

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

DINÂMICA ESPECTRAL DA CULTURA DA SOJA AO LONGO
DO CICLO VEGETATIVO E SUA RELAÇÃO COM A
PRODUTIVIDADE NA REGIÃO OESTE DO PARANÁ

ERIVELTO MERCANTE

CAMPINAS - SP
AGOSTO DE 2007

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

DINÂMICA ESPECTRAL DA CULTURA DA SOJA AO LONGO
DO CICLO VEGETATIVO E SUA RELAÇÃO COM A
PRODUTIVIDADE NA REGIÃO OESTE DO PARANÁ

Tese submetida à banca examinadora para
obtenção do título de Doutor em Engenharia
Agrícola na área de concentração de Planejamento
e Desenvolvimento Rural Sustentável.

AUTOR: ERIVELTO MERCANTE

Orientador: Prof. Dr. RUBENS DE CAMARGO LAMPARELLI

CAMPINAS - SP
AGOSTO DE 2007

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE -
UNICAMP

M53d Mercante, Erivelto
Dinâmica espectral da cultura da soja ao longo do
ciclo vegetativo e sua relação com a produtividade na
região oeste do Paraná. / Erivelto Mercante.---
Campinas, SP: [s.n.], 2007.

Orientador: Rubens de Camargo Lamparelli
Tese (Doutorado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola.

1. Sensoriamento remoto. 2. Landsat (Satélites). 3.
Processamento de imagens. 4. Soja. 5. Análise
espectral. I. Lamparelli, Rubens de Camargo. II.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Agrícola. III. Título.

Título em Inglês: Spectral dynamic of the soybean crop along the vegetative
cycle and its relation with the yield in the western region of
Paraná state

Palavras-chave em Inglês: Remote sensing, Landsat 5/TM; MODIS; NDVI;
GVI; Atmospheric correction; Image
normalization; Soybean yield

Área de concentração: Planejamento e Desenvolvimento Rural Sustentável

Titulação: Doutor em Engenharia Agrícola

Banca examinadora: Jurandir Zullo Junior, Miguel Angel Uribe-Opazo, Nilton
Nobohiro Imai e Mara Marinho Weill

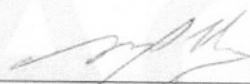
Data da defesa: 17/08/2007

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Agrícola

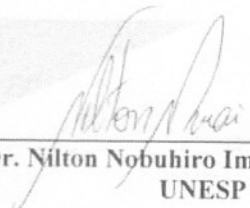
Este exemplar corresponde à redação final da Tese Doutorado defendida por Erivelto Mercante, aprovada pela Comissão Julgadora em 17 de agosto de 2007, na Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas.



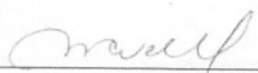
Prof. Dr. Rubens Augusto Camargo Lamparelli - Presidente
FEAGRI/CEPAGRI/UNICAMP



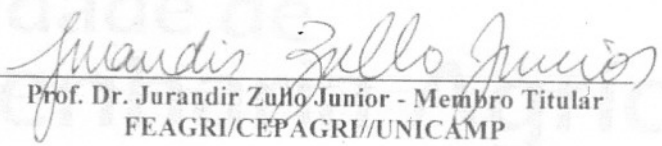
Prof. Dr. Miguel Angel Uribe Opazo - Membro Titular
UNIOESTE/ Cascavel - PR



Prof. Dr. Nilton Nobuhiro Imai - Membro Titular
UNESP



Profa. Dra. Mara de Andrade Marinho Weill
FEAGRI/UNICAMP



Prof. Dr. Jurandir Zullo Junior - Membro Titular
FEAGRI/CEPAGRI/UNICAMP

200746992

**A minha esposa VANESSA e
aos meus Pais e Irmãos, com
muito Amor e Carinho!**

Dedico!

AGRADECIMENTOS

A Deus pela vida, saúde, sabedoria e proteção...

A Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) pela infra-estrutura, oportunidade e auxílio para a formulação deste trabalho.

Ao Professor Dr. Rubens Augusto de Camargo Lamparelli, pela orientação e incentivo concedido para a elaboração e conclusão desta tese. A ele minha admiração e respeito pela sua amizade e profissionalismo passado no decorrer do curso.

Aos Professores Jansle Vieira Rocha e Jurandir Zullo Junior pela ajuda e esclarecimento de dúvidas concedidas no decorrer do curso.

Ao Professor Dr. Miguel Angel Uribe-Opazo da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE/Cascavel, pelo apoio e dedicação oferecidos, na troca de informações e dúvidas esclarecidas a respeito deste trabalho.

Aos amigos João e Júlio pela grande amizade, companheirismo, convivência e acima de tudo pelas informações científicas compartilhadas.

Ao amigo e técnico do Laboratório de Geoprocessamento da FEAGRI, Agmom pela sua disponibilidade sempre que necessária.

Aos amigos do Laboratório de Geoprocessamento da FEAGRI, Pedro, Tânia, Luis, Vânia, Fernando, Liane, Leonardo, Juliana, Lídia, Miriane, Denise, Luciene e Enéias, pela grande amizade e coleguismo, proporcionando ao Laboratório de Geoprocessamento um ambiente agradável para se trabalhar.

Aos outros amigos da pós-graduação, Marcio, Anderson, Laura, Silvestre, Marcelo, Douglas, Gláucia, Vanilde, Ana, entre outros, que além dos momentos de estudo proporcionaram muitos momentos de descontração.

À secretária da pós-graduação Ana Paula pela disponibilidade nos atendimentos administrativos do curso, realizado com muita dedicação e amizade.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq (bolsa concedida) e a Companhia Nacional de Abastecimento – CONAB (projeto GEOSAFRAS) pelo apoio financeiro.

A todos os professores, bolsistas e colaboradores do Laboratório de Estatística Aplicada – LEA da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE/Cascavel, pela contribuição na coleta dos dados.

Aos proprietários das duas áreas agrícolas monitoradas pela disponibilidade de equipamentos e infra-estrutura concedida.

A todos os demais que, de alguma forma, contribuíram para a realização desta Tese.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	XII
LISTA DE FIGURAS	XVI
RESUMO	XX
ABSTRACT	XXII
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Justificativa	1
1.2. Hipóteses	3
1.3. Objetivo geral	3
1.4. Objetivos específicos	3
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1. A cultura da soja	5
2.1.1. A soja no Paraná	6
2.1.2. Ciclo da soja	9
2.1.3. Exigências da planta	9
2.1.4. Biomassa e estádios de desenvolvimento da soja	11
2.2. Acompanhamento de culturas agrícolas	14
2.2.1. Acompanhamento da produção em âmbito nacional	15
2.3. Os sensores remotos orbitais TM e MODIS	18
2.3.1. Sensor TM	19
2.3.2. Sensor MODIS	20
2.4. Monitoramento espectral de culturas agrícolas	22

2.5.	Processamento de imagens para estudos multitemporais-----	26
2.5.1.	Transformação ou Calibração radiométrica-----	27
2.5.2.	Correção atmosférica-----	28
2.5.3.	Georreferenciamento-----	30
2.5.4.	Normalização radiométrica-----	31
2.6.	Classificação de Imagens de Sensoriamento Remoto-----	34
2.7.	Índices de vegetação-----	36
2.7.1.	Índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI-----	37
2.7.2.	Índice de vegetação “greenness” – GVI-----	39
3.	MATERIAL E MÉTODOS-----	41
3.1.	Material-----	41
3.1.1.	Áreas de estudo: localização e caracterização-----	41
3.1.2.	Informações cartográficas-----	43
3.1.3.	Informações de Sensoriamento remoto-----	43
3.1.4.	Programas computacionais-----	45
3.2.	Metodologia-----	45
3.2.1.	Processamento das imagens-----	45
3.2.2.	Transformação radiométrica-----	47
3.2.3.	Correção atmosférica-----	49
3.2.3.1.	Recuperação de parâmetros atmosféricos por meio do MODIS-----	49
3.2.4.	Georreferenciamento-----	51
3.2.5.	Normalização radiométrica-----	52
3.2.6.	Geração dos índices de vegetação das imagens Landsat 5/TM-----	53
3.2.7.	Monitoramento da cultura por sensoriamento remoto – SR-----	54
3.2.8.	Passagem de escala-----	60
3.2.9.	Ocorrência de nuvens nas imagens Landsat 5/TM-----	60
3.2.10.	Extração dos dados espectrais-----	61
3.2.11.	Coleta dos dados de produtividade da soja-----	63

3.2.12.	Análises estatísticas e estudo da relação dos índices NDVI e GVI com a produtividade da soja-----	64
3.2.13.	Técnicas de diagnósticos para modelos de regressão linear -----	64
4.	RESULTADOS E DISCUSSÕES-----	70
4.1.	Coerência nos resultados da correção atmosférica e da normalização -----	70
4.1.1.	Dados MODIS-----	70
4.1.2.	Comportamento espectral da cultura da soja-----	71
4.1.3.	Comportamento espectral do solo na região estudada-----	75
4.2.	Monitoramento da cultura da soja -----	79
4.2.1.	Avaliação da acurácia da classificação -----	80
4.2.2.	Sistematização do cálculo levando em conta a presença de nuvens -----	83
4.2.3.	Índice de vegetação das áreas monitoradas -----	84
4.2.4.	Índices de vegetação municipais-----	88
4.2.5.	Passagem de escala e NDVI MODIS -----	89
4.3.	Análise estatística dos índices de vegetação -----	90
4.3.1.	Índices de vegetação NDVI e GVI Landsat 5/TM das áreas monitoradas (Áreas A e B) -----	90
4.3.2.	Índices de vegetação NDVI e GVI municipais -----	93
4.3.2.1.	Índices de vegetação NDVI e GVI do Landsat 5/TM -----	93
4.3.2.2.	Índice de vegetação NDVI do MODIS -----	97
4.4.	Perfil espectral da soja caracterizado pelos índices NDVI e GVI-----	98
4.4.1.	Perfil espectral das áreas monitoradas (Áreas A e B) -----	99
4.4.1.1.	Perfil espectral NDVI e GVI Landsat 5/TM -----	99
4.4.1.2.	Perfil espectral NDVI do MODIS -----	103
4.4.2.	Perfil espectral municipal-----	105
4.4.2.1.	Perfil espectral NDVI e GVI Landsat 5/TM -----	105
4.4.2.2.	Perfil espectral NDVI MODIS-----	115

4.5. Dados de Produtividade	118
4.5.1. Produtividade local nas áreas monitoradas (Áreas A e B)	118
4.5.2. Produtividade municipal	119
4.6. Relação dos dados espectrais com a produtividade da soja	120
4.6.1. Relação nas áreas monitoradas (Áreas A e B)	121
4.6.1.1. Relação com os dados do Landsat 5/TM	121
4.6.1.2. Relação com os dados MODIS	129
4.6.2. Relação municipal	130
4.6.2.1. Relação municipal com dados do Landsat 5/TM	130
4.6.2.2. Relação municipal com os dados MODIS	144
4.7. Técnicas de diagnóstico dos modelos	149
4.7.1. Técnicas de diagnósticos para as melhores regressões nas áreas A e B	149
4.7.2. Técnicas de diagnósticos para melhores regressões com os dados municipais	151
4.7.2.1. Diagnósticos de modelos com os dados Landsat 5/TM	151
4.7.2.2. Diagnóstico de modelos com os dados MODIS	153
4.8. Discussão sobre as melhores regressões obtidas	155
5. CONCLUSÕES	157
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	161
7. APÊNDICES	172

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Estádios de desenvolvimento da cultura da soja e suas identificações -----	12
Tabela 2: Parâmetros atmosféricos obtidos por meio das imagens MODIS-----	51
Tabela 3: Média da precipitação pluviométrica de cinco estações acumulada no decêndio anterior à obtenção dos atributos atmosféricos das imagens MODIS e o valor do vapor d'água encontrado nas imagens -----	70
Tabela 4: Área e avaliação da máscara de soja para os 36 municípios nas safras 03/04 e 04/05 -----	82
Tabela 5: Qualidade da classificação associada aos valores do Índice Kappa -----	82
Tabela 6: Estatística descritiva dos dados dos índices de vegetação NDVI e GVI para a área A, extraídos das imagens oriundas dos três tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada-----	91
Tabela 7: Estatística descritiva dos dados dos índices de vegetação NDVI e GVI para a área B, extraídos das imagens oriundas dos três tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada-----	92
Tabela 8: Estatística descritiva dos dados dos índices médios de vegetação NDVI e GVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas dos tratamentos: refletância aparente e refletância normalizada para a safra de 2003/2004 -----	94
Tabela 9: Estatística descritiva dos dados dos índices médios de vegetação NDVI e GVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas dos tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada para a safra de 2004/2005-	96
Tabela 10: Estatística descritiva dos dados do índice de vegetação médio NDVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas do MODIS para a safra de 2003/2004. -----	97
Tabela 11: Estatística descritiva dos dados do índice de vegetação médio NDVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas do MODIS para a safra de 2004/2005 -----	98
Tabela 12: Dados estatísticos da produtividade (Mg ha^{-1}) nas áreas monitoradas-----	118
Tabela 13: Dados estatísticos da produtividade (Mg ha^{-1}) nos 36 municípios -----	119

Tabela 14: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005 -----	121
Tabela 15: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005 -----	122
Tabela 16: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005 -----	123
Tabela 17: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005 -----	123
Tabela 18: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005 -----	124
Tabela 19: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005 -----	125
Tabela 20: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005 -----	126
Tabela 21: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005 -----	127
Tabela 22: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com as imagens médias de todas as datas com os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na área A -----	128
Tabela 23: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com as imagens médias de todas as datas com os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na área B -----	128
Tabela 24: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	130
Tabela 25: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	131
Tabela 26: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	132
Tabela 27: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	133

Tabela 28: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004-----	134
Tabela 29: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004-----	135
Tabela 30: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na safra 2003/2004-----	136
Tabela 31: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	138
Tabela 32: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	138
Tabela 33: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	139
Tabela 34: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	140
Tabela 35: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005-----	141
Tabela 36: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	142
Tabela 37: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na safra 2004/2005-----	143
Tabela 38: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	145
Tabela 39: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2003/2004 -----	146
Tabela 40: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	146
Tabela 41: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2004/2005 -----	147

Tabela 42: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI do MODIS e a produtividade municipal nas safras 2003/2004 e 2004/2005 -----	148
---	-----

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Evolução da cultura da soja no mundo.	6
Figura 2. Evolução da área de plantio e da produção da soja no estado do Paraná.	8
Figura 3. Períodos contados em dias, dos estádios vegetativos e reprodutivos da soja.	13
Figura 4. Planta da soja em estádios vegetativos e reprodutivos de seu desenvolvimento.	14
Figura 5. Localização da cena 223/77 do Landsat 5/TM no Estado do Paraná.	41
Figura 6. Cena 223/77, com a localização dos 36 municípios monitorados.	42
Figura 7. Imagem Landsat 5/TM composição RGB-453 de 24/01/05, demonstrando a localização das áreas monitoradas próximas ao município de Cascavel – PR.	43
Figura 8. Imagem NDVI do sensor MODIS do período de 15 a 30 de Novembro de 2004 com vetor limitando a cena 223/77 do Landsat 5/TM.	44
Figura 9. Fluxograma do processamento das imagens Landsat 5/TM safra 2003/2004.	46
Figura 10. Fluxograma do processamento das imagens Landsat 5/TM safra 2004/2005.	47
Figura 11. Fluxograma seguido para realizar às estimativas de áreas ocupadas com soja.	55
Figura 12. Croqui da área agrícola monitorada com culturas de soja e milho.	56
Figura 13. Comportamento das culturas de soja e milho na área agrícola monitorada.	57
Figura 14. Esquema de amostragem sistemática dos dados espectrais na área A.	62
Figura 15. Esquema de amostragem sistemática dos dados espectrais na área B.	62
Figura 16. Comportamento espectral da cultura da soja na safra 2003/2004 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	72
Figura 17. Comportamento espectral da cultura da soja na safra 2004/2005 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	73
Figura 18. Comportamento espectral do alvo solo na safra 2003/2004 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	76
Figura 19. Comportamento espectral do alvo solo na safra 2004/2005 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	77
Figura 20. Máscara de soja gerada com seis imagens Landsat 5/TM para safra 2003/2004. --	79
Figura 21. Máscara de soja gerada com cinco imagens Landsat 5/TM para safra 2004/2005.	80
Figura 22. Exemplo de uma imagem do município de Toledo com a retirada dos pixels com nuvens.	84

Figura 23. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI gerados com a refletância aparente da área A monitorada.-----	86
Figura 24. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI gerados com a refletância aparente da área B monitorada.-----	87
Figura 25. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI do município de Toledo.-----	88
Figura 26. Imagem mascara soja e imagem índice de vegetação NDVI do município de Toledo para o sensor MODIS com áreas maiores que 10 ha.-----	89
Figura 27. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.-----	99
Figura 28. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação GVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização. -----	100
Figura 29. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.-----	101
Figura 30. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação GVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização. -----	102
Figura 31. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens composição 16 dias do sensor MODIS.-----	104
Figura 32. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens composição 16 dias do sensor MODIS.-----	105
Figura 33. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente. -----	106
Figura 34. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada. -----	107
Figura 35. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente e refletância normalizada. -----	108

Figura 36. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.	108
Figura 37. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.	109
Figura 38. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente e refletância normalizada.	109
Figura 39. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.	110
Figura 40. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância superfície.	111
Figura 41. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.	111
Figura 42. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	112
Figura 43. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.	113
Figura 44. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância superfície.	113
Figura 45. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.	114
Figura 46. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.	115
Figura 47. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens MODIS.	116
Figura 48. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens MODIS.	117

Figura 49. Perfil espectral da cultura da soja nas safras 2003/2004 e 2004/2005, representada pela média dos valores de índice de vegetação NDVI de imagens MODIS dos 36 municípios.----- 117

RESUMO

Estudos e pesquisas referentes ao acompanhamento da produção agropecuária têm um peso determinante e estratégico na economia do país. Nos últimos anos, essas pesquisas vêm sofrendo grandes transformações para se tornarem menos subjetivas. A associação das técnicas de sensoriamento remoto e métodos estatísticos podem proporcionar uma visão sinóptica das áreas semeadas, gerando, assim informações sobre a área plantada das culturas e a variabilidade existente nelas. Entretanto, a utilização dos dados provenientes de imagens de satélites está condicionada, principalmente, às propriedades de refletância e absorção dos componentes da superfície e pelo comportamento da atmosfera. Dentre as culturas de grande valor econômico, a soja (*Glycine max* (L) Merrill.) se destaca como um dos principais produtos da agricultura brasileira, assumindo grande importância econômica nas exportações. O estado do Paraná se destaca como um dos maiores produtores agrícolas do país, e a sua economia é baseada principalmente na agricultura voltada para a produção de grãos. Neste contexto, o objetivo da pesquisa foi estudar a relação entre o comportamento espectral da cultura de soja com a ao longo de seu ciclo de desenvolvimento, gerando informações e metodologias para auxiliar no acompanhamento da produção e estimativa de área da cultura na região Oeste do Paraná. As áreas monitoradas abrangem 36 municípios e duas áreas agrícolas comerciais localizadas próximas ao município de Cascavel/PR. Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 5/TM (cena órbita/ponto 223/77) e imagens do satélite Terra sensor MODIS (produto MOD13Q1), caracterizando, assim, a passagem de escala entre as imagens dos dois sensores com resoluções espaciais diferentes. Dados de produtividade da cultura foram coletados nas escalas local (para as duas áreas monitoradas) e regional junto à Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Paraná – SEAB (para os 36 municípios). A cultura da soja foi monitorada nas safras 2003/2004 e 2004/2005 utilizando imagens dos satélites. Para a utilização das imagens do satélite Landsat 5/TM de forma multitemporal foram realizados ainda os procedimentos de correção atmosférica e normalização de imagens. No intuito de caracterizar a resposta espectral da biomassa da cultura da soja e a sua relação com a produtividade final, geraram-se imagens referentes aos índices de vegetação NDVI e GVI. Foram realizadas análises de correlação e regressão entre dados de produtividade (variável predita) e dados espectrais (variável preditora) oriundos dos índices de vegetação (NDVI e

GVI) em nível municipal (36 municípios) e local (duas áreas). Os resultados obtidos com a correção atmosférica e a normalização de imagens são coerentes quanto ao comportamento espectral dos alvos, vegetação e solo. Após o mapeamento das áreas com a cultura da soja (“máscaras de soja”), por meio das imagens temporais do Landsat 5/TM, foi possível realizar a passagem de escala para o sensor MODIS. O comportamento espectral da cultura se mostrou diferente para as imagens Landsat 5/TM com os tratamentos de refletância aparente, de superfície e de normalização. Por meio dos gráficos dos perfis espectrais traduzidos pelos índices NDVI e GVI foi possível acompanhar o ciclo de desenvolvimento da cultura da soja. As melhores correlações e regressões lineares entre os parâmetros espectrais e a produtividade final ocorreram quando considerado todo o ciclo de desenvolvimento da cultura. Quanto aos índices de vegetação utilizados NDVI e GVI, observou-se que o GVI teve comportamento com menor variação quando analisado os resultados das regressões. Em síntese, os resultados demonstraram que utilizando somente técnicas de modelagem estatística com dados espectrais foi possível estimar em até 85% a variabilidade encontrada na produtividade da soja.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; Landsat 5/TM; MODIS; NDVI; GVI; Correção Atmosférica; Normalização de Imagens; Produtividade da Soja.

SPECTRAL DYNAMIC OF THE SOYBEAN CROP ALONG THE VEGETATIVE CYCLE AND ITS RELATION WITH THE YIELD IN THE WESTERN REGION OF PARANÁ STATE

ABSTRACT

Studies and researches referring to attendance of the agropecuary production have a determinant strategic importance in the economy of the country. In the last years, those researches have been suffering great transformations to become less subjectives. The association of the remote sensing technique and statistic methods can provide a synoptic view of the seeded areas, in this manner producing information about the planted area of the crops and the variability on them. However, the use of data from the images of satellite is stipulated mainly to the reflectivity properties and absorption of the surface components and also for the atmosphere behaviour. Amongst the crops of great economic value, the soybean (*Glycine max* (L) Merrill.) emphasizes as one of the main product of the Brazilian agriculture, assuming big economic importance in the exportations. The Paraná state stands out as one of the biggest agricultural producers of the country, and its economy is based mainly towards to the production of grains. In this context, the aim of the research was study the relation between the spectral behaviour of the soybean crop with the end yield along its development cycle, producing information and methodologies to assist the attendance of the production and area estimation of the western Paraná region crop. The areas monitored reach 36 municipal districts and two agricultural commercial areas located near of Cascavel/PR. It was used images from satellite Landsat 5/TM (orbit/point 223/77) and images of the satellite Terra sensor MODIS (product MOD13Q1), then characterizing the crossing scale between the images from both sensors with different spatial resolution. Crop yield data were collected, in the local scale (to both monitored areas) and in the regional scale together with the Secretary of Agriculture (SEAB) (to the 36 municipal districts). Through the satellites images, the soybean crop was monitored in the 2003/2004 and 2004/2005 harvests. For the use of images from the satellite Landsat 5/TM of multitemporal form was realized the proceeding of atmospheric correction and image normalization. In the aim of distinguishing the biomass spectral answer of the soybean crop and its relation to the end yield, it was created images referring to vegetation

indexes NDVI and GVI. It was accomplished analyses of correlation and regression between the yield data (variable predict) and spectral data (variable predictor) derived from vegetation indexes (NDVI and GVI) in municipal level (36 municipal districts) and local (two areas). The results obtained with the atmospheric correction and image normalization presented coherent as to the spectral behaviour of the vegetation and soil target. After the area mapping with the soybean crop (soybean mask) by the temporary images of Landsat 5/TM, it was possible to realize the cross-scale to the MODIS sensor. The spectral behaviour of the crop was showed different in the Landsat 5/TM images to the apparent reflectance usage, surface and normalization. By mean of the graphics of spectral profile translated from the NDVI and GVI indexes was possible follow the development cycle of the soybean crop. The best correlations and linear regressions between the spectral parameters and the end yield will occur when it is considered all the cycle of the crop development. For the matters of vegetation indexes NDVI and GVI used, it was observed that the GVI had a less variable behaviour when analysed the results of regressions. In the sum up, the results showed that using only statistical modelling techniques with spectral data was possible estimate 85% of variability found in the soybean yield.

Keywords: Remote sensing; Landsat 5/TM; MODIS; NDVI; GVI; Atmospheric correction; Image Normalization; Soybean Yield.

1. INTRODUÇÃO

A produção agropecuária tem um peso determinante e estratégico na economia do país. O agronegócio brasileiro se encontra no contexto de grandes modificações em todo seu sistema de produção, causado principalmente pela globalização da agricultura, requerendo cada vez mais a obtenção de níveis de competitividade internacionais de todos os segmentos envolvidos. Sendo assim, é preciso incorporar aos processos produtivos da agricultura novos conceitos, métodos e técnicas, causando eventuais mudanças. Por outro lado, as condições agrícolas do país, na maioria das regiões, não dispõem ainda de conhecimentos adequados dos ecossistemas existentes, utilizando-se de tecnologias de produção impróprias ou ultrapassadas, ocasionando assim o uso inadequado das mesmas e contribuindo para a perda de competitividade econômica do setor agrícola nacional, bem como para a degradação ambiental.

Desde o princípio da utilização das técnicas de Sensoriamento Remoto, a agricultura tem sido um dos principais focos de interesse. Na década de 60, as fotografias aéreas já eram empregadas para o planejamento agrícola, mapeamento de solos e previsão de safras.

Os satélites trouxeram substancial incremento às aplicações do Sensoriamento Remoto na agricultura, principalmente em projetos de larga escala e em estudos de cultivos extensivos. O acompanhamento da cultura em cada fase de seu desenvolvimento e o monitoramento de eventos como estresse hídrico, infestações e ataques de pragas, tornaram-se mais fáceis utilizando essa nova ferramenta.

A cultura da soja se destaca como um dos principais produtos da agricultura nacional, assumindo grande importância econômica e social. Devido a isso, a soja tem sido intensamente pesquisada em âmbito nacional. Dentro deste contexto destaca-se o desenvolvimento de novas técnicas para acompanhamento e planejamento da cultura, auxiliando na tomada de decisões.

1.1. Justificativa

Os estudos e pesquisas referentes ao acompanhamento das culturas agrícolas são de grande importância para a economia de um país, visto que permitem dotar o governo, os

produtores e os agentes de comercialização de informações sobre o volume da produção, desde o pré-plantio até a comercialização, auxiliando no planejamento adequado das decisões comerciais e das definições políticas, no sentido de contornar o problema da escassez ou de excesso de produtos.

O acompanhamento da produção agrícola normalmente é realizado por métodos baseados em censos ou em amostragem da população agrícola, de maneira subjetiva e, por isso, apresentando custo elevado, execução demorada e sujeitos a imprecisões. Esses levantamentos são realizados por órgãos oficiais brasileiros como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), a Secretaria da Agricultura e Abastecimento do Paraná (SEAB) e o Departamento de Economia Rural (DERAL).

Nos últimos anos, as pesquisas que envolvem informações referentes à produção agrícola no Brasil vêm sofrendo grandes transformações para se tornarem menos subjetivas. Devido a isso, vem agregando métodos estatísticos, como a amostragem no acompanhamento de culturas. O Sensoriamento Remoto é uma técnica que está sendo utilizada para o monitoramento de culturas, com o objetivo de proporcionar uma visão sinóptica de áreas semeadas, gerando informações dos locais de plantio, de estimativa de área plantada e de informações da variabilidade do campo. Sendo assim, apresenta grande potencial para o monitoramento de parâmetros biofísicos ligados à produtividade ao longo de todo o ciclo de desenvolvimento da cultura. Entretanto, a utilização dos dados provenientes de imagens de satélites está condicionada, principalmente, às propriedades de refletância e de absorção dos componentes da superfície e pelo comportamento da atmosfera.

Dentre as culturas de grande valor econômico para o Brasil, a soja se destaca como um dos principais produtos da agricultura brasileira, assumindo grande importância econômica nas exportações. Devido ao fato da soja ser cultivada em grandes extensões e em vários estados do país, em regiões com diferentes aspectos físicos e climáticos, o acompanhamento da produção se torna, oneroso, demorado dificultando o monitoramento da cultura. O estado do Paraná, possui sua economia baseada principalmente na agricultura, voltada para a produção de grãos, sendo um dos maiores produtores de soja do país. As regiões Oeste e Centro-Oeste do estado são responsáveis por mais de 35% da produção total de soja paranaense, acima de 10 milhões de toneladas.

1.2. Hipóteses

O comportamento espectral da cultura da soja é diferente entre imagens de refletância aparente, refletância da superfície e imagens provenientes da técnica de normalização.

Existe correlação entre o comportamento espectral da biomassa, expresso pelos índices de vegetação NDVI e GVI, no decorrer do ciclo de desenvolvimento da cultura, com a produtividade.

Há diferença nas correlações entre as variáveis expressas em diferentes valores físicos: refletância aparente, refletância da superfície e a refletância calculada das imagens de normalização.

1.3. Objetivo geral

O objetivo do trabalho foi estudar a relação entre o comportamento espectral da cultura de soja, ao longo de seu ciclo de desenvolvimento, com a produtividade final, gerando informações e metodologias para auxiliar no acompanhamento da produção e estimativa de área plantada da cultura na região Oeste do Paraná.

1.4. Objetivos específicos

1) Mapear áreas de soja a partir das imagens do satélite Landsat 5/TM, em série temporal, ao longo do ciclo vegetativo, em cada safra estudada;

2) Estudar o comportamento espectral da cultura da soja por meio dos perfis espectrais temporais, utilizando imagens multiespectrais do satélite Landsat 5/TM;

3) Estudar o comportamento espectral da biomassa da soja e a sua correlação com a produtividade final (Mg ha^{-1}) por meio de índices de vegetação gerados das imagens do satélite Landsat 5/TM;

4) Verificar as mudanças no comportamento espectral da cultura da soja expresso pelos diferentes valores físicos de refletância aparente, refletância da superfície e refletância gerada utilizando a técnica de normalização, provenientes de imagens do sensor Landsat 5/TM;

5) Fazer a passagem de escala entre o sensor TM do satélite Landsat 5, de média resolução espacial (30 m), e o sensor MODIS do satélite Terra, de baixa resolução espacial (250 m), por meio das áreas mapeadas com a cultura da soja (máscara da soja);

6) Verificar o desempenho dos índices de vegetação NDVI e GVI para o sensor TM e do índice de vegetação NDVI para o sensor MODIS, na determinação da produtividade da soja em parte da região Oeste do Paraná, pela análise temporal de imagens traduzidas pelo índice;

7) Comparar a performance dos sensores TM e MODIS na caracterização espectral da biomassa da soja, ao longo do ciclo vegetativo.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. A cultura da soja

A soja (*Glycine max* (L) Merrill) hoje cultivada é muito diferente dos seus ancestrais, que eram plantas rasteiras que se desenvolviam há mais de cinco mil anos na costa Leste da Ásia. No Brasil, a planta chegou vinda dos Estados Unidos no ano de 1882. Já o primeiro registro de plantio de soja no país foi em 1914 no município de Santa Rosa - RS, mas foi só a partir dos anos 40 que ela adquiriu alguma importância econômica, merecendo o primeiro dado estatístico nacional em 1941, no anuário agrícola do Rio Grande do Sul - área cultivada 640 ha, produção de 450 toneladas e rendimento de 0,7 Mg ha⁻¹ (EMBRAPA SOJA, 2005).

No Brasil, a soja se consolidou como a principal cultura do agronegócio na década de 70, passando de 1,5 milhão de toneladas no ano de 1970 para mais de 15 milhões de toneladas em 1979. Esse crescimento não se deve apenas ao crescimento da área plantada (1,3 para 8,8 milhões de hectares), mas, também, ao expressivo incremento da produtividade (1,14 para 1,73 Mg ha⁻¹). Nas décadas de 1980 e 1990, repetiu-se na região tropical do Brasil o explosivo crescimento da produção de modo semelhante ao ocorrido na década passada na região sul (EMBRAPA SOJA, 2005).

A evolução da área cultivada de soja no mundo cresceu e ainda cresce de forma exponencial, o mesmo acontecendo no Brasil. Segundo dados do USDA (*United States Department of Agriculture*), a produção mundial passou de 197,31 milhões de toneladas na safra 2002/2003, para mais de 217 milhões de toneladas na safra de 2005/2006.

Ao mesmo tempo, o Brasil na safra de 2003/2004 figurava como segundo maior produtor mundial, responsável por 50 das 200 milhões de toneladas produzidas em nível global ou por 25% da safra mundial, como mostra a Figura 1. Em 2003, a produção subiu para 52,5 das 197,31 milhões de toneladas produzidas em nível global, sendo responsável por aproximadamente 27% da safra mundial (EMBRAPA SOJA, 2005).

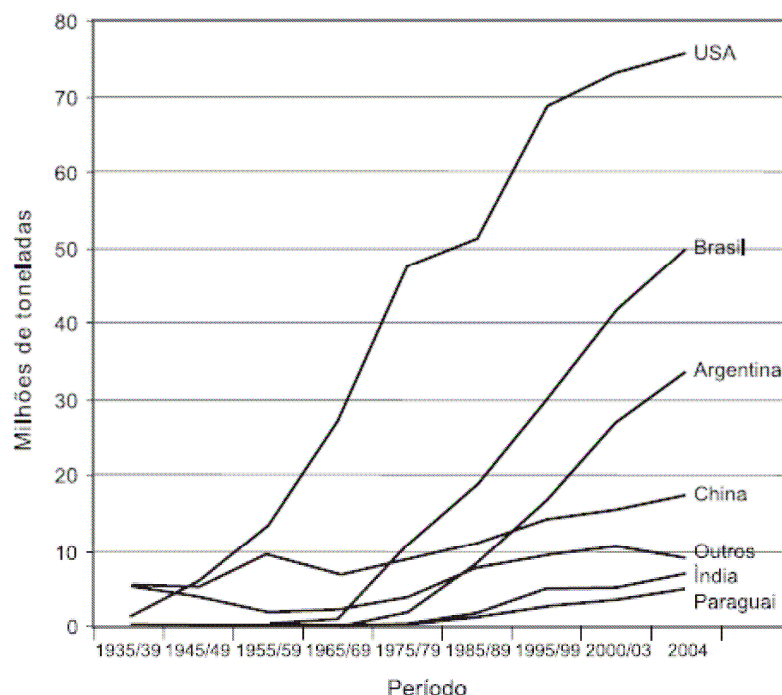


Figura 1. Evolução da cultura da soja no mundo.
 FONTE: Adaptado EMBRAPA SOJA (2005)

Atualmente as projeções do USDA para a safra (2006/2007) apontam que a produção mundial se manteve em torno de 219 milhões de toneladas, sendo que em primeiro lugar em produção vem os Estados Unidos, com 79 milhões, e mantendo-se como segundo maior produtor mundial o Brasil, com 56 milhões de toneladas.

Ao mesmo tempo, a soja é um dos principais produtos da pauta nacional de exportações e a alta competitividade brasileira no mercado mundial está apoiada principalmente na produtividade da cultura. Enquanto a área plantada cresceu 18% na década de 90, o rendimento médio da cultura saltou de 1,74 Mg ha⁻¹ para 2,39 Mg ha⁻¹ no mesmo período. Esse crescimento da produtividade e o aumento da capacidade competitiva da soja brasileira sempre estiveram associados aos avanços científicos e à disponibilização de tecnologias ao setor produtivo (EMBRAPA SOJA, 2005).

2.1.1. A soja no Paraná

A sojicultura no Paraná promoveu expansão significativa das lavouras mecanizadas, trazendo considerável mudança tecnológica, principalmente como reflexo do programa de

manejo e conservação de solos, que visou a sistematização de todas as bacias hidrográficas do estado. O avanço da conservação dos solos, a semeadura direta, que já abrange mais de 80% da área cultivada com soja, a correção dos solos, a manejo de pragas e o uso de sementes fiscalizadas e melhoradas geneticamente pelos órgãos de pesquisa resultaram em significativo ganho de produtividade, passando de médias em torno de $2,1 \text{ Mg ha}^{-1}$, no início da década de 90, para mais de $2,9 \text{ Mg ha}^{-1}$ nos últimos anos (COOPAVEL, 2001).

Conforme COOPAVEL (2001), a produtividade média de soja na região Oeste do Estado, quando as condições climáticas são favoráveis, alcança valores de $3,0 \text{ Mg ha}^{-1}$, porém existem produtores rurais, utilizando técnicas de cultivo e de preservação do meio ambiente, produzindo cerca de $3,5 \text{ Mg ha}^{-1}$ de soja.

Para a safra 2003/2004, o estado brasileiro com maior produção de soja foi o Mato Grosso, com produção de 15 milhões de toneladas na área de 5,3 milhões de hectares. O Paraná, com 10 milhões de toneladas e área cultivada de 3,9 milhões de hectares na referida safra, foi o segundo produtor do grão, seguido pelos Estados de Goiás mais Distrito Federal e Rio Grande do Sul, que tem produções semelhantes, em torno de 5 a 6 milhões de toneladas (EMBRAPA SOJA, 2005). Segundo a CONAB, o Estado do Mato Grosso atualmente ainda é o líder nacional na produção de soja, seguido pelo Estado do Paraná.

Dados da Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Paraná - SEAB e do Departamento de Economia Rural - DERAL, indicam que a safra paranaense de 2003/2004 ocupou uma área de 3,9 milhões de hectares com produção de 10 milhões de toneladas e produtividade média de $2,5 \text{ Mg ha}^{-1}$ (compatível com a norte-americana), concentradas principalmente nas regiões norte (Um milhão de hectares - 27%) e oeste (900 mil hectares - 23%) do estado.

Na Figura 2, apresenta-se o crescimento (evolução) do cultivo da soja no estado do Paraná, desde a década de 60 até ano de 2004.

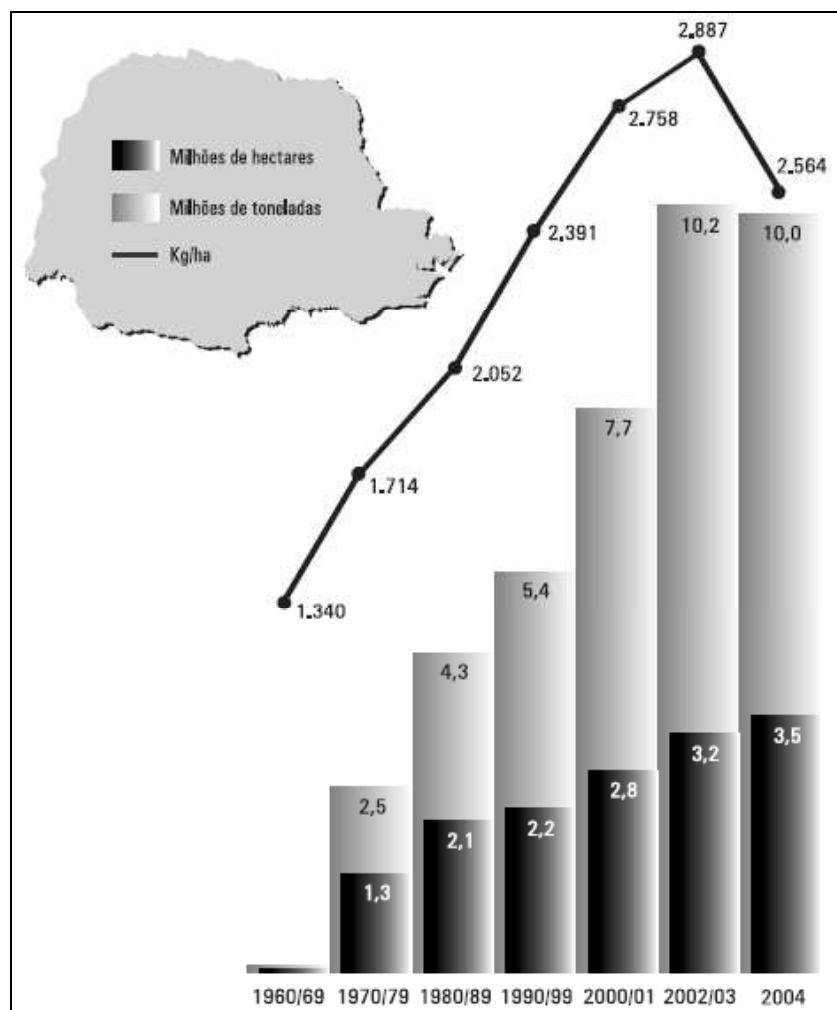


Figura 2. Evolução da área de plantio e da produção da soja no estado do Paraná.
FONTE: Embrapa Soja (2005).

Para a safra 2004/2005, a área semeada no Paraná foi de, aproximadamente, 4,0 milhões de hectares, com uma produção perto de 10 milhões de toneladas, mantendo-se a produtividade de 2,5 Mg ha⁻¹. Sendo que para essa safra a região Oeste foi responsável por 23% da produção do Estado (SEAB/DERAL, 2005). Já na safra 2005/2006 a área plantada foi de 3,8 milhões de hectares com produção de 9,5 milhões de toneladas (SEAB/DERAL, 2006).

Para a safra atual (2006/2007), as estimativas apontaram uma área de 3,95 milhões de hectares semeados, atingindo uma produção recorde de 11,8 milhões de toneladas, com produtividade de cerca de 3,0 Mg ha⁻¹ (SEAB/DERAL, 2007). A grande produtividade dessa última safra está associada à ocorrência de clima favorável ao desenvolvimento da planta

durante toda a safra e ao controle minucioso da doença da ferrugem asiática, efetuado pelos produtores rurais.

2.1.2. Ciclo da soja

A soja, pertencente à família Leguminosa, é uma dicotiledônea tipicamente herbácea, que apresenta grande diversificação genética e morfológica devido ao elevado número de variedades e cultivares, sendo predominantemente utilizada para o processamento do grão em óleo e proteína. O ciclo da soja em geral varia de 75 a 210 dias desde sua germinação até a maturação. Este ciclo pode variar, dependendo principalmente da cultivar, da latitude, da altitude, da pluviosidade, da temperatura e da época de semeadura (MENOSSO, 2000). Os cultivares de soja são classificados como precoce, quando seu ciclo for de 75 a 115 dias, semiprecoce de 116 a 125 dias, ciclo médio de 126 a 137 dias, semitardio de 138 a 150 dias e tardio quando for de mais de 150 dias (FARIAS et al., 2000).

A época de semeadura é um dos fatores que mais influenciam o rendimento das culturas. Como a soja é uma espécie termo e fotossensível, está sujeita a alterações fisiológicas e morfológicas quando as suas exigências, nesse sentido, não são satisfeitas. A época de semeadura determina a variação dos fatores climáticos limitantes. Dessa maneira, semear em épocas inadequadas afeta o porte, o ciclo e o rendimento das plantas e contribuir para o aumento das perdas na colheita. Todas essas características também estão associadas com a população de plantas, a cultivar utilizada e a fertilidade do solo (EMBRAPA SOJA, 2005).

Pelas recomendações da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – Embrapa, mais especificamente da Unidade da Embrapa Soja localizada na cidade de Londrina - PR, a época de semeadura indicada, para a maioria dos cultivares, estende-se do dia 15 de outubro a 15 de dezembro. Entretanto, cita-se que os melhores resultados, para rendimento, são obtidos nas semeaduras realizadas de final de outubro a final de novembro (EMBRAPA SOJA, 2005).

2.1.3. Exigências da planta

Na prática, o crescimento, desenvolvimento e rendimento da soja resultam da interação entre o potencial genético de um determinado cultivar com o ambiente. Existe

interação perfeita entre a planta de soja e o ambiente, de maneira que, quando ocorrem mudanças no ambiente, também ocorrem alterações no desenvolvimento da planta. Em condições de campo, a natureza proporciona a maior parte das influências ambientais sobre o desenvolvimento e rendimento da soja (FEHR e CAVINESS, 1981).

A disponibilidade de água é a exigência mais expressiva para a cultura da soja. É importante principalmente em dois períodos de seu desenvolvimento, germinação (emergência) e floração (enchimento de grãos). No primeiro período, tanto os excessos como as insuficiências de água são prejudiciais à obtenção de boa uniformidade na população de plantas. A semente de soja necessita absorver, no mínimo, 50% de seu peso em água para assegurar uma boa germinação. A necessidade de água da cultura da soja vai aumentando com o desenvolvimento da planta, atingindo o máximo (7 a 8 mm/dia) durante a floração (enchimento de grãos), decrescendo após esse período. As insuficiências hídricas expressivas durante esse período causam geralmente alterações fisiológicas na planta, como o fechamento estomático e o enrolamento de folhas, que tem como consequência, a queda prematura das folhas, flores e vagens, resultando na redução do rendimento (EMBRAPA SOJA, 2005).

Se as densidades de plantas forem adequadas, o rendimento (peso total de sementes) pode ser dividido em três componentes: o número total de vagens produzidas por planta, o número de sementes produzidas por vagem e o peso por semente (tamanho da semente). Aumentos ou decréscimos de rendimento podem ser justificados pelo aumento ou diminuição de um ou mais desses três componentes. Geralmente, a maioria dos ganhos na produção resulta de aumentos no número total de vagens por planta, principalmente quando se obtêm maiores rendimentos. Os limites superiores para o número de sementes por vagem e tamanho da semente são definidos geneticamente, porém, esses dois componentes ainda podem variar o suficiente para produzir aumentos consideráveis de rendimento (FEHR e CAVINESS, 1981).

Condições estressantes, como temperatura alta ou deficiência de umidade, reduzem o rendimento devido à diminuição em um ou mais dos componentes. As reduções em um dos componentes de produção da planta, porém, podem ser compensadas por outro componente. Assim, as produções não são alteradas significativamente. O componente do rendimento da planta que será reduzido ou aumentado depende do estágio reprodutivo em que a soja se encontra quando ocorre o estresse. Conforme a planta de soja se desenvolve, no período entre o estágio de início do florescimento ao enchimento das sementes diminui a habilidade da

planta para compensar as perdas decorrentes de uma condição de estresse, aumentando assim o potencial de redução da produção causada pelo estresse (FEHR e CAVINESS, 1981).

2.1.4. Biomassa e estádios de desenvolvimento da soja

A produção agrícola por unidade de área de culturas está relacionada com parâmetros fisiológicos importantes da planta, tais como: taxa de crescimento da cultura, índice de área foliar - IAF e produção de matéria seca.

O crescimento e o desenvolvimento da soja são medidos pela quantidade de massa seca (matéria seca) acumulada na planta. Com exceção da água, a massa seca consiste em tudo que se encontra na planta, incluindo carboidratos, proteínas, lipídeos e nutrientes minerais. A planta de soja produz a maior parte da sua massa seca por meio de um processo único, denominado fotossíntese. A biomassa é avaliada pela taxa de incremento de matéria seca nas partes vegetativas (folhas, pecíolos e ramos). Essa taxa é pequena no início, aumentando com o desenvolvimento dos estádios vegetativos da cultura. É o acúmulo de matéria seca nas sementes que determina o rendimento da cultura, de modo que a biomassa, em determinados estádios de desenvolvimento, pode se constituir em um bom indicador do rendimento da cultura (FEHR e CAVINESS, 1981).

O desenvolvimento da cultura da soja se divide em dois estádios ou fases de desenvolvimento: vegetativo (V) e reprodutivo (R). Subdivisões do estágio vegetativo são designadas numericamente como V1, V2, V3 até Vn, menos os dois primeiros estádios que são designados como VE -emergência e VC - estágio de cotilédones. O último estágio vegetativo é designado como Vn, onde “n” representa o número do último nó vegetativo formado por um cultivar específico. O estágio reprodutivo apresenta oito subdivisões (ALVARES FILHO, 1988). As identificações e as simbologias dos estádios fenológicos estão apresentados na Tabela 1.

A soja é uma planta epigênia e, sob condições favoráveis (25 a 30° C), os cotilédones emergem após 3 a 4 dias do plantio. Um dia depois, aparecem as folhas unifoliadas que estarão totalmente expandidas do quinto ao sétimo dia, e as primeiras folhas trifoliadas aparecerão no 11° dia (SHIBLES et al., 1978).

Tabela 1: Estádios de desenvolvimento da cultura da soja e suas identificações

Estádio Vegetativo		
Símbolo	Denominação	Descrição
VE	Emergência	Os cotilédones estão acima da superfície do solo
VC	Cotilédone desenvolvido	As margens das folhas unifoliadas e opostas não se tocam.
V ₁	Primeiro nó	Folhas unifoliadas desenvolvidas.
V ₂	Segundo nó	Folhas trifoliadas completamente desenvolvidas no nó acima das folhas unifoliadas.
V ₃	Terceiro nó	Três nós sobre a haste principal com folhas completamente desenvolvidas, iniciando-se com nós das folhas unifoliadas.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
V _n	Enésimo nó	“n” números de nós sobre a haste principal com folhas completamente desenvolvidas, iniciando-se com nós das folhas unifoliadas.
Estádio Reprodutivo		
Símbolo	Denominação	Descrição
R ₁	Início do florescimento	Uma flor aberta em qualquer nó da haste principal
R ₂	Pleno florescimento	Uma flor aberta no último nó da haste principal, com folha completamente desenvolvida.
R ₃	Início da formação das vagens	Vagem com 0,5 cm de comprimento desenvolve-se em um dos quatro últimos nós da haste principal, com folha completamente desenvolvida.
R ₄	Plena formação das vagens	Vagem com 2,0 cm de comprimento desenvolve-se em um dos quatro últimos nós do caule com folha completamente desenvolvida.
R ₅	Início do enchimento das sementes	Semente com 3 mm de comprimento em uma vagem, localizada em um dos quatro últimos nós da haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R ₆	Pleno enchimento das vagens	Vagem contendo semente verde que preencha a sua cavidade, localizada em um dos quatro últimos nós da haste principal, com a folha completamente desenvolvida.
R ₇	Maturação fisiológica	Uma vagem normal sobre a haste principal que tenha atingido a cor da vagem madura.
R ₈	Maturação plena (colheita)	95% das vagens atingindo a cor de vagem madura.

FONTE: Adaptado ALVARES FILHO (1988).

As plantas atingem de 75 a 125 cm de altura e possuem de 14 a 26 nós. No primeiro nó estão os cotilédones, o segundo nó com as folhas opostas unifoliadas e os seguintes com as

folhas trifoliadas alternadas. Depois de um crescimento inicial, a produção foliar aumenta rapidamente, atingindo o máximo de Índice de Área Foliar (IAF) de 5 a 8. Depois o IAF declina por causa da abscisão foliar para valores de 4 a 6, próximo à maturidade fisiológica. (FEHR e CAVINESS, 1981).

Os estádios R (reprodutivos) são divididos em quatro partes: R1 e R2 descrevem o florescimento; R3 e R4, o desenvolvimento da vagem; R5 e R6, o desenvolvimento da semente e R7 e R8, a maturação da planta. O crescimento V (vegetativo) e a produção de novos nós continuam durante alguns estádios reprodutivos, de modo que, nestes, os estádios de R1 a R6 descrevem melhor o desenvolvimento da planta. A partir dos estádios R3 e R5 há uma gradativa transferência de matéria seca das partes vegetativas da planta para as vagens e grãos em formação. No estágio R6, a semente está com aproximadamente 80% de sua matéria seca total (FEHR e CAVINESS, 1981).

Uma aproximação dos períodos (dias) de desenvolvimento da planta da soja nos respectivos estádios vegetativos e reprodutivos está demonstrada na Figura 3. Já na Figura 4 são apresentadas as imagens da planta da soja em pleno desenvolvimento, nos respectivos estádios vegetativos e reprodutivos.

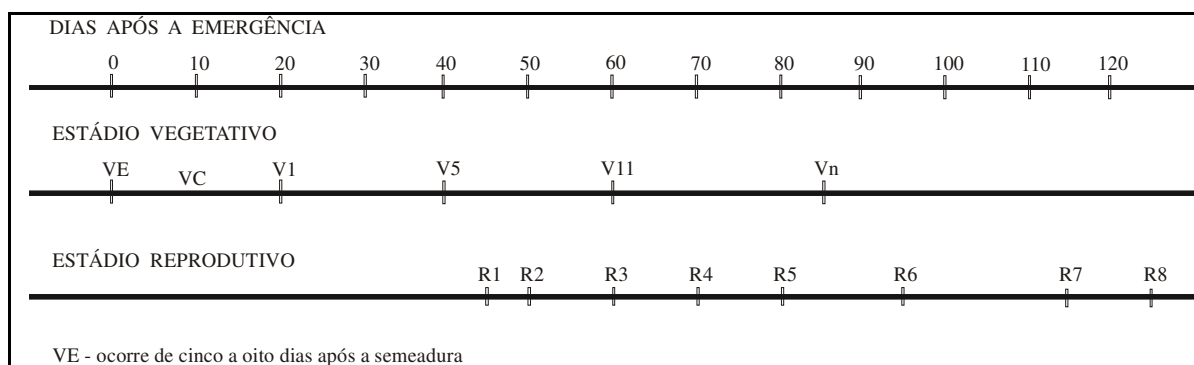


Figura 3. Períodos contados em dias, dos estádios vegetativos e reprodutivos da soja.

FONTE: Adaptada Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fósforo – ABPPF (2004).

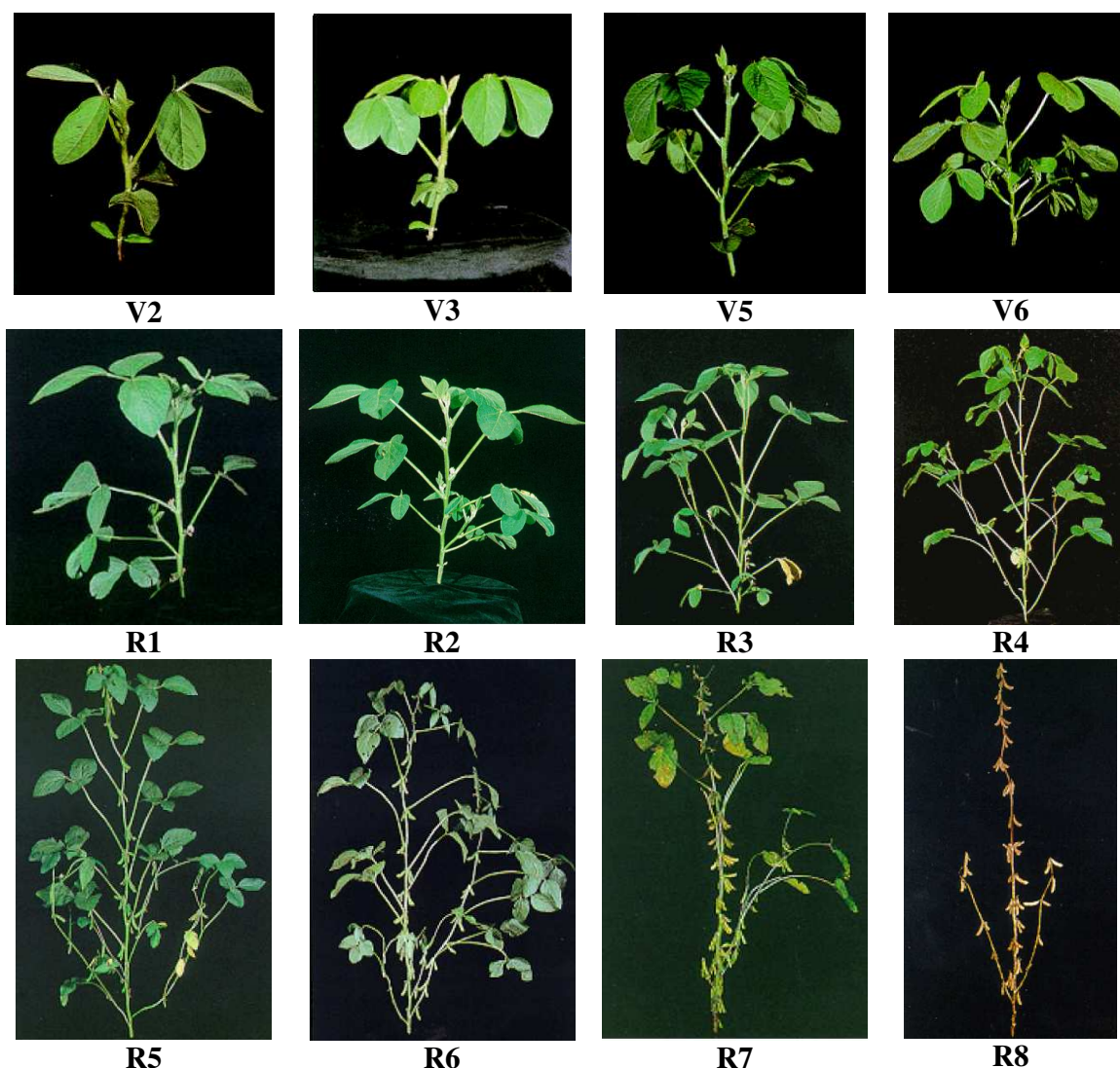


Figura 4. Planta da soja em estádios vegetativos e reprodutivos de seu desenvolvimento.
 FONTE: Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato – ABPPF (2004).

2.2. Acompanhamento de culturas agrícolas

Em muitos países, as estimativas referentes as culturas constituem hoje em dia o meio mais importante de servir a agricultura. Instituições públicas, empresas agrícolas e outras entidades de planejamento necessitam saber, por exemplo, as datas previstas de ocorrência das fases fenológicas das culturas (estádios de desenvolvimento), assim como o acompanhamento do clima (períodos de estiagem ou chuva), com o objetivo de adotar medidas adequadas de cultivo e de políticas de apoio e organização agrícola.

Necessitam saber, também, as datas previstas de maturação e colheita, bem como os rendimentos esperados, com a finalidade de preparar antecipadamente a maquinaria necessária, mão-de-obra disponível, armazenagem, transporte e comercialização, inclusive o planejamento das importações e exportações.

