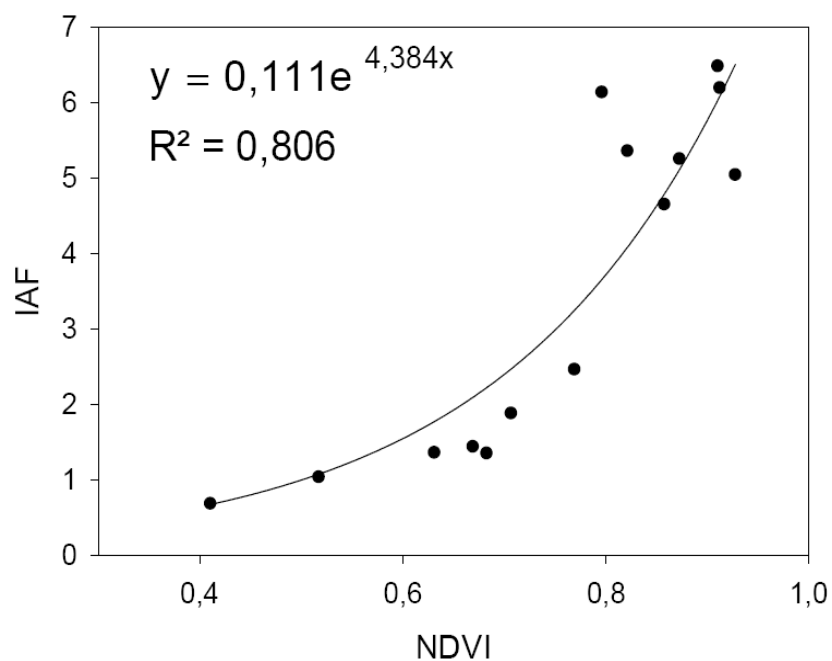


Figura 13 - Índice de vegetação por diferença normalizada em relação ao índice de área foliar em um dossel de soja, EEA-UFRGS – Eldorado do Sul, RS -2003/2004. Fonte: ALMEIDA, (2008).

Observando a Figura 13, nota-se que o NDVI satura com um IAF 3. A saturação do NDVI pode ser explicada devido à sobreposição das folhas em um dossel vegetal em crescimento. Desta forma, vão ocorrendo aumentos nos níveis de reflectância nas porções espectrais do infravermelho próximo, em função do efeito de múltiplas reflectâncias, até que se atinja um valor estável máximo, denominado de “reflectância infinita”, simbolizada por R_{∞} . Na Figura 14, é ilustrada a ocorrência da R_{∞} , fenômeno que justifica a saturação do índice de vegetação NDVI.

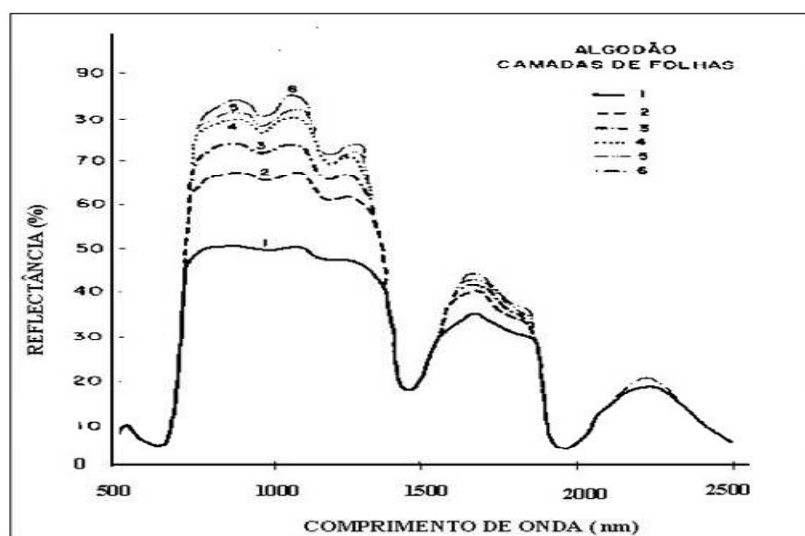


Figura 14 - Reflectância de folhas de algodão superpostas até uma camada de seis folhas. Fonte: MOREIRA (2003).

Em relação aos perfis temporais de NDVI, JACÓBSEN (2002) utilizou imagens do sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) a bordo do satélite NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), para analisar a dinâmica temporal de diversos tipos de cobertura vegetal do Estado do Rio Grande do Sul, a partir de uma longa série de dados (1981 a 2000).

Como resultado obteve a evolução temporal do índice de vegetação por diferença normalizada NDVI, referente aos períodos desde a implantação até a colheita da cultura da soja no Rio Grande do Sul em anos neutros, para o período médio de 1981 a 2000 (a) e em anos de *El Niño* e *La Niña* (b), como mostra a Figura 1.1 A região mostrada, Agrícola 2, refere-se a zona de cobertura e uso do solo agrícola localizada na Unidade Geomorfológica do Planalto do Estado do Rio Grande do Sul.

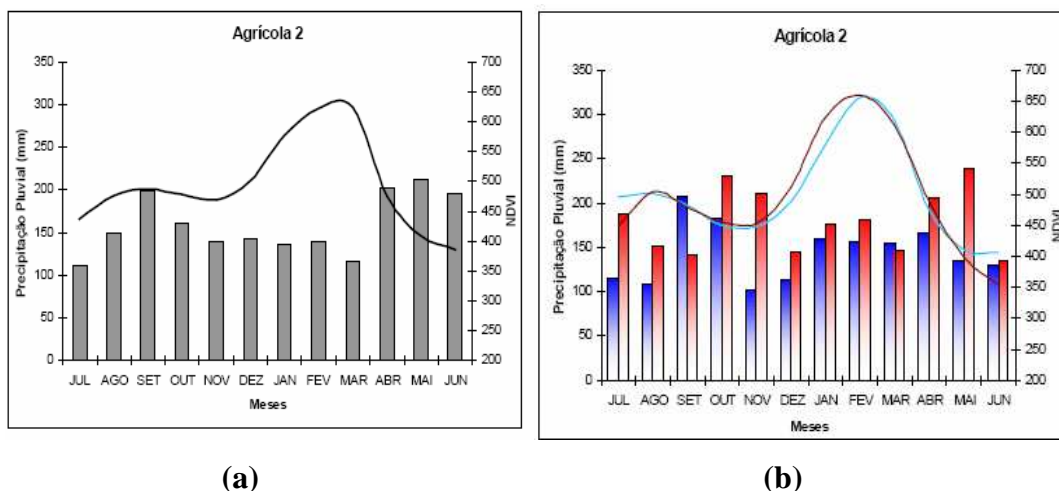


Figura 15 - Precipitação pluvial (barras) e Índice de Vegetação por Diferença Normalizada - NDVI (linhas) para (a) condição normal e (b) anos médios de *El Niño* (em vermelho) e de *La Niña* (em azul). Fonte: Adaptada de JACÓBSEN, (2002).

Observa-se que para todo o período analisado o índice de vegetação NDVI apresenta seus valores máximos (conforme o calendário agrícola da região, Figura 5) nos períodos correspondentes a floração e enchimento de grãos da planta da soja. Logo a partir da segunda quinzena de março os valores do índice começam a decrescer quando tem início a colheita da soja. Desta forma, pode-se perceber que para a região analisada há um perfil temporal de NDVI característico, consequência do domínio do cultivo da soja nesta área. Entretanto, na Figura 15b, fica claro que existe uma dinâmica do NDVI ao longo do ano associada às condições meteorológicas. Em anos de *El Niño* ou *La Niña*, dada as alterações na precipitação pluvial associadas ao fenômeno, pode haver alteração nos valores de NDVI, mas o padrão esperado se mantém. Sendo assim estes fatores devem ser considerados quando utilizados dados multitemporais de NDVI associados a informações agrícolas, como a estimativa de área cultivada.

2.4 Características Gerais do Sensor MODIS

O MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectro Radiometer*) é um dos principais sensores a bordo do satélite Terra (EOS – AM-1), que foi lançado em dezembro de 1999. Este sensor também está presente na plataforma Aqua lançada em 2002 pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*). O sensor MODIS foi

projetado para disponibilizar dados com aplicações nas áreas da atmosfera, oceano e terra, apresentando características distintas em relação a outros sensores em função das diferentes resoluções espaciais disponíveis e na melhoria dos dados referentes à resolução espectral e temporal (RUDORFF et al., 2007b). As principais características do sensor *MODIS* são mostradas a seguir na Tabela 2.

Tabela 2 - Especificações técnicas do sensor *MODIS*.

Órbita	705 km, síncrona solar, polar; 10:30 a.m descendente; 1:30 p.m ascendente
Resolução Espectral	0,4 -14,4 μm
Cobertura Territorial	$\pm 55^\circ$, 2,330 km em fileira (“ <i>scans</i> ” contínuos em nadir no Equador)
Resolução Espacial	250 m (2 bandas), 500 m (5 bandas), 1000 m (29 bandas) em nadir
Precisão Radiométrica	5% absoluto, $>3 \mu\text{m}$; 2% de reflectância
Taxa de Revisita	Diária, a norte da latitude 30° , a cada dois dias, para latitudes inferiores a 30°
Resolução Radiométrica	12 bits
Taxa de Dados	6,2 Mbps (média), 10,8 Mbps (dia), 2,5 Mbps (noite)
Potência	162,5 W (média para uma órbita), 168,5 W (pico)

Fonte: Adaptado de JUSTICE et al. (2002).

A resolução temporal do sensor *MODIS*, com cobertura de toda a superfície terrestre a cada dois dias, é uma característica muito importante principalmente para o sensoriamento remoto agrícola. Outros sensores como o TM (*Thematic Mapper*) do Landsat, por exemplo, disponibilizam imagens a cada 16 dias, o que não possibilita o acompanhamento detalhado da dinâmica da vegetação, aumentando também a probabilidade de imagens com a presença de nuvens.

As 36 bandas do sensor *MODIS* foram selecionadas para o conhecimento de diferentes necessidades observacionais. Estão localizadas em função de um comprimento de onda cuidadosamente escolhido para a observação de feições das propriedades das nuvens, dinâmica e as propriedades da vegetação na cobertura terrestre, e a temperatura da superfície dos oceanos no mundo (ANDERSON et al., 2003).

É importante ressaltar que os dados do sensor *MODIS* têm alta qualidade radiométrica e geométrica, requisitos importantes para o monitoramento preciso da cobertura terrestre a fim de observar as mudanças de uso e cobertura do solo, tornando maior a exatidão de trabalhos que utilizam séries temporais de imagens. Devido à largura do campo de

visada (2.230 km), o sensor *MODIS* possui alta resolução temporal (1 ou 2 dias). Por sua vez, a ampla faixa de imageamento compromete a resolução espacial das imagens que é de 250 m, 500 m e 1 km dependendo da banda (JUSTICE et al., 2002).

2.4.1 Produtos Disponibilizados a partir dos Dados do Sensor *MODIS*

Os dados do sensor *MODIS* são convertidos em três classes de produtos, que possuem diferentes aplicações, sendo elas: terrestres, oceânicas e atmosféricas. Os *MODland*, são os produtos *MODIS* voltados para estudos das áreas continentais do planeta e se subdividem-se em: reflectância e índices de vegetação (NASA, 2008). Os produtos derivados dos dados do sensor *MODIS* são disponibilizados gratuitamente pela internet através do endereço: <<https://wist.echo.nasa.gov/api>>.

Os produtos *MODland* são uma estimativa da reflectância espectral da superfície para cada banda como se fossem medidos na superfície, sem espalhamento e absorção atmosférica devido à correção atmosférica, e vêm acompanhados pelas informações de qualidade de cada *pixel*, por meio do produto *Quality Assurance* (ANDERSON, 2003). Os produtos são gerados em diferentes resoluções espaciais e também com diferentes frequências temporais.

As imagens e os produtos *MODIS* são disponibilizados em forma de *tiles* ou quadrantes (Figura 16) com grade de projeção sinusoidal. Cada *tile* cobre uma área de 1.200 km por 1.200 km (aproximadamente 10° de latitude por 10° de longitude na linha do Equador). A identificação da data de aquisição das imagens está em calendário Juliano.

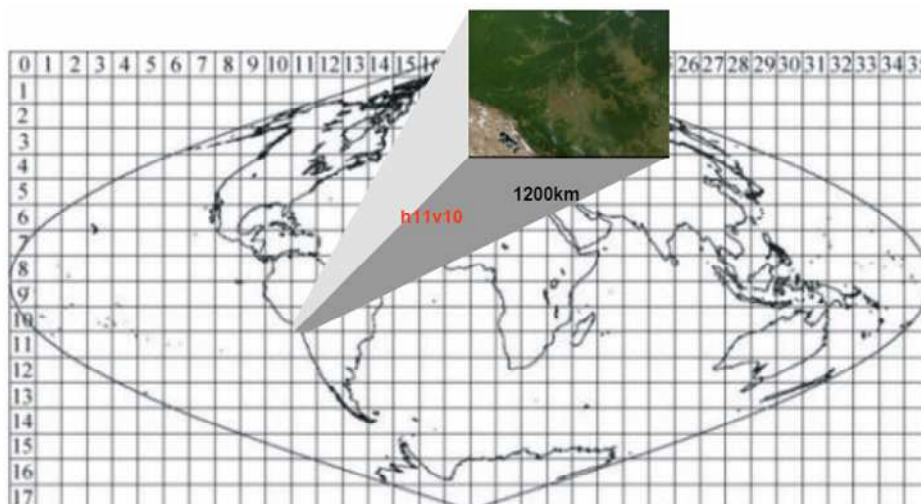


Figura 16 - Critério de espacialização das cenas (*tiles*) obtidas pelo sensor. Em destaque o *tile* h11v10. Fonte: RUDORFF et al., (2007b).

Recentemente, o EOS (*Earth Observing System Data Gateway*) iniciou a disponibilização de uma nova coleção de imagens NDVI/MODIS, denominada coleção 5, na qual as imagens de toda a série histórica (desde o ano 2000) foram reprocessadas. O objetivo foi diminuir os efeitos de nuvens e aerossóis nas imagens como, por exemplo, a identificação da entrada diária de nuvens, possibilitando melhores resultados em produtos de composições, como o NDVI. Também foram adicionados novos parâmetros e melhorias na capacidade de detecção de mudanças nos produtos disponibilizados (HUETE, 2006).

2.4.2 Produto MOD13Q1

O produto MOD13Q1 são imagens dos índices de vegetação NDVI e EVI (do inglês *Enhanced Vegetation Index*) geradas globalmente para toda a superfície a partir dos dados MOD09A. São disponibilizados a cada 16 e 30 dias (intervalos mensais) sendo reamostrados para fornecer dados livres de nuvens, atmosféricamente corrigidos e mapas de vegetação ajustados ao nadir (para evitar distorções devido à compressão de dados nos *pixels* mais distantes do nadir), com resoluções mínimas de 250 m e 1 km.

As composições destes índices em 16 dias são arquivadas com uma resolução de 250 m, e incluem a seleção do valor do índice de vegetação ajustado ao nadir, ajuste das reflectâncias da região do vermelho e infravermelho próximo, média solar zenital, azimute relativo e parâmetros de controle. Os principais objetivos do produto MOD13Q1, gerados a partir do sensor *MODIS* são: gerar índices de vegetação em imageamentos sem nuvens; maximizar a cobertura global e temporal na resolução espacial mais fina possível; padronizar dados de acordo com a posição sol-sensor-alvo; assegurar a qualidade e a consistência dos dados; descrever e reconstituir dados de variações fenológicas e discriminar com precisão variações interanuais na vegetação (ANDERSON et al., 2003).

A geração destes produtos depende de alguns critérios, o principal deles é a disponibilidade de imagens livres de nuvens. Desta forma, um dos métodos utilizados para a geração destes produtos é o modelo BRDF (*Bidirectional Reflectance Distribution Function*). Descrito a seguir na **Equação 2**.

$$\rho_{\lambda}(\theta_v, \phi_s, \phi_v) = a_{\lambda}\theta_v^2 + b_{\lambda}\theta_v \cos(\phi_v - \theta_s) + c_{\lambda} \quad (2)$$

Em que:

ρ_{λ} é a reflectância das bandas do azul, vermelho e infravermelho próximo, corrigidas atmosféricamente e em função do ângulo de visada (θ_v), ângulo solar (ϕ_s) e azimutal (ϕ_v). a_{λ} , b_{λ} e c_{λ} são os parâmetros do modelo, obtidos utilizando o procedimento de ajuste por mínimos quadrados; e c_{λ} é igual à reflectância no nadir (HUETE et al., 1999).

LEEUWEN et al. (1996) propôs um outro método denominado CV – MVC (*Constraint View angle Maximum Value Composite*). Este método está baseado na escolha dos *pixels* com os maiores valores de NDVI e menor ângulo de visada entre as imagens disponíveis. Quando, em um intervalo de 16 dias, existem mais do que 5 imagens sem a presença de nuvens é empregado o modelo BRDF; por outro lado, quando o número de imagens é menor do que 5 (em decorrência da cobertura de nuvens) utiliza-se o modelo CV – MVC. Em termos práticos, a seleção dos *pixels* em regiões tropicais e subtropicais é condicionada ao método CV – MVC devido à presença constante de

nuvens. No entanto, HUETE (2002) ressaltou que para os dados *MODIS*, o modelo BRDF é o mais apropriado.

2.5 Estimativa de Área Cultivada a partir de Dados de SR

A estimativa da área cultivada de grandes culturas é importante na medida em que torna-se possível a obtenção de dados que auxiliem no processo de tomada de decisão, tendo em vista, como mencionado anteriormente, a relevância econômica do setor agrícola para o Brasil. Desta forma, a busca de maior objetividade nos prognósticos agrícolas (dados de produção, rendimento e área cultivada) em nível mundial tem impulsionado o emprego de dados e de técnicas de sensoriamento remoto. Em relação, aos trabalhos que têm utilizado sensoriamento remoto aplicado as estatísticas agrícolas diversos deles têm entre seus objetivos desenvolver dados para auxiliar na geração de estatísticas agrícolas mais precisas, com baixos custos de implementação e com maior antecedência em relação às estimativas realizadas atualmente (WEBER et al., 2005).

Desta forma, diversas pesquisas têm demonstrado que as imagens de sensoriamento remoto oferecem meios para identificar e mapear as grandes culturas a fim de auxiliar na geração de estatísticas agrícolas mais confiáveis (RIZZI, 2004). ADAMI (2003), também teve como principal objetivo obter estimativas de área cultivada de maneira mais eficiente para as culturas do café, soja e milho no Estado do Paraná a partir de dados de sensoriamento remoto, técnicas de geoprocessamento e amostragem probabilística de área. Como resultado estimou a área destas culturas em diferentes escalas (regional e municipal) dentro de uma confiabilidade aceitável, objetiva e de custo variável.

A utilização de imagens de satélite permite a quantificação de áreas de forma menos subjetiva, mais rápida e levando em conta as diferentes escalas regionais. WAGNER et al. (2007) salientaram, entretanto, limitações nesta tecnologia associadas às características de resoluções espaciais, espectrais, temporais, bem como da disponibilidade de imagens com baixa cobertura de nuvens.

WEBER et al. (2005) salientaram que no Brasil, a partir da década de 80, vários trabalhos foram desenvolvidos no sentido de avaliar a aplicação de imagens de SR orbital para realizar ou para auxiliar na estimativa de área cultivada. A maior parte destes estudos basearam-se em imagens Landsat, provavelmente pela maior facilidade de acesso e menor do custo que as imagens de outros satélites, como o SPOT. Como exemplos de trabalhos sobre este tema pode-se citar: MOREIRA (1990), que testou a aplicação de expansão direta para estimar áreas de soja e milho através dos dados multiespectrais e temporais do Landsat TM.

FONTANA et al. (2000a) avaliaram a aplicação de imagens Landsat no contexto da previsão de safra da soja em grandes extensões territoriais. EPIPHANIO et al. (2002) testaram a estimativa de área cultivada com soja e milho através de um sistema de amostragem baseado em imagens Landsat TM. MOTTA (2002) avaliou a exatidão da classificação digital de imagens TM no mapeamento da cultura da soja em grande e pequena escala, buscando o aprimoramento dos sistemas de monitoramento e previsão de safras atual. WEBER et al. (2005) investigaram o potencial da classificação de imagens de média resolução espacial para estimar área cultivada de soja no planalto do Rio Grande do Sul, a fim de verificar a exatidão desta metodologia para aplicação em projetos de previsão de safras.

Trabalhos recentes vêm utilizando imagens de moderada resolução espacial e de alta resolução temporal, ou seja, dados com características semelhantes aos disponibilizados pelo sensor *MODIS*, para fins de estimativa de área. WAGNER et al. (2007), a partir das características espectrais e temporais do índice de vegetação NDVI derivado das imagens do sensor *MODIS*, buscou mapear e estimar a área cultivada da cultura da soja no norte do Estado do Rio Grande do Sul. Neste trabalho através da metodologia “Realce da Distribuição” foi possível o mapeamento pontual e regional da cultura.

RUDORFF et al. (2006a) avaliaram o potencial e as limitações dessas imagens para classificação e estimativa de área de soja na região norte do Estado do Rio Grande do Sul. Neste trabalho utilizaram o produto MOD13 do sensor *MODIS* pela alta frequência da aquisição de imagens e a ausência de nuvens. A metodologia consistiu na utilização de um mapa temático das áreas com soja, obtido a partir de uma imagem Landsat, como

referência e no método de Superfície de Resposta Espectro-Temporal (STRS do inglês *Spectral-Temporal Response Surface*).

O STRS modela superfícies buscando caracterizar padrões de respostas espectro-temporais dos *pixels* em uma cena de imagens multiespectrais de diferentes datas. Na pesquisa ressaltaram as vantagens no uso de métodos aplicados às imagens *MODIS* para classificação de áreas de soja em nível estadual e regional. E que, novas metodologias e a utilização de ferramentas já existentes podem ser utilizadas para auxiliar e aprimorar as estatísticas agrícolas convencionais e subjetivas.

FONTANA et al. (2007c) mostraram que a utilização de imagens diferença, geradas a partir de imagens de valores mínimos e máximos de NDVI ao longo do ciclo das culturas, e a utilização de um limiar de corte para identificar áreas de cultivos, são próprias para avaliar as alterações na fenologia de culturas. Para isso ainda relacionam aspectos como, por exemplo, precipitação. AGUIAR (2007) utilizou imagens do sensor *MODIS/TERRA*, para desenvolver uma metodologia operacional a fim de fornecer informações objetivas e confiáveis sobre a evolução da colheita da cana-de-açúcar ao longo da safra no Estado de São Paulo.

Entre os objetivos de KLERING (2007) e de JUNGES (2008) esteve a verificação de uma metodologia para a extração de um componente espectral, obtido a partir de imagens NDVI/*MODIS*, para elaborar um modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de arroz irrigado e de trigo, respectivamente, para o Estado do Rio Grande do Sul.

Os trabalhos citados, além de muitos outros, destacam o potencial das ferramentas de sensoriamento remoto, especialmente a utilização de imagens de moderada resolução espacial e alta resolução temporal, como é o caso das imagens do sensor *MODIS*, na aplicação agrícola. Considera-se, então, como uma das principais aplicações destas imagens o mapeamento das áreas cultivadas com grandes culturas como a soja, o trigo, a cana-de-açúcar e o arroz em escala regional. A seguir serão descritas algumas técnicas de processamento de imagens que buscam realçar a resposta espectral dos alvos terrestres, permitindo assim a identificação e mapeamento de áreas ocupadas por

cultivos agrícolas, tornando possível a extração de informações como a estimativa de área cultivada e entre outras.

2.5.1 Classificação Digital de Imagens

Historicamente, a discriminação de culturas agrícolas em imagens de sensoriamento remoto tem sido majoritariamente realizada por meio de técnicas de classificação digital em que se utiliza uma ou mais imagens. Essas imagens são obtidas em períodos específicos, ou seja, em datas que a cultura de interesse está bem caracterizada e diferenciada dos demais alvos da cena, favorecendo a sua resposta espectral (RUDORFF et al., 2006).

Desta forma, as técnicas de processamento possibilitam uma série de manipulações nas imagens de satélite. A utilização destas técnicas (métodos estatístico-matemáticos) tem como principais objetivos: realçar as informações de interesse na cena, diminuir o volume dos dados registrados pelos sensores, permitir a diferenciação e a extração de informações das imagens.

A classificação digital busca identificar feições na imagem, ou seja, traduzir os diversos padrões de energia eletromagnética refletida em classes de cobertura terrestre. A base conceitual para classificação considera que as classes de cobertura terrestre têm diferentes propriedades de reflectância. Porém, o que se deve ressaltar é que muitas das classes de cobertura possuem propriedades de reflectância semelhantes ou que se sobrepõem, dificultando a sua separação (NOGUCHI, 2004). Neste contexto, torna-se muito importante a escolha do método de classificação a ser utilizado, buscando um classificador que resulte na maior separabilidade possível entre as classes.

A maioria dos métodos de classificação avalia a semelhança de padrões espectrais usando alguma medida da distância entre *pixels* do espaço espectral. Tradicionalmente, a classificação digital de imagens multiespectrais é realizada através de classificadores que se baseiam no Teorema de *Bayes*. Os classificadores *Bayesianos* são ditos ótimos

(no sentido de que minimizam a probabilidade de erro) quando as hipóteses sobre as distribuições de probabilidade são corretas, para as diversas classes (alvos/feições) existentes na imagem (RICHARDS, 1993).

As técnicas de classificação aplicadas somente a um canal espectral (banda da imagem) são conhecidas como classificações unidimensionais. As técnicas em que o critério de decisão depende da distribuição de valores dos *pixels* em várias bandas espectrais são definidas como técnicas de classificação multiespectral (NOVO, 2002). Este último tem sido um dos métodos mais frequentemente utilizado na extração de informações de imagens de sensoriamento remoto.

2.5.2 Classificação Não-Supervisionada

Segundo RICHARDS (1993) a classificação não-supervisionada consiste em determinar quais *pixels* de uma imagem são atribuídos às classes espectrais sem que o usuário tenha um prévio conhecimento das classes existentes na imagem. Este método é realizado com mais frequência utilizando métodos de clusters (aglomeração). Esta característica é a que diferencia um classificador não-supervisionado de um classificador supervisionado. Estes procedimentos podem ser utilizados para determinar o número, a localização das classes espectrais e a classe espectral de cada *pixel*. Sendo assim, o analista pode identificar as classes obtidas a partir de uma classificação supervisionada e depois associar uma amostra de *pixels* em cada classe com dados de referência disponíveis, que podem ser mapas e informações de saídas de campo.

Os procedimentos de cluster são geralmente computacionalmente caros. No entanto, a classificação não-supervisionada é útil para determinar a composição da classe espectral dos dados antes de uma análise detalhada por métodos da classificação supervisionada, tornando-se essenciais para a análise de imageamento por sensoriamento remoto. As classes de informação para um exercício particular são conhecidas, o analista fica geralmente sem conhecer as classes espectrais, ou subclasses, como às vezes são chamadas (RICHARDS, 1993).

2.5.3 Análise por Componentes Principais (ACP)

De acordo com CRÓSTA (1992), a análise por componentes principais ou transformada de *Karhunen-Loeve*, é umas das funções de processamento de imagens mais poderosas na manipulação de dados multiespectrais. Geralmente utiliza-se a ACP no processamento de imagens provenientes de sensores com um número grande de bandas espectrais, isto por que a técnica de análise por componentes principais associa-se a uma diminuição de volume dos dados sem que ocorra perda de informação.

Os componentes principais são novas variáveis geradas através de uma transformação matemática especial realizada sobre as variáveis originais. Esta operação matemática está disponível em diversos softwares estatísticos especializados. Cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais. A ACP, segundo GALVÃO et al. (2007), é uma técnica de realce que reduz ou remove a redundância espectral (alta correlação de bandas individuais de uma imagem multiespectral, ou ainda, bandas similares visualmente e numericamente). Utiliza-se esta técnica porque muitas vezes a análise das bandas espectrais individuais é ineficiente, devido à informação redundante presente em cada uma dessas bandas (correlação).