Em países onde a agricultura se apresenta como um importante suporte para a economia, é fundamental a existência de um sistema eficiente de estimativa da produção. Um sistema eficiente de previsão de safras fornece aos governos uma visão futura da estimativa da produção no âmbito Municipal, Estadual e Federal e, com isso, permite controlar ou, na maioria das vezes, contornar as especulações de oscilação de preços dos produtos agrícolas no período de entressafras (MOURA, 2000).

Segundo VICENTE et al. (1990), as estimativas de produção têm como finalidade principal subsidiar os formuladores de políticas e os tomadores de decisão do setor privado ligados às atividades agrícolas.

Estimativas da produção obtidas com suficiente antecipação à época de colheita das culturas e com exatidão aceitável, justificam-se para o planejamento das exportações e importações agrícolas e para auxílio na tomada de decisões relacionadas ao abastecimento do mercado interno (IPPOLITO-RAMILO et al., 1999).

PINO (1999) descreve que os países que pretendem ter pleno desenvolvimento dentro do novo contexto mundial de economia globalizada e dos fortes blocos econômicos, precisam contar com excelentes informações agrícolas, não somente sobre si mesmo, mas sobre os demais países do próprio bloco e fora dele. Deverão contar, acima de tudo, com previsões de safras eficazes e com rápida percepção das mudanças que eventualmente possam ocorrer, por mais sutis que pareçam.

2.2.1. Acompanhamento da produção em âmbito nacional

O modo atual de acompanhamento da produção, de abrangência nacional ou regional, é feito utilizando informações municipais obtidas por meio de levantamentos subjetivos, baseados nas opiniões de agentes relacionados ao setor agrícola (PREVISÕES, 1998).

O IBGE tem mantido um Levantamento Sistemático da Produção Agropecuária (LSPA), com dados obtidos por consulta a especialistas, por município, como um censo

agropecuário, de periodicidade variável, com informação colhida por meio de entrevistas por estabelecimento rural. Os dados coletados seguindo esses procedimentos não permitem a realização de avaliações estatísticas ou de estimativas da precisão dos resultados.

A CONAB faz as estimativas e acompanhamento da produção com levantamentos realizados por técnicos em forma de amostragem pré-estabelecida nos municípios que sejam representativos das culturas em cada região do Brasil. Esse levantamento é feito por meio de entrevistas e questionários junto aos agrônomos e técnicos de cooperativas, às secretarias da agricultura, aos órgãos de assistência técnica e extensão rural (oficiais e privados) e aos agentes financeiros, onde são levantados por seis vezes durante o ano agrícola dados como: intenções de plantio e colheita (CONAB, 2004).

No estado do Paraná, a SEAB através do DERAL promove o acompanhamento e estimativa da produção das seguintes maneiras: - pelo método subjetivo, pelo qual se efetua levantamento quinzenal de informação sobre as safras agrícolas (área, produção, produtividade). Por ser método de caráter subjetivo, as informações são construídas a partir de uma base anterior, considerando indicadores como ânimo dos agricultores, venda de insumos (sementes, fertilizantes, etc.), além de demanda por crédito, clima etc., com visitas a propriedades rurais além de realização de reuniões nos municípios produtores. E pelo método objetivo, pelo qual se realizam três pesquisas anuais, por amostragem, visando a avaliação/previsão de plantios de verão e inverno. O objetivo é dotar os mercados, o governo, os produtores e os agentes de comercialização de informações sobre o exato tamanho da produção paranaense, desde o pré-plantio até a comercialização, confirmando a transparência do mercado como forma de auxiliar nas decisões comerciais e definições políticas (SEAB/DERAL, 2005).

Dessa maneira, fica evidente a necessidade do uso de pesquisas mais objetivas na previsão de safras no país. Os recursos oferecidos pelas tecnologias do Geoprocessamento podem contribuir para aumentar a eficiência e a dinâmica das estimativas da produção agrícola tanto no nível regional quanto no nacional. A estimativa da produção pressupõe o conhecimento de dois componentes, quais sejam: a área cultivada e o rendimento por unidade de área. O levantamento da área cultivada pode ser baseado em imagens de satélite, mas o grande desafio para fins de estimativa da produção reside em desenvolver uma rotina de

análise sistemática e sincronizada com o cronograma dos levantamentos oficiais (IPPOLITO-RAMILO et al., 1999).

Os trabalhos realizados em âmbito nacional, utilizando-se das técnicas de Geoprocessamento, visam acima de tudo proporcionar subsídios e dados para o desenvolvimento e/ou alimentação de modelos para as estimativas e acompanhamento da produção.

Segundo MOURA (2000) as estimativas das áreas destinadas às culturas de verão (ADCV) e das áreas plantadas por cultura por município (APPCM) estão entre as principais variáveis envolvidas na estimativa da produção usando sensoriamento remoto.

Na região sul do país, citam-se as pesquisas desenvolvidas por SUGAWARA (2001) e SUGAWARA BERKA et al. (2003), nas quais o objetivo foi desenvolver um modelo para o acompanhamento e estimativa da produtividade da cultura da soja em um sistema de informações geográficas (SIG) a partir de um modelo agrometeorológico pontual e imagens do sensor NOAA-AVHRR. A área de estudo foi o Estado do Paraná e as estimativas foram geradas, em nível municipal, para os anos-safra de 1996/97, 1997/98 e 1998/99. Foram utilizados mosaicos quinzenais de imagens NOAA-AVHRR, transformados em imagens NDVI, utilizados como componente espectral no modelo agrometeorológico, visando estimar IAF. Os resultados das estimativas obtidos pelo modelo foram comparados com os dados da SEAB em nível municipal. Observou-se que para a primeira safra o modelo subestimou a produtividade em relação à estimativa da SEAB em $0,059 \text{ Mg ha}^{-1}$, na segunda safra não houve diferença significativa e na terceira safra houve uma superestimação por parte do modelo de $0,192 \text{ Mg ha}^{-1}$. Esses resultados, demonstram que o modelo foi bastante satisfatório na estimativa da produtividade de soja, entretanto requer alguns ajustes. As imagens do NOAA-AVHRR não se mostraram satisfatórias para estimar o IAF, de tal forma que foi utilizado dados da literatura para estimar este parâmetro dentro do cálculo da produtividade.

Muitos autores utilizaram o sensoriamento remoto como forma de levantar dados e validar técnicas, na busca de gerar ferramentas para dar suporte ao acompanhamento e estimativa da produção de culturas. Entre eles pode ser citado o de IPPOLITO-RAMILO et al. (1999), que desenvolveram uma metodologia baseada em imagens do satélite Landsat 5/TM adquiridas no período do inverno e primavera visando a estimativa da área destinada ao cultivo das culturas de verão. Foram utilizadas imagens de junho, setembro e outubro de 1997,

nas quais se fizeram os processamentos de retificação radiométrica e geração do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI). Após uma avaliação do calendário agrícola da região e das classificações multitemporais das imagens NDVI, auxiliadas pela classificação unitemporal da imagem de junho, foram definidas as áreas das diversas classes de uso para o verão. Os resultados obtidos pela aplicação da metodologia de classificação revelaram grandes discrepâncias, quando comparados com os dados obtidos de maneira tradicional. Para a cultura de cana-de-açúcar, a classificação digital de maneira geral subestimou as áreas, enquanto que para as culturas anuais, as áreas foram superestimadas. Porém, os trabalhos de campo permitiram a constatação, in loco, de que as avaliações feitas com imagens de satélite aproximavam-se mais da realidade do que o levantamento tradicional. Os autores relatam ainda, que o refinamento de metodologias utilizando imagens de satélite poderá servir como um complemento importante para eventuais sistemas de estimativas da produção agrícola adotada no país.

Cita-se ainda o trabalho de GURTLE (2003), que desenvolveu uma pesquisa com o objetivo de criar uma metodologia baseada em um banco de dados geográficos relacional, para gerar estimativas objetivas e mais precisas de área agrícola para as culturas de soja, milho e cana-de-açúcar. Foram utilizadas imagens do Landsat 5/TM nas safras 2000, 2001 e 2002. As estimativas de áreas das culturas obtidas com a metodologia formulada foram comparadas com os dados oficiais do IBGE, encontrando-se discrepâncias de no máximo 18 %. MELLO et al. (2003) realizaram um trabalho com modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento da soja para o estado do Rio Grande do Sul. Para o termo agrometeorológico foram utilizados dados das estações meteorológicas e para o termo espectral, os dados do índice de vegetação NDVI. O modelo apresentou um coeficiente de determinação de 91% e a validação, por meio de dados de rendimento da soja obtidos do IBGE, apresentou um coeficiente de determinação de 88%.

2.3. Os sensores remotos orbitais TM e MODIS

CAMPBELL (1987) define sensoriamento remoto como a ciência que obtém informações da superfície da terra à distância, através de imagens. A obtenção dessas

informações geralmente depende da energia eletromagnética emitida ou refletida pelos alvos de interesse.

A imagem digital é, portanto, uma função bidimensional da intensidade de energia eletromagnética refletida – ou emitida, no caso das bandas termais, e a área imageada, senso representada por uma matriz $f(x, y)$, onde os valores de f são resultantes da intensidade (brilho) dos materiais da área correspondente ao *pixel* de coordenada (x, y) (CRÓSTA, 1992).

As características do solo e da planta podem ser correlacionadas com a resposta espectral registrada em imagens provenientes de sensores remotos. Essas imagens podem ser poderosas ferramentas que permitem, em conjunto com a interpolação dos parâmetros de amostras das variáveis da planta e do solo coletadas em campo, gerar modelos de interpretação de maneira a se produzir mapas dessas variáveis, os quais formam a base para a definição de tratamentos culturais, aplicações diferenciadas de insumos, além, de se poder realizar estimativas da produção a ser alcançada. Fotografias aéreas, imagens de videografia e imagens de satélite são as ferramentas empregadas com estes objetivos.

2.3.1. Sensor TM

As imagens adquiridas pelo sensor TM (*Thematic Mapper*) a bordo dos satélites Landsat 4 e 5 foram sem dúvida as mais utilizadas em pesquisas envolvendo a atividade agrícola. Sua resolução espacial (30 metros) permite a delimitação dos talhões agrícolas de grandes culturas e outros alvos. O satélite Landsat 5/TM, em operação desde março de 1984, gera imagens com qualidade até os dias atuais, possui uma resolução radiométrica de 8 bits, possuindo 7 bandas espectrais, sendo 3 na porção do visível, 3 na porção do infravermelho próximo e médio e 1 na porção do infravermelho termal (USGS, 2004). No intuito de substituir o Landsat 5/TM foi lançado em 05 de outubro de 1993 o satélite Landsat 6/ETM (*Enhanced Thematic Mapper*). Contudo, esse satélite falhou ao atingir a órbita final e não chegou a operar (NASA, 2004). Com o lançamento do satélite Landsat 7/ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper plus*) em 15 de abril de 1999, entrou em operação com características semelhantes ao Landsat 5/TM, possuindo ainda uma banda pancromática com resolução espacial de 15 x 15 m e alteração da resolução espacial da banda termal de 120 x 120 m para

60 x 60 m, além de um sofisticado sistema de calibração a bordo (LANDSAT, 2004). O Landsat 7/ETM⁺ parou de operar por problemas técnicos em maio de 2003.

A grande vantagem oferecida pela utilização das imagens desses satélites é a alta disponibilidade mundial de seus produtos, o que resulta em um considerável acervo de trabalhos técnicos e científicos, que serve de base para comparações e discussões no âmbito da pesquisa e da aplicação.

Nesse contexto, a utilização de dados orbitais de satélites como o Landsat 5/TM se justifica para pesquisas direcionadas à agricultura, devido à facilidade na aquisição das imagens e aos bons resultados obtidos por inúmeros trabalhos já realizados. Atualmente, dentre suas diversas aplicações, pode-se citar a identificação de culturas agrícolas e suas respectivas áreas cultivadas (EPIPHANIO et al., 1990; BATISTA et al., 1990; TARDIN et al., 1992, PRICE et al., 2001), o auxílio no monitoramento de deficiências hídrica e nutricional (DEMETRIADES-SHAH e COURT, 1987; HINZMAN et al., 1986) e na estimativa de produção (PINTER et al. 1981; RUDORFF, 1985; RUDORFF e BATISTA, 1988; LIU e KOGAN, 2002; XIN et al., 2002).

2.3.2. Sensor MODIS

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

O MODIS é um sensor de 12 bits de quantização, que possui 36 bandas espectrais, centradas desde o visível até o infravermelho termal, sendo algumas bandas muito interessantes para monitoramento da atividade agrícola. Este sensor possui resolução espacial de 250 metros nas duas primeiras bandas (vermelho e infravermelho próximo), 500 metros nas bandas 3 a 7 e 1.000 metros nas demais 29 bandas. Estas estão posicionadas a partir do comprimento de onda de 0,405 até 14,385 μm , com largura variando entre 0,1 e 0,5 μm (MODIS, 2005).

O sensor MODIS possui algumas bandas que visam, principalmente, fornecer informações para promover a correção dos efeitos atmosféricos, conforme descrito em VERMOTE e VERMEULEN (1999).

As características do MODIS são muito apropriadas no que se refere à resolução temporal, pois, em função da larga faixa imageada em cada período orbital do satélite (2.330 km), o MODIS adquire imagens diariamente de, praticamente, toda a superfície terrestre. Isso permite a geração de imagens livres de cobertura de nuvens por meio da composição de várias imagens de um determinado período, por exemplo, 16 dias. Sendo que, as imagens são disponibilizadas com correções atmosféricas e geométricas previamente realizadas, estando prontamente utilizáveis sem a necessidade de georreferenciamento adicional (MODIS, 2005).

Outra característica particular às imagens do sensor MODIS é que o EOS as disponibiliza sob a forma de produtos direcionados a aplicações específicas, divididas em Terrestres, Oceânicas e Atmosféricas. Em relação às aplicações terrestres, dois produtos são particularmente interessantes ao monitoramento da atividade agrícola, sendo eles o MOD13Q1 e o MOD15A2. O primeiro é um produto contendo composições de imagens de 16 dias sob a forma dos índices de vegetação (NDVI e EVI), além da refletância de superfície correspondente às bandas do azul, vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, em uma resolução espacial de 250 metros (neste caso, as bandas do azul e infravermelho médio, originalmente obtidas com 500 m de resolução espacial, são reamostradas para 250 m). Para cada ponto da imagem, o algoritmo seleciona o pixel de melhor qualidade em relação à geometria de visada e interferência atmosférica dentre todas as passagens do período, que é então utilizado na geração das imagens compostas (HUETE et al., 1999).

Quanto às aplicações atmosféricas, VERMOTE e VERMEULEN (1999) descrevem que a recuperação de dados atmosféricos do espaço é realidade graças ao sensor MODIS, pois bandas espectrais foram incluídas neste sensor para aperfeiçoar a caracterização da atmosfera e permitir ao mesmo tempo, a remoção dos efeitos atmosféricos nas observações de superfície e o fornecimento de medições de atributos atmosféricos.

O produto MODIS para a recuperação da quantidade de água da atmosfera e de ozônio é denominado MOD07 e consiste na quantidade de vapor d'água sobre áreas limpas, ou seja, livre de contaminação por nuvens. Estreitas larguras de banda dos canais de refletância evitam sobreposição com as bandas de absorção de vapor d'água em todas as

bandas de 0,659 μm e 2,1 μm (VERMOTE e VERMEULEN, 1999). O algoritmo de recuperação está baseado nas observações da atenuação do vapor d'água na refletância IVP (Infravermelho próximo). Os valores da coluna de vapor d'água recuperados pelo MODIS podem ser obtidos com erros entre 5 % a 10% (GAO e KAUFMAN, 2003).

As medidas espectrais do MODIS também podem recuperar espessura óptica de aerossóis e parâmetros de tamanhos desses aerossóis sobre a terra e o oceano, com resolução espacial de 10 km. Algumas características espectrais, como a disponibilidade de sete canais no intervalo espectral de 0,41-2,1 μm habilita a recuperação da espessura óptica do aerossol (VERMOTE e VERMEULEN, 1999).

REMER et al. (2004), comparando os aerossóis recuperados por meio do sensor MODIS com medições terrestres coletadas pela rede AERONET (*Aerossol Robotic Network*), afirma que os parâmetros da espessura óptica sobre áreas terrestres do MODIS projetam incertezas de acordo com os parâmetros de pré-lançamento. Entretanto, os maiores erros referem-se às áreas com valores de aerossóis muito altos e de magnitudes significativamente diferentes, ou seja, lugares que não são comuns de ocorrerem na superfície terrestre.

Em resumo, os produtos gerados a partir das imagens do sensor MODIS possuem características radiométricas, geométricas, espaciais e de atenuação dos efeitos atmosféricos, podendo ser então, utilizadas em pesquisas objetivando o monitoramento da vegetação em escala regional e estadual (LIU e KOGAN, 2002; MELLO et al., 2003).

A disponibilidade gratuita e imediata desses produtos abre novas possibilidades para a incorporação dos dados de sensoriamento remoto em metodologias de acompanhamento da produção agrícola em escalas regionais e nacionais.

2.4. Monitoramento espectral de culturas agrícolas

Culturas agrícolas de curto período de desenvolvimento apresentam grandes modificações na quantidade de material vegetal contido no dossel da plantação durante o seu ciclo fenológico, ocorrendo diferenças nas possíveis interações da radiação eletromagnética com a cultura (absorção, transmissão ou emissão e reflexão), tornando possível monitorá-las, ou seja, registrar informações dessas culturas por meio de sensores remotos (FORMAGGIO, 1989).

Para FORMAGGIO (1989) a extensão do ciclo de uma cultura pode simplesmente ser subdividida em três fases fenológicas: Na primeira, ainda ocorre o domínio do solo nas interações com a radiação eletromagnética, fase que envolve o plantio, a germinação e o desenvolvimento inicial, onde a cultura recobre pouca porcentagem da superfície do solo. Na segunda, ocorre o domínio da cobertura verde nas interações com a radiação eletromagnética e neste ponto já se pode considerar formado o dossel da lavoura. Nessa fase, ocorre o florescimento e a formação dos grãos. Na terceira fase, dá-se a maturação e a senescência, com o secamento e a queda acentuada das folhas, voltando a expor grande porcentagem do solo e, assim, ocorre o domínio conjugado da vegetação seca e do solo exposto. Logicamente, que cada cultura tem características próprias no decorrer do seu ciclo biológico, ocorrendo diferenças nos períodos de ocorrência das três fases fenológicas. Isso ocorre, em função da dinâmica de desenvolvimento, ou em relação a aspectos da arquitetura, ou ainda, em função dos aspectos dos tratos culturais específicos de cada cultura.

Os fatores da estrutura do dossel, como a densidade de plantio e a arquitetura das plantas, juntamente com o solo e os aspectos de geometria de iluminação e visada da cena, têm sido citados como os principais influenciadores na resposta espectral dos dosséis vegetais (JACKSON et al., 1990). KOLLENKARK et al. (1982) afirmam que dados multiespectrais coletados sobre alvos vegetais, representam uma mistura complexa das contribuições espectrais das plantas individuais, da sombra e do solo.

A estrutura do dossel vegetal é um dos principais determinantes do seu comportamento espectral (KIMES e KIRCHNER, 1983). Os autores afirmam que a estrutura do dossel pode ser matematicamente descrita por parâmetros biofísicos, tais como: a distribuição das plantas no terreno, o índice de área foliar, a densidade espacial foliar e a distribuição angular das folhas (azimutal e de inclinação). Todos estes parâmetros estruturais variam temporal e espacialmente com o tipo de vegetação, com o estágio de desenvolvimento e com as condições da cultura.

Nas culturas, da fase inicial de seu crescimento até o estágio de completa interceptação da radiação pelas folhas, a taxa de produção de fotossintetizados aumenta até um valor máximo em função do índice de área foliar - IAF. Teoricamente, quanto mais rapidamente a cultura atingir o IAF máximo e quanto mais tempo a área foliar permanecer ativa, maior será a produtividade da cultura. Segundo ASRAR et al. (1985), o IAF é um

importante parâmetro do dossel vegetal. A magnitude e a duração do IAF estão fortemente relacionadas com a capacidade do dossel em interceptar radiação fotossinteticamente ativa; portanto, o IAF está correlacionado com a fotossíntese do dossel e com o acúmulo de matéria seca, em situações onde não predominam o estresse (água, doenças, pragas, etc.).

Segundo HOLBEN et al. (1980), a porcentagem de cobertura vegetal tem sido considerada como um indicador das condições do dossel. Entretanto, estes autores avaliaram as relações entre as variáveis espectrais e a cobertura vegetal numa plantação de soja com alta densidade foliar e encontraram baixa relação, tanto para a razão entre o infravermelho próximo e o vermelho (IVP/V), como para IAF. Uma vez ocorrido o fechamento do dossel (100% de cobertura vegetal), a cobertura vegetal não poderia, por definição, continuar aumentando, embora as plantas de soja continuassem a produzir folhas verdes. Entretanto, o IAF mostrou um aumento na produção foliar e a razão IVP/V foi sensível a isto. Portanto, os autores concluíram que a porcentagem de cobertura vegetal é uma escolha pouco adequada para quantificar as condições do dossel “*in situ*” para a cultura da soja.

TUCKER (1979) assinalou que a resposta típica das plantações começa a aparecer quando a cobertura vegetal atinge 30 a 35 % para a soja e entre 20 e 25 % para o milho. Deste ponto em diante, os valores crescem até que os respectivos dosséis atingem a cobertura máxima (porcentagem máxima de cobertura correspondente aos máximos valores das variáveis espectrais). Quando se inicia o processo de senescência, os valores espectrais e a cobertura vegetal também começam a decrescer.

Espaçamento, data de plantio e tratos culturais para a soja são fatores responsáveis por influenciar na porcentagem de cobertura, fitomassa e no estágio de desenvolvimento da cultura; variação nestes parâmetros agrônômicos pode ser manifestada na refletância do dossel (KOLLENKARK et al., 1982).

As medidas de radiância no vermelho exibem relação inversa com a biomassa verde (elevada absorção de energia na banda do vermelho pela clorofila das plantas), enquanto, a radiância no infravermelho próximo exhibe uma relação direta (pequena absorção de energia e elevado espalhamento intra e interfoliar, dependente da quantidade de folha existente na planta e de sua distribuição). De acordo com TUCKER (1979) essas observações sugerem que, sensores montados em aviões ou em satélites, podem fornecer medidas espectrais que são relacionadas fortemente à quantidade de biomassa ou IAF.

Segundo MA et al. (2001), as técnicas de sensoriamento remoto, em particular a refletância multiespectral do visível e do infravermelho, podem proporcionar dados para realizar correlações entre a refletância do dossel da planta e a biomassa existente acima do solo, que podem vir a ser usadas para obter estimativas do rendimento das culturas.

Diversos estudos foram realizados para explorar as relações existentes entre as propriedades biofísicas e químicas da vegetação e as propriedades da refletância espectral, como os realizados por PETERSON et al. (1988). A prática mais comum tem sido o uso de índices de vegetação, principalmente o NDVI, que relaciona a característica de absorção de clorofila na banda do vermelho com a estrutura interna da folha relacionada no infravermelho próximo. Este índice tem sido amplamente usado para estimar porcentagem de cobertura e/ou IAF (BLACKBURN, 1998).

HOLBEN et al. (1980) realizaram um experimento onde foram coletados dados nas bandas espectrais do vermelho (0,63 – 0,69 nm) e infravermelho (0,775 – 0,825 nm) de um campo com soja em um solo arenoso. Os dados de radiância foram usados para obter a razão simples e a diferença normalizada que apresentaram correlação com a biomassa e IAF (o coeficiente de correlação apresentou-se com valor acima de 0,8). O relacionamento do IAF com a razão simples indicou uma tendência linear, enquanto que a relação entre IAF e diferença normalizada apresentou-se não-linear.

TURNER et al. (1999) desenvolveram trabalho utilizando imagens de satélite (Landsat 5/TM), onde determinaram e correlacionaram o IAF com os índices de vegetação espectrais - IVEs (NDVI, SR e SAVI). Os coeficientes de correlações determinados apresentaram valores entre 0,51 a 0,74. Os autores comentam que as correlações empíricas encontradas entre IAF – IVEs utilizando sensores a bordo de satélites - como no LANDSAT o sensor TM - oferecem uma boa oportunidade para mensurar a variabilidade da biomassa da cultura, por meio do desenvolvimento de mapas de superfície dos IAF.

LENNEY et al. (1996) promoveram um estudo com imagens multitemporais do NDVI derivadas de 10 imagens do satélite Landsat 5/TM, que datam de 1984 a 1993, para avaliar o estado das áreas agrícolas na região do Delta do Nilo no Egito. Os resultados indicaram que as imagens multitemporais foram viáveis para identificar e monitorar o estado das áreas de agricultura na região. Os métodos baseados nas características de imagens

multitemporais de NDVI, foram bem sucedidos para distinguir áreas de terras mais produtivas das áreas pouca ou não produtivas.

OGURO et al. (2003) pesquisaram a aplicação de dados multitemporais adquiridos com os satélites Landsat 5/TM e 7/ETM+ no monitoramento de campos de arroz. Os dados das imagens dos satélites foram comparados com dados obtidos no campo com um radiômetro multiespectral, por meio dos índices de vegetação NDVI e EVI (Extended Vegetation Index). Os dados das imagens provenientes dos satélites foram convertidos de número digital para radiância, após essa conversão foram gerados os índices de vegetação (NDVI e EVI). Por meio dos índices de vegetação, pode-se notar que o NDVI registrou aumento do valor até o estágio de florescimento da planta, enquanto que, para o EVI foi registrado aumento até o estágio de frutificação da planta. Os dados dos índices de vegetação provenientes do radiômetro multiespectral não foram condizentes com os índices de vegetação provenientes das imagens dos satélites, segundo os autores. Isso ocorreu, provavelmente, devido a influência causada pelo solo e a porcentagem de umidade do mesmo nas imagens dos satélites, principalmente no estágio inicial de desenvolvimento da cultura de arroz.

Em um trabalho de levantamento de incertezas nos dados da estatística oficial de agricultura na China, XIAO et al. (2003) utilizaram imagens temporais dos satélites NOAA – AVHRR e do Landsat 5/TM para realizar um prognóstico das áreas de colheita de produtos agrícolas. Na comparação dos dados, destacou-se a limitação e as incertezas nas séries de dados oficiais de estimativas de colheita nas áreas agrícolas da China.

2.5. Processamento de imagens para estudos multitemporais

As imagens obtidas por sensoriamento remoto estão sujeitas a erros de várias procedências. A palavra “erro” aqui é descrita como a diferença entre a resposta espectral real do objeto (ex: cultura a ser monitorada) e a resposta espectral captada pelo sensor. Na medida do possível, e em função do tipo de análise dos dados de sensoriamento remoto a ser realizada, é conveniente reduzir os erros aplicando algumas técnicas.

GURTLER (2003) descreve que esse fenômeno pode ocorrer devido às diferenças dos parâmetros do sensor, do ângulo solar e, também, ao espalhamento atmosférico, o qual

contribui, principalmente, com um efeito aditivo na radiância captada e transformada em sinal elétrico e depois em número digital (ND) pelo sensor.

2.5.1. Transformação ou Calibração radiométrica

A transformação radiométrica designa uma técnica que modifica os valores dos números digitais (NDs) originais, com o objetivo de caracterizar as imagens, no caso de uma recepção ideal, englobando as distorções provocadas pela atmosfera e a conversão dos NDs das imagens a parâmetros físicos como radiância e refletância (CHUVIECO, 1996).

De acordo com DI e RUNDQUIST (1994), a radiância medida por um sistema de sensoriamento remoto devido a um certo alvo - plantas em um campo agrícola por exemplo - é influenciada por fatores como: mudanças de iluminação da cena, condições atmosféricas, geometria de visada e características de resposta dos sensores. Dessa forma, para se comparar dados de uma mesma cena que tenham sido gerados pelo mesmo sensor, porém adquiridos em datas diferentes, ou seja, para uma análise de imagens multitemporais, é necessário remover os erros relacionados a esses fatores pelo processo de transformação radiométrica.

Neste sentido e com a finalidade de obter resultados que representem quantitativamente os valores físicos reais de uma imagem gerada por sensores remotos, ROBINOVE (1982) sugere que os valores em ND da imagem sejam transformados para valores de refletância (ρ) pois esta minimiza a variabilidade provocada por diferentes condições de iluminação no comportamento espectral dos alvos (BENTZ, 1990), permitindo realizar com maior precisão medições mais absolutas do alvo.

Outra questão significativa é a de que os sensores remotos vão se degradando com o passar do tempo, portanto, existe a necessidade de eliminar estes efeitos, para que os dados se tornem úteis para o fim proposto. A identificação das características inerentes ao sensor, a avaliação da sua estabilidade e a avaliação do nível de degradação é o que se pode chamar de calibração (DINGUIRARD e SLATER, 1999).

MARKHAM e BARKER (1987) desenvolveram um método para a transformação dos DN para refletância aparente (ρ_a) em que os dados dos efeitos atmosféricos não são considerados. Nesta metodologia são discutidas três fontes de imprecisão que afetam os dados: (1) padrões de calibração no pré- lançamento do sensor; (2) efeitos inerentes do sensor; e (3)

efeitos do processamento. O principal fator limitante para a precisão desta calibração é a necessidade de atualizações freqüentes dos parâmetros relacionados às calibrações que tendem a degradar após anos de imageamento do sensor.

Depois de muitos anos de operação do satélite Landsat 5/TM, o sensor TM do mesmo continua a operar de forma satisfatória. Não obstante, o instrumento envelheceu e suas características mudaram desde seu lançamento. Pesquisas mostraram que o método e os dados de calibração (transformação) radiométrica usado pelo sistema da National Landsat Archive Production System (NLAPS), estava degradado por mudanças ocorridas ao longo do tempo no calibrador interno dos instrumentos. O trabalho de CHANDER e MARKHAM (2003) apresenta o desenvolvimento de um procedimento para melhorar a calibração do sensor TM. O trabalho, fornece aos usuários dos dados do Landsat 5/TM, métodos e parâmetros para converter os dados da imagem, números digitais (NDs) para dados úteis, tais como: radiância espectral, refletância no topo da atmosfera e estimativas da temperatura (Banda 6). Estas conversões fornecem uma melhor base para efetuar a comparação entre os dados das imagens adquiridas em diferentes datas.

2.5.2. Correção atmosférica

A radiância refletida e recebida pelos sensores é determinada principalmente pelas propriedades de refletância e absorção dos componentes da superfície e pelo comportamento da atmosfera. A atmosfera influi na radiância refletida pela superfície e registrada no sensor, comportando-se como um filtro seletivo em diferentes comprimentos de onda. A atmosfera afeta as imagens por espalhamento, absorção e refração da luz. O espalhamento da radiação eletromagnética é causado pela interação desta com gases e partículas atmosféricas em suspensão, afetando principalmente os comprimentos de ondas mais curtos. Esta interação provoca alterações significativas na propagação da radiação proveniente de um alvo. A atmosfera é a fonte de ruído primária para a acurácia dos valores de refletância da superfície no sensoriamento remoto (SONG e WOODCOCK, 2003).

Segundo ZULLO JR. (1994) dentre os principais efeitos observados nas imagens de satélite, devido à presença real da atmosfera entre os satélites e a superfície terrestre pode-se citar a diminuição da faixa de valores digitais possíveis registrados pelo sensor que resulta na

diminuição do contraste entre superfícies adjacentes e alteração do brilho de cada ponto da imagem. Os gases - vapor d'água, oxigênio e dióxido de carbono - e os aerossóis - partículas pequenas em suspensão - podem refletir, refratar, absorver e/ou espalhar a radiação que está percorrendo a atmosfera, depois de ser refletida pelos alvos.

Com o objetivo de remover os efeitos atmosféricos nas imagens de sensoriamento remoto ZULLO JR. (1994) desenvolveu um sistema computacional denominado de Sistema de Correção Radiométrica de Imagens de Satélite (SCORADIS) baseado na teoria e os parâmetros atmosféricos calculados pelo MODELO 5S (*Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solarie*).

Para HUETE et al. (1999), as presenças de aerossóis atmosféricos (fumaça, poeira e poluição) têm um significativo efeito nos índices de vegetação, reduzindo o contraste entre as refletâncias do vermelho e do IVP, principalmente em índices que utilizam a razão entre essas duas bandas. O NDVI é um desses índices e, assim, dependente do conteúdo de aerossol na atmosfera. Em atmosferas túrbidas o sinal do vermelho normalmente aumenta como resultado do espalhamento atmosférico, enquanto o IVP tende a diminuir como resultado da atenuação da atmosfera associado com o espalhamento e a absorção do vapor d'água.

ZULLO JR. et al. (1994), utilizando imagem do satélite Landsat/TM, mostraram que a utilização de imagens sem correção atmosférica pode subestimar o valor do índice NDVI em superfícies vegetais, podendo levar a erros de estimativa da biomassa da ordem de 140 %.

MACHADO (2003) realizou um trabalho com imagens multiespectrais do satélite Landsat 7/ETM⁺ para mensurar a variabilidade espacial da biomassa da cultura da cana-de-açúcar. No desenvolvimento do trabalho, um dos objetivos foi avaliar a importância da correção atmosférica no processo de modelagem da biomassa em função de sua resposta espectral. A caracterização das condições atmosféricas foi realizada por meio de medidas de radiação direta e acompanhamento de suas variações em diferentes datas de passagem do satélite. A interferência da atmosfera nos valores espectrais utilizados no processo de modelagem foi avaliada através da análise dos valores em nível de cinza, refletância real e refletância aparente. Os resultados encontrados especificamente para esta pesquisa, demonstraram que a correção do efeito dos componentes atmosféricos na resposta espectral da cana-de-açúcar não teve influência no processo de modelagem de sua biomassa.

BENVENUTTI (2005) em seu trabalho utilizou imagens do satélite Landsat 7/ETM⁺ com o objetivo de determinar a relação entre resposta espectral e a produtividade da cultura da cana-de-açúcar. Trabalhou com imagens de refletância aparente e imagens de refletância da superfície, com correção atmosférica realizada através de dados obtidos por meio de imagens MODIS. A resposta espectral foi testada na forma de imagens-síntese de índices de vegetação (NDVI e GVI) e pela refletância da banda 4 relativa a faixa espectral do infravermelho próximo (0,76–0,90 μm). Visando a cobertura do estágio de maior desenvolvimento e crescimento da cultura, foram adquiridas três imagens durante o ciclo da cultura. Os melhores resultados alcançados indicaram uma relação linear dos dados espectrais com a produtividade da cultura com um coeficiente de determinação na ordem de $R^2 = 0,68$ para o índice NDVI, de $R^2 = 0,83$ para o GVI e de $R^2 = 0,79$ para a banda 4. Quanto á correção atmosférica realizada, o autor descreve que nas imagens de refletância na superfície aumentou o valor absoluto dos dados espectrais, entretanto, não alterou significativamente a relação da produtividade com os dados espectrais obtidos a partir de imagens corrigidas em relação às não corrigidas.

2.5.3. Georreferenciamento

Imagens geradas por sensores remotos, sejam elas fotografias aéreas ou imagens de satélite, estão sujeitas a uma série de distorções espaciais, não possuindo portanto precisão cartográfica quanto ao posicionamento dos objetos, superfícies ou fenômenos nelas representados (CRÓSTA, 1992). Se o objetivo da análise de dados de sensoriamento remoto é a comparação entre imagens e a produção de mapas, torna-se indispensável proceder a correção geométrica das imagens.

O conceito de correção geométrica inclui qualquer alteração na posição que os pixels ocupam na imagem. De acordo com RICHARDS (1986), o georreferenciamento é a técnica mais usada para corrigir erros de posicionamento entre imagens digitais, baseando-se em relações matemáticas da localização dos pontos na imagem e das coordenadas correspondentes desses pontos no terreno, via mapa.

NETO (2001) descreve que a correção geométrica busca modificar a geometria da imagem, de forma que a posição, o tamanho e o formato do pixel, que foram alterados durante o processo de aquisição da imagem, sejam ajustados em relação a um referencial, seja uma

imagem de referência ou um sistema de referência geográfica utilizando uma projeção cartográfica específica.

O procedimento de correção geométrica envolve diretamente as etapas: - determinação da relação entre o sistema de coordenadas de um mapa e a imagem; - estabelecimento de um conjunto de pontos de controle, para definir a posição dos pixels na imagem corrigida, sendo que este conjunto define um “grid” com as propriedades cartográficas do mapa; - cálculo dos valores de intensidade dos pixels na imagem corrigida, por interpolação das intensidades dos pixels da imagem original (CRÓSTA, 1992).

De acordo com FEDOROV (2003) o registro de imagens ou correção geométrica de uma imagem a partir de outra imagem georreferenciada corretamente, é um processo de casamento de duas imagens, que possuem uma área em comum, de forma que os pontos com coordenadas correspondem nas duas imagens. O processo de registro pode ser realizado, basicamente, em três etapas: obtenção de pontos de controle; determinação da função de transformação; e reamostragem dos pixels da imagem resultante. Para garantir a qualidade do registro, é preciso um grande número de pontos de controle espalhados uniformemente sobre a imagem e que cada ponto seja marcado com precisão nas duas imagens.

A correção geométrica inclui dois passos de processamento, a transformação de coordenadas em pixels e a determinação do valor do pixel na imagem a ser registrada. Geralmente a transformação polinomial de primeira ordem é capaz de modelar uma rotação, escala e translação, sendo dependente do número de pontos de controle usados e tem como vantagens, menor chance de distorções geométricas e a rápida computação. O processo de determinação do valor do pixel na imagem, envolve interpolação dos valores de cinza das locações de pixels na imagem não corrigida. No método de interpolação de vizinho mais próximo, todo o pixel na imagem registrada recebe o nível de cinza do pixel mais próximo da imagem original. Possui as vantagens de preservar os níveis de cinza originais da imagem, implementação fácil e rápido processamento (RSI, 2003).

2.5.4. Normalização radiométrica

Nos trabalhos com sensoriamento remoto que levam em conta séries temporais de imagens, abrangendo intervalos de anos, ou dentro de um mesmo ano abrangendo diferentes

épocas ocorre, em alguns casos a necessidade de uniformizar as imagens, pois estas apresentam valores digitais distintos para um mesmo alvo com refletância supostamente invariante (GURTLER, 2003).

MATHER (1999) destaca a necessidade da realização da normalização radiométrica em estudos multitemporais, e os ângulos de elevação solar devem ser considerados e corrigidos, assim como o fator de degradação do sensor deve ser avaliado. Sendo assim, muitos autores utilizaram e ainda utilizam, técnicas de normalização radiométrica no processamento de imagens adquiridas em diferentes datas (multitemporal). Dentre esses autores, citam-se: YUAN e ELVIDGE. (1996); PONZONI (1998); SHIMABUKURO et al. (1998); WILSON e SADER (2003) e MOREIRA, et al. (2004).

As técnicas de correção radiométrica absoluta consistem em determinar, para cada fator gerador da distorção, uma forma de cálculo que conduza a imagem a situação padrão de aquisição da mesma, como por exemplo, fator de correção da espessura da atmosfera em função do ângulo de visada do sensor, compensação de ganho dos sensores, entre outros, o que não é uma tarefa trivial, principalmente por que as informações pertinentes a estes fatores não estão sempre disponíveis. Em função disto, o uso da normalização radiométrica, ou correção radiométrica relativa, em lugar da correção radiométrica absoluta, é uma opção viável (NETO, 2001).

A normalização radiométrica pode ser definida como o ajuste das radiâncias contidas nas imagens, obtidas em diferentes datas de passagem do satélite, para similares condições atmosféricas, tendo como referência uma dessas passagens. Esse procedimento assegura que as mudanças observadas no comportamento espectral, no tempo e no espaço, estão estritamente ligadas à interação da radiação eletromagnética com o alvo, eliminando quaisquer contribuições do ambiente na refletância do alvo que foi registrada pelo sensor. Utiliza-se este procedimento quando se pretende fazer estudos da trajetória espectral de alvos terrestres em diferentes datas de passagem do satélite, por exemplo, quando se pretende estudar a evolução do comportamento espectral de culturas agrícolas, ao longo de seu ciclo de crescimento e desenvolvimento, ou quando se pretende comparar as informações espectrais de alvos imageados por diferentes sensores e em momentos diferentes (MOREIRA, 2003).

A normalização radiométrica é uma técnica na qual as imagens são retificadas com relação a uma imagem de referência e devem parecer como se tivessem sido obtidas pelo

mesmo sensor e/ou nas mesmas condições atmosféricas e de iluminação da imagem utilizada como referência, ou seja, compensa as diferenças de calibração entre sensores, ou entre a atmosfera e os diferentes ângulos de iluminação entre as imagens (HALL et al., 1991; YUAN e ELVIDGE, 1996).

O princípio desta metodologia consiste na seleção de conjunto de pontos de controle, claros e escuros, que correspondem a alvos com baixa ou nenhuma variação em suas refletâncias médias (feições pseudo- invariantes), as quais são usadas para a calibração do modelo linear de normalização. Para a seleção destes pontos, os dados originais são submetidos a uma transformação linear conhecida como “Tasseled Cap”, onde um novo sistema de coordenadas exibe os dados das diferentes bandas associados às propriedades biofísicas dos alvos. Os eixos relevantes para a seleção dos pixels invariantes são o “*brightness*”, associado às variações do solo, enquanto que o “*greenness*” é associado às variações da vegetação verde. Baseado na análise da dispersão dos pixels deste diagrama, é possível identificar uma amostra de pixels claros e escuros que representam as feições que não variam entre as datas (HALL et al. 1991 e SHIMABUKURO et al. 1998).

Existem diversos outros métodos para realizar a normalização radiométrica das imagens adquiridas em diferentes condições e datas, como: DU et al., (2002); NETO (2001); FURBY e CAMPBELL (2001); ELVIDGE et al., (1995); MORAN et al., (1992) e SCHOTT et al., (1988).

Todos esses métodos são baseados no fato de que a radiância registrada por meio de sensores espacialmente iguais em diferentes datas, em regiões que os alvos tenham comportamento radiométrico constante, pode ser explicada em parte por uma função linear. Todos eles possuem também a operação mais difícil de realizar manualmente, identificar os pixels invariantes das regiões onde os alvos são constantes, demandando muito tempo para encontra-los nas imagens.

Neste sentido, NIELSEN et al. (1998) e NIELSEN et al. (2002) propuseram a utilização de uma técnica automática de detecção de pixels invariantes em série de imagens adquiridas em diferentes datas, chamada de MAD (Multivariate Alteration Detection).

A técnica MAD foi utilizada com sucesso por CANTY et al. (2004), que realizaram a normalização radiométrica de séries de imagens multitemporais dos satélites Landsat 5/TM, Landsat 7/ETM+ e do satélite Spot HRV. Os autores comparam os resultados obtidos pelo

MAD com os resultados obtidos com a forma manual de detecção dos pixels invariantes. Os resultados obtidos foram favoráveis para a técnica MAD em relação ao tempo que levou para a obtenção dos pixels invariantes.

CANTY et al. (2004) utilizou juntamente com a técnica do MAD a regressão Ortogonal em vez da regressão linear comumente utilizada por outros autores, para efetuar a normalização das imagens adquiridas em diferentes datas. Os resultados obtidos com a regressão ortogonal se mostraram mais satisfatórios, no sentido de conseguir preservar a resolução radiométrica das imagens após a normalização, ou seja, de não haver distorção no comportamento típico dos alvos presentes nas imagens empregadas na normalização em cada uma das bandas do satélite utilizado. Ressalta-se ainda, que o fato de preservar a resolução radiométrica das imagens após a normalização foi bastante enfatizado no trabalho de DU et al. 2002.

SCHROEDER et al. (2006) realizaram um trabalho de comparação de métodos de correção atmosférica e de normalização de imagens multitemporais. Entre os métodos de normalização utilizados estava o MAD. Os autores destacam três principais vantagens do método MAD em relação aos outros métodos de normalização, as quais são: o método é de fácil aplicação e de rápido processamento de detecção dos pixels invariantes; na sua utilização não é necessário levar em conta áreas dentro das imagens que tenham mudanças significativas, como áreas que apresentam coberturas de nuvens, por exemplo, computando somente áreas livres de cobertura de nuvens para encontrar os pixels invariantes entre as imagens utilizadas na normalização e finalmente o método utiliza uma imagem base ou de referência para realizar a normalização das outras imagens multitemporais. Essa imagem base deve estar corrigida atmosféricamente ou seja, com refletância de superfície, assim todas as outras imagens normalizadas a partir desta também ficarão com a refletância de superfície, eliminando a influência da atmosfera. Por esses e outros motivos, os autores concluem que o método MAD apresenta bons resultados na normalização de séries temporais de imagens.

2.6. Classificação de Imagens de Sensoriamento Remoto

Para VENTURIERI e SANTOS (1998), classificação digital de imagens ocorre na afirmação de um processo de decisão, no qual um pixel ou um grupo de pixels é definido

como pertencente a uma determinada classe. Sendo então o resultado de uma classificação uma imagem temática, na qual, pixels classificados como de uma determinada classe de uso do solo definida pelo usuário são representados por cores.

DUTRA et al. (1981) dividem em dois tipos os algoritmos de classificação, estatísticos e os determinísticos. O primeiro considera que os atributos dos objetos possuem comportamento aleatório, podendo ser descritos por funções de distribuição de probabilidade. O segundo presume que o comportamento dos atributos das classes não é aleatório e pode ser descrito por funções que assumem valores bem definidos de acordo com a classe.

Os métodos de classificação digital de imagens são classificados em três categorias de acordo com o tipo de treinamento, os quais são: os supervisionados, os não-supervisionados e os híbridos (SCHOWENGERDT, 1997).

Segundo MATHER (1999), métodos de classificação supervisionada se baseiam na disponibilidade prévia de amostras representativas, identificadas na imagem, para cada classe de interesse. Os algoritmos classificadores utilizam, então, a informação estatística referente a essas amostras na classificação dos demais pixels da imagem. Em função disso, para que a classificação seja bem sucedida, é fundamental que as amostras de treinamento sejam homogêneas e representativas das classes de interesse (exemplo a classe da cultura da soja).

Entre os métodos de classificação supervisionada, destacam-se o paralelepípedo e a máxima verossimilhança, ou MaxVer, como sendo os mais utilizados (LILLESAND e KIEFER, 1999).

MATHER (1999) descreve o método do paralelepípedo como um classificador determinístico, onde são identificados os valores mínimos e máximos dos histogramas das amostras das classes em cada banda, que são usados para definir os vértices de um paralelepípedo no espaço de atributos. Deste modo, o pixel cujo valor do nível de cinza se encontrar dentro desse paralelepípedo será classificado como pertencente a uma determinada classe em cada banda espectral selecionada para classificação. O método do paralelepípedo apresenta algumas limitações, pelo fato de alguns pixels não se enquadrarem dentro dos valores que definem os paralelepípedos, não sendo, portanto, classificados e também, pela correlação existente entre as bandas dos sensores remotos, principalmente aquelas centradas na região do visível.

DUTRA et al. (1981) relata que o método de máxima verossimilhança é uma classificação estatística que utiliza valores dos níveis de cinza de cada classe previamente definidas a partir das amostras de treinamento, avaliando a probabilidade que cada pixel da imagem tem de pertencer a cada uma das classes identificadas, designando-o àquela cuja probabilidade é maior.

2.7. Índices de vegetação

Índices de vegetação são combinações de dados espectrais de duas ou mais bandas, selecionadas com o objetivo de sintetizar e melhorar a relação desses dados com os parâmetros biofísicos da vegetação (MOREIRA, 2000). Representam uma técnica amplamente utilizada em pesquisas com sensoriamento remoto, pelo fato de poderem indicar a presença e a condição da vegetação, visto que a produção primária tem estreita relação com a energia solar absorvida, o que define o crescimento e o desenvolvimento da vegetação. Em muitas pesquisas é descrito que as medidas de índice de vegetação, na maioria das vezes, associam-se de forma direta com a cobertura do solo, biomassa (acúmulo de matéria seca na planta), IAF (Índice de Área Foliar) e conseqüentemente com o rendimento das culturas.

Com o intuito de melhorar a caracterização da vegetação e minimizar a variabilidade causada por fatores externos que podem interferir negativamente na associação entre índices e propriedades da vegetação, diversos tipos de índices foram criados (TUCKER, 1979). Segundo PONZONI (2001), os mais comumente usados utilizam a informação contida nas refletâncias de dosséis referentes às regiões do comprimento de onda do vermelho e do infravermelho próximo.

EPIPHANIO et al. (1996) relatam que a relação entre sensoriamento remoto e os parâmetros biofísicos pode ser feita através da aplicação de índices de vegetação. PONZONI (2001) descreve que o que os índices de vegetação medem serve como indicador do crescimento e do vigor da vegetação verde e podem ser utilizados no diagnóstico de vários parâmetros biofísicos, incluindo IAF, biomassa, porcentagem de cobertura do solo, atividade fotossintética e produtividade, com os quais tem apresentado elevado grau de correlação.

Para gerar os índices de vegetação, podem ser utilizados os valores de dados espectrais de: voltagem de saída do sensor; radiância; número digital e refletância. Empregam-

se mais comumente valores de refletância, devido às dificuldades em interpretar e obter os resultados das medidas calibradas com valores de voltagem de saída, número digital e radiância (MOREIRA, 2000).

Segundo TURNER et al. (1999) os índices espectrais da vegetação derivados de sensoriamento remoto, podem ser usados para mapear o tipo da vegetação e o IAF. As propriedades óticas dos sensores estão correlacionadas, aos efeitos da geometria sol-superfície-sensor, da refletância dos alvos e da qualidade atmosférica (nível de aerossóis), que pode limitar o relacionamento empírico entre os índices espectrais da vegetação e o IAF.

De acordo com HOLBEN et al. (1980) os índices de vegetação, que melhor se correlacionam com a biomassa da planta, são formados por combinações de dados espectrais obtidos no vermelho e infravermelho próximo, pois eles têm significativa correlação com o verde ou porções fotossinteticamente ativas das plantas.

Os índices de vegetação obtidos através de sensoriamento remoto, devido as suas características na faixa do infravermelho próximo, possuem correlação com o IAF, podendo assim, serem utilizados no acompanhamento de culturas agrícolas (CARLSON e RIPLEY, 1997).

2.7.1. Índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI

Entre os diversos índices de vegetação existentes, é o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) que vem sendo mais amplamente utilizado (ROUSE et al., 1973). Este índice, resume-se na relação entre as medidas espectrais das bandas do infravermelho próximo e do vermelho com o objetivo de minimizar o problema das interferências do solo na resposta da vegetação e diminuir as influências da atmosfera e as variações sazonais do ângulo zenital solar.

Em estudos de monitoramento, freqüentemente é buscado o estabelecimento de relações entre o padrão de evolução do crescimento da plantas ao longo do tempo com o padrão de evolução temporal do NDVI. A utilidade do índice NDVI foi demonstrada em diversos campos, tais como, agricultura de precisão, estudo da fenologia da vegetação, em classificações espectrais e avaliações primárias de produtividades (SUGAWARA 2001).

DAUGHTRY et al. (1984), em um estudo envolvendo variáveis biofísicas, características espectrais e produtividade para as culturas do milho, algodão e soja, afirmam que o NDVI foi altamente correlacionado com o IAF.

MA et al. (2001) em um trabalho realizado com dados de soja no Canadá obtiveram correlação positiva entre a refletância do dossel das plantas - expressas em valores de NDVI - e o rendimento final da cultura. Nas análises de regressão realizadas, obtiveram coeficientes de determinação de até 0,8. Os autores relataram que o NDVI pode ser considerado um indicador rápido de ser obtido e de confiança, entretanto, ele varia em função dos estádios de desenvolvimento que a planta se encontra.

ZHA et al. (2003) utilizaram o NDVI obtidos a partir de medidas realizadas por um espectrorradiômetro (medidas no campo) e das imagens do sensor TM do satélite Landsat, para realizar correlações com dados de porcentagem de cobertura de grama nos campos da China Ocidental. Obtiveram correlações em torno de 0,74 entre a cobertura de grama e o NDVI. Esta correlação, permitiu realizar, de forma bem sucedida, a quantificação de áreas com grama, por meio das imagens do satélite, com a exatidão de 0,89.

THENKABAIL et al. (2000) realizaram um trabalho com o objetivo de determinar quais bandas espectrais são melhores para caracterizar as variáveis biofísicas agrícolas. Entre as variáveis monitoradas estavam a biomassa e o IAF. Foram ainda utilizados índices de vegetação, entre eles o NDVI. Os resultados com o NDVI produziu um modelo que explica de 64 a 88% da variabilidade existente nas diferentes variáveis biofísicas estudadas. Ao final das análises, os autores recomendam que os sensores deveriam ter 12 bandas espectrais, entre os comprimentos de onda de 350 nm a 1050 nm, para otimizar as estimações realizadas nas variáveis biofísicas das culturas.

WOOD et al. (2003) demonstraram um método para o mapeamento da variabilidade das culturas de trigo e cevada por meio do sensoriamento remoto aéreo. Obtiveram correlações entre os parâmetros de produtividade (números de planta por metro quadrado) e os dados de NDVI medidos das imagens aéreas, com o coeficiente de determinação de 70% em mais de 85% dos casos estudados.

Outros autores que utilizaram o NDVI em trabalhos de sensoriamento remoto incluem: PRICE e BAUSCH (1995) e WALTER-SHEA et al. (1997) relação com o IAF de culturas, PRICE (1987) e STEVEN et al. (2003) comparação do NDVI entre diferentes

sensores e GURGEL et al. (2003) estudo da variabilidade espacial do NDVI sobre território Brasileiro.

Uma peculiaridade atribuída ao NDVI é a rápida saturação, que o torna insensível ao aumento da biomassa vegetal a partir de determinado estágio de desenvolvimento. Ou seja, o índice estabiliza em um patamar, apresentando um mesmo valor, mesmo com o aumento da densidade do dossel (MOREIRA, 2000).

2.7.2. Índice de vegetação “greenness” – GVI

Para SONG e WOODCOCK (2003), o índice NDVI e a transformação Tasseled Cap (brightness, greenness e wetness) são, comumente, os índices espectrais de vegetação mais utilizados para as imagens geradas pelo satélite Landsat. A transformação espectral Tasseled Cap, foi proposta originalmente por KAUTH e THOMAS (1976) para o sensor MSS/Landsat.

Autores como CRIST e CICONE (1984a); CRIST e CICONE (1984b); CRIST (1985) e HUANG et al. (2002), destacam a importância de uso dos índices resultantes da transformação ortogonal “Tasseled Cap”. Estes índices utilizam as seis bandas não-termais dos sensores TM (Landsat 5) ou ETM⁺ (Landsat 7) sendo atribuídos pesos diferentes para cada uma delas através de transformações lineares. Como resultado são geradas três imagens-síntese: “brightness”, “greenness” e “wetness”. A imagem “greenness” ou o índice de vegetação (GVI - Greenness Vegetation Index) para os sensores TM e ETM⁺ do satélite Landsat.

Para TUCKER (1979), o índice NDVI pode apresentar boa correlação com a biomassa de culturas. Entretanto, explora apenas duas bandas – vermelho e infravermelho próximo. A transformação Tasseled Cap agrega mais informações ao índice de vegetação, pois, utiliza as seis bandas não termais do sensor do Landsat (CRIST e CICONE, 1984a).

CRIST e CICONE (1984b) desenvolveram a transformação Tasseled Cap para o Landsat TM. Entretanto, a referida transformação teve como base o NC (nível de cinza) o que pode ser problemático em análises multitemporais em função das variações da geometria de iluminação solar afetar fortemente os valores do NC. Ao passo que em CRIST (1985) realizou-se a transformação baseada no fator de refletância aparente para o Landsat 5/TM.

MACHADO (2003) fez um trabalho com o intuito de avaliar a aplicação de imagens multiespectrais do satélite Landsat 7/ETM⁺ e dos diversos índices de vegetação, para o mapeamento da variação espacial da biomassa. O trabalho buscou determinar o seu potencial para estimativa da produtividade utilizando-se de um modelo matemático. Foram analisadas quatro imagens em dois anos de estudo. As imagens em nível de cinza foram transformadas em valores de refletância aparente e, através da correção atmosférica, para valores de refletância de superfície. As amostras de produtividade foram coletadas e analisadas as suas correlações com a resposta espectral. As melhores correlações foram encontradas com os valores da banda 4 (IVP) e do índice de vegetação GVI. No primeiro ano de estudo os valores da banda 4 e do GVI obtiveram um R^2 de 51% e 52%. Enquanto que no segundo ano ambos obtiveram R^2 de 83%.

Resultado semelhante foi descoberto por FORTES (2003), que encontrou boa relação ($R^2 = 69\%$) entre o índice de vegetação (GVI) e a produtividade da cana, concluindo que é possível estimar sua produtividade agroindustrial por meio de dados orbitais do Landsat 7/ETM⁺.

BENVENUTTI (2005) em seu trabalho utilizando a resposta espectral da cultura da cana-de-açúcar, por meio de imagens-síntese de índices de vegetação (NDVI e GVI) e pela refletância da banda 4, relativa à faixa espectral do infravermelho próximo (0,76–0,90 μ m) do Landsat 7/ETM⁺, encontrou resultados na relação linear dos dados espectrais com a produtividade da cultura, com o coeficiente de determinação na ordem de, $R^2 = 0,68$ para o índice NDVI, de $R^2 = 83\%$ para o GVI e de $R^2 = 79\%$ para a banda 4.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Material

3.1.1. Áreas de estudo: localização e caracterização

A cena do satélite Landsat 5/TM (Thematic Mapper) órbita/ponto 223/77 utilizada abrange a maioria municípios da região Oeste do Estado do Paraná. A Figura 5 ilustra a abrangência da cena utilizada, sendo que a mesma cobre uma área com, aproximadamente, 60 municípios.