A correlação entre as bandas acontece devido a vários fatores como: efeito de sombras que são resultantes da topografia, da sobreposição das janelas espectrais entre bandas adjacentes e pelo próprio comportamento espectral dos objetos. Como resultado da ACP, é gerado um novo conjunto de imagens cujas bandas individuais apresentam informações não disponíveis em outras bandas. A transformação por componentes principais é derivada da matriz de covariância entre as bandas e gera um novo conjunto de imagens no qual cada valor de *pixel* é uma combinação linear dos valores originais. O número de componentes principais é igual ao número de bandas espectrais utilizadas e são ordenadas de acordo com o decréscimo da variância de nível de cinza (Figura 17).

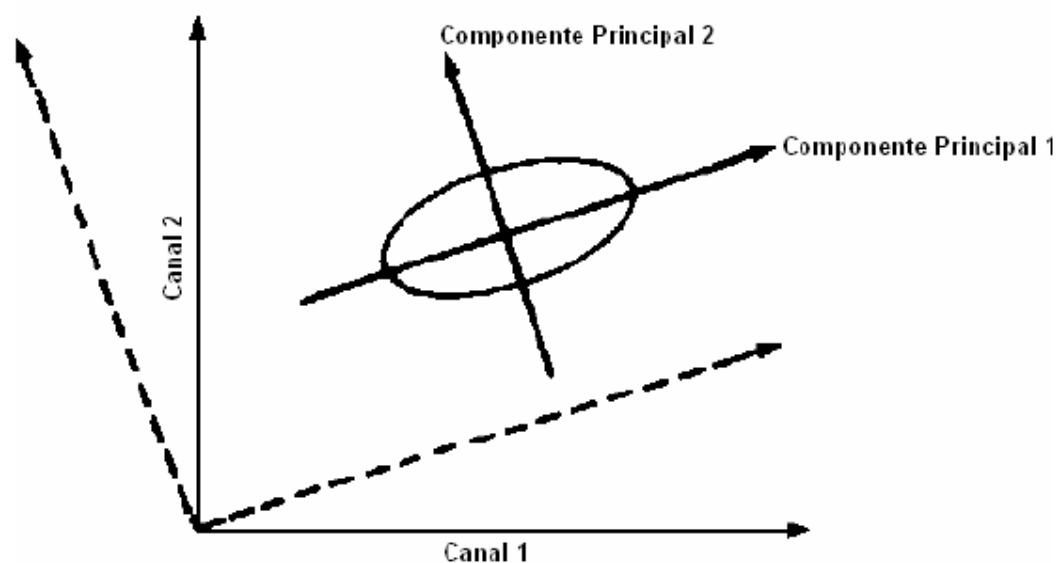


Figura 17 - Ilustra a transformação de componente principal em duas dimensões corresponde à rotação do eixo original da coordenada para coincidir com as direções de máxima e mínima variância no dado. Fonte: MALDONADO (1999).

A ACP pode ser resumida da seguinte forma: dadas N imagens brutas (sem qualquer outro tipo de processamento), são analisadas as correlações entre elas e produzido um novo conjunto N de novas imagens, com nenhuma correlação entre si. Sendo assim, têm-se que a primeira componente principal (CP_1) tem mais informação em variância, a segunda componente (CP_2) e as subsequentes CPs apresentam gradativamente menos contraste entre os alvos, até que a última CP representa basicamente o ruído existente nos dados originais (CRÓSTA, 1992).

Em síntese a função da análise por componentes principais é determinar a correlação dos dados (imagens) e remover esta correlação. Como resultados, são obtidos dados com nenhuma correlação entre si. Diversos trabalhos têm utilizado a análise por componentes principais buscando relacionar as CPs, com áreas de maior variabilidade ao longo do tempo.

GURGEL (2000) utilizou a análise por componentes principais em imagens NDVI para estabelecer padrões de variação da vegetação verde com mudanças/anomalias climáticas. FREITAS et al. (2007) verificaram a viabilidade de uso das imagens Terra/MODIS e a análise por componentes principais para o monitoramento de áreas dinâmicas e a sua influência na resposta espectral. SANTOS et al. (2009) identificaram

e mapearam áreas alagadas a partir das variações espaciais e temporais dos valores do índice de vegetação EVI (*Enhanced Vegetation Index*) extraído das imagens do sensor *MODIS* e a análise por componentes principais.

2.5.4 Análise Derivativa

A análise derivativa pode ser descrita como sendo a extração de informações a partir do resultado da aplicação de uma operação de derivada sobre uma curva espectral (BARBOSA, 2005). Esta técnica vem sendo utilizada há muitos anos e quando aliada ao sensoriamento remoto pode ser utilizada em diferentes áreas da ciência.

A técnica de análise derivativa pode ser aplicada para as seguintes finalidades: separar os efeitos do solo e da vegetação em curvas de reflectância de áreas agrícolas, estudar espectros complexos com diferentes alvos dentro de um mesmo *pixel* e para decompor espectros de ambientes aquáticos buscando discriminar os efeitos e quantificar a concentração de sedimentos e clorofila na água (BARBOSA, 2005). LONDE et al. (2009) em seu trabalho buscaram identificar feições espectrais típicas de fitoplâncton e de sólidos em suspensão em amostras de água, a partir da análise derivativa. Os autores consideraram este método de fundamental importância na identificação das variações na concentração dos constituintes óticamente ativos que influenciam na resposta espectral do ambiente aquático.

Em síntese, a aplicação de uma operação de derivada sobre uma função é a quantificação da taxa de variação de uma variável em relação à outra. Quando aplicamos este conceito a um espectro, passamos a quantificar a taxa de variação da reflectância espectral do alvo em relação à variação do comprimento de onda da energia incidente (BARBOSA, 2005). A análise derivativa torna-se uma importante ferramenta para identificar áreas de alta variabilidade. No entanto, a derivada não é muito sensível à intensidade de variação, não realçando pontos em que a taxa de variação é baixa, isto é, tornando possível a identificação de pontos de absorção ou espalhamento.

2.5.5 Análise de similaridade entre mapas – Análise de similaridade *fuzzy*

A análise de similaridade *fuzzy* proposta por HAGEN (2003) e implementada no ano de 2005 por SOARES - FILHO et al. no *software* DINÂMICA EGO permite avaliar a similaridade do padrão espacial de determinado mapa temático gerado e de um mapa considerado de referência. Assim, consiste em comparar o número de *pixels* de uma determinada classe de um mapa simulado com o número destes *pixels* em um mapa considerado de referência. Neste método os mapas (simulado e referência) se encaixam dentro de uma vizinhança de *pixels* centrais, definido por uma janela de tamanho previamente escolhido. Baseando-se no conceito de “*fuzziness location*” que significa dubiedade de localização, a representação de uma célula é influenciada por ela mesma e em menor magnitude pelas células da sua vizinhança.

Desta forma, sem levar em conta a dubiedade da categoria ou estado da célula, o vetor de vizinhança “*fuzzy neighborhood*” pode representar a dubiedade de localização. Nesse método de validação, um vetor *crisp* (exato) é associado a cada célula no mapa. Esse vetor possui tantos elementos quantos forem às categorias (classes de cobertura da terra) dos mapas, assumindo 1 para a categoria = i , e 0 para categorias diferentes de i . O vetor de vizinhança *fuzzy* (V_{nbhood}) é dado por:

$$V_{nbhood} = \begin{bmatrix} \mu_{nbhood 1} \\ \mu_{nbhood 2} \\ \vdots \\ \mu_{nbhood C} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mu_{nbhood} = \left| \mu_{crisp(i,1)} * m_1, \mu_{crisp(i,2)} * m_2, \dots, \mu_{crisp(i,n)} * m_n \right| \quad (4)$$

Em que: $\mu_{nbhood i}$ representa a pertinência para a categoria i dentro de uma vizinhança de N células (normalmente $N = n^2$);

$\mu_{nbhood ij}$ é a pertinência da categoria i para a célula vizinha j , assumindo-se no vetor *crisp* 1 para i , e 0 para categorias diferentes de i ($i \subset C$);

m_j é a pertinência baseada em distância da célula vizinha j , em que m refere-se a uma função de decaimento da distância, por exemplo, um decaimento exponencial ($m=2^{-d/2}$).

A escolha da função de decaimento mais apropriada e do tamanho da janela de amostragem depende da incerteza dos dados e do limiar de tolerância do erro espacial (HAGEN, 2003). Uma vez que se pretende determinar o ajuste ou concordância espacial do modelo em diferentes resoluções, além do decaimento exponencial, pode-se aplicar uma função constante igual a 1 dentro da janela de vizinhança, e igual a 0 fora da mesma.

No entanto, para janelas de tamanhos grandes é feita a convolução sobre os mapas e a média é computada para cada tamanho de janela. A similaridade *fuzzy* emprega a aproximação recíproca, comparando as semelhanças entre o mapa 1 e o mapa 2 e vice versa, escolhendo a média mínima. Sendo assim, este método tende a penalizar mapas aleatórios, os quais tendem a superestimar a análise, levando em consideração tanto os erros de comissão como os erros de omissão (SOARES - FILHO et al., 2005).

Diversas pesquisas vêm utilizando estes métodos de validação de mapas que operam sobre um contexto de vizinhança de *pixels* para avaliar os resultados obtidos em seus trabalhos. A vantagem destes métodos em relação aos métodos tradicionais é que utilizam janelas de observação (3x3, 5x5, etc.) com ponderação *fuzzy* e não apenas realizam análises *pixel a pixel* como é o caso do índice *Kappa* (XAUD et al., 2009).

Como aplicações, diversos trabalhos utilizaram a análise de similaridade *fuzzy* para verificar a eficácia de modelos gerados na identificação do processo de supressão de áreas florestais no município de São Félix do Xingu no sudeste do Pará (SILVESTRINI, 2008 e XIMENES et al., 2008). XAUD et al. (2009) buscaram caracterizar e identificar cicatrizes de queimadas em imagens *MODIS*, executando sua validação a partir de imagens Landsat/TM e a análise de similaridade *fuzzy*. GONÇALVES et al. (2007), tiveram como objetivo modelar a alteração de uso da terra entre os anos de 2002 a 2005, no sudoeste do Estado de Goiás, sendo que, para validar o modelo, utilizaram a análise de similaridade *fuzzy*.

Neste método são obtidos valores de similaridade entre os mapas, que variam de 0 a 1. Assim, valores obtidos próximos a zero significam baixa similaridade entre os mapas analisados e valores próximos a um significam alta similaridade entre mapas. Trabalhos anteriores mostram que valores obtidos a partir de 0,45 podem ser considerados satisfatórios para este tipo de análise (HAGEN, 2003).

3 MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo são descritos os materiais utilizados para a elaboração deste trabalho, o período de estudo e os aplicativos utilizados para o processamento dos dados. Também, são descritas detalhadamente as metodologias empregadas para o mapeamento da cultura da soja no Estado do Rio Grande do Sul, a partir de imagens de moderada resolução espacial.

3.1 Área de Estudo

3.1.1 Descrição e Caracterização da Área de Estudo

A área de estudo situa-se na região norte do Estado do Rio Grande do Sul, sendo localizada entre as latitudes 27° 45'S e 29° 15'S e as longitudes 51° 45'W e 55° 30'W. Esta região corresponde à área de maior concentração da produção de soja do Estado. neste trabalho a área de estudo abrange 225 municípios (Figura 18).

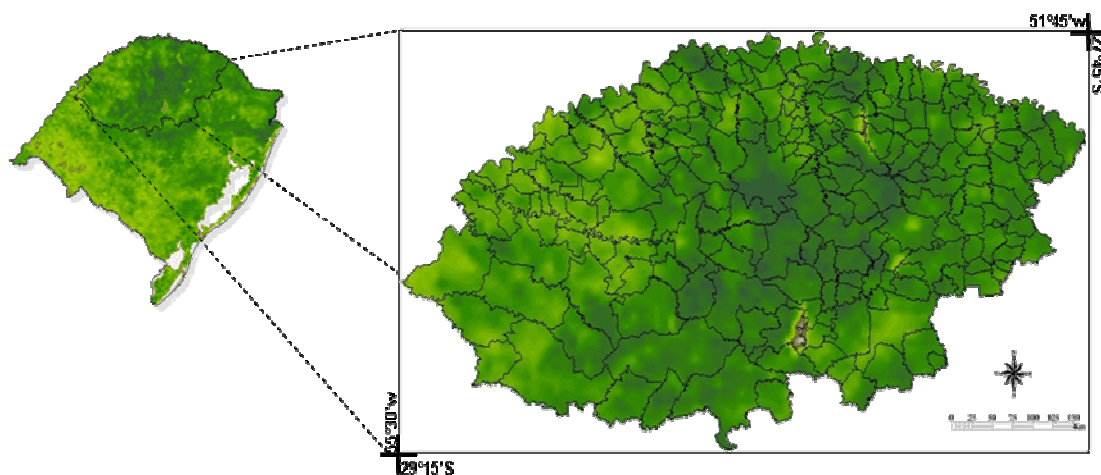


Figura 18 - Localização geográfica da área de estudo.

O clima desta região é do tipo Cfa (KÖPPEN, 1948), que corresponde a um clima subtropical, com precipitação pluvial bem distribuída em todos os meses do ano e com temperatura média anual de 18,7° C. O total anual de precipitação pluvial é de 1.680mm, sendo agosto o mês de menor média de precipitação pluvial e outubro o mês de maior média de precipitação pluvial.

O relevo predominante na região é suave ondulado, com altitudes médias em torno de 465m. Os solos pertencem basicamente a seis subordens sendo que o solo que mais ocorre é o Latossolo Vermelho, presente em aproximadamente 52,4% da região (MELO, 2003).

Estas características hídricas e térmicas são as que conferem à região norte do Estado a melhor área para o cultivo da soja. Assim, de acordo com o zoneamento agroclimático (CUNHA, 2001) é nesta região que concentram-se o maior número de áreas aptas ou toleradas para a produção da soja no Estado.

3.2 Período de Estudo e Imagens de Sensores Orbitais

Neste trabalho foram utilizadas as imagens do produto MOD13 do sensor *MODIS*, disponíveis no acervo do LEAA (Laboratório de Estudos em Agricultura e Agrometeorologia) – CEPSRM/UFRGS. Essas imagens foram obtidas gratuitamente no endereço: <https://wist.echo.nasa.gov/api> na forma de mosaicos a cada 16 dias.

A resolução espacial das imagens utilizadas é de 250m e o período de estudo foi referente ao ano agrícola 2005/2006, devido aos dados de referência disponíveis. As datas das imagens NDVI foram escolhidas de acordo com calendário agrícola da região de estudo (Figura 5) e o desenvolvimento fenológico da cultura da soja. Os meses aos quais as imagens NDVI foram adquiridas foram: outubro 1, outubro 2, novembro 1, novembro 2, dezembro 1, dezembro 2, janeiro 1, janeiro 2, fevereiro 1, fevereiro 2, março 1, março 2, abril 1, abril 2, maio 1.

3.2.1 Processamento dos Dados NDVI/MODIS

Na Figura 19, são mostradas as etapas realizadas para o processamento das imagens, inicialmente no *software* ENVI 4.5.

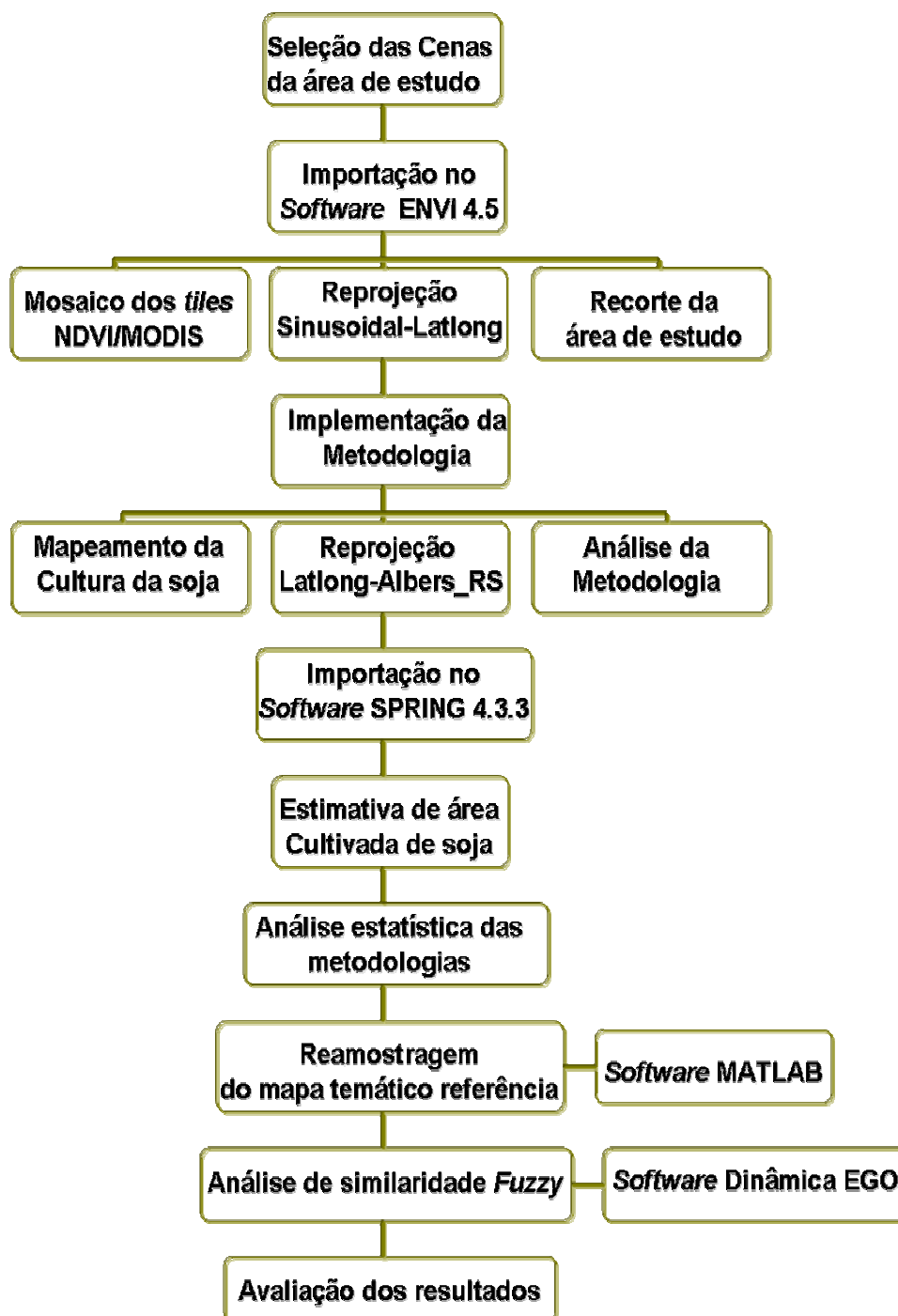


Figura 19 - Diagrama descrevendo as etapas do processamento das imagens.

3.2.2 Dados de Referência

Para este trabalho foi utilizado um mapa temático de referência para avaliar a exatidão dos mapas obtidos com as metodologias propostas. O mapa temático foi realizado a partir de imagens de duas datas do sensor TM do satélite Landsat, órbita ponto 223-80, referente à semeadura (outubro de 2005) e ao máximo desenvolvimento vegetativo (fevereiro de 2006).

A área escolhida para a elaboração do mapa de referência consistiu na seleção de uma região que fosse composta por lavouras de soja de diferentes características, ou seja, lavouras grandes e pequenas, a fim de avaliar as metodologias. Assim, foram selecionados municípios maiores e menores produtores de soja. Para isso, foram definidos como maiores produtores os municípios que apresentaram uma área municipal superior a 65% ocupada com soja e como menores produtores os municípios que apresentaram uma área municipal menor do que 65% ocupada com soja.

A área do mapa de referência foi composta por 8 municípios, sendo eles: Santo Augusto, Coronel Bicaco, Dois Irmãos das Missões, Boa Vista das Missões, Jaboticaba, Lajeado do Bugre, Cerro Grande e Novo Tiradentes. Os quatro primeiros municípios pertencem ao grupo dos maiores produtores e os demais municípios ao grupo dos menores produtores.

O mapa temático de referência (Figura 20) foi obtido através de uma classificação visual de imagens multitemporais TM (imagem do início, máximo desenvolvimento e final do ciclo da soja) realizada no Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas - SPRING 4.3.3. A confiabilidade da classificação foi verificada utilizando dados obtidos a campo, disponibilizados pela equipe do projeto Geosafra/UFRGS.

Mapa Temático Referência
Ano Agrícola 2005/2006

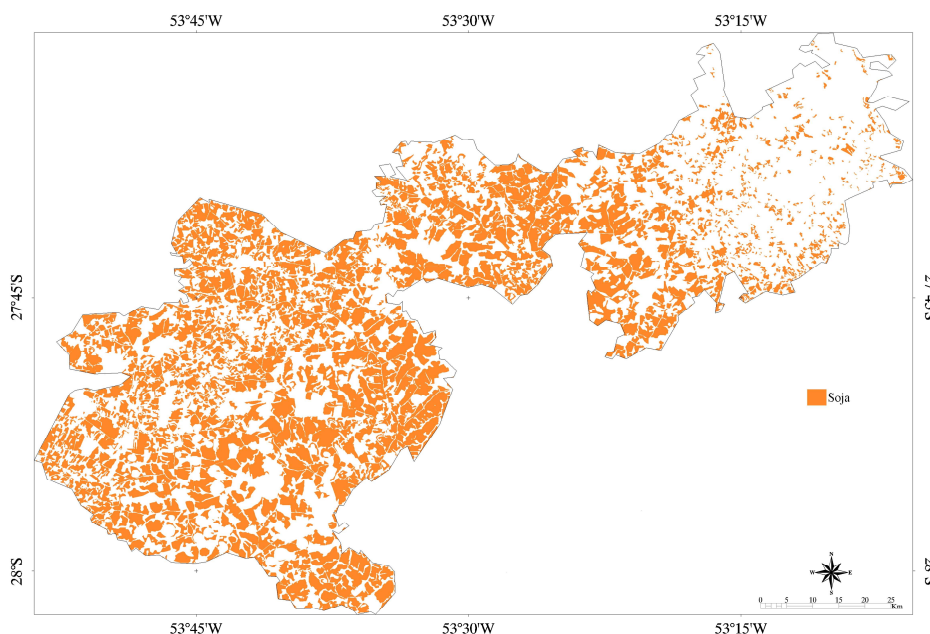


Figura 20 – Mapa temático de referência utilizado para a verificação das metodologias propostas.

Posteriormente, o mapa temático foi reamostrado para a resolução espacial das imagens do sensor *MODIS* (250x250m). Para isso, utilizou-se o *software* MATLAB, em que foi possível, sobre o mapa temático de referência, sobrepor uma janela referente ao tamanho do *pixel* das imagens *MODIS*. Assim, sobre a janela de tamanho 9x9 foi contado o número de *pixels* pertencentes a cada classe (soja e não soja). Desta forma, considerando a classe vencedora na contagem dos *pixels* dentro da janela estabelecida foi definida a classe de cada novo *pixel* gerado com 250m de resolução espacial (APÊNDICE A).

Ainda foi utilizada uma máscara de soja disponibilizada projeto Geosafra/UFRGS, obtido a partir de uma classificação não supervisionada de uma cena Landsat (órbita – ponto 223-80). Segundo WAGNER et al. (2007), esta cena é apropriada para a realização de máscaras de cultivo (referência de áreas de soja) por que concentra lavouras de características distintas em relação ao tamanho (latifúndios e minifúndios) e às técnicas de cultivo empregadas, tornando-se adequada para ser utilizada em métodos de mapeamento que baseiam-se nas características espectrais dos índices de vegetação (Figura 21).

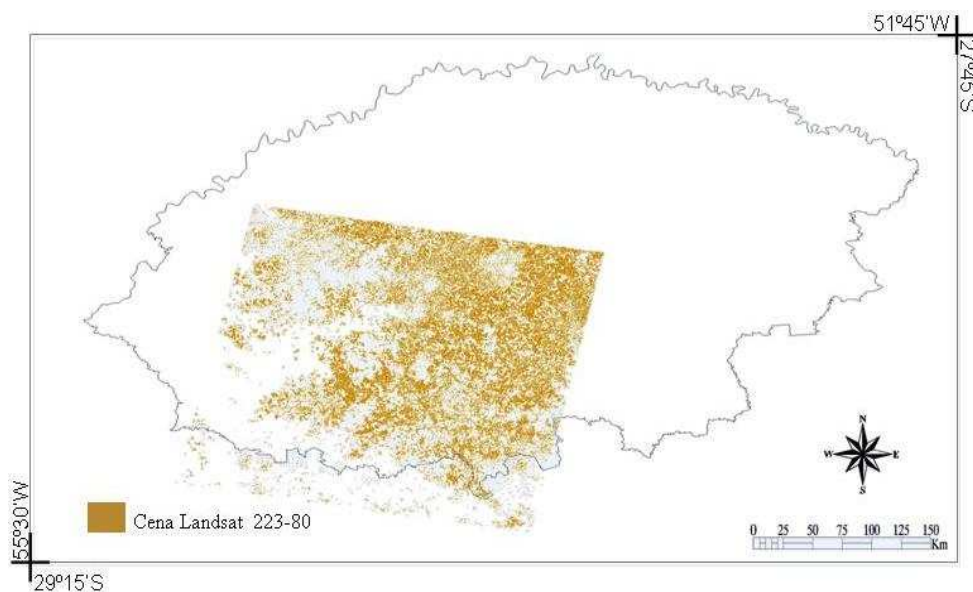


Figura 21 - Máscara de cultivo. Cena 223-80 do satélite Landsat.

Para avaliar os resultados das estimativas de área cultivada de soja a partir das metodologias *MODIS* e imagens Landsat, foram utilizados os dados de classificação digital de imagens Landsat do projeto Geosafra/UFRGS. Estes dados corresponderam à municípios em que as imagens TM apresentaram-se 100% livre de nuvens, o que totalizou a verificação das estimativas para 138 municípios da região de estudo.

Ainda foi necessário avaliar os dados de estimativa de área cultivada de soja obtidos neste trabalho com os dados do IBGE que também foram considerados de referência. Isto foi feito através do LSPA (Levantamento Sistemático da Produção Agrícola) que obtém informações mensais sobre previsão e acompanhamento de safras agrícolas, com estimativa de produção, rendimento médio e área plantada e colhida, tendo como unidade de coleta os municípios. Os dados foram adquiridos gratuitamente no endereço: <http://www.ibge.gov.br/home/estati.shtm>.

3.3 Metodologias utilizadas para determinação de Área Cultivada de Soja

Neste trabalho, foram comparados oito métodos de estimativa de área cultivada de soja. As metodologias propostas consideram a variabilidade espectro-temporal da cultura da soja, buscando, a partir de imagens multitemporais, obter um maior detalhamento ao

longo do ciclo da cultura. A Figura 22 apresenta a curva temporal do NDVI, obtida em uma área de soja da região de estudo.

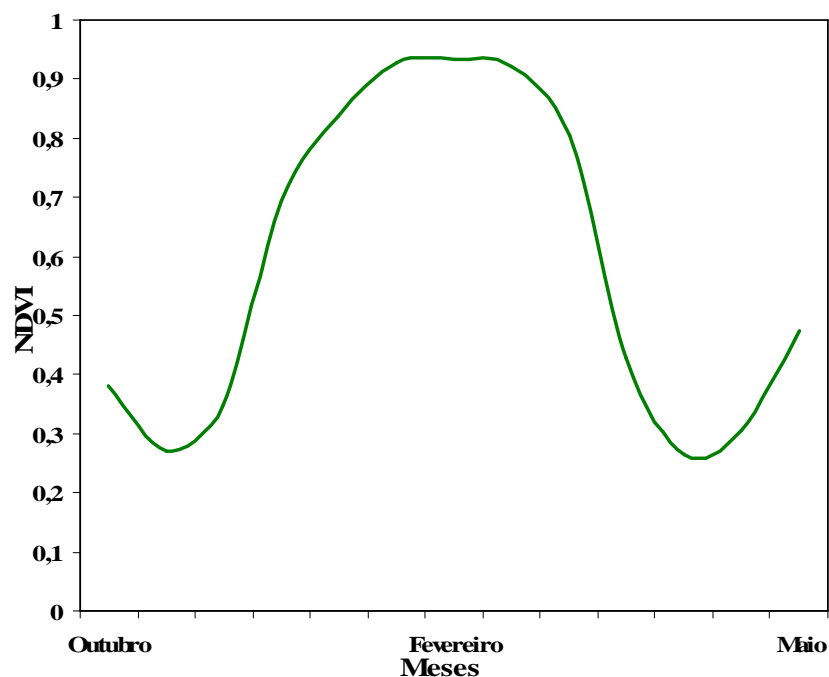


Figura 22 - Curva temporal do NDVI em um *pixel* de soja na região de estudo, para a safra 2005/2006.