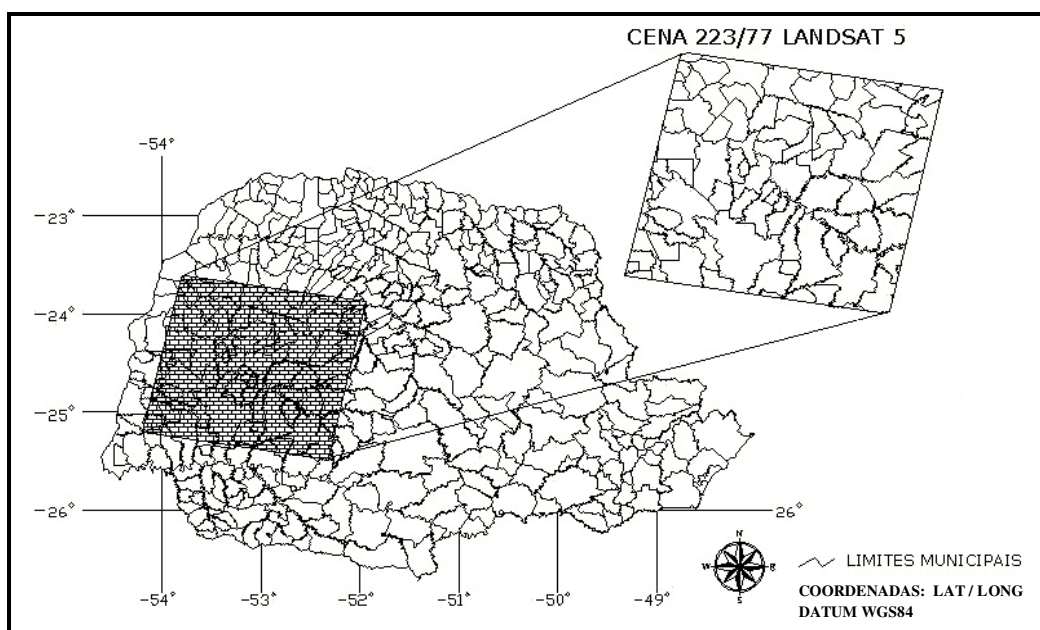


Figura 5. Localização da cena 223/77 do Landsat 5/TM no Estado do Paraná.

FONTE: Adaptado IBGE - rede municipal (2001).

Na Figura 6 é possível identificar os 36 municípios que foram monitorados neste trabalho. A escolha desses municípios se deu pelo fato dos mesmos estarem na região de maior produção de soja, dentro da cena 223/77 monitorada.

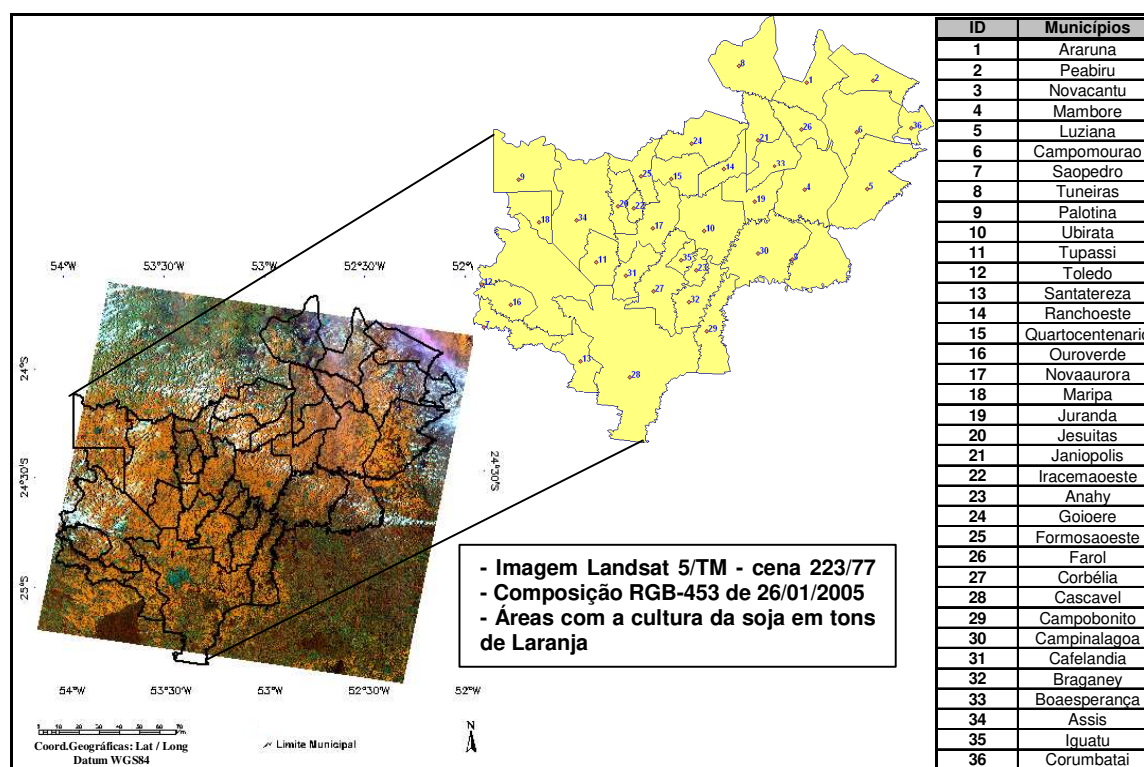


Figura 6. Cena 223/77, com a localização dos 36 municípios monitorados.

Juntamente com a cena do Landsat 5/TM, foram monitoradas duas áreas comerciais localizadas próximas ao município de Cascavel (Figura 7), como forma de obter dados de maneira mais controlada e precisa. As mesmas possuem, aproximadamente, 57 e 47 hectares. A primeira, denominada área A, situa-se próximo à cidade de Cascavel (coordenadas centrais aproximadas LL: 24° 57' S e 53° 34' W). A segunda, denominada área B, situa-se na BR 467 (coordenadas centrais aproximadas LL: 24° 50' S e 53° 36' W).

O clima da região estudada apresenta-se como temperado mesotérmico e superúmido, tipo climático Cfa – Köppen, com temperaturas moderadas, chuvas bem distribuídas e verão quente. Nos meses de inverno, a média de temperatura é inferior a 16°C e, nos meses de verão, as máximas superam 30°C, com temperatura média anual de 21°C. A região está sujeita a geadas, embora elas não sejam freqüentes. O solo nas áreas monitoradas foi classificado como Latossolo Vermelho Distroférico, conforme EMBRAPA (1999).

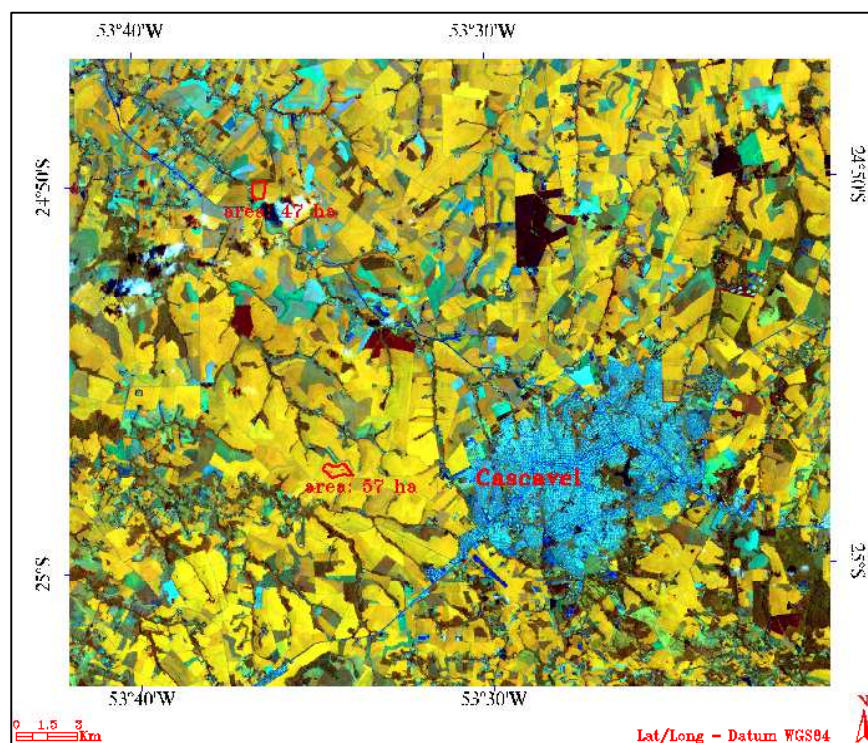


Figura 7. Imagem Landsat 5/TM composição RGB-453 de 24/01/05, demonstrando a localização das áreas monitoradas próximas ao município de Cascavel – PR.

3.1.2. Informações cartográficas

Foram utilizadas informações cartográficas dos limites municipais das regiões do estado do Paraná abrangente da cena do Landsat 5/TM utilizada, obtidas do IBGE (2001). As malhas estaduais e municipais foram adquiridas em formato DXF.

3.1.3. Informações de Sensoriamento remoto

Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 5/TM, por apresentarem bandas que cobrem as principais feições do comportamento espectral dos vegetais, cenas que abrangem 32.400 km² (180 por 180 km), por serem viáveis economicamente para utilização em larga escala, e por possuírem diversos trabalhos comprovadamente viáveis utilizando-as.

As imagens do Landsat 5/TM possuem as seguintes características: resolução temporal de 16 dias, resolução radiométrica de 8 bits (256 níveis de cinza), resolução espectral com três bandas cobrindo a região do espectro visível (Bandas 1, 2 e 3), uma banda cobrindo o

infravermelho próximo - IVP (Banda 4), duas bandas cobrindo o infravermelho médio – IVM (Bandas 5 e 7), todas com 30 metros de resolução espacial, e uma banda termal (Banda 6), com 60 metros de resolução espacial. A órbita do satélite é polar descendente e sol-síncrona.

As imagens foram adquiridas no Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) com o nível de correção denominado L1g e calibração relativa utilizando-se o coeficiente CCRS-CPF para todas as imagens, garantindo assim os mesmos procedimentos de calibração relativa para as imagens nas duas safras.

Como forma de conferir um novo sensor para possível substituição do sensor TM do Landsat 5/TM que tem uma resolução temporal de 16 dias, foram ainda utilizadas imagens do Sensor MODIS do satélite Terra que possui resolução temporal diária. É um produto identificado como MOD13Q1 de índice de vegetação H12V12, com resolução radiométrica de 16 bits, resolução espacial de 250 metros e composição de imagens livres de nuvens de 16 dias. Foi utilizada somente a porção das imagens do MODIS delimitada pela abrangência da cena do Landsat 5/TM, conforme Figura 8.

Por apresentarem diferenças de resoluções espaciais (MODIS e TM) foi possível avaliar a técnica de passagem de escala, ou seja, a utilização de dados com menor resolução espacial (MODIS – 250 metros) no lugar de um sensor de maior resolução espacial (TM - 30 metros), no monitoramento da cultura, aproveitando a melhor resolução temporal do primeiro em relação ao segundo, num ambiente de rápidas mudanças espectrais (cultura de ciclo curto – quatro meses).

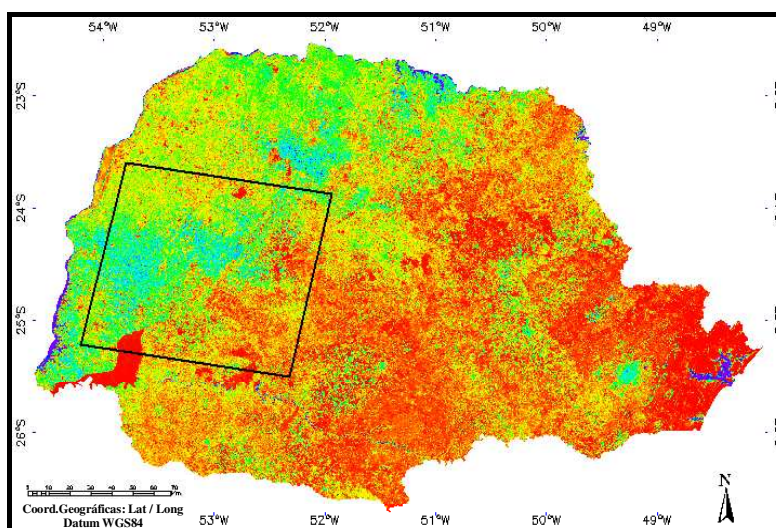


Figura 8. Imagem NDVI do sensor MODIS do período de 15 a 30 de Novembro de 2004 com vetor limitando a cena 223/77 do Landsat 5/TM.

3.1.4. Programas computacionais

Para processamento e análise dos dados e das imagens do Landsat 5/TM foram utilizados principalmente os programas IDRISI Kilimanjaro (EASTMAN, 2003), Envi 4.0 (RSI 2003), SCORADIS (ZULLO JR., 1994), MINITAB 14 (2004) e SPSS 13.0 (2001).

3.2. Metodologia

O monitoramento da cultura foi realizado através de imagens das fases de emergência, florescimento e pico vegetativo da cultura. Os dados de produtividade da cultura foram coletados, na escala local, em duas áreas monitoradas (57 e 47 ha) e na escala regional, junto a Secretária de Agricultura e Abastecimento do Paraná – SEAB para 36 municípios alocados dentro da cena 223/77 do satélite Landsat 5/TM. Os dados de produtividade foram utilizados para a realização de correlações e regressões com os dados dos índices de vegetação oriundos das imagens de satélites.

Para isto, foram realizados os passos descritos nos itens seguintes.

3.2.1. Processamento das imagens

Para a utilização das imagens do satélite Landsat 5/TM de forma multitemporal, necessitou-se realizar alguns procedimentos de correção, devido a fatores que podem modificar os valores dos números digitais (níveis de cinza) das imagens. Segundo CHUVIECO (1996) e MATHER (1999), para eliminar os efeitos atmosféricos sobre os valores de refletância e para representar os dados de imagens nas diferentes datas em um referencial único, é necessário realizar os procedimentos de correção atmosférica e normalização das imagens multitemporais.

As conversões nas imagens descritas a seguir teve, como função, adequá-las, para poder efetuar as comparações temporais dos dados de imagens adquiridas em datas diferentes com os dados da produtividade da cultura.

Nas Figuras 9 e 10 podem ser visualizados os fluxogramas das etapas utilizadas no processamento das imagens Landsat 5/TM, desde a transformação radiométrica, correção atmosférica e normalização das imagens até a geração dos índices de vegetação (NDVI e GVI) para cada uma das safras monitoradas 2003/2004 e 2004/2005. Nota-se na Figura 9, que na safra 2003/2004 não foi realizada a correção atmosférica para todas as imagens durante a safra, exceto para a imagem de 07/12/2003.

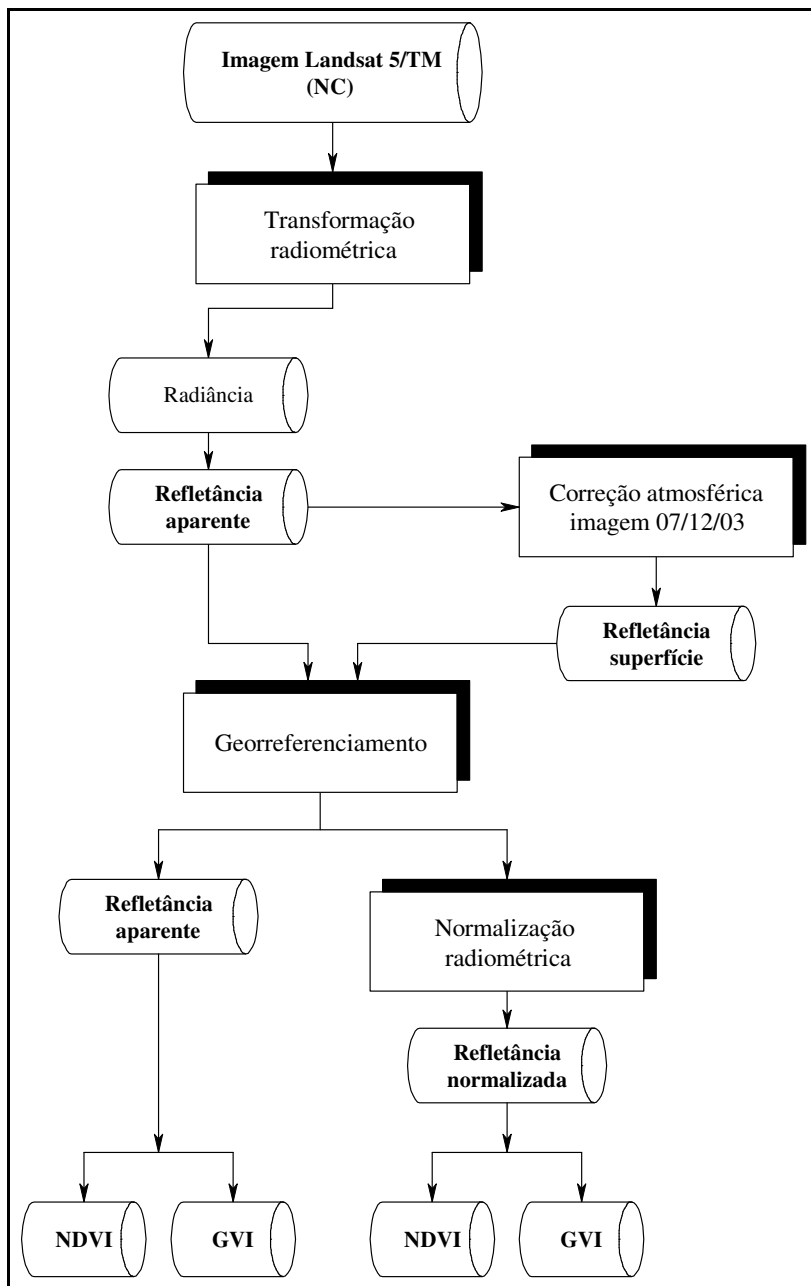


Figura 9. Fluxograma do processamento das imagens Landsat 5/TM safra 2003/2004.

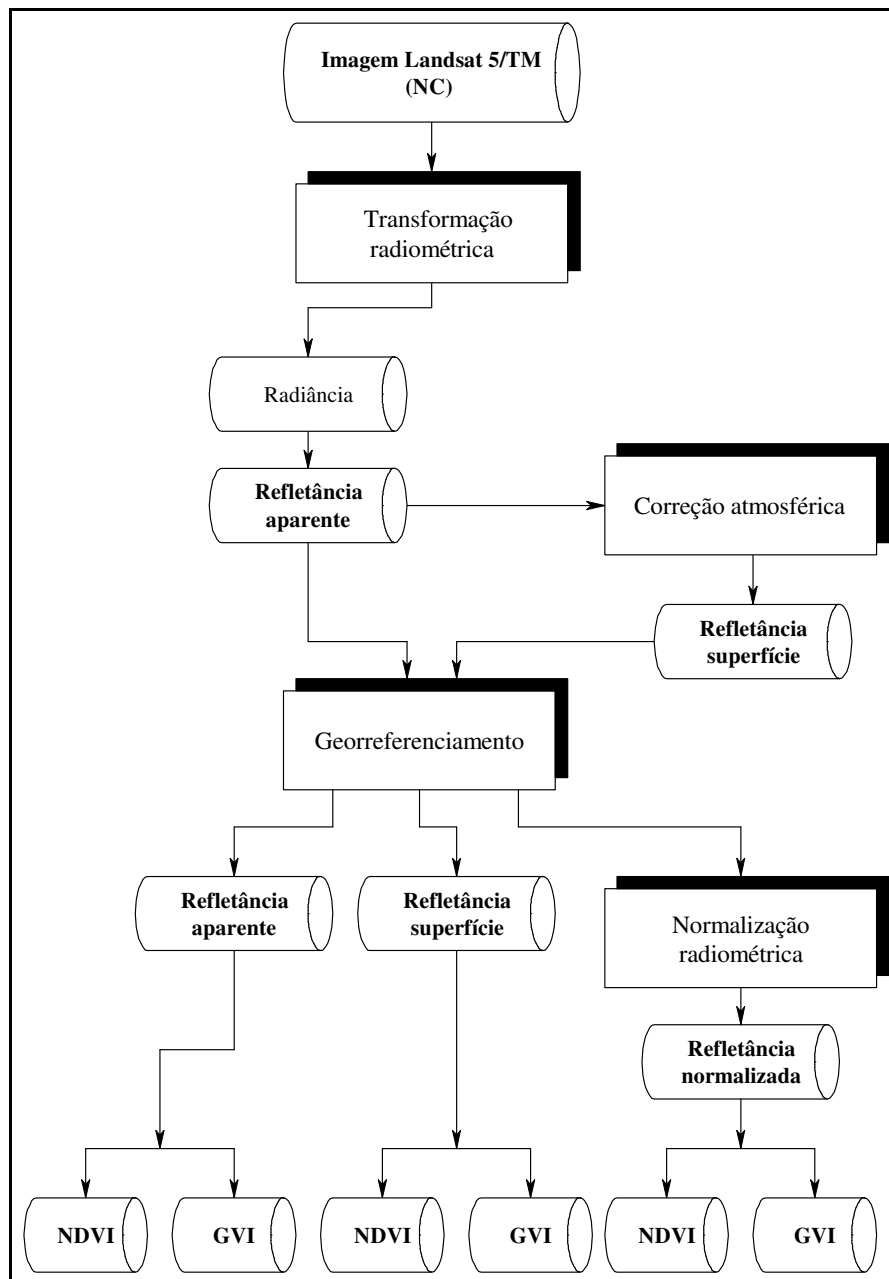


Figura 10. Fluxograma do processamento das imagens Landsat 5/TM safra 2004/2005.

3.2.2. Transformação radiométrica

A transformação ou calibração radiométrica visa principalmente a redução de distorções acarretadas pela defasagem dos sensores. É realizada quando há necessidade de converter o sinal que é captado pelo sensor, em radiância ou refletância dos alvos, para que os

dados da imagem possam ser relacionados com medições realizadas nos alvos da superfície terrestre.

O primeiro passo realizado foi a conversão do Número Digital (ND) para valores de radiância. Posteriormente, os dados de radiância foram transformados em refletância aparente (topo da atmosfera). Estes procedimentos foram realizados de acordo com CHANDER e MARKHAM (2003).

A conversão dos números digitais em valores de radiância foi realizada, por meio de parâmetros de pós-calibração do sensor do TM como, a radiância mínima ($LMIN_{\lambda}$) e a radiância máxima ($LMAX_{\lambda}$) valores tabelados para cada banda do Landsat 5/TM. A conversão foi realizada conforme a Equação 1.

$$L_{\lambda} = \left(\frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{cal\max}} \right) \times Q_{cal} + LMIN_{\lambda}$$

Eq (1)

em que:

L_{λ} : radiância espectral, em $W.(cm^2.sr.\mu m)^{-1}$;

Q_{cal} : valor do píxel em número digital (ND);

$Q_{cal\max}$: número digital máximo;

$Q_{cal\min}$: número digital mínimo;

$LMAX_{\lambda}$: radiância espectral máxima, em $W.(cm^2.sr.\mu m)^{-1}$;

$LMIN_{\lambda}$: radiância espectral mínima, em $W.(cm^2.sr.\mu m)^{-1}$.

Os valores de radiância foram transformados em refletância aparente por meio dos valores do ângulo solar zenital (θ), distância terra-sol (d) e pela irradiância espectral média do sol no topo da atmosfera - $ESUN_{\lambda}$ (tabelado), conforme a Equação 2.

$$\rho_p = \frac{\Pi.L_{\lambda}.d^2}{ESUN_{\lambda}.\cos\theta_s}$$

Eq (2)

em que:

ρ_p : refletância aparente;

Π : valor 3,141516

L_λ : radiância espectral, em $W.(cm^2.sr.\mu m)^{-1}$;

d : distância sol-terra, em unidades astronômicas;

$ESUN_\lambda$: irradiância espectral média do sol no topo da atmosfera em $W.(cm^2.sr.\mu m)^{-1}$;

θ_s : ângulo solar zenital.

3.2.3. Correção atmosférica

A aquisição de informações espectrais foram planejadas de modo que se determinassem previamente suas possíveis datas, devido a necessidade de se coletar dados referentes as condições atmosféricas (sensor MODIS), no mesmo momento da passagem do satélite Landsat 5/TM, para correção atmosférica das imagens.

Com o objetivo de melhorar a qualidade das imagens foi utilizado o sistema de correção de imagens de satélite denominado SCORADIS, desenvolvido por ZULLO JR. (1994), a partir do qual estimou-se o sinal recebido pelo satélite sem a interferência de fatores atmosféricos como gases e aerossóis.

Para execução do algoritmo de correção do SCORADIS, nas imagens dos sensores TM do satélite Landsat 5, foram necessários os seguintes dados de entrada: 1) localização geográfica (Latitude e Longitude); 2) data e hora de passagem do satélite; 3) tipo e quantidade de aerossóis presentes; 4) modelo atmosférico dos componentes gasosos, principalmente vapor d'água e ozônio. Com todos os dados acima, o programa SCORADIS foi utilizado, para processar as imagens em estudo e calcular a refletância da superfície.

3.2.3.1. Recuperação de parâmetros atmosféricos por meio do MODIS

Os parâmetros atmosféricos necessários para o procedimento de correção atmosférica (espessura óptica dos aerossóis, conteúdo de vapor d'água em $g.cm^{-2}$ e espessura da camada de

ozônio em cm.atm^{-1}), foram obtidos por meio de imagens geradas pelo sensor orbital MODIS a bordo da plataforma Terra.

O horário de passagem do MODIS e, portanto, da aquisição dos atributos foi próxima (diferença de minutos) à da passagem do Landsat 5/TM, fator essencial, uma vez que as condições atmosféricas têm grande variação no tempo.

O arquivo que contém as coleções de imagens com os parâmetros atmosféricos denomina-se MOD04_L2: MODIS Level 2 Aerosol over Land and Ocean Product. É obtido no formato HDF (Hierarchical Data Format). Esse formato envolve o desenvolvimento e o suporte de programas e formatos de arquivos para o gerenciamento de dados científicos, comportando coleções de dados que podem estar no formato de imagens, perfis, tabelas e textos. Todos os arquivos HDF foram importados e trabalhados utilizando o software Envi 4.0 (RSI 2003).

Os parâmetros de espessura óptica de aerossol foram obtidos segundo informações contidas na imagem denominada “Optical_Depth_Land”, cuja descrição completa é “Corrected_Optical_Depth_Land” referente aos valores de aerossol no comprimento de onda de $0,55 \mu\text{m}$. A resolução espacial dessa imagem é 10 km.

Para parâmetros de vapor d’água e ozônio utilizou-se o arquivo denominado MOD07_L2: MODIS Level 2 Atmospheric Profiles. A imagem que contém os valores para vapor d’água é denominada “Water_Vapor”, cuja descrição completa é “Total Column Precipitable – IR Retrieval”, e tem como unidade centímetros. Um centímetro de coluna d’água corresponde a uma pressão de 1 g cm^{-2} . Portanto, a conversão de centímetros para g cm^{-2} é direta. Já para os valores da concentração de ozônio utilizou-se a imagem denominada “Total_Ozone” que tem como descrição completa “Total Ozone Burden” e cuja unidade está em Dobson. Essa unidade indica a altura que teria a camada de ozônio se estivesse na pressão do nível do mar e na temperatura de 0°C . Um Dobson equivale a um milionésimo de centímetro; 100 Dobsons, portanto, correspondem a uma espessura de ozônio de 1 milímetro ou $0,1 \text{ cm atm}^{-1}$. Para o vapor d’água e o ozônio a resolução espacial das imagens é de 5 km.

As imagens da espessura óptica por aerossol, vapor d’água e ozônio, foram georreferenciadas segundo coordenadas geográficas encontradas nas imagens denominadas “Longitude” e “Latitude”, contidas na pasta “Geolocation Fields”, que acompanha a coleção de dados em cada data.

Os valores dos atributos atmosféricos obtidos no sensor MODIS para a área do estudo estão descritos na Tabela 2. Esses valores equivalem a média aritmética de todos os pixels válidos que se encontravam dentro da área abrangente da cena 223/077 do satélite Landsat 5/TM.

Tabela 2: Parâmetros atmosféricos obtidos por meio das imagens MODIS

Passagem Satélite	Espessura Ótica dos Aerossóis	Vapor d'água (g cm⁻²)	Ozônio (cm atm⁻¹)
07/12/03	0,038	2,929	0,262
23/11/04	0,057	3,229	0,283
09/12/04	0,163	2,802	0,277
25/12/04	0,086	2,500	0,272
26/01/05	0,071	3,803	0,262
11/02/05	0,125	2,233	0,406

Para a safra 2003/2004 foram recuperados os dados apenas para uma imagem da data de 07/12/2003. Isso ocorreu, principalmente, por irregularidades nos dados provenientes das imagens do sensor MODIS que, em algumas datas, não apresentavam valores para a área estudada (abrangência da cena 223/077).

Para a safra de 2004/2005 foram recuperados dados para cinco imagens durante o desenvolvimento da cultura, nas datas de 23/11/2004, 09/12/2004, 25/12/2004, 26/01/2005 e 11/02/2005.

3.2.4. Georreferenciamento

Após as transformações e correções efetuadas acima, as imagens foram georreferenciadas a fim de que suas informações fossem compatíveis com as informações advindas dos arquivos digitais com as projeções cartográficas dos municípios e talhões (áreas com a cultura da soja). Essencial, para que elementos pudessem ser comparados temporalmente pela superposição das imagens. Desta maneira, as imagens de diversas datas foram registradas a um sistema de projeção geográfica único.

O georreferenciamento foi realizado a partir de uma imagem georreferenciada precisamente. Este método consiste na identificação dos pontos de controle na imagem georreferenciada precisamente e nas imagens Landsat 5/TM a serem utilizadas. Por ocasião do

monitoramento das duas áreas agrícolas A e B com 57 e 47 ha respectivamente, também foram utilizados pontos de controle obtidos nas áreas, por meio do uso do aparelho GPS com qualidade de ajuste razoável, para a correção geométrica das imagens.

Desta maneira, associou-se às imagens Landsat 5/TM um sistema de projeção e coordenadas através de um modelo matemático. O modelo matemático utilizado foi a transformação polinomial de primeira ordem e o método de interpolação de vizinho mais próximo, por apresentarem as vantagens de menor chance de distorções geométricas e alterar muito pouco os valores dos níveis de cinza originais da imagem (RSI, 2003).

Destaca-se que o georreferenciamento de todas as imagens nas duas safras monitoradas alcançou precisão sempre menor que meio pixel, ou seja, menor que 15 metros, essencial para a realização das comparações entre imagens multitemporais em cada safra monitorada, por meio das máscaras de soja. Desta forma, o desvio de ajustamento, ou RMS - Root-Mean-Squares, alcançado ficou dentro dos limites sugeridos por CRÓSTA (1993).

3.2.5. Normalização radiométrica

Após a correção atmosférica e o georreferenciamento, das imagens, gerando dados de refletância da superfície, foi adotado o método de normalização radiométrica de imagens proposto por CANTY et al. (2004). Esse procedimento utiliza uma técnica de detecção dos pixels invariantes de forma automática nas imagens a serem normalizadas chamado de MAD (Multivariate Alteration Detection). O método normaliza as imagens por regressão ortogonal utilizando os pixels invariantes coletados de forma automática pelo algoritmo.

A metodologia do procedimento de detecção de pixels invariantes MAD, bem como, da técnica de normalização utilizada, pode ser consultada no trabalho de CANTY et al. (2004).

No Apêndice I, é apresentado um exemplo da documentação de saída do algoritmo, gerada cada vez que uma operação de normalização foi realizada entre duas imagens. Nesta documentação consta o número de pixels invariantes utilizados na normalização, os gráficos mostrando a relação de linearidade entre os pixels invariantes da imagem referência (imagem de 07/12/03 para safra 2003/2004 e a imagem 23/11/04 para a safra 2004/2005) com as imagens de outras datas normalizadas (chamadas de alvos). Apresenta também, o modelo e os seus parâmetros da regressão Ortogonal utilizada para a realização da normalização.

Além disso, realiza uma estatística de comparação utilizando a média e a variância de alguns milhares de pixels amostrados. Essa comparação é realizada entre a imagem referência, imagem alvo e a imagem resultado, ou seja, a imagem normalizada. A tendência nos resultados encontrados, é que a média e a variância de cada uma das bandas Landsat 5/TM da imagem que foi normalizada, aproxime-se dos valores da média e da variância da imagem referência, não descaracterizando, logicamente, a evolução espectral no tempo, dos alvos originários da imagem estudada.

3.2.6. Geração dos índices de vegetação das imagens Landsat 5/TM

No intuito de caracterizar a resposta espectral da biomassa da cultura da soja e a sua relação com a produtividade final, foram geradas imagens referentes a índices de vegetação. Os índices de vegetação utilizados no trabalho foram de duas abordagens distintas: um baseado na razão de bandas, que é o índice NDVI (ROUSE et al., 1973) e outro na transformação espectral, Tasseled Cap (KAUTH e THOMAS, 1976), onde se utilizou da componente “*Greenness*”, denominado índice GVI (Green Vegetation Index).

A fórmula e os parâmetros utilizados para calcular o índice de vegetação NDVI estão descrito na Equação 3.

$$NDVI = \frac{IVP - V}{IVP + V}$$

Eq (3)

em que,

IVP : infravermelho próximo;

V : vermelho.

A Equação 4 foi utilizada para calcular o GVI. Essa equação foi proposta por CRIST (1985) quando adaptou a transformação original feita para o sensor MSS que equipava os satélites Landsat 1, 2 e 3, para o sensor TM (Thematic Mapping) que equipa a plataforma do satélite Landsat 5.

$$GVI = -0,1603 * b_1 - 0,2819 * b_2 - 0,4934 * b_3 \\ + 0,7940 * b_4 + 0,0002 * b_5 - 0,1446 * b_7$$

Eq (4)

em que,

$b1$, $b2$, $b3$, $b4$, $b5$ e $b7$ são as refletâncias das bandas espectrais do sensor TM.

3.2.7. Monitoramento da cultura por sensoriamento remoto – SR

Através das imagens do sensor TM do satélite Landsat 5, a cultura da soja foi monitorada para 36 municípios pertencentes à região Oeste do estado do Paraná, nas safras 2003/2004 (foram adquiridas e processadas seis imagens no decorrer do ciclo da soja) e 2004/2005 (adquiridas e processadas cinco imagens no decorrer do ciclo da soja). As imagens foram adquiridas entre os meses de Novembro a Fevereiro de cada safra. Foram considerados os estádios vegetativos (V) e reprodutivos (R) da cultura da soja, que podem ser divididos em: emergência (VE), desenvolvimento vegetativo ($V1, \dots, Vn$) e florescimento, enchimento do grão e a maturação (R1 a R8). Desta maneira, foi possível, mediante a presença e/ou a quantidade de nuvens em cada imagem, adquiri-las de modo que contemplassem os estádios da cultura descritos acima.

A partir das imagens do Landsat 5/TM, e por meio do processamento digital das imagens, foram feitas as estimativas das áreas ocupadas com soja para cada imagem ao longo das duas safras. Ao final deste procedimento, foram obtidas duas imagens síntese contendo a área ocupada pela cultura em cada safra. Na Figura 11 pode ser visualizado o fluxograma e todos os procedimentos seguidos para realizar as estimativas das áreas ocupadas com soja.

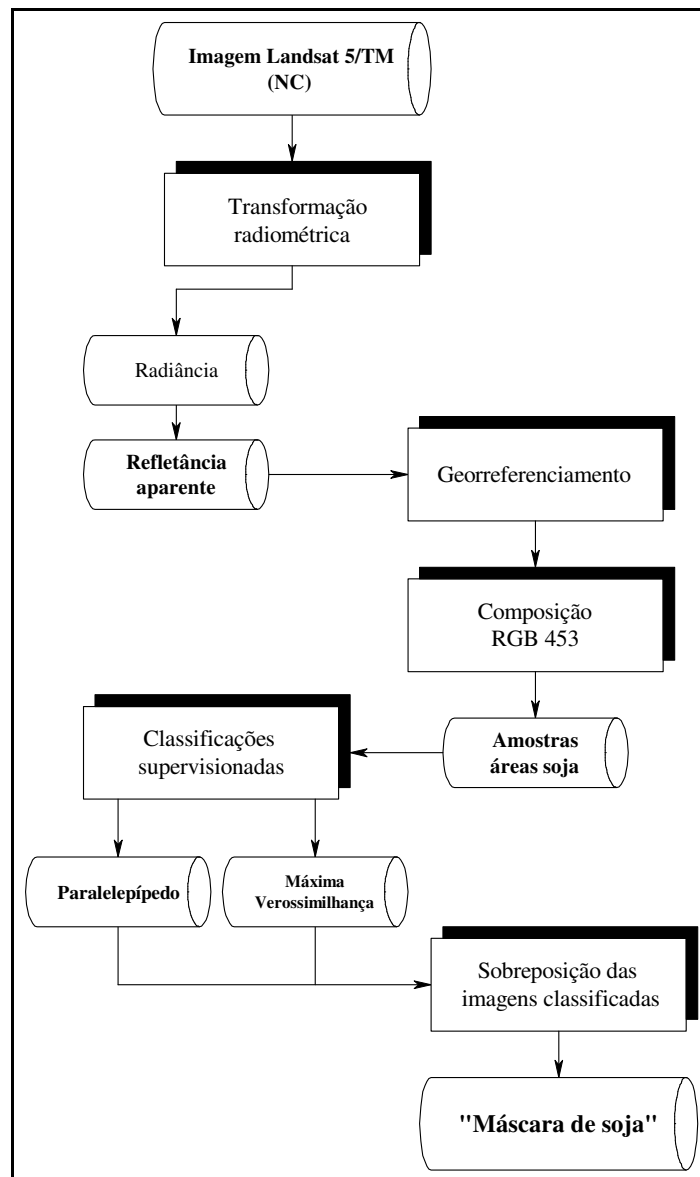


Figura 11. Fluxograma seguido para realizar às estimativas de áreas ocupadas com soja.

Por meio de composições coloridas das bandas do infravermelho próximo, do infravermelho médio e do vermelho (RGB-453 falsa-cor), foram coletadas diversas amostras de pixels que correspondem à cultura de soja. Após isso, foram feitas as classificações digitais supervisionadas e, por sobreposição das imagens classificadas em cada data, foi gerado um mapa temático contendo as áreas ocupadas pela cultura de soja, chamada por “máscara de soja”.

Para efetuar as classificações, foram selecionadas amostras da cultura de soja, tomando como base a evolução de uma área agrícola ocupada com a cultura durante as safras monitoradas, situada próxima ao município de Cascavel no Paraná, abrangida pela cena Landsat 5/TM em estudo. Essa área pode ser visualizada na Figura 12 e faz parte de um projeto paralelo a este, em andamento no Laboratório de Geoprocessamento (LabGEO) da Faculdade de Engenharia Agrícola (FEAGRI) da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), em parceria com a Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE).

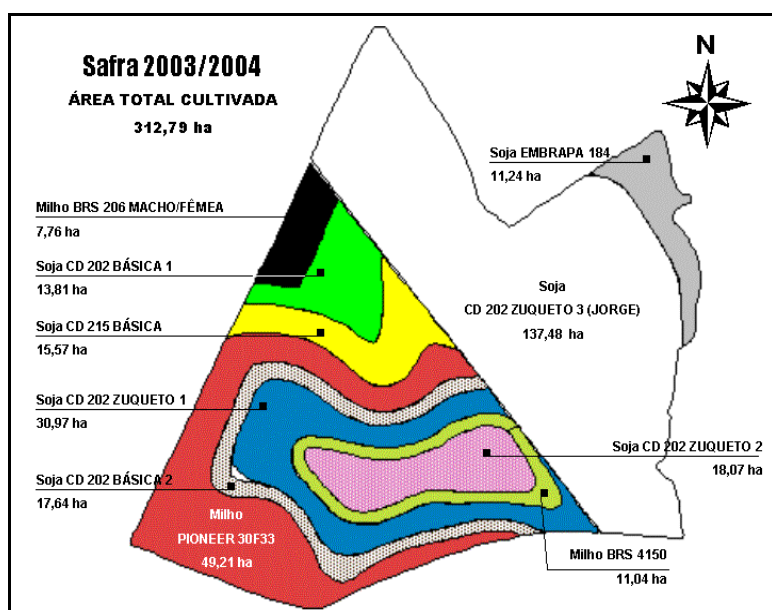


Figura 12. Croqui da área agrícola monitorada com culturas de soja e milho.

Fonte: Laboratório de Estatística Aplicada (LEA) da Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE).

A partir do acompanhamento desta área agrícola, foi possível caracterizar a maioria das áreas da região Oeste do Paraná, pelo fato de haver a sobreposição temporal do cultivo das culturas de soja e de milho em diferentes talhões agrícolas (espaços delimitados que caracterizam a rotação de cultura de uma safra para outra). Como, nesta área, encontram-se talhões com as culturas de soja e milho, pode-se então acompanhar por meio das imagens toda a evolução espectral dessas culturas ao longo dos seus ciclos de desenvolvimento, auxiliando na definição das amostras de pixels com soja e, conseqüentemente, no mapeamento das áreas de soja em toda a extensão da cena estudada de todas as imagens.

A Figura 13 mostra o comportamento (ou a cor característica) da cultura da soja e do milho na área agrícola monitorada, em cada uma das datas de aquisição das imagens Landsat.

Pode-se notar como o comportamento da cultura de soja (tom amarelado) se diferencia do comportamento da cultura de milho (tom avermelhado), ao longo do ciclo.

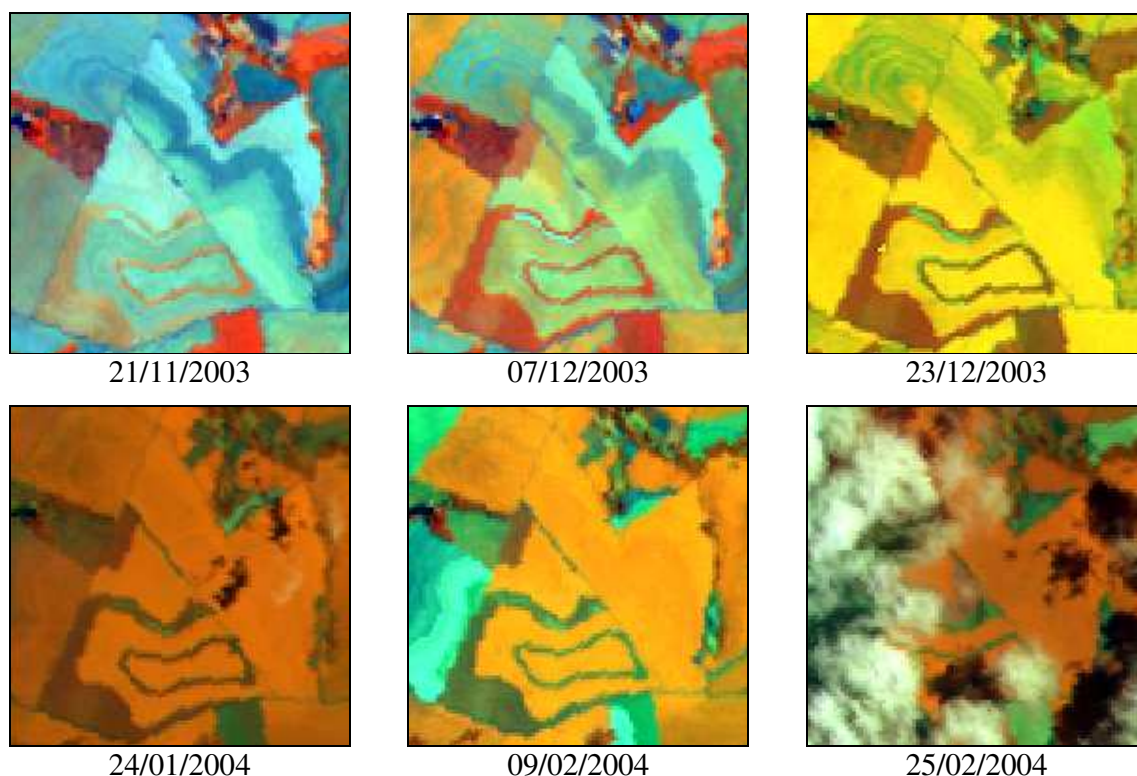


Figura 13. Comportamento das culturas de soja e milho na área agrícola monitorada.

Desta forma, os dados da área serviram de referência para reconhecer os padrões e delimitar as regiões de interesse (amostras de pixels de soja) no restante da cena em todas as imagens Landsat 5/TM das suas safras monitoradas. Na imagem de 25/02/2004, pode-se observar a presença de nuvens cobrindo a área monitorada. Entretanto, essa imagem também foi utilizada na classificação, pois parte da mesma não estava coberta com nuvens, podendo ser utilizada para classificar outras regiões.

Em função das amostras de pixels de soja coletadas, foram feitas as classificações supervisionadas. Os métodos de classificação empregados foram o do Paralelepípedo e o da Máxima Verossimilhança (MV). Para isso, foram utilizadas as bandas espectrais 3, 4 e 5 que apresentam maior diferença entre as informações espectrais dos alvos, atribuindo maior chance de identificação dos objetos e, também, a banda 7 como forma de minimizar os efeitos atmosféricos, pois é menos influenciada pelos efeitos de absorção e espalhamento dos aerossóis e vapor de água presentes na atmosfera, atribuído ao maior tamanho do comprimento

de onda. Justifica-se também o emprego da banda 7 nas classificações, pelo fato das imagens utilizadas para gerar a máscara de soja nas duas safras serem imagens de refletância aparente e não de refletância da superfície proveniente da correção atmosférica. Ao final, as máscaras de soja foram geradas pela sobreposição de cada uma das imagens Landsat 5/TM classificadas, para cada safra monitorada tendo, no final, uma máscara de soja por safra. Cada uma das imagens classificadas com áreas de Soja e Não Soja foram sobrepostas por meio do operador lógico booleano (*OR*) no software Envi 4.0 (RSI 2003). Dessa forma, todos os pixels classificados como soja nas imagens que cobrem o ciclo de desenvolvimento da cultura na região em estudo, originaram as máscaras de soja.

Um fator importante a ser destacado é que as datas das imagens, nas duas safras, contemplaram todo o ciclo de desenvolvimento da soja na região em estudo, a qual se caracteriza por variações nas datas de plantio e colheita. Ou seja, algumas áreas poderiam, em determinada imagem, estar no estágio vegetativo enquanto outras no estágio reprodutivo próximo à colheita. Desta forma, foi possível classificar a maior parte das áreas que continham soja nas imagens.

A avaliação da qualidade (exatidão) das informações geradas a partir da classificação digital das imagens foi realizada por meio das métricas de Exatidão Global e do Coeficiente Kappa (COHEN, 1960). O coeficiente Kappa indica a qualidade da classificação, variando de 0 a 1, sendo que quanto mais se aproxima do valor 1, mais a classificação se aproxima da “realidade” (CONGALTON et al., 1983). Esse coeficiente de concordância vem sendo muito utilizado como uma medida da exatidão da classificação temática. A Exatidão Global e o Coeficiente Kappa podem ser calculados pelas Equações (5) e (6), respectivamente (BISHOP et al., 1975).

$$EG = \frac{A}{N} * 100$$

Eq (5)

em que,

EG: Exatidão Global;

A: Acerto geral (pontos amostrais com acertos);

N: número de pontos amostrais.

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Eq (6)

em que,

K: coeficiente Kappa de concordância;

N: número de observações (pontos amostrais);

r: número de linhas da matriz de erro;

x_{ii} : observações na linha i e coluna i;

x_{i+} : total marginal da linha i;

x_{+i} : total da marginal da coluna i.

Com o auxílio de vetores dos municípios estudados provenientes da malha do IBGE (2001), as imagens da máscara da soja foram trabalhadas de forma que cada município estudado possuísse uma imagem contendo apenas as áreas onde há plantação de soja. Isso serviu para os procedimentos de extração dos dados estatísticos dos índices de vegetação (NDVI e GVI) presentes apenas nas áreas classificadas como soja para cada um dos 36 municípios monitorados.

Após essa etapa, com as imagens do satélite Landsat 5/TM, foram calculados os índices de vegetação NDVI e GVI. Desta forma evidencia-se que foi possível, para as duas safras, contemplar a aquisição dos dados dos índices de vegetação estudados dentro de todos os estádios vegetativos (V) e reprodutivos (R) da cultura da soja.

Com o propósito de avaliar a importância da correção atmosférica e da normalização de imagens nos dados da resposta espectral da cultura da soja e, conseqüentemente, na sua correlação com os dados de produtividade, os índices de vegetação das imagens do Landsat 5/TM foram gerados para três tipos de imagens (valores do pixel): imagens composta com os valores em refletância aparente (topo da atmosfera), com os valores de refletância na superfície (correção atmosférica) e as imagens com valores referentes a normalização. Para a safra 2003/2004, foram analisadas imagens de refletância aparente e normalização. Já para a

safra 2004/2005, foram analisadas, também, as imagens de refletância da superfície, além das duas outras.

Foram utilizadas para o monitoramento da cultura em nível regional (36 municípios), as imagens índice de vegetação NDVI provenientes do sensor MODIS do satélite Terra, delimitadas pela abrangência da cena do Landsat 5/TM utilizada, trabalhando-se com as mesmas áreas de soja classificadas por meio da máscara de soja.

3.2.8. Passagem de escala

Com o acompanhamento temporal do índice de vegetação NDVI foi possível determinar o comportamento espectral da cultura da soja ao longo do seu ciclo de desenvolvimento, nas duas áreas monitoradas A e B e nas áreas classificadas (máscara da soja para os 36 municípios estudados). O comportamento espectral foi caracterizado, primeiramente, nas imagens Landsat 5/TM (resolução espacial de 30 metros). Posteriormente, com base nos dados da identificação das áreas com soja (máscara de soja), pode-se determinar o comportamento espectral também nas imagens NDVI do sensor MODIS (resolução espacial de 250 metros), caracterizando assim, a técnica de passagem de escala.

3.2.9. Ocorrência de nuvens nas imagens Landsat 5/TM

Um dos grandes problemas encontrados nas imagens do satélite Landsat 5/TM, que afetaram o comportamento espectral da cultura da soja ao longo do seu ciclo de desenvolvimento (meses de Novembro a Fevereiro), foi a presença, quase constante, de nuvens. A presença das nuvens em pixels classificados como Soja ocasiona uma distorção nos valores originários dos índices de vegetação estudados. Esta ocorrência descaracteriza o comportamento espectral padrão da cultura da soja. Os valores encontrados para pixels com a presença de nuvens são muito baixos em relação aos valores originais encontradas em pixels que realmente representam o comportamento espectral da soja em determinados estádios de desenvolvimento da cultura.

Com isso, utilizou-se a seguinte metodologia para identificar e retirar a presença dos pixels contaminados com nuvens em determinadas imagens, para cada safra. Por meio de

imagens índice de vegetação NDVI nas datas que continham a presença de nuvens, foi realizada a classificação dos pixels que possuíam valores abaixo dos valores reais, ou seja, originários da cultura da soja, naquele período de seu desenvolvimento. Conseguindo-se assim, uma máscara com os pixels contaminados com nuvens para cada data de imagem. Posteriormente, utilizando-se procedimentos de multiplicação de bandas do software Envi 4.0 (RSI 2003), foram realizadas as retiradas desses pixels contaminados nas imagens dos índices de vegetação (NDVI e GVI), computando-se somente os valores que representavam o comportamento espectral da cultura da soja em cada uma das imagens.

3.2.10. Extração dos dados espectrais

Para os 36 municípios monitorados, a extração dos dados espectrais do NDVI e GVI foi realizada pela média municipal da resposta espectral contida nos pixels classificados como Soja (máscara de soja de cada município estudado). Para isto, foram computados somente os pixels que se encontravam completamente dentro dos limites do município (IBGE, 2001) e, também, somente aqueles que não estavam contaminados com nuvens, conforme procedimento descrito no item 3.2.9. Obteve-se assim, unicamente, o comportamento espectral dos índices NDVI e GVI característico da cultura da soja para cada município estudado.

Para as duas áreas monitoradas A (57 ha) e B (47 ha), foram coletados dados espectrais por meio de grades amostrais, retirando-se o valor espectral (NDVI e GVI) do pixel em que a coordenada do local amostrado estivesse localizada. Isto foi realizado com intuito de adquirir dados dos pixels puros, ou seja, que expressassem unicamente o comportamento espectral da cultura da soja.

Para a coleta na área A, foi utilizado um *grid* regular com 100 pontos (grade amostral) espaçado de 75 metros entre os pontos, conforme Figura 14.

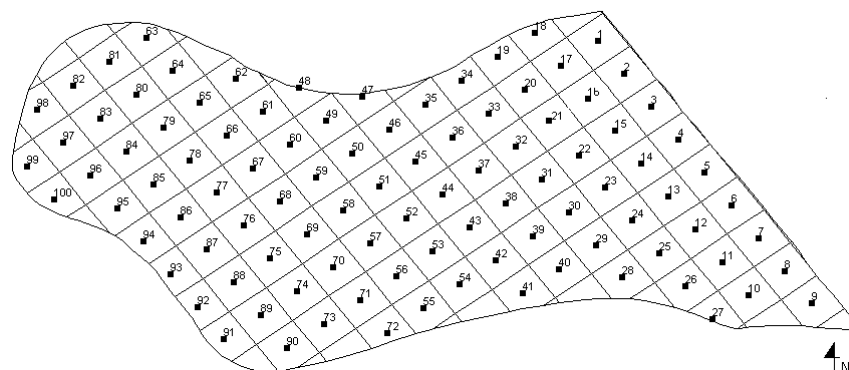


Figura 14. Esquema de amostragem sistemática dos dados espectrais na área A.

Já para a área B, foram adquiridos o total de 48 pontos amostrais distribuídos em um *grid* regular (grade amostral), espaçadas de 100 metros entre uma amostra e outra. Na Figura 15, pode-se visualizar a área B e o esquema de amostragem.

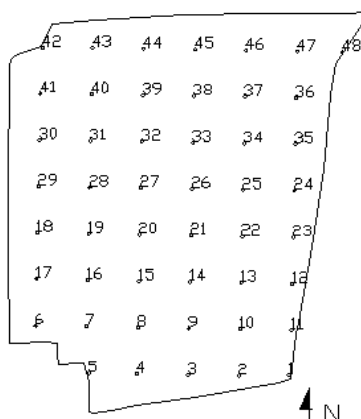


Figura 15. Esquema de amostragem sistemática dos dados espectrais na área B.

Posteriormente, os procedimentos adotados foram a retirada dos pontos amostrais que se encontravam na bordadura dos talhões, ou seja, que estivessem sob a influência, ao menos parcial, de outras culturas ou estradas que circundam as áreas. Também foram eliminadas os elementos amostrais que estavam contaminadas com nuvens, tendo assim, para cada data de imagem, um número variável de pixels computados nas correlações com os dados de produtividade.

Ao desconsiderar a bordadura das áreas sabe-se que há perda de informação sobre a condição total da área, já que essa região está mais susceptível a problemas como de compactação devido a proximidade das estradas. Todavia, apesar dessa perda, optou-se por

desconsiderar elementos amostrais da bordadura e as que continham nuvens, pois a resposta espectral desses elementos amostrais não reflete, unicamente, o comportamento da vegetação.

3.2.11. Coleta dos dados de produtividade da soja

Os dados de produtividade média da soja para os 36 municípios foram extraídos dos relatórios municipais de produção e área divulgados pela SEAB e o DERAL para todo o estado do Paraná em cada safra, ou seja, nas safras 2003/2004 e 2004/2005.

Para as duas áreas monitoradas A e B próximas ao município de Cascavel os dados de produtividade foram mensurados somente para a safra 2004/2005 da seguinte maneira:

1) Na área A, foi construído um mapa de produtividade por meio da utilização da geoestatística, por meio das técnicas de ajuste de semivariograma e interpolação por krigagem, alimentado com dados adquiridos por um monitor de colheita da marca AgLeader® modelo PF 3000® instalado em uma colhedora NewHolland – TC 57. Esta metodologia de geração do mapa de produtividade pode ser encontrada em URIBE-OPAZO et al. (2008). Posteriormente, utilizando-se a mesma grade amostral espacialmente referenciada e utilizada para a extração dos dados espectrais (conforme descrito nos item 3.2.10), foram coletados dados de produtividade, garantindo que os dados de produtividade e espectrais (dados dos índices de vegetação) estivessem na mesma coordenada geográfica.

2) Para a área B, a coleta dos dados de produtividade foi realizada manualmente, e os locais ou coordenadas (latitude e longitude) de cada ponto amostral foram encontradas utilizando-se um aparelho GPS – GeoExplorer 3, que possui precisão métrica. Com as coordenadas de cada ponto embutida no GPS, foi possível a navegação a cada um dos pontos amostrais, obtendo-se os dados de produtividade e espectrais na mesma coordenada geográfica. Para mensurar a produtividade em Mg ha^{-1} de cada ponto amostrado, coletaram-se duas linhas amostrais de soja de 1,5 metros de comprimento e pela largura de plantio entre as linhas que, neste caso, foi de 0,45 m. Das plantas coletadas, foram debulhadas as vagens e em seguida, pesaram-se os grãos de soja, chegando ao resultado da produtividade em Mg ha^{-1} em cada ponto amostrado.

3.2.12. Análises estatísticas e estudo da relação dos índices NDVI e GVI com a produtividade da soja

As análises estatísticas exploratórias foram aplicadas aos valores de produtividade da soja, aos valores dos índices de vegetação NDVI e GVI de todas as imagens Landsat 5/TM e o NDVI das imagens MODIS para as duas safras 03/04 e 04/05. A normalidade dos dados foi realizada por meio do teste de Anderson-Darling, apresentado e realizado no software MINITAB 14 (2004).