As diversas metodologias propostas neste estudo a partir de dados multitemporais buscam identificar e realçar as áreas que nas imagens NDVI/MODIS apresentam o comportamento típico de lavoura de soja ao longo do ciclo: baixos valores no período de implantação da lavoura, devido à maior resposta (reflectância) do solo; valores crescentes à medida que a lavoura se desenvolve, em função do aumento de biomassa, valores decrescentes em abril devido à maturação e colheita. Ainda, como pode ser observado no mês de maio os valores do NDVI são altos devido a implantação das culturas de inverno e no mês de outubro são baixos pelo preparo do solo para a implantação dos cultivos de verão.

3.3.1 Metodologia Realce da Distribuição (M1)

Para implementar a metodologia **Realce da Distribuição**, proposta por WAGNER et al. (2007), foram utilizadas duas imagens NDVI/*MODIS* referentes ao período em que foram identificadas as maiores variações no índice de vegetação. A primeira imagem correspondeu a um mosaico de 16 dias da primeira quinzena do mês de novembro, período em que as lavouras de soja estão sendo implantadas (Nov 1). A segunda foi referente à primeira quinzena do mês de fevereiro, mês no qual as lavouras de soja atingem o máximo desenvolvimento vegetativo (Fev 1).

A primeira etapa para implementação deste método é uma prévia identificação das áreas de soja, ou seja, uma máscara de cultivo (Figura 21) que é utilizada para a extração dos valores de média (μ) e desvio padrão (σ) apenas das áreas de certeza de soja nas duas imagens *MODIS* (Nov 1 e Fev 1). A segunda etapa, conforme recomendado por WAGNER et al. (2007) é adotar um critério para estabelecer os limites de valores de NDVI (NDVI inicial e final) a serem extrapolados para toda a imagem *MODIS*. O critério adotado é mostrado a seguir:

$$NDVI_{Inicial} = \mu - 1,125\sigma \quad (5)$$

$$NDVI_{Final} = \mu + 1,125\sigma \quad (6)$$

Em que: μ é o valor médio de NDVI encontrado nas áreas de soja;

O valor de 1,125 é a faixa de desvio padrão a ser somada ou diminuída;

σ é valor de desvio padrão encontrado nas áreas de soja sob a máscara, na imagem NDVI.

O limiar de 1,125 foi estabelecido por WAGNER et al. (2007) considerando que o valor da área cultivada de soja final mapeada nas imagens *MODIS* fosse o mais próximo do mapeado com as imagens Landsat (referência). Para determinar esse limiar foi utilizada uma área (municípios de Jóia e Cruz Alta) com diferentes aspectos na distribuição da soja, como: áreas de lavouras mais ou menos espaçadas, mais ou menos homogêneas, menor ou maior estabelecimento da cultura e a tecnologia do cultivo.

Na Tabela 3, estão descritos os valores do intervalo adotado a partir do critério definido para o mapeamento das áreas de soja em imagens *MODIS*.

Tabela 3 – Definição do intervalo dos valores de NDVI.

ANO AGRÍCOLA 2005/2006				
Mês	Média (μ)	Desvio padrão (σ)	NDVI Inicial ($\mu - 1,125\sigma$)	NDVI Final ($\mu + 1,125\sigma$)
Novembro	0,4805	0,1184	0,3473	0,6137
Fevereiro	0,8474	0,0636	0,7758	0,9189

Obtido o intervalo de corte para as possíveis áreas de soja (NDVI inicial e final) nas imagens *MODIS* sobre a área coincidente com o Mapa Temático de Referência, a etapa seguinte foi a extrapolação dos mesmos para toda a imagem *MODIS* a partir de uma operação booleana. Nesta etapa foram geradas duas imagens binárias (0 = não soja e 1 = soja) para Nov 1 e para Fev 1. Na Figura 23, estão resumidas as etapas da metodologia proposta.

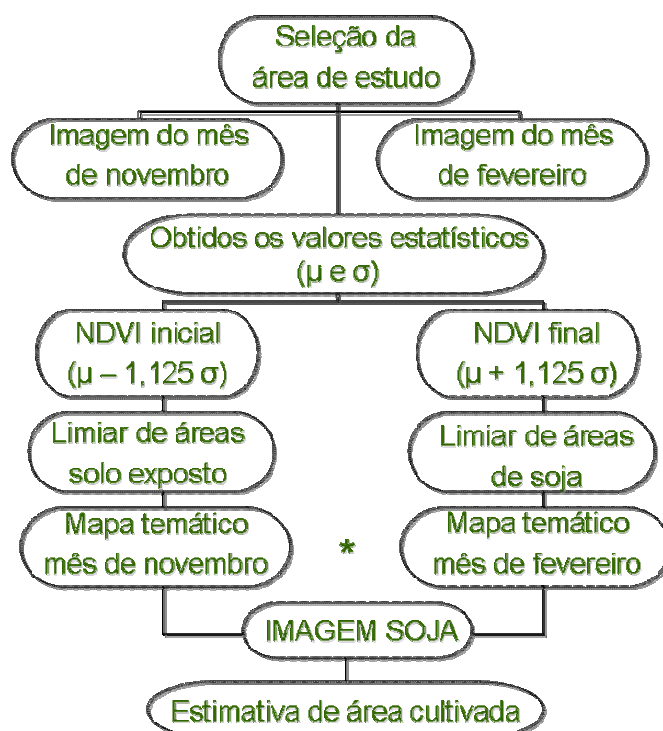


Figura 23 – Diagrama da implementação da metodologia Realce da Distribuição.

A última etapa desta metodologia consistiu na intersecção das imagens binárias geradas. Na imagem resultante foram eliminados alvos na imagem do mês de novembro que não eram solo exposto, mas que apresentavam valor de NDVI semelhante a este alvo. Na

imagem do mês de fevereiro foram eliminados alvos que apresentavam valores altos de NDVI (alta biomassa), mas que não eram áreas de lavouras de soja. Como resultado da metodologia se obteve um mapa temático final apenas com as classes temáticas soja e não soja, no qual foram identificadas apenas as áreas de maior diferenciação nos meses de novembro e fevereiro para o ano agrícola de estudo.

3.3.2 Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença (M2)

Para implementar a **M2** neste trabalho foram utilizadas 11 imagens NDVI/*MODIS* referentes aos meses de outubro a março do ano analisado. Este conjunto de imagens, de acordo com o ciclo fenológico da cultura, é suficiente para identificar os *pixels* de maior variação nos valores de NDVI ao longo do ciclo da soja.

Nesta metodologia, utilizada por Fontana et al. (2007c) entre outros, são realizadas operações matemáticas *pixel a pixel* nas imagens índice de vegetação. Neste método são geradas três principais imagens, ou seja, uma **Imagem de Mínimo** e uma **Imagem de Máximo Valor** de NDVI e uma **Imagem Diferença**.

Para a elaboração da **Imagem de Mínimo Valor** foram utilizadas as datas de imagens referentes à implantação da cultura da soja, selecionando-se o menor valor de *pixel* encontrado neste período. Para elaborar a **Imagem de Máximo Valor** foram utilizados os maiores valores de *pixels* encontrados nas datas de pleno desenvolvimento da cultura.

A **Imagem Diferença** correspondeu à subtração da **Imagem de Máximo Valor** pela **Imagem de Mínimo Valor**. Os *pixels* que nas duas imagens têm valores semelhantes possuem na **Imagem Diferença** valores baixos e vice-versa. Na Figura 24, podem ser vistas as etapas da metodologia **Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença** sendo descrito o período (meses) que foram utilizadas imagens para gerar as imagens de mínimo e máximo valor de NDVI.

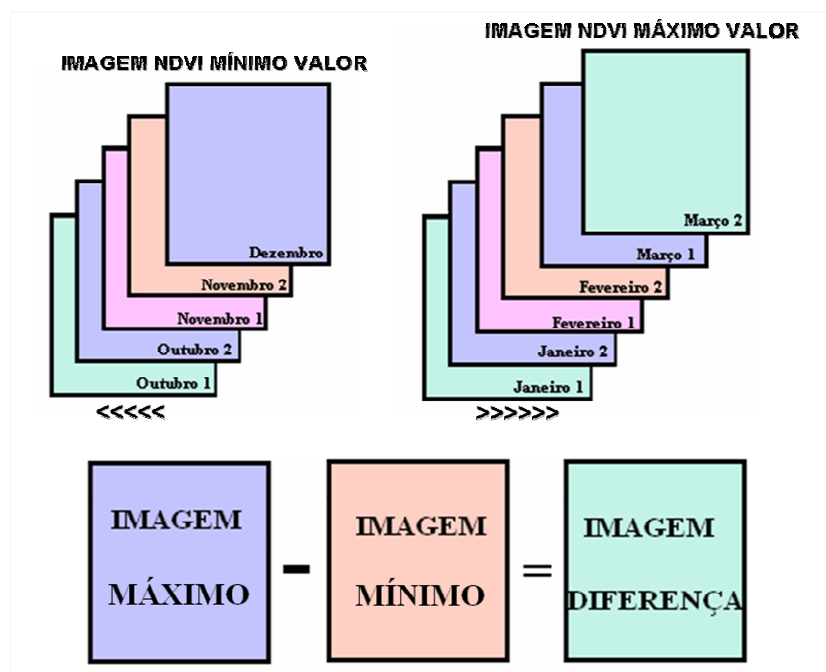


Figura 24 - Etapas da metodologia **M2**.

Na **Imagem Diferença** foram realçadas as áreas em que o NDVI apresentou maior variação ao longo do período de outubro a março, ou seja, áreas ocupadas pelo cultivo da soja. Neste método, o limiar de NDVI na imagem diferença mais adequado para a definição de áreas de soja foi o de $NDVI > 0,4$, obtido comparando a área mapeada como soja nas imagens *MODIS* e a área de soja segundo os dados oficiais (IBGE). Nesta metodologia, como resultado, foi obtido um mapa temático com as classes soja e não soja.

3.3.3 Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença (μ e σ) – M3

Neste método é proposta a implementação de uma nova etapa na metodologia **M2**, que consiste em incluir uma forma menos empírica para a escolha do limiar da máscara de cultivo. Para tanto, foram utilizados os parâmetros de $NDVI_{Inicial}$ e $NDVI_{Final}$ (metodologia M1) para identificar apenas as áreas de soja na **Imagem Diferença**. Com isso, buscou-se tornar a escolha do limiar de áreas de soja mais objetiva e menos demorada.

Para a implementação desta metodologia é necessário um prévio mapeamento das áreas de soja da safra de estudo (mapa temático de referência). Este prévio mapeamento consiste na classificação apenas de uma imagem (Ex. cena 223/80 - satélite Landsat) que corresponde a área de estudo, ou então de pequenas classificações em cenas distintas, buscando identificar lavouras de soja de diferentes características. No entanto, é importante ressaltar que mesmo que na utilização deste método seja necessário dados de referência este processo é bem mesmo demorado e permite o mapeamento de áreas de soja em escala regional.

Na Figura 25 estão descritas as etapas implementadas na **M2** para a determinação do limiar da máscara de cultivo.

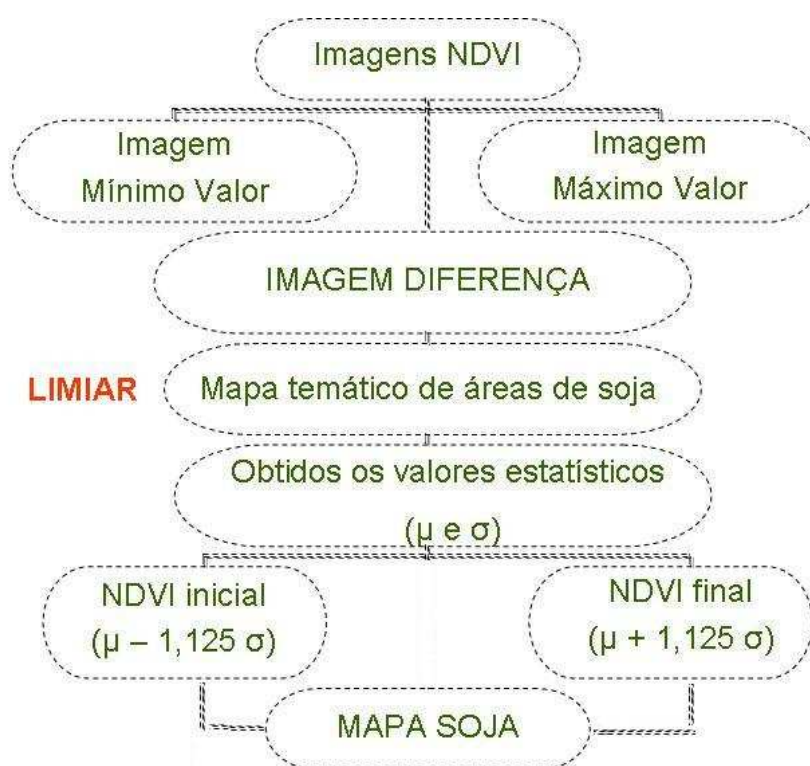


Figura 25 – Diagrama ilustrando a implementação da **M3**.

Posteriormente, foram verificadas se as metodologias **M2** e **M3** apresentaram diferenças quando comparadas a dados de área cultivada oficiais (IBGE).

3.3.4 Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com Inclusão do Final de Ciclo – M4

Nesta metodologia foi avaliada a inclusão de mais uma operação à **Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença (M2)**. Neste método, após a elaboração da **Imagem Soja** foi acrescentada uma segunda **Imagem de Mínimo Valor**, referente ao declínio do NDVI característico do final do ciclo da cultura da soja.

A **Imagem de Mínimo Valor** foi obtida a partir da determinação da imagem de final de ciclo utilizando o procedimento de derivada negativa, que corresponde ao NDVI característico das imagens do mês de maio. Posteriormente, foi realizada uma intersecção, ou seja, da **Imagem Diferença** e da **Imagem Final de Ciclo**. Nesta metodologia foi obtido um mapa temático referente à safra analisada, com as classes soja e não soja.

3.3.5 Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo (μ e σ) – M5

Este método consistiu na verificação do limiar de corte - $NDVI_{Inicial}$ e $NDVI_{Final}$ - obtido na metodologia **M3** e na agregação da **Imagem Final de Ciclo**. A partir deste método foi possível avaliar a exatidão da obtenção do limiar para definir apenas áreas de soja na **Imagem Diferença**.

A **Imagem Final de Ciclo** foi multiplicada (intersecção) à **Imagem Soja**, obtida a partir de um limiar escolhido de forma objetiva (parâmetros estatísticos). Como resultado, obteve-se uma imagem binária apenas com as classes soja e não soja.

3.3.6 Metodologia Análise de Componentes Principais (M6)

Neste método foram utilizadas as variações espaciais e temporais dos valores do índice de vegetação NDVI para mapear as áreas de soja. A série temporal de imagens consistiu num conjunto de 15 imagens NDVI, referentes ao ciclo da cultura.

Posteriormente, foi empregada a análise por componente principal buscando representar a variabilidade de cada *pixel* que compõem a imagem da região de estudo. Para isso foi utilizada a análise por componente principal padronizada. Nesta análise utilizou-se a matriz de correlação para obter os autovalores e os autovetores. Desta forma, cada variável teve o mesmo peso na obtenção das novas imagens (componentes principais). O cálculo da ACP consistiu em três etapas:

- a) geração da matriz de correlação;
- b) cálculo dos autovalores e autovetores;
- c) transformação linear dos conjuntos de dados.

Foram obtidas 15 imagens componentes principais sendo analisadas as duas primeiras componentes geradas. Posteriormente à identificação destas áreas de maior variabilidade, ainda foi necessário estabelecer um critério para mapear apenas as áreas de soja na imagem. Foi utilizado o limiar de $NDVI_{Inicial}$ e $NDVI_{Final}$ proposto nas metodologias anteriores para o mapeamento das lavouras. A partir deste critério foi gerada uma imagem binária apenas com as classes soja e não soja, eliminando alvos de comportamento semelhante ao de lavouras de soja no tempo analisado.

3.3.7 Metodologia Classificação de Imagens Multitemporais NDVI (M7)

Esta metodologia consistiu em utilizar as características espectro temporais das imagens *MODIS* no processo de classificação digital. Neste processamento foi utilizada uma série temporal de imagens referentes a todo o período de desenvolvimento da cultura da soja. Foram utilizadas, portanto, as diferentes datas de imagens como se fossem bandas

espectrais, tornando possível considerar as diferentes etapas de desenvolvimento da cultura.

A série temporal consistiu do conjunto das 15 imagens no período de outubro a maio. No *software* SPRING 4.3.3 foi realizada uma classificação digital de imagens a partir da ferramenta classificação não supervisionada. O algoritmo escolhido para a classificação foi o K médias, que não exige a utilização de amostras de treinamento e nem o conhecimento prévio da cobertura do solo da área de estudo. Este algoritmo cria agrupamentos naturais presentes na imagem, assumindo que valores de níveis de cinza semelhantes pertencem a um mesmo tipo de cobertura vegetal.

Assim, neste trabalho foram estabelecidos 10 temas e 15 iterações correspondentes à subdivisão das feições de uso e cobertura do solo da área de estudo (possíveis classes temáticas). Este número de temas e iterações foi escolhido depois de vários testes, buscando diminuir a confusão entre classes que apresentavam muita variedade de distribuição de níveis de cinza.

Depois de obtida a imagem classificada, verificou-se as áreas que provavelmente pertenciam à classe soja, utilizando como base o padrão da classe soja obtido em metodologias anteriores. Posteriormente, a imagem foi classificada apenas com duas classes temáticas, sendo elas soja e não soja. A classe soja foi editada tomando como referência imagens Landsat do ano de estudo e uma imagem classificada a partir de uma classificação digital supervisionada e pontos de campo obtida no projeto Geosafra. Obtida a imagem classificada final, foram calculados os valores de área cultivada de soja.

3.3.8 Metodologia Fenologia (M8)

Esta metodologia se baseia em acompanhar a fenologia das culturas a partir da curva temporal do NDVI a partir das imagens *MODIS*. Desta forma, este método busca encontrar áreas nas imagens que apresentam especificamente o comportamento mostrado na Figura 22.

Então, propôs-se calcular as derivadas de início e final de ciclo da cultura da soja e, ainda, o valor máximo de NDVI no período de pleno desenvolvimento da planta, gerando três imagens parciais.

Nesta metodologia, portanto, as 15 imagens NDVI que abrangem o ciclo da soja geraram 3 grupos: grupo de início de ciclo, grupo de máximo desenvolvimento, e grupo de final de ciclo.

Obtidas as imagens binárias (soja e não soja) correspondentes aos três grupos, procedeu-se o cruzamento (operação de multiplicação) para a identificação e mapeamento final das áreas de soja. A seguir serão descritos passo a passo como foram geradas as imagens de variação temporal de NDVI.

A derivada do grupo de início de ciclo foi calculada através da taxa de variação usando as imagens do período correspondente ao início do ciclo da soja (novembro 1 e 2 e dezembro 1). Quando possível, a derivada foi calculada ponto a ponto, obtendo um dado mais preciso e também caracterizando os meses em que o NDVI aumentou ou diminuiu. Ressaltando-se, portanto, que apenas as altas variações são identificadas pela análise derivativa.

Assim, considerando um conjunto de n imagens $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ da época de implantação da cultura (início de ciclo) da soja e $NDVI_i^j$ o valor do NDVI do j -ésimo *pixel* da i -ésima imagem, podemos calcular a imagem binária resultante através da derivada *pixel a pixel*:

$$\frac{dNDVI^j}{dt} = \frac{NDVI_{i+1}^j - NDVI_i^j}{\Delta t} \quad (7)$$

A função de normalização utilizada foi:

$$f_i(NDVI_i^j, t) = \begin{cases} 1 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} > 0 \\ 0 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

Com isso, foram obtidas 2 imagens binárias iniciais (apenas as que foram identificadas as maiores variações) e, conseqüentemente, uma imagem final correspondente ao ciclo inicial da cultura da soja (que é o resultado das imagens da época de semeadura). Logo, foi realizada uma operação de intersecção entre as imagens:

$$x^j = \prod_{i=1}^n f_i(NDVI_i^j, t) \quad (9)$$

Em que: x^j é o j -ésimo *pixel* da imagem binária x resultante.

Desta mesma forma foi calculada a derivada final a partir das imagens correspondentes à colheita (março 1 e 2 e abril 1 e 2 – maior variação), com a diferença que o valor 1 foi atribuído aos *pixels* que tiveram valor de variação negativo.

$$f_i(NDVI_i^j, t) = \begin{cases} 1 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} < 0 \\ 0 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

A terceira imagem binária gerada foi o resultado do maior valor do *pixel* encontrado nos períodos relativos ao florescimento e enchimento de grãos da planta da soja (janeiro 1 e 2 e fevereiro 1 e 2), a partir de um limiar definido (0,84). Para os *pixels* com valor maior ou igual a esse limiar corresponderam a áreas de soja (valor 1) e para *pixels* com valores menores ao limiar definido foi atribuído o valor 0.

Na sequência, também foi realizada uma operação de intersecção entre três imagens binárias finais geradas, sendo que apenas corresponderam à classe “soja” final as áreas que mantiveram valor igual a um (1) nas três imagens binárias realizadas.

3.4 Análise dos resultados

Depois de identificadas e mapeadas as áreas de lavouras de soja nas imagens *MODIS*, foi estimada a área cultivada em todos os municípios da área de estudo. Para isso, os mapas temáticos foram reprojatados para a projeção *ALBERS_RS*, seguindo referência do Projeto Geosafra, para a estimativa de área cultivada de soja nesta região.

Posteriormente, foi realizado um banco de dados geográfico no *software* *SPRING* 4.3.3, no qual foi possível o cálculo da área plantada de soja nas imagens temáticas geradas. Para isso, utilizou-se a ferramenta estatística por polígono do *software*, na qual foram obtidos os dados de área de soja dos 225 municípios que correspondem à área de estudo. Esses dados foram disponibilizados em uma tabela de formato compatível com o de outros aplicativos, de uma forma rápida e de fácil manipulação. Para comparar, analisar e avaliar os dados de área plantada obtidos nas oito metodologias e os dados de área cultivada de soja obtidos pelo IBGE foi realizada uma análise de regressão linear simples e testes estatísticos específicos para este tipo de dado. Ainda buscando avaliar a espacialidade do mapeamento utilizou-se a análise de similaridade *fuzzy*. A seguir serão descritos passo a passo a implementação destas análises.

3.4.1 Análise de regressão linear simples

Neste estudo a análise de regressão linear não teve como objetivo prever uma variável em função de outra ou mesmo de exprimir qualquer função de dependência entre as variáveis estudadas, buscou-se avaliar o quanto são similares as medidas levantadas no trabalho e as estimativas oficiais (IBGE). Todas as análises estatísticas foram realizadas no *software* *STATISTICA* 6.0.

Desta forma, os pares de dados analisados (IBGE e metodologias *MODIS*) foram submetidos a uma análise de regressão, ajustados pelo método dos mínimos quadrados, segundo o modelo linear expresso:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (11)$$

Em que: Y representa a variável dependente; X representa a variável independente; β_0 representa o intercepto; β_1 representa a inclinação da reta e ε representa o erro aleatório. Sendo que $\varepsilon \sim N(0; \sigma^2)$.

Inicialmente para este estudo foi realizado um teste de normalidade sobre os resíduos, que teve como principal objetivo fundamentar a aplicação da distribuição $t(n - 2)$ nos testes inerentes aos estimadores b_0 e b_1 . Para isso o teste de normalidade utilizado foi o teste bilateral de *Kolmogorov-Smirnov*.

Ainda deve-se considerar que mesmo que a distribuição de ε , e conseqüentemente também a de Y , seja muito diferente da normal, quando o n é suficientemente grande, as condições dos testes de hipótese baseados na distribuição $t - Student$ com $n-2$ graus de liberdade, ou seja, $t(n - 2)$, são aplicáveis para inferências sobre os estimadores pontuais de β_0 e β_1 , dados por b_0 e b_1 , respectivamente (NETER e WASSERMAN, 1974).

Posteriormente aplicou-se o teste de significância, que seguiu a distribuição conhecida como $F - Fisher$, com valores de graus de liberdade iguais a 1 e $n-2$, com isso buscou-se verificar a pertinência da análise de regressão, testando as hipóteses: $H_0: \beta_1 = 0$ e $H_a: \beta_1 \neq 0$. Sendo assim, só foram realizadas novas análises para verificar a similaridade entre as medidas (*MODIS* e IBGE) se o resultado apresentado pelo teste mostrou que o gradiente do modelo não é estatisticamente igual a zero (de acordo com a significância adotada). No entanto, caso essa hipótese de nulidade não seja rejeitada ($\beta_1 = 0$), pode-se concluir que não faz sentido ajustar uma reta de regressão entre os dados, ou seja, as variáveis não apresentam uma relação linear.

As medidas só podem ser consideradas iguais, quando os dados *MODIS* estimam os mesmos valores dos dados do IBGE. Desta forma, as estimativas de área levantadas pelos dados *MODIS* e pelo IBGE não foram consideradas diferentes, se atendidos ambos os critérios abaixo:

$$\beta_0 = 0 \quad (12)$$

$$\beta_1 = 1 \quad (13)$$

Em que o estimador β_0 tenha a probabilidade de ser igual a zero e o estimador β_1 tenha a probabilidade de ser igual a 1, desta forma não há diferença entre as medidas estimadas e as da referência.

3.4.2 Índice de concordância de *Willmott* (*d*)

Este índice é uma aproximação matemática que avalia a exatidão relacionada ao afastamento dos valores simulados em relação aos valores observados (WILLMOTT, 1981). A partir deste índice é possível verificar individualmente uma análise de desempenho, o que não acontece quando se utiliza apenas o coeficiente de correlação (R), isto por que o R não está relacionado com o tamanho da diferença entre um valor padrão e um valor previsto por modelos de estimativa ou outros mecanismos de medida diferentes do padrão (KRÜGER, 2007).

Desta forma, para este trabalho os valores simulados foram os dados de estimativa de área de soja a partir das imagens *MODIS* e como referência foram considerados os dados de área cultivada do IBGE. Para quantificar a homogeneidade da dispersão em relação à linha 1:1 (linha que representa a correlação perfeita entre as medidas) utilizou-se o índice de concordância de *Willmott*, dado por:

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|E_i - O_m| + |O_i - O_m|)^2} \right] \quad (14)$$

Em que: E_i é o valor estimado; O_i o valor oficial e O_m a média dos valores oficiais.

Como resultado neste índice de concordância (d) os valores variam de 0 a 1. Sendo que o valor 0 significa nenhuma concordância e o valor 1 significa a concordância perfeita.

3.4.3 Análise de similaridade *fuzzy*

Para o estudo, foi necessário implementar um modelo no *software* DINÂMICA EGO, disponibilizado gratuitamente no endereço <http://www.csr.ufmg.br/dinamica/> pelo Centro de Sensoriamento Remoto (CSR), instalado no Instituto de Geociências da Universidade Federal de Minas Gerais para poder gerar a análise. Desta forma, foram comparados os mapas temáticos obtidos a partir de diferentes metodologias em imagens *MODIS* e o mapa temático de referência realizado a partir de imagens Landsat/TM.