Partindo do pressuposto acima, foram realizadas análises de correlação e regressão entre dados de produtividade (variável predita) e dados espectrais (variável preditora) oriundos dos índices de vegetação (NDVI e GVI) para imagens do satélite Landsat 5/TM em nível municipal (36 municípios) e local (duas áreas monitoradas) em cada uma das datas de passagem do satélite e também para cada um dos tratamentos de imagens utilizados. Desta forma, foi possível caracterizar o monitoramento da cultura da soja durante todo seu ciclo de desenvolvimento.

Também foram realizadas análises de correlação e regressão entre dados de produtividade e dados espectrais oriundos do índice de vegetação NDVI das imagens do sensor MODIS, composição de 16 dias. Essas correlações foram efetuadas somente em nível municipal (36 municípios).

Essas análises tiveram objetivo de determinar a porcentagem de explicação dos índices de vegetação (NDVI e GVI) sobre a produtividade da cultura da soja, e diferença na explicação da produtividade da soja por meio dos índices de vegetação estudados para imagens com refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização para as imagens do Landsat 5/TM.

3.2.13. Técnicas de diagnósticos para modelos de regressão linear

Em modelos de regressão linear podem existir observações (dados) que têm uma grande influência sobre os resultados de ajuste do modelo. Devido a isto, são, freqüentemente, utilizados alguns procedimentos para detectar a influência potencial de um ou mais dados

sobre o ajuste do modelo. A tais procedimentos são denominados de técnicas ou medidas de diagnóstico (GALEA, 1990; PAULA, 1995 e GALEA et al., 2003).

Essas influências potenciais podem ser de várias naturezas, com causas diferentes e conseqüências distintas. Assim, podem-se distinguir quatro grandes classes: presença de pontos muito influentes (*leverage*); colinearidade entre colunas da matriz X (caso de regressão linear múltipla); valores discrepantes nas observações e afastamentos sérios das suposições para construção de modelos (GALEA et al., 2003). Os dois primeiros grupos relacionam-se com os valores de X (variável ou variáveis independentes), enquanto que os outros dois estão ligados ao comportamento das observações de Y (variável dependente).

Com base nos trabalhos de GALEA (1990), PAULA (1995) e GALEA et al. (2003) são descritas, a seguir, as análises e as respectivas equações utilizadas para a realização das técnicas de diagnósticos.

A maneira mais simples de fazer a identificação de pontos discrepantes no espaço dos preditores (*Leverage*), isto é, de grande influência no ajuste considerando apenas os valores de X , é através dos elementos da diagonal da matriz (h_{ii}) . Sugere-se examinar com cuidado e atenção os pontos para os quais os elementos h_{ii} da matriz têm o seguinte comportamento (Equação 7). A retirada destes pontos também motiva uma grande alteração do ajuste.

$$h_{ii} > \frac{2p-1}{n}$$

Eq (7)

em que,

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz $H = X(X^T X)^{-1} X^T$ (pontos Leverage);

p : é o número de parâmetro utilizado no modelo ajustado;

n : é o número de pares de dados utilizados na regressão.

A análise dos resíduos é uma técnica muito útil na avaliação do modelo. Em que, os resíduos Ordinários (e_i) têm a forma da Equação 8.

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i$$

Eq (8)

em que,

e_i : resíduos ordinários;

Y_i : valores da variável dependente.

$\hat{Y}_i$: valores estimados com o modelo;

Os resíduos Padronizados (Z_i) são dados pela equação 9. Para os resíduos Ordinários (e_i) e Padronizados (Z_i), são considerados pontos discrepantes quando os valores são maiores que dois.

$$Z_i = \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{S}$$

Eq (9)

em que,

Z_i : resíduos padronizados;

Y_i : valores da variável dependente;

$\hat{Y}_i$: valores estimados com o modelo;

$S = \sqrt{QME}$ é o estimador não viciado de σ^2 .

Com as seguintes características: $E(Z_i) = 0$ e $Var(Z_i) = (1 - h_{ii})$.

Para os testes de diagnósticos, é aconselhável definir resíduos que não dependam de σ^2 , nem de h_{ii} . Deste modo, cita-se o resíduo chamado de Studentizado (r_i) que é obtido conforme a Equação 10.

$$r_i = \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{S\sqrt{1 - h_{ii}}}$$

Eq (10)

em que,

r_i : resíduos studentizado;

Y_i : valores da variável dependente;

$\hat{Y}_i$: valores estimados com o modelo;

$S = \sqrt{QME}$ é o estimador não viciado de σ^2 ;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz (pontos Leverage).

Com as seguintes características: $E(r_i) = 0$ e $Var(r_i) = 1$.

Recomenda-se ter muito cuidado com o resíduo Studentizado que, $|r_i| > t_{(\alpha/2\%, n-p)}$. Onde $t_{(\alpha/2\%, n-p)}$ é o valor da tabela T-student bicaudal com α : % de nível de significância e $(n-p)$ grau de liberdade.

Outro resíduo de grande interesse é o resíduo de Jackknife (t_i) que mede o efeito de uma observação no ajuste, tendo a forma da Equação 11.

$$t_i = \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{S(i)\sqrt{1 - h_{ii}}} \quad \text{Eq (11)}$$

em que,

t_i : resíduo de Jackknife;

Y_i : valores da variável dependente;

$\hat{Y}_i$: valores estimados com o modelo;

$S(i)$: estimador não viciado de σ^2 sem o ponto i ;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz (pontos Leverage).

Um candidato a observação outlier é obtido pelo resíduo de Jackknife (t_i) com a seguinte regra de decisão: Se $|t_i| > t_{(\alpha/2\%, n-p-1)}$, a observação Y_i (variável dependente) é candidata a ser um valor discrepante ou Outlier, em que, $t_{(\alpha/2\%, n-p-1)}$ é o valor da tabela T-student com nível de significância α : % e $(n-p-1)$ graus de liberdade.

Para mensurar o efeito ao eliminar uma observação nos resultados de ajuste de um modelo linear, apresenta-se a seguir algumas técnicas de diagnóstico. Essas técnicas medem o potencial de influência de uma observação no estimador de mínimos quadrados $\hat{\beta}$, $\hat{Y}$ e R^2 .

A distância de Cook (D_i), mede o efeito de eliminar uma observação no estimador de mínimos quadrados $\hat{\beta}$. Esse teste é efetuado conforme a Equação 12 a seguir:

$$D_i = \frac{r_i^2}{p} \left(\frac{h_{ii}}{1 - h_{ii}} \right)$$

Eq (12)

em que,

D_i : distância de Cook;

r_i : resíduos studentizado;

p : é o número de parâmetro utilizado no modelo ajustado;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz (pontos Leverage).

Recomenda-se ter muito cuidado com valores da distância de Cook (D_i), onde o valor de $D_i > F_{(\alpha\%, p, n - p)}$. Para o $F_{(\alpha\%, p, n - p)}$ que é o valor da tabela F-Snedecor com nível de significância de $\alpha\%$ e $(p, n - p)$ graus de liberdade.

Se o objetivo principal for utilizar o modelo de regressão para propósitos de predição, é conveniente tratar de medir as mudanças dos elementos $\hat{Y}_i$ quando não se considera uma observação. Para essa finalidade, a distância Welsch-Kuh (DFFITS) é utilizada, medindo o impacto da i -ésima observação sobre o i -ésimo valor predito, por meio da Equação 13.

$$DFFITS = |t_i| \sqrt{\frac{h_{ii}}{n - h_{ii}}}$$

Eq (13)

em que,

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

t_i : resíduo de Jackknife;

n : é o número de pares de dados utilizados na regressão;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz (pontos Leverage).

Por meio deste teste, sugerem uma especial atenção em aqueles casos onde $DFFITS > 2 \sqrt{\frac{p}{n}}$.

A detecção de observações discrepantes no espaço dos preditores também se faz necessária nos teste de diagnósticos dos modelos. A distância de Mahalanobis pode ser

utilizada para medir a “distância” entre dois grupos de observações. Neste caso um grupo tem n-1 pontos e o outro 1.

A distância de Mahalanobis entre X_i e os pontos restantes é dada pela Equação 14.

$$DM(i) = \frac{n(n-2)(h_{ii} - 1/n)}{(n-1)(1-h_{ii})} \quad \text{Eq (14)}$$

em que,

DM_i : distância de Mahalanobis;

n : é o número de pares de dados utilizados na regressão;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz (pontos Leverage).

Considera-se como critério de detecção de observações discrepantes no espaço dos preditores quando o $DM(i) > c_1 F_{(\alpha\%, p-1; n-p)}$. Em que, $F_{(\alpha\%, p-1; n-p)}$ é o valor da tabela F-Snedecor com nível de significância de $\alpha\%$ e (p-1; n-p) graus de liberdade. E o c_1 é calculado por meio da Equação 15.

$$c_1 = \frac{n(n-2)(p-1)}{(n-p)(n-1)} \quad \text{Eq (15)}$$

em que,

c_1 : valor para determinar observações discrepantes pela distância de Mahalanobis;

p : é o número de parâmetro utilizado no modelo ajustado;

n : é o número de pares de dados utilizados na regressão.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Coerência nos resultados da correção atmosférica e da normalização

4.1.1. Dados MODIS

Pelo fato de não ter sido coletada informação dos parâmetros atmosféricos em campo, a qualidade ou coerência dos dados atmosféricos recuperados a partir de imagens do sensor MODIS foram verificadas comparando os valores de conteúdo de vapor d'água na atmosfera obtidos neste com a precipitação pluviométrica do decêndio que antecedeu a passagem das imagens.

Foi comparada a precipitação pluviométrica média de cinco estações medidoras dos municípios de Cascavel, Assis Chateaubriand, Campo Mourão, Palotina e Toledo, abrangentes da cena 223/077, do período de 10 dias que antecederam as passagens do satélite Landsat 5/TM (Tabela 3). Os dados pluviométricos são oriundos do Instituto Tecnológico SIMEPAR do estado do Paraná.

Tabela 3: Média da precipitação pluviométrica de cinco estações acumulada no decêndio anterior à obtenção dos atributos atmosféricos das imagens MODIS e o valor do vapor d'água encontrado nas imagens

Passagem do Satélite	Decêndio considerado	Média acumulada de 10 dias (mm)	Vapor d'água (g cm^{-2})
07/12/03	27/11 a 06/12/2003	41,4	2,929
23/11/04	13 a 22/11/2004	41,7	3,229
09/12/04	29/11 a 08/12/2004	18,8	2,802
25/12/04	15 a 24/12/2004	26,6	2,500
26/01/05	16 a 25/01/2005	44,9	3,803
11/02/05	01 a 10/02/2005	2,2*	2,233

* período de estiagem na região.

Pode-se verificar que o período de maior precipitação acumulada 16 a 25/01/2005, coincide com o maior valor de vapor d'água recuperado da imagem MODIS, sendo que os

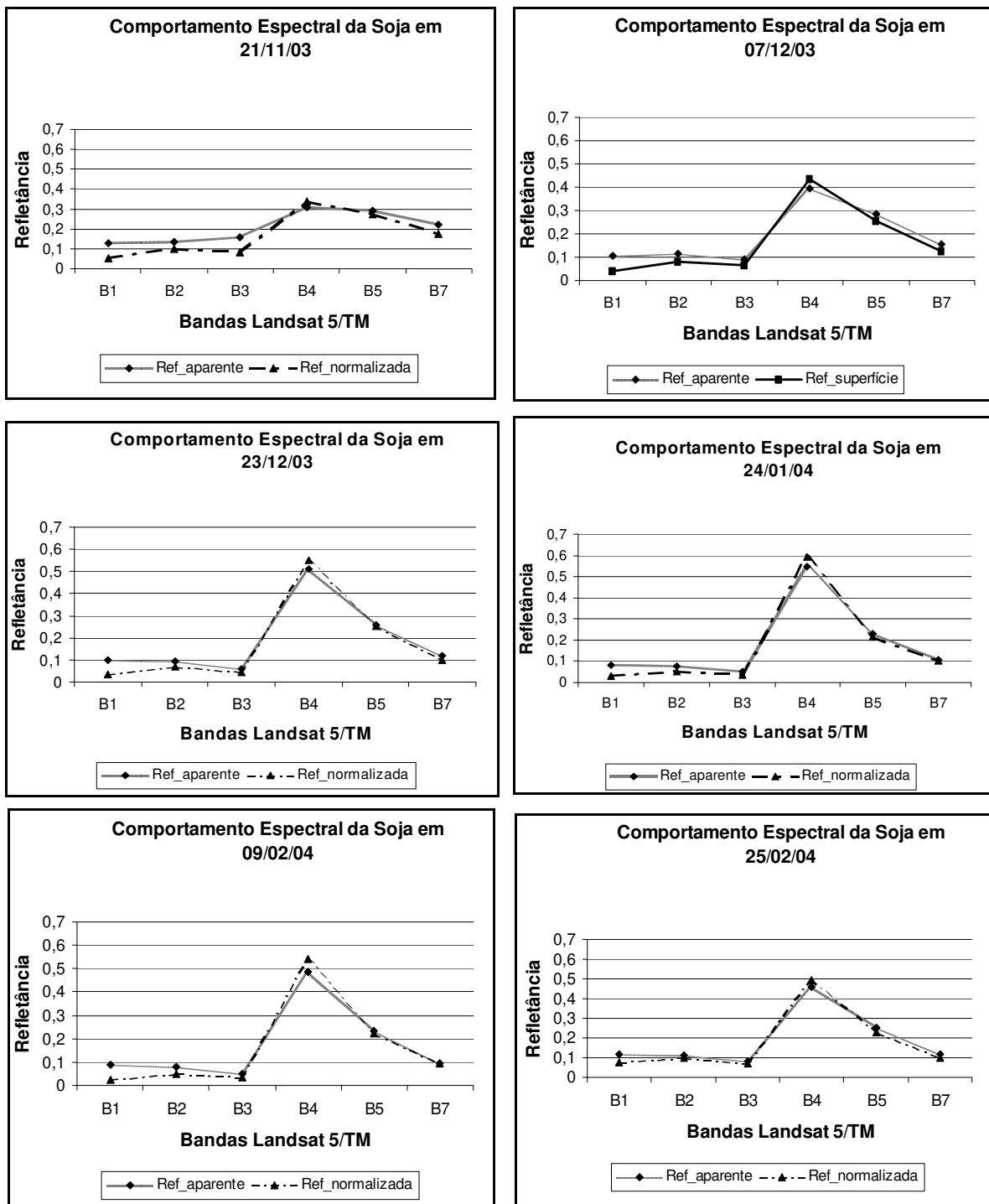
outros valores obedecem de certa forma à mesma regra, o que indica a coerência dos valores utilizados para corrigir tanto as imagens quanto a atmosfera. O coeficiente de correlação linear de Pearson (R) entre o vapor d'água e a precipitação acumulada foi de 0,84.

4.1.2. Comportamento espectral da cultura da soja

A coerência do comportamento espectral do alvo vegetação (cultura da soja), adquirido a partir das imagens com correção atmosférica e normalização, foi obtida em comparação ao comportamento típico desse alvo dado pela literatura especializada. Também foram verificadas as coerências da correção por bandas, ou seja, é esperado que, para as bandas do visível (banda 1, banda 2 e banda 3), haja uma diminuição nos valores de refletância, devido ao espalhamento molecular enquanto que, para as bandas do infravermelho (bandas 4, 5 e 7) é esperado um aumento na refletância em função da correção, principalmente, do vapor d'água (ZULLO JR, 1994).

Como é possível observar nos gráficos das Figuras 16 e 17, o alvo cultura da soja em seis imagens processadas na safra 2003/2004 e em cinco imagens processadas na safra 2004/2005, apresentam comportamento espectral semelhante com aqueles encontrados na literatura, após ter sido realizada as técnicas de correção atmosférica e da normalização.

Para a safra 2003/2004, foi possível realizar somente a correção atmosférica para a imagem do dia 07/12/2003, devido ao fato de não ter sido possível conseguir dados atmosféricos do satélite MODIS nas outras datas. Com isso, essa imagem também foi utilizada como imagem referência para a realização da técnica de normalização para as demais imagens. Ao passo que, para a safra 2004/2005 (Figura 17), foram realizadas a correção atmosférica em todas as cinco imagens utilizadas, pois foi possível a recuperação dos dados atmosféricos em todas as datas, conforme pode ser evidenciado no item 4.1.1. Nesta safra a imagem referência foi a do dia 23/11/2004 e a sua escolha deu-se pelo fato da imagem estar totalmente sem interferência de nuvens e com boa qualidade visual.

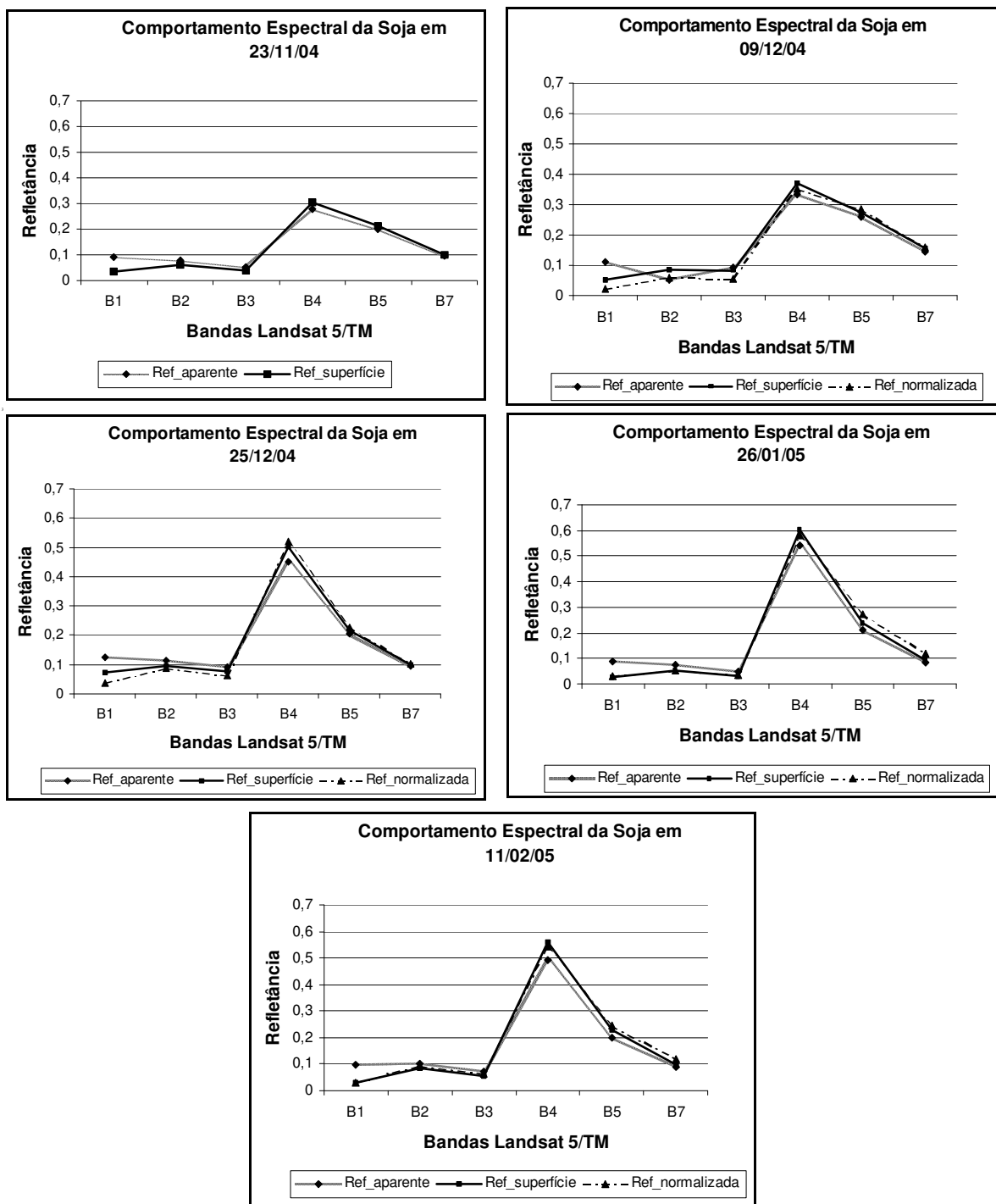


B1(0,45-0,52 μm); B2 (0,50-0,60 μm); B3(0,63-0,69 μm); B4(0,76-0,90 μm); B5(1,55-1,75 μm); B7(2,08-2,35 μm)

Ref_aparente: imagens sem correção atmosférica; **Ref_superfície:** imagens com correção atmosférica;

Ref_normalização: imagens submetidas a técnica de normalização.

Figura 16. Comportamento espectral da cultura da soja na safra 2003/2004 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.



B1(0,45-0,52 μm); **B2** (0,50-0,60 μm); **B3**(0,63-0,69 μm); **B4**(0,76-0,90 μm); **B5**(1,55-1,75 μm); **B7**(2,08-2,35 μm)

Ref_aparente: imagens sem correção atmosférica; **Ref_superfície:** imagens com correção atmosférica;

Ref_normalização: imagens submetidas a técnica de normalização.

Figura 17. Comportamento espectral da cultura da soja na safra 2004/2005 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.

Nas Figuras 16 e 17, observa-se para todas as imagens das safras 2003/2004 e 2004/2005, que a correção atmosférica e/ou a normalização de imagens conseguiram corrigir os efeitos de espalhamento das bandas 1, 2 e 3 (que aumenta os valores de refletância). Fica evidente ainda, nessas imagens, uma compensação, ou ganho em refletância na banda 4, amenizando o efeito de absorção por gases (que diminuem os valores de refletância desta banda), conforme indicado na literatura (VERMOTE et al, 1997).

Observa-se, também, tanto para os dados de correção atmosférica como para a normalização, uma coerência com relação ao comportamento das bandas do visível - banda 1 (azul), banda 2 (verde) e banda 3 (vermelho), sobre o alvo, em que predomina a grande absorção da energia nas bandas 1 e 3, e um leve espalhamento na banda 2.

Como foram coletados dados espectrais em lavouras de cultivo da cultura da soja durante seu ciclo, foi possível evidenciar o crescimento vegetativo da cultura, comprovado principalmente, pelas respectivas refletâncias das bandas 4 (faixa do infravermelho próximo que responde sensivelmente ao vigor da vegetação) em cada uma das datas das imagens. Percebe-se claramente, na safra 2003/2004 (Figura 16), que em 21/11/2003 a refletância da banda 4 foi de, aproximadamente, 0,31 para o início de desenvolvimento da cultura, atingindo o pico vegetativo na data de 24/01/2004 com a refletância de aproximadamente 0,6. Após esta data, a cultura entra no período de senescência, assinalado pela queda nos valores de refletância da banda 4.

Assim como na safra 2003/2004, para a safra 2004/2005 (Figura 17) foi possível detectar que na data de 23/11/2004 a refletância da banda 4 foi de aproximadamente 0,29, o início do desenvolvimento da cultura, atingindo seu pico vegetativo na data de 26/01/2005 com a refletância de 0,6 também. Após esta data a cultura entrou no período de senescência, assinalando queda nos valores de refletância da banda 4, conforme pode ser visto na data de 11/02/2005.

Cabe ressaltar que não foi possível obter as imagens do dia 08/01/2004 (safra 2003/2004) e do dia 10/01/2005 (safra 2004/2005) devido a presença de nuvem que cobriam totalmente as imagens, e desta maneira, não foi possível concluir se o pico vegetativo da soja havia ocorrido mesmo nas datas mencionadas anteriormente (24/01/2004 e 26/01/2005, respectivamente para as safras 2003/2004 e 2004/2005).

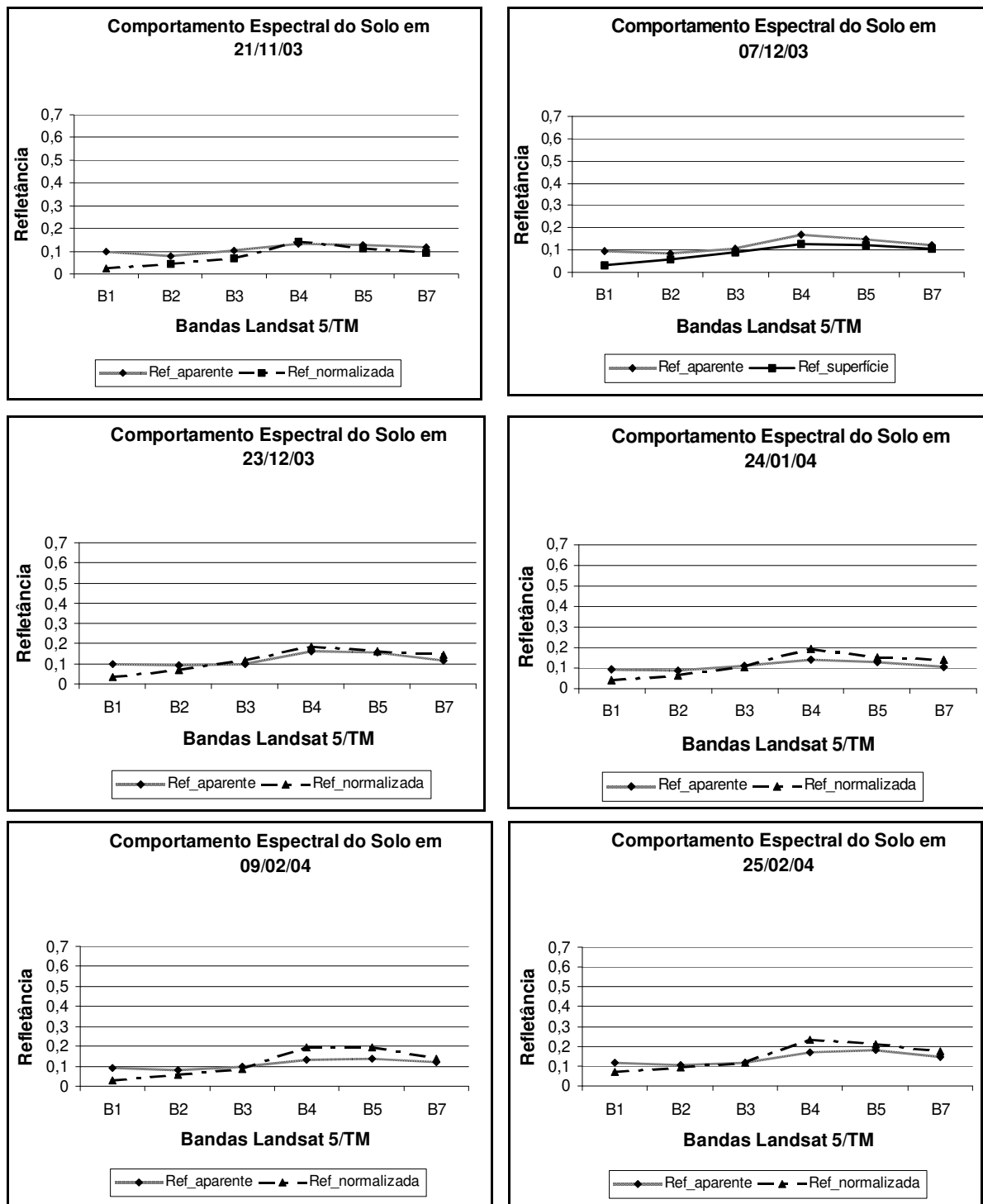
As curvas do comportamento espectral da cultura da soja foram muito semelhantes entre os tratamentos de refletância da superfície e refletância normalizada, ou seja, baixaram os valores principalmente da banda 1 em relação a refletância aparente e aumentaram o valor da banda 4. Entretanto, apresentaram algumas diferenças nos valores em algumas bandas para algumas datas das imagens, isso possivelmente ocorreu, devido aos procedimentos distintos que cada técnica utiliza com o objetivo de amenizar a influência da atmosfera nos dados de refletância. Apesar dos objetivos de utilização dessas técnicas para essa pesquisa serem os mesmos, a correção atmosférica efetuada utilizou dados atmosféricos do dia de aquisição de cada imagem, já a técnica de normalização utilizou-se de uma imagem apenas de referência corrigida atmosféricamente para aquele dia, normalizando assim, todas as outras imagens a partir desta, quer dizer, corrigiu todas as imagens pela influência atmosférica do dia da imagem referência.

4.1.3. Comportamento espectral do solo na região estudada

Como o alvo solo no começo do desenvolvimento da cultura da soja (até cobrir totalmente o solo) influencia a refletância, fez-se necessário analisar também o seu comportamento espectral. Os dados das áreas de solos foram obtidas com base no conhecimento de campo das áreas com solo exposto em cada data das imagens.

O comportamento espectral do solo obtido a partir das imagens com correção atmosférica e da técnica de normalização foram comparados com o comportamento típico desses alvos dados pela literatura, validando assim essas técnicas de tratamento de imagens.

Nas Figuras 18 e 19 estão os gráficos do alvo solo (seis imagens safra 2003/2004 e cinco imagens safra 2004/2005). Nota-se que o comportamento espectral é semelhante ao encontrado na literatura especializada, após ter sido realizada as técnicas de correção atmosférica e da normalização de imagens. Os gráficos mostram visualmente que houve mudanças nos valores de refletância do alvo solo após terem sido realizadas a correção atmosférica e a normalização nas imagens das safras 2003/2004 e 2004/2005.

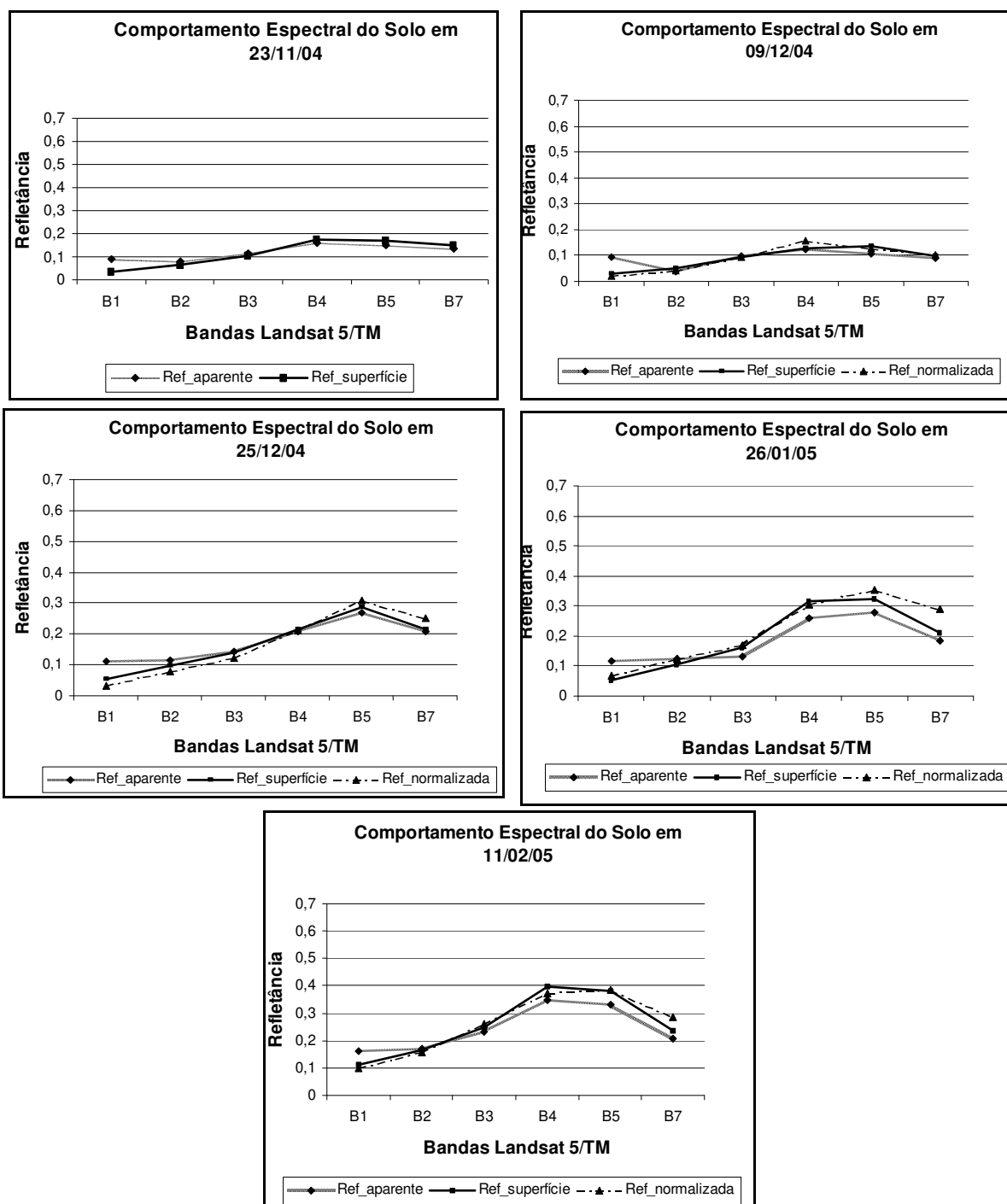


B1(0,45-0,52 μm); **B2** (0,50-0,60 μm); **B3**(0,63-0,69 μm); **B4**(0,76-0,90 μm); **B5**(1,55-1,75 μm); **B7**(2,08-2,35 μm)

Ref_aparente: imagens sem correção atmosférica; **Ref_superfície:** imagens com correção atmosférica;

Ref_normalização: imagens submetidas a técnica de normalização.

Figura 18. Comportamento espectral do alvo solo na safra 2003/2004 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.



B1(0,45-0,52 μm); B2 (0,50-0,60 μm); B3(0,63-0,69 μm); B4(0,76-0,90 μm); B5(1,55-1,75 μm); B7(2,08-2,35 μm)

Ref_aparente: imagens sem correção atmosférica; **Ref_superfície:** imagens com correção atmosférica;

Ref_normalização: imagens submetidas a técnica de normalização.

Figura 19. Comportamento espectral do alvo solo na safra 2004/2005 para imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.

A refletância de solos argilosos (região estudada), normalmente, é caracterizada por ser menor em todas as bandas que de solos arenosos, devido, principalmente, a maior presença de umidade, óxido de ferro e matéria orgânica, por exemplo.

Nota-se, ainda, que algumas características como o sistema de cultivo com plantio direto, muito comum na região Oeste do Paraná, que normalmente deixa restos de vegetação ou palhada (restos vegetais da cultura colhida anteriormente) no solo, pode ter provocado alterações nas curvas características dos solos. Na safra 2004/2005 foi mais evidente, causando uma refletância maior nas bandas 4, 5 e 7, descaracterizando a refletância baixa causada pelos solos argilosos, talvez pela maior presença de palha no solo para esta safra.

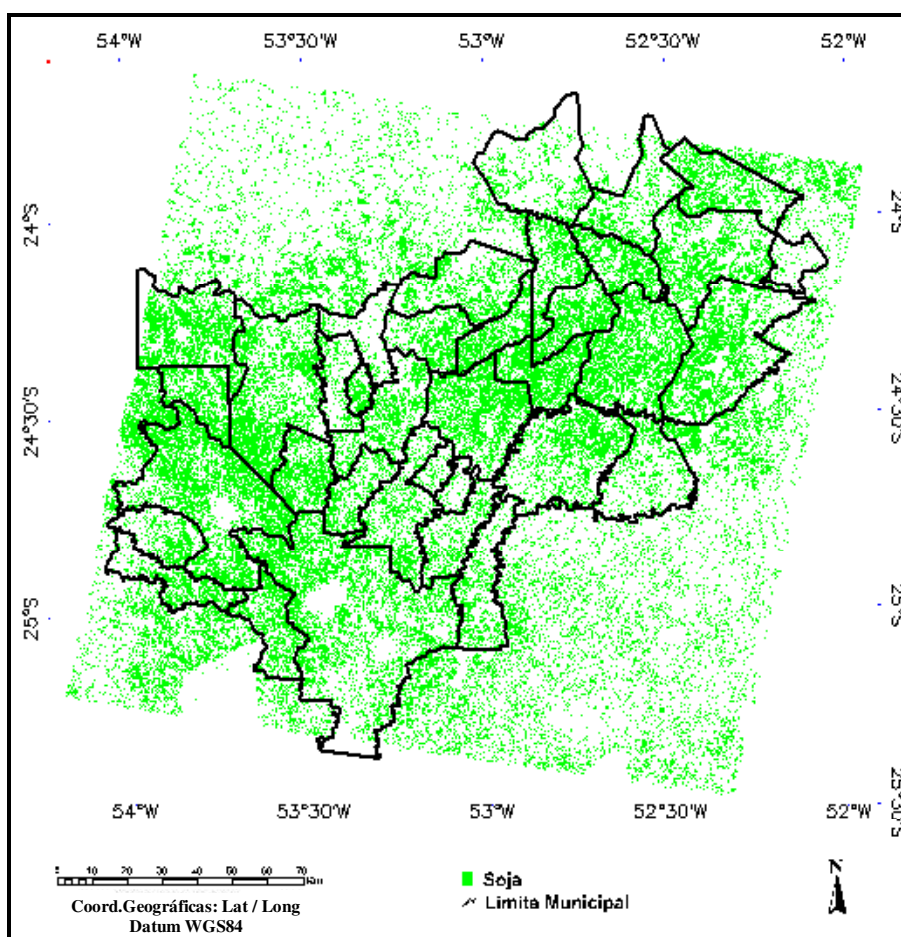
Conforme apresentado nas Figuras 16 a 19, a técnica de correção atmosférica alimentada por parâmetros climáticos do MODIS apresentou coerência. Ficou constatado, também, a viabilidade prática dessa técnica de correção atmosférica das imagens, pois, as imagens das quais é possível extrair os parâmetros atmosféricos estão disponíveis, sem qualquer custo, na página da NASA (<http://modis.gsfc.nasa.gov/>). As imagens estão disponíveis desde o lançamento do sensor em dezembro de 1999, sendo, então, de grande valia nos estudos de séries temporais em que não se dispõe de dados de campo e que a correção atmosférica seja imprescindível. Estes resultados corroboram com as conclusões da viabilidade de recuperação dos dados atmosféricos via MODIS, constatada anteriormente por VERMOTE e VERMEULEN (1999), GAO e KAUFMAN (2003) e NASCIMENTO (2006).

Destaca-se, da mesma maneira, o bom desempenho conseguido com a técnica de normalização utilizada nesta pesquisa. Este método de normalização, por ser relativamente fácil de processar e ter grande agilidade e eficiência, demonstrou ter ampla utilidade principalmente quando o volume de dados (imagens) a serem trabalhados sejam grandes. Vale ressaltar ainda, que os dados obtidos com essa técnica demonstraram ter coerência conforme apresentados nas Figuras 16 a 19. Ainda quanto à normalização, constatou-se que os resultados obtidos com a regressão ortogonal se mostraram satisfatórios no sentido de conseguir preservar a resolução radiométrica das imagens após a normalização, não havendo assim distorções no comportamento típico dos alvos presentes nas imagens, confirmando as afirmações de DU et al. (2002) e SCHROEDER et al. (2006).

4.2. Monitoramento da cultura da soja

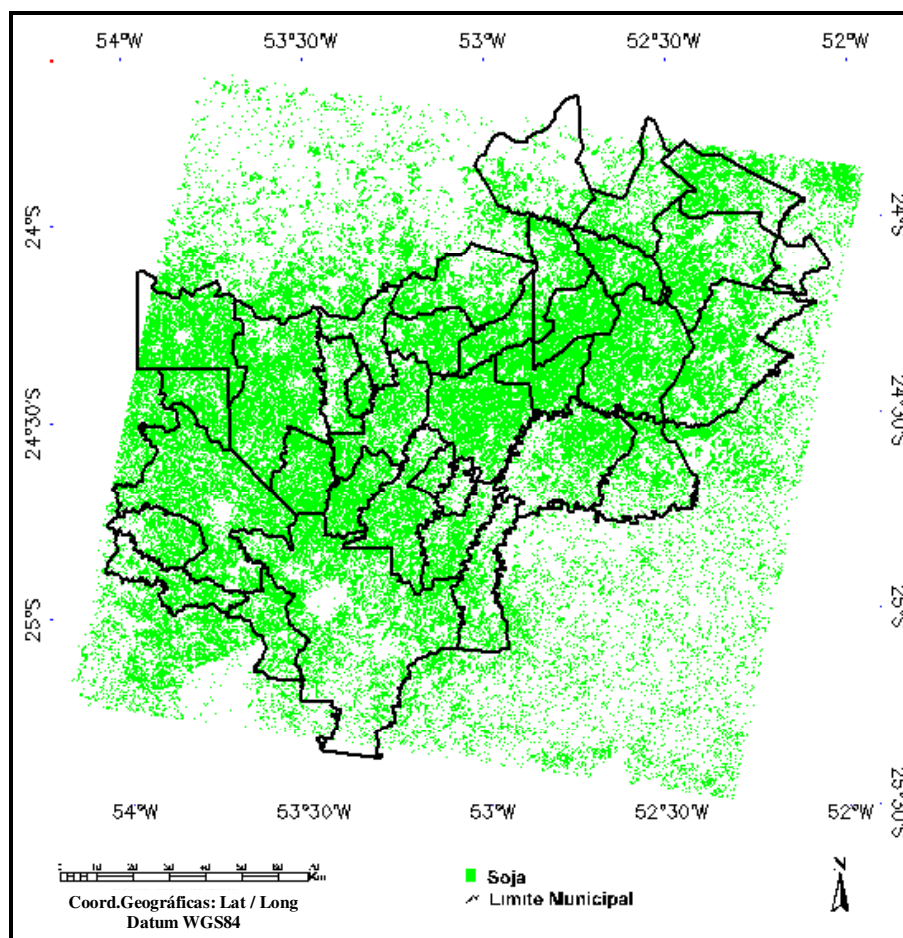
Para o monitoramento da cultura da soja foram utilizadas imagens das safras 2003/2004, adquiridas em 21/11/2003, 07/12/2003, 23/12/2003, 24/01/2004, 09/02/2004 e 25/02/2004 e 2004/2005 em 23/11/2004, 09/12/2004, 25/12/2004, 26/01/2005 e 11/02/2005, selecionadas de forma a abranger todo o período do ciclo de desenvolvimento da cultura da soja na região.

Após os processamentos realizados nas imagens, e a partir das classificações supervisionadas e das sobreposições das várias datas das imagens em cada uma das safras monitoradas, foram construídas as máscaras de soja, conforme apresentado nas Figuras 20 e 21, representando as safras de 2003/2004 e 2004/2005, respectivamente (MERCANTE et al. 2006).



Safra 2003/2004

Figura 20. Máscara de soja gerada com seis imagens Landsat 5/TM para safra 2003/2004.



Safra 2004/2005

Figura 21. Máscara de soja gerada com cinco imagens Landsat 5/TM para safra 2004/2005.

4.2.1. Avaliação da acurácia da classificação

Após a geração das máscaras de soja, foi calculada a área de soja classificada para os 36 municípios da região em estudo. Dentre esses 36 municípios, oito municípios (Assis Chateaubriand, Cascavel, Mamborê, Maripá, Palotina, Rancho Alegre do Oeste, Toledo e Ubitatã) já estavam sendo monitorados no projeto GeoSafras (2003 a 2006). Uma das metodologias adotadas no projeto é o chamado plano amostral, desenvolvido por EPIPHÂNIO et al. (2002). Resumidamente, caracteriza-se pela distribuição aleatória de 100 pontos dentro dos limites dos municípios, com o objetivo de realizar um levantamento do uso do solo por meio de trabalho de campo. Pelo fato de se ter somente oito dos municípios com a realização

do trabalho de campo, para o restante foram efetuadas as distribuições aleatórias de 100 pontos dentro dos limites municipais e efetuada a verificação das coberturas por meio das imagens RGB-453, onde, é possível distinguir a cultura da soja das demais coberturas presentes na imagem.

Considerando os 100 pontos amostrados nos municípios para as safras 03/04 e 04/05, foi possível realizar a avaliação da acurácia das classificações, por meio das métricas de Exatidão Global e do Índice Kappa (COHEN, 1960).

A Tabela 4 apresenta os valores de área calculados por contagem de pixels nas máscaras de soja e os valores das métricas de Exatidão Global e do Coeficiente Kappa para cada um dos 36 municípios. A área foi obtida multiplicando-se o número total de pixels da classe Soja pela área do pixel Landsat 5/TM igual a 900 m^2 ($30 \times 30 \text{ m}$), dividindo-se por 10.000 para conversão em hectares (ha).

Observa-se que o classificador apresentou limitações ao efetuar o reconhecimento da cultura, apesar do padrão de soja ter sido bem delimitado nas amostras de treinamento. Os dados da Exatidão Global, que representa o número de pontos coincidentes classificados como Soja ou Não Soja na máscara, quando comparados com os 100 pontos amostrais de cada município, teve, variação de 0,64 a 0,97 com média de 0,78 para a safra de 2003/2004 e variação de 0,65 a 0,95 com média de 0,87 para a safra 2004/2005.

Já para os dados do Índice Kappa, os valores médios foram de 0,76 com variação de 0,64 a 0,96, na safra 2003/2004 e média de 0,82 com variação de 0,63 a 0,92 na safra de 2004/2005. Os resultados obtidos foram comparados com os valores da Tabela 5, que descreve a avaliação da qualidade da classificação proposta por LANDIS e KOCH (1977) e com FOODY (2002) que sugere níveis recomendados para as métricas de Exatidão Global e do Índice Kappa em torno de 0,85.

Os valores do Índice Kappa encontrados para todos os municípios nas duas safras estão acima de 0,63, sendo portanto, considerados como classificação muito boa, por LANDIS e KOCH (1977). Na safra de 2003/2004, 18% dos índices estão acima de 0,85 indicado por FOODY (2002), e na safra de 2004/2005 sobe para 72% os índices acima de 0,85

Desta maneira, observando os resultados conclui-se que uma melhor qualidade de classificação foi obtida para a máscara de 2004/2005, conseqüentemente, a classificação nesta safra se aproximou mais da “realidade no campo” do que para a safra de 2003/2004.

Tabela 4: Área e avaliação da máscara de soja para os 36 municípios nas safras 03/04 e 04/05

Município	Máscara soja 03/04 área (ha)	Exatidão Global	Índice Kappa	Máscara soja 04/05 área (ha)	Exatidão global	Índice Kappa
Anahy	2136,69	0,72	0,70	3577,05	0,92	0,89
Araruna	16012,08	0,79	0,75	22020,84	0,85	0,78
Assis C.	48724,29	0,71	0,70	66968,73	0,84	0,80
Boa Esperança	19764,90	0,74	0,72	25547,94	0,93	0,85
Braganey	11487,06	0,77	0,76	18125,10	0,91	0,84
Cafelândia	11231,28	0,76	0,74	19669,50	0,90	0,88
Campina Lagoa	31668,66	0,90	0,88	38904,12	0,91	0,89
Campo Bonito	13144,50	0,87	0,85	17359,29	0,87	0,83
Campo Mourão	32565,06	0,78	0,75	40327,29	0,94	0,92
Cascavel	82434,06	0,81	0,80	88407,63	0,79	0,76
Corbélia	19543,95	0,71	0,70	33132,60	0,88	0,82
Corumbataí	2005,38	0,97	0,95	2232,63	0,93	0,92
Farol	16210,98	0,82	0,80	21069,45	0,95	0,87
Formosa Oeste	3945,24	0,67	0,65	13758,21	0,93	0,88
Goioere	19899,36	0,81	0,79	28924,20	0,92	0,88
Iguatu	2489,67	0,91	0,88	5237,10	0,91	0,87
Iracema Oeste	3813,75	0,74	0,70	5343,57	0,91	0,83
Janiópolis	16392,24	0,71	0,68	20296,80	0,87	0,78
Jesuítas	6997,86	0,78	0,75	11858,04	0,92	0,89
Juranda	23711,76	0,89	0,83	28366,47	0,95	0,89
Luziana	41157,81	0,91	0,87	46051,83	0,87	0,75
Mamborê	46960,92	0,80	0,79	56586,51	0,93	0,90
Maripá	16324,29	0,66	0,65	21028,95	0,79	0,77
Nova Aurora	20003,40	0,77	0,71	29391,39	0,84	0,80
Nova Cantu	13774,95	0,76	0,72	21436,02	0,81	0,78
Ouro Verde	10722,24	0,80	0,76	15460,38	0,90	0,82
Palotina	34002,01	0,64	0,63	45741,24	0,87	0,85
Peabiru	20234,88	0,83	0,81	26383,14	0,85	0,78
Quarto Centenário	13777,65	0,67	0,64	22450,77	0,78	0,77
Rancho A. Oeste	14564,16	0,76	0,76	17655,57	0,87	0,85
Santa Tereza	16339,41	0,87	0,83	18208,71	0,88	0,81
São Pedro	12181,95	0,85	0,81	15327,27	0,80	0,76
Toledo	66566,34	0,75	0,74	75339,18	0,65	0,63
Tuneiras	14580,63	0,86	0,82	15087,33	0,90	0,84
Tupãssi	18738,99	0,83	0,80	24600,33	0,91	0,84
Ubiratã	36070,11	0,79	0,78	47587,95	0,84	0,82

Tabela 5: Qualidade da classificação associada aos valores do Índice Kappa

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

Fonte: LANDIS e KOCH (1977).

Neste trabalho, considerou-se que os valores apresentados por LANDIS e KOCH (1977) atendiam aos requisitos da pesquisa, pois as áreas estimadas pela classificação estavam relativamente próximas às estimadas por órgãos oficiais e pelo fato que o objetivo principal da pesquisa era estudar o comportamento espectral da cultura da soja, sendo necessário saber somente onde existiam áreas ocupadas com cultura da soja e não quantificar precisamente as áreas para cada município.

Ainda com referência à Tabela 4, pode-se notar que a máscara da safra 04/05 obteve melhor desempenho nas métricas de Exatidão Global e do Índice Kappa, quando comparada a máscara de 03/04.

Na construção das máscaras utilizou-se os algoritmos de classificação baseados em lógica Booleana presentes no software Envi 4.0 (RSI 2003), atendendo os objetivos propostos pelo trabalho. Entretanto, resultados melhores para classificação podem ser obtidos, por exemplo, utilizando-se algoritmos fundamentados em lógica *Fuzzi*, como o trabalho de ANTUNES (2005).

4.2.2. Sistematização do cálculo levando em conta a presença de nuvens

Para reduzir a presença dos pixels contaminados com nuvens em determinadas imagens e municípios nas duas safras, foi realizada por meio de imagens índice de vegetação NDVI a classificação dos pixels que continham nuvens conforme metodologia do item 3.2.9. Obtendo-se as máscaras, em cada data, com os pixels contaminados com nuvens e com procedimentos de matemática de bandas do software Envi 4.0 (RSI 2003), foi então realizada a retirada desses pixels nas imagens dos índices de vegetação (NDVI e GVI) de cada município. Garantindo que se fosse computados somente valores dos pixels que representavam o comportamento espectral da cultura da soja.

A Figura 22 a título de exemplo, mostra uma imagem com a presença de nuvem e depois da classificação dessas nuvens, uma imagem sem as áreas com as nuvens para o município de Toledo.

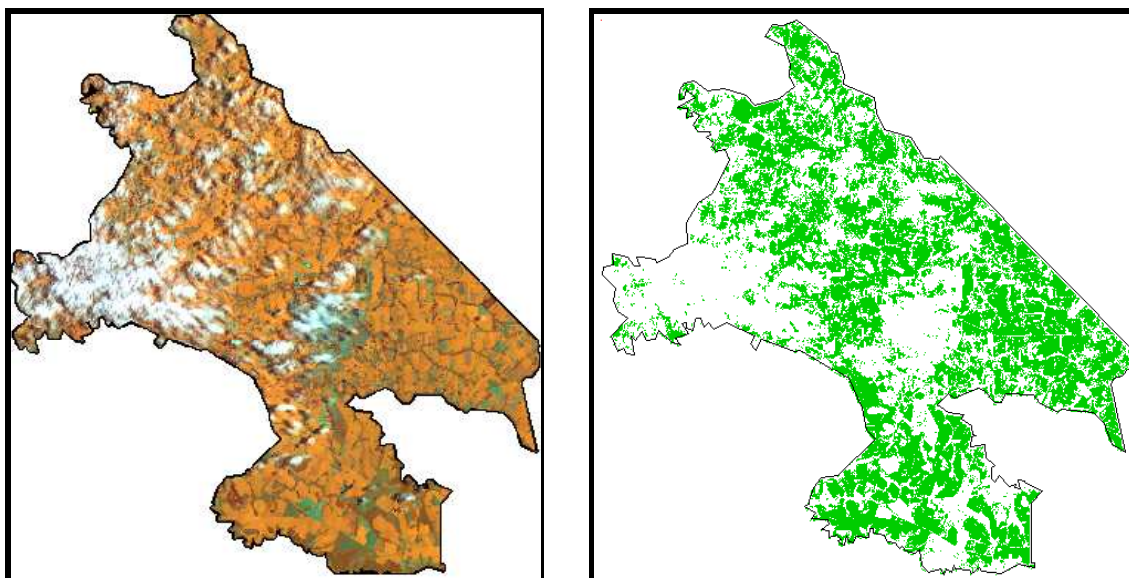


Imagem RGB-453 com presença de nuvens (áreas em branco) **Mascara soja do município de Toledo sem as áreas com presença de nuvens**

Figura 22. Exemplo de uma imagem do município de Toledo com a retirada dos pixels com nuvens.

Como pode ser observado visualmente, a metodologia utilizada atingiu seus objetivos de mapear os pixels contaminados com as nuvens. Logicamente que não se conseguiu extrair por completo todos os pixels contaminados entretanto, os pixels contaminados que por ventura não foram retirados, não prejudicaram os valores médios dos índices NDVI e GVI para os municípios, uma vez que, o número total de pixels com a cultura da soja em cada município era sempre muito alto.

4.2.3. Índice de vegetação das áreas monitoradas

Os índices de vegetação para as áreas monitoradas foram extraídos segundo a malha amostral descrita no item 3.2.10. Nos procedimentos utilizados, foram descartados os pontos amostrais que se encontravam nas bordas da imagem, bem como, os que estavam contaminados pela presença de nuvens. As tabelas contendo os pontos amostrais e os valores utilizados dos índices de vegetação NDVI e GVI nas duas áreas monitoradas, A (57 ha) e B (47 ha), para os três tipos de imagem (refletância aparente, de superfície e normalização) e em cada data de aquisição das imagens, são apresentadas no Apêndice II.

Como exemplo, apresenta-se, nas Figuras 23 e 24, as imagens dos índices NDVI e GVI referentes a refletância aparente das áreas monitoradas A e B, para cada uma das datas consideradas e para a imagem média. Especificamente para a área A (Figura 23), procedeu-se a remoção dos pixels com nuvens, realizada na área B também (Figura 24) e a retirada dos pixels que continham a cultura de milho em duas áreas experimentares dentro da área total com soja, devido ao fato do proprietário da área produzir sementes da cultura de milho neste mesmo local. As áreas onde foram retirados os pixels “contaminados por nuvens” apresentam-se na cor branca.

Visualmente, nota-se, principalmente na Figura 23 (área A), que as imagens de GVI apresentam uma amplitude de variabilidade maior nos dados quando comparada com as imagens do NDVI. O que fica evidenciado ao se analisar as imagens médias das cinco datas dos dois índices. Quando se comparam as duas áreas visualmente, a área B apresenta-se de forma mais homogênea que a área A para os dois índices NDVI e GVI, principalmente nas imagens média de todas as datas. Entretanto, a área B atingiu amplitude de valores menores de NDVI e GVI.

Quanto ao comportamento espectral temporal das duas áreas, verifica-se que nas imagens da data de 23/11/2004 os valores do NDVI e GVI eram ainda baixos, devido ao estágio inicial de desenvolvimento da cultura. Com o desenvolvimento da cultura, nas imagens de 09/12/2004, 25/12/2004 e 26/01/2005, ocorreu um acréscimo gradual nos valores dos índices de vegetação, chegando ao máximo em 26/01/2005. Na imagem do dia 11/02/2005 ocorreu uma redução nos valores dos índices em relação a imagem do dia 26/01/2005, evidenciando que a cultura estava em senescência. Portanto, os índices expressam o ciclo da cultura.

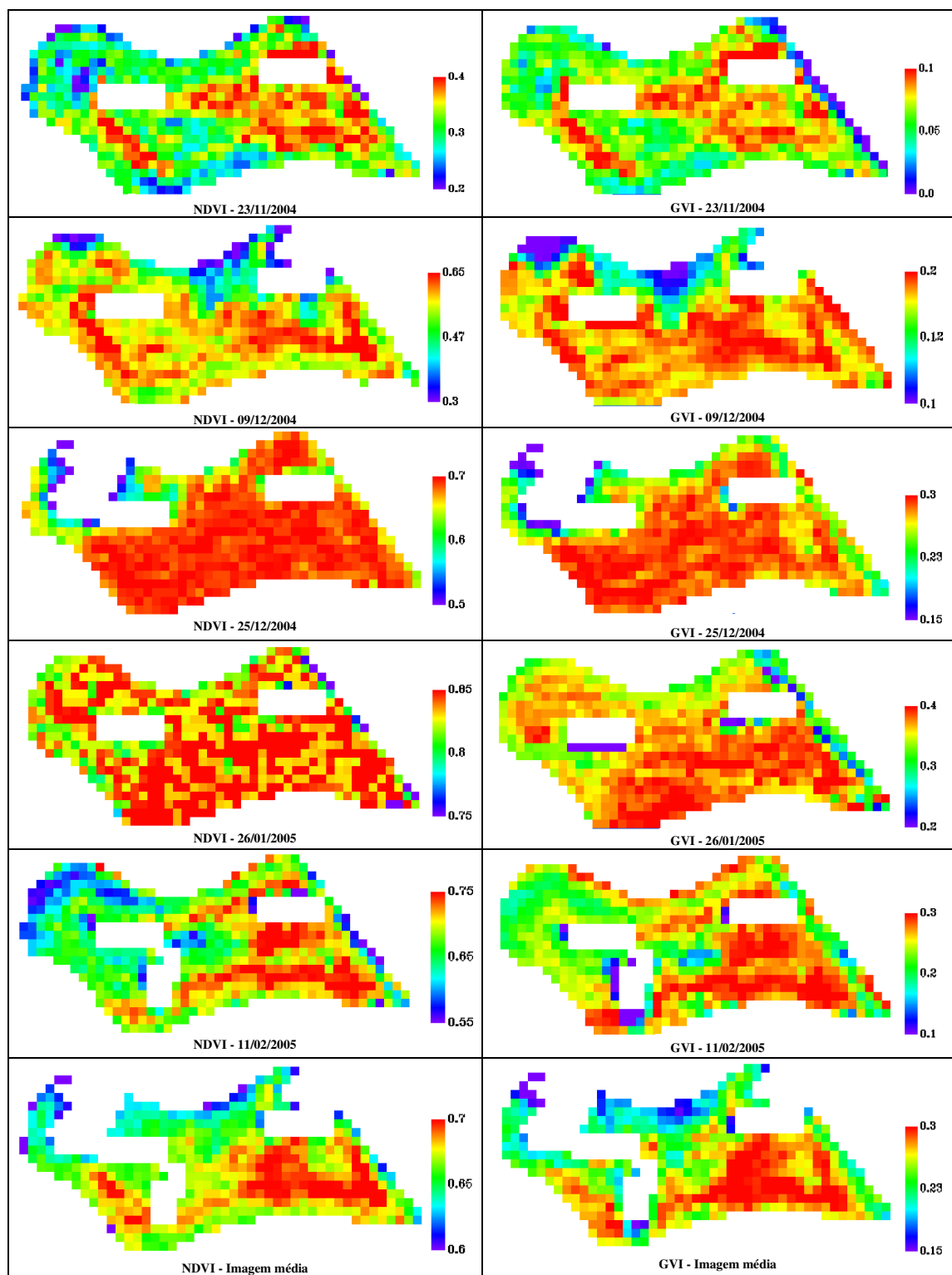


Figura 23. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI gerados com a refletância aparente da área A monitorada.

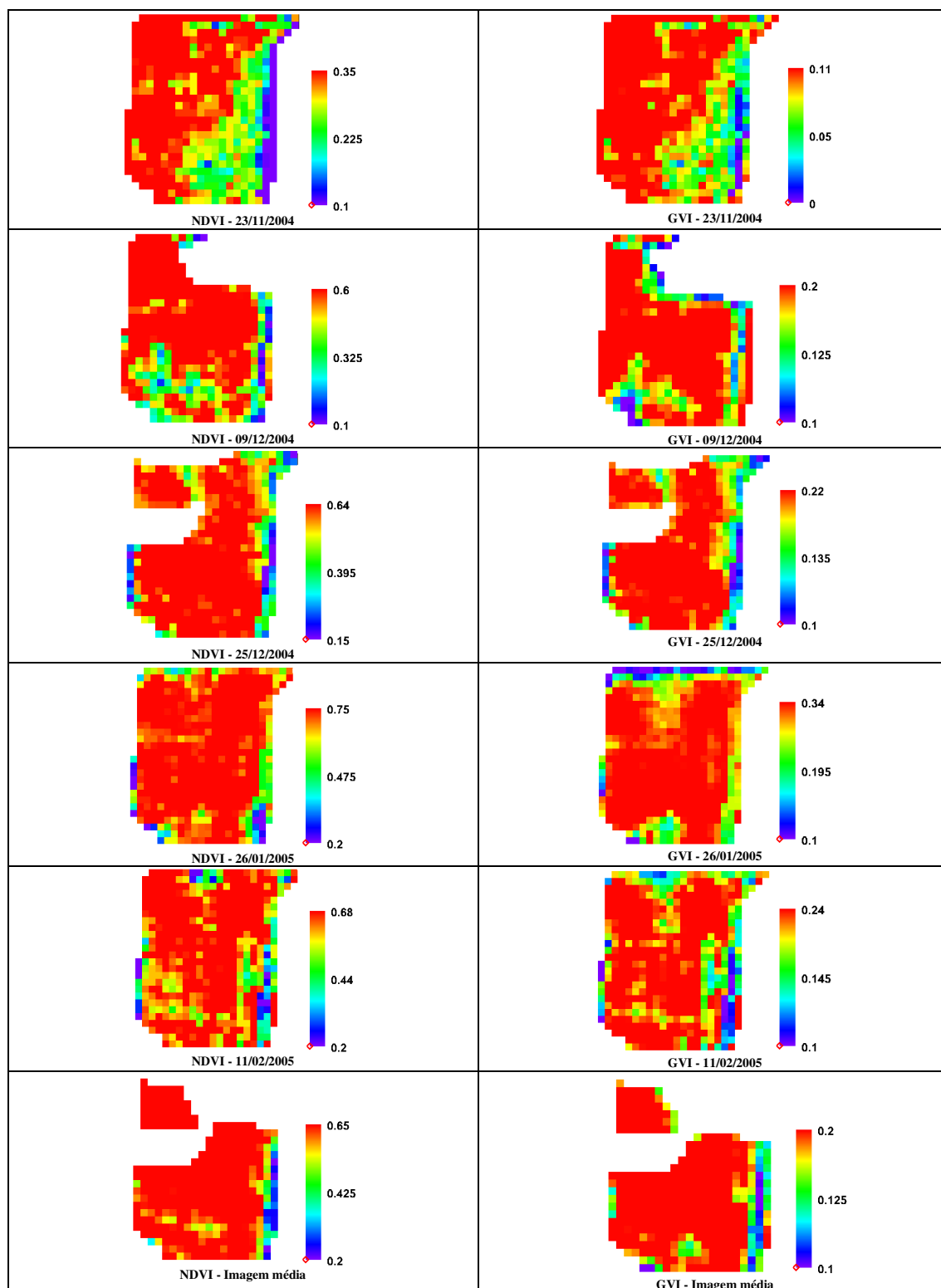


Figura 24. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI gerados com a refletância aparente da área B monitorada.

4.2.4. Índices de vegetação municipais

A partir dos vetores dos municípios estudados foram geradas imagens contendo apenas as áreas com plantação de soja. Com isso, efetuou-se os procedimentos de geração dos índices de vegetação (NDVI e GVI) para cada um dos 36 municípios monitorados. A Figura 25 ilustra o município de Toledo, com as imagens índices de vegetação NDVI e GVI da mesma data (26/01/2005).

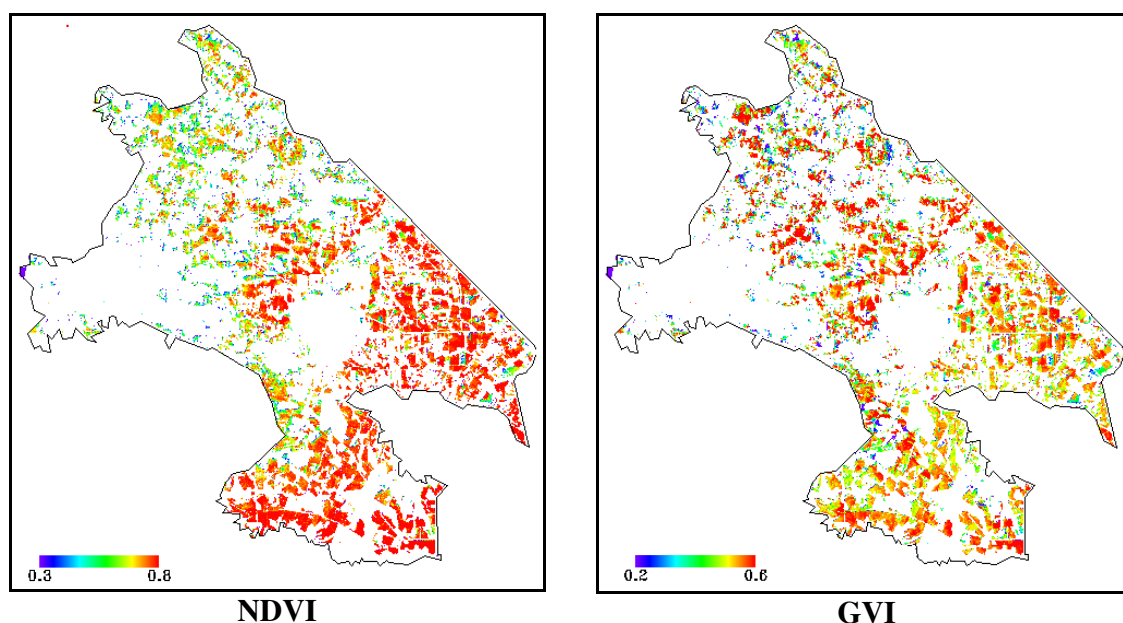


Figura 25. Imagens índices de vegetação NDVI e GVI do município de Toledo.

Após gerar as imagens índices de vegetação de todos os municípios para cada uma das datas de aquisição das imagens Landsat 5/TM, nas duas safras estudadas, foram extraídos dados de NDVI e GVI médios para a realização das análises estatísticas. Ressalta-se que todos esses dados foram extraídos das imagens para os três tipos de tratamento: refletância aparente, refletância da superfície e refletância de normalização.

No Apêndice III estão as Tabelas que apresentam os dados dos índices NDVI e GVI médios do Landsat 5/TM dos 36 municípios, para as duas safras monitoradas em todas as datas de aquisição de imagens, assim como para todos os tratamentos das imagens.

4.2.5. Passagem de escala e NDVI MODIS

Seguindo a mesma metodologia utilizada para gerar e extrair os dados dos índices de vegetação (NDVI e GVI) das imagens Landsat 5/TM (item 4.2.3), foram realizados também para o índice de vegetação NDVI das imagens do sensor MODIS. Para o sensor MODIS, que tem resolução espacial de 250 m, após alguns testes realizados, adaptou-se a máscara de soja proveniente das imagens Landsat 5/TM com resolução de 30 m (área de pixel de 900 m²), para as imagens MODIS que tem pixel com área de 62.500 m², caracterizando desta maneira a passagem de escala.

Foram efetuados os testes de tamanho das áreas de 50.000, 100.000 e 150.000 m², chegando à conclusão de que as áreas de 100.000 m² ou 10 ha, adaptaram-se melhor às imagens MODIS, provavelmente devido ao fato da resolução espacial do MODIS ser de 250 m, ocasionando uma área de 62.500 m² a cada pixel.

Na Figura 26 encontra-se um exemplo da máscara de soja e da imagem com os valores do NDVI somente com áreas maiores que 10 ha, para um dos municípios estudados.

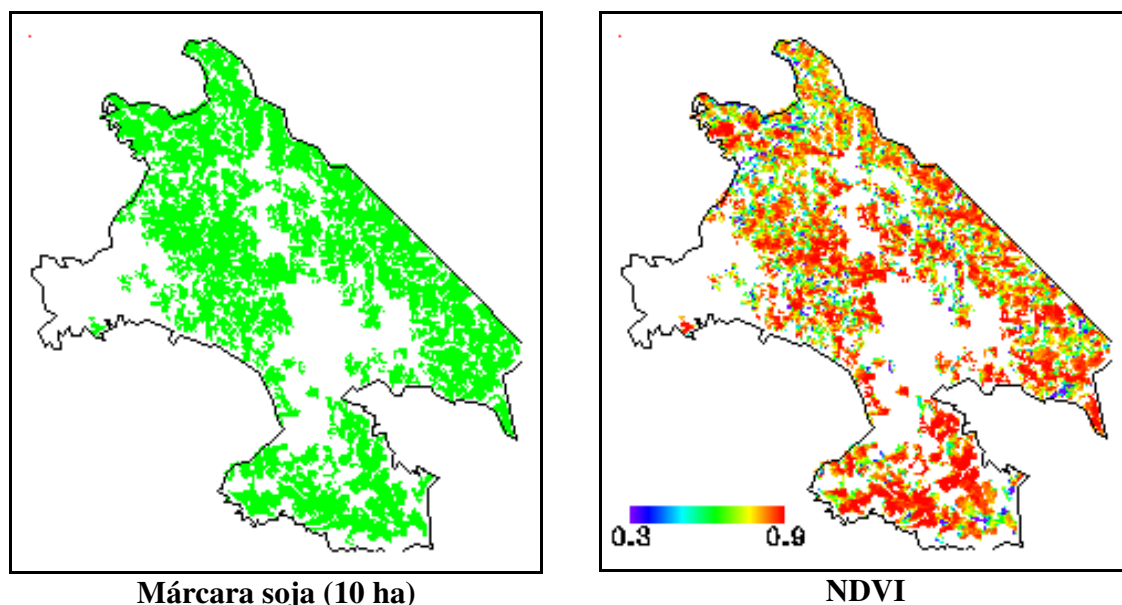


Figura 26. Imagem máscara soja e imagem índice de vegetação NDVI do município de Toledo para o sensor MODIS com áreas maiores que 10 ha.

Outra característica peculiar às imagens índices de vegetação NDVI do MODIS foi a não contaminação dos pixels por nuvens, pois as imagens NDVI são composições de 16 dias, ou seja, toda a imagem foi formada por pixels com os maiores valores do NDVI para aquele

período de 16 dias, minimizando, que a imagem fosse formada com pixels contaminados por nuvens.

Quando se comparam as imagens NDVI do MODIS (Figura 26) com as imagens NDVI e GVI do Landsat 5/TM (Figura 25), tem-se que na imagem NDVI do MODIS as áreas de soja menores que 10 ha classificadas pelas imagens Landsat 5/TM foram retiradas, ou seja, somente foi computado dados do NDVI em áreas de soja maiores que 10 ha. Também pode-se notar visualmente que as imagens do MODIS apresentaram mais áreas com a cultura da soja no município. Isso foi consequência da retirada de áreas nas imagens do Landsat 5/TM que apresentavam pixels com contaminação de nuvens.

No Apêndice IV, apresenta-se as Tabelas com os dados do índice NDVI médio para o MODIS em cada um dos 36 municípios, para as duas safras monitoradas. As imagens são composições de 16 dias, com as áreas de soja computadas nas imagens NDVI maiores ou iguais a 10 ha, para realizar a média municipal.

4.3. Análise estatística dos índices de vegetação

4.3.1. Índices de vegetação NDVI e GVI Landsat 5/TM das áreas monitoradas (Áreas A e B)

As Tabelas 6 e 7 apresentam os resultados das análises da estatística dos índices de vegetação NDVI e GVI para as áreas A e B, respectivamente. Esses dados foram extraídos das imagens oriundas dos três tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada

Observa-se que, de modo geral, os dados de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada apresentam a mesma tendência temporal, ou seja, os valores sofrem um acréscimo gradual desde 23/11/2004 até a data de 26/01/2005 e depois ocorre um decréscimo na data de 11/02/2005, caracterizando todo o ciclo de desenvolvimento da cultura da soja nas áreas.

Apesar dos três tratamentos apresentarem a mesma tendência temporal, os valores médios absolutos dos índices de vegetação NDVI e GVI em cada uma das datas das imagens para as duas áreas (Tabela 6 e 7) apresentaram-se diferentes com nível de significância de 5%

de probabilidade, conforme teste de T de comparação de médias. Exceto para a imagem do dia 09/12/2004 na Tabela 7, onde os tratamentos refletância da superfície e refletância normalizada apresentaram-se iguais para o índice GVI, e para a imagem do dia 11/02/2005 em que esses mesmos tratamentos apresentaram-se iguais para o índice NDVI da Tabela 6 e para os índices NDVI e GVI na Tabela 7.

Tabela 6: Estatística descritiva dos dados dos índices de vegetação NDVI e GVI para a área A, extraídos das imagens oriundas dos três tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada

Data	IV	Tratamento	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
23/11/2004	NDVI	ref_aparente	0,33151 b	0,02	6,04	0,26420	0,36433	0,136*
		ref_superfície	0,36642 a	0,02	5,47	0,29091	0,40187	0,071*
	GVI	ref_aparente	0,06810 b	0,01	14,55	0,05749	0,07736	0,209*
		ref_superfície	0,09311 a	0,01	10,74	0,07875	0,10905	0,457*
09/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,56535 c	0,03	5,33	0,49611	0,61695	0,550*
		ref_superfície	0,62664 b	0,03	4,77	0,55877	0,68421	0,602*
		ref-normalizada	0,74480 a	0,03	4,02	0,67249	0,80339	0,910*
	GVI	ref_aparente	0,15891 c	0,01	6,33	0,12219	0,19027	0,346*
		ref_superfície	0,20307 b	0,02	9,77	0,16250	0,23948	0,627*
		ref-normalizada	0,22385 a	0,01	4,48	0,18472	0,24965	0,420*
25/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,69078 c	0,01	1,44	0,65393	0,70663	0,343*
		ref_superfície	0,72742 b	0,01	1,37	0,68212	0,74324	0,109*
		ref-normalizada	0,78738 a	0,01	1,27	0,74781	0,80401	0,201*
	GVI	ref_aparente	0,27815 c	0,01	3,59	0,26390	0,28902	0,257*
		ref_superfície	0,30638 b	0,01	3,26	0,28029	0,32862	0,200*
		ref-normalizada	0,34980 a	0,01	2,85	0,33194	0,36999	0,841*
26/01/2005	NDVI	ref_aparente	0,83719 c	0,01	1,19	0,82395	0,84895	0,090*
		ref_superfície	0,89376 a	0,01	1,12	0,85213	0,90184	0,005
		ref-normalizada	0,86979 b	0,01	1,15	0,82312	0,88321	0,005
	GVI	ref_aparente	0,35663 c	0,01	2,80	0,34406	0,36651	0,876*
		ref_superfície	0,42541 a	0,01	2,35	0,40852	0,43929	0,829*
		ref-normalizada	0,38504 b	0,02	5,24	0,36161	0,39997	0,159*
11/02/2004	NDVI	ref_aparente	0,71013 b	0,03	4,22	0,62921	0,76140	0,015
		ref_superfície	0,75916 a	0,03	3,95	0,67123	0,81333	0,005
		ref-normalizada	0,74088 a	0,03	4,04	0,64414	0,79771	0,098*
	GVI	ref_aparente	0,27133 c	0,02	7,36	0,22779	0,30192	0,116*
		ref_superfície	0,32365 a	0,02	6,17	0,27491	0,35967	0,101*
		ref-normalizada	0,29844 b	0,02	6,65	0,25662	0,32985	0,234*

- Para cada índice de vegetação e em cada data das imagens, médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente entre si segundo teste de T, com nível de 5% de probabilidade.

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Tabela 7: Estatística descritiva dos dados dos índices de vegetação NDVI e GVI para a área B, extraídos das imagens oriundas dos três tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada

Data	IV	Tratamento	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
23/11/2004	NDVI	ref_aparente	0,27309 b	0,02	7,32	0,24243	0,31170	0,316*
		ref_superfície	0,30654 a	0,02	6,52	0,27473	0,34832	0,583*
	GVI	ref_aparente	0,03652 b	0,01	27,38	0,02807	0,04617	0,377*
		ref_superfície	0,05942 a	0,01	16,83	0,04864	0,06861	0,311*
09/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,59913 c	0,04	6,68	0,52980	0,65016	0,425*
		ref_superfície	0,67764 b	0,03	4,43	0,62162	0,72277	0,884*
		ref-normalizada	0,75864 a	0,03	3,95	0,70664	0,79623	0,270*
	GVI	ref_aparente	0,16711 b	0,02	11,97	0,13043	0,20054	0,916*
		ref_superfície	0,21504 a	0,02	9,30	0,18538	0,24705	0,253*
		ref-normalizada	0,22355 a	0,03	13,42	0,12823	0,25941	0,029
25/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,61985 c	0,01	1,61	0,59191	0,64273	0,068*
		ref_superfície	0,65582 b	0,01	1,52	0,62393	0,67213	0,123*
		ref-normalizada	0,72484 a	0,01	1,38	0,68867	0,76885	0,111*
	GVI	ref_aparente	0,19831 c	0,01	5,04	0,17428	0,21097	0,196*
		ref_superfície	0,22516 b	0,01	4,44	0,20952	0,23469	0,185*
		ref-normalizada	0,25490 a	0,01	3,92	0,22924	0,26890	0,015
26/01/2005	NDVI	ref_aparente	0,81399 c	0,01	1,23	0,80297	0,82415	0,863*
		ref_superfície	0,87487 a	0,01	1,14	0,86014	0,88511	0,904*
		ref-normalizada	0,85280 b	0,01	1,17	0,83077	0,86996	0,470*
	GVI	ref_aparente	0,30610 c	0,01	3,27	0,28088	0,31929	0,286*
		ref_superfície	0,36973 a	0,01	2,70	0,34352	0,38235	0,095*
		ref-normalizada	0,33809 b	0,01	2,96	0,31072	0,35679	0,375*
11/02/2004	NDVI	ref_aparente	0,69223 b	0,01	1,44	0,67923	0,70727	0,105*
		ref_superfície	0,76433 a	0,01	1,31	0,74075	0,78378	0,019
		ref-normalizada	0,75085 a	0,01	1,33	0,72885	0,76962	0,120*
	GVI	ref_aparente	0,19314 b	0,01	5,18	0,17660	0,20661	0,038
		ref_superfície	0,23971 a	0,01	4,17	0,22066	0,25470	0,076*
		ref-normalizada	0,23385 a	0,01	4,28	0,21723	0,24990	0,032

- Para cada índice de vegetação e em cada data das imagens, médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente entre si segundo teste de T, com nível de 5% de probabilidade.

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Os resultados de CV (coeficiente de variação) nas duas áreas apresentaram-se, na maioria das vezes, baixo (0-10%), segundo a classificação de GOMES (2000), indicando uma baixa variabilidade nos valores espectrais representados pelos índices de vegetação NDVI e GVI para as duas áreas.

A maior parte dos dados nas duas áreas apresentaram características de normalidade, com nível de 5% de significância segundo o teste de Anderson-Darling. Na área A (Tabela 6), somente as variáveis NDVI ref_superfície e ref_aparente de 26/01/2005 e de 11/02/2005 as

variáveis NDVI ref_aparente e ref_superfície que não apresentaram características de normalidade. Para a área B (Tabela 7) as variáveis que não apresentaram características de normalidade foram dos dias 09/12/2004 e 25/12/2004 o GVI ref_normalizado e na data de 11/02/2005 as variáveis NDVI ref_superfície e o GVI ref_aparente e ref_normalizada.

Evidencia-se ainda que para todas as datas nas duas áreas, a correção atmosférica (refletância da superfície) e a normalização (refletância normalizada) das imagens aumentaram os valores médios absolutos dos índices de vegetação NDVI e GVI em relação a refletância aparente. Sendo o valor mínimo do NDVI registrado na área A (Tabela 6) de 0,26420 para a refletância aparente na data de 23/11/2004 e o valor máximo do NDVI de 0,90184 para a refletância de superfície na data de 26/01/2005. O mesmo aconteceu para o índice GVI, onde o valor mínimo de 0,05749 para a refletância aparente na data de 23/11/2004 e o valor máximo de 0,43972 para a refletância de superfície na data de 26/01/2005. Para a área B (Tabela 7), os menores valores do NDVI e GVI de 0,24243 e 0,02807 respectivamente, foram registrados para a refletância aparente da data de 23/11/2004, e os maiores valores do NDVI e GVI de 0,88511 e 0,38235 respectivamente, registrados para refletância da superfície na data de 26/01/2005.

4.3.2. Índices de vegetação NDVI e GVI municipais

4.3.2.1. Índices de vegetação NDVI e GVI do Landsat 5/TM

A Tabela 8 apresenta os resultados das análises de estatística dos índices de vegetação médios NDVI e GVI para os 36 municípios na safra de 2003/2004. Os dados são provenientes das imagens de refletância aparente e refletância normalizada, os dois tratamentos realizados na safra 2003/2004 conforme descrito anteriormente no item 3.2.1 e exemplificado no fluxograma da Figura 8.

Já na Tabela 9 são apresentados os resultados das análises de estatística dos índices de vegetação médios NDVI e GVI para os 36 municípios na safra de 2004/2005. Os dados são provenientes dos tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada, apresentado no item 3.2.1 pelo fluxograma da Figura 9.

Assim como nos dados de refletância (para os três tratamentos) das duas áreas observadas A e B (Tabelas 6 e 7), observa-se que os dados de refletância das duas safras apresentaram a mesma tendência temporal, havendo um acréscimo gradual entre as datas de 23/11/2004 à 26/01/2005 e após ocorre um decréscimo na data de 11/02/2005.

Foram ainda testados a diferença das médias para os valores de cada índice de vegetação NDVI e GVI municipal, quanto aos tratamentos realizados em cada uma das datas de imagem para as duas safras 2003/2004 e 2004/2005, conforme teste de T de comparação de médias com nível de 5% probabilidade. Os resultados das Tabelas 8 e 9 mostram que na maioria das datas as médias dos índices apresentaram-se diferentes.

Tabela 8: Estatística descritiva dos dados dos índices médios de vegetação NDVI e GVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas dos tratamentos: refletância aparente e refletância normalizada para a safra de 2003/2004

Data	IV	Tratamento	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
21/11/2003	NDVI	ref_aparente	0,33603 b	0,06	17,86	0,23992	0,46462	0,29*
		ref-normalizada	0,47790 a	0,06	12,55	0,36440	0,60940	0,29*
	GVI	ref_aparente	0,07171 b	0,02	27,89	0,03783	0,12096	0,57*
		ref-normalizada	0,11132 a	0,02	17,97	0,08436	0,15049	0,45*
07/12/2003	NDVI	ref_aparente	0,57205 a	0,08	13,98	0,42191	0,68332	0,03
		ref_superfície	0,59076 a	0,08	13,54	0,45569	0,71954	0,44*
	GVI	ref_aparente	0,16557 a	0,04	24,16	0,09826	0,24593	0,39*
		ref_superfície	0,16114 a	0,03	18,62	0,10423	0,21060	0,52*
23/12/2003	NDVI	ref_aparente	0,62933 b	0,07	11,12	0,48199	0,74875	0,18*
		ref-normalizada	0,67875 a	0,08	11,79	0,52069	0,78397	0,02
	GVI	ref_aparente	0,20752 a	0,04	19,28	0,14368	0,26783	0,05*
		ref-normalizada	0,21028 a	0,03	14,27	0,14208	0,26817	0,14*
24/01/2004	NDVI	ref_aparente	0,71812 b	0,05	6,96	0,62112	0,79833	0,30*
		ref-normalizada	0,76988 a	0,04	5,20	0,67084	0,84791	0,48*
	GVI	ref_aparente	0,25654 b	0,02	7,80	0,21295	0,28432	0,39*
		ref-normalizada	0,27234 a	0,02	7,34	0,22804	0,30130	0,11*
09/02/2004	NDVI	Ref_aparente	0,69237 b	0,07	10,11	0,52098	0,78860	0,02
		Ref-normalizada	0,74530 a	0,07	9,39	0,59974	0,83881	0,01
	GVI	ref_aparente	0,23028 b	0,03	13,03	0,16320	0,29199	0,68*
		ref-normalizada	0,25147 a	0,03	11,93	0,19193	0,29820	0,25*
25/02/2004	NDVI	ref_aparente	0,55208 a	0,14	25,36	0,22740	0,73817	0,02
		ref-normalizada	0,61821 a	0,11	17,79	0,39998	0,79498	0,09*
	GVI	ref_aparente	0,17346 b	0,05	28,83	0,09050	0,27426	0,29*
		ref-normalizada	0,20484 a	0,04	19,53	0,10898	0,27898	0,71*

- Para cada índice de vegetação e em cada data das imagens, médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente entre si segundo teste de T, com nível de 5% de probabilidade.

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Entretanto, na Tabela 8 observa-se que para a data de 07/12/2003 os dados dos índices NDVI e GVI para os tratamentos refletância aparente e refletância superfície apresentaram-se iguais segundo o teste realizado. O mesmo aconteceu para as imagens da data de 23/12/2003 quando os tratamentos refletância aparente e refletância normalizado para o índice GVI apresentaram-se iguais e da data de 25/02/2004 quando os tratamentos refletância aparente e refletância normalizada para o índice NDVI também apresentaram-se iguais. Na Tabela 9, evidencio-se igualdade nos valores segundo o teste de T de comparação de médias somente nas datas de 26/01/2005 (NDVI tratamentos refletância da superfície e refletância normalizada) e 11/02/2005 (para o NDVI e também para o GVI tratamentos refletância da superfície e refletância normalizada). Para todas as outras datas os tratamentos realizados apresentaram-se com médias diferentes quanto ao teste efetuado.

Os resultados do CV (coeficiente de variação) apresentados nas Tabelas 8 e 9 foram mais altos quando comparados aos das Tabelas 6 e 7. Isso provavelmente ocorreu pela grande diversidade existente nas datas de plantio das áreas com a cultura de soja dentro do mesmo município, acarretando diferentes períodos de desenvolvimento da cultura entre as áreas. Assim mesmo, para as duas safras os resultados apresentaram-se sempre abaixo de 30%, sendo que, na maioria das vezes foram abaixo dos 15%, indicando uma média variabilidade nos valores espectrais segundo a classificação de GOMES (2000).

As características de normalidade nos dados apresentados nas Tabelas 8 e 9 foram testados com nível de 5% de significância segundo Anderson-Darling. Nota-se que para a Tabela 8 as variáveis do NDVI refletância aparente nas datas de 07/12/2003, 09/02/2004 e 25/02/2004 não apresentaram características de normalidade segundo o teste efetuado, o mesmo ocorreu para as variáveis NDVI refletância normalizada nas datas 23/12/2003 e 09/02/2004. Para a Tabela 9 não apresentaram características de normalidade as variáveis de NDVI e GVI refletância aparente das datas de 23/11/2004 e 09/12/2004, bem como, NDVI e GVI refletância de superfície de 09/12/2004, NDVI refletância normalizada de 25/12/2004 e GVI refletância normalizada de 09/12/2004.

Em todas as datas nas duas safras (Tabelas 8 e 9), a correção atmosférica (refletância da superfície) e a normalização (refletância normalizada) aumentaram os valores médios dos índices de vegetação NDVI e GVI em relação a refletância aparente. O valor mínimo do NDVI (0,23992) e GVI (0,03783) na safra de 2003/2004 (Tabela 8) foram registrados na data

de 21/11/2003 para a refletância aparente. Já os valores máximos de NDVI (0,84791) e GVI (0,30130) são da data de 24/01/2004 para a refletância normalizada (Tabela 8).

Tabela 9: Estatística descritiva dos dados dos índices médios de vegetação NDVI e GVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas dos tratamentos: refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada para a safra de 2004/2005

Data	IV	Tratamento	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
23/11/2004	NDVI	ref_aparente	0,30218 b	0,04	13,24	0,23372	0,38398	0,01
		ref_superfície	0,34626 a	0,04	11,55	0,26093	0,43336	0,05*
	GVI	ref_aparente	0,05367 b	0,01	18,63	0,02958	0,08366	0,01
		ref_superfície	0,07893 a	0,01	12,67	0,05132	0,11862	0,05*
09/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,43835 c	0,07	15,97	0,33850	0,60306	0,02
		ref_superfície	0,48657 b	0,08	16,44	0,35959	0,65474	0,03
		ref-normalizada	0,64575 a	0,05	7,74	0,52707	0,76843	0,23*
	GVI	ref_aparente	0,11930 c	0,03	25,15	0,08718	0,19314	0,01
		ref_superfície	0,15099 b	0,03	19,87	0,09931	0,23562	0,01
		ref-normalizada	0,20084 a	0,02	9,96	0,16629	0,26397	0,02
25/12/2004	NDVI	ref_aparente	0,63303 c	0,04	6,32	0,55725	0,69559	0,07*
		ref_superfície	0,67891 b	0,04	5,89	0,59490	0,78056	0,16*
		ref-normalizada	0,75329 a	0,03	3,98	0,68551	0,80041	0,02
	GVI	ref_aparente	0,20843 c	0,02	9,60	0,17161	0,25521	0,17*
		ref_superfície	0,23633 b	0,02	8,46	0,19784	0,28316	0,15*
		ref-normalizada	0,26645 a	0,02	7,51	0,22822	0,32012	0,24*
26/01/2005	NDVI	ref_aparente	0,74656 b	0,04	5,36	0,66534	0,81439	0,08*
		ref_superfície	0,79807 a	0,04	5,01	0,69274	0,87496	0,11*
		ref-normalizada	0,79832 a	0,03	3,76	0,73680	0,85154	0,33*
	GVI	ref_aparente	0,27990 c	0,03	10,72	0,22500	0,32444	0,33*
		ref_superfície	0,33481 a	0,03	8,96	0,25751	0,37990	0,08*
		ref-normalizada	0,30767 b	0,02	6,50	0,25394	0,34649	0,12*
11/02/2004	NDVI	ref_aparente	0,72212 b	0,05	6,92	0,58936	0,79675	0,08*
		ref_superfície	0,78336 a	0,05	6,38	0,65685	0,86127	0,12*
		ref-normalizada	0,77842 a	0,05	6,42	0,65677	0,85603	0,05*
	GVI	ref_aparente	0,24313 b	0,03	12,34	0,18071	0,29108	0,34*
		ref_superfície	0,29524 a	0,03	10,16	0,23238	0,34917	0,38*
		ref-normalizada	0,27842 a	0,02	7,18	0,21156	0,32959	0,39*

- Para cada índice de vegetação e em cada data das imagens, médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente entre si segundo teste de T, com nível de 5% de probabilidade.

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Para os dados municipais da safra 2004/2005 (Tabela 9) aconteceu a mesma tendência descrita anteriormente, para as duas áreas monitoradas A e B (Tabelas 6 e 7) e para a safra 2003/2004 (Tabela 8), onde os valores mínimos de NDVI (0,23372) e GVI (0,02958) foram encontrados para a refletância aparente na data de 23/11/2004 e o valores máximos

NDVI (0,87496) e GVI (0,25751) encontrados para a refletância de superfície na data de 26/01/2005.

4.3.2.2. Índice de vegetação NDVI do MODIS

As Tabelas 10 e 11 apresentam resultados das análises da estatística descritiva dos índice de vegetação médio NDVI do MODIS (composição 16 dias) para os 36 municípios nas safras de 2003/2004 e 2004/2005.

Observa-se que os dados espectrais do sensor MODIS representados pelo índice de vegetação NDVI apresentam a mesma tendência temporal encontrada nos dados dos índices de vegetação (NDVI e GVI) das imagens do Landsat 5/TM, para as duas safras 2003/2004 (Tabela 10) e 2004/2005 (Tabela 11). Os valores de NDVI apresentam-se menores de 1-16 de Novembro, aumentando gradativamente até atingir os valores máximos em 1-16 de Janeiro para a safra 2003/2004 e 16-30 de Janeiro para a safra 2004/2005. Depois começa a diminuir até 16-28 de Fevereiro.

Tabela 10: Estatística descritiva dos dados do índice de vegetação médio NDVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas do MODIS para a safra de 2003/2004.

Período Composição	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
1-16 Nov	0,40254	0,04	9,94	0,30901	0,52573	0,11*
16-30 Nov	0,42988	0,04	9,30	0,32810	0,52296	0,93*
1-16 Dez	0,67752	0,06	8,86	0,52476	0,77284	0,09*
16-31 Dez	0,83045	0,04	4,82	0,72904	0,89920	0,18*
1-16 Jan	0,87930	0,01	1,14	0,83392	0,90037	0,01
16-31 Jan	0,87565	0,01	1,14	0,81737	0,89918	0,01
1-16 Fev	0,81815	0,04	4,89	0,70938	0,88441	0,03
16-28 Fev	0,66868	0,11	16,45	0,45332	0,85295	0,01

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Os valores de CV (coeficiente de variação) apresentados para as duas safras (Tabelas 10 e 11) estão sempre abaixo de 17%, na maioria das vezes foram abaixo dos 10%, indicando uma baixa variabilidade nos valores espectrais segundo a classificação de GOMES (2000). Esses valores, em geral, foram menores que os valores dos dados municipais encontrados para as imagens do Landsat 5/TM (30 metros, área de 900 m²), possivelmente, devido a menor

frequência espacial das imagens do MODIS (250 metros, área de 62500 m²), acarretando uma diminuição da dispersão, o que é esperado, de acordo com a teoria da amostragem.

Os dados referentes às características de normalidade foram testados nas Tabelas 10 e 11, segundo Teste de normalidade de Anderson-Darling com nível de 5% de significância. Para a Tabela 10 os dados de 1-16 e 16-31 de Janeiro e 1-16 e 16-28 de Fevereiro não apresentaram características de normalidade segundo o teste realizado. Na Tabela 11 os dados que não apresentaram características de normalidade foram somente em 1-16 de Fevereiro.

Tabela 11: Estatística descritiva dos dados do índice de vegetação médio NDVI nos 36 municípios estudados, extraídos das imagens oriundas do MODIS para a safra de 2004/2005

Período Composição	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
1-16 Nov	0,36840	0,04	10,86	0,28769	0,45187	0,28*
16-30 Nov	0,50310	0,05	9,93	0,42044	0,60255	0,11*
1-16 Dez	0,65503	0,07	10,68	0,52971	0,80937	0,81*
16-31 Dez	0,82033	0,05	6,09	0,70301	0,89048	0,09*
1-16 Jan	0,87615	0,02	2,28	0,83163	0,90434	0,43*
16-31 Jan	0,88126	0,02	2,27	0,84143	0,91366	0,15*
1-16 Fev	0,86163	0,04	4,64	0,76379	0,91001	0,01
16-28 Fev	0,70448	0,06	8,51	0,54767	0,86119	0,82*

* possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

4.4. Perfil espectral da soja caracterizado pelos índices NDVI e GVI

A geração dos gráficos contendo os perfis espectrais temporais da cultura da soja, traduzidos pelos valores dos índices de vegetação NDVI e GVI nas áreas monitoradas (áreas A e B) e nos 36 municípios, construídos para os três tipos de refletância (aparente, superfície e normalizada), mostrou-se uma ferramenta muito importante nas análises do desenvolvimento da soja, permitindo visualização mais rápida das informações espectral nas áreas monitoradas e nos 36 municípios. Permitindo também a comparação dos perfis espectrais entre os 36 municípios estudados.

4.4.1. Perfil espectral das áreas monitoradas (Áreas A e B)

4.4.1.1. Perfil espectral NDVI e GVI Landsat 5/TM

A Figura 27 mostra os perfis espectrais da cultura da soja para a área A, segundo o índice NDVI referente a refletância aparente, superfície e normalizada. Pode-se verificar nos perfis espectrais um aumento gradual dos valores de NDVI da data de 23/11/2004 até a data de 26/01/2005, quando a cultura atinge seu pico vegetativo (maior valor de NDVI). Observa-se que, após esta data, a cultura da soja entra no período de senescência, assinalado pela queda nos valores do NDVI.

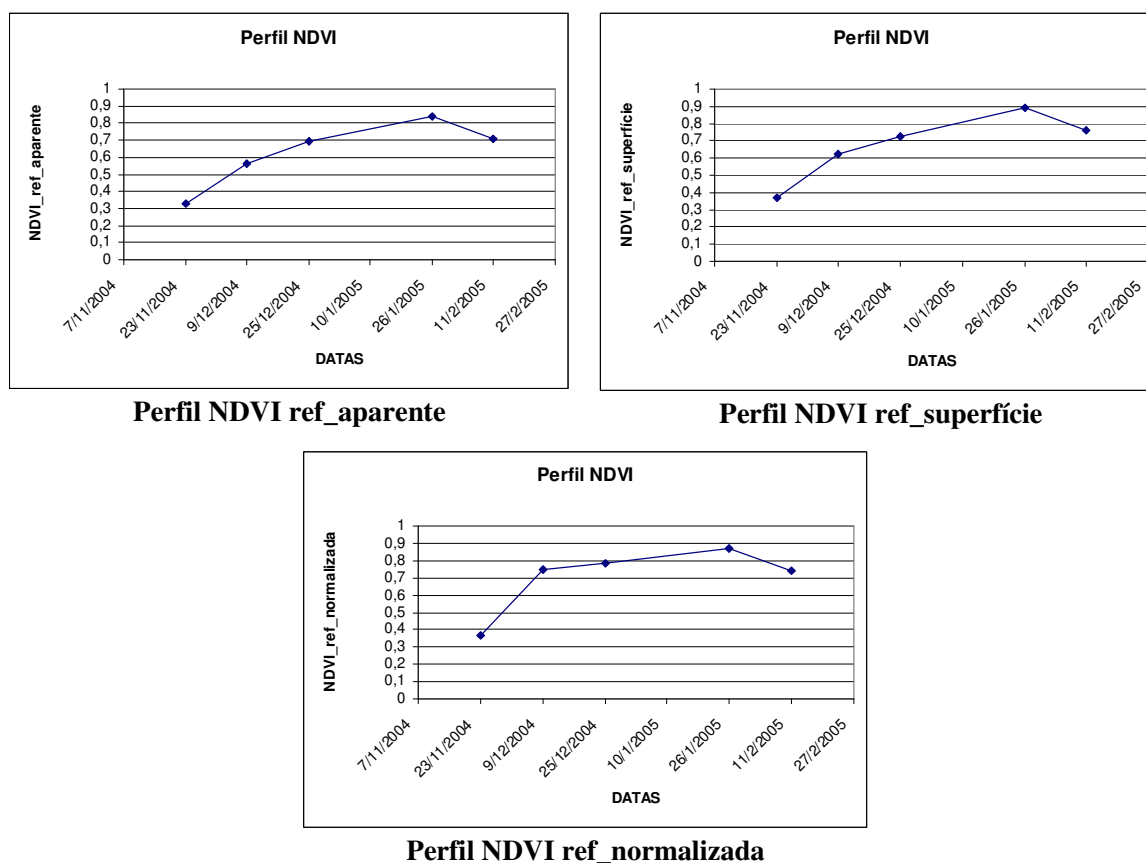


Figura 27. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.

Uma observação pertinente quanto a esse fato, foi a ausência da possibilidade de obter a imagem do satélite Landsat 5/TM do dia 10/01/2005 devido a presença de nuvem

cobrindo toda a imagem, não sendo possível, concluir se o pico vegetativo da soja havia ou não acontecido nesta data ou no intervalo entre essa data e 26/01/2004.

Comparando-se os três tratamentos das imagens (refletância aparente, superfície e normalizada) que originaram os valores índice NDVI, nota-se a mesma tendência para os três gráficos. Entretanto, a curva do NDVI de refletância normalizada apresenta-se com valores mais altos para a data de 09/12/2004, mudando relativamente a curva espectral em relação aos gráficos de NDVI de refletância aparente e de superfície.

A Figura 28 apresenta os perfis espectrais da cultura da soja para a área A, segundo o índice GVI para refletância aparente, de superfície e normalizada. Também verifica-se nos perfis espectrais um aumento gradual dos valores de GVI da data de 23/11/2004 até a data de 26/01/2004, quando a cultura atinge seu pico vegetativo na imagem. Em seguida ocorre o período de senescência, assinalado pela queda nos valores do índice GVI.

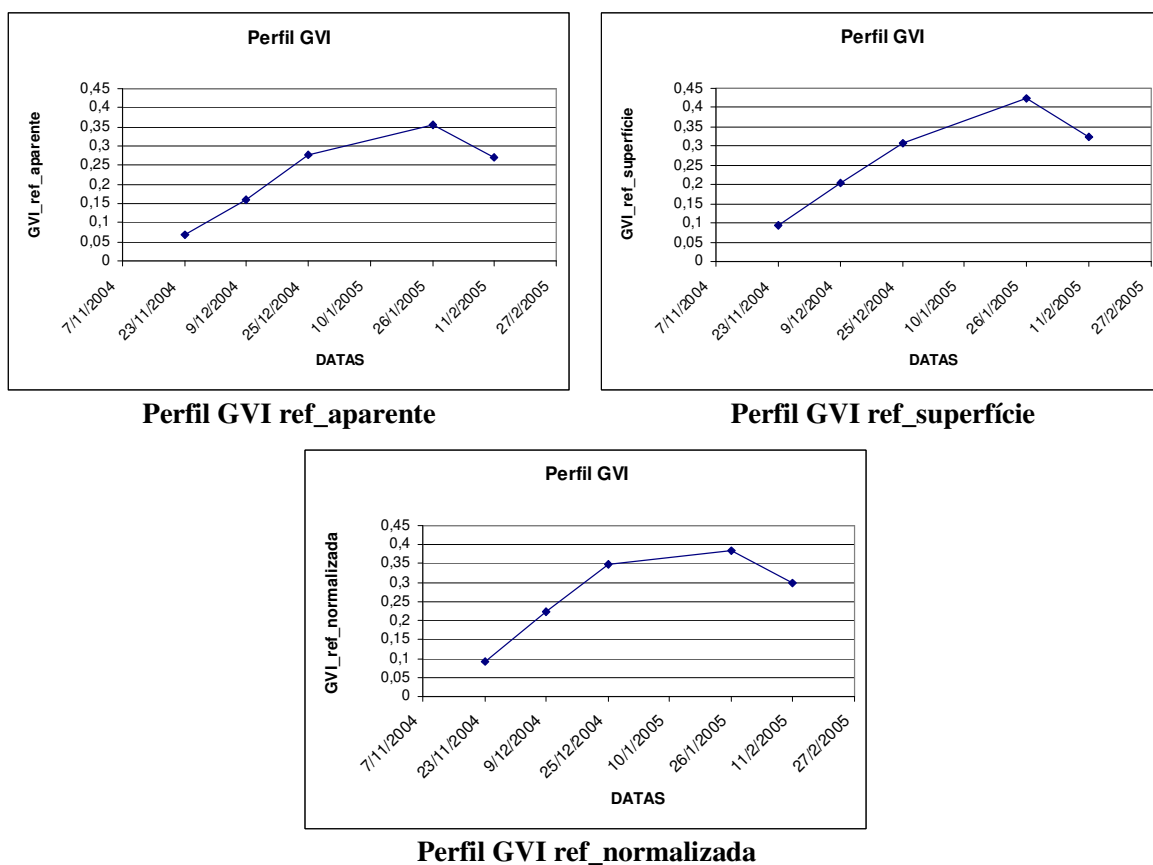


Figura 28. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação GVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.

Em analogia ao índice de vegetação NDVI, o índice GVI apresentou uma linha de perfil mais acentuada, tanto para o crescimento vegetativo da planta ocorrido até a data de 26/01/2005, quanto para o período de senescência caracterizado após esta data. Novamente, os três tratamentos das imagens (refletância aparente, de superfície e normalizada) que originaram o índice GVI, apresentaram a mesma tendência. Também, a curva do GVI refletância normalizada apresentou valor mais alto em 09/12/2004, mudando a forma da sua curva espectral em relação as outras.

Nas Figuras 29 e 30 encontram-se os perfis espectrais da cultura da soja para a área B, segundo os índices NDVI e GVI, respectivamente, referentes as refletâncias aparente, superfície e normalizada.

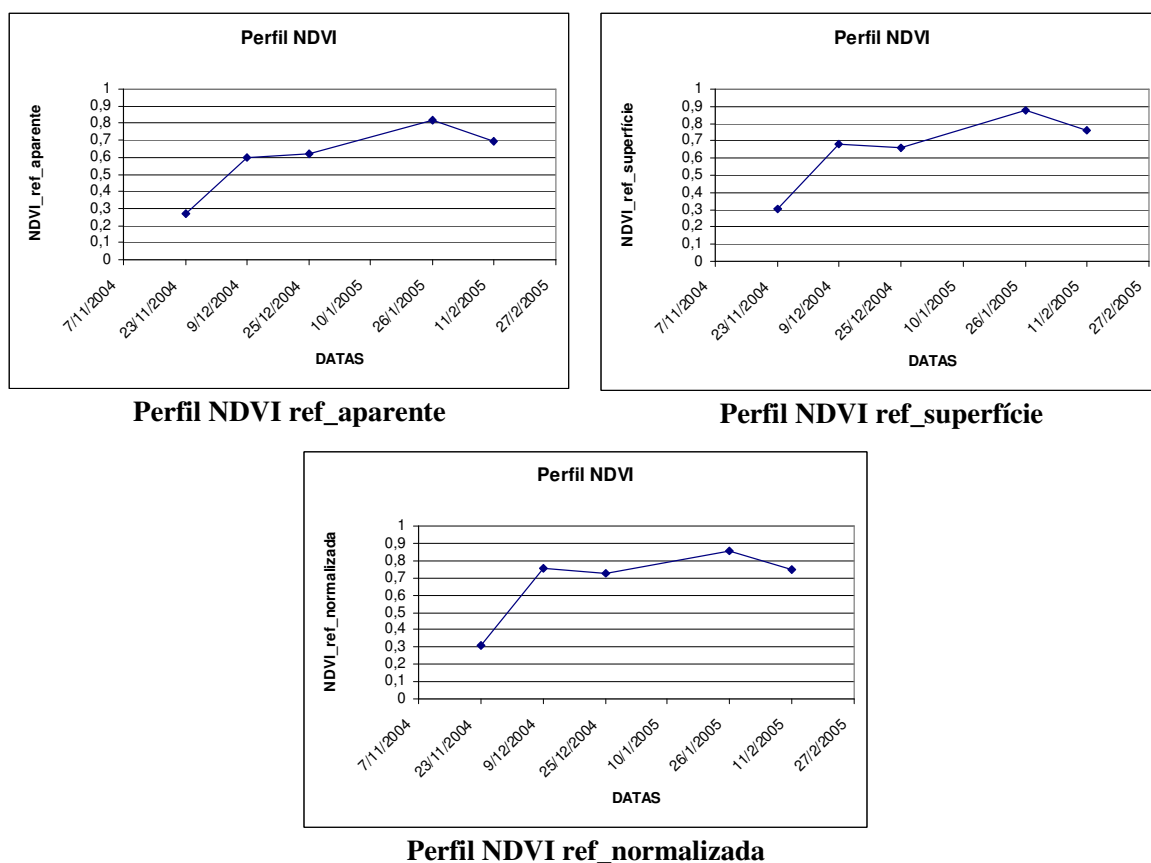


Figura 29. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.

Para a área B, assim como na área A, verificou-se um aumento gradual dos valores dos índices NDVI e GVI a partir da data de 23/11/2004 até a data de 26/01/2004 quando a

cultura atinge seu pico vegetativo, ocorrendo, em seguida, o período de senescência da cultura com a diminuição dos valores dos índices NDVI e GVI.

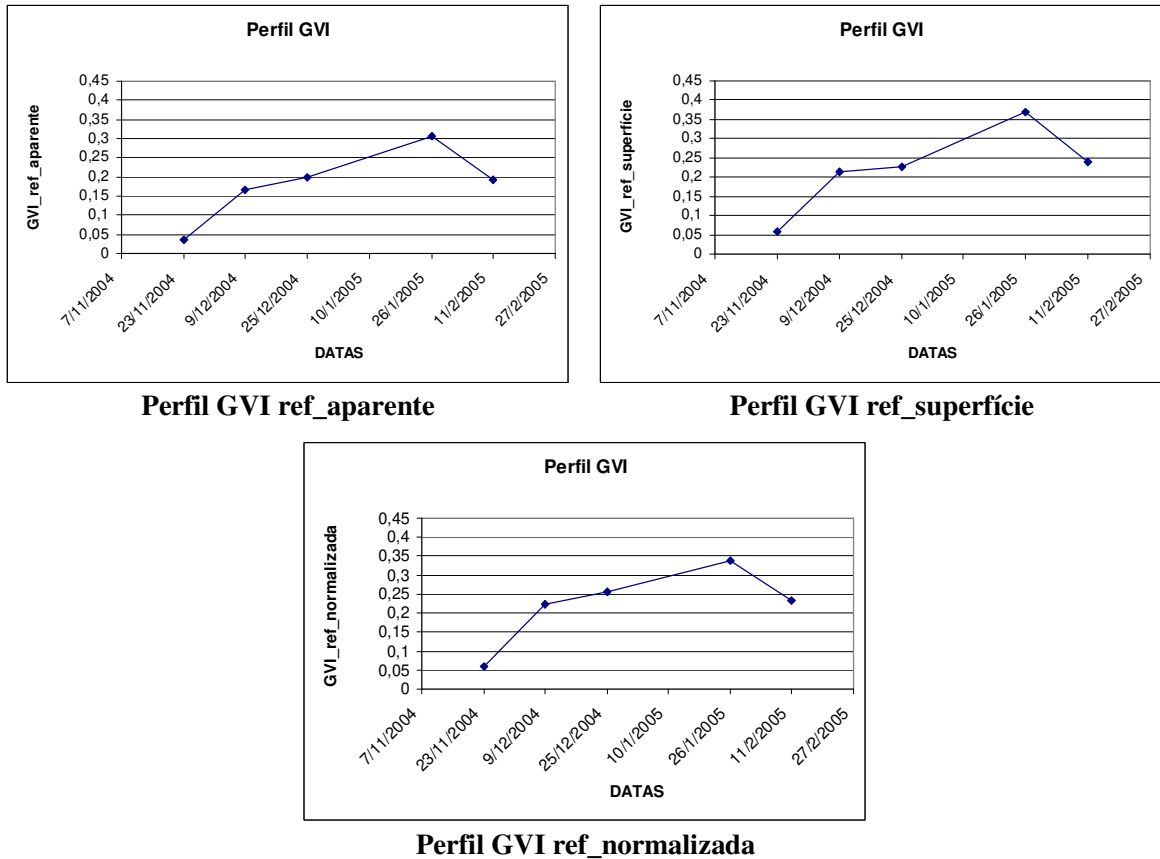


Figura 30. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação GVI das imagens de refletância aparente, refletância da superfície e refletância da normalização.

Para os perfis espectrais da área B (Figuras 29 e 30), os valores de NDVI e GVI apresentam valores menores quando comparados aos da área A (Figuras 27 e 28), existindo uma queda brusca na curva do perfil espectral tanto para o NDVI como para o GVI na data de 25/12/2004. Essa queda na curva apresentou-se em todos os gráficos dos perfis de NDVI e GVI, ou seja, para as refletâncias aparente, de superfície e normalizada.

Na tentativa de estabelecer uma relação entre os gráficos dos perfis espectrais representados pelos índices NDVI e GVI do Landsat 5/TM nas áreas A (Figuras 27 e 28) e B (Figuras 29 e 30) com o crescimento vegetativo esperado das variedades de soja cultivadas nessas áreas, foram estudados os hábitos de crescimento dessas variedades. Na área A foi cultivada a variedade CD-216 plantada no dia 16/10/2004 e na área B a variedade CD-202

plantada entre os dias 20 a 25/10/2004. As duas variedades de soja consideradas precoces, distinguindo-se quanto ao hábito de crescimento, sendo a CD-216 de hábito indeterminado (pode continuar seu crescimento mesmo depois da formação plena das vagens) e a CD-202 de hábito determinado (ter crescimento até o final de sua formação de vagens, entre os 75 a 85 dias do plantio aproximadamente) (COODETEC, 2007).

Ao analisar-se os gráficos dos perfis espectrais das Figuras 27 e 28 (variedade CD-216), percebe-se um crescimento menos dinâmico nas primeiras datas das imagens (23/11 e 09/12) quando comparado as Figuras 29 e 30 (variedade CD-202). Esse crescimento mais agressivo da variedade CD-202 pode ser explicado pelo fato da mesma ser de hábito de crescimento determinado. Isto não acontece com a variedade CD-216 que tem hábito de crescimento indeterminado. O perfil espectral da variedade CD-216 atinge um crescimento um pouco maior na data de 26/01/2005 do que a o perfil da variedade CD-202, possivelmente pelo hábito de crescimento indeterminado característico da CD-216. Inexplicavelmente na área B a variedade CD-202 apresenta valores baixos do perfil espectral para a data de 25/12/2004, alterando um pouco a forma da sua curva espectral.

Ao confrontar as curvas espectrais dos três tipos de refletâncias (aparente, normalizada e de superfície), tanto para a área A (Figuras 27 e 28, CD-216) quanto para a B (Figuras 29 e 30, CD-202), fica evidente que a técnica de normalização aumentou os valores dos perfis para todas as datas, principalmente para a data de 09/12/2004, alterando a curva espectral dessas duas variedades de soja cultivadas.

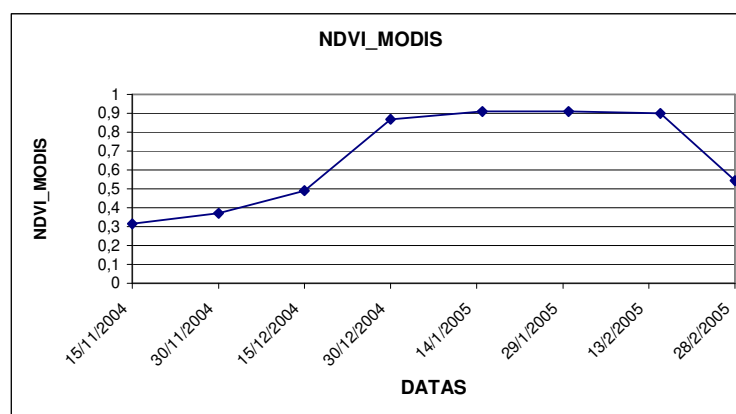
4.4.1.2. Perfil espectral NDVI do MODIS

As Figuras 31 e 32 mostram os perfis espectrais da cultura da soja para as áreas A e B, segundo o índice NDVI referente aos dados das imagens de composição de 16 dias do sensor MODIS. Do sensor MODIS, foi possível obter somente os dados do índice de vegetação NDVI, para realizar a passagem de escala entre o Landsat 5/TM (média resolução espacial - 30 metros) e MODIS (baixa resolução espacial - 250 metros). Como forma de caracterizar essa passagem de escala, compararam-se os perfis espectrais nas áreas monitoradas A (57 ha) e B (47 ha) representados pelo índice NDVI do Landsat 5/TM e do MODIS. Pode-se observar que para o sensor MODIS, os dados das áreas A e B são

provenientes da média de apenas nove e sete pixels, respectivamente, para cada imagem composição.