Todos os mapas temáticos analisados estavam na resolução espacial das imagens *MODIS* e como tinham apenas duas classes, foi necessário neutralizar estatisticamente as áreas classificadas como não soja com base na imagem TM para evitar a superestimação no cálculo global (XAUD et al., 2009). A análise consistiu na comparação de janelas de diferentes tamanho que variaram de 1x1 a 11x11.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são descritos os resultados obtidos a partir das oito metodologias analisadas neste trabalho. São apresentadas análises qualitativas e quantitativas, buscando comparar as metodologias e, portanto, definir o método mais eficiente para identificar, mapear e estimar área cultivada da cultura da soja na região de estudo.

4.1 Identificação e mapeamento de lavouras de soja a partir de imagens *MODIS*

A partir das metodologias propostas, foi possível obter mapas temáticos apenas com as classes “soja” e “não soja”. Na Figura 26, são mostrados os mapeamentos das lavouras de soja através das metodologias utilizadas.

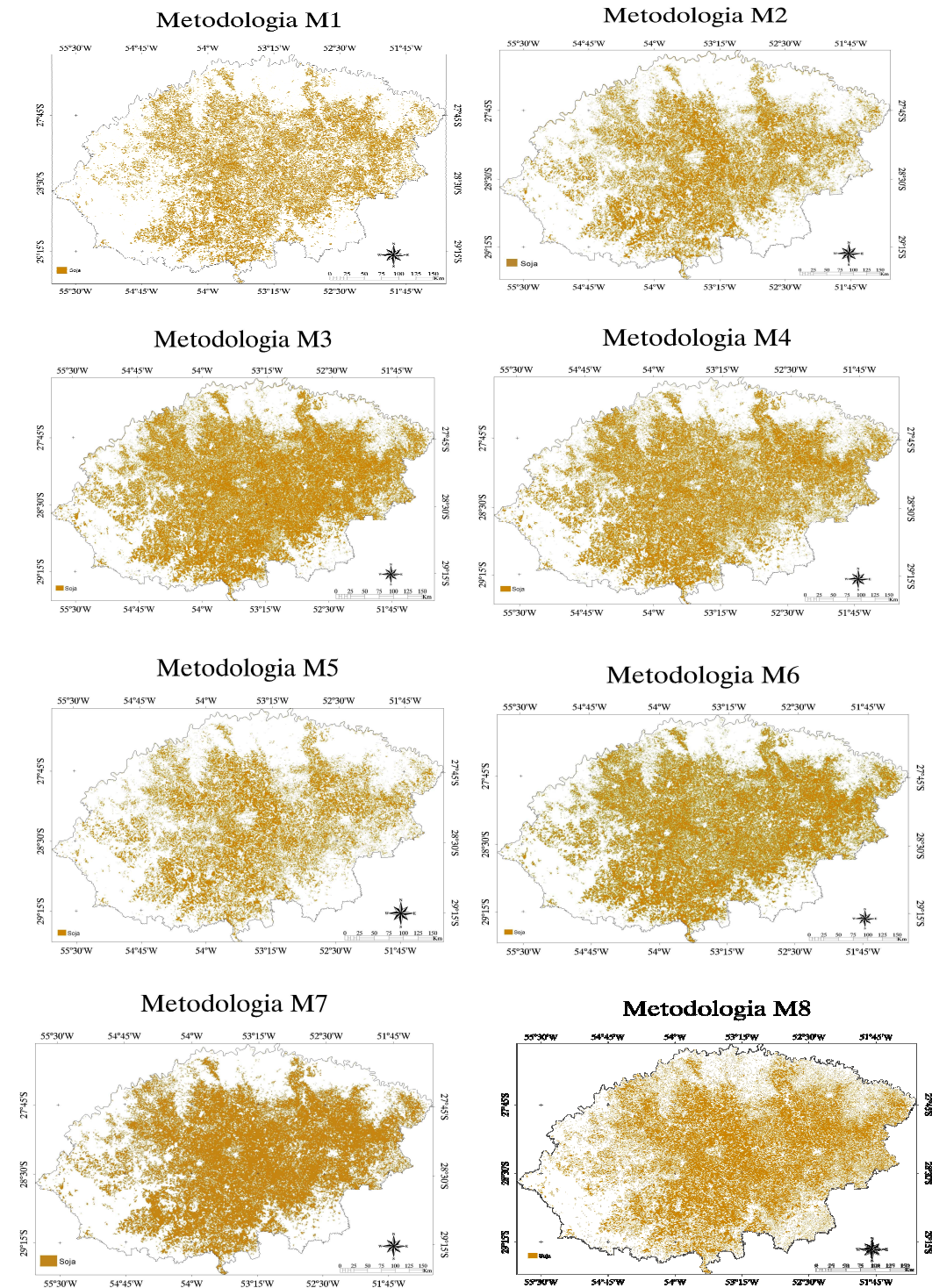


Figura 26 - Mapeamento de áreas de soja no norte do Rio Grande do Sul, a partir de diferentes metodologias.

Em uma análise visual dos mapas obtidos, pode-se perceber que a soja é uma cultura que predomina na região e que as oito metodologias apresentaram o mesmo padrão de mapeamento. Nesta primeira análise verificou-se que nenhum dos métodos analisados apresentou resultados discordantes ao padrão de áreas de soja esperado para a área de

estudo. Então, inicialmente todos os métodos mostraram-se adequados para o mapeamento da cultura nesta região.

Resultados como estes também foram verificados por WAGNER et al. (2007) quando obteve o mapeamento de lavouras de soja utilizando imagens de moderada resolução espacial na mesma área de estudo. RIZZI (2004) obteve um padrão semelhante de mapeamento ao utilizar imagens multitemporais do satélite Landsat. É importante ressaltar que estes resultados estão relacionados ao padrão denso que a cultura da soja apresenta nessa área, tornando o mapeamento a partir de imagens de moderada resolução satisfatório, diferente do que muitas vezes acontece com culturas de padrão menos denso.

Ainda deve-se considerar que apenas na análise dos mapas torna-se aparente que a utilização de imagens de final de ciclo, quando acrescentadas como uma nova operação em metodologias como a **M4** e **M5** tornou o mapeamento menos denso (menor área de cultivo) em algumas regiões em função da eliminação de *pixels* isolados do mapeamento. WEBER et al. (2005), também obteve padrão semelhante de mapeamento quando realizou uma comparação na classificação digital entre imagens Landsat e CBERS em municípios localizados na região norte do Estado, como Jóia e Cruz Alta.

4.2 Determinação de área cultivada de soja a partir de imagens MODIS e dados de referência oficiais (IBGE)

4.2.1 Metodologia Realce da Distribuição (M1)

Na análise dos resíduos padronizados foram verificados alguns *outliers* que supostamente levaram o valor do intervalo dos resíduos superior que -4 a 4, sendo necessário à identificação e retirada destes pontos da análise. As Figuras 27 e 28a e b mostram a análise dos resíduos padronizados e o teste de normalidade sobre estes dados antes da eliminação dos pontos.

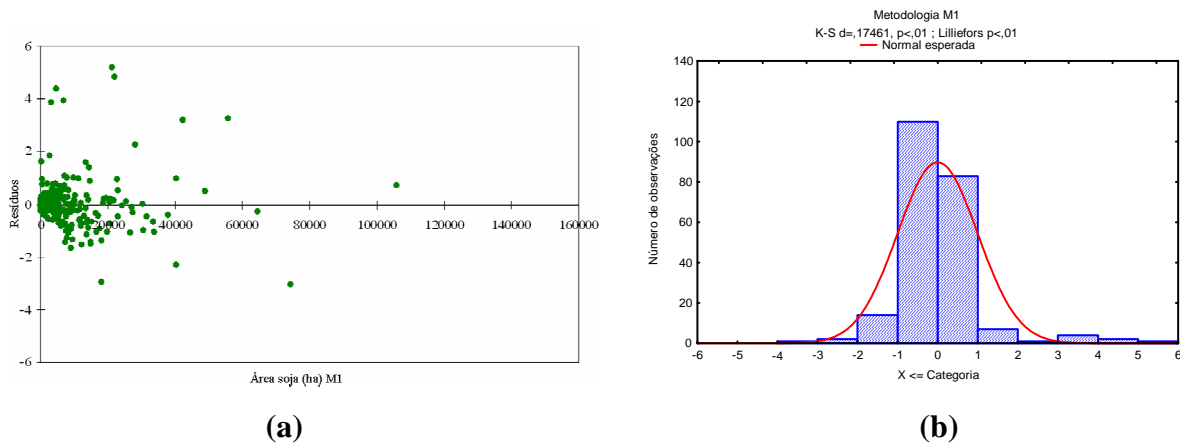


Figura 27 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para metodologia **M1**.

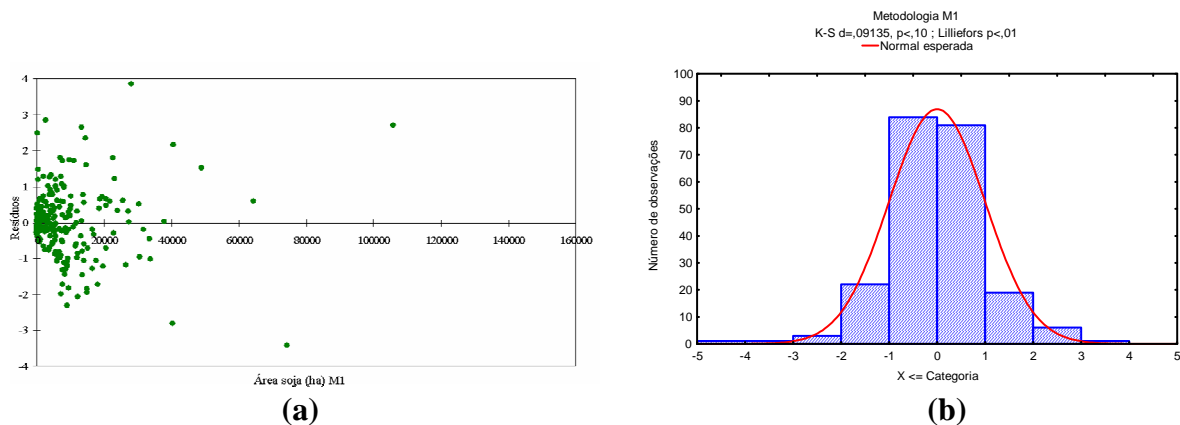


Figura 28 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados (b) para a metodologia **M1**, após a retirada dos *outliers*.

Desta forma, pode-se observar que após a retirada de alguns pontos da análise, o intervalo dos valores dos resíduos ficou entre -4 a 4, mostrando pontos mais dispersos resultado que era esperado. Na Figura 29 é mostrada a distribuição dos pontos em torno da linha 1:1 linha (que representa a correlação perfeita entre as medidas), depois de retirados os *outliers*. Com isso, pode-se observar uma uniformidade na distribuição dos pontos, em que o valor do coeficiente de correlação (R) foi de 0,9594. Assim, inicialmente os valores estimados pelos dados *MODIS* podem ser considerados correspondentes aos dados da referência.

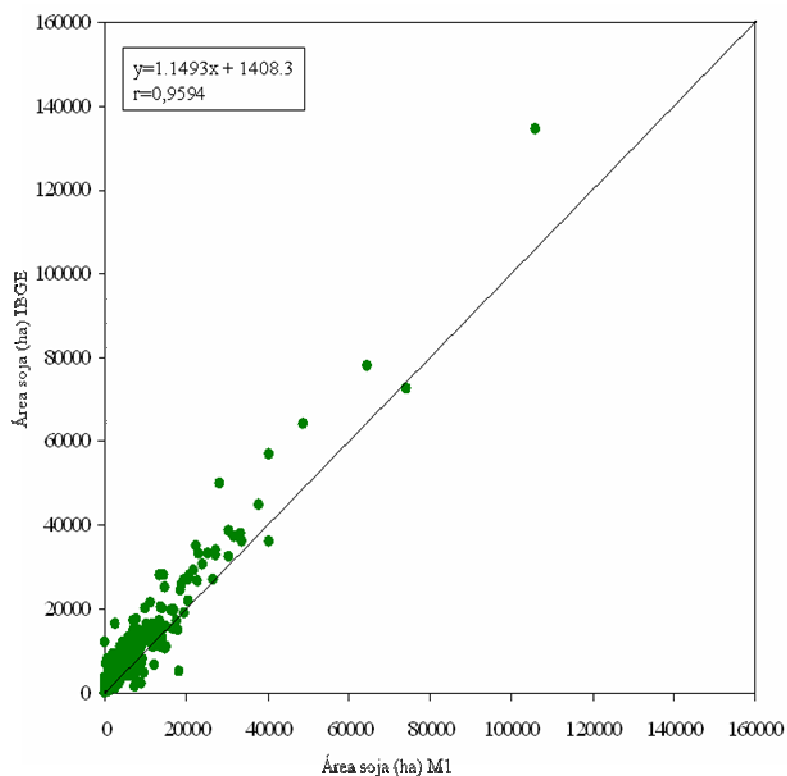
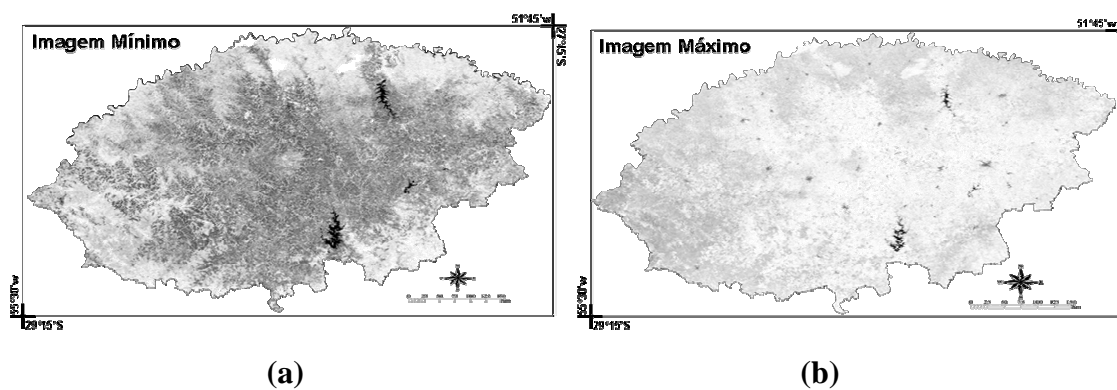
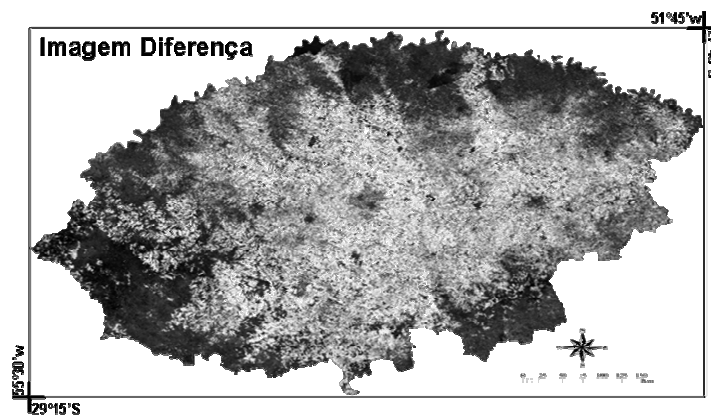


Figura 29 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia realce da distribuição – **M1**).

4.2.2 Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença (M2)

As imagens primeiramente obtidas nesta metodologia foram as imagens de mínimo e máximo valor e a imagem diferença de NDVI, salientando as mudanças ocorridas durante o período da semeadura até a colheita da cultura da soja (Figura 30a, b e c).





(c)

Figura 30 – Imagens NDVI: mínimo valor (a); máximo valor (b) e valor diferença (c).

A imagem de mínimo valor de NDVI correspondeu ao mínimo valor do *pixel* encontrado no período de implantação da cultura, no caso da soja nos meses de outubro a dezembro (Figura 30a). Nesta imagem predominam valores no intervalo de -0,200 a 0,902, sendo que em uma análise na imagem verificou-se que os menores valores estão associados a alvos como corpos d'água, áreas alagadas e/ou solo descoberto. A imagem de máximo valor de NDVI correspondeu ao maior valor do *pixel* neste período, gerada a partir das imagens referentes ao período de máximo desenvolvimento da soja (Figura 30b). Nesta imagem os valores de NDVI foram superiores aos anteriores. A faixa de variação do NDVI encontrada foi de -0,167 a 0,999, no qual verificou-se que os valores mais altos estão associados à alvos como matas e lavouras anuais. Resultados como estes também foram obtidos em outros trabalhos que utilizaram este método para o mapeamento de culturas agrícolas.

A partir da imagem diferença (Figura 30c) é possível identificar áreas em que ocorreram a maior variação temporal do NDVI. Considerando que as áreas que mais variaram no período de outubro a março, foram às áreas ocupadas por cultivos agrícolas, os *pixels* de maior diferença são os correspondentes as áreas de soja, cultura predominante na região. Na imagem diferença as áreas realçadas mostraram um padrão espacial semelhante aos obtidos nas demais metodologias. A aplicação do limiar definido, de 0,40, gerou o mapa temático de cultivo da soja.

Nas Figuras 31 e 32a e b, respectivamente são mostrados os resíduos padronizados e o teste de normalidade realizado, antes e depois da retirada dos *outliers*.

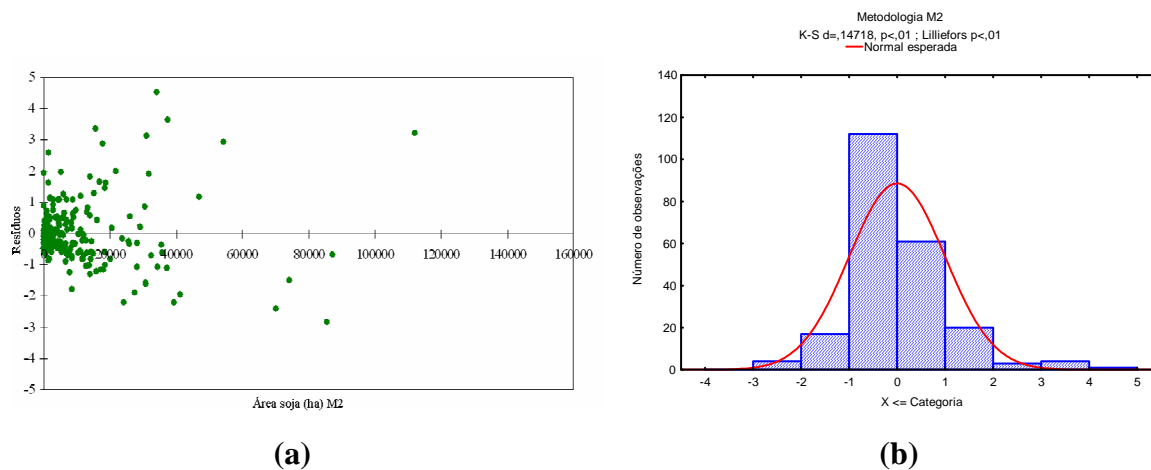


Figura 31 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M2.

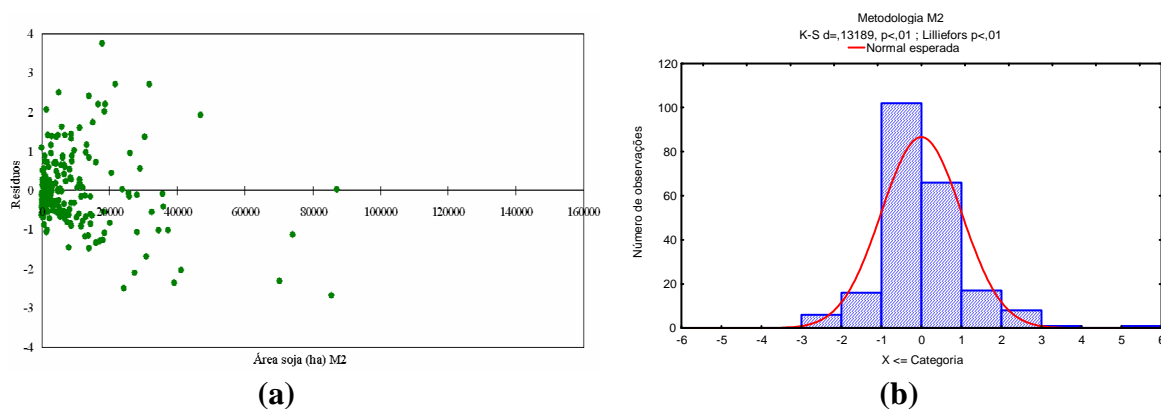


Figura 32 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M2 após a retirada dos outliers.

Depois de removidos alguns pontos da análise, os resíduos apresentaram o intervalo de valores de -4 a 4, mostrando pontos dispersos e sem correlação. Na Figura 33, são mostradas as estimativas obtidas a partir das imagens *MODIS* versus as estimativas do IBGE, em torno da linha 1:1.

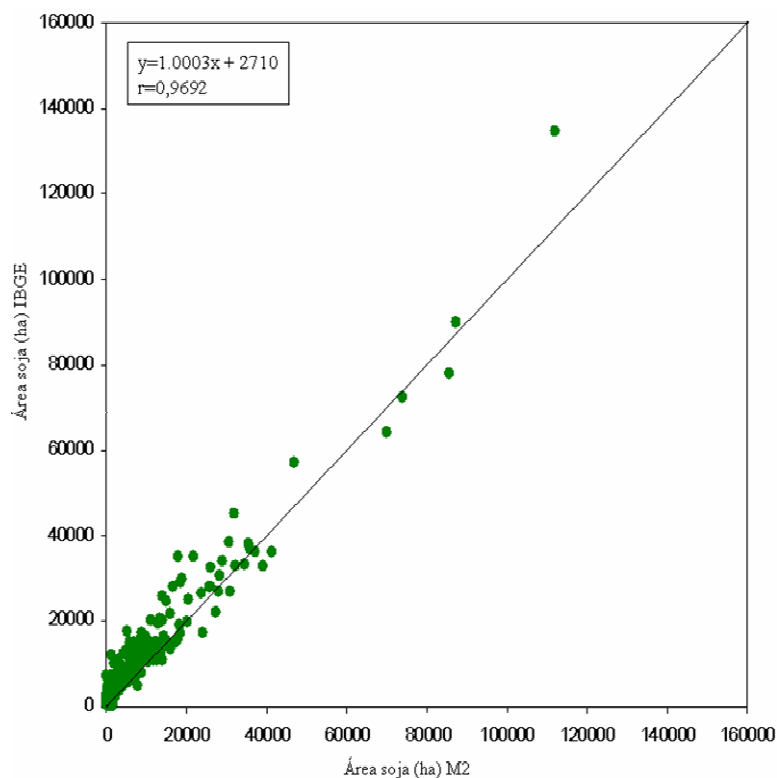


Figura 33 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia Limiar Empírico aplicado à Imagem Diferença – **M2**).

Na Figura 33, observa-se que os pontos apresentam uma distribuição uniforme em torno da linha depois da retirada dos *outliers* da análise. O que confirma o valor do coeficiente de correlação (R) obtido de 0,9692.

4.2.3 Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença (μ e σ) – **M3**

Nas Figuras 34 e 35a e b, são mostrados os resíduos padronizados e o teste de normalidade realizado, no qual pode-se perceber que inicialmente alguns pontos levariam a análise deste método a resultados não satisfatórios (pontos de maior erro).

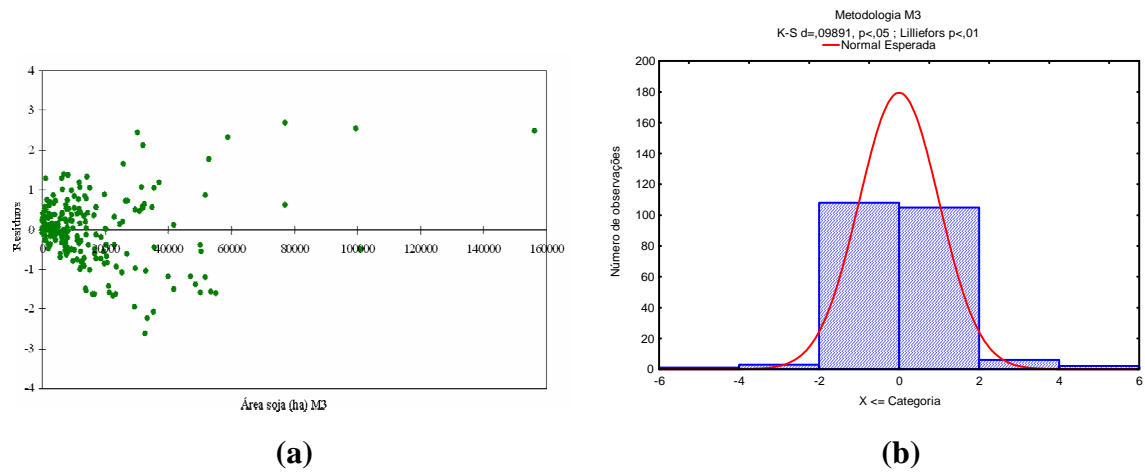


Figura 34 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia **M3**.

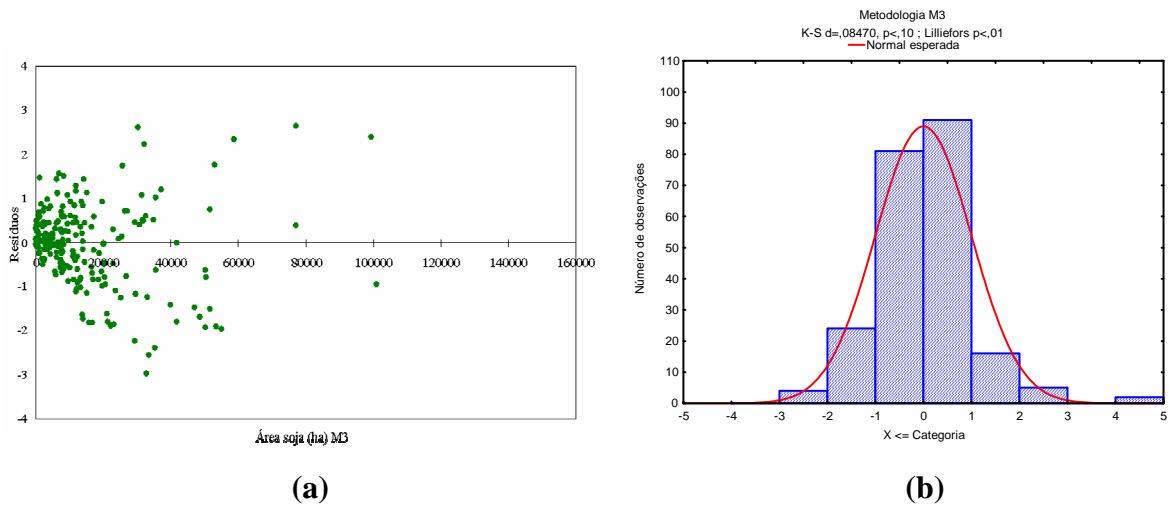


Figura 35 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia **M3** após a retirada dos outliers.

Na Figura 36 são mostradas as estimativas de área de soja a partir dos dados *MODIS* versus os dados da referência em torno da linha 1:1.

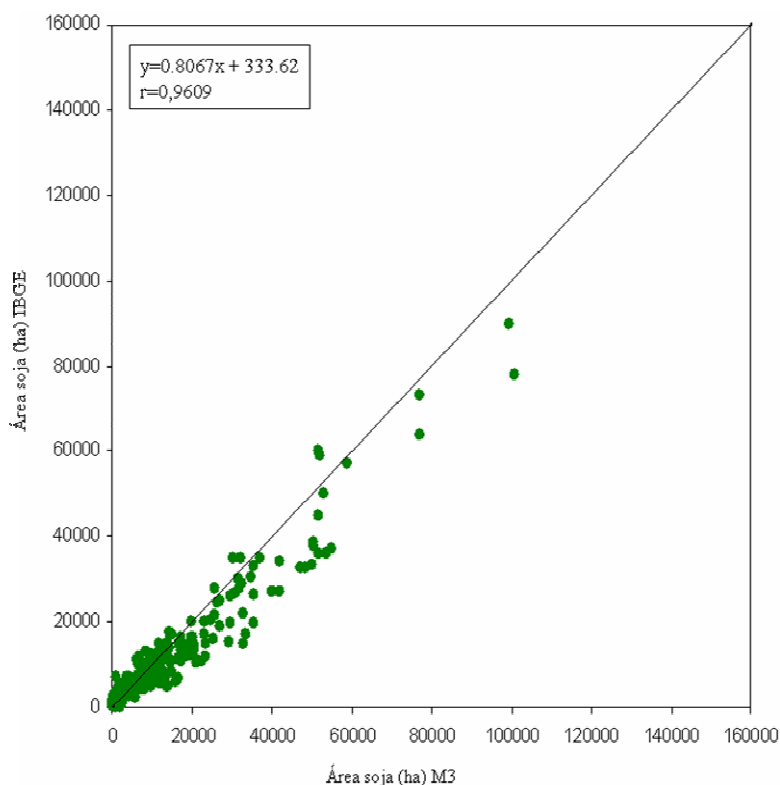
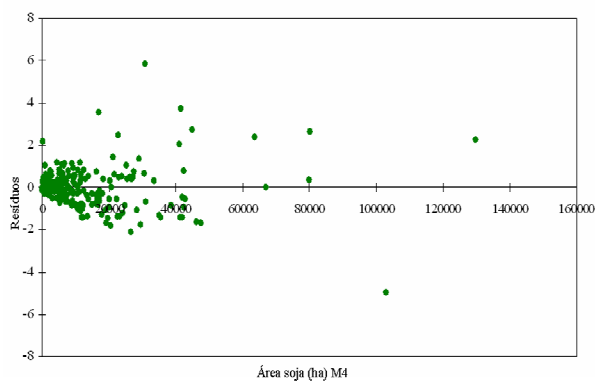


Figura 36 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença, μ e σ – **M3**).

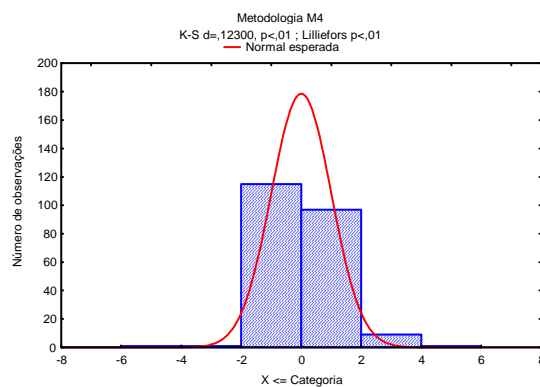
A partir destes resultados pode-se observar que os dados estimados pela metodologia *MODIS* e IBGE apresentaram concordância, como mostra o valor do coeficiente de correlação (R) de 0,9609, sendo que identificou-se uma maior concordância entre as medidas em áreas de soja de tamanho < (menor que) 40000 hectares.

4.2.4 Metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com a inclusão do Final de Ciclo – M4

Na análise dos resíduos padronizados, também foram verificados *outliers*. Nas Figuras 37 e 38a e b, respectivamente é mostrada a análise dos resíduos antes e depois da retirada dos pontos.

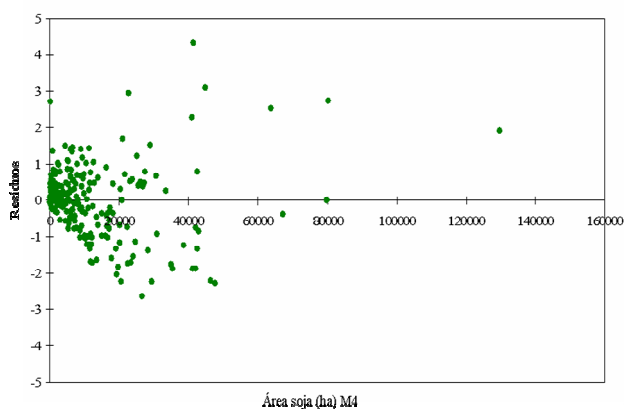


(a)

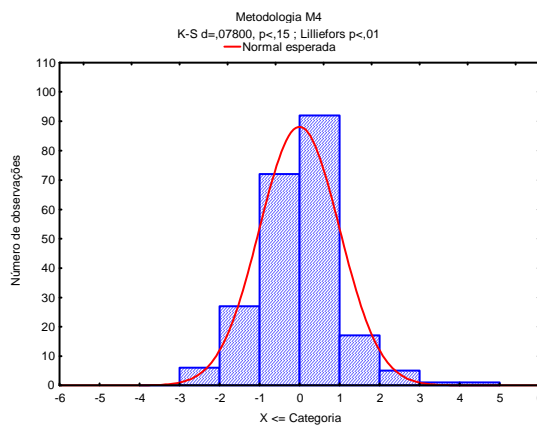


(b)

Figura 37 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M4.



(a)



(b)

Figura 38 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M4 após a retirada dos outliers.

Na Figura 38 pode ser observado que os pontos apresentaram uma maior aleatoriedade depois da retirada dos outliers. As estimativas MODIS versus as estimativas oficiais são mostradas na Figura 39 em torno da linha 1:1.

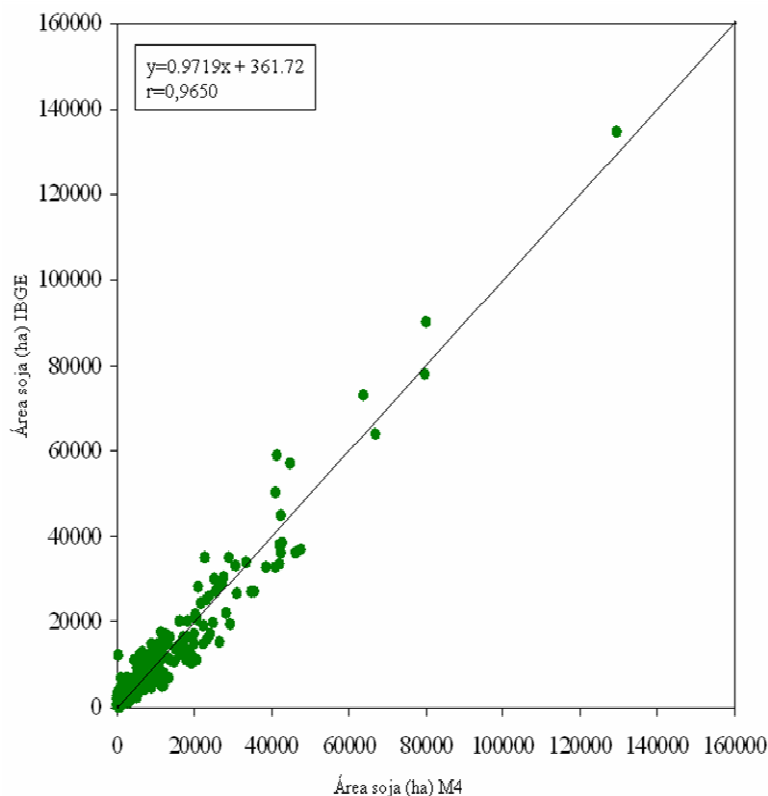


Figura 39 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia Limiar Empírico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – **M4**).

Os pontos apresentaram uniformidade na distribuição em torno da linha 1:1, mostrando inicialmente que os valores estimados pelos dados *MODIS* correspondem aos dados da referência. O que também mostra o valor do coeficiente de correlação (R) obtido de 0,9650.

4.2.5 Metodologia Limiar Estatístico Aplicado à Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – M5

Nas Figuras 40, 41a e b, são mostradas a análise dos resíduos antes e depois da retirada dos *outliers*. A presença de *outliers* fez com que o intervalo dos resíduos fosse inicialmente de -7 a 7.

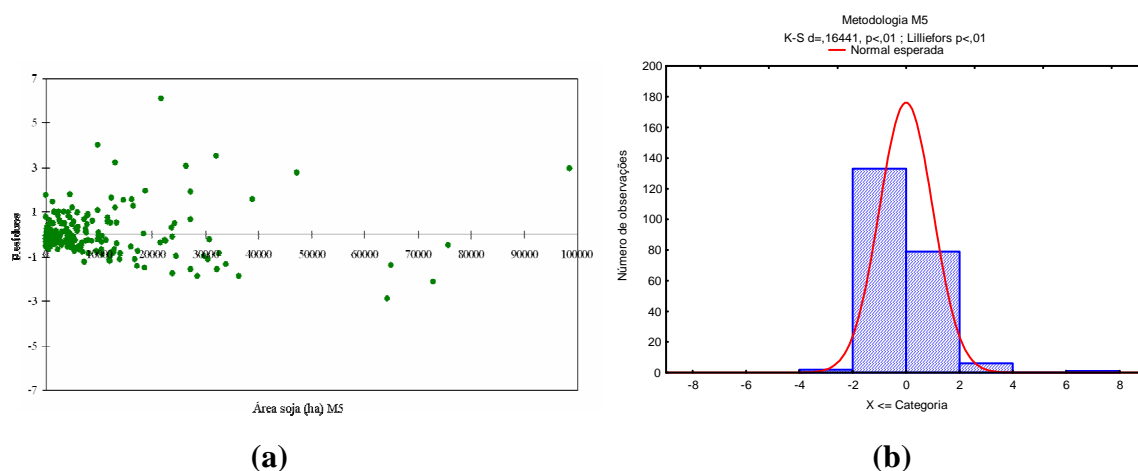


Figura 40 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M5.

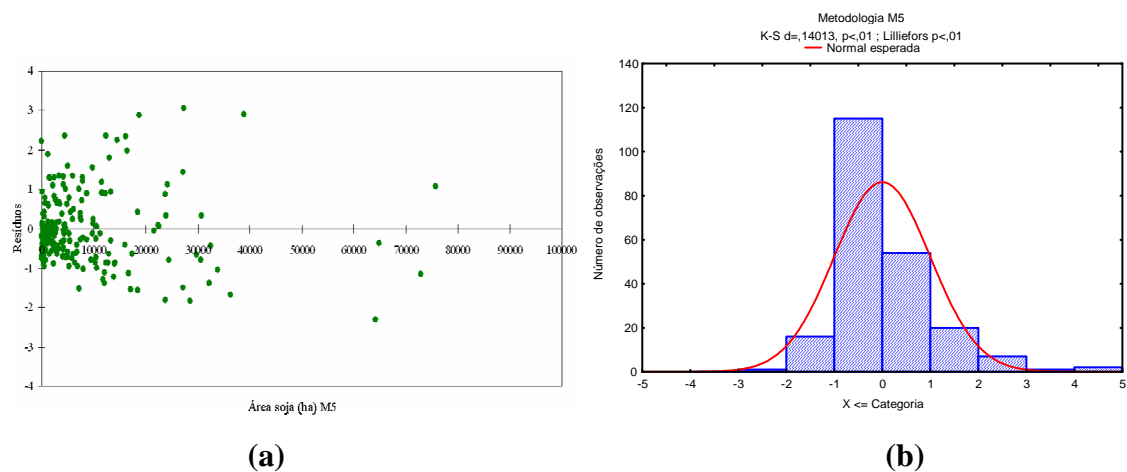


Figura 41 - Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M5 após a retirada dos outliers.

Na sequência pode-se visualizar que os pontos ficaram mais dispersos e o intervalo dos resíduos ficou dentro do esperado (-4 a 4). Na Figura 42 são mostrados os dados de área cultivada obtidos a partir das imagens *MODIS* versus os dados oficiais em torno da linha 1:1. Nesta análise percebe-se a semelhança entre os dados, com um valor de coeficiente de correlação (R) de 0,9566.

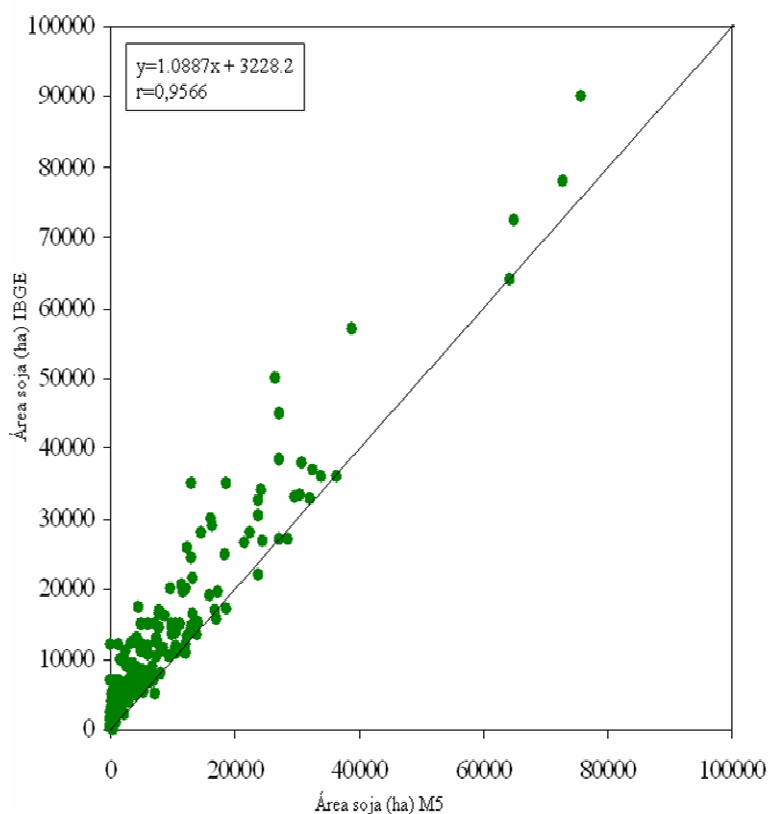


Figura 42 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia Limiar Estatístico aplicado a Imagem Diferença com inclusão do Final de Ciclo – **M5**).

4.2.6 Metodologia Análise de Componentes Principais (M6)

A sazonalidade das áreas de lavouras de soja foi representada pela segunda imagem componente principal. A primeira componente também representou feições importantes da vegetação da área de estudo. Na sequência serão discutidas as características destas duas componentes.

A primeira imagem componente principal representa o padrão médio do NDVI dos meses analisados, caracterizando as grandes feições da vegetação, do Estado do Rio Grande do Sul (Figura 43).

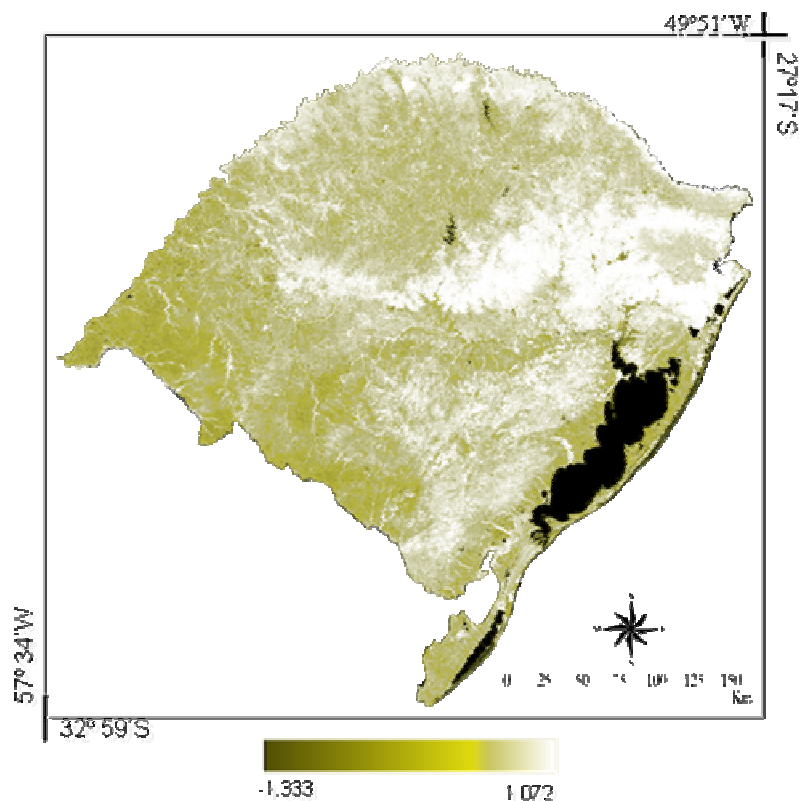


Figura 43 – Primeira componente principal gerada a partir de imagens multitemporais NDVI/MODIS.

A partir desta escala de cores (Figura 43) pode-se perceber que as regiões com os valores mais altos de NDVI estão representadas na cor branca. Correspondendo a áreas de vegetação mais densa e verde durante o período analisado, como por exemplo, as áreas de mata e de cultivos florestais.

A segunda componente principal representou o ciclo anual do índice de vegetação NDVI, identificando áreas de característica sazonal como as áreas agrícolas. Na Figura 44, é apresentada a imagem segunda componente principal em uma escala de cores para a área de estudo, nesta imagem as cores mais claras concentram as áreas de menor variabilidade e nas cores mais escuras estão as áreas de maior variabilidade ao longo do período estudado.

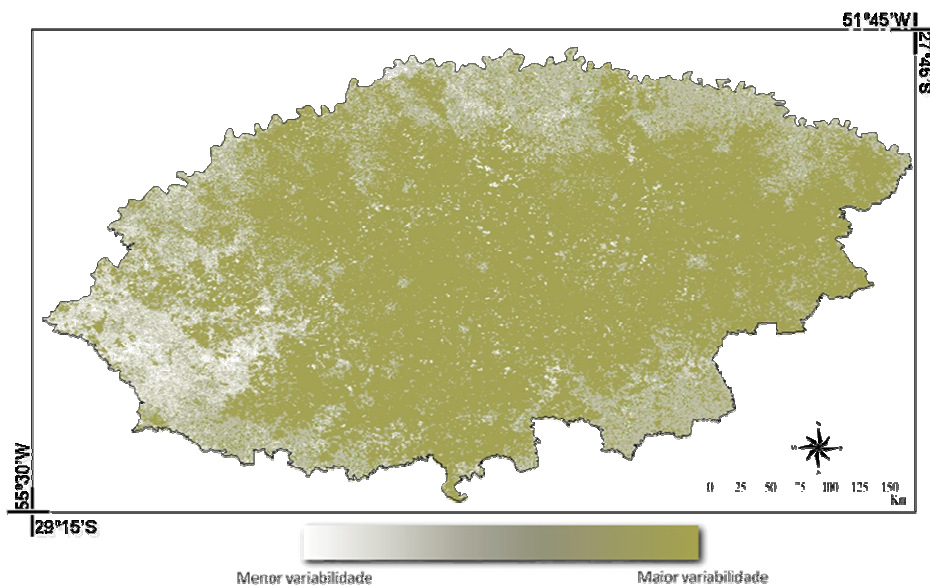


Figura 44 – Imagem segunda componente principal, para a área de estudo.

As áreas na cor verde escuro são provavelmente lavouras de soja ou outros alvos que apresentaram comportamento semelhante ao destas áreas neste período. Em uma análise inicial comparando a Figura 44, com as áreas de soja mapeadas em metodologias anteriores é possível verificar que na imagem muitas das áreas que foram identificadas são áreas de soja, pelo fato da imagem apresentar o mesmo padrão das demais. Na Figura 45, é mostrado o gráfico dos valores dos autovetores (série temporal) da segunda imagem CP que representou a sazonalidade das áreas agrícolas.

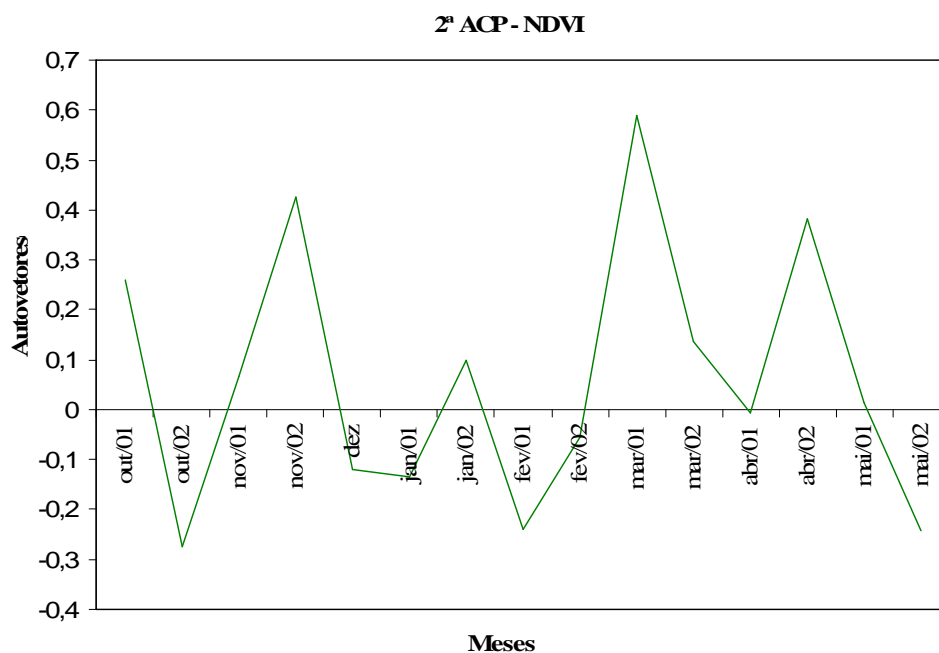


Figura 45 – Autovetores da segunda imagem componente principal de NDVI.

Estes valores representam o quanto cada imagem original contribuiu para a geração de cada imagem componente principal. Na Figura 45, temos os meses analisados (ciclo da soja) em relação aos valores dos autovetores. Pode-se perceber que os meses que mais contribuíram para a formação da segunda CP foram os meses de outubro, novembro, março e abril. No entanto, os autovetores apresentaram valores negativos e positivos sendo que nos meses de novembro, março e abril a contribuição foi positiva e nos demais meses a contribuição foi negativa. A contribuição negativa representou que o mês analisado teve o comportamento inverso ao demonstrado na imagem componente principal.

Através da análise dos resíduos (Figuras 46, 47a e b) foram verificados *outliers* na análise, no qual o intervalo dos resíduos foi de -5 a 5, superior ao esperado.

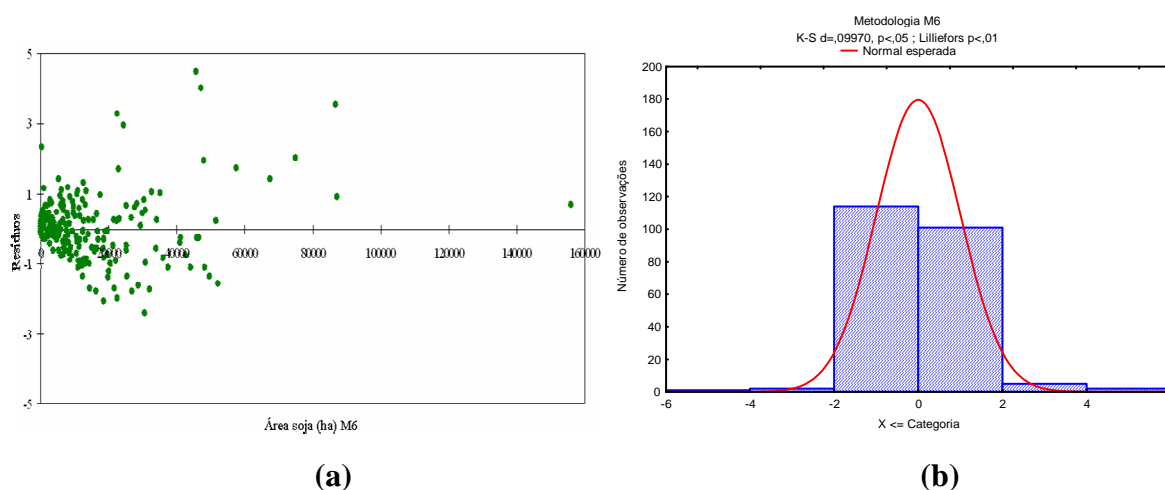


Figura 46 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M6.

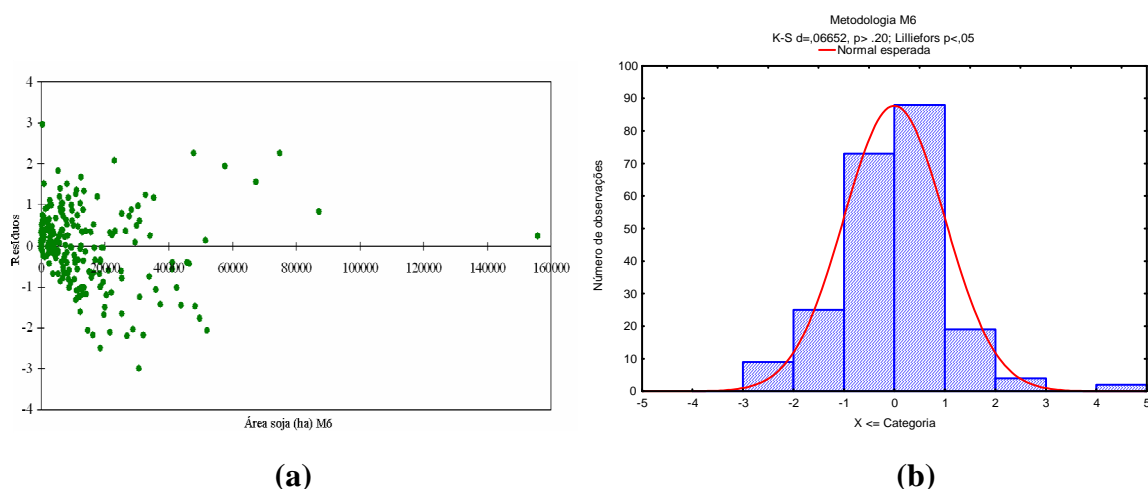


Figura 47 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia **M6** após a retirada dos *outliers*.

Na Figura 48 são mostrados em torno da linha 1:1 os dados de área cultivada obtidos a partir das imagens *MODIS* versus os dados oficiais. Nesta análise percebe-se a semelhança entre os dados, com um valor de coeficiente de correlação (R) de 0,9707, mostrando a baixa dispersão entre os pontos, sendo o valor mais alto entre todas as análises realizadas.

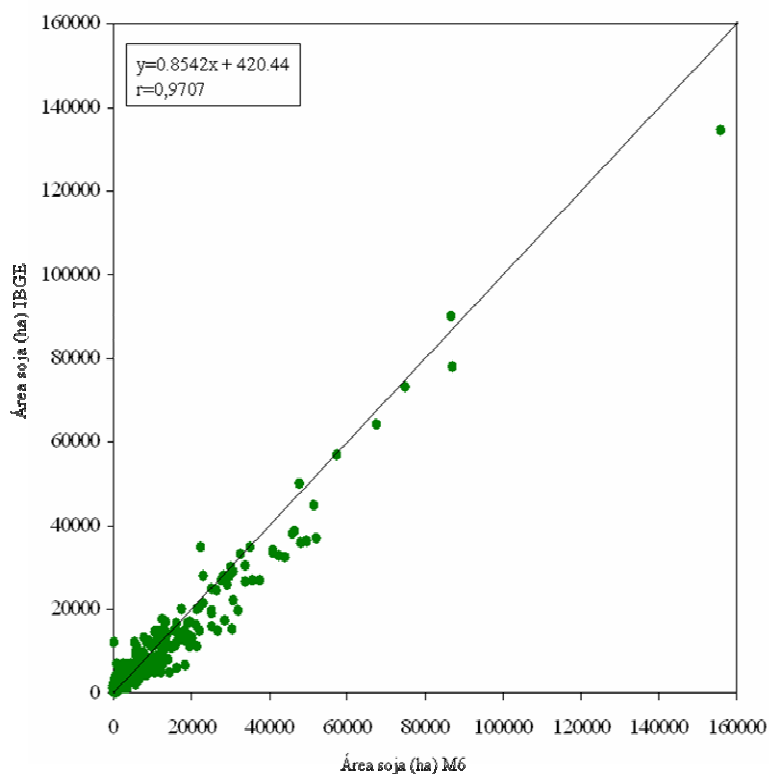


Figura 48 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia Componente Principal – **M6**).