Nota-se, na Figura 31 (área A), que diferentemente dos perfis espectrais dos dados de NDVI para o Landsat 5/TM, que apresentavam dados a partir de 23/11/2004 até 11/02/2005, o perfil NDVI do MODIS apresentou dados da primeira quinzena do mês de Novembro de 2004 até a segunda quinzena do mês de Fevereiro de 2005, ininterruptamente, podendo, assim, assinalar o início e final do ciclo de desenvolvimento da cultura da soja. Talvez aí esteja a principal vantagem da utilização das imagens do sensor MODIS, pois a presença de cobertura de nuvens é contornada, não inviabilizando nenhuma imagem.

Observa-se, também, que a curva espectral para o MODIS atinge valores maiores de NDVI do que os valores do Landsat 5/TM, provavelmente, devido ao fato de serem sensores diferentes quanto a largura das bandas espectrais. Entretanto, apresentam a mesma tendência na curva, com crescimento até a primeira quinzena de Janeiro e um decréscimo a partir da segunda quinzena de Janeiro. Apesar das áreas A e B possuírem pequenas extensões para o monitoramento por meio do sensor MODIS, pode-se verificar que o pico vegetativo da cultura foi atingido já para a primeira quinzena de Janeiro, como mostram as Figuras 31 (área A) e 32 (área B), fato este não evidenciado nas imagens do Landsat 5/TM, devido a indisponibilidade da imagem do dia 10/01/2005 pela grande cobertura de nuvens em toda a imagem.

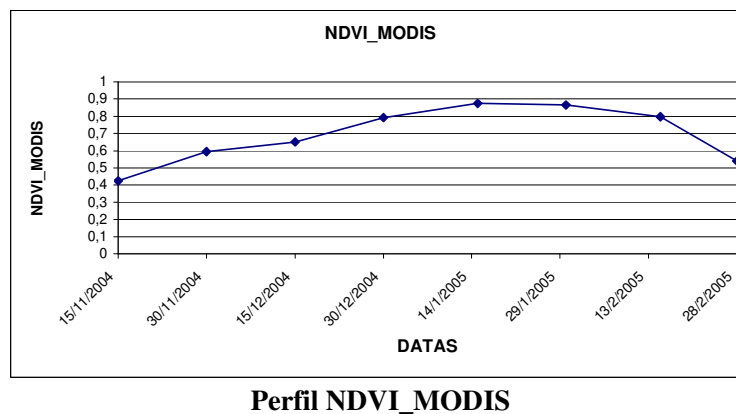


Perfil NDVI_MODIS

Figura 31. Perfil espectral da cultura da soja na área A monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens composição 16 dias do sensor MODIS.

Assim como no perfil do NDVI para a área B do Landsat 5/TM, o perfil do MODIS também apresentou uma queda na curva espectral no mês de Dezembro, principalmente na

primeira quinzena, como mostra a Figura 32. Mesmo trabalhando em uma área pequena, de 47 ha (área B), pode-se acompanhar o desenvolvimento da cultura da soja pelo perfil espectral de um sensor de baixa resolução espacial (MODIS).



Perfil NDVI_MODIS
Figura 32. Perfil espectral da cultura da soja na área B monitorada, representada pelo índice de vegetação NDVI das imagens composição 16 dias do sensor MODIS.

Para os gráficos dos perfis espectrais do NDVI MODIS das Figuras 31 (variedade CD-216) e 32 (variedade CD-202), percebe-se a mesma tendência comentada anteriormente nos perfis espectrais dos índices do Landsat 5/TM, ou seja, a variedade CD-216 apresenta um crescimento mais ameno até a data de 15/12/2004, quando comparado com a variedade CD-202. A variedade CD-216 apresenta uma curva de crescimento mais dinâmico, mantendo um certo crescimento até próximo a data de 29/01/2005, diferente da variedade CD-202 que cresce somente até a data de 14/01/2005. Como relatado anteriormente, isso pode ser explicado, em parte, pelo hábito de crescimento diferenciado entre as duas variedades de soja analisadas.

4.4.2. Perfil espectral municipal

4.4.2.1. Perfil espectral NDVI e GVI Landsat 5/TM

Nos perfis espectrais municipais representados pelos índices NDVI e GVI da safra 2003/2004 (Figuras 33 a 36), de maneira geral, foi possível acompanhar o ciclo de desenvolvimento da cultura, mas não foi possível constatar a definição de início e final do ciclo, devido as imagens serem provenientes do dia 21/11/2003 onde cultura da soja já esta em

desenvolvimento, até o dia 25/02/2004 quando a cultura está ainda em fase de senescência, sendo que para muitos dos 36 municípios estudados ainda não ocorreu a completa a maturação.

Também, não foi possível verificar se o pico vegetativo da cultura já havia ocorrido no dia 08/01/2004, pela não utilização da imagem deste dia. Por esta razão, não foi possível diagnosticar se os índices NDVI e GVI saturaram, ou seja, se os mesmos, após atingir o pico vegetativo, mantiveram-se com os mesmos valores até a planta entrar na fase de senescência.

No entanto, por meio destes perfis foram identificadas diferenças nas datas de plantio entre os municípios. Sendo que, alguns municípios têm seus ciclos mais tardios que os outros, evidenciados nos gráficos para cada município, principalmente nas datas de 24/01/2004 e 09/02/2004, onde para alguns foi maior na primeira data e para outros na segunda data (ciclo mais tardio).

As Figuras 33 e 34 apresentam os perfis espectrais de crescimento da cultura da soja representados pelo índice NDVI dos 36 municípios na safra 2003/2004 para a refletância aparente e refletância normalizada.

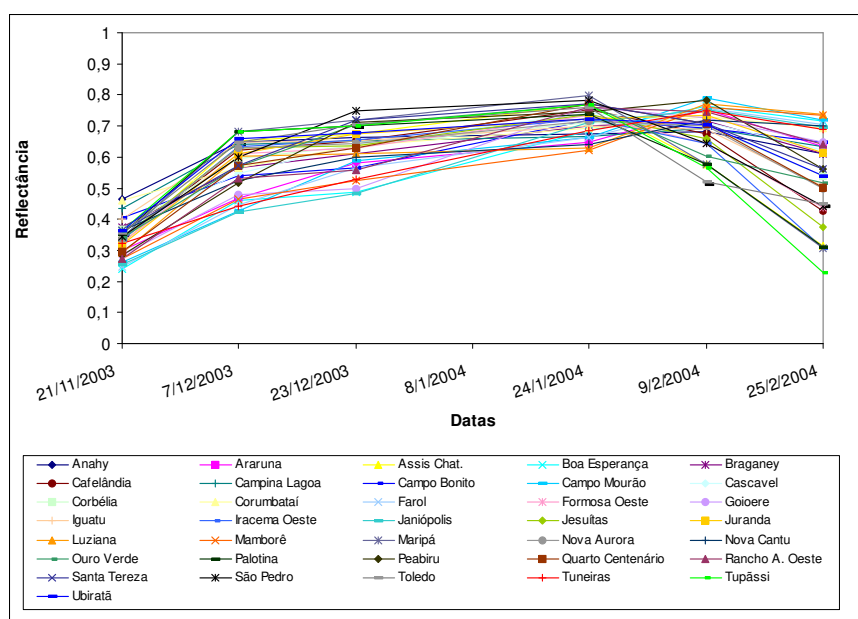


Figura 33. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.

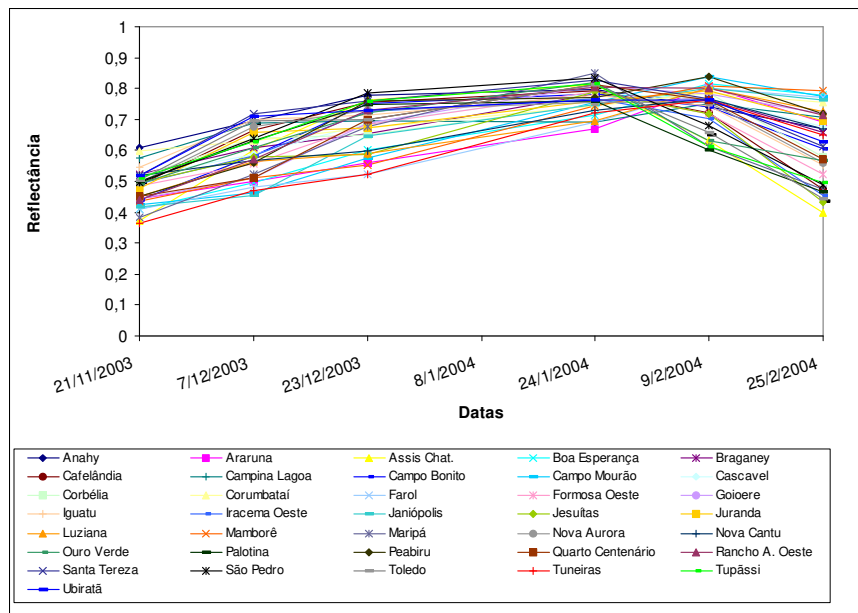


Figura 34. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.

Quando comparam-se os perfis espectrais da refletância aparente e refletância normalizada, observa-se um ligeiro aumento dos valores do NDVI normalizado em todas as datas das imagens, como mostra a Figura 35. Este aumento apresentado possui certa coerência, por se tratar da técnica de normalização, que, neste trabalho, visa amenizar a influência da atmosfera nos valores de refletância, pois a imagem base ou referência (imagem de 07/12/2003 conforme metodologia), utilizada na normalização, estava corrigida quanto a atmosfera. Sabe-se que a atmosfera influencia na refletância das bandas do visível (banda 1, banda 2 e banda 3), aumentando os valores de refletância, enquanto que, para as bandas do infravermelho (bandas 4, 5 e 7) ocorre uma diminuição na refletância (ZULLO JR, 1994). Assim, conclui-se que os valores do índice NDVI que utilizam as bandas do vermelho (banda 3) e do infravermelho (banda 4) tendem a aumentar após a normalização. Os maiores valores de NDVI apresentados pelos perfis espectrais estão em tornos de 0,71 para refletância aparente e 0,76 para refletância normalizada na data de 24/01/2004.

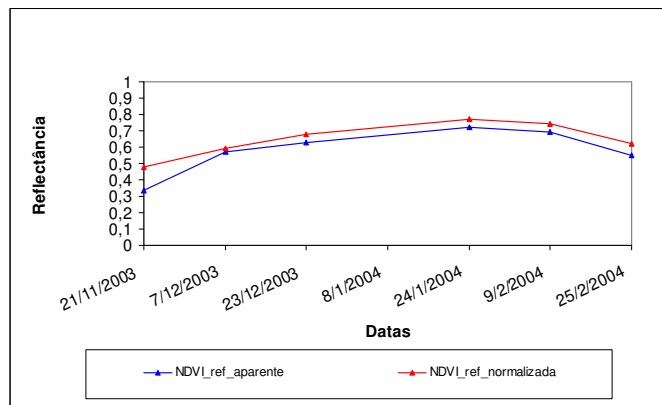


Figura 35. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente e refletância normalizada.

As Figuras 36 e 37 apresentam os perfis espectrais de crescimento da cultura da soja traduzidos pelo índice GVI dos 36 municípios na safra 2003/2004, respectivamente para a refletância aparente e normalizada.

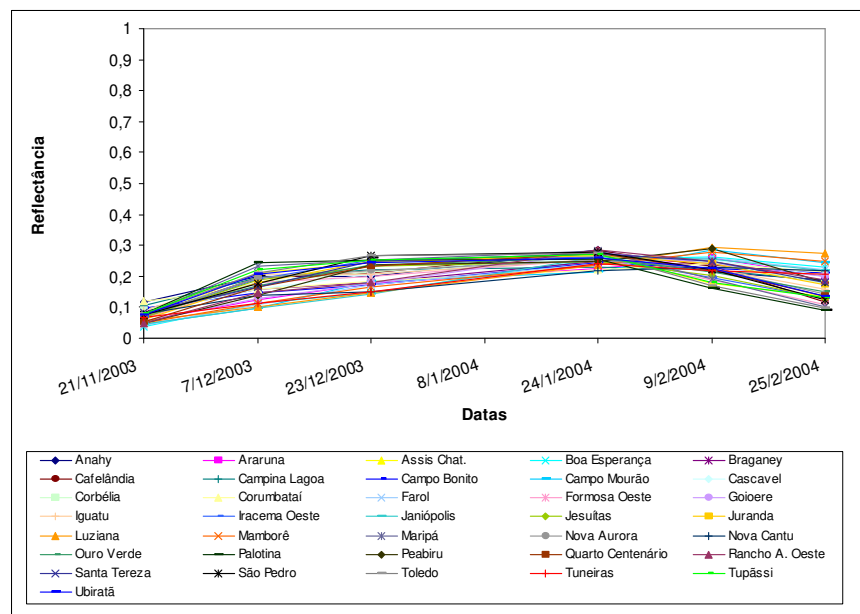


Figura 36. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.

O índice GVI também apresentou um ligeiro aumento nos valores da refletância normalizada, entretanto, com intensidade menor do que o índice NDVI. Isto pode ser

constatado na Figura 38, onde estão os valores médios dos 36 municípios em cada data de imagem para o GVI aparente e normalizado.

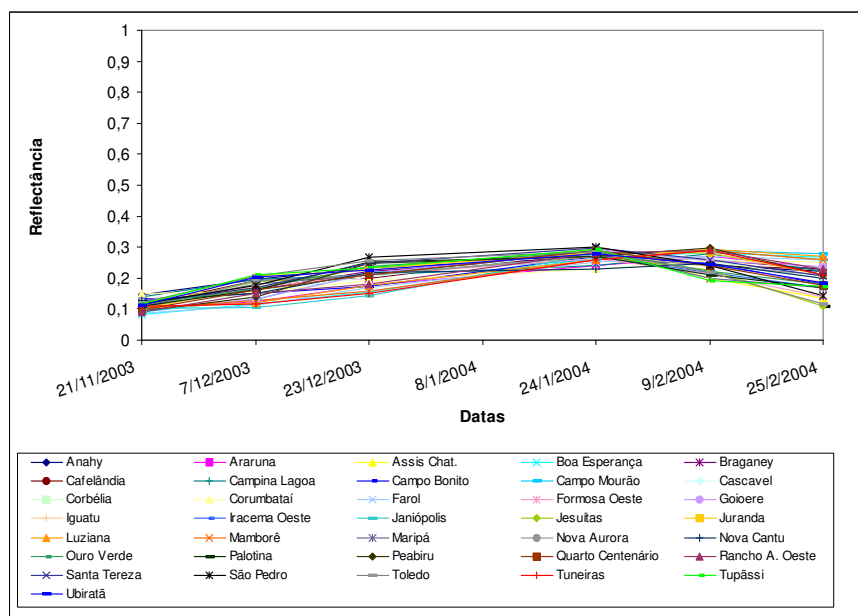


Figura 37. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.

Esse aumento foi, pelas mesmas razões citados anteriormente, para o índice NDVI, porém com menor intensidade talvez pelo fato do índice GVI utilizar todas as bandas não termais do Landsat 5/TM e não somente as bandas 3 e 4. Os maiores valores médios para o GVI foram em torno de 0,25 e 0,27 para refletância aparente e normalizada, respectivamente, na data de 24/01/2004.

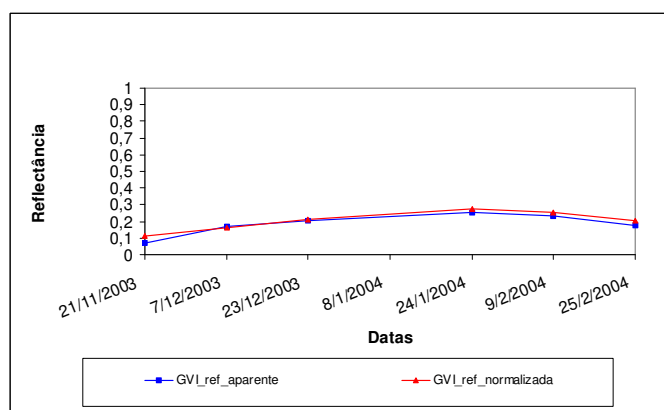


Figura 38. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente e refletância normalizada.

Assim como na safra 2003/2004, por meio dos perfis espectrais representados pelos índices NDVI e GVI da safra 2004/2005 e apresentados nas Figuras 39 a 45, de um modo geral, foi possível acompanhar todo o ciclo de desenvolvimento da cultura para essa safra. Entretanto, não foi possível constatar a definição do início e final do ciclo, devido a restrição do número e das datas das imagens. Para esta safra, o número de imagens foi ainda menor, em relação a safra anterior, possuindo cinco imagens entre as datas de 23/11/2004 a 11/02/2005. Também não foi possível constatar se o pico vegetativo ocorreu na imagem do dia 10/01/2005, pelo fato dela estar totalmente coberta por de nuvens. Desta forma, não foi possível observar se os índices de vegetação NDVI e GVI saturaram.

Contudo, também foi possível identificar na safra 2004/2005 diferenças nas datas de plantio entre os municípios, apesar da menor quantidade de imagens. Ficou evidenciado que, alguns municípios têm ciclos de desenvolvimento da cultura mais tardios que outros, como mostram os gráficos das Figuras 39 a 41, onde se pode observar que alguns dos 36 municípios apresentam maiores valores na data de 26/01/2005 e outros na data de 11/02/2005 (ciclo mais tardio).

Nas Figuras 39, 40 e 41 estão os perfis espectrais da cultura da soja representados pelo índice NDVI, dos 36 municípios na safra 2004/2005, para refletância aparente, refletância de superfície e refletância normalizada.

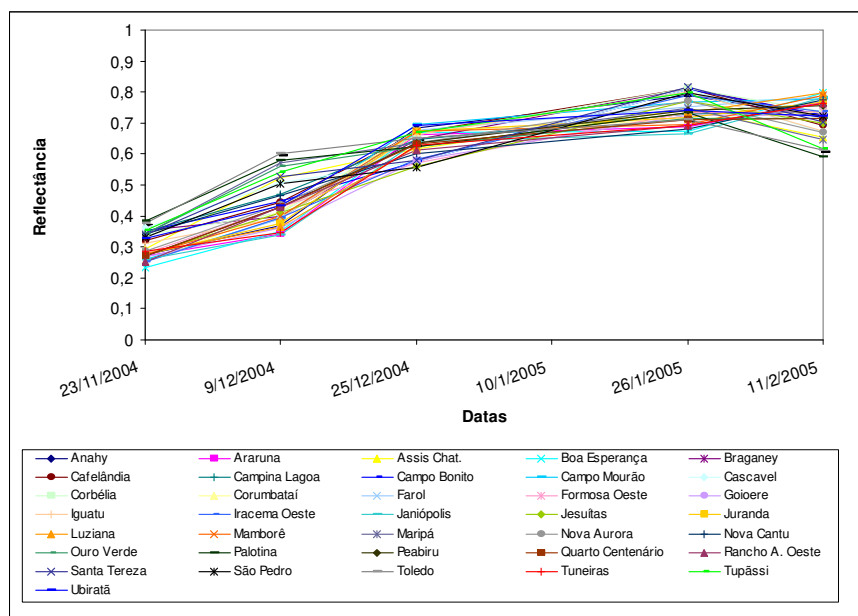


Figura 39. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.

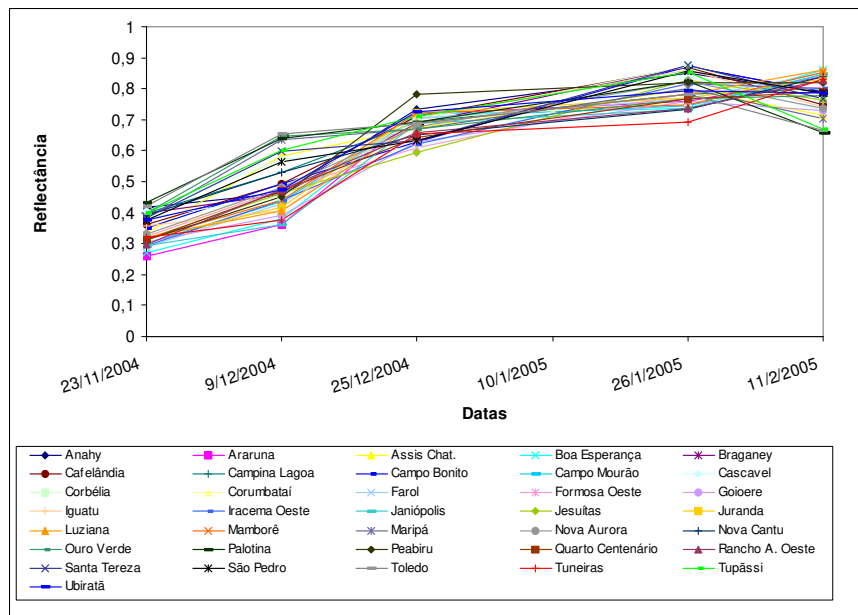


Figura 40. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância superfície.

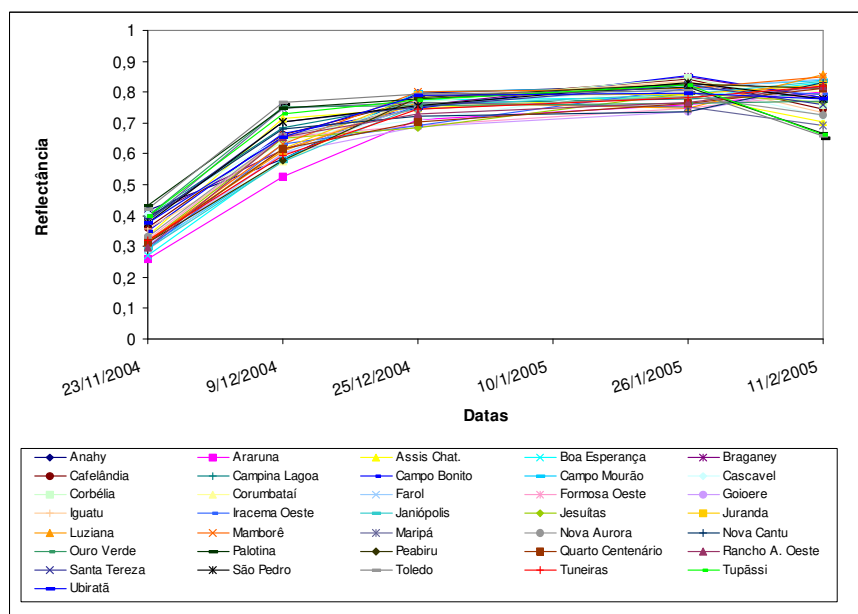


Figura 41. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.

Já, na Figura 42, encontram-se os valores médios dos 36 municípios em cada data para o NDVI aparente, de superfície e normalizado. Comparando-os, observa-se que os valores do NDVI normalizado são maiores para as datas de 09 e 25/12/2004 do que NDVI

aparente e NDVI de superfície. Entretanto, para as datas de 26/01/2005 e 11/02/2005, possuem valores maiores do que o NDVI aparente, mas apresentam-se iguais ou menores aos valores de NDVI de superfície.

O aumento nos valores do NDVI de superfície em relação aos valores do NDVI aparente pode ser explicado pela influência da atmosfera na banda 3 e banda 4 (ZULLO JR, 1994). Já, o aumento nos valores do NDVI normalizado em relação aos NDVI aparente e de superfície, se deve, à utilização da imagem base ou referência com a correção atmosférica para efetuar a técnica de normalização. No caso da safra 2004/2005, foi a imagem do dia 23/11/2004.

Por exemplo, na imagem de 09/12/2004, o NDVI normalizado apresentou valores maiores que o NDVI de superfície (Figura 42), provavelmente pelo fato que a atmosfera estava influenciando menos do que na data de 23/11/2004, que foi utilizada como referência para a normalização de todas as outras datas de imagens, aumentando assim o valor do NDVI normalizado.

Os maiores valores médios de NDVI apresentados pelos perfis espectrais ficaram em torno de 0,74 para refletância aparente e 0,79 para refletância de superfície e normalizada na data de 26/01/2005.

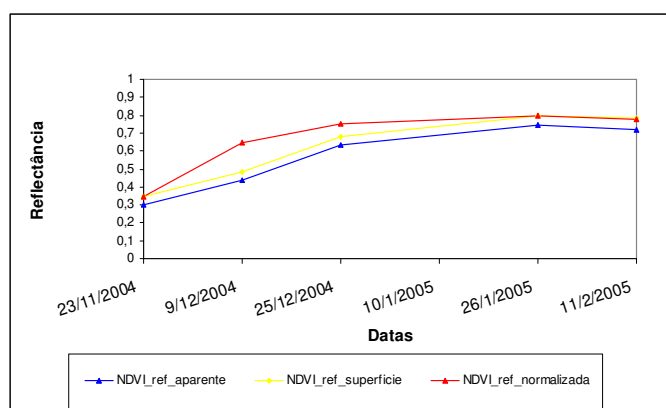


Figura 42. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação NDVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.

As Figuras 43, 44 e 45 mostram os perfis espectrais de crescimento da cultura da soja representados pelo índice GVI dos 36 municípios na safra 2004/2005 para a refletância aparente, refletância de superfície e refletância normalizada.

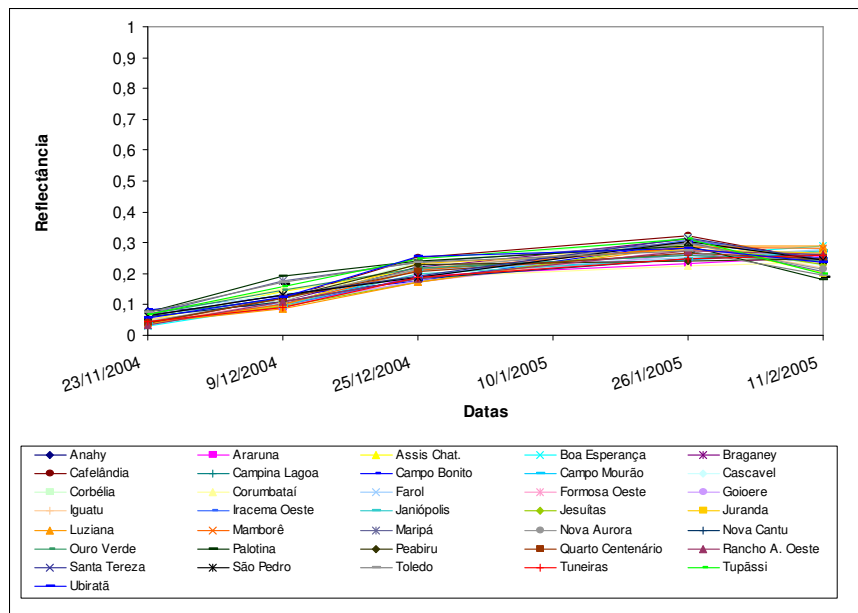


Figura 43. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente.

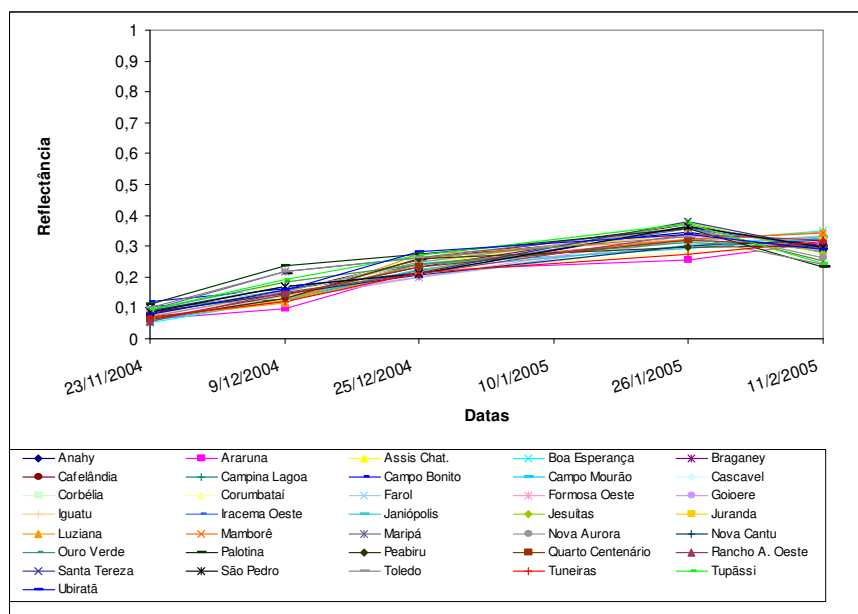


Figura 44. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância superfície.

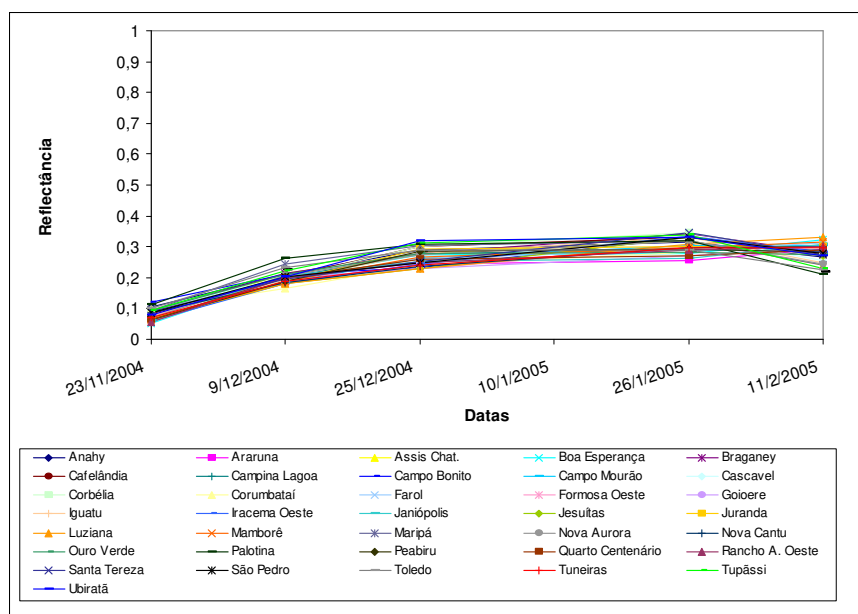


Figura 45. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância normalizada.

Na Figura 46 nota-se os valores médios do perfil espectral dos 36 municípios para o GVI aparente, de superfície e normalizado. O índice GVI também apresentou valores relativamente maiores para a refletância normalizada em relação a refletância aparente e de superfície em 09 e 25/12/2004. Entretanto, apresentou maiores valores para o GVI de superfície nas datas de 26/01/2005 e 11/02/2005 em relação aos GVI normalizado e aparente. Os valores distintos apresentados entre os GVI aparente, de superfície e normalizado, foram pelas mesmas razões citados anteriormente para o índice NDVI. Porém, apresentam menores diferenças entre eles do que os NDVIs apresentaram. Os maiores valores médios para o GVI foram em torno de 0,27 para GVI aparente, de 0,33 para GVI superfície e de 0,30 para GVI normalizado, na data de 26/01/2005.

Comparando-se os perfis espectrais dos índices NDVI e GVI do Landsat 5/TM, percebe-se que, visualmente, o NDVI apresentou uma maior amplitude de valores entre os municípios em cada uma das datas das imagens, possivelmente, por que o NDVI utiliza somente as bandas do vermelho e infravermelho próximo, podendo ser, considerado como mais sensíveis a variações do desenvolvimento das plantas (crescimento vegetativo). Sendo assim, os 36 municípios, por terem datas distintas do plantio da cultura, possuem variações

entre eles no estágio de crescimento da cultura, ocasionando maiores amplitudes dos valores do índice NDVI.

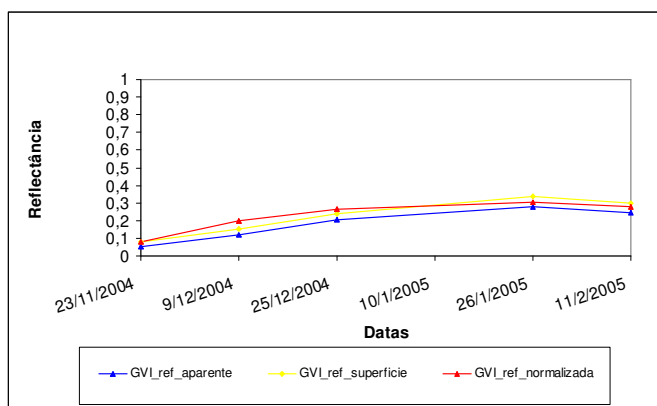


Figura 46. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pela média dos valores dos 36 municípios de índice de vegetação GVI de imagens Landsat 5/TM de refletância aparente, refletância da superfície e refletância normalizada.

4.4.2.2. Perfil espectral NDVI MODIS

Seguindo a meta de passagem de escala entre os sensores do Landsat 5/TM e MODIS foram feitos os perfis espectrais da cultura da soja baseados no índice NDVI provenientes do sensor MODIS em cada um dos 36 municípios nas duas safras de 2003/2004 e 2004/2005, como mostram as Figura 47 e 48.

Os perfis espectrais para cada município foram construídos por meio da mesma máscara de soja proveniente do sensor Landsat 5/TM a qual foi posteriormente adaptada ao sensor MODIS, conforme descrito no item 4.2.5.

Por meio dos perfis espectrais baseados no índice NDVI do MODIS foi possível acompanhar o ciclo de desenvolvimento da cultura nas duas safras, constatando a definição do início do ciclo de desenvolvimento da cultura, que ocorre na primeira quinzena do mês de Novembro.

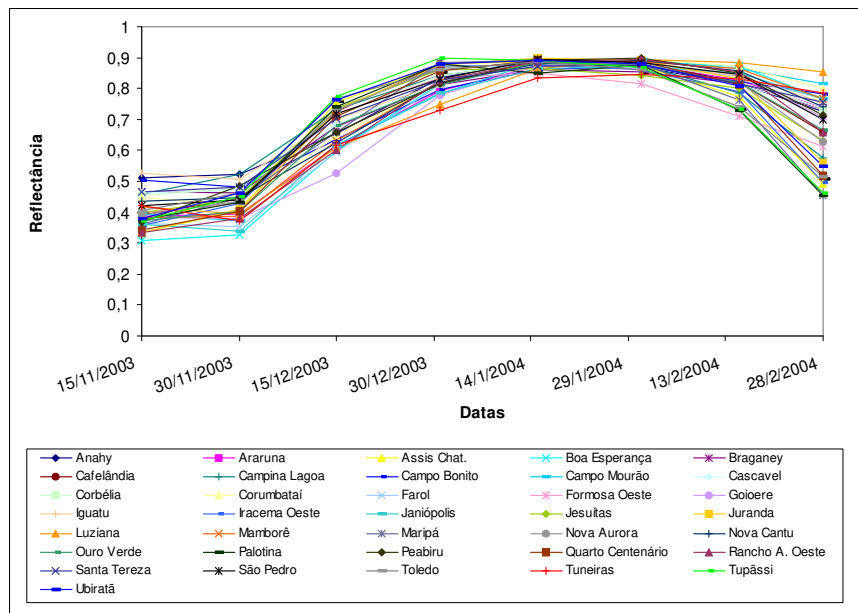


Figura 47. Perfil espectral da cultura da soja safra 2003/2004, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens MODIS.

Para a Figura 48 (safra 2004/2005), nota-se que as curvas dos perfis espectrais para os municípios em geral da primeira para a segunda quinzena do mês de Novembro, tiveram um aumento mais intenso que o registrado na Figura 47 (safra 2003/2004), possivelmente devido ao plantio da soja na região para a safra 2003/2004 ter sido realizado um pouco mais tarde do que o da safra 2004/2005.

Também foi possível diagnosticar o final do ciclo de desenvolvimento da cultura, caracterizado pelo decréscimo nos valores do índice NDVI a partir da segunda quinzena do mês de Fevereiro. Para alguns municípios que ainda possuíam valores mais altos de NDVI no final de Fevereiro, a colheita possivelmente foi realizada na primeira quinzena de Março.

Outra informação muito importante que foi possível de ser constatada pelos perfis de NDVI do MODIS, diferentemente do ocorrido com os dados de perfis espectrais do Landsat 5/TM, foi com referência ao pico vegetativo da cultura da soja nas duas safras, tendo o mesmo ocorrido já na primeira quinzena do mês de Janeiro, como mostra as Figuras 47 e 48. Ressaltando assim, que, o índice NDVI satura após atingir seu pico vegetativo, ou seja, mantém os valores estáticos até a planta entrar na fase de senescência, não mostrando nenhuma ou muito pouca variabilidade no crescimento vegetativo da cultura.

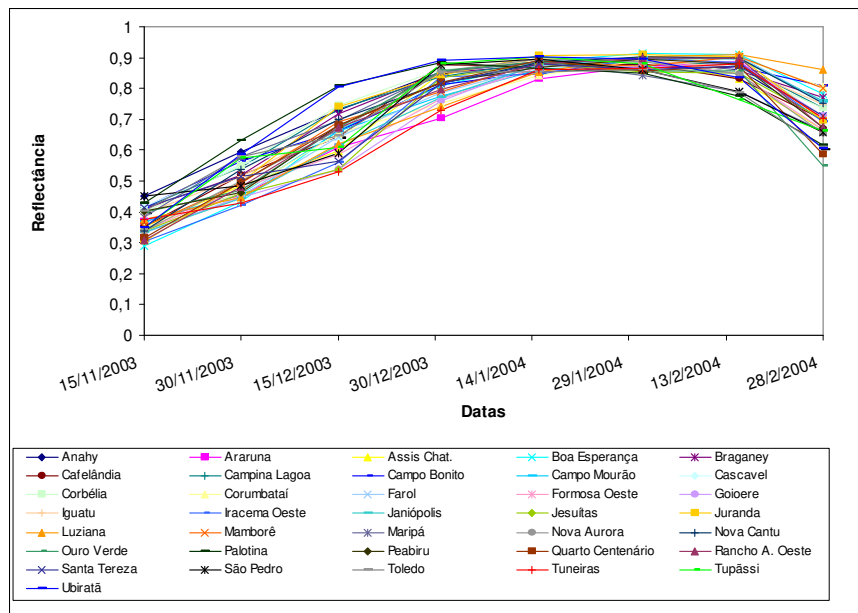


Figura 48. Perfil espectral da cultura da soja safra 2004/2005, representada pelo índice de vegetação NDVI de imagens MODIS.

A Figura 49 contém os valores médios do perfil espectral dos 36 municípios para o NDVI proveniente do sensor MODIS nas safras 2003/2004 e 2004/2005.

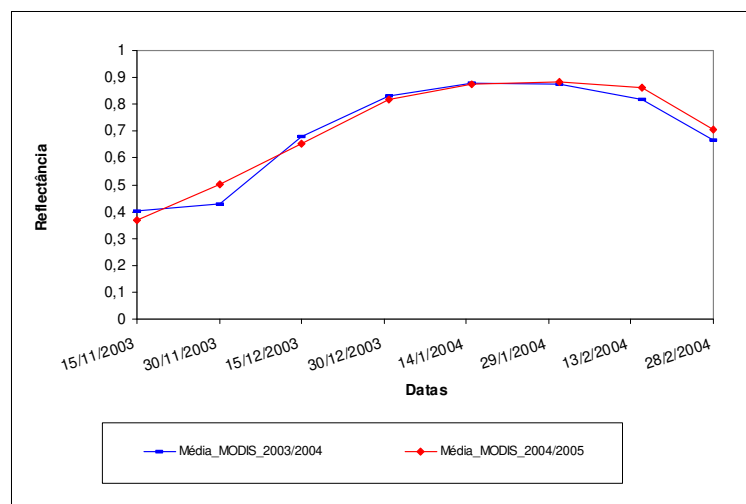


Figura 49. Perfil espectral da cultura da soja nas safras 2003/2004 e 2004/2005, representada pela média dos valores de índice de vegetação NDVI de imagens MODIS dos 36 municípios.

Os perfis espectrais para as duas safras apresentam-se visualmente iguais, com apenas uma pequena diferença nos valores para a segunda quinzena do mês de Novembro e para a primeira quinzena do mês de Fevereiro. Essas diferenças também foram observadas nas

Figuras 47 e 48, principalmente na segunda quinzena do mês de Novembro, onde presumiu-se que ocorreu devido a pequenas diferenças nas datas de plantio da soja na região de estudo entre as duas safras.

De maneira geral, por meio dos perfis espectrais, tanto do Landsat 5/TM como do MODIS, acompanhou-se o ciclo de desenvolvimento da cultura, diagnosticando qualquer mudança que ocorria no desenvolvimento da cultura. Por meio do estudo dos perfis espectrais, baseados nos índices de vegetação NDVI e GVI, pode-se estimar as datas de plantio e de colheita da cultura da soja para uma região ou município.

4.5. Dados de Produtividade

4.5.1. Produtividade local nas áreas monitoradas (Áreas A e B)

Na Tabela 12 encontram-se os resultados da análise estatística dos dados de produtividade nas áreas A e B monitoradas. Os dados de produtividade pontuais (amostras) utilizados para as duas áreas podem ser vistos no apêndice V.

Nota-se que a área A obteve produtividade de $3,27 \text{ Mg ha}^{-1}$, acima da média regional $2,5 \text{ Mg ha}^{-1}$, conforme SEAB/DERAL (2005). Já a área B a produtividade foi menor com $1,85 \text{ Mg ha}^{-1}$, ou seja, abaixo da média regional. A alta produtividade atingida na área A se deve, em parte, às condições climáticas favoráveis durante todo o período de desenvolvimento da cultura, o que não foi constatado na área B, que, apesar de estar geograficamente perto da área A, teve seu desenvolvimento mais tardio devido a semeadura ter sido mais tarde, sofrendo assim, influência de estiagem na época de granação (enchimento do grão da cultura da soja).

Tabela 12: Dados estatísticos da produtividade (Mg ha^{-1}) nas áreas monitoradas

Áreas	n	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
A	48	3,27	0,22	6,72	2,87	3,67	0,01
B	18	1,85	0,23	12,46	1,53	2,24	0,47*

n – amostras utilizadas; * possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

A baixa ocorrência de chuvas no período de granação pode ser evidenciada pelos dados pluviométricos do Instituto Tecnológico SIMEPAR do Estado do Paraná, conforme Tabela 3 do item 4.1.1, onde no período de 01 a 10 de Fevereiro de 2005 ocorreu chuva

acumulada de somente 2,22 mm. Outro fator que pode, em termos, explicar a queda de rendimento da área B em relação a área A, são os gráficos dos perfis espectrais traduzidos pelos índices NDVI e GVI, mostrados no item 4.1.1. Nestes, é possível ver que as curvas espectrais para a área B tem um decréscimo acentuado na data de 25/12/2004, o que não foi observado na área A.

Os valores do coeficiente de variação encontrados para os dados de produtividade das áreas A e B, são de 6,46% e 12,46% respectivamente, considerados coeficientes de variação de baixo a médio pela classificação de GOMES (2000) indicando assim, que os dados possuem pouca variabilidade.

Observa-se ainda que somente os dados da área B possuem características de normalidade em nível de 5% de significância segundo o teste de Anderson-Darling.

4.5.2. Produtividade municipal

A Tabela 13 apresenta os resultados da análise estatística para os dados de produtividade oficiais dos 36 municípios estudados nas safras 2003/2004 e 2004/2005. Os dados de produtividade para cada município são provenientes do órgão oficial SEAB/DERAL e podem ser vistos no apêndice V.

Tabela 13: Dados estatísticos da produtividade (Mg ha^{-1}) nos 36 municípios

Safras	n	Média	Desvio Padrão	CV (%)	Mín	Max	p-valor
2003/2004	36	2,65	0,34	12,80	2,03	3,30	0,43*
2004/2005	36	2,51	0,31	12,32	1,90	3,10	0,17*

n – amostras utilizadas; * possuem características da distribuição de normalidade segundo Anderson-Darling com nível de 5% de significância.

Os valores de produtividade média dos 36 municípios localizados principalmente na região Oeste do Paraná, de $2,65 \text{ Mg ha}^{-1}$ e $2,51 \text{ Mg ha}^{-1}$, nas safras 2003/2004 e 2004/2005 respectivamente, foram muito próximos à média regional divulgada pela SEAB/DERAL (2005), de $2,5 \text{ Mg ha}^{-1}$, realizada com todos os municípios pertencentes a região Oeste do Paraná, e não somente os 36 utilizados neste trabalho.

Os valores do coeficiente de variação estão entre 10 a 15% nas duas safras, considerados coeficientes de variação médio pela classificação de GOMES (2000), indicando assim que os dados possuem relativamente pouca variabilidade.

Em ambas as safras os dados de produtividade apresentaram características de normalidade em nível de 5% de significância segundo o teste de Anderson-Darling.

4.6. Relação dos dados espectrais com a produtividade da soja

Nas análises realizadas para avaliar a relação entre os dados espectrais, provenientes do NDVI e GVI (variável preditora), com a produtividade da cultura da soja (variável predita), foram avaliadas a força da relação pelo coeficiente de correlação linear de Pearson (r) e a forma da relação pela regressão linear (coeficiente de determinação - R^2).

Vale ressaltar que tanto para as análises de correlação quanto para as análises de regressão foram efetuados outros tipos além do linear, tais como, as correlações não paramétricas de Spearman e Kendall e os modelos Quadrático, Cúbico, Exponencial, entre outros. Entretanto, o aumento ou a diminuição nos valores do r e R^2 encontrados para esses testes tenham sido muito pequenos em relação aos valores encontrados para a correlação de Pearson e regressão linear demonstradas, esses dados não foram apresentados.

Ressalta-se, que para todos os modelos de regressão linear calculados, foram efetuados os testes para sua validação. Um exemplo desses testes pode ser visto no Apêndice VI. Os resultados das análises de avaliação dos resíduos realizados para todos os modelos, indicaram que quase todos apresentaram distribuição aproximadamente normal. As únicas exceções foram para os modelos do índice NDVI de refletância aparente, de superfície e normalizado da data de 26/01/2005 e o NDVI de superfície da data de 09/12/2004 todos para a Tabela 15 (área A monitorada), que não apresentaram características de normalidade nos resíduos com nível de 5% de significância.

4.6.1. Relação nas áreas monitoradas (Áreas A e B)

4.6.1.1. Relação com os dados do Landsat 5/TM

A Tabela 14 apresenta as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do NDVI de refletância aparente, de superfície e normalizada em cada uma das datas das imagens e também para a imagem média de todas as datas com os dados de produtividade, para a área A.

Os dados de correlação mostram maiores valores para os três tipos de NDVIs da imagem média de todas as datas, com $r = 0,64$ para o NDVI aparente, $r = 0,71$ NDVI de superfície e $r = 0,72$ para o NDVI normalizado, todas significativas com 5% de probabilidade.

Tabela 14: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI_ref_aparente		NDVI_ref_superfície		NDVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	36	0,46	0,00	0,49	0,00	-	-
09/12/04	39	0,34	0,03	0,14	0,40 NS	0,57	0,00
25/12/04	42	0,59	0,00	0,64	0,00	0,60	0,00
26/01/05	39	0,03	0,80 NS	0,03	0,81 NS	0,03	0,82 NS
11/02/05	39	0,64	0,00	0,61	0,00	0,56	0,00
Médio	36	0,64	0,00	0,71	0,00	0,72	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

A Tabela 15 apresenta os modelos de regressão linear simples obtidos para a área A, entre os mesmos parâmetros utilizados na correlação. Verifica-se que os melhores coeficientes de determinação ocorreram para as imagens médias de todas as datas, com $R^2 = 53,0\%$ para o NDVI normalizado, $R^2 = 51,2\%$ para o NDVI de superfície e $R^2 = 41,6\%$ para o NDVI aparente. Assim, pode-se concluir que em torno da metade (50%) da variabilidade da produtividade da soja na área A, foi explicada pelos dados do NDVI provenientes de todo o ciclo de desenvolvimento da soja, ou seja, com a imagem média de todas as datas de imagens utilizadas.

Destaca-se também na Tabela 15, os baixos valores dos coeficientes de determinação encontrados para a data de 26/01/05, possivelmente devido a saturação do valor de NDVI nesta data, que ocasionou a baixa variabilidade na área como um todo, com valores do coeficiente de variação de no máximo 1,19%. O NDVI foi sensível até um certo limite do índice de área foliar, acima do qual variações da biomassa não influenciam mais no comportamento do índice de vegetação.

Tabela 15: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	36	$P = 1,67 + 4,83 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 21,4$
		$P = 1,46 + 4,94 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 24,2$
09/12/04	39	$P = 2,31 + 13,7 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 12,1$
		$P = 2,73 + 0,92 \text{ NDVI_ref_superfície}^*$	$R^2 = 1,9$
		$P = - 0,856 + 5,57 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 32,8$
25/12/04	42	$P = - 4,19 + 10,9 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 35,3$
		$P = - 4,47 + 10,8 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 41,6$
		$P = - 4,88 + 10,46 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 36,5$
26/01/05	56	$P = 2,26 + 1,22 \text{ NDVI_ref_aparente }^*$	$R^2 = 1,0$
		$P = 2,57 + 0,80 \text{ NDVI_ref_superfície }^*$	$R^2 = 1,0$
		$P = 2,86 + 0,49 \text{ NDVI_ref_normalizada }^*$	$R^2 = 1,0$
11/02/05	44	$P = 0,215 + 4,25 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 40,9$
		$P = 0,238 + 3,95 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 37,3$
		$P = 0,716 + 3,40 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 32,0$
Médio	36	$P = 2,47 + 1,36 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 41,6$
		$P = - 1,95 + 7,75 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 51,2$
		$P = - 1,03 + 6,22 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 53,0$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

A Tabela 16 apresenta as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do GVI (refletância aparente, de superfície e normalizada) em cada uma das datas das imagens e com a imagem média das datas versus os dados de produtividade, para a área A. Os dados de correlação para o índice GVI, mostraram maiores valores com $r = 0,71$ do GVI aparente, $r = 0,79$ do GVI de superfície e $r = 0,81$ para o GVI normalizado, significativos com 5% de probabilidade, para a imagem média também.

Tabela 16: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI_ref_aparente		GVI_ref_superfície		GVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	36	0,34	0,03	0,36	0,02	-	-
09/12/04	39	0,41	0,01	0,45	0,00	0,47	0,00
25/12/04	42	0,50	0,00	0,45	0,00	0,65	0,00
26/01/05	56	0,45	0,00	0,51	0,00	0,50	0,00
11/02/05	44	0,65	0,00	0,71	0,00	0,69	0,00
Médio	36	0,71	0,00	0,79	0,00	0,81	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Os modelos de regressão linear simples apresentados na Tabela 17 são referentes a área A e realizados entre os mesmos parâmetros do GVI utilizados nas correlações.

Tabela 17: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área A na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	36	$P = 2,31 + 13,7 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 12,1$
		$P = 2,34 + 9,70 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 13,4$
09/12/04	39	$P = 2,308 + 6,272 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 16,9$
		$P = 2,13 + 5,73 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 20,6$
		$P = 1,64 + 7,38 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 22,6$
25/12/04	42	$P = -1,52 + 17,5 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 25,8$
		$P = 0,12 + 10,6 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 20,7$
		$P = -1,86 + 14,9 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 42,7$
26/01/05	56	$P = -4,125 + 20,75 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 20,9$
		$P = -3,627 + 16,23 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 26,2$
		$P = -0,85 + 10,7 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 25,5$
11/02/05	44	$P = 1,23 + 7,40 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 43,1$
		$P = 0,925 + 7,14 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 51,0$
		$P = 0,802 + 8,12 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 48,8$
Médio	36	$P = 0,778 + 10,9 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 50,9$
		$P = -0,138 + 12,4 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 62,5$
		$P = 0,547 + 10,1 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 66,0$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Para os dados do índice GVI da área A, os melhores coeficientes de determinação ocorreram também para as imagens médias de todas as datas, com $R^2 = 66,0\%$ para o GVI normalizado, $R^2 = 62,5\%$ para o GVI de superfície e $R^2 = 50,9\%$ para o GVI aparente. Do mesmo modo, pode-se afirmar que em torno de 60% variabilidade da produtividade da soja na área A foi explicada pelos dados do GVI proveniente de todo o ciclo de desenvolvimento da soja. Entretanto, o índice GVI alcançou valores de R^2 maiores do que o índice NDVI, não apresentando também baixos valores na data de 26/01/2005 como o NDVI apresentou, possivelmente devido a sua saturação.

Para os dados da área A, de maneira geral, verificou-se maiores valores nas correlações e regressões efetuados com os dados dos índices NDVI e GVI de refletância normalizada, seguidos pelos dados de refletância de superfície e de refletância aparente.

A Tabela 18 apresenta as correlações lineares de Pearson obtidas para a área B entre os parâmetros do NDVI de refletância aparente, de superfície e normalizada de cada data das imagens e para a imagem média com os dados de produtividade.

Tabela 18: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI_ref_aparente		NDVI_ref_superfície		NDVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	18	0,43	0,07 NS	0,41	0,09 NS	-	-
09/12/04	12	0,53	0,07 NS	0,54	0,06 NS	0,63	0,02
25/12/04	18	0,54	0,02	0,55	0,01	0,55	0,01
26/01/05	18	0,03	0,89 NS	0,15	0,53 NS	0,35	0,15 NS
11/02/05	18	0,56	0,01	0,36	0,13 NS	0,61	0,00
Médio	18	0,65	0,00	0,73	0,00	0,75	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Observaram-se maiores valores de correlação para a imagem média, com $r = 0,65$ para o NDVI aparente, $r = 0,73$ NDVI de superfície e $r = 0,75$ para o NDVI normalizado, todos significativos com 5% de probabilidade. Assim como para a área A, na área B, os valores da correlação para o NDVI na data de 26/01/2005 foram os mais baixos, possivelmente devido a sua saturação.

A Tabela 19 apresenta os modelos de regressão linear simples obtidos para a área B e os parâmetros do NDVI (aparente, de superfície e normalizado) com os dados de produtividade da área.

Tabela 19: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	18	$P = 0,321 + 5,63 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 18,9$
		$P = 0,467 + 4,43 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 16,9$
09/12/04	12	$P = - 0,18 + 3,45 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 29,1$
		$P = - 1,40 + 4,82 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 29,8$
		$P = - 2,12 + 5,27 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 40,0$
25/12/04	18	$P = - 4,86 + 10,8 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 29,3$
		$P = - 4,34 + 9,44 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 30,9$
		$P = - 4,32 + 8,52 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 31,0$
26/01/05	18	$P = 2,90 - 1,28 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 0,1$
		$P = - 2,99 + 5,54 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 2,5$
		$P = - 3,81 + 6,61 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 12,3$
11/02/05	18	$P = - 9,12 + 15,9 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 31,3$
		$P = - 3,33 + 6,79 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 13,4$
		$P = - 5,64 + 9,94 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 38,2$
Médio	18	$P = - 6,98 + 14,7 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 42,6$
		$P = - 9,76 + 17,7 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 54,3$
		$P = - 6,47 + 12,4 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 56,3$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Se os maiores valores de correlação lineares de Pearson para a Tabela 18 foram encontradas para a imagem média, conseqüentemente, os melhores coeficientes de determinação na Tabela 19 também foram obtidos com a imagem média. O NDVI normalizado apresentou $R^2 = 56,3\%$, o NDVI de superfície $R^2 = 54,3\%$ e o NDVI aparente $R^2 = 42,6\%$. Podendo assim, explicar em torno de 55% da variabilidade da produtividade da soja na área B, com os dados do NDVI proveniente de todo o ciclo.

Na Tabela 20, estão as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do GVI de refletância aparente, de superfície e normalizada em cada data das imagens e com a imagem média versus os dados de produtividade, para a área B.

Tabela 20: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI_ref_aparente		GVI_ref_superfície		GVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	18	0,44	0,06 NS	0,37	0,11 NS	-	-
09/12/04	12	0,53	0,07 NS	0,54	0,04	0,53	0,03
25/12/04	18	0,63	0,00	0,62	0,00	0,60	0,00
26/01/05	18	0,38	0,08 NS	0,33	0,04	0,43	0,06 NS
11/02/05	18	0,52	0,02	0,64	0,00	0,62	0,00
Médio	18	0,69	0,00	0,73	0,00	0,76	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Assim como para a área A, novamente os dados de correlação para o índice GVI, mostraram-se maiores para a imagem média, com $r= 0,69$ do GVI aparente, $r= 0,73$ do GVI de superfície e $r= 0,76$ para o GVI normalizado, significativos com 5% de probabilidade.

Por conseguinte, os modelos de regressão linear simples apresentados na Tabela 21 referentes a área B e realizados com os parâmetros do GVI (aparente, de superfície e normalizado) com os dados de produtividade da área, apresentaram coeficientes de determinação melhores na imagem média. Os valores foram de $R^2= 58,7\%$, $R^2= 54,3\%$ e $R^2= 48,1\%$ para o GVI normalizado, de superfície e aparente, respectivamente. Diagnosticando assim, com no máximo 58,7% a variabilidade da produtividade da soja existente na área B.

Verifica-se ainda que o índice GVI, assim como foi ressaltado para a área A, alcançou valores de R^2 maiores do que o índice NDVI na imagem média de todas as datas.

Os dados da área B, apresentaram de maneira geral maiores valores nas correlações e regressões lineares efetuados com os dados dos índices NDVI e GVI de refletância normalizada, em seguida para refletância de superfície e, por último, para os dados de refletância aparente, demonstrando que as técnicas de normalização e correção atmosférica comportaram-se de maneira diferente em relação aos dados de refletância aparente.