4.2.7 Metodologia Classificação de Imagens Multitemporais NDVI (M7)

Neste método resíduos superiores a -4 a 4 indicaram a presença de *outliers*. Nas Figuras 49 e 50a e b é mostrada a análise dos resíduos antes e depois da retirada dos *outliers*.

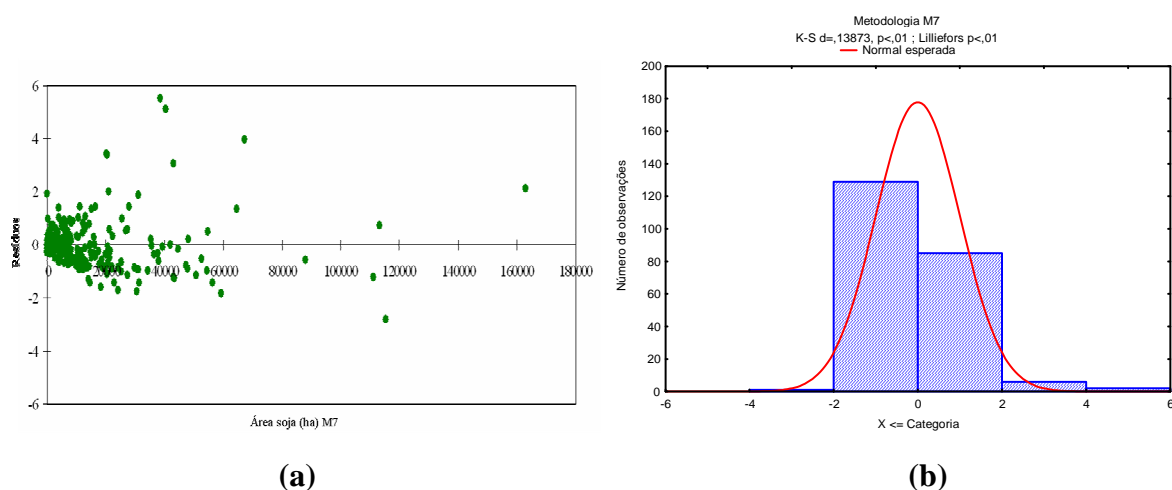


Figura 49 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M7.

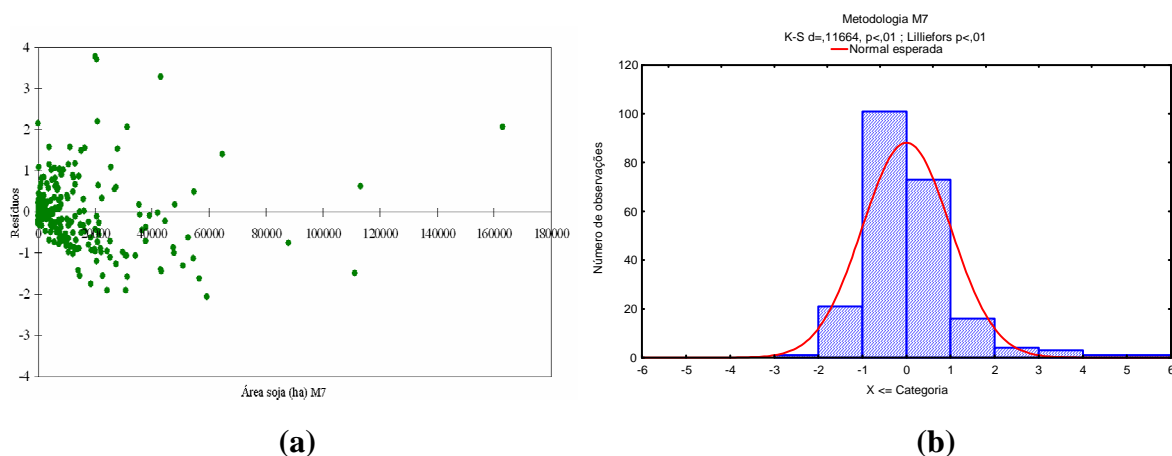


Figura 50 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M7 após a retirada dos *outliers*.

Na Figura 50a, pode ser observado que os pontos apresentam uma maior aleatoriedade depois da retirada dos *outliers*, as estimativas *MODIS versus* as estimativas oficiais são mostradas a seguir (Figura 51) em torno da linha 1:1.

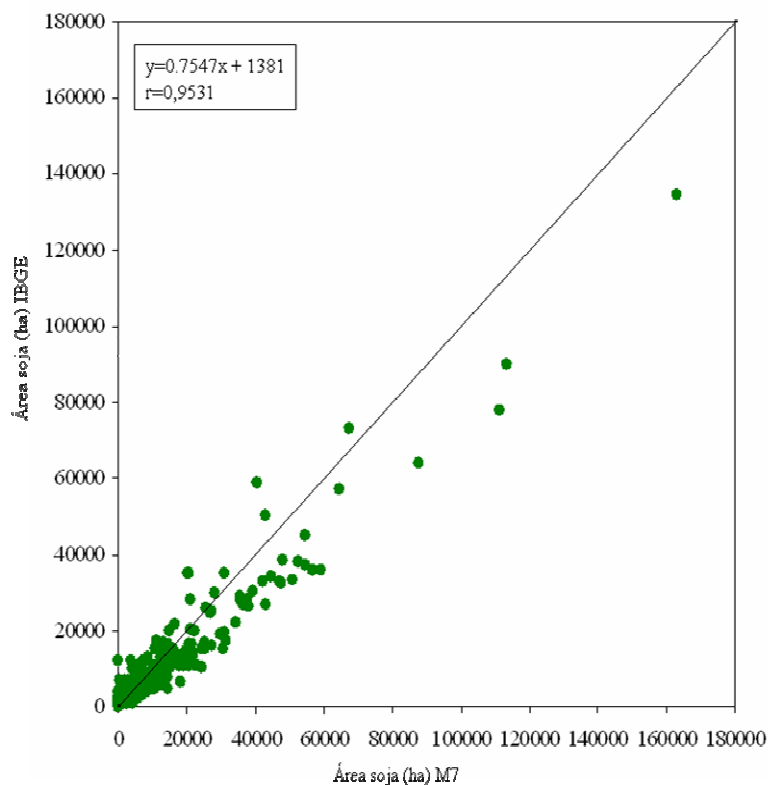


Figura 51 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (metodologia classificação multitemporal **M7**).

Na Figura 51, pode-se identificar a uniformidade na distribuição dos pontos em torno da linha 1:1, o que confirma o valor do coeficiente de correlação (R) de 0,9531 mostrando que os valores estimados pelos dados *MODIS* foram semelhantes aos dados da referência.

4.2.8 Metodologia Fenologia (M8)

Na análise dos resíduos, também foram verificados *outliers*, fazendo com que o intervalo dos resíduos fosse de -6 a 6. Nas Figuras 52, 53a e b, são mostradas a análise dos resíduos antes e depois da retirada dos *outliers*.

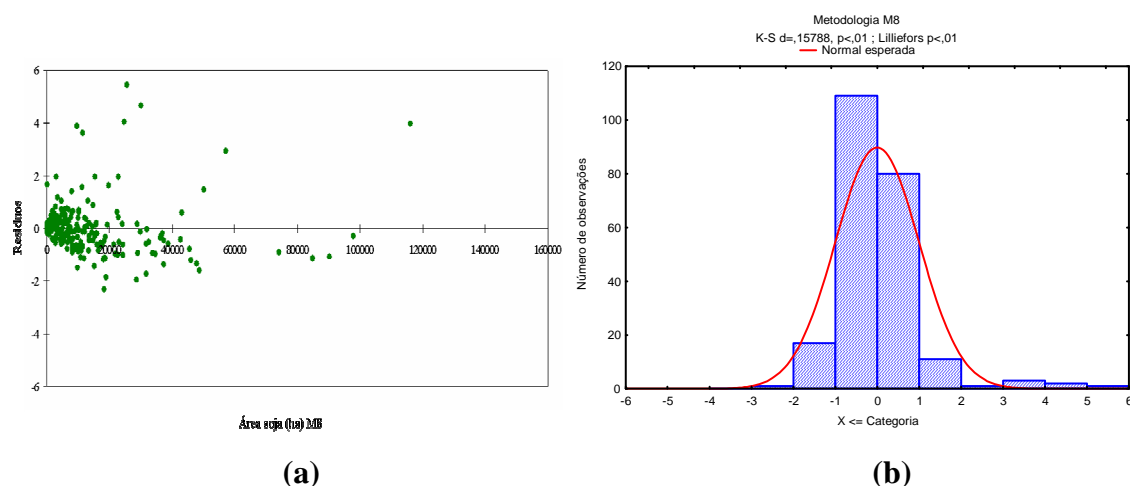


Figura 52 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, com todos os dados (b) para a metodologia M8.

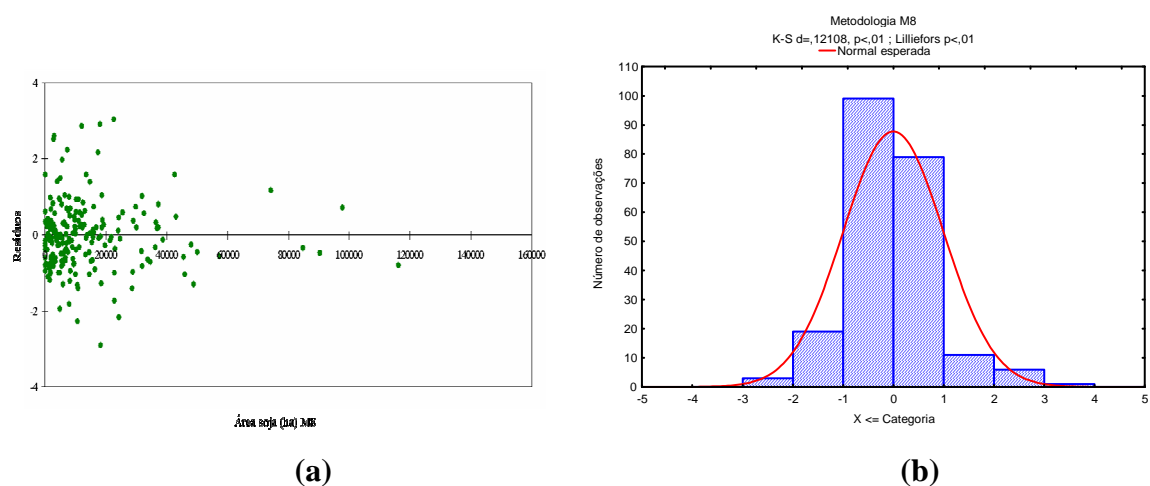


Figura 53 – Análise dos resíduos padronizados (a) e teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov* a partir dos resíduos padronizados, (b) para a metodologia M8 após a retirada dos outliers.

Na Figura 54, são mostrados os pontos estimados pelos dados *MODIS* e *IBGE* em torno da linha 1:1. Sendo que o valor do coeficiente de correlação (R) foi de 0,9354, o menor entre as metodologias analisadas.

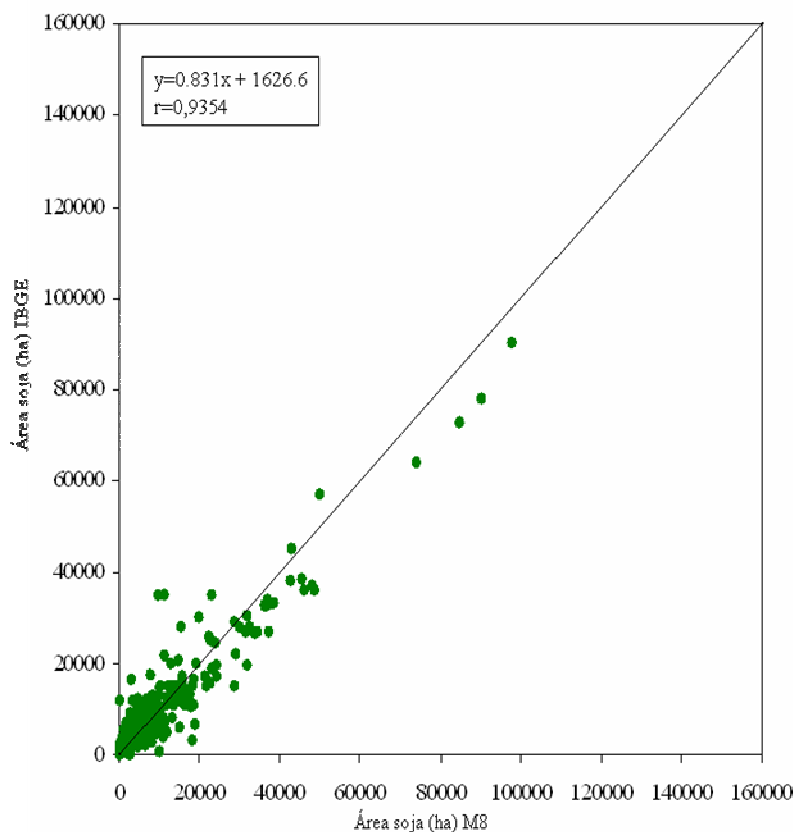


Figura 54 – Relação de área cultivada de soja entre os dados do IBGE (oficiais) e *MODIS* (Metodologia Fenologia **M8**).

Na análise dos resíduos realizada para as oito metodologias pode-se considerar que existe uma relação entre os *outliers* encontrados e deficiências no mapeamento em determinadas áreas de soja a partir de métodos que são baseados nas características espectrais do NDVI. Desta forma, esses maiores erros podem ser consequência de áreas de soja que apresentaram características espectrais distintas da esperada, que podem ser resultado de diferentes condições climáticas ou de outros fatores como: tamanho diferente das lavouras e utilização de diferentes técnicas de manejo em determinadas regiões da área de estudo.

Na Tabela 4, são mostrados os valores totais de área de soja obtidos pelos dados *MODIS* e IBGE, depois de retirados da análise de área os pontos de maior erro identificados nas metodologias.

Tabela 4 – Área de soja a partir dos dados *MODIS* e IBGE.

Metodologias	<i>MODIS</i> (ha)	IBGE (ha)	Desvios (%)
M1	2,012,269.00	2,619,695.00	23,19
M2	2,131,644.00	2,720,395.00	21,64
M3	3,651,282.00	3,001,695.00	21,64
M4	2,832,125.00	2,832,595.00	0,02
M5	1,780,525.00	2,635,697.00	32,45
M6	3,128,581.00	2,764,795.00	13,16
M7	3,394,444.00	2,866,895.00	18,40
M8	2,728,306.25	2,625,195.00	3,78

Pode-se observar que em 4 metodologias propostas (**M1**, **M2**, **M4** e **M5**), os valores de área estimados foram inferiores aos dados considerados oficiais. Os menores desvios verificados foram para as metodologias **M4** e **M8**, sendo que os maiores desvios foram encontrados nas estimativas feitas a partir das metodologias **M1** e **M5**. No entanto, trabalhos anteriores que utilizaram imagens *MODIS* para a estimativa de área cultivada de outras culturas de verão, como o arroz irrigado obtiveram resultados semelhantes a este (KLERING, 2007). A seguir, serão descritos os resultados das análises dos resíduos padronizados para todas as metodologias *MODIS* e a análise da regressão linear. Posteriormente, serão discutidos os resultados de estimativa de área cultivada de soja em cada metodologia proposta.

Na Tabela 5, é apresentado um resumo dos resultados da análise de regressão para todas as metodologias analisadas considerando um nível de confiança de 95%. Em que: n é o número de amostras; $p(F)$ é o p value associado ao teste F (ANOVA); R^2 é o valor do coeficiente de determinação; b_0 é o estimador pontual de β_0 ; $p(b_0)$ é o p value associado à estatística t do teste aplicado ao b_0 ; b_1 é o estimador pontual de β_1 e $p(b_1)$ é o p value associado à estatística t do teste aplicado ao b_1 .

Tabela 5 – Resultado da análise de regressão para as metodologias *MODIS* e dados IBGE.

Metodologia	N	$p(F)$	R^2	b_0	$p(b_0)$	b_1	$p(b_1)$
M1	218	≈ 0	0,9206	1408,3	≈ 0	1,1493	≈ 0
M2	217	≈ 0	0,9394	2710	≈ 0	1,0003	0,9854
M3	223	≈ 0	0,9234	333,62	0,3482	0,8067	≈ 0
M4	221	≈ 0	0,9314	361,72	0,3227	0,9719	0,1169
M5	216	≈ 0	0,9152	3228,2	≈ 0	1,0887	≈ 0
M6	220	≈ 0	0,9424	420,44	0,2011	0,8542	≈ 0
M7	221	≈ 0	0,9085	1381	≈ 0	0,7547	≈ 0
M8	220	≈ 0	0,8751	1626,6	≈ 0	0,831	≈ 0

Nível de significância de 5%.

A partir dos resultados da análise de variância (*ANOVA*) primeiramente pode-se destacar que existe uma relação linear entre todas as medidas estimadas pelas metodologias *MODIS* e os dados considerados de referência IBGE. Sendo que para todos os métodos o *p value* foi significativo, representando que a regressão faz sentido, ou seja, $\beta_1 \neq 0$. Entretanto, no geral verificou-se que as medidas *MODIS* e IBGE não são semelhantes, quando avaliados os critérios: $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 1$. A seguir, um resumo dos resultados obtidos para todas as metodologias.

M1

Para este método verificou-se que o coeficiente angular e o coeficiente linear da reta foram $\neq 1$ e $\neq 0$, respectivamente para *p value* $>0,05$ de significância. Desta forma, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes. O coeficiente linear (positivo) obtido indica que os dados estimados pelas imagens *MODIS* tendem a subestimar os dados do IBGE, considerado como referência.

M2

Para a metodologia **M2** os resultados mostram que o coeficiente angular e o coeficiente linear foram de $b_1 = 1$ e $b_0 \neq 0$, respectivamente para *p value* $>0,05$ de significância. Assim, conclui-se que as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes, ou seja, a reta possui 45° , mas não passa pela origem. Analisando o valor do coeficiente linear (positivo) pode-se afirmar que os dados estimados pelas imagens *MODIS* tendem a subestimar os dados da referência.

M3

Os valores dos coeficientes angular e linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 = 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Desta forma, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes, ou seja, a reta não possui 45° , mas passa pela origem. Sendo assim, os dados estimados pelas imagens *MODIS* tendem a superestimar os dados do IBGE, especialmente em municípios grande produtores. Este resultado pode ser justificado devido ao limiar NDVI_{Final} e Inicial, em que na escolha da área da máscara de cultivo podem ter sido selecionadas áreas apenas de lavouras de soja de características de cultivo semelhantes.

M4

Verificando se a reta de regressão apresenta 45° e se passa pela origem, os resultados mostram que o coeficiente angular e o coeficiente linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 = 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Assim, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE são correspondentes. A partir deste resultado pode-se confirmar a primeira análise realizada de que a identificação e o mapeamento das áreas de soja tornam-se mais eficiente quando são adicionadas às metodologias informações referentes ao declínio da cultura em estudo.

M5

Os resultados mostram que o coeficiente angular e o coeficiente linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 = 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Desta forma, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes, ou seja, a reta não possui 45° , mas passa pela origem. A partir do valor do coeficiente linear (positivo) pode-se afirmar que os dados estimados pelas imagens *MODIS* tendem a subestimar os dados do IBGE.

M6

Os resultados mostram que o coeficiente angular e o coeficiente linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 = 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Assim, conclui-se que as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes, ou seja, a reta não possui 45° , mas passa pela origem. O coeficiente linear (negativo) indica que os dados estimados pelas imagens *MODIS* tendem a superestimar os dados do IBGE.

M7

Os coeficientes angular e linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 \neq 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Assim, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não são correspondentes, ou seja, a reta não possui 45° e não passa pela origem. O coeficiente linear negativo indica que os dados obtidos a partir da metodologia **M7** tendem a superestimar os dados oficiais. No entanto, ressalta-se que este resultado pode ser melhorado a partir de uma melhor edição pós-classificação digital não supervisionada. Isto tornaria o método mais eficiente, no entanto, mais dispendioso e demorado.

M8

O coeficiente angular e o coeficiente linear foram $b_1 \neq 1$ e $b_0 \neq 0$, respectivamente para p value $>0,05$ de significância. Assim, as medidas estimadas pelos dados *MODIS* e IBGE não foram correspondentes, ou seja, a reta não possui 45° e não passa pela origem. O coeficiente linear negativo indica que os dados obtidos a partir da metodologia **M8** tendem a superestimar os dados oficiais.

Em relação aos métodos que utilizam limiares de NDVI (Inicial e Final) é importante ressaltar que a elaboração de uma máscara de cultivo usada como referência para identificar áreas de soja, não é um fator limitante na utilização destas metodologias. Sendo que o tempo de processamento utilizado para a realização do mapa temático de referência é igual ou inferior ao tempo utilizado na determinação do limiar da máscara de cultivo, empregado para definir áreas de soja em métodos como o **M2**.

Na Tabela 6 podem ser visualizados os resultados obtidos a partir do teste de concordância de *Willmott (d)*, em que foi possível verificar a semelhança entre as medidas estimadas a partir dos dados de sensoriamento remoto e os dados considerados de referência (IBGE).

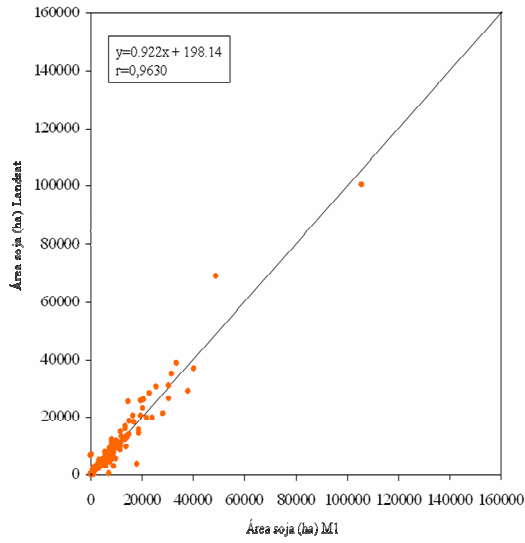
Tabela 6 - Valores do índice de concordância de *Willmott* entre os dados de área cultivada de soja estimados pelas metodologias *MODIS* e o IBGE.

Metodologias	Valor do índice de concordância <i>Willmott (d)</i>
M1	0,96
M2	0,97
M3	0,96
M4	0,98
M5	0,95
M6	0,97
M7	0,95
M8	0,96

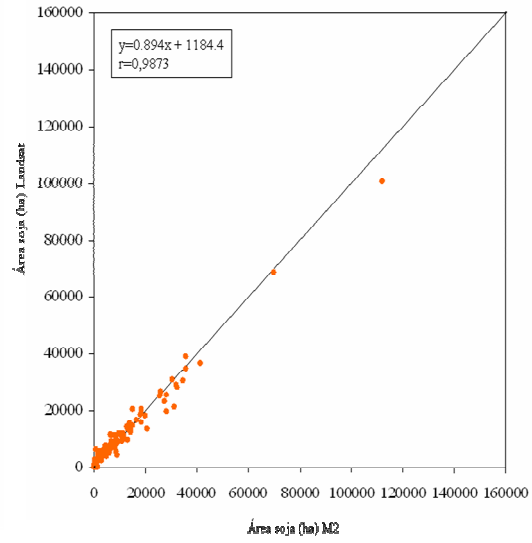
Pode-se verificar que os valores do índice de *Willmott* foram significativos e próximos a 1, indicando que todas as medidas de área cultivada de soja obtidas através dos métodos propostos apresentaram concordância em relação às medidas consideradas de referência. As medidas que apresentaram maiores valores de concordância em relação às estimativas do IBGE foram respectivamente: **M4**, **M2**, **M6**, **M1**, **M3**, **M8**. Apenas para as metodologias **M5** e **M7** os valores de concordância foram inferiores a 0,96.

4.3 Determinação de área cultivada de soja a partir de imagens *MODIS* e dados de referência obtidos na imagem Landsat

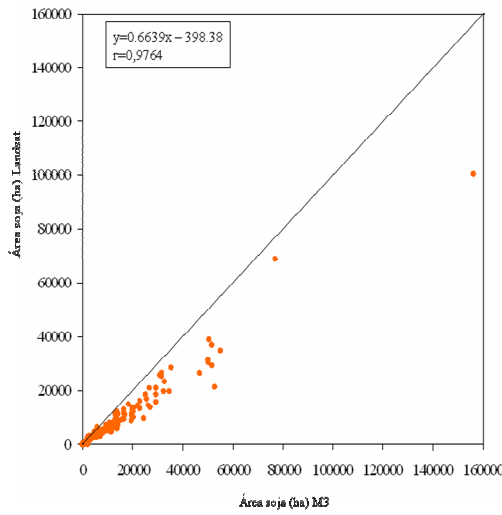
A comparação da área municipal cultivada com soja pelas metodologias testadas e aquela obtida nas imagens Landsat para os 138 municípios da área de estudo que não apresentaram cobertura de nuvens estão apresentados a seguir, na Figura 55.



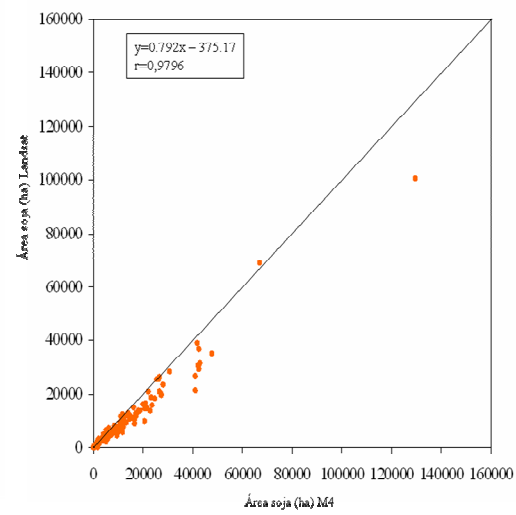
M1



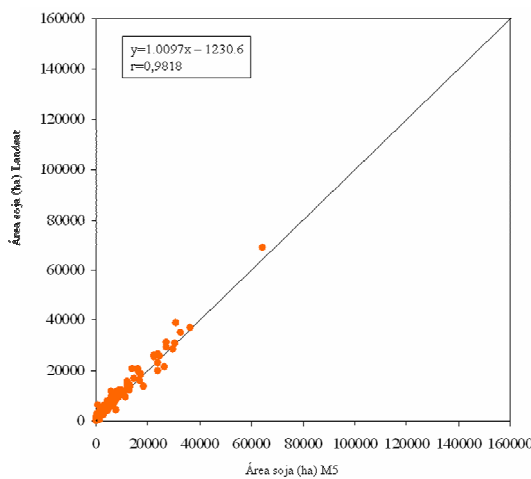
M2



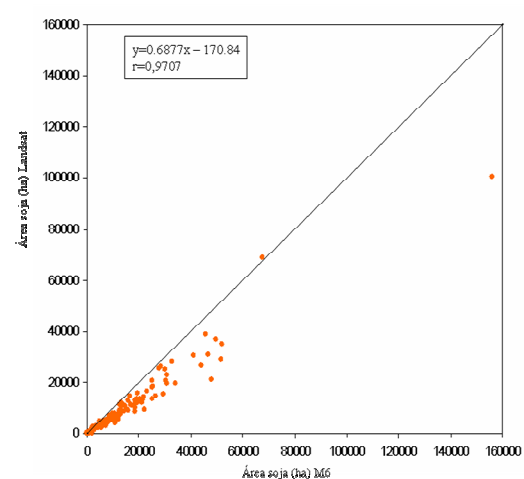
M3



M4



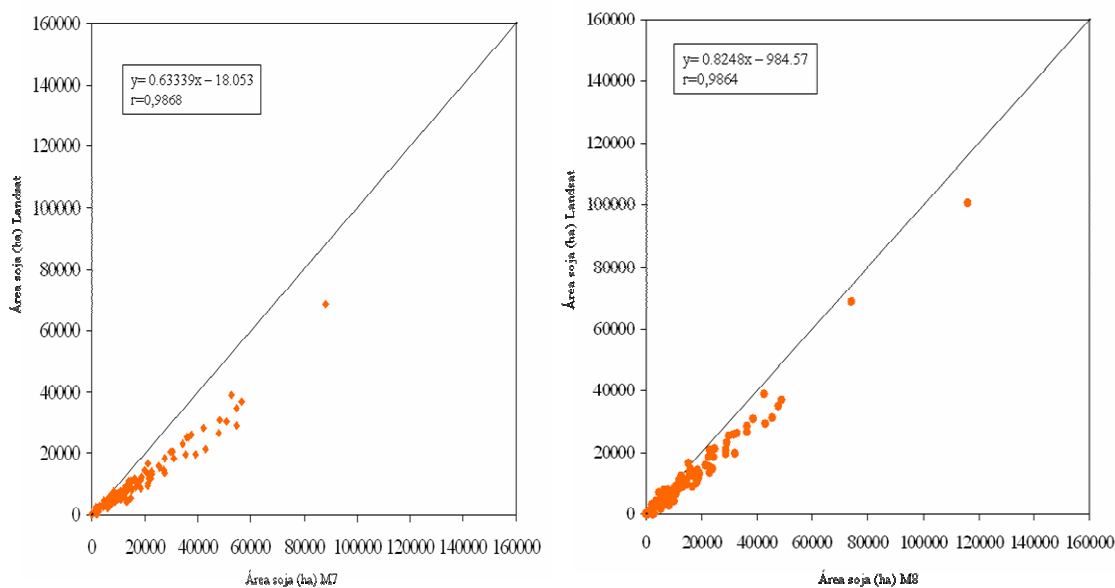
M5



M6

Continua...

Continuação...



M7

M8

Figura 55 – Relação de área cultivada de soja entre os dados Landsat (referência) e *MODIS* para as metodologias M1 a M8.

Observando cada método verifica-se que nem todos apresentam distribuição uniforme em torno da linha 1:1. No entanto, os valores do coeficiente de correlação foram para todos os métodos analisados superiores a 0,94, mostrando que as medidas apresentam alta correlação. A seguir, na Tabela 7 são mostrados os resultados da análise de regressão linear entre as medidas *MODIS* e Landsat, considerando um nível de confiança de 95%. Em que: n é o número de amostras; $p(F)$ é o p value associado ao teste F (ANOVA); R^2 é o valor do coeficiente de determinação; b_0 é o estimador pontual de β_0 ; $p(b_0)$ é o p value associado à estatística t do teste aplicado ao b_0 ; b_1 é o estimador pontual de β_1 e $p(b_1)$ é o p value associado à estatística t do teste aplicado ao b_1 .

Tabela 7 – Resultado da análise de regressão para as metodologias *MODIS* e dados Landsat.

Metodologia	N	$p(F)$	R^2	b_0	$P(b_0)$	B_1	$p(b_1)$
M1	138	≈ 0	0,9274	198,139	0,5922	0,9922	0,7439
M2	138	≈ 0	0,9748	1184,398	≈ 0	0,8939	≈ 0
M3	138	≈ 0	0,9534	-398,379	0,1884	0,6639	≈ 0
M4	138	≈ 0	0,9596	-375,172	0,1820	0,7920	≈ 0
M5	138	≈ 0	0,9641	1230,60	≈ 0	1,009	0,5652
M6	138	≈ 0	0,9423	-170,842	0,6086	0,6877	≈ 0
M7	138	≈ 0	0,9738	18,053	0,9350	0,6332	≈ 0
M8	138	≈ 0	0,9730	-984,569	≈ 0	0,8247	≈ 0

Nível de significância de 5%.

A partir destes resultados é possível verificar que todos os métodos apresentam relação linear com os dados da referência (ANOVA). No entanto, alguns métodos tenderam a superestimar ou subestimar os dados da referência, revelando que algumas medidas tornam-se mais semelhantes em áreas de soja de tamanhos distintos e de outras características específicas.

Os métodos *MODIS* que apresentaram medidas mais semelhantes ao dado considerado referência (Landsat) foram: **M1**, **M2**, **M5**, **M7** e **M8**. Deve-se ressaltar que para estes métodos também foram obtidos os melhores resultados quando comparados aos dados de referência IBGE. Quando utilizado o limiar $NDVI_{Inicial}$ e Final e ainda uma imagem com informações referentes ao declínio da cultura são obtidas estimativas de área cultivada de soja mais semelhante aos dados considerados de referência, tanto quando considerado os dados do IBGE ou Landsat. Na Tabela 8 são mostrados os valores do índice de concordância de *Willmott (d)*, entre as estimativas de área cultivada de soja obtida a partir de classificação digital de imagens TM e os dados considerados de referência IBGE.

Tabela 8 - Valores do índice de concordância de *Willmott* entre os dados de área cultivada de soja estimados pela classificação digital de imagens TM e o IBGE.

Metodologias	Valor do índice de concordância <i>Willmott</i> (<i>d</i>)
M1	0,98
M2	0,99
M3	0,92
M4	0,96
M5	0,98
M6	0,93
M7	0,91
M8	0,97

Como pode ser observado os valores do índice de concordância (*d*) foram satisfatórios quando comparados os resultados das estimativas a partir dos dados Landsat e *MODIS*. Para a maioria dos métodos a concordância foi muito boa. Apenas para as metodologias **M3**, **M6**, **M7** os resultados podem ser classificados como boa concordância entre as medidas.

4.4 Resultados da Análise de Similaridade *Fuzzy*

Além da verificação da similaridade quanto à estimativa de área cultivada de soja nos diferentes municípios, foi significativo verificar a espacialidade do mapeamento das lavouras de soja por município. Para avaliar este critério foi utilizada a análise de similaridade *fuzzy* (HAGEN, 2003), os resultados desta análise são mostrados a seguir na Figura 56.

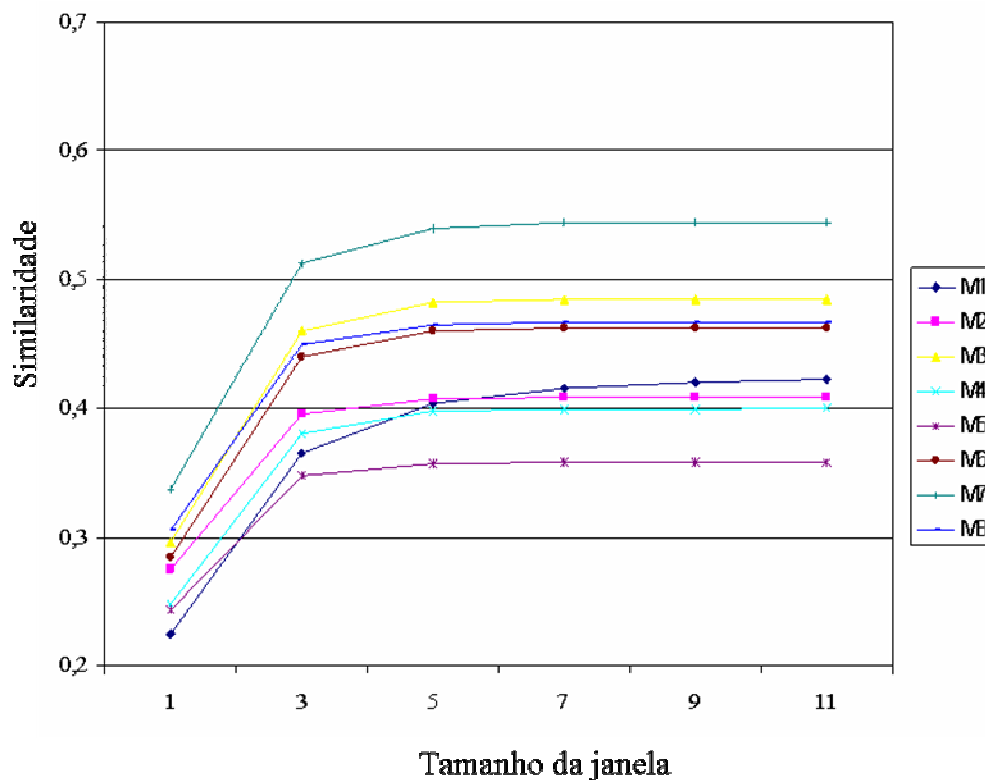


Figura 56 – Similaridade *fuzzy*, entre os mapas temáticos gerados para as oito metodologias e o mapa de referência.

Analisando a Figura 56, pode-se observar que os valores do índice *fuzzy* aumentam conforme aumenta o tamanho da janela, característica que já era esperado neste tipo de análise. Assim para todas as metodologias a maior similaridade entre os mapas (referência e *MODIS*) foi encontrada no tamanho de janela 11x11. No entanto, pode-se observar que os valores começam a aumentar a partir do tamanho de janela 3x3, o que confirma o comprometimento de métodos que avaliam a exatidão de mapas temáticos *pixel a pixel*. Nesta avaliação ainda foi possível obter imagens que permitiram visualizar as diferenças encontradas entre o mapeamento da referência e os mapas temáticos gerados de acordo com o tamanho da janela (APÊNDICE B).

Para todos os métodos os resultados na análise *fuzzy* apresentaram o mesmo padrão, na maioria das metodologias avaliadas o percentual de acerto obtido em diferentes tamanhos de janelas, foi superior ou igual a 40%. No entanto, quando considerado o limiar de 0,45 estabelecido como valor de similaridade satisfatório para esta análise, os métodos que apresentaram melhores resultados foram: **M7, M3, M6 e M8**.

Desta forma, os mapas gerados a partir destas metodologias e a referência são altamente similares, porém diferentes, caso contrário o resultado obtido seria superior (próximo a 1). O menor valor de similaridade encontrado entre os mapas foi para a metodologia **M5**, o que torna a utilização deste método para fins de localização das lavouras (mapeamento) e dos demais em que foram identificados valores de similaridade inferiores a 0,45 insatisfatória.

Na Figura 56, destaca-se a metodologia **M7** com valor de similaridade muito superior aos demais confirmando, portanto, as análises da regressão linear. A partir destes resultados pode-se afirmar que o mapeamento obtido através de 4 metodologias *MODIS* quando comparados ao mapa de referência foram altamente satisfatórios, ou seja, apresentaram os maiores valores superiores ao limiar estabelecido.

Nestas análises foi possível avaliar se existem padrões de alta ou baixa similaridade em regiões da área de estudo de características pré-definidas, ou seja, lavouras de soja de diferentes tipos de plantio e de tamanho (latifúndios e minifúndios). Ressaltando que resultados com este enfoque podem justificar as maiores diferenças ou tendências como a subestimação ou superestimação na estimativa de área cultivada de soja final.

Desta forma, depois de identificados os municípios com maior e menor área percentual (%) ocupada por soja, como descrito na seção **3.4**, foi avaliado o desempenho das oito metodologias em municípios que apresentavam áreas de soja com estas características. Assim, a partir do método de validação proposto (similaridade *fuzzy*), foi possível identificar e aferir as metodologias *MODIS* característica de desempenho (bom ou ruim) no mapeamento de áreas de soja de características distintas como a de tamanho diferenciado de lavoura: grande e pequeno. Na Figura 57 é mostrada a similaridade no mapeamento entre os mapas temáticos *MODIS* e o mapa referência apenas para municípios que foram identificados com maior área % ocupada por soja.

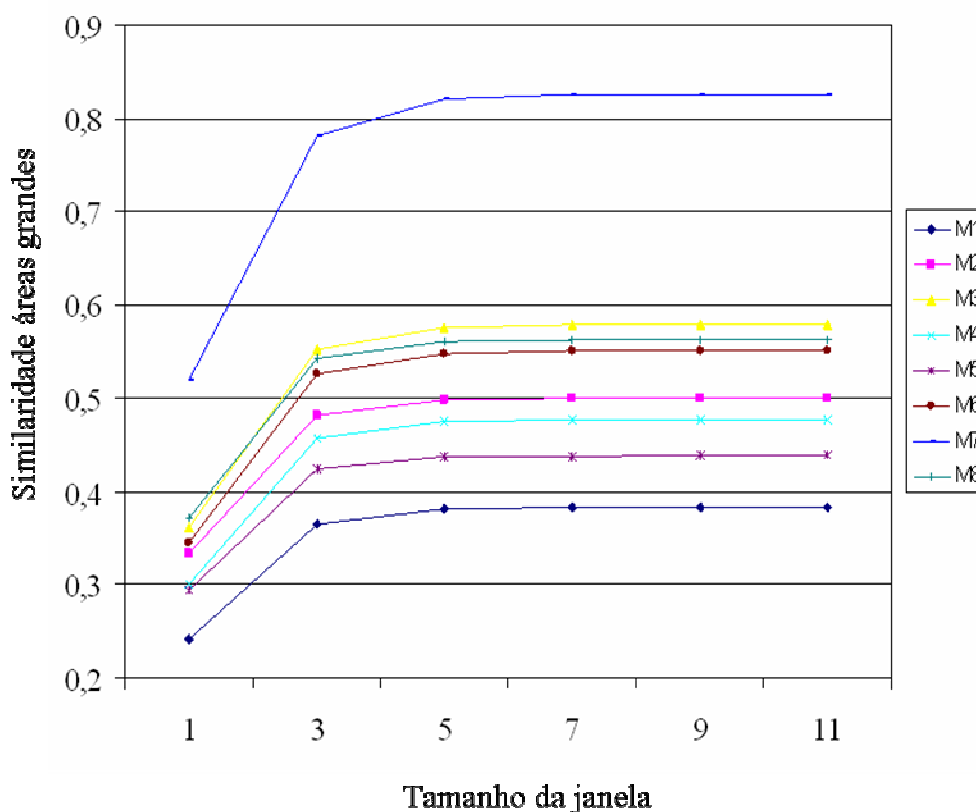


Figura 57 – Similaridade *fuzzy* entre mapas, apenas para municípios com maior área % ocupada com soja.

Na Figura 57 observa-se primeiramente que a maioria dos métodos analisados apresentaram alta similaridade no mapeamento, sendo que os valores de similaridade encontrados foram superiores a 40%, exceto para o método **M1**. Verifica-se também que o padrão de similaridade obtido para estas áreas foi semelhante ao observado quando analisados os métodos *MODIS* em relação a toda a área considerada de referência, mantendo a metodologia **M7**, com valor de similaridade superior. Para tal especificidade analisada, as metodologias **M2**, **M3**, **M6**, **M7** e **M8** apresentaram resultados satisfatórios, sendo adequadas para identificar e mapear áreas extensas (maior %) de soja.

Quando analisadas áreas de soja de padrão oposto (menor área percentual), pode-se observar que o mapeamento a partir das metodologias *MODIS* foi também altamente satisfatório. Na Figura 58 estão apresentados os resultados obtidos.

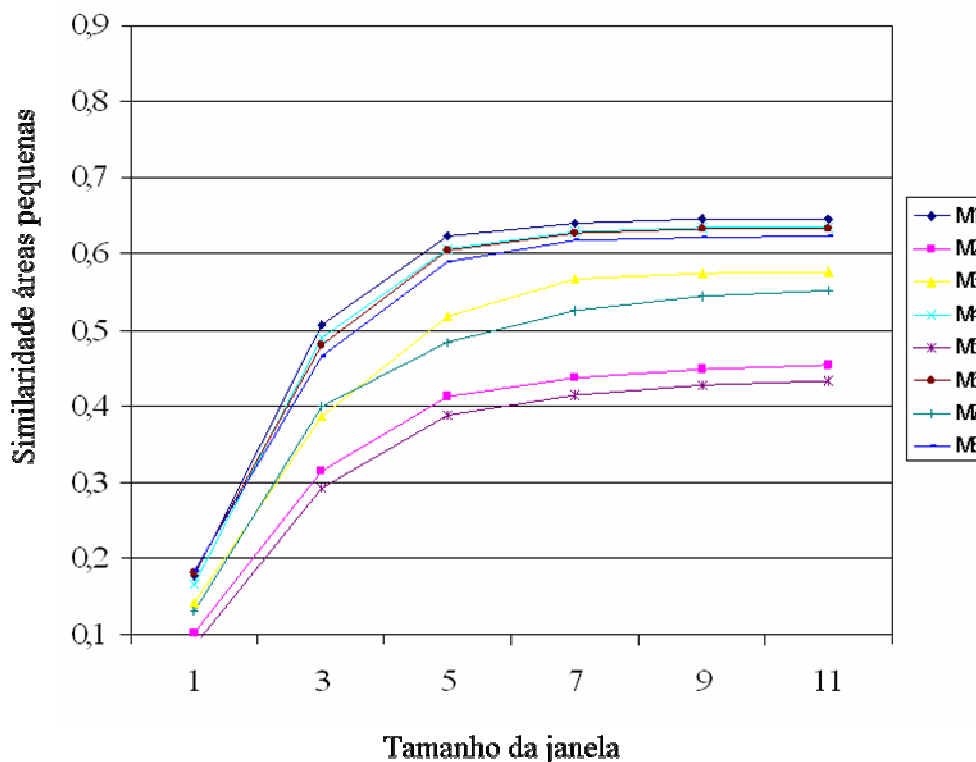


Figura 58 – Similaridade *fuzzy* entre mapas, apenas para municípios com menor área % ocupada com soja.

A partir do critério definido as metodologias **M2** e **M5** mostraram-se ineficientes para o mapeamento das áreas de soja, sendo que para estes dois métodos, não foi possível estimar os dados de área cultivada de soja para todos os municípios da região de estudo (225). Contudo, quando verificados os dados de estimativa oficial para estes pontos, as estimativas registradas foram superiores a um mil hectares (município de Palmitinho) mostrando que este tipo de mapeamento pode ser um fator limitante para a utilização destes métodos.

Pode-se observar que para todos os métodos o valor da similaridade entre os dados *MODIS* e a referência foram inferiores quando verificado o desempenho para municípios com maior % ocupado por soja. É importante ressaltar que métodos que utilizaram limiares a partir de valores de média e desvio padrão e imagem final de ciclo, para identificar áreas de soja apresentam valores de similaridade mais satisfatórios em relação aos demais quando avaliados em áreas de maior área % de soja. Nesta análise as metodologias **M1**, **M3**, **M4**, **M6**, **M7** e **M8** foram satisfatórias no mapeamento das áreas de soja. Em síntese, pode-se concluir que a partir de todos os critérios definidos acima os métodos que apresentaram maior exatidão foram: **M3**, **M6**, **M7** e **M8**.

4.5 Metodologias *MODIS* e a influência de distintas condições ecoclimáticas e meteorológicas

Quando analisados os métodos que utilizam limiares de corte baseado em critérios estatísticos ($NDVI_{Inicial}$ e Final) para definir áreas de soja, verificou-se que os pontos de maior erro (*outliers*) retirados das análises corresponderam aos mesmos municípios. Desta forma, buscou-se identificar características em comum destas áreas (municípios de - Cruz Alta, Jóia, Júlio de Castilhos, São Luiz Gonzaga, São Miguel das Missões e Santo Antônio das Missões) que tornaram as estimativas de área cultivada de soja menos satisfatórias. A Figura 59 mostra como foi realizada a identificação dos pontos (*outliers*) em que as estimativas apresentaram maior diferença.

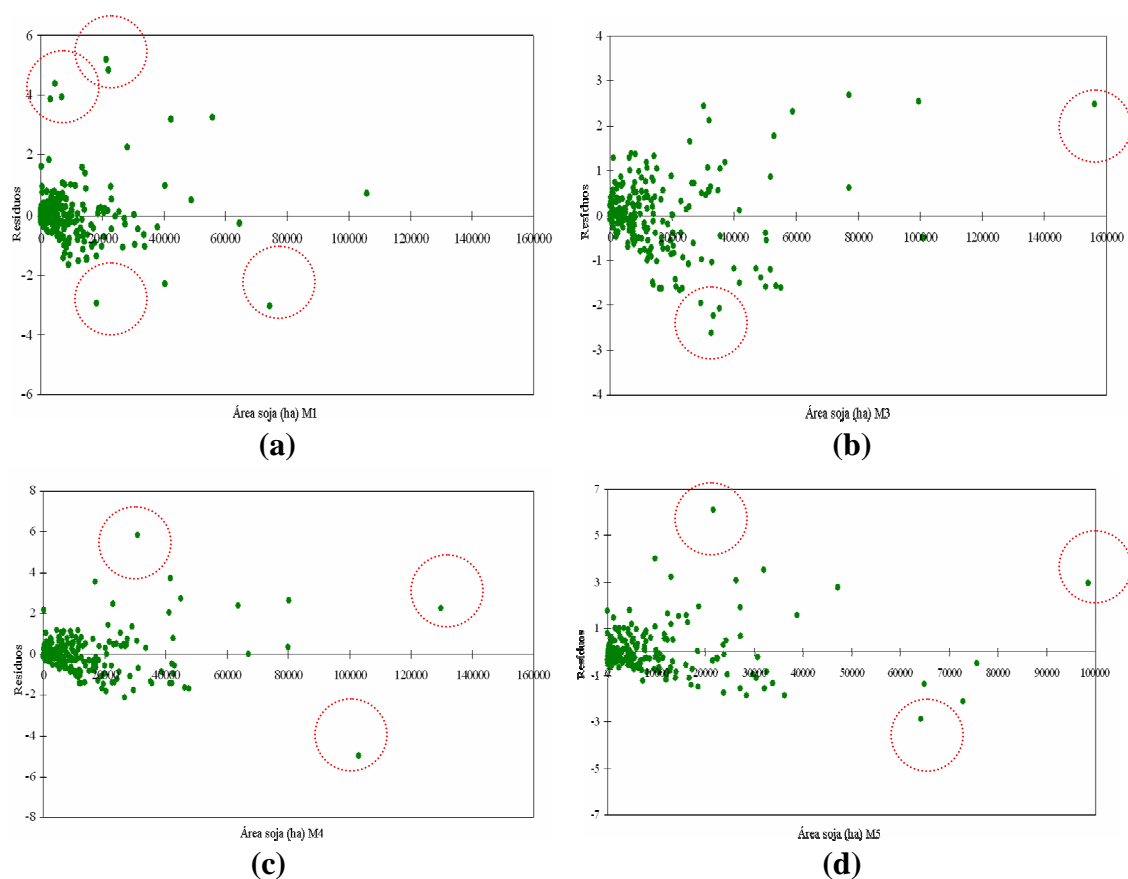


Figura 59 – Pontos retirados para a análise das estimativas de área cultivada de soja a partir de imagens *MODIS*: Metodologia **M1** (a); Metodologia **M3** (b); Metodologia **M4** (c); Metodologia **M5** (d).

A seguir na Figura 60 é apresentada a localização espacial dos municípios em que foram identificados os maiores erros nas estimativas. Desta forma, pode-se observar que os maiores erros concentraram-se em municípios localizados na porção sul da região de

estudo. Tornando evidente, portanto, que determinadas características em regiões isoladas da área de estudo podem influenciar nos resultados estimados quando definido um limiar a partir dos valores de média e desvio padrão para a inclusão de áreas de soja em imagens como a diferença de NDVI.

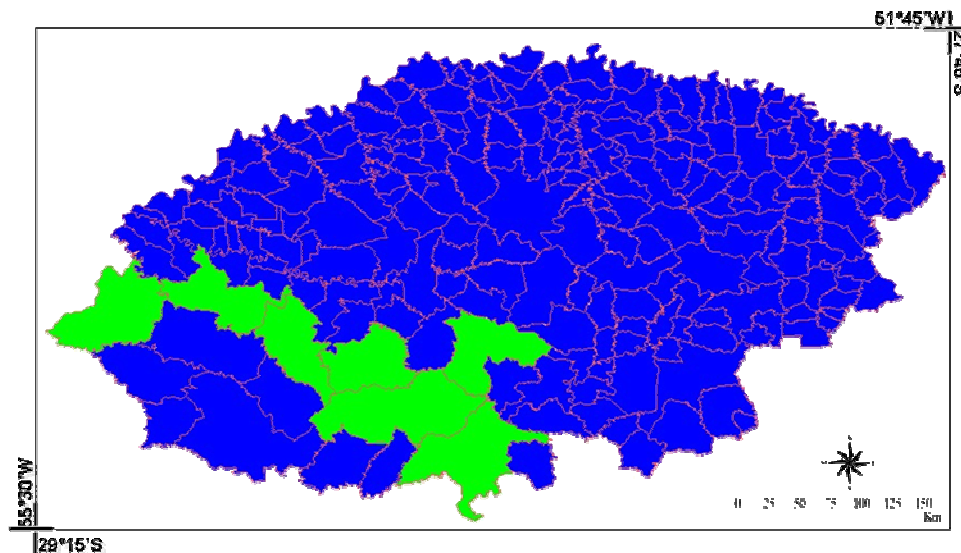


Figura 60 – Localização espacial dos pontos de maior erro nas análises, identificados em verde os municípios com maiores diferenças na estimativa de área cultivada de soja entre as metodologias *MODIS* e os dados da referência.

Quando comparados estes resultados aos encontrados por MELO (2003) e FONTANA et al. (2005b), que avaliaram o risco de redução de rendimentos por déficit hídrico a partir do valor de evapotranspiração relativa (E_{Tr}/E_{To} – razão entre a evapotranspiração real e de referência), verificou-se que na mesma região para a safra 2005/2006, no período relativo ao maior desenvolvimento vegetativo da cultura da soja, os valores de E_{Tr}/E_{To} foram considerados de médio à alto risco de perda de rendimentos por deficiência hídrica, como mostra a Figura 61.

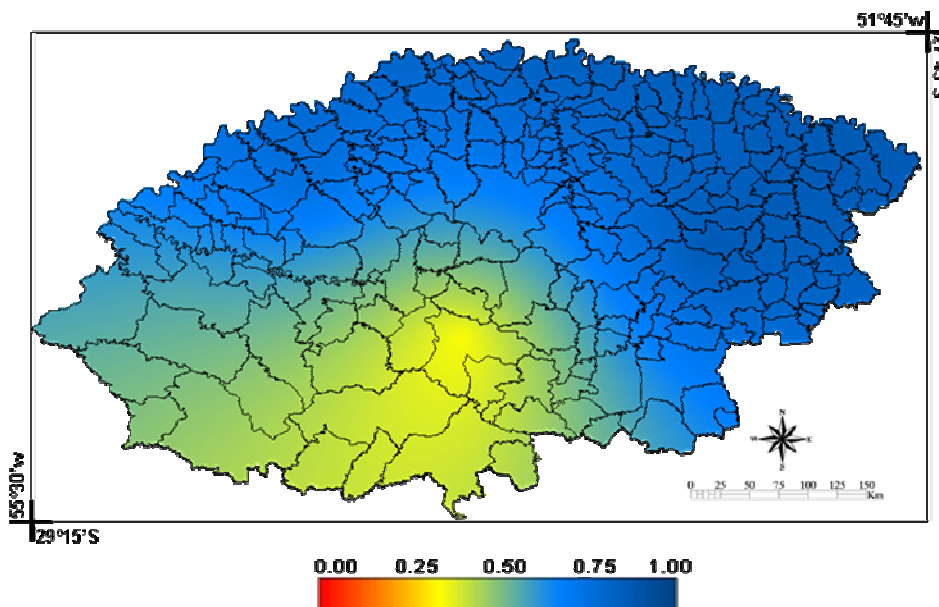


Figura 61 - Evapotranspiração relativa (ET_r/ET_o) na região produtora de grãos no mês de fevereiro de 2006. Fonte: Adaptado de FONTANA et al. (2005b).

MELO (2003) considerou que faixas de 0,25 a 0,50, 0,50 a 0,75 e de 0,75 a 1,0 são características de alto, médio e baixo risco, respectivamente de perda de rendimento por deficiência hídrica nesta região. Desta forma, comparando as Figuras 60 e 61, torna-se nítido que as áreas encontram-se na mesma localização e que, portanto, características meteorológicas podem determinar alterações nos valores estatísticos das áreas de soja.

É necessário salientar que os municípios identificados estão entre os de maior área municipal e conseqüentemente de maior área cultivada de soja (%) na região de estudo. Assim, tendências identificadas como a de subestimação podem estar associadas à ocorrência de déficit hídrico no ano agrícola analisado, o qual foi mais intenso exatamente nos municípios maiores produtores. Sugerindo, portanto, que estas metodologias apresentam dependência a condições ecolimáticas e meteorológicas da região de estudo.