Tabela 21: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade na área B na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	18	$P = 1,124 + 20,07 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 19,9$
		$P = 1,004 + 14,21 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 14,0$
09/12/04	12	$P = 0,8839 + 6,031 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 29,1$
		$P = 1,28 + 2,91 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 30,2$
		$P = 1,185 + 3,117 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 28,9$
25/12/04	18	$P = -1,433 + 16,59 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 39,6$
		$P = -2,645 + 19,99 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 38,6$
		$P = -2,114 + 15,53 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 36,2$
26/01/05	18	$P = -1,44 + 10,7 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 14,9$
		$P = -0,802 + 7,167 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 11,0$
		$P = -0,936 + 8,233 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 18,8$
11/02/05	18	$P = -1,141 + 15,52 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 28,0$
		$P = -1,781 + 15,14 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 42,1$
		$P = -2,002 + 16,48 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 39,3$
Médio	18	$P = -2,826 + 25,81 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 48,1$
		$P = -1,999 + 17,44 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 54,3$
		$P = -2,155 + 18,10 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 58,7$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Para as áreas A e B foi realizada a regressão linear múltipla utilizando as imagens médias de todas as datas com os índices de vegetação NDVI e GVI conjuntamente, versus a produtividade em cada área. Entretanto, por causa da utilização de diferentes amostras (dados) nas regressões em cada data das imagens (devido a remoção dos pixels não puros contaminados com nuvens ou bordas das imagens), não foi possível realizar as regressões lineares múltiplas utilizando cada uma das datas das imagens como uma variável explicativa.

A Tabela 22 apresenta os modelos para os dados em conjunto de NDVI e do GVI médios de refletância aparente, refletância de superfície e de refletância normalizada para a área A. Os modelos apresentaram coeficientes de determinação da ordem de $R^2 = 52\%$ para refletância aparente, de $R^2 = 66,5\%$ para refletância superfície e de $R^2 = 70\%$ para refletância normalizada. Sendo os modelos capazes de explicar em torno de 52, 66 e 70% da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para a área A.

Tabela 22: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com as imagens médias de todas as datas com os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na área A

Tratamento de Refletância	NDVI e GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	P = 0,93 + 0,33 NDVI_médio + 9,37 GVI_médio*	R² = 52,0
ref_superfície	P = - 0,64 + 1,19 NDVI_médio + 11,4 GVI_médio	R² = 66,5
ref_normalizado	P = - 0,17 + 1,63 NDVI_médio + 8,61 GVI_médio	R² = 70,0

P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Na Tabela 23 estão os modelos para a área B com os dados de NDVI e do GVI médios de refletância aparente, refletância de superfície e de refletância normalizada. Os modelos mostram coeficientes de determinação da ordem de R² = 49,4% para refletância aparente, de R² = 70,8% para refletância superfície e de R² = 75,4% para refletância normalizada. Assim, os modelos foram capazes de explicar em torno de 49, 70 e 75 % da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para a área B.

Tabela 23: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com as imagens médias de todas as datas com os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na área B

Tratamento de Refletância	NDVI e GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	P = - 4,17 + 5,06 NDVI_médio + 18,7 GVI_médio	R² = 49,4
ref_superfície	P = - 7,84 + 10,9 NDVI_médio + 11,6 GVI_médio	R² = 70,8
ref_normalizado	P = - 5,91 + 8,38 NDVI_médio + 9,63 GVI_médio	R² = 75,4

P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Quanto à utilização dos índices NDVI e GVI conjuntamente, pode-se avaliar que, apesar de se utilizar índices que têm maior peso nos dados da banda 4 do satélite Landsat 5/TM, e por isso possuem correlação relativamente alta entre eles, entretanto, ao ajustar-se os modelos de regressão linear múltipla com as imagens médias nas duas áreas (A e B) não se constatou a existência de multicolinearidade. Portanto, estatisticamente, pode-se afirmar que as variáveis utilizadas no modelo não medem a mesma coisa em relação a variável a ser explicada, ou seja, a correlação entre os índices não é perfeita.

Também foram feitos cálculos para avaliar a Autocorrelação serial entre essas variáveis, implementado por meio do teste de Durbin-Watson (Apêndice VII), efetuado no

software MINITAB 14 (2004). Neste caso, mediu-se o quanto as variáveis utilizadas são dependentes entre si. Para as duas áreas A e B, não foi encontrada Autocorrelação serial (valores de Durbin-Watson (d) encontram-se na região III do gráfico do Apêndice VII), nos modelos ajustados com as variáveis refletância aparente, superfície e normalizada, utilizando-se os índices NDVI e GVI conjuntamente.

Com isso, tem-se que a utilização dos índices de vegetação NDVI e GVI médios conjuntamente obtiveram R^2 melhores que os apresentados individualmente pelos índices nas áreas A e B. Assim como nas regressões lineares, os melhores resultados de R^2 nas duas áreas foram dos dados de refletância normalizada.

Os resultados obtidos pelas regressões efetuadas nas áreas A e B, permitiram constatar que, ao se trabalhar isoladamente com os dados das imagens para cada data não registrou altos valores de R^2 . Com isso, percebe-se que valores maiores do R^2 são encontrados quando se considera todo o período de desenvolvimento da cultura, ou seja, todo o seu perfil espectral expresso tanto pelo NDVI como pelo GVI. Isto tem coerência, pois os índices referentes a todo o período do ciclo contém mais informações que para uma data somente. Resultados semelhantes considerando todo o ciclo de desenvolvimento da cultura da cana-de-açúcar também foi encontrado por BENVENUTI (2005).

4.6.1.2. Relação com os dados MODIS

Para as duas áreas de pesquisa, não foram calculadas as correlações do índice NDVI proveniente do sensor MODIS com a produtividade, devido ao pequeno número de pixels do MODIS que se poderia extrair com informações espectrais da cultura. Como o sensor MODIS tem resolução espacial de 250 metros, na área A, que é a maior, com 57 ha, somente nove pixels do MODIS cobrem toda a área, sendo que, ao se retirar os pixels das bordas devido a possíveis influências de outras culturas nestes pixels, o número de pixels válidos seria ainda menor. Desta maneira, fica evidente a dificuldade em se trabalhar com sensor de baixa resolução espacial em áreas pequenas de cultivos, sendo mais recomendado, para trabalhos que abranjam maiores extensões como aquelas que identificam os municípios, por exemplo.

4.6.2. Relação municipal

Em nível municipal, efetuou-se também as análises da relação existente entre os dados espectrais e a produtividade da soja, utilizando dados dos sensores Landsat 5/TM (NDVI e GVI) e MODIS (NDVI) e dados da produtividade oficial (SEAB/DERAL) dos 36 municípios. Também realizou-se a passagem de escala do sensor Landsat 5/TM para o MODIS, por meio dos perfis espectrais.

4.6.2.1. Relação municipal com dados do Landsat 5/TM

Na safra 2003/2004, como foi descrito anteriormente na metodologia, não se trabalhou com dados de refletância de superfície, somente com refletância aparente e normalizada.

A Tabela 24 apresenta as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do NDVI de refletância aparente e normalizada em cada data das imagens e para a imagem média de todas as datas, com os dados de produtividade oficial dos municípios, para a safra 2003/2004.

Tabela 24: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	NDVI_ref_aparente		NDVI_ref_superfície		NDVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
21/11/03	36	0,24	0,15 NS	0,47	0,00	-	-
07/12/03	36	0,11	0,49 NS	-	-	0,35	0,03
23/12/03	36	0,05	0,75 NS	-	-	0,07	0,68 NS
24/01/04	36	0,38	0,01	-	-	0,24	0,15 NS
09/02/04	36	0,51	0,01	-	-	0,55	0,00
25/02/04	36	0,50	0,01	-	-	0,53	0,00
Médio	36	0,72	0,01	-	-	0,76	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativa com 5% de probabilidade.

Verifica-se que as correlações mais significativas foram apresentadas pelos NDVIs da imagem média de todas as datas, com $r = 0,72$ para o NDVI aparente e $r = 0,76$ para o NDVI normalizado, significativas com 5% de probabilidade.

A Tabela 25 mostra os modelos de regressão linear simples obtidos na safra 2003/2004, entre os mesmos parâmetros do NDVI (aparente e normalizado) utilizados na correlação com os dados de produtividade oficial dos municípios, para a safra 2003/2004.

Tabela 25: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
21/11/03	36	$P = 2,149 + 1,508 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 5,9$
		$P = 1,319 + 2,797 \text{ NDVI_ref_superfície}$	$R^2 = 22,4$
07/12/03	36	$P = 2,945 - 0,506 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 1,4$
		$P = 1733 + 1562 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 12,3$
23/12/03	36	$P = 2,489 + 0,265 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 0,3$
		$P = 2,439 + 0,320 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 0,5$
24/01/04	36	$P = 4,717 - 2,870 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 15,1$
		$P = 4,139 - 1926 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 6,0$
09/02/04	36	$P = 0,834 + 0,2632 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 26,9$
		$P = 0,480 + 2,920 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 31,2$
25/02/04	36	$P = 1,981 + 1,223 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 26,0$
		$P = 1,695 + 1,554 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 27,9$
Médio	36	$P = - 3,653 + 10,816 \text{ NDVI_ref_aparente}$	$R^2 = 51,4$
		$P = - 2,642 + 8,191 \text{ NDVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 58,7$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Verifica-se que os melhores coeficientes de determinação ocorreram com as imagens médias, com $R^2 = 58,7\%$ para o NDVI normalizado e $R^2 = 51,4\%$ para o NDVI aparente, desta maneira, cerca de 59% da variabilidade da produtividade da soja nos municípios pode ser explicada pelos dados do NDVI normalizado proveniente de todo o ciclo de desenvolvimento da soja.

Não foi possível perceber, para o índice NDVI dos dados municipais, a sua saturação, como foi possível observar para os dados das áreas monitoradas, A e B, na data de 26/01/2005. Isso provavelmente tenha ocorrido devido ao fato constatado anteriormente nas análises dos gráficos dos perfis espectrais, onde se percebe que os municípios tem datas distintas de plantio. Conseqüentemente, o desenvolvimento da cultura tem grandes variações entre os municípios. Outro fato que merece ser lembrado, é com respeito à utilização de diferentes variedades ou cultivares de soja (ciclos curtos, médios e longos) na região.

Na Tabela 26, estão as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do GVI (refletância aparente e normalizada) em cada data das imagens e com a imagem média versus os dados de produtividade oficial, para a safra 2003/2004. Para os dados de correlação do índice GVI, obteve-se valores maiores na imagem média, com $r = 0,66$ do GVI aparente e $r = 0,72$ para o GVI normalizado, significativos com 5% de probabilidade.

Tabela 26: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	GVI_ref_aparente		GVI_ref_superfície		GVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
21/11/03	36	0,26	0,11 NS	0,29	0,07 NS	-	-
07/12/03	36	0,24	0,15 NS	-	-	0,17	0,23 NS
23/12/03	36	0,15	0,37 NS	-	-	0,12	0,45 NS
24/01/04	36	0,04	0,71 NS	-	-	0,19	0,26 NS
09/02/04	36	0,65	0,00	-	-	0,54	0,00
25/02/04	36	0,50	0,00	-	-	0,50	0,00
Médio	36	0,66	0,00	-	-	0,72	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Os modelos de regressão linear simples apresentados na Tabela 27, são referentes aos parâmetros do GVI (aparente e normalizado) com os dados de produtividade oficial, para os municípios, para a safra 2003/2004. Do mesmo modo, nota-se que as imagens médias apresentaram os melhores coeficientes de determinação, sendo que os valores foram de $R^2 = 53,1\%$ e $R^2 = 43,8\%$ para o GVI normalizado e aparente, respectivamente. Diagnosticando desta maneira metade (53,1%) da variabilidade existente na produtividade da soja na região abrangente pelos 36 municípios.

Diferentemente do encontrado para as áreas A e B, com os dados municipais da safra 2003/2004, nota-se que o índice NDVI foi quem alcançou os maiores valores de R^2 e não o índice GVI com as imagens médias de todas as datas.

Também percebe-se que os dados da safra 2003/2004 proporcionaram valores distintos nas correlações e regressões efetuadas com os dados dos índices NDVI e GVI de refletância normalizada e refletância aparente, diagnosticando que a técnica de normalização ocasionou um ligeiro aumento nas correlações, evidenciado pelos coeficientes de determinação encontrados para as imagens médias de todas as datas.

Tabela 27: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	GVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
21/11/03	36	$P = 2,331 + 4,536 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 7,1$
		$P = 1,944 + 6,391 \text{ GVI_ref_superficie}$	$R^2 = 8,8$
07/12/03	36	$P = 2,996 - 2,054 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 5,9$
		$P = 2,988 - 2,058 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 3,2$
23/12/03	36	$P = 2,944 - 1,384 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 2,3$
		$P = 2,364 + 1,390 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 1,6$
24/01/04	36	$P = 2,877 - 0,863 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 0,2$
		$P = 3,650 - 3,649 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 3,7$
09/02/04	36	$P = 1,102 + 6,754 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 43,0$
		$P = 1,099 + 6,190 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 30,0$
25/02/04	36	$P = 2,023 + 3,651 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 25,3$
		$P = 1,844 + 3,962 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 25,8$
Médio	36	$P = - 2,037 + 22,78 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 43,8$
		$P = - 3,070 + 28,36 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 53,1$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal nível de 5% de significância.

Buscando alternativas que respondessem de forma mais consistente a relação existente entre a resposta espectral da cultura da soja, representadas pelos índices NDVI e GVI, com sua produtividade, foram realizados ainda modelos de regressão linear múltipla com os dados disponíveis nos 36 municípios estudados, utilizando-se, de uma só vez, todas as datas das imagens para cada safra.

Conforme RAWLINGS (1988), um modelo de regressão múltipla descreve essencialmente a relação da variável dependente com p variáveis independentes, que neste caso, são os dados dos índices de vegetação em cada uma das datas das imagens durante todo o decorrer das safras.

Na análise de regressão múltipla existem diversos procedimentos para seleção de variáveis, dentre eles, o mais utilizado vem a ser o critério referido por *Stepwise* que é baseado na generalização do procedimento “passo a frente” (*Forward*), quando após cada etapa de incorporação de uma variável, tem-se uma etapa em que uma das variáveis já selecionadas pode ser descartada (RAWLINGS 1988). Sendo assim, também aplicou-se o método *Stepwise* para ajuste do modelo de regressão múltipla, com a finalidade de explicar a influência das datas das imagens na produtividade final da cultura da soja.

Assim, os modelos ajustados foram utilizados para explicar a variação da produtividade média alcançada pelos municípios nas safras 2003/2004 e 2004/2005.

Constatou-se, para todos os modelos de regressão linear múltipla ajustados nas safras 2003/2004 e 2004/2005, tanto para os dados do Landsat 5/TM como para os dados do MODIS, que os resultados das análises de variância dos modelos comprovaram que os mesmos são significativos com 5% de probabilidade. Ainda que a avaliação dos resíduos indicaram que os mesmos apresentam distribuição aproximadamente normal com 5% de significância.

A Tabela 28 apresenta os modelos de regressão linear múltipla ajustados entre os dados de NDVI de refletância aparente e refletância normalizada, com a dados de produtividade oficial dos municípios para a safra de 2003/2004.

Tabela 28: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Tratamento de Refletância	NDVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	$P = - 2,87 + 1,14 \text{ NDVI } 21/11/2003 + 0,99 \text{ NDVI } 07/12/2003 + 2,81 \text{ NDVI } 23/12/2003 - 0,20 \text{ NDVI } 24/01/2004 + 3,21 \text{ NDVI } 09/02/2004 + 1,32 \text{ NDVI } 25/02/2004$	$R^2 = 66,8$
	$P = - 2,65 + 1,68 \text{ NDVI } 21/11/2003 + 3,07 \text{ NDVI } 23/12/2003 + 3,19 \text{ NDVI } 09/02/2004 + 1,09 \text{ NDVI } 25/02/2004$	$R^2 = 65,7$ <i>Stepwise</i>
ref_normalizado	$P = - 2,01 + 0,581 \text{ NDVI } 21/11/2003 + 2,43 \text{ NDVI } 07/12/2003 + 0,374 \text{ NDVI } 23/12/2003 + 0,33 \text{ NDVI } 24/01/2004 + 2,07 \text{ NDVI } 09/02/2004 + 1,46 \text{ NDVI } 25/02/2004$	$R^2 = 71,8$
	$P = - 1,46 + 3,03 \text{ NDVI } 07/12/2003 + 1,88 \text{ NDVI } 09/02/2004 + 1,50 \text{ NDVI } 25/02/2004$	$R^2 = 70,9$ <i>Stepwise</i>

P – produtividade da soja; *Stepwise* – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Foram obtidos os coeficientes de determinação $R^2 = 66,8\%$ para o NDVI aparente e $R^2 = 71,8\%$ para o NDVI normalizado, utilizando-se todas as variáveis. Ao utilizar-se o método de *Stepwise* para ajustar o modelo, constatou-se que para os dados de refletância aparente as imagens significativas foram as adquiridas em 21/11/2003, 23/12/2003, 09 e 25/02/2004, apresentando um $R^2 = 65,7\%$. Para os dados de refletância normalizada as imagens significativas foram 07/12/2003, 09/02/2004 e 25/02/2004, com $R^2 = 70,9\%$. Desta

maneira, os resultados indicam que os modelos foram capazes de explicar em torno de 66% e 71% respectivamente da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para os 36 municípios estudados na safra de 2003/2004. Assim, percebe-se que os dados de NDVI normalizado obtiveram melhor coeficiente de determinação que o NDVI aparente.

Na Tabela 29 observam-se os modelos de regressão linear múltipla ajustados entre os dados de GVI (aparente e normalizado) com a dados de produtividade oficial dos municípios para a safra de 2003/2004. Utilizando-se todas as variáveis, obtiveram-se coeficientes de determinação $R^2 = 81,7\%$ para o GVI aparente e $R^2 = 72,3\%$ para o GVI normalizado. Quando utilizou-se o método de *Stepwise*, obteve-se $R^2 = 80,2\%$ para os dados de refletância aparente com as imagens significativas nas datas de 21/11/2003, 07/12/2003 e 09/02/2004. Ao passo que, para os dados de refletância normalizada as imagens significativas foram 21/11/2003, 23/12/2003, 09/02/2004 e 25/02/2004, com $R^2 = 71,8\%$. Os resultados demonstram que os modelos foram capazes de explicar cerca de 80% e 72% respectivamente da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para os 36 municípios estudados na safra de 2003/2004.

Tabela 29: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Tratamento de Refletância	GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	$P = - 2,48 + 7,94 \text{ GVI } 21/11/2003 + 4,18 \text{ GVI } 07/12/2003 + 1,14 \text{ GVI } 23/12/2003 + 2,14 \text{ GVI } 24/01/2004 + 12,0 \text{ GVI } 09/02/2004 + 1,89 \text{ GVI } 25/02/2004$	$R^2 = 81,7$
	$P = - 1,69 + 8,21 \text{ GVI } 21/11/2003 + 4,4 \text{ GVI } 07/12/2003 + 13,2 \text{ GVI } 09/02/2004$	$R^2 = 80,2^{\text{Stepwise}}$
ref_normalizado	$P = - 2,48 + 8,05 \text{ GVI } 21/11/2003 + 1,12 \text{ GVI } 07/12/2003 + 5,49 \text{ GVI } 23/12/2003 + 1,30 \text{ GVI } 24/01/2004 + 7,04 \text{ GVI } 09/02/2004 + 3,81 \text{ GVI } 25/02/2004$	$R^2 = 72,3$
	$P = - 1,84 + 7,9 \text{ GVI } 21/11/2003 + 6,0 \text{ GVI } 23/12/2003 + 6,4 \text{ GVI } 09/02/2004 + 3,6 \text{ GVI } 25/02/2004$	$R^2 = 71,8^{\text{Stepwise}}$

P – produtividade da soja; ^{Stepwise} – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Nota-se que, diferentemente do encontrado para os dados do índice NDVI, nos modelos de regressão linear múltipla ajustados para os dados de GVI, quem obteve melhor coeficiente de determinação foi o GVI de refletância aparente. Contrariando, também, o que

foi encontrado para os dados de GVI com regressão linear simples, como mostrado na Tabela 27. Verifica-se, ainda, que, de maneira geral, o índice GVI alcançou valores de R^2 maiores do que o índice NDVI nos modelos de regressão linear múltipla.

Para a safra 2003/2004, foram ainda realizados os modelos de regressão linear múltipla ajustados com os dados dos índices NDVI e GVI juntos, ou seja, com 12 variáveis (as seis datas repetidas com os valores dos índices NDVI e GVI).

A Tabela 30 apresenta os modelos para os dados em conjunto de NDVI e do GVI de refletância aparente e de refletância normalizada.

Tabela 30: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na safra 2003/2004

Tratamento de Refletância	NDVI e GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	P = -1,65 + 2,52 NDVI 21/11/2003 - 0,93 NDVI 07/12/2003 + 1,56 NDVI 23/12/2003 - 2,54 NDVI 24/01/2004 - 0,60 NDVI 09/02/2004 + 0,391 NDVI 25/02/2004 + 0,03GVI 21/11/2003 + 4,18 GVI 07/12/2003 + 0,26 GVI 23/12/2003 + 5,99 GVI 24/01/2004 + 11,3 GVI 09/02/2004 + 0,85 GVI 25/02/2004	$R^2 = 85,8$
	P = -2,05 + 3,07 NDVI 21/11/2003 + 4,04 GVI 07/12/2003 + 13,0 GVI 09/02/2004	$R^2 = 79,8$ <i>Stepwise</i>
ref_normalizado	P = -2,28 + 0,02 NDVI 21/11/2003 + 1,92 NDVI 07/12/2003 + 0,307 NDVI 23/12/2003 - 0,71 NDVI 24/01/2004 + 2,21 NDVI 09/02/2004 + 0,27 NDVI 25/02/2004 + 5,36 GVI 21/11/2003 - 2,87 GVI 07/12/2003 + 3,80 GVI 23/12/2003 + 2,40 GVI 24/01/2004 + 0,74 GVI 09/02/2004 + 2,63 GVI 25/02/2004	$R^2 = 81,1$
	P = -1,87 + 2,36 NDVI 07/12/2003 + 2,38 NDVI 09/02/2004 + 3,98 GVI 21/11/2003 - 3,46 GVI 07/12/2003 + 3,90 GVI 23/12/2003 + 3,20 GVI 25/02/2004	$R^2 = 80,3$ <i>Stepwise</i>

P – produtividade da soja; *Stepwise* – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Os modelos mostram coeficientes de determinação máximo da ordem de $R^2 = 85\%$ para os dados de refletância aparente e de $R^2 = 81\%$ para os dados de refletância normalizada, quando considerado todas as variáveis. O método de *Stepwise* utilizado no ajuste dos modelos, por sua vez, mostra que, para os dados de refletância aparente, somente a imagem de 21/11/2003 do índice NDVI e as de 07/12/2003 e 09/02/2004 do GVI são significativas apresentando um $R^2 = 79,8\%$. Para os dados de refletância normalizada as imagens significativas foram 07/12/2003 e 09/02/2004 para o NDVI e 21/11, 07/12, 23/12 de 2003 e

25/02/2004 para o GVI, com $R^2 = 80,3\%$. Esses modelos foram capazes de explicar 80 %, aproximadamente, da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para os 36 municípios.

Com isso, percebe-se que a utilização dos índices de vegetação NDVI e GVI, conjuntamente, obtiveram R^2 relativamente maiores que os apresentados individualmente pelos índices na safra 2003/2004.

Ainda, sobre a utilização dos índices NDVI e GVI conjuntamente para a safra 2003/2004, assim como efetuado nos dados das áreas A e B quando da utilização dos dois índices juntos, foram realizados testes para avaliar a existência de multicolinearidade. Contatou-se não haver a multicolinearidade, evidenciando que, estatisticamente, as variáveis utilizadas no modelo não medem a mesma coisa em relação a variável a ser explicada, ou seja, a correlação entre os índices não é perfeita.

Também foram realizados os cálculos para avaliar a autocorrelação serial entre as variáveis, implementado por meio do teste de Durbin-Watson (Apêndice VII), mensurando o quanto as variáveis eram dependentes entre si. Na safra 2003/2004, não foi encontrada autocorrelação serial para o modelo ajustado com as variáveis dos índices NDVI e GVI significativas segundo o método de Stepwise para refletância aparente ($d = 2,07$). Entretanto, para a refletância normalizada, o teste não foi conclusivo, ou seja, o valor de Durbin-Watson $d = 2,53$ encontra-se na região IV do gráfico do Apêndice VII.

Todas as análises realizadas para a safra 2003/2004 em nível municipal foram repetidas para a safra 2004/2005, diferenciando-se apenas pela inclusão dos dados da refletância da superfície (correção atmosférica) efetuada para todas as imagens desta safra, conforme descrito na metodologia.

A Tabela 31 mostra as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do NDVI de refletância aparente, de superfície e normalizada em cada data das imagens e para a imagem média de todas as datas com os dados de produtividade oficial dos municípios, para a safra 2004/2005. Observa-se que as correlações mais significativas continuam apresentando-se para a imagem média, com $r = 0,69$ para o NDVI aparente, $r = 0,75$ para o NDVI superfície e $r = 0,77$ para o NDVI normalizado, todas significativas com 5% de probabilidade.

Tabela 31: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI_ref_aparente		NDVI_ref_superfície		NDVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	36	0,68	0,00	0,74	0,00	-	-
09/12/04	36	0,49	0,00	0,51	0,00	0,59	0,00
25/12/04	36	0,06	0,73 NS	0,12	0,49 NS	0,45	0,00
26/01/05	36	0,42	0,01	0,58	0,00	0,36	0,03
11/02/05	36	-0,40	0,01	-0,39	0,02	-0,48	0,00
Médio	36	0,69	0,00	0,75	0,00	0,77	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Na Tabela 32 encontram-se os modelos de regressão linear simples obtidos na safra 2004/2005, entre o NDVI (aparente, de superfície e normalizado) e os dados de produtividade oficial dos municípios para a safra 2004/2005.

Tabela 32: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	36	P = 0,9573 + 5,157 NDVI_ref_aparente	R ² = 46,24
		P = 0,7812 + 5,009 NDVI_ref_superfície	R ² = 54,76
09/12/04	36	P = 1,581 + 2,131 NDVI_ref_aparente	R ² = 24,01
		P = 1,582 + 1,919 NDVI_ref_superfície	R ² = 26,01
		P = 0,4667 + 3,173 NDVI_ref_normalizada	R ² = 34,81
25/12/04	36	P = 2,219 + 0,468 NDVI_ref_aparente	R ² = 0,36
		P = 1,915 + 0,885 NDVI_ref_superfície	R ² = 1,44
		P = - 0,703 + 4,273 NDVI_ref_normalizada	R ² = 20,25
26/01/05	36	P = 0,3402 + 2,914 NDVI_ref_aparente	R ² = 17,70
		P = - 0,4088 + 3,664 NDVI_ref_superfície	R ² = 33,60
		P = - 0,254 + 3,469 NDVI_ref_normalizada	R ² = 12,96
11/02/05	36	P = 4,292 - 2,460 NDVI_ref_aparente	R ² = 16,00
		P = 4,283 - 2,256 NDVI_ref_superfície	R ² = 15,21
		P = 4,726 - 2,839 NDVI_ref_normalizada	R ² = 23,04
Médio	36	P = - 4,284 + 11,96 NDVI_ref_aparente	R ² = 47,61
		P = - 3,719 + 10,08 NDVI_ref_superfície	R ² = 56,25
		P = - 6,436 + 13,46 NDVI_ref_normalizada	R ² = 59,29

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Nota-se que os coeficientes de determinação apresentados pelas imagens médias de todas as datas foram de $R^2 = 59,29\%$ para o NDVI normalizado, $R^2 = 56,25\%$ para o NDVI de superfície e $R^2 = 47,61\%$ para o NDVI aparente. Deste modo, de 47% a 59% da variabilidade da produtividade da soja, nos municípios, pode ser explicada pelos dados do NDVI provenientes de todo o ciclo de desenvolvimento da soja.

Para os dados de NDVI municipal da safra 2004/2005 também não foi possível perceber a sua saturação. As causas, provavelmente, foram as mesmas já mencionadas para os dados de NDVI municipal da safra de 2003/2004, ou seja, diferentes datas de plantio e variedades de soja utilizadas nas áreas cultivadas dentro dos 36 municípios.

Em seguida, na Tabela 33, encontram-se as correlações lineares de Pearson entre os parâmetros do GVI de refletância aparente, de superfície e normalizada em cada uma das datas das imagens e com a imagem média de todas as datas versus os dados de produtividade oficial, para a safra 2004/2005. Os dados de correlação mais altos para o índice GVI foram obtidos com a imagem média, onde $r = 0,75$ para o GVI aparente, $0,87$ para o GVI superfície e $0,83$ para o GVI normalizado, todos significativos com 5% de probabilidade.

Tabela 33: Correlações obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI_ref_aparente		GVI_ref_superfície		GVI_ref_normalizada	
		x		x		x	
		Produtividade		Produtividade		Produtividade	
		r	p-valor	r	p-valor	r	p-valor
23/11/04	36	0,64	0,00	0,64	0,00	-	-
09/12/04	36	0,42	0,00	0,55	0,00	0,53	0,00
25/12/04	36	0,43	0,00	0,51	0,00	0,52	0,00
26/01/05	36	0,61	0,00	0,64	0,00	0,61	0,00
11/02/05	36	0,37	0,02	0,38	0,02	0,43	0,00
Médio	36	0,75	0,00	0,87	0,00	0,83	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Por conseguinte, os modelos de regressão linear simples apresentados na Tabela 34 são referentes aos mesmos parâmetros do GVI utilizados na correlação versus os dados de produtividade oficial de cada município, na safra 2004/2005.

Para os dados do GVI, novamente, as imagens médias apresentaram os melhores coeficientes de determinação. Sendo que, os valores foram de $R^2 = 76,2\%$ para o GVI de

superfície, 69,2% para o GVI normalizado e 57,4% para o GVI aparente. Para o GVI da safra 2004/2005, pode-se notar que o GVI de superfície mais explicou a variabilidade da produtividade da soja na região abrangida pelos 36 municípios, com 76%, aproximadamente, de explicação.

Para esta safra, ficou evidenciado que o índice GVI com as imagens médias de todas as datas a que alcançou os maiores valores de R^2 e não o índice NDVI, como encontrado na safra 2003/2004. Assim como nas duas áreas monitoradas (A e B) e na safra 2003/2004, percebeu-se ainda diferenças nas correlações e regressões para os índices NDVI e GVI quanto as refletâncias aparente, de superfície e normalizada.

Tabela 34: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	GVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
23/11/04	36	$P = 1,802 + 13,29 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 41,2$
		$P = 1,602 + 11,58 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 41,9$
09/12/04	36	$P = 1,905 + 5,117 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 18,0$
		$P = 1,635 + 5,829 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 30,6$
		$P = 0,6856 + 9,111 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 28,9$
25/12/04	36	$P = 1,319 + 5,74 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 18,8$
		$P = 0,9379 + 6,675 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 26,1$
		$P = 0,8316 + 6,320 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 27,9$
26/01/05	36	$P = 0,4472 + 7,38 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 37,6$
		$P = 0,3577 + 6,445 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 42,0$
		$P = 0,1515 + 7,684 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 37,4$
11/02/05	36	$P = 3,624 - 4,557 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 14,4$
		$P = 3,719 - 4,075 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 14,6$
		$P = 3,920 - 5,044 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 19,3$
Médio	36	$P = - 1,870 + 24,24 \text{ GVI_ref_aparente}$	$R^2 = 57,4$
		$P = - 2,794 + 24,21 \text{ GVI_ref_superfície}$	$R^2 = 76,2$
		$P = - 3,824 + 28,02 \text{ GVI_ref_normalizada}$	$R^2 = 69,2$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Seguindo as análises efetuadas, na Tabela 35 se encontram os modelos de regressão linear múltipla ajustados entre os dados de NDVI de refletância aparente, de superfície e normalizada, com a dados de produtividade oficial dos municípios para a safra 2004/2005.

Para estes modelos foram obtidos os coeficientes de determinação $R^2 = 53,6\%$ para o NDVI aparente, $R^2 = 64,0\%$ para o NDVI superfície e $R^2 = 65,6\%$ para o NDVI normalizado,

levando em consideração todas as datas das imagens. Ao implementar-se o método de *Stepwise* no ajuste dos modelos, os resultados obtidos foram de $R^2 = 46,3\%$ para os dados de refletância aparente com somente a imagem na data de 23/11/2004 significativa. Já, para os dados de refletância superfície as imagens significativas foram 23/11/2004 e 26/01/2005, com $R^2 = 57,0\%$ e para os dados de refletância normalizada as imagens significativas foram, 23/11/2004, 09/12/2004 e 25/12/2004, apresentando um $R^2 = 63,4\%$.

Deste modo, os resultados indicam que os modelos foram capazes de explicar 46,3%, 57% e 63,4%, respectivamente, da variabilidade encontrada na produtividade da cultura da soja para os 36 municípios estudados na safra de 2004/2005. Os dados de NDVI normalizado obtiveram melhor coeficiente de determinação entre os três tipos de refletância.

Tabela 35: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Tratamento de Refletância	NDVI	
	Modelo	Coeficiente de determinação (%)
ref_aparente	$P = - 2,31 + 4,74 \text{ NDVI } 23/11/2004 + 0,65 \text{ NDVI } 09/12/2004 + 1,66 \text{ NDVI } 25/12/2004 + 1,69 \text{ NDVI } 26/01/2005 + 1,11 \text{ NDVI } 11/02/2005$	$R^2 = 53,6$
	$P = 0,96 + 5,16 \text{ NDVI } 23/11/2004$	$R^2 = 46,3^{\text{Stepwise}}$
ref_superfície	$P = - 2,59 + 4,21 \text{ NDVI } 23/11/2004 + 0,453 \text{ NDVI } 09/12/2004 + 1,12 \text{ NDVI } 25/12/2004 + 2,10 \text{ NDVI } 26/01/2005 + 1,27 \text{ NDVI } 11/02/2005$	$R^2 = 64$
	$P = - 0,20 + 4,09 \text{ NDVI } 23/11/2004 + 1,63 \text{ NDVI } 26/01/2005$	$R^2 = 57,0^{\text{Stepwise}}$
ref_normalizado	$P = - 3,61 + 3,23 \text{ NDVI } 23/11/2004 + 2,00 \text{ NDVI } 09/12/2004 + 2,15 \text{ NDVI } 25/12/2004 + 1,67 \text{ NDVI } 26/01/2005 + 0,98 \text{ NDVI } 11/02/2005$	$R^2 = 65,6$
	$P = - 1,51 + 3,35 \text{ NDVI } 23/11/2004 + 1,25 \text{ NDVI } 09/12/2004 + 2,7 \text{ NDVI } 25/12/2004$	$R^2 = 63,4^{\text{Stepwise}}$

P – produtividade da soja; ^{Stepwise} – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Por conseguinte, na Tabela 36, estão os modelos de regressão linear múltipla ajustados entre os dados do GVI de refletância aparente, de superfície e normalizada, com a dados de produtividade oficial dos municípios para a safra 2004/2005. Os coeficientes de determinação obtidos com a utilização de todas as variáveis foram, $R^2 = 67,4\%$ para o GVI aparente, $R^2 = 80,2\%$ para o GVI de superfície e $R^2 = 72,1\%$ para o GVI normalizado. Quando

utilizou-se o método de *Stepwise* no ajuste dos modelos, foram obtidos resultados diferentes somente para os dados de refletância aparente, onde a imagem da data de 09/12/2004 não mostrou-se significativa e, conseqüentemente, foi retirada do modelo, apresentando assim um $R^2 = 67,3\%$. Para os dados do GVI de refletância de superfície e normalizada, o método de *Stepwise* classificou todas as imagens como significativas, não alterando os R^2 encontrados.

Tabela 36: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do GVI e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Tratamento de Refletância	GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	$P = -1,33 + 11,4 \text{ GVI } 23/11/2004 + 0,35 \text{ GVI } 09/12/2004 + 3,84 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,63 \text{ GVI } 26/01/2005 + 3,33 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 67,4$
	$P = -1,25 + 11,6 \text{ GVI } 23/11/2004 + 3,9 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,6 \text{ GVI } 26/01/2005 + 3,2 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 67,3^{\text{Stepwise}}$
ref_superfície	$P = -3,07 + 9,13 \text{ GVI } 23/11/2004 + 2,40 \text{ GVI } 09/12/2004 + 5,04 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,19 \text{ GVI } 26/01/2005 + 5,33 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 80,2$
	$P = -3,07 + 9,13 \text{ GVI } 23/11/2004 + 2,40 \text{ GVI } 09/12/2004 + 5,04 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,19 \text{ GVI } 26/01/2005 + 5,33 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 80,2^{\text{Stepwise}}$
ref_normalizado	$P = -3,33 + 8,47 \text{ GVI } 23/11/2004 + 4,99 \text{ GVI } 09/12/2004 + 3,85 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,70 \text{ GVI } 26/01/2005 + 5,01 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 72,1$
	$P = -3,33 + 8,47 \text{ GVI } 23/11/2004 + 4,99 \text{ GVI } 09/12/2004 + 3,85 \text{ GVI } 25/12/2004 + 5,70 \text{ GVI } 26/01/2005 + 5,01 \text{ GVI } 11/02/2005$	$R^2 = 72,1^{\text{Stepwise}}$

P – produtividade da soja; ^{Stepwise} – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Desta maneira, o modelo para o GVI de refletância de superfície foi o que mais explicou a variabilidade da produtividade da cultura da soja nos 36 municípios estudados para safra de 2004/2005, com 80 % de explicação, aproximadamente.

Outra informação que fica evidente nos modelos de regressão linear múltiplas calculados na safra 2004/2005, foi a de que os dados do índice GVI apresentaram quase que todas as variáveis significativas, alcançando também os maiores R^2 quando comparados aos dados do índice NDVI.

Assim como na safra 2003/2004, foram ainda calculados os modelos de regressão linear múltipla ajustados com os dados dos índices NDVI e GVI juntos.

A Tabela 37 apresenta os modelos para os dados do NDVI e do GVI de refletância aparente, refletância de superfície e refletância normalizada, respectivamente.

Tabela 37: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os dois parâmetros NDVI e GVI juntos versus a produtividade municipal na safra 2004/2005

Tratamento de Refletância	NDVI e GVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
ref_aparente	P = - 4,33 + 1,43 NDVI 23/11/2004 + 1,28 NDVI 09/12/2004 + 1,81 NDVI 25/12/2004 - 2,80 NDVI 26/01/2005 + 7,55 NDVI 11/02/2005 + 10,5 GVI 23/11/2004 - 1,44 GVI 09/12/2004 + 1,49 GVI 25/12/2004 + 11,0 GVI 26/01/2005 - 10,0 GVI 11/02/2005	$R^2 = 78,7$
	P = - 2,42 - 3,03 NDVI 26/01/2005 + 5,91 NDVI 11/02/2005 + 14,3 GVI 23/11/2004 + 4,25 GVI 25/12/2004 + 10,8 GVI 26/01/2005 - 7,19 GVI 11/02/2005	$R^2 = 76,2$ <i>Stepwise</i>
ref_superfície	P = - 4,71 + 2,32 NDVI 23/11/2004 - 1,22 NDVI 09/12/2004 + 1,47 NDVI 25/12/2004 - 1,52 NDVI 26/01/2005 + 3,59 NDVI 11/02/2005 + 6,24 GVI 23/11/2004 + 5,40 GVI 09/12/2004 + 2,20 GVI 25/12/2004 + 8,18 GVI 26/01/2005 - 0,50 GVI 11/02/2005	$R^2 = 86,7$
	P = - 5,34 + 4,22 NDVI 23/11/2004 - 1,76 NDVI 09/12/2004 + 1,72 NDVI 25/12/2004 + 3,49 NDVI 11/02/2005 + 8,09 GVI 09/12/2004 + 6,35 GVI 26/01/2005	$R^2 = 84,1$ <i>Stepwise</i>
ref_normalizado	P = - 3,96 + 0,32 NDVI 23/11/2004 + 1,13 NDVI 09/12/2004 + 2,18 NDVI 25/12/2004 - 1,38 NDVI 26/01/2005 + 0,54 NDVI 11/02/2005 + 6,39 GVI 23/11/2004 + 3,49 GVI 09/12/2004 + 2,01 GVI 25/12/2004 + 6,37 GVI 26/01/2005 + 3,52 GVI 11/02/2005	$R^2 = 77,3$
	P = - 2,44 + 2,20 NDVI 23/11/2004 + 1,20 NDVI 09/12/2004 + 2,90 NDVI 25/12/2004 + 4,01 GVI 26/01/2005	$R^2 = 70,7$ <i>Stepwise</i>

P – produtividade da soja; *Stepwise* – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Os modelos definidos com todas as variáveis mostram coeficientes de determinação da ordem de $R^2 = 78,7\%$ para os dados de refletância aparente, $R^2 = 86,7\%$ para os dados de refletância de superfície e de $R^2 = 77,3\%$ para os dados de refletância normalizada.

Com o método de *Stepwise* utilizado no melhor ajuste dos modelos, os resultados foram de $R^2 = 76,2\%$ para os dados de refletância aparente com as imagens significativas nas datas de 26/01/2005 e 11/02/2005 para o NDVI, e nas datas de 23/11/2004, 25/12/2004, 26/01/2005 e 11/02/2005 para o GVI. Para os dados de refletância superfície as imagens significativas foram, 23/11/2004, 09/12/2004, 25/12/2004 e 11/02/2005 para o NDVI, e para o

GVI as datas de 09/12/2004 e 26/01/2005, apresentando um $R^2 = 84,1\%$. Enquanto que, os dados de refletância normalizada apresentaram as imagens de 23/11/2004, 09/12/2004 e 25/12/2004 para o NDVI e 26/01/2005 para o GVI significativas, com um $R^2 = 70,7$.

Com 84% de explicação da variabilidade da produtividade da cultura da soja nos 36 municípios estudados para safra de 2004/2005, o maior valor de R^2 apresentado pelas variáveis dos índices NDVI e GVI de refletância da superfície. Com isso, percebe-se que a utilização dos índices de vegetação NDVI e GVI conjuntamente para a safra 2004/2005 obtiveram R^2 maiores que os apresentados quando utiliza-se os índices separadamente.

Da mesma forma que na safra anterior, para a safra de 2004/2005 também não encontrou-se a existência de multicolinearidade entre os índices utilizados conjuntamente (NDVI e GVI). Nos cálculos para avaliar a Autocorrelação serial na safra de 2004/2005, implementado por meio do teste de Durbin-Watson, não foi encontrada Autocorrelação serial para os modelos ajustados pelo método de Stepwise, para refletância de superfície ($d = 2,11$) e normalizada ($d = 2,14$). Entretanto, o teste não foi conclusivo para os dados de refletância aparente ($d = 2,59$), valor que se encontra na região IV do gráfico do Apêndice VII.

4.6.2.2. Relação municipal com os dados MODIS

Seguindo com a ênfase de examinar o proveito na realização da passagem de escala entre os sensores do Landsat 5/TM e MODIS, foram efetuadas as mesmas análises de correlação e regressão linear nas duas safras 2003/2004 e 2004/2005 com os dados do MODIS. Para isso, foram utilizados os dados do índice NDVI proveniente de imagens composições de 16 dias do sensor MODIS versus a produtividade oficial dos 36 municípios.

Procurou-se nos resultados obtidos com os dados do sensor de baixa resolução espacial (MODIS = 250 x 250 m) verificar seu desempenho em relação aos resultados obtidos com o sensor de média resolução espacial (Landsat 5/TM = 30 x 30 m). Vale lembrar que os produtos gerados a partir das imagens do sensor MODIS possuem características de atenuação dos efeitos atmosféricos, não necessitando, a priori, correção atmosférica ou a normalização das imagens, como aquelas efetuadas nas imagens do Landsat 5/TM.

A Tabela 38 mostra as correlações lineares de Pearson obtidas entre os parâmetros do NDVI do sensor MODIS para cada imagem composição 16 dias, uma imagem a cada

quinzena a partir do mês de Novembro de 2003 até Fevereiro de 2004 e para a imagem média versus os dados de produtividade oficial dos municípios para a safra 2003/2004.

Tabela 38: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	NDVI x Produtividade	
		r	p-valor
1-16 Nov	36	0,47	0,00
16-30 Nov	36	0,34	0,03
1-16 Dez	36	0,17	0,30 NS
16-31 Dez	36	0,26	0,11 NS
1-16 Jan	36	0,47	0,00
16-31 Jan	36	0,57	0,00
1-16 Fev	36	0,61	0,00
16-28 Fev	36	0,58	0,00
Médio	36	0,82	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Da mesma forma como encontrado para as imagens do satélite Landsat 5/TM, o sensor MODIS apresentou maior correlação com $r = 0,82$ para a imagem média de todas as datas, referentes a todo o ciclo de desenvolvimento da cultura da soja. Essa correlação foi significativa com 5% de probabilidade.

A Tabela 39 apresenta as regressões lineares obtidas para as oito imagens-composição consideradas no período de desenvolvimento da soja e para a imagem média da safra 2003/2004 com a produtividade oficial dos municípios.

Constatou-se que mais de 67% ($R^2 = 67,4\%$) da variabilidade da produtividade da soja nos municípios puderam ser explicados pelo monitoramento do perfil espectral ao longo de todo o ciclo produtivo, traduzido pela imagem média. Quando se compara esse resultado com os resultados obtidos com o NDVI do Landsat 5/TM ($R^2 = 58,7\%$), observa-se um aumento no valor do R^2 na ordem de 9% aproximadamente.

Tabela 39: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2003/2004

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
1-16 Nov	36	$P = 1,417 + 3,079 \text{ NDVI_Nov } 1_16$	$R^2 = 22,6$
16-30 Nov	36	$P = 1,601 + 2,455 \text{ NDVI_Nov } 16_30$	$R^2 = 12,2$
1-16 Dez	36	$P = 3,332 - 0,9976 \text{ NDVI_Dez } 1_16$	$R^2 = 3,1$
16-31 Dez	36	$P = 4,563 - 2,296 \text{ NDVI_Dez } 16_31$	$R^2 = 7,0$
1-16 Jan	36	$P = - 6,048 + 9,899 \text{ NDVI_Jan } 1_16$	$R^2 = 18,5$
16-31 Jan	36	$P = - 7,717 + 11,85 \text{ NDVI_Jan } 16_31$	$R^2 = 32,7$
1-16 Fev	36	$P = - 1,458 + 5,028 \text{ NDVI_Fev } 1_16$	$R^2 = 38,3$
16-28 Fev	36	$P = 1,506 + 1,719 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 33,6$
Médio	36	$P = - 7,266 + 14,22 \text{ NDVI_médio}$	$R^2 = 67,4$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Para a safra 2004/2005, os resultados das correlações lineares de Pearson efetuadas entre os parâmetros do NDVI dos sensor MODIS para cada uma das imagens (quinzenas consideradas) e para a imagem média versus os dados de produtividade oficial dos municípios estão contidas na Tabela 40.

Tabela 40: Correlações obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI x Produtividade	
		r	p-valor
1-16 Nov	36	0,50	0,00
16-30 Nov	36	0,73	0,00
1-16 Dez	36	0,54	0,00
16-31 Dez	36	0,68	0,00
1-16 Jan	36	0,34	0,04
16-31 Jan	36	0,10	0,56 NS
1-16 Fev	36	0,47	0,00
16-28 Fev	36	0,07	0,90 NS
Médio	36	0,73	0,00

n – amostras utilizadas; r – coeficiente de correlação linear de Pearson; NS – correlação não significativas com 5% de probabilidade.

Nesta, é possível observar que, novamente, apresenta-se a maior correlação com a imagem média, referenciando-se todo o ciclo de desenvolvimento da cultura da soja, com $r = 0,73$ e significativa com 5% de probabilidade.

A Tabela 41, por sua vez, contem as regressões lineares obtidas com os mesmos parâmetros mencionados para a correlação na safra 2004/2005. Verifica-se que a variabilidade

da produtividade da soja para esta safra foi explicada com 53% ($R^2 = 53,3\%$), monitorando-se todo o perfil espectral ao longo do ciclo produtivo da soja, traduzido pela imagem média. Lembrando que, para esta safra, o valor de R^2 é menor do que o obtido na safra de 2003/2004.

Quando se compara os melhores resultados obtidos pelo NDVI do MODIS ($R^2 = 53,3\%$), com o NDVI do Landsat 5/TM ($R^2 = 59,29\%$) na safra de 2004/2005, acontece um pequeno decréscimo no valor de aproximadamente 6%. Esse resultado semelhante obtido para os dois sensores (Landsat 5/TM e MODIS), de certa forma confirma ser possível realizar a passagem de escala entre eles.

Tabela 41: Regressões Lineares obtidas entre os parâmetros do NDVI MODIS e a produtividade municipal na safra 2004/2005

Data da Imagem	n	NDVI	
		Modelo	Coefficiente de determinação (%)
1-16 Nov	36	$P = 1,121 + 3,785 \text{ NDVI_Nov } 1_16$	$R^2 = 25,7$
16-30 Nov	36	$P = 0,3422 + 4,320 \text{ NDVI_Nov } 16_30$	$R^2 = 53,9$
1-16 Dez	36	$P = 0,8499 + 2,543 \text{ NDVI_Dez } 1_16$	$R^2 = 30,0$
16-31 Dez	36	$P = - 1,290 + 4,639 \text{ NDVI_Dez } 16_31$	$R^2 = 46,8$
1-16 Jan	36	$P = - 2,904 + 6,185 \text{ NDVI_Jan } 1_16$	$R^2 = 11,6$
16-31 Jan	36	$P = 4,038 - 1,728 \text{ NDVI_Jan } 16_31$	$R^2 = 1,0$
1-16 Fev	36	$P = 5,747 - 3,750 \text{ NDVI_Fev } 1_16$	$R^2 = 22,1$
16-28 Fev	36	$P = 2,580 - 0,0919 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 0,5$
Médio	36	$P = - 5,843 + 11,79 \text{ NDVI_médio}$	$R^2 = 53,3$

n – número de amostras utilizadas nas regressões; P – produtividade da soja; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Da mesma forma que foram ajustados os modelos de regressão linear múltipla para os dados do NDVI do Landsat 5/TM, foram também ajustados para os dados de NDVI do MODIS com a dados de produtividade oficial dos municípios, tanto para safra 2003/2004 quanto para safra de 2004/2005.

A Tabela 42 apresenta o modelo de regressão linear múltipla para os dados da safra de 2003/2004 e 2004/2005. Os coeficientes de determinação foram de $R^2 = 86,4\%$ e $R^2 = 76,9\%$, respectivamente. Com o método de *Stepwise* para ajuste desses modelos, foi obtido o coeficiente de determinação de $R^2 = 85,4\%$ para os dados da safra 2003/2004, com as imagens das quinzenas de 16-30 de Novembro, 1-16 de Dezembro de 2003 e 1-16 de Janeiro, 16-28 de Fevereiro de 2004. Para a safra de 2004/2005, o modelo apresentou um $R^2 = 75,6$ e as imagens significativas foram as de 1-16 e 16-30 de Novembro, 16-31 de Dezembro de 2004

e 16-28 de Fevereiro de 2005. Indicou assim, que os modelos foram capazes de explicar em torno de 85% (safra 2003/2004) e 75% (safra 2004/2005) da variabilidade encontrada na produtividade da soja nos 36 municípios.

Tabela 42: Regressões Lineares Múltiplas obtidas com todas as datas das imagens entre os parâmetros do NDVI do MODIS e a produtividade municipal nas safras 2003/2004 e 2004/2005

Safras	NDVI	
	Modelo	Coefficiente de determinação (%)
2003/2004	$P = - 11,1 - 1,69 \text{ NDVI_Nov } 1_16 + 4,31 \text{ NDVI_Nov } 16_30 + 1,37 \text{ NDVI_Dez } 1_16 - 1,22 \text{ NDVI_Dez } 16_31 + 6,20 \text{ NDVI_Jan } 1_16 + 6,27 \text{ NDVI_Jan } 16_31 + 0,12 \text{ NDVI_Fev } 1_16 + 2,47 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 86,4$
	$P = - 12,3 + 2,74 \text{ NDVI_Nov } 16_30 + 1,19 \text{ NDVI_Dez } 1_16 - 5,87 \text{ NDVI_Jan } 1_16 + 7,23 \text{ NDVI_Jan } 16_31 + 2,28 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 85,4^{\text{Stepwise}}$
2004/2005	$P = - 4,79 + 1,75 \text{ NDVI_Nov } 1_16 + 1,76 \text{ NDVI_Nov } 16_30 + 0,435 \text{ NDVI_Dez } 1_16 + 3,12 \text{ NDVI_Dez } 16_31 + 1,06 \text{ NDVI_Jan } 1_16 + 1,91 \text{ NDVI_Jan } 16_31 - 1,05 \text{ NDVI_Fev } 1_16 + 1,74 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 76,9$
	$P = - 3,62 + 1,32 \text{ NDVI_Nov } 1_16 + 2,22 \text{ NDVI_Nov } 16_30 + 3,95 \text{ NDVI_Dez } 16_31 + 1,84 \text{ NDVI_Fev } 16_28$	$R^2 = 75,6^{\text{Stepwise}}$

P – produtividade da soja; ^{Stepwise} – modelo ajustado somente com variáveis significativas, método de *Stepwise*; *resíduos não apresentam distribuição normal com nível de 5% de significância.

Percebe-se, que, assim como acontecido para os dados de regressão linear simples, os coeficientes de determinação para os dados de regressão linear múltipla da safra de 2003/2004 foram maiores do que os da safra de 2004/2005.

No momento em que se comparam os dados obtidos com o NDVI do MODIS para a regressão linear múltipla com os dados do NDVI do Landsat 5/TM, percebe-se que, para as duas safras, os coeficientes de determinação do MODIS foram maiores, sendo que para a safra de 2003/2004 houve um aumento de 15% e na safra de 2004/2005 da ordem de 11%, aproximadamente. Com isso, nota-se que o número maior de imagens durante todo o ciclo de desenvolvimento da cultura, foi o que ocasionou os melhores resultados do NDVI do sensor MODIS.

4.7. Técnicas de diagnóstico dos modelos

Seguindo os conceitos das técnicas de diagnóstico para modelos de regressões lineares descritas anteriormente no item Material e Métodos, foram efetuados técnicas de diagnósticos para os modelos ajustados que apresentaram os melhores resultados de R^2 . Os testes executados foram: detecção de pontos influentes, análise dos resíduos e Outlier, efeito da eliminação de observações (dados), efeito no vetor de predição, detecção de observações discrepantes nos preditores e na variável resposta.

Todas as tabelas contendo os valores de cada análise encontram-se nos Apêndices VIII. Os testes de diagnósticos foram realizados no software SPSS 13.0 (2001). As análises seguiram os procedimentos descritos por GALEA (1990), onde, utilizam-se critérios para detecção dos pontos com valores acima dos estabelecidos por tabelas estatísticas (pontos críticos) e por equações, em cada teste de diagnóstico realizado. Esses critérios são implementados em função do número de pontos e do número de variáveis utilizados em cada um dos modelos lineares. Em todas as tabelas dos testes de diagnósticos, os valores que se apresentaram acima dos critérios estabelecidos pelos testes de hipóteses, foram sublinhados para a sua melhor identificação.

4.7.1. Técnicas de diagnósticos para as melhores regressões nas áreas A e B

Para as áreas A e B os modelos que apresentaram os melhores coeficientes de regressão lineares foram os ajustados com os dados de refletância de normalização, tanto para o índice NDVI como para o GVI, assim como no modelo de regressão múltipla utilizando os dois índices juntos.

Conforme os testes de diagnósticos dos Apêndices VIII-A e VIII-B para o modelo linear simples com o índice NDVI e o GVI da área A, não foi encontrada nenhuma observação com valor discrepante segundo a análise de resíduos Ordinários (e_i); resíduos Padronizados (Z_i); resíduos Studentizado (t_i) e resíduos de Jackknife (t_i). No entanto, foram encontrados alguns valores que são influentes no ajuste dos modelos segundo a distância de Mahalanobis (DM_i); distância de Cook (D_i); pontos leverage (h_{ii}) e distância de Welsch-Kuh (DFFITS). Para o modelo do índice NDVI, o valor da observação 61 na análise da distância de Mahalanobis

(DM_i), foi um ponto que exerceu grande influência no ajuste do modelo no espaço da variável preditora e os pontos 61 e 66 para o teste de pontos Leverage (h_{ii}), demonstraram que a sua retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo. No modelo do índice GVI (Apêndice VIII-B) somente os valores dos pontos 61 e 66 são considerados pontos Leverage (h_{ii}), demonstrando que a sua retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo, devendo-se os mesmos serem examinados com algum cuidado.

Para o modelo linear múltiplo (Apêndice VIII-C) utilizando os dois índices, NDVI e GVI, não foram encontrados nenhuma observação com valores discrepantes (e_i , Z_i , r_i , t_i). Todavia, os pontos 39 e 89 demonstraram ser influentes no ajuste dos modelos (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i) Esses dois pontos, juntamente com os pontos 53 e 60 pelo teste do h_{ii} (pontos Leverage), também demonstram exercer grande influência no ajuste do modelo no espaço da variável preditora e a retirada deles motiva grande alteração.

Nos modelos da área B, onde as melhores regressões ocorreram para o índice NDVI (Apêndice VIII-D), foi encontrada uma observação, amostra 8, que se apresentou como um possível valor discrepante (t_i). Não foram encontrados indícios de pontos discrepantes nos modelos do índice GVI (Apêndice VIII-E) e no modelo linear múltiplo com os dois índices juntos NDVI e GVI (Apêndice VIII-F). Mas, foram encontrados valores considerados influentes no ajuste dos modelos (DM_i e h_{ii}). Para o modelo do índice NDVI, o valor da observação 37 no teste DM_i , foi considerado ponto que exerce grande influência no ajuste do modelo no espaço da variável preditora. Já os pontos 32 e também o 37, por meio do teste h_{ii} , demonstraram que a sua retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo. No modelo do índice GVI e no modelo linear múltiplo (NDVI e GVI), somente o valor da observação 39 foi considerado um ponto influente (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i) e que deve ser examinado com cuidado, pois sua retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo (h_{ii}).