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho, a partir dos objetivos propostos, dos resultados obtidos e das análises realizadas, as principais conclusões obtidas são:

É possível gerar e disponibilizar dados de estimativa de área cultivada de soja, através de métodos baseados em imagens de sensores de moderada resolução espacial, usando métodos de fácil implementação e de baixo custo;

Os dados de área cultivada de soja a partir de imagens *MODIS* são também compatíveis com os dados oficiais, considerados de referência (IBGE), o que torna a utilização das oito metodologias analisadas promissora;

A partir das imagens do sensor *MODIS*, é possível obter estimativas de área cultivada de soja para a região norte do Estado do Rio Grande do Sul compatíveis com as estimativas obtidas por sensores de média resolução espacial, como o TM do satélite Landsat;

É possível obter um mapeamento satisfatório, a partir das oito metodologias analisadas, em áreas de características específicas, ou seja, áreas de maior ou menor percentual ocupado com soja;

Condições ecoclimáticas e meteorológicas são fatores limitantes para um mapeamento confiável de áreas de soja na região de estudo (metodologias que utilizam μ e σ), o que torna imprescindível o levantamento de informações sobre o ano agrícola estudado;

A utilização de imagens multitemporais de NDVI e imagens de final de ciclo ou derivada negativa apresenta melhores resultados quando se busca identificar e mapear lavouras de soja na região norte do Estado. Métodos que se baseiam na utilização da curva temporal do NDVI exigem muitas análises nas imagens a fim de identificar as maiores variações ao longo do ciclo fenológico da cultura estudada.

Algumas das metodologias avaliadas tendem a superestimar as áreas de soja quando comparadas à referência IBGE (análise de regressão linear). Entretanto, quando se considera que as estimativas oficiais vigentes são caracterizadas pelo caráter subjetivo, pode-se inferir que os dados obtidos neste estudo são altamente satisfatórios, já que diferem-se dos oficiais, atendendo a característica de objetividade (são medidos) e permitem obter informações sobre os erros envolvidos na análise.

Neste trabalho foram disponibilizados, métodos para estimativa de área cultivada de soja de caráter objetivo, de baixo custo e de fácil implementação. Desta forma, o sensoriamento remoto atua como uma fonte para prover dados de estimativas agrícolas confiáveis, permitindo, ainda, o monitoramento dos ecossistemas e de áreas dinâmicas como as agrícolas. Mostrando-se uma promissora ferramenta de auxílio para a geração de estimativas de área cultivada de soja oficial complementando outras fontes de informações atualmente utilizadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMI, M. **Estimativa de áreas agrícolas por meio de técnica de sensoriamento remoto, geoprocessamento e amostragem**. 2003. 183 p. (INPE-10235-TDI/900). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2003. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2003/08.05.10.38>>. Acesso em: 3/5/ 2008.

AGUIAR, D. A. **Monitoramento da área colhida de cana-de-açúcar por meio de imagens do sensor MODIS**. 2007. 103 p. (INPE-14803-TDI/1246). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2007. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2007/05.11.18.56>>. Acesso em: 5/1/2009.

ALMEIDA, T.S. **Respostas espectrais da soja sob diferentes condições hídricas e de preparo do solo**. 2008. 100p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)- Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

ANDERSON, L. O.; LATORRE, M. L.; SHIMABUKURO, Y. E.; ARAI, E.; CARVALHO JÚNIOR, O. A. **Sensor MODIS: Uma abordagem geral**. São José dos Campos: INPE, 2003. 53 p. (INPE-10131-RPQ/752). (INPE-10131-RPQ/752). Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/marciana/2003/12.11.08.55>>. Acesso em: 25/6/ 2008.

ANDERSON, L. O. A. **Classificação e monitoramento da cobertura vegetal de Mato Grosso utilizando dados multitemporais do sensor MODIS**. 2004. 247 p. (INPE-12290-TDI/986). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/08.31.13.56>>. Acesso em: 25/6/ 2008.

BARBOSA, C. C. F. **Sensoriamento remoto da dinâmica de circulação da água do sistema planície de Curai/Rio Amazonas**. 2005. 286 p. (INPE-14614-TDI/1193). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2005. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2006/02.22.15.03>>. Acesso em: 12/7/2008.

CORONEL, D. A. **Fontes de crescimento e orientação regional das exportações brasileiras do complexo soja**. 2008. 114p. Dissertação (Mestrado em Agronegócios) Programa de Pós Graduação em Agronegócios. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2008.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento de safra brasileira: grãos, décimo primeiro levantamento, agosto/2009 / Companhia Nacional de Abastecimento**. -Brasília: Conab, 2009. Disponível em: <<http://www.conab.gov.br/conabweb/index.php?PAG=131>> Acesso em: 10/11/2009.

CUNHA, G. R. et al. Zoneamento agrícola e época de semeadura para soja no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 9, n. 3, p. 446-459, 2001.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1992. 170 p.

CRUSCO, N. A. **Sensoriamento remoto para análise multitemporal da dinâmica de áreas agrícolas**. 2006. 107 p. (INPE-14826-TDI/1266). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2006. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/MTC-m13@80/2006/08.25.14.03>>. Acesso em: 20/3/ 2009.

DOORENBOS, J.; KASSAM, A.H. **Yield response to water**. Rome: FAO, 1979. 306 p. (FAO-Irrigation and drainage paper, 33).

EMATER. **Prognósticos e recomendações para o período, Agosto/Setembro/Outubro de 2006**. EMATER. Disponível em: <http://www.emater.tche.br/site/servicos/cultura_soja.php> Diversos acessos.

EIPHANIO, J. C. N.; LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R.. Crop area estimates using simple sampling scheme on satellite images. **Bragantia**, vol.61, n.2, p.187-197 maio/ago 2002.

FAGERIA, N. K. **Solos tropicais e aspectos fisiológicos das culturas**. Brasília: EMBRAPA., 1989. 425 p.

FARIAS, J.R.B; NEUMAIER, N. NEPOMUCENO, A.L. Soja. **Agrometeorologia dos Cultivos: o fator meteorológico na produção agrícola**. Brasília, DF: INMET, 2009. 530p.

FEHR, W. R.; CAVINESS, C. E. **Stages of soybean development**. Ames: Iowa State University. Depto. of Science and Technology, 1977. 11p. (Special report, 80).

FONTANA, D.C; WEBER; E.; DUCATI et al. Monitoramento e previsão de safras no Brasil. Simpósio latino-americano de percepção remota, 9. **Anais...** 2000 (a), Puerto Iguazu, Argentina.

FONTANA, D.C.; MELO, R. W.; BERLATO, M.A.; BIANCHI, C.; GUSSO, A.; MATZNAUER, R.; CORDEIRO, A.P.; CUNHA, L. F. **Estimativa do rendimento da soja no Rio Grande do Sul – safra 2005/2006** (b). Relatório Técnico. Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Faculdade de Agronomia, Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia.

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

FREITAS, R. M.; ADAMI, M.; SUGAWARA, L. M.; SHIMABUKURO, Y. E.; MOREIRA, M. A. Dinâmica da resposta espectral de duas sub-regiões do Pantanal Sul-Matogrossense. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 3921-3928. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16368-PRE/10946). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.21.42>>. Acesso em: 02/7/2009.

GALVÃO, L. S.; FORMAGGIO, A. R.; COUTO, E. G.; ROBERTS, D. A. Estudo das relações entre tipos de solos, alteração, mineralogia e topografia por sensoriamento remoto hiperespectral. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 6453-6460. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. (INPE-16380-PRE/10958). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/10.20.16.57>>. Acesso em: 15/8/2008.

GURGEL, H. C. **Variabilidade espacial e temporal do NDVI sobre o Brasil e suas conexões com o clima.** 2000. 118 p. (INPE-9655-TDI/848). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2000. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2003/05.07.14.08>>. Acesso em: 6/1/2009.

GONÇALVES, D. A.; SOUSA-JÚNIOR, W. C.; ALMEIDA, C.M. **modelagem de alteração de uso e cobertura da terra em uma porção do município de mineiros-GO utilizando o método de pesos de evidência.** Disponível em: <http://mtcm17.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm17@80/2007/05.09.15.05/doc/Demerval_SBGFA_Final.PDF> Acesso em: 7/1/2010.

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

HALL, F.G.; BADHWAR, G.D. Signature-extendable technology: global space-based crop recognition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v.25, n.1, p.93-103,1987.

HIXSON, M.M.; BAUER, M.E.; SCHOLZ, D.K. An assessment of Landsat data acquisition history on identification and area estimation of corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, v.12, n.1, p.123-128, 1982.

HOFFER, R. M. **Fundamentals of remote sensing: spectral reflectance of characteristics of vegetation.** Indiana: Purdue University. 1976. 10 p.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; VAN LEEUWEN, W. **MODIS vegetation index (MOD13) algorithm theoretical basis document.** versão 3, p. 1-142, 1999. Disponível em: <modisland.gsfc.nasa.gov/pdfs/atbd_mod13.pdf>. Acesso em: 7/6/2008.

HUETE, A.R.; DIDAN, K.; MIURA, T. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, v.83, p.195-213, 2002.

HUETE, A. **MODIS vegetation index product series collection 5 change summary**. University of Arizona. June, 2006.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Levantamento Sistemático da Produção Agrícola**. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/agric>>. Diversos acessos.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: Uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução José Carlos Neves Epiphany et. al. 2. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p. Tradução de: Remote sensing of the environment: an earth resources perspective. ISBN (978-85-60507-06-1).

JACKSON, R.D.; ROBERT, J. R.; PINTER, P.J.; IDSO, S.B. **Plant canopy information extraction from composite scene reflectance of row crops**. APPLIED OPTICS. Vol. 18, No.22, 1979.

JACÒBSEN, L.O. **Efeitos associados a El niño e La niña na vegetação do Estado do Rio Grande do Sul**. 2002. 112p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)-Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

JUNGES, A. H. **Modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento de grãos de trigo no Rio Grande do Sul**. 2008. 137p. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia) Programa de Pós Graduação em Fitotecnia. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2008.

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

KLERING, E.V. **Avaliação do uso de imagens MODIS na modelagem agrometeorológica-espectral de rendimento do arroz irrigado no Rio Grande do Sul**. 2007. 116p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)-Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

KRÜGER, C. A. M. B; FONTANA, D.C; MELO, R. W. Estimativa do rendimento de grãos da soja no Rio Grande do Sul usando um modelo agrometeorológico-espectral regionalizado. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Piracicaba, v.15, n.3. p.210-219, 2007.

KÖPPEN, W. **Climatología**. México, DF: Fondo de Cultura Económica. 1948.71p.

LEEUWEN, W. J. D.; HUETE, A. R.; JIA, S.; WALTHALL, C. L. **Comparison of vegetation index compositing scenarios BRDF versus maximum VI approaches**. In: **IEEE-IGARSS**. Lincoln, Nebraska, p. 1423-1425. 1996.

LONDE, R.L.; ALCÂNTARA, E.; JARDIM-LIMA, D.; SOPPA, M.; CLARO, M.; RUDORFF, C. M.; NOVO, E. M. L. M. M.; CALIJURI, C. **comparação entre técnicas para análise do comportamento espectral da clorofila-a no reservatório de salto grande (sp). Anais...** In: SIMPÓSIO REGIONAL DE GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO, 3., 2009, Aracajú/Sergipe. Disponível em: <http://www.cpatc.embrapa.br/labgeo/srgsr3/artigos_pdf/051_t.pdf> Acesso em: 24/10/2008.

MAGALHÃES, M, N.; LIMA, A. C.P. **Noções de probabilidade e estatística.** 6 ed. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 2005. 392p.

MALDONADO, F. D. **Análise por componentes principais (ACP) na caracterização da dinâmica do uso da terra em área do semi-árido brasileiro:** Quixaba-PE. 1999. 134 p. (INPE-7180-TDI/680). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1999. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/deise/1999/10.20.17.19>>. Acesso em: 25/6/2008.

MELO, R. W. **Modelo agrometeorológico-espectral de estimativa do rendimento da soja para o estado do Rio Grande do Sul.** 2003. 71p. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia) Programa de Pós Graduação em Fitotecnia. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2003.

MOTTA, J. L. G. **Subsídios à previsão de safra da soja no rio grande do sul usando técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto.** 2002. 75p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto)-Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

MOREIRA, M.A. Uso da expansão direta para estimar áreas de soja e milho através dos dados multiespectrais e temporais do LANDSAT/TM. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto,6.. **Anais...** 1990, Manaus, vol. 3, p. 781-791.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação.** 2. ed. UFV, Viçosa, 2003. 307 p.

NASA-National Aeronautics and Space Administration. **MODIS Website.** Disponível em: <http://modis.gsfc.nasa.gov/about/>>. Acesso em: 5/9/2008.

NETER, J.; WASSERMAN, W. **Applied linear statistical models.** Georgetown: Irving-Dorsey Ltd., 1974. 842 p.

NOGUCHI, M. T. G. **Um Sistema Baseado em Regras Fuzzy para Classificação Supervisionada de Imagens Multiespectrais de Alta Resolução.** 2004. 150p. Dissertação (Mestrado em Informática). Programa de Pós Graduação em Informática. Universidade Federal do Paraná. Curitiba. 2004.

NOVO, E. M. **Sensoriamento Remoto Princípios e Aplicações.** 2. ed. EEB, São Paulo, 2002. 308 p.

PONZONI, F. J. Comportamento Espectral da Vegetação. **Sensoriamento remoto reflectância dos alvos naturais**. Brasília: Universidade de Brasília - UNB, 2001. p. 157-199. ISBN 85-230-0656-7. (INPE-11438-PRE/6860).

RIZZI, R. **Geotecnologias em um sistema de estimativa da produção de soja**: estudo de caso no Rio Grande do Sul. 2004. 214 p. (INPE-12271-TDI/983). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/07.02.14.17>>. Acesso em: 22/4/2008.

RICHARDS, J.A. **Remote Sensing Digital Image Analysis**. Campbell, Australia: Springer-Verlag, 1993. 339 p.

RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T.; ADAMI, M. Estimativa da área de soja no estado do Rio Grande do Sul por um método de amostragem. **Ciência Rural**, v. 36, n. 1, p. 30-35, jan. 2006.

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

RUDORFF, C. M.; RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T.; SUGAWARA, L. M.; VIEIRA, C. A. O. Superfícies de resposta espectro-temporal de imagens do sensor MODIS para classificação de área de soja no Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, v. 37, p. 118-125, 2006-12-08 2007. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_issuetoc&pid=0103847820070001&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em: 02/ 11/2008a.

RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J.C. **O Sensor Modis e Suas Aplicações Ambientais no Brasil**. São José dos Campos, SP: A. Silva Vieira Ed., 417p., 2007b.

SANTOS, J. S.; PEREIRA; SHIMABUKURO, Y. E.; RUDORFF, B. F. T. Mapeamento de Áreas Alagadas no Bioma Pantanal a partir de Dados Multitemporais Terra/Modis. IN: 2º SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS NO PANTANAL, 2009, Corumbá, MS. **Anais...** 2009. On-line. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2009/12.11.16.51>>. Acesso em: 02/1/2010.

SANCHES, I. D. **Sensoriamento remoto para o levantamento espectro-temporal e estimativa de área de culturas agrícolas**. 2004. 172 p. (INPE-10290-TDI/909). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2004/05.14.10.59>>. Acesso em: 6/8/2008.

SAKAMOTO, T.; YOKOZAWA, M.; TORITANI, H.; SHIBAYAMA, M.; ISHITSUKA, N.; OHNO, H. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, v.96, n. , p. 366-374, 2005.

SILVESTRINI, R. A. **Modelo probabilístico de ignição e propagação de fogo em áreas de floresta na Amazônia Brasileira**. 2008. 57p. Dissertação (Mestrado em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais). Programa de Pós Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte. 2008.

SOARES-FILHO, B.T; RODRIGUES, H.O.; CERQUEIRA, G.C.; COSTA, W.L.S.; ARAÚJO, W.L.; OLIVEIRA, L.B.R. **Software Dinamica-EGO**: Environment for Geoprocessing Objects. CSR/UFMG. Versão 1.2.1. 2005.1

VIEIRA, S.A. **Alguns aspectos relacionados com a cultura da soja**. Passo Fundo: EMBRAPA/CNPQ, 1986.

XAUD, H. A. M.; BISPO, P. C.; SERVELLO, E. L.; LIMA, A.; ARENAS-TOLEDO, J. M.; FORMAGGIO, A. R. Detecção de cicatrizes de queimadas a partir de imagens MODIS-TERRA no Estado do Mato Grosso. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14. (SBSR), 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 5523-5530. DVD, On-line. ISBN 978-85-17-00044-7. (INPE-16067-PRE/10676). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.18.05.51>>. Acesso em: 20/10/2009.

XIMENES, A. C.; ALMEIDA, C. M.; AMARAL, S.; ESCADA, M. I. S.; AGUIAR, A. P. D. Modelagem Dinâmica do Desmatamento na Amazônia. **Boletim de Ciências Geodésicas - BCG**, v. 20, 2008. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2008/07.08.15.26>>. Acesso em: 7/1/2010.

WAGNER, A. P. L.; WEBER, E. J.; FONTANA, D. C.; DUCATI, J. R.; KLERING, E. V. Estimativa de área de soja no Rio Grande do Sul utilizando imagens NDVI/MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13. (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 457-464. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.14.20.31>>. Acesso em: 22/4/2008.

WEBER, E.; FONTANA, D. C.; DUCATI, J.; SILVA, T. R.; SARAIVA, T. S.; FREITAS, L. A. S. Comparação entre resultados de classificação de imagens Landsat e CBERS para estimativa de área cultivada com soja no planalto do Rio Grande do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 321-328. CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00018-8. Disponível em: <<http://urlib.net/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.18.19.36>>. Acesso em: 28/11/2008.

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

APÊNDICE A

Juliana Silveira dos Santos
 Mestrado em Sensoriamento Remoto UFRGS - CEPSRM 2008 - 2010
 E-mail: juliana.silveiradossantos@gmail.com
 Data: novembro/2009

Função realizada *no software Matlab* para:
 Reamostrar as imagens Landsat de 28.5m de resolução
 espacial para a resolução espacial das imagens *MODIS* (250m).

```
function img_final = reamostragem_pixel(arquivo_entrada,resolucao_inicial,
arquivo_saida, resolucao_final, tipo)
%arquivo
close all;

%colormap(map);

[img, map] = imread(arquivo_entrada,tipo);
map;
subplot(2,1,1);
image(img);
%colormap(map);
% imagem inicial
tamanho = size(img);
altura_inicial = tamanho(2);
largura_inicial = tamanho(1);
%resolucao_inicial = 28.5;

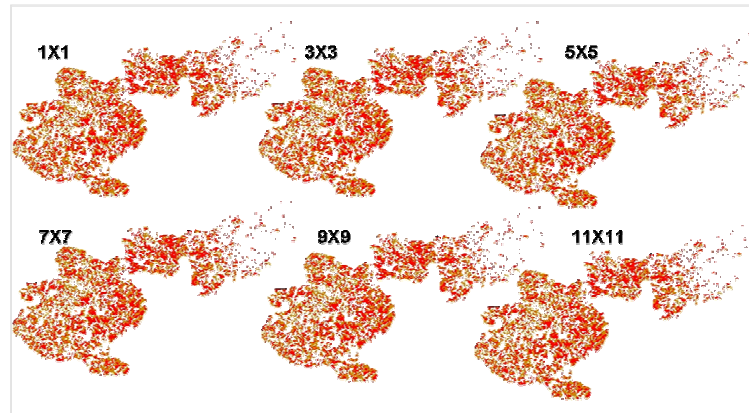
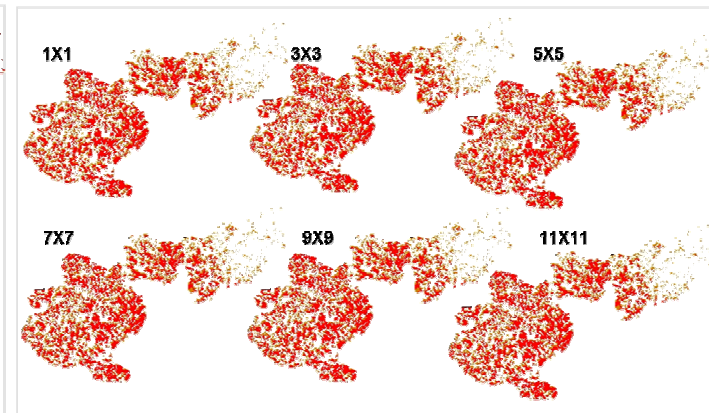
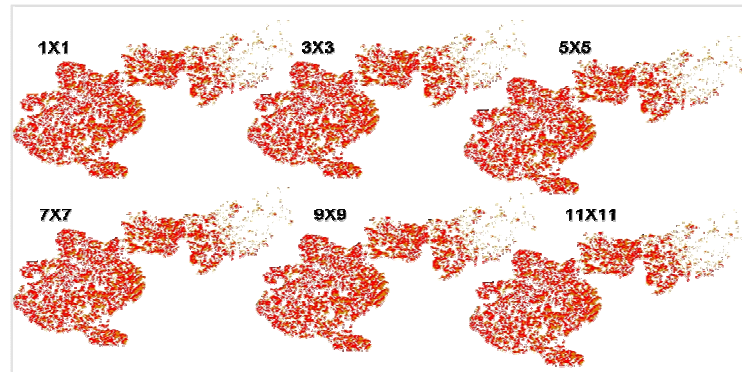
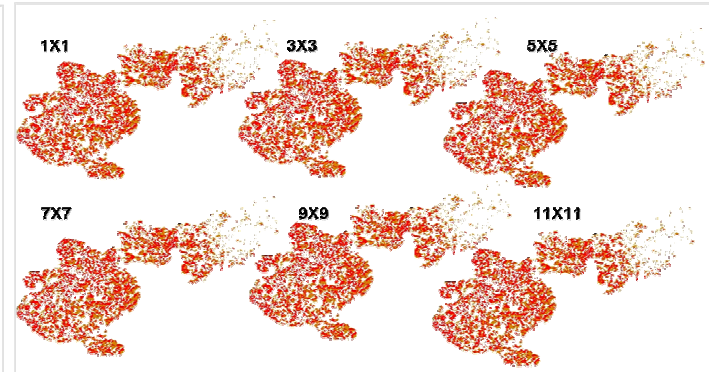
% imagem final
%resolucao_final = 250;
delta_resolucao = (resolucao_final/resolucao_inicial);
altura_final = ceil(altura_inicial/delta_resolucao)-1;
largura_final = ceil(largura_inicial/delta_resolucao);
img_final = zeros(largura_final,altura_final);
meia_resolucao = round(delta_resolucao/2);

for l=meia_resolucao:1:largura_final-meia_resolucao
    for a=meia_resolucao:1:altura_final-meia_resolucao
        nro_zeros = 0;
        nro_uns = 0;
        for i=-meia_resolucao:1:meia_resolucao
            for j=-meia_resolucao:1:meia_resolucao
                x = round(l*delta_resolucao) + i;
                y = round(a*delta_resolucao) + j;
                if (img(x,y)==0)
                    nro_zeros=nro_zeros+1;
                else
                    nro_uns=nro_uns+1;
                end
            end
        end
        if (nro_uns>nro_zeros)
            img_final(l,a) = 1;
        end
    end
end
subplot(2,1,2);

map2 = [1 1 1
        1 0.5 0];
colormap(map2);
imwrite(uint8(img_final),arquivo_saida,'tiff');
imagesc(img_final);
```

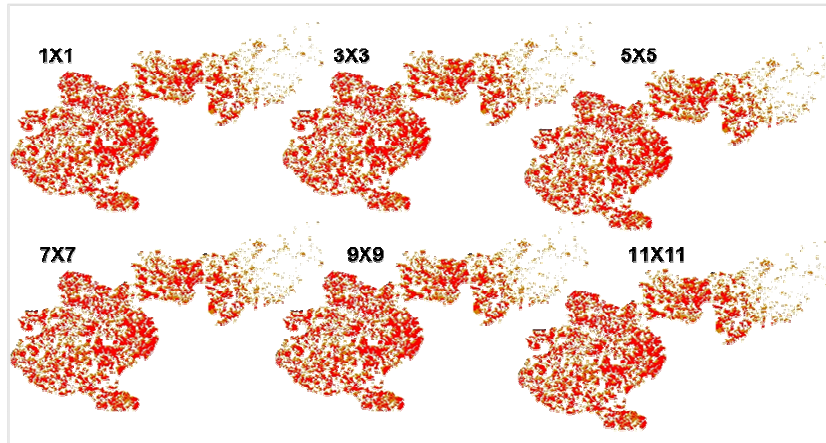
APÊNDICE B

Similaridade entre os mapas temáticos, metodologias *MODIS* e referência, de acordo com o tamanho da janela.

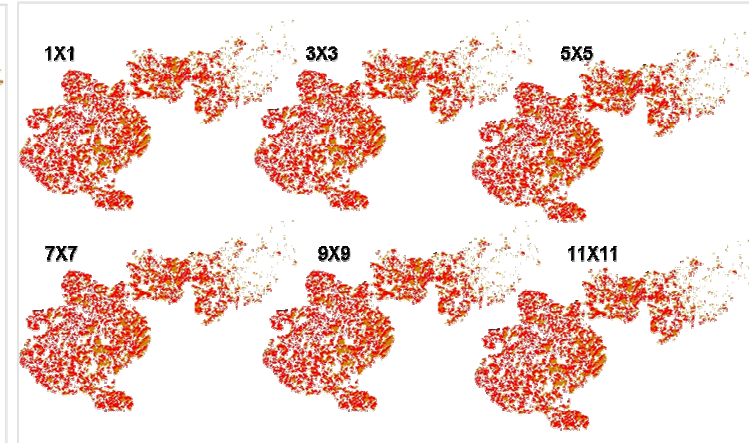
**M1****M2****M3****M4**

Continua...

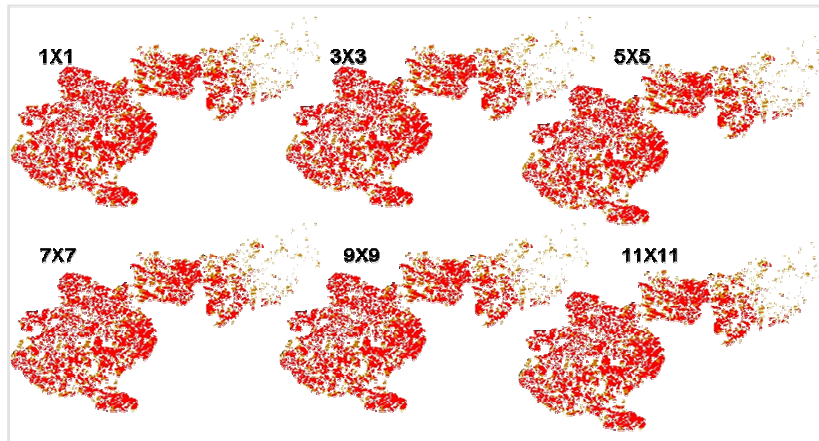
Continuação...



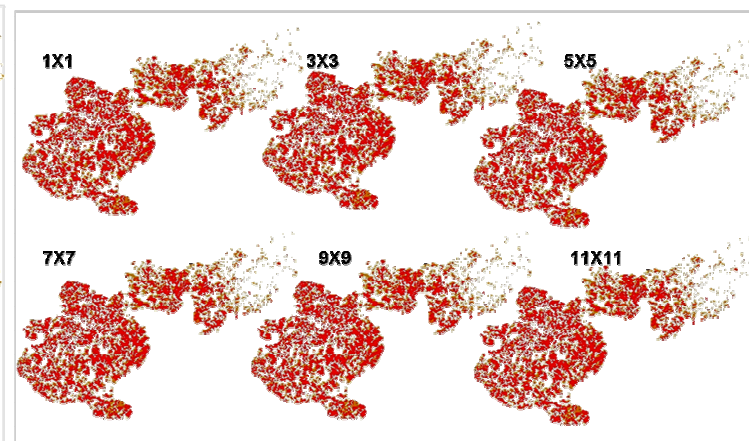
M5



M6



M7



M8

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)