Segundo a distância de Cook (D_i) e a distância Welsch-Kuh (DFFITS) para os dados das áreas A e B, não foram encontrados pontos influentes no modelo de regressão e nos valores preditos, respectivamente.

4.7.2. Técnicas de diagnósticos para melhores regressões com os dados municipais

4.7.2.1. Diagnósticos de modelos com os dados Landsat 5/TM

Para a safra 2003/2004 os modelos que apresentaram os melhores resultados de regressão lineares foram os ajustados com os dados de refletância normalizada, tanto para o índice NDVI como para o GVI, assim como nos modelos de regressão múltipla.

No modelo ajustado com os dados do índice NDVI (Apêndice VIII-G), percebe-se que os municípios de Formosa e Luziana, foram considerados possíveis valores discrepantes pelas análises dos resíduos Studentizados (r_i), resíduos Padronizados (z_i) e resíduos de Jackknife (t_i), entretanto, os mesmos não apresentaram características de serem pontos influentes no ajuste do modelo. Como pontos considerados influentes no ajuste do modelo segundo a distância de Mahalanobis (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i) foram encontrados os municípios de Anahy e Tuneiras. Esses dois municípios mais o município de Maripá, se retirados motivariam grande alterações no ajuste do modelo devido a serem pontos Leverage (h_{ii}).

Para o modelo ajustado com os dados do índice GVI (Apêndice VIII-H), nenhum município apresentou valores discrepantes. Contudo, o município de Formosa apresentou-se como ponto discrepante no espaço dos preditores e considerado influente no ajuste do modelo (DM_i). Conseqüentemente, a retirada desse município, juntamente como o município de Jesuítas, poderia provocar grande alteração no ajuste do modelo por serem considerados pontos Leverage (h_{ii}).

No modelo linear múltiplo ajustado com os dados do índice NDVI (Apêndice VIII-I), somente o município de Peabiru, foi considerado um possível valor discrepante pelas análises dos resíduos r_i , z_i e t_i , não tendo o mesmo, características de ser um ponto influente no ajuste do modelo. O município de Maripá por sua vez, apresentou característica de ser considerado um ponto discrepante no espaço dos preditores e influente no ajuste do modelo (DM_i), sendo que, a sua retirada motiva uma grande alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}). Já para o modelo linear múltiplo ajustado com os dados do índice GVI (Apêndice VIII-J), foram os municípios de Iguatú e Tuneiras, considerados supostos valores discrepantes pelos testes de resíduos r_i , z_i e t_i , entretanto, os mesmos não são pontos influentes no ajuste do modelo. O

município de Peabiru foi o que apresentou características de ser um ponto influente no ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i), e ao mesmo tempo a sua retirada motivaria uma grande alteração no ajuste desse modelo (ponto Leverage - h_{ii}).

Quanto ao modelo linear múltiplo ajustado com os dados dos índices NDVI e GVI conjuntamente (Apêndice VIII-L), os municípios de Palotina e Peabiru seriam possíveis valores discrepantes pelas análises dos resíduos r_i e t_i . Sendo que, o mesmo município de Palotina mais o de Campo Mourão, apresentaram características de pontos discrepantes no espaço dos preditores e influentes no ajuste do modelo (DM_i), e a retirada desses municípios poderia motivar grande alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}).

Na safra 2004/2005 os modelos que apresentaram os melhores resultados de regressão lineares foram o de refletância normalizada para o índice NDVI e do de refletância da superfície para o GVI e para o modelo de regressão linear múltipla com os dados de NDVI e GVI conjuntamente.

No modelo ajustado com os dados do NDVI refletância normalizada (Apêndice VIII-M), foram considerados pontos discrepantes segundo as análises dos resíduos r_i , z_i e t_i , o município de Quarto Centenário, mas o mesmo não se apresentou como sendo um ponto influente. Nenhum município se apresentou como ponto que exercesse grande influência no ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i) no espaço da variável preditora. Entretanto, os municípios de Araruna e Cafelândia, demonstraram que a sua retirada motiva alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}), devendo ser examinados com algum cuidado.

Para o modelo ajustado com o GVI refletância de superfície (Apêndice VIII-N) foram os municípios de Iguatú e novamente o de Quarto Centenário que se apresentaram como pontos discrepantes mas não influentes do ajuste do modelo. Apresentaram-se como pontos de grande influência no ajuste do modelo (pontos discrepantes no espaço dos preditores - DM_i) os municípios Araruna e Palotina. E demonstraram que a retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}), devendo os mesmos serem examinados com algum cuidado, os municípios de Araruna, Palotina e Tuneiras.

Os dados do índice NDVI refletância normalizada apresentou o ajuste do melhor modelo linear múltiplo (Apêndice VIII-O), no qual somente o município de Corbélia, foi considerado como valor discrepante pelas análises dos resíduos r_i , z_i e t_i , não tendo o mesmo,

características de ser um ponto influente no ajuste do modelo. Neste modelo, o município de Anahy também foi o único a apresentar característica de ponto influente no ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i), e que a sua retirada motivaria grande alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}).

Da mesma maneira, os dados do índice GVI refletância superfície também apresentou o melhor ajuste do modelo linear múltiplo (Apêndice VIII-P). Para este modelo três municípios (Cascavel, Iguatú e Quarto Centenário) foram considerados supostos valores discrepantes pelas análises de resíduos r_i , z_i e t_i . Sendo que, apenas os municípios de Anahy e Campo Bonito apresentaram-se como ponto discrepante no espaço dos preditores, ou seja, pontos influentes no ajuste do modelo (DM_i). Ao mesmo tempo, a retirada de um deles motivaria uma grande alteração no ajuste desse modelo (ponto Leverage - h_{ii}).

Por seguimento, no modelo linear múltiplo ajustado com os dados dos índices NDVI e GVI de refletância de superfície conjuntamente (Apêndice VIII-Q), apenas o município de Cascavel foi considerado um valor discrepante pelas análises de resíduos r_i , z_i e t_i . Não tendo, para este modelo nenhum municípios com características de ponto influente no ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i).

Por meio das análises realizadas, segundo pelas análises da distância de Cook (D_i) e da distância Welsch-Kuh (DFFITS) não foram encontrados pontos influentes nos modelos de regressão efetuados com os dados municipais de NDVI e GVI e nos valores por estes preditos, respectivamente.

Percebe-se por meio dos testes de diagnósticos realizados para os dados municipais do Landsat 5/TM que, para os modelos lineares simples a maior parte dos municípios que apresentavam-se como pontos influentes para o índice NDVI, apresentavam-se como influentes também para o índice GVI.

4.7.2.2. Diagnóstico de modelos com os dados MODIS

Com os dados do sensor MODIS, foram efetuados os testes de diagnósticos para os modelos ajustados com os dados do índice NDVI que apresentaram os melhores resultados de regressões lineares, tanto na safra de 2003/2004 quanto na safra de 2004/2005.

No Apêndice VIII-R encontram-se os dados das análises de diagnósticos realizados para o modelo da safra de 2003/2004, onde percebe-se pelos testes de resíduos r_i , z_i e t_i , que os municípios de Campo Bonito, Jesuítas e Peabiru foram considerados valores discrepantes, mas não influentes do ajuste do modelo. Já o município Iguatú apresentou-se como ponto discrepante no espaço dos preditores, exercendo grande influência no ajuste do modelo (DM_i). Pelo teste do h_{ii} (ponto Leverage), esse município também demonstrou que a sua retirada motiva grande alteração no ajuste do modelo, devendo o mesmo ser examinado com cuidado.

Na safra 2004/2005, os dados do Apêndice VIII-S mostram os testes de diagnósticos realizados para o modelo em questão. Neste, percebe-se que não ocorreu nenhum município considerado como dado discrepante. Entretanto, nenhum município foi considerado como ponto discrepante no espaço dos preditores (DM_i), mas, os municípios de Anahy e Tuneiras demonstraram por meio do teste do h_{ii} (ponto Leverage), que a retirada deles motivaria alteração no ajuste do modelo, por isso os mesmos devem ser examinados com certo cuidado.

No modelo linear múltiplo ajustado com os dados da safra de 2003/2004 (Apêndice VIII-T), somente o município de Campo Bonito, foi considerado como um valor discrepante pelas análises dos resíduos r_i , z_i e t_i , não tendo o mesmo, características de ser um ponto influente no ajuste do modelo. Já os municípios de Formosa, Goioere e Palotina por sua vez, apresentam-se como pontos influentes do ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i), sendo que, a retirada de um deles motiva uma grande alteração no ajuste do modelo (ponto Leverage - h_{ii}).

Para o modelo linear múltiplo ajustado com os dados do índice GVI (Apêndice VIII-U), foram considerados supostos valores discrepantes pelas análises dos resíduos r_i , z_i e t_i , entretanto, os mesmos não são pontos influentes no ajuste do modelo, os municípios de Cascavel, Luziana e Rancho Alegre do Oeste. Por conseguinte, os municípios de Araruna, Ouro Verde do Oeste e São Pedro do Iguaçu foram os que apresentaram características de serem pontos influentes no ajuste do modelo (ponto discrepante no espaço dos preditores - DM_i), e ao mesmo tempo, a retirada de algum deles motivaria uma grande alteração no ajuste desse modelo (ponto Leverage - h_{ii}), sendo assim, os mesmos devem ser examinados com certo cuidado.

Pelas análises da distância de Cook (D_i) e da distância Welsch-Kuh (DFFITS) não foram encontrados pontos influentes nos modelos de regressão efetuados com os dados municipais de NDVI e GVI do MODIS e nos valores preditos por esses modelos.

4.8. Discussão sobre as melhores regressões obtidas

Como visto anteriormente, em todas as análises das correlações e regressões do índices de vegetação versus a produtividade, as safras 2003/2004 e 2004/2005 apresentaram a mesma tendência com melhores resultados quando considerado todo o perfil espectral do ciclo, indicando que, o monitoramento do perfil espectral temporal, traduzidos pelos índice NDVI e GVI nos 36 municípios, pôde explicar grande parte da variabilidade da produtividade da soja nas duas safras. Resultados semelhantes, considerando todo o ciclo de desenvolvimento da cultura foram encontrados por BEVENUTI (2005), trabalhando com índices das imagens do Landsat 7/ETM⁺ para a cana-de-açúcar e por LIU e KOGAN (2002) no monitoramento da soja em várias regiões do Brasil, utilizando índices de vegetação derivados das imagens Landsat 7/ETM⁺ e MODIS.

O melhor resultado obtido nas regressões lineares simples com as imagens médias para o índice NDVI do Landsat 5/TM foi de **59,29%** de explicação da variabilidade da produtividade da soja na região estudada para a safra de 2004/2005 e com **67,4%** para o MODIS. Entretanto, esse resultado foi obtido para a safra de 2003/2004. Para o índice GVI do Landsat 5/TM, o melhor resultado foi obtido com a imagem média da safra de 2004/2005 com **76,2%** de explicação da variabilidade da produtividade.

Comparando as regressões lineares múltiplas realizadas os resultados obtidos foram melhores do que as regressões lineares simples. Tendo obtido, o maior valor, para o NDVI do MODIS (modelo Stepwise) com **85,4%** de explicação da variabilidade da produtividade da soja na região estudada na safra de 2003/2004. Este, foi o melhor resultado obtido de todas as análises efetuadas entre dados espectrais e produtividade. Para o índice GVI do Landsat 5/TM (método Stepwise) o melhor resultado foi de **80,2%** para refletância aparente da safra de 2003/2004 e para refletância de superfície da safra de 2004/2005.

Para os dados do Landsat 5/TM foram ainda efetuadas as regressões lineares múltiplas utilizando os dois índices conjuntamente, obteve-se para estas análises o melhor

resultado na safra de 2004/2005 com a refletância de superfície (modelo Stepwise) com o valor de **84,1%**.

As correlações mais altas obtidas nas duas safras estudadas para o índice NDVI estão próximas aquelas obtidas por vários autores que também trabalharam com o NDVI em relações com a produtividade das culturas, tais como, MA et al. (2001) que obteve coeficiente de determinação de 80 % para a soja e WOOD et al. (2003) que obteve coeficiente de determinação de 70 % para o trigo. THENKABAIL et al. (2000) e ZHA et al. (2003) também trabalharam com o índice NDVI, entretanto, foi para determinação de variáveis biofísicas de plantas e não somente a produtividade, nessas pesquisas os autores obtiveram coeficiente de determinação próximos aos encontrados nesta pesquisa.

Para os dados do índice de vegetação GVI os melhores resultados encontrados corroboram, ou estão muito próximos aos resultados encontrados por MACHADO (2003) e BENVENUTTI (2005) com $R^2 = 83\%$ e FORTES (2003) com $R^2 = 69,85\%$ mesmo todos esses autores trabalhando com a cultura da cana-de-açúcar e não com a cultura da soja.

5. CONCLUSÕES

Com a implementação da correção atmosférica e da técnica de normalização das imagens Landsat 5/TM e, conseqüentemente, com a constatação de que os resultados obtidos para a refletância de superfície e normalização apresentaram-se coerentes no comportamento espectral dos alvos vegetação e solo, tornou-se viável, a realização das análises dos perfis espectrais traduzidos pelos índices de vegetação (NDVI e GVI) e a sua relação com a produtividade da cultura da soja, no decorrer do seu ciclo de desenvolvimento.

No transcorrer do monitoramento da cultura foi possível mapear as áreas com soja a partir das imagens provenientes da série temporal do satélite Landsat 5/TM, para as duas safras 2003/2004 e 2004/2005 gerando, assim, as chamadas “máscaras de soja”. Entretanto, a metodologia utilizada mostrou dificuldade pelo tempo demandado para a identificação das áreas de soja por meio da geração das classificações supervisionadas. Também apresentou resultados regulares quanto a avaliação de sua exatidão, principalmente para a máscara de soja da safra de 2003/2004. Entre as alternativas para amenizar essas dificuldades sugere-se, para estudos semelhantes, a utilização de técnicas de mistura espectral ou de lógica *Fuzzy*, que podem trazer resultados mais aprimorados, na quantificação das áreas com a cultura da soja. Apesar das dificuldades encontradas, as máscaras de soja geradas foram muito úteis na delimitação das áreas representativas de soja tomadas como referência para a geração dos perfis temporais dos índices NDVI e GVI do Landsat 5/TM assim como, para o NDVI das imagens MODIS (passagem de escala).

O comportamento espectral da cultura soja mostrou-se diferente para as imagens Landsat 5/TM com os tratamentos de refletância aparente, refletância de superfície e refletância de normalização. Isso, pode ser evidenciado nas tabelas contendo os dados extraídos de cada data das imagens do decorrer das safras, como nas figuras, contendo os gráficos dos perfis espectrais traduzidos pelos índices NDVI e GVI.

Ficou evidente que para as duas safras, a correção atmosférica (refletância da superfície) e a técnica de normalização de imagens implementada (refletância normalizada) aumentaram os valores médios absolutos dos índices de vegetação em relação a refletância

aparente. Também, foi comprovado que entre as duas técnicas, correção atmosférica e normalização, na maioria das vezes, os resultados foram diferentes estatisticamente.

Por meio dos gráficos construídos dos perfis espectrais do NDVI e GVI foi possível acompanhar o ciclo de desenvolvimento da cultura da soja. Esse acompanhamento se fez tanto nas áreas agrícolas monitoradas (área A e B) como em nível municipal, nos 36 municípios monitorados. Por meio dos perfis espectrais pode-se ainda, caracterizar a passagem de escala entre o Landsat 5/TM e o MODIS, mesmo para as pequenas áreas monitoradas, onde, por meio do perfil espectral NDVI do MODIS confirmou a sua saturação, a qual não pode ser confirmada com a utilização das imagens do Landsat 5/TM somente, por não ter a imagem da primeira quinzena do mês de Janeiro pelos problemas com nuvens.

Ao ser avaliada a relação dos parâmetros espectrais extraídos dos índices NDVI e GVI com a produtividade da soja, constatou-se que as melhores correlações e regressões lineares simples, ocorreram para as imagens médias, ou seja, quando considerado todo o ciclo de desenvolvimento da cultura. Porém, menores resultados de r e R^2 foram identificadas quando utilizou-se as datas das imagens isoladamente durante o ciclo.

Comparando-se os resultados das regressões lineares simples obtidos entre os tratamentos utilizados nas imagens, ou seja, refletância aparente, superfície e normalizada, nota-se que os dados dos índices NDVI ou GVI sempre obtiveram valores relativamente maiores do coeficiente de determinação para os dados de refletância de superfície e de refletância normalizada em relação a refletância aparente, demonstrando, que a interferência atmosférica exerce influência nos dados de refletância. Entretanto, não foi possível relatar de forma concisa, qual das duas técnicas produz os melhores resultados, pois, as duas técnicas se alternavam apresentando maiores valores do coeficiente de determinação (R^2).

Quando utilizou-se a regressão linear múltipla, os resultados do coeficiente de determinação aumentaram em relação ao dados obtidos com a regressão linear simples, comprovando, a necessidade de levar em conta o perfil espectral da cultura durante todo o seu ciclo de desenvolvimento.

Quanto aos índices de vegetação utilizados NDVI e GVI, observou-se que o GVI teve comportamento menos variável quando analisado as regressões lineares simples para cada data de imagem, isso nas duas safras analisadas. O índice GVI ainda apresentou, na maioria das vezes, maiores resultados dos coeficientes de determinação que o índice NDVI.

Assinalando a passagem de escala entre o Landsat 5/TM e o MODIS, por meio dos resultados obtidos com as correlações e regressões lineares, com o índice NDVI, nota-se que, na safra de 2003/2004 o MODIS teve melhor desempenho que o Landsat 5/TM, em contrapartida, na safra de 2004/2005 aconteceu o contrário. Entretanto, se considerar somente os dados das regressões lineares múltiplas o MODIS obteve vantagem em relação ao Landsat 5/TM para as duas safras. Reforçando, a necessidade de levar em conta o perfil espectral da cultura durante todo o seu ciclo de desenvolvimento, pois as imagens composições 16 dias do MODIS utilizadas eram referentes a maior parte do ciclo de desenvolvimento da cultura na região estudada.

Ressalta-se ainda, a grande importância da obtenção do maior número possível de imagens para estudos que envolvam o acompanhamento temporal de culturas agrícolas, desde o plantio até a colheita. Pois desta maneira, pode-se, diagnosticar qualquer ocorrência que prejudique o desenvolvimento da cultura, e por consequência, influencie na sua produtividade. Talvez, por meio desta constatação, evidenciou-se a importância da utilização dos dados de um sensor com alta resolução temporal, no caso o sensor MODIS, que ainda, por meio da técnica de passagem de escala (sensores com resoluções espaciais diferentes), demonstrou resultados coesos em relação aos dados do Landsat 5/TM nas regressões efetuadas.

Os resultados das correlações e regressões nas áreas monitoradas A e B (dados de produtividade coletados de forma mais controlada) obtiveram valores não muito distantes dos encontrados com as correlações e regressões municipais (valores de produtividade oficiais médio de cada município), demonstrando que é possível utilizar o satélite Landsat 5/TM com resolução espacial de 30 metros para monitoramento de culturas em áreas agrícolas de médio porte.

Por meio da utilização dos testes de diagnóstico efetuados para os modelos lineares que apresentaram os melhores resultados do R^2 , foi possível detectar a influência potencial de cada um dos dados utilizados sobre o ajuste dos modelos. Percebendo, que existem dados que merecem cuidados maiores na sua utilização. Desta maneira, é pertinente recomendar para trabalhos que utilizam as regressões lineares, que além dos testes de diagnósticos, realize-se também a implementação de técnicas estatísticas para a correção dos dados discrepantes ou influentes detectados.

Por fim, os resultados demonstraram que utilizando somente técnicas de modelagem estatísticas com dados espectrais foi possível estimar em até 85% a variabilidade encontrada na produtividade da soja nos 36 municípios estudados. É sabido que os índices de vegetação estudados, NDVI e GVI tendem a demonstrar eventos ocorridos no decorrer do crescimento vegetativo da cultura da soja, tais como, estresse hídrico e doenças que influenciam na sua produtividade. Entretanto, recomenda-se um acompanhamento aprimorado de variáveis climáticas, que podem explicar alguns desses eventos que ocorrem no desenvolvimento da planta e que influenciam também, na sua produtividade final.

Apesar do estudo ter sido realizado somente para uma das regiões de maior produção de soja no país e com dados de apenas duas safras, enxerga-se aí, pelos resultados obtidos, uma maneira objetiva de auxiliar as agências governamentais obterem estatísticas agrícolas oficiais menos onerosas, mais confiáveis e com menor subjetividade nos dados.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABPPF - Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fósforo. **Como a planta de soja se desenvolve.** Piracicaba – SP, n. 11, 21 p. Disponível em: <<http://www.potafos.org/regionalpublications>>, Acesso em Janeiro de 2004.

ALVARES FILHO, A. Botânica e desenvolvimento. In: Santos, O.S. ed. **A Cultura da soja – 1.** Rio de Janeiro: Editora Globo, p. 25-35. 1988.

ANTUNES, J. F. G. **Aplicação de lógica fuzzy para estimativa de área plantada da cultura de soja utilizando imagens AVHRR-NOAA** Campinas, SP. 93 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola)- Feagri/Unicamp, 2005.

ASRAR, G.; KANEMASU, E.T.; JACKSON, R.D.; PINTER, P.J. Estimation of total above-ground phytomass production using remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v.17, n.3, p.211–220, June, 1985.

BATISTA, G. T.; TARDIN, A. T.; CHEN, S. C.; DALLEMAND, J. F. Avaliação de produtos HRV/SPOT e TM/LANDSAT na discriminação de culturas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, 25(3): 379-386, mar. 1990.

BENTZ, C. R. **Avaliação da transformação radiométrica dos dados TM/Landsat-5 em refletâncias.** São José dos Campos. 172 p. (INPE-5210-TDL/431). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1990.

BENVENUTI, F. A. **Relação de índices espectrais de vegetação com a produtividade da cana-de-açúcar e atributos edáficos.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005. 115 p.

BISHOP, Y.; FIENBERG, S.; HOLLAND, P. **Discrete multivariate analysis: theory and practice.** Cambridge: MIT, 1975. 575 p.

BLACKBURN, G. A. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: a test using senescent tree leaves. **International Journal of Remote Sensing**, v.19, n.4, p. 657-675, 1998.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to Remote Sensing.** New York: Guilford Press, 1987. 550 p.

CANTY, M. J.; NIELSEN, A. A.; SCHMIDT, M. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, p 441 – 451, 2004.

CARLSON, T. N.; RIPLEY, D. A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, v. 61, n. 3, p. 241-252, 1997.

CHANDER, G.; MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 11, p. 2764-2677, 2003.

CHUVIECO, E. **Fundamentos de teledetección espacial**, Madrid - Ediciones Rialp, S.A ., 1996. 568p.

COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.

CONAB. **Companhia Nacional de Abastecimento: safras**. Disponível em: <<http://www.conab.gov.br>>. Acesso em Fevereiro. 2004.

CONGALTON, R.G.; ODERWALD, R.G.; MEAD, R.A. Assessing Landsat classification Accuracy using discrete multivariate analysis Statistical Techniques. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, n.12, p.1671-1678. 1983.

COODETEC - Cooperativa Central de Pesquisa Agrícola. **Atividades de pesquisa - Soja**, Disponível em: < <http://www.coodetec.com.br/> > Acesso em Fevereiro de 2007.

COOPAVEL - Cooperativa Agropecuária Cascavel Ltda. Técnicas eficientes de cultivo comprovam viabilidade da agricultura. **Jornal da Coopavel**, Cascavel, PR, abr. Produção e Tecnologia, n. 246, 2001. 16p.

CRIST, E.P. A TM tasseled cap equivalent transformation for reflectance factor data. **Remote Sensing of Environment**, n. 17, p. 301-306, 1985.

CRIST, E. P.; CICONE, R. C. Application of the Tasseled Cap Concept to Simulated Thematic Mapper Data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 50, p. 343-352, 1984a.

CRIST, E. P.; CICONE, R. C. A physically-based transformation of thematic mapper data-the TM Tasseled Cap. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. GE -22, n. 3, 1984b.

CROSTA, A.P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. IG/Unicamp, edição revisada, Campinas (SP), 1993. 170p.

DAUGHTRY, C.S.T.; GALLO, K.P.; BIEHL, L.L.; KANEMASU, E.T.; ASRAR, G.; BLAD, B.L.; NORMAN, J.M.; GARDNER, B.R. Spectral estimates of agronomic characteristics of crops. Machine Processing of Remotely Sensed Data Symposium, 10., Purdue University, West Lafayette, IN, 1984. **Proceedings...** Purdue University, West Lafayette, IN: p. 348-356, 1984.

DEMETRIADES - SHAH, T. H.; COURT, M. N. Oblique view reflectance for assessing nitrogen status of incomplete canopies. **International Journal of Remote Sensing**, 8(7):1049-1050, 1987.

DI, L.; RUNDQUIST, D. C. A one-step algorithm for correction and calibration of AVHRR level 1B data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.60, n.2, p.165-171, 1994.

DINGUIRARD, M.; SLATER, P. N. Calibration of space-multispectral imaging sensors: a review. **Remote Sensing of Environment**, v. 68, p.194-205, 1999.

DU, Y.; TEILLET, P. M.; CIHLAR, J. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution images with quality control for land cover change detection. **Remote Sensing of Environment**. v 82, p123–134, 2002.

DUTRA, L. V.; SOUZA, R. C. M.; MITSUO, F. A.; MOREIRA, J. C. **Análise automática de imagens multiespectrais**. São José dos Campos - INPE, 1981. 40p.

EASTMAN, J.R. Idrisi Kilimanjaro – **Guide to GIS and Image Processing**. Clark Laboratory. Clark Labs, Clark university, Worcester/MA. USA.. 2003. 328p.

ELVIDGE, C. D.; YUAN D.; WEERACKOON D.; LUNETTA, R. S. Relative radiometric normalization of Landsat multispectral scanner (MSS) data using na automatic scattergram-controlled regression. **Photogrammetric engineering and remote sensing**. v. 61, n.10, p. 1255-1260, 1995.

EMBRAPA – Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Sistema Brasileiro de classificação de solos**. Brasília: Embrapa Produção de informações, 1999. 412p.

EMBRAPA SOJA. **Tecnologia de produção de soja – Região Central do Brasil 2003**. Sistemas de Produção n. 1. Londrina – PR: Embrapa soja. 1 ed. 2002. 195 p.

EMBRAPA SOJA. **Tecnologia de produção de soja – Paraná 2005**. Sistemas de Produção. Londrina – PR: Embrapa soja. 2004. Sistemas de produção n. 1. 224 p. Disponível em:< <http://www.cnpso.embrapa.br/producaosojaPR/>> Acesso em Maio de 2005.

EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; FRANÇA, G. V. Avaliação das bandas TM do satélite LANDSAT-5 na discriminação entre culturas de trigo e de feijão. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, 25(3), p. 371-377, mar.1990.

EPIPHANIO, J.C.N.; ALMEIDA JÚNIOR, A.C.; FORMAGGIO, A.R. Desenvolvimento do trigo avaliado com dois índices de vegetação. [CD-ROM] In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, Salvador, 1996, **Anais...** São Paulo: Imagem Multimídia.

FARIAS, J. R. B.; NEPOMUCENO, A. F.; NEUMAIER, N.; OYA, T. Ecofisiologia. In: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). **A cultura da soja no Brasil**. CD-ROM, Londrina: Embrapa Soja, 2000.

FEDOROV, D. **Sistema semi-automático de registro e mosaico de imagens**. 150 p. (Dissertação de Mestrado). Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003.

FEHR, W. R.; CAVINESS, C. E. **Stages of soybean development**. Ames: Iowa State University of Science and Technology, 1981. (Special Report, 80). 12 p.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 185-201, 2002.

FORMAGGIO, A.R. **Características Agronômicas e espectrais para sensoriamento remoto de trigo e feijão**. Piracicaba. 161p. Tese (Doutorado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" – USP. 1989.

FORTES, C. **Discriminação varietal e estimativa de produtividade agroindustrial de cana-de-açúcar pelo sensor orbital ETM+/LANDSAT7**. 131p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2003.

FURBY, S. L.; CAMPBELL, N. A. Calibrating images from different dates to like-value counts. **Remote Sensing of Environment**, v 82, p.123–134, 2001.

GALEA, M. Técnicas de diagnosticos en regresión lineal. **Revista da sociedade Chilena de Estadística**, v. 1, p. 23-43, 1990.

GALEA, M.; PAULA, G. A; URIBE-OPAZO, M. On influence diagnostic in univariate elliptical linear regression models. **Statistical Papers**, v. 44, p. 23-45, 2003.

GAO, B.C.; KAUFMAN, Y. J. Water vapor retrievals using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) near-infrared channels. **Journal of Geophysical Research**, v. 108, n. 13, p.1-10, 2003.

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. 14 Edição. Piracicaba: ESALQ, 2000, 477 p.

GURGEL, H. C.; FERREIRA, N. J.; LUIZ, A. J. B. Estudo da variabilidade do NDVI sobre o Brasil, utilizando-se a análise de agrupamentos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.7, n.1, p.85-90, 2003.

GURTLER, S. **Estimativa de área agrícola a partir de sensoriamento remoto e banco de dados de pixels amostrais**. 179 p. (Dissertação de Mestrado). Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003.

HALL, F. G.; STREBEL, D. E.; NICKESON, J. E.; GOETS, S. J. Radiometric Rectification: Toward a Common Radiometric Response Among Multidate, Multisensor Images. **Remote Sensing of Environment**, New York, 35:11-27, 1991.

HINZMAN, L. D.; BAUER, M. E.; DAUGHTRY, C. S. T. Effects of nitrogen fertilization on growth and reflectance characteristics of winter wheat. **Remote Sensing of Environment**, New York, 19: 47-61, 1986.

HOLBEN, B.N.; TUCKER, C.J.; FAN, C.J. Spectral assessment of soybean leaf area index and leaf biomass. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.46, n.5, p.651-656, 1980.

HUANG, C.; WYLIE, B.; YANG, L.; HOMER, C.; ZYLSTRA, C. **Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance**. USGS. 2002. Disponível em: <<http://landcover.usgs.gov/pdf/tasseled.pdf>>. Acesso em Março de 2004.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LEEUWEN, W. MODIS Vegetation Index (MOD13). In: **EOS MODIS Algorithm-Theoretical Basis Document**, Version 3, University of Arizona, April 1999, 129p.

IPPOLITO-RAMILO, G.; EPIPHANIO, J. C. N.; SHIMABUKURO, Y. E.; FORMAGGIO, A. R. Sensoriamento remoto orbital como meio auxiliar na previsão de safras. **Agricultura em São Paulo**, SP, v. 46 (1), p. 89-101, 1999.

JACKSON, R.D.; TEILLET, P.M.; SLATER, P.N.; FEFOSEJEVS, G.; JASINSKI, M.F.; AASE, J.K.; MORAN, M.S. Bidirectional measurements of surface reflectance for view angle corrections of oblique imagery, **Remote Sensing of Environment**, v.32, n.2-3, p.189-202. 1990.

KAUTH, R.J.; THOMAS G. S. **The tasseled cap** – A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. In. Proc. The Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, West Lafayette, Indiana, p. 41-50, 1976.

KIMES, D.S.; KIRCHNER, J.A. Diurnal variations of vegetation canopy structure. **International Journal of Remote Sensing**, v.4, n.2, p. 257-271, 1983.

KOLLENKARK, J.C.; VANDERBILT, V.C.; DAUGHTRY, C.S.T.; BAUER, M.E. Influence of solar illumination angle on soybean canopy reflectance. **Applied Optics**, v.21, n.7, p.1179-1184, 1982.

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

LANDSAT. **Landsat 7** - informações técnicas. 2003. Disponível em: <www.landsat.com.br>. Acesso em Dezembro de 2004.

LENNEY, M. P.; WOODCOCK, C. E.; COLLINS, J. B.; HAMDI, H. The status of agricultural lands in Egypt: The use of multitemporal NDVI features derived from Landsat TM. **Remote Sensing of Environment**, New York, 56: 8-20, 1996.

LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W. **Remote sensing and image interpretation**. 4. ed. Madison : University of Wisconsin, 1999, 750 p.

LIU, W.T.; KOGAN, F. Monitoring Brazilian soybean production using NOAA/AVHRR based vegetation condition indices. **International Journal of Remote Sensing**, v.23, n.6, p.1161-1179, 2002.

MA, B. L.; DWYER, L. M.; COSTA, C.; COBER, E. R.; MORRISON, M. J. Early prediction of soybean yield from canopy reflectance measurements. **Agronomy Journal**, v. 93, p. 1227-1234, 2001.

MACHADO, H. M. **Determinação da biomassa de cana-de-açúcar considerando a variação espacial de dados espectrais do satélite landsat 7 – ETM+**. 59 p.Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola). Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, 2003.

MARKHAM, B.L.; BARKER, J.L. **Landsat MSS and TM post calibration on dynamic ranges of exoatmospheric reflectances and at-satellite temperatures**. Lanham: EOSAT, 1986. (Landsat Technical notes n. 1). 21 p.

MATHER, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. Great Britain: John Wiley & Sons, 1999. 210p.

MELLO, R. W.; FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A. Modelo agrometeorológico-espectral de estimativa de rendimento da soja para o estado do Rio Grande do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XI., Belo Horizonte, 2003. **CD-ROM... INPE**, p. 173-179. 2003.

MENOSSO, O. G. Descrição Botânica. In: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). **A cultura da soja no Brasil**. CD-ROM, Londrina: Embrapa Soja, 2000.

MERCANTE, E.; ANTUNES, J. F. G.; LAMPARELLI, R. A. C.; ROCHA, J. V. Estimativa de área da cultura de soja com imagens Landsat 5/TM por meio de matriz de erros. In: XXXV CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, João Pessoa – PB, 2006. **CD-ROM...SBEA**.

MINITAB INC. Minitab For Windows - Version Release 14. State College, PA, USA, 2004. Statistical Software.

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer. **Technical specifications**, 2005. Disponível em: <<http://modis.gsfc.nasa.gov/about/design.php>> Acesso em Maio de 2005.

MORAN, M. S., JACKSON, R. D., SLATER, P. N.; TEILLET, P. M.. Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output. **Remote Sensing of Environment**. v 4, p. 160–184, 1992.

MOREIRA, R. C. **Influência do posicionamento e da largura de bandas de sensores remotos e dos efeitos atmosféricos na determinação de índices de vegetação.** 114 p. (Dissertação de Mestrado). Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2000.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** 2ed. Viçosa: UFV, 2003. 307 p.

MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens Landsat. **Pesquisa agropecuária brasileira**, Brasília, v.39, n. 3, p. 223-231, 2004.

MOURA, V. **Imagens multitemporais TM/LANDSAT-5 da época de pré-plantio na estimativa de áreas destinadas a culturas de verão.** 122 p. Dissertação (mestrado em Sensoriamento Remoto) INPE, São José dos Campos, 2000.

NASCIMENTO, C. R. **Correção atmosférica de imagens do sensor AVHRR/NOAA utilizando produtos atmosféricos do sensor MODIS/TERRA.** 129p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas. 2006.

National Aeronautics and Space Administration (NASA). **40 Years of Earth Science, Landsat - 6.** 2004. Disponível em:<www.earth.nasa.gov/history/landsat/landsat6.html>. Acesso em Dezembro de. 2004.

NETO, J. P. Q. **Registro geométrico e radiométrico automático de imagens Landsat-TM na amazônia pela maximização da informação mútua.** 129 p. Dissertação (mestrado em Ciência da Computação) UFMG, Belo Horizonte, 2001.

NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; SIMPSON, J. J.. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF processing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. **Remote Sensing of Environment.** v 64, p. 1–19, 1998.

NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; ANDERSEN, O. B.. A change oriented extension of EOF analysis applied to the 1996-1997 AVHRR sea surface temperature data. **Physics and Chemistry of the Earth.** v 27(32-34), p. 1379–1386, 2002.

OGURO, Y.; SUGA, Y.; TAKEUCHI, S.; OGAWA, A.; TSUCHIYA, K. Monitoring of a rice field using LANDSAT-5 TM and LANDSAT-7 ETM⁺ data. **Advances in Space Research.** v. 32, n. 11, p. 2223-2228, 2003.

PAULA, G. A.. Influence and residuals in restricted generalized linear models. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 51, p. 315-352, 1995.

PETERSON, D.L.; ABER, J.D.; MATSON, P.A.; CARD, D.H.; SWANBERG, N.A.; WESSMAN, C.A. Remote sensing of forest canopy leaf biochemical contents. **Remote Sensing of Environment**, v.24, n.1, p. 85-108, 1988.

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

PINTER, P.J.; JACKSON, R.D.; IDSO, S.B.; REGINATO, R.J. Multidate spectral reflectance as predictors of yield in a water stressed wheat and barley. **International Journal of Remote Sensing**, 2(1): 43-48, 1981.

PONZONI, F. J. Avaliação de imagens-índice e imagens-proporção na identificação de plantios florestais desfolhados por geadas e pelo ataque de insetos. **Scientia Forestalis**. n. 54, p. 107-118, 1998.

PONZONI, F. J. **Comportamento espectral da vegetação**. In: MENESES, P. R.; NETTO, J. da S. M. Sensoriamento remoto: refletância dos alvos naturais. Brasília, DF: UnB; Planaltina: Embrapa Cerrados, p.157-199, 2001.

PREVISÕES. Estimativas das safras agrícolas do estado de São Paulo. **Informações Econômicas**, São Paulo, v. 28, n. 7, 12 p. Jul., set., dez. 1998.

PRICE, J. C. Calibration of satellite radiometers and the comparison of vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**. v.21, p. 15-27, 1987.

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

PRICE, K. P.; CROOKS, T. J.; MARTINKO, E. A. Grasslands across time and scale: a remote sensing perspective. **Photometric Engineering and Remote Sensing**. v.67, n.4, p.414-420, 2001.

RAWLINGS, J. **Applied Regression Analysis**. The Wadsworth e Brooks/Cole statistics/Probability series. 1988. 563p.

REMER, L.A.; KAUFMAN, Y.J.; TANRE, D.; MATTOO, S.; CHU, D.A.; MARTINS, J.V.; LI, R-R.; ICHOKU, C.; LEVY, R.C.; KLEIDMAN, R.G.; ECK, T.F.; VERMOTE, E.; HOLBEN, B.N. The MODIS aerosol algorithm, products and validation. Submitted for publication, Section "Articles", **Journal of the Atmospheric Sciences**, Special Issue: "Chesapeake Lighthouse and Aircraft Measurements for Satellites (CLAMS) Field Experiment", may 14, 2004.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an Introduction**. Berlin: Ed. Springer-Verlag, 1986. 281 p.

ROBINOVE, C.J. Computation with physical values from Landsat digital data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 48, n. 5, p. 781-784, 1982.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3., Washington, D. C., 1973. **Proceedings**. Washington, D. C.: NASA. Goddard Space Flight Center, v. 1, p. 309- 317. (NASA SP-351). 1973.

RSI - RESEARCH SYSTEMS, INC. **User's Guide. ENVI - version 4.0 - The Environment for Visualizing Images**. 2003. 312p.

RUDORFF, B. F. T. **Dados LANDSAT na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar**. 114p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto e Aplicações) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1985.

RUDORFF, B. F. T.; BATISTA, G. T.. **Relatório da fase I do projeto ESTIMA: desenvolvimento de um modelo para estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar baseado em dados LANDSAT e agrometeorológicos**. 93p. Relatório Técnico – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1988.

SCHOTT, J. R., SALVAGGIO, C. and VOLCHOK, W. J. Radiometric scene normalization using pseudo-invariant features. **Remote Sensing of Environment**, v 26, p. 1–16, 1988.

SCHOWENGERDT, R.A. **Models and methods for image processing**. 2. ed. 1997, 522p.

SCHROEDER, T. A.; COHEN, W. B.; SONG, C.; CANTY, M. J.; YANG, Z. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. **Remote Sensing of Environment**, v 103, p. 16–26, 2006.

SEAB/DERAL. Secretaria da Agricultura e do Abastecimento do Paraná / Departamento de Economia Rural. Disponível em: <<http://www.pr.gov.br/seab>> Acesso em Dezembro de 2005.

SEAB/DERAL. Secretaria da Agricultura e do Abastecimento do Paraná / Departamento de Economia Rural. Disponível em: <<http://www.pr.gov.br/seab>> Acesso em Outubro de 2006.

SEAB/DERAL. Secretaria da Agricultura e do Abastecimento do Paraná / Departamento de Economia Rural. Disponível em: <<http://www.pr.gov.br/seab>> Acesso em Fevereiro de 2007.

SHIBLES, R.; ANDERSON, I.C.; GIBSON, A.H. Soybean. In: Evans, L.T. ed. **Crop physiology**. Cambridge: University Press, p. 151-189, 1978.

SHIMABUKURO, Y. E.; NOVO, E. M.; PONZONI, F. J. Índice de vegetação e modelo linear de mistura espectral no monitoramento da região do pantanal. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.33, n. especial, p. 1729-1737, 1998.

SONG, C.; WOODCOCK, C. E. Monitoring Forest Succession with Multitemporal Landsat Images: Factors of Uncertainty. **IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing**, v. 41, n.11, p. 280-392, nov. 2003.

SPSS INC. SPSS For Windows - Version Release 13.0. Bried Guide, USA, 2001. Statistical Software.

STEVEN, M. D.; MALTHUS, T. J.; BARET, F.; XU, H.; CHOPPING, M. J. Intercalibration of vegetation indices from different sensor systems. **Remote Sensing of Environment**. v. 88, p. 412-422, 2003.

SUGAWARA, L. M. **Avaliação de modelo agrometereológico e imagens NOAA/AVHRR no acompanhamento e estimativa de produtividade da soja no estado do Paraná**. 181 p. Dissertação (mestrado em Sensoriamento Remoto) INPE, São José dos Campos, 2001.

SUGAWARA BERKA, L. M.; RUDORFF, B. F. T.; SHIMABUKURO, Y. E. Soybean yield estimation by an agrometeorological model in a GIS. **Scientia Agrícola**, v.60, n.3, p.433-440, Jul./Sept. 2003.

TARDIN, A. T.; ASSUNÇÃO, G. V.; SOARES, J. V. Análise preliminar de imagens TM visando à discriminação de café, citrus e cana-de-açúcar na região de furnas, MG. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 27, n. 9, p. 1355-1361, 1992.

THENKABAIL, P. S.; SMITH, R. B.; PAUW, E. D. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. **Remote Sensing of Environment**, v. 71, p. 158-182, 2000.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combination for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v.8, n.2, p. 127-150, 1979.

TURNER, D. P.; COHEN, W. B.; KENNEDY, R. E.; FASSNACHT, K. S.; BRIGGS, J. M. Relationships between leaf area index and LANDSAT TM spectral vegetation indices across tree temperate zone sites. **Remote Sensing of Environment**. v.70 (1), p. 52-68, 1999.

United States Departament of Survey (USGS). **Landsat 4-5 TM band designations**. 2003. Disponível em: <edc.usgs.gov/products/satellite/ band.html>. Acesso em Dezembro de 2004.

URIBE-OPAZO, M. A.; JOHANN, J. A.; VILAS BOAS, M. A.; BOSSOI, J. A.; LUNKES, C. Métodos de ajuste à semivariogramas experimentais utilizando diferentes grades amostrais na produtividade da soja. **Revista Engenharia na Agricultura**. V. 16, n. 1, 2008.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. ed. **Sistemas de informação geográfica: aplicações na agricultura**. 2 ed. Brasília. Embrapa-CPAC, cap.2, p. 13-29, 1998.

VERMOTE, E. F.; VERMEULEN, A. **Atmospheric Correction Algorithm: Spectral Reflectances (Mod09)**. Version 4.0. 1999. Disponível em: <http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod08.pdf>, Acesso em Agosto de 2004.

VICENTE, J.R. et al. Comparações entre dados dos censos agropecuários e estimativas das safras agrícolas do Estado de São Paulo. **Agricultura em São Paulo**, São Paulo, 37(1): 97-104, 1990.

XIAO, X.; LIU, J.; ZHUANG, D.; FROLKING, S.; BOLES, S.; XU, B.; LIU, M.; SALAS, W.; MOORE, B.; LI, C. Uncertainties in estimates of cropland area in China: a comparison between an AVHRR-derived dataset and a Landsat TM-derived dataset. **Global and Planetary Change**, 37, p. 297–306, 2003.

XIN, J.; YU, Z.; VAN LEEUWEN, L.; DRIESSEN, P.M. Mapping crop key phenological stages in the North China Plain using NOAA time series images. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.4, p. 109–117, 2002.

WALTER-SHEA, E. A.; PRIVETTE, J.; CORNELL, D.; MESARCH, M. A.; HAYSF, C. J. Relations between directional spectral vegetation indices and leaf area and absorbed radiation in alfalfa. **Remote sensing of environment**. v 61, p. 162 –177, 1997.

WILSON, E. H.; SADER, S. A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. **Remote sensing of environment**. v. 80, p. 385-396, 2002.

WOOD, G. A.; TAYLOR, J. C.; RICHARD, J. G. Calibration Methodology for mapping within-field crop variability using remote sensing. **Biosystems Engineering**. v. 84, n. 4, p. 409-423, 2003.

YUAN, D.; ELVIDGE, C. D. Comparison of relative radiometric normalization techniques. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**. n 51, p. 117-126, 1996.

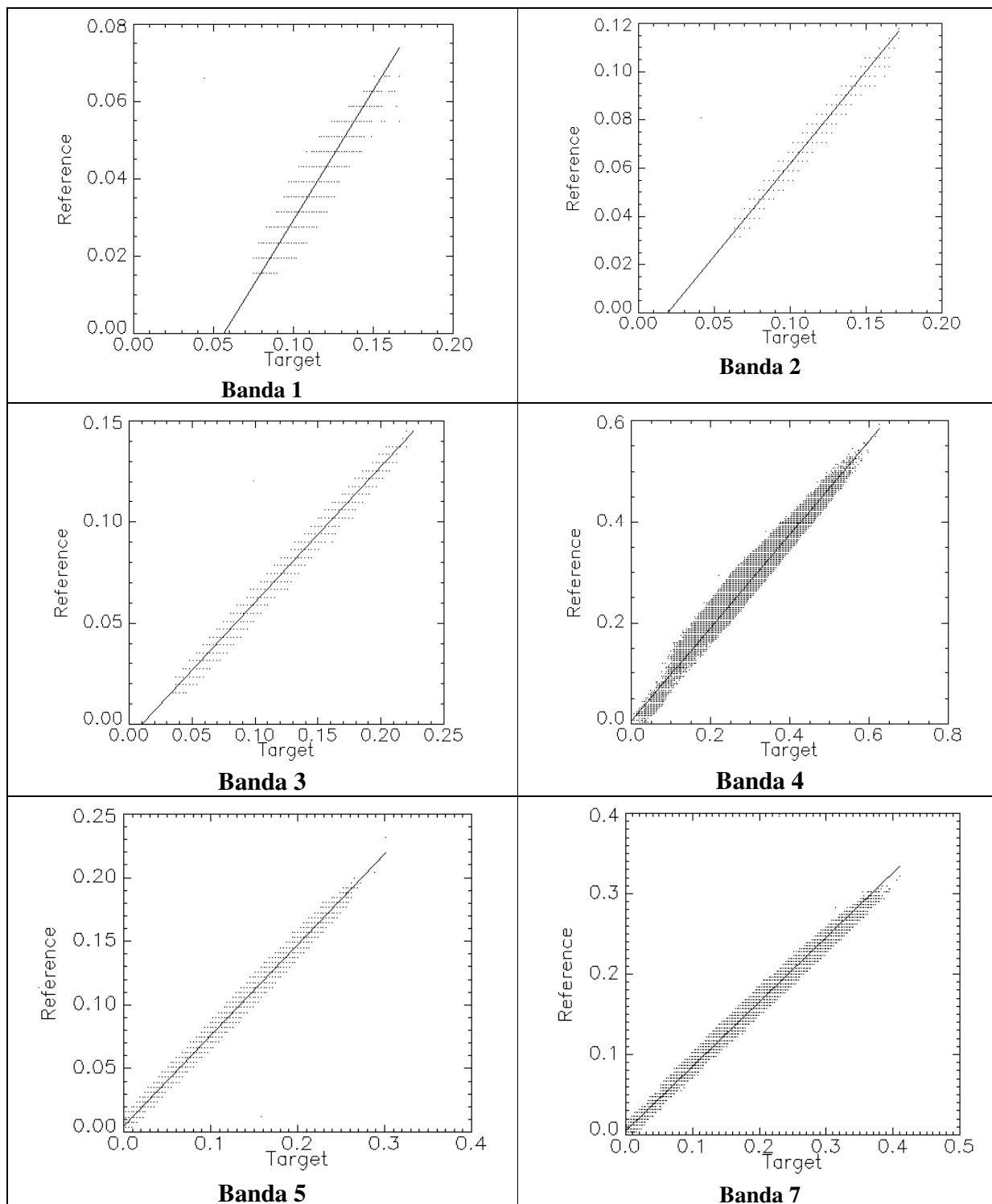
ZHA, Y.; GAO, J.; NI, S.; LIU, Y.; JIANG, J.; WEI, Y. A spectral reflectance-based approach to quantification of grassland cover from Landsat TM imagery. **Remote Sensing of Environment**. v. 87, p. 371-375, 2003.

ZULLO JR, J.; GUYOT, G.; GU, X. F.; BEZERRA, P. C. **Importância da correção atmosférica no cálculo do índice de vegetação a partir de imagens de satélite**. In: Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, Campinas, 1994.

ZULLO JR., J. **Correção atmosférica de imagens de satélite e aplicações**. 189p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1994.

7. APÊNDICES

Apêndice I Gráficos da relação de linearidade



Saída do software:

Modelo e os seus parâmetros da regressão Ortogonal

Radiometric calibration with MAD

Tue Apr 11 11:18:29 2006

Reference: F:\Normalização_img_231104

Target: F:\Normalização_img_260105

orthogonal regression using 151074 no-change pixels ,,,

channel: 1

b= 0,00201672 +- 3,2994400e-005

a= 0,971424 +- 0,0014317237

channel: 2

b= -0,00263770 +- 5,1517323e-005

a= 1,11156 +- 0,0010176598

channel: 3

b= -0,00667940 +- 6,4707470e-005

a= 1,32787 +- 0,0017212415

channel: 4

b= 0,0501691 +- 0,00065804228

a= 0,845380 +- 0,0019403762

channel: 5

b= -0,0224000 +- 0,00016601379

a= 1,23432 +- 0,0010667557

channel: 7

b= -0,0164656 +- 9,5828698e-005

a= 1,45057 +- 0,0014995212

Comparison Statistics using 75536 test pixels

Means:

target 0,0220800 0,0489506 0,0359093 0,337372 0,153163 0,0618884

reference 0,0234535 0,0517811 0,0410281 0,335108 0,166604 0,0733302

normalized 0,0234657 0,0517740 0,0410036 0,335377 0,166651 0,0733078

std dev 2,63410e-005 4,85086e-005 4,43078e-005 0,000156562 0,00010453 6,17830e-005

Variances:

target 5,24107e-005 0,000177742 0,000148291 0,00185152 0,000825370 0,000288331

reference 5,00160e-005 0,000218218 0,000247473 0,00144603 0,00123051 0,000576140

normalized 4,94581e-005 0,000219614 0,000261473 0,00132322 0,00125748 0,000606693

std dev 2,61369e-007 1,16926e-006 1,49600e-006 6,48192e-006 6,76973e-006 3,23114e-006

file created F:\Normalização_norm_260105

calibrating file F:\Normalização_img_260105

calibrated file created F:\Normalização_norm_260105_final

Apêndice II
Dados do NDVI de refletância aparente para a área A

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,346975	0,560064	0,696559	0,842839	0,740354
12	0,3402	0,572322	0,681364	0,840321	0,726378
13	0,321958	0,572585	0,683047	0,848949	0,726378
14	0,335153	*	0,691755	0,848949	0,737372
17	0,338167	*	0,69968	0,839463	0,711874
20	0,359447	*	0,687993	0,831674	0,731197
22	0,334265	0,561936	0,691205	0,83772	0,740824
23	0,332191	*	0,696559	0,842008	0,748214
24	0,350068	0,522371	0,702014	0,834331	0,734321
25	0,351758	0,576633	0,691755	0,832569	0,716879
29	0,364329	0,614424	0,689607	0,833455	0,749642
30	0,339149	0,581354	0,698128	0,840321	0,71523
31	0,351758	0,590816	0,705107	0,825805	0,761403
33	0,338167	*	0,682712	0,838596	0,738144
36	0,32593	0,496107	0,685949	0,839463	0,751881
37	0,351758	0,596112	0,691205	0,833455	0,731197
38	0,348706	0,616953	0,691205	0,841169	0,747465
39	0,359645	0,597718	0,705107	0,832569	0,71523
42	0,336256	0,578629	0,692787	0,833455	0,737372
43	*	0,573072	0,686362	0,842008	*
44	*	0,606028	0,692787	0,832569	*
45	0,345731	*	0,692787	0,848138	0,68642
46	*	*	0,664071	0,83772	0,734321
49	*	*	0,653931	0,838596	0,686908
50	*	*	0,687543	0,833455	0,724787
51	0,341027	*	0,684339	0,840321	0,629212
52	*	*	0,701216	0,841169	*
53	0,311243	0,575705	0,684713	0,825805	0,713562
56	0,332191	0,566977	0,694352	0,842839	0,741326
57	*	0,562026	0,705107	0,833455	*
58	*	*	0,691205	0,840321	*
59	0,342831	*	*	0,841169	0,696811
60	0,323291	*	*	0,82395	0,728
61	0,308736	*	*	0,838596	0,659107
64	0,301347	0,575158	*	0,830769	0,647047
65	0,318508	0,569	*	0,831674	0,632572
66	0,328008	*	*	0,83772	0,686908
68	*	0,550143	*	0,826094	*
69	*	0,562026	0,687993	0,833455	*
70	*	0,59155	0,691205	0,834331	*
71	0,318828	0,550143	0,70663	0,842839	0,74677
73	*	0,561861	0,692787	0,842839	*
74	*	0,550143	0,681069	0,833455	*
75	*	0,601862	0,702737	0,847319	*
76	*	0,560378	0,687543	0,829854	*
79	*	0,530021	*	0,847319	0,70669
80	0,316209	0,545689	*	0,840321	0,66114
83	0,294042	0,529155	*	0,832569	0,667027
84	0,264199	*	*	0,842008	0,679192
85	0,348706	0,507211	*	0,833193	0,693835
86	*	0,55241	0,670772	0,836835	0,675024
87	*	0,57138	0,692787	0,829854	0,690629
88	0,350368	0,554766	0,692787	0,838596	0,694262
89	0,316209	0,575705	0,704242	0,840321	0,730901
96	0,29868	0,548399	*	0,826718	0,686908
97	0,311243	0,53968	*	0,847319	0,685014

Dados do NDVI de refletância superfície para a área A

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,377358	0,676496	0,72973	0,90184	0,792208
12	0,378641	0,684211	0,722222	0,85213	0,770834
13	0,352941	0,631579	0,722222	0,90062	0,774834
14	0,372549	*	0,724138	0,90062	0,789474
17	0,369369	*	0,731544	0,89937	0,758389
20	0,382857	*	0,720891	0,88050	0,780235
22	0,377358	0,58209	0,72973	0,89809	0,786667
23	0,365385	*	0,72973	0,90124	0,792208
24	0,390476	0,576271	0,727891	0,88957	0,786667
25	0,383178	0,617391	0,724138	0,88820	0,763158
29	0,401869	0,680672	0,72973	0,88889	0,793548
30	0,377358	0,655738	0,72973	0,90000	0,761589
31	0,383178	0,6529	0,741497	0,87730	0,813333
33	0,369369	*	0,718121	0,89873	0,788732
36	0,363636	0,558772	0,72	0,89937	0,800000
37	0,383178	0,574803	0,72973	0,88889	0,785235
38	0,388889	0,683333	0,741497	0,90062	0,797297
39	0,396226	0,655738	0,741497	0,88820	0,761589
42	0,37037	0,666667	0,731544	0,88889	0,789474
43	*	0,633333	0,726027	0,90124	*
44	*	0,626016	0,731544	0,88820	*
45	0,381818	*	0,731544	0,90000	0,733333
46	*	*	0,695364	0,89809	0,786667
49	*	*	0,682119	0,89873	0,737931
50	*	*	0,721854	0,88889	0,774834
51	0,376147	*	0,718121	0,90000	0,671233
52	*	*	0,733333	0,90062	*
53	0,359852	0,599639	0,739838	0,88930	0,769000
56	0,365385	0,634783	0,733333	0,90184	0,791667
57	*	0,623932	0,741497	0,88889	*
58	*	*	0,72973	0,90000	*
59	0,375	*	*	0,90062	0,739726
60	0,357143	*	*	0,87578	0,782313
61	0,33945	*	*	0,89873	0,700680
64	0,32973	0,599248	*	0,89679	0,699932
65	0,351351	0,640625	*	0,88750	0,678322
66	0,362832	*	*	0,89809	0,737931
68	*	0,627907	*	0,88387	*
69	*	0,586207	0,727891	0,88889	*
70	*	0,603448	0,72973	0,88957	*
71	0,351852	0,637931	0,743243	0,90184	0,790850
73	*	0,606838	0,731544	0,90184	*
74	*	0,617391	0,716216	0,88889	*
75	*	0,680672	0,735099	0,89937	*
76	*	0,623932	0,733333	0,88608	*
79	*	0,577236	*	0,89937	0,753425
80	0,351852	0,610095	*	0,90000	0,700680
83	0,327273	0,618182	*	0,88820	0,712329
84	0,290909	*	*	0,90124	0,732394
85	0,388889	0,674138	*	0,89543	0,742857
86	*	0,623932	0,706667	0,89744	0,724138
87	*	0,612245	0,731544	0,88608	0,741497
88	0,387387	0,634783	0,731544	0,89873	0,744966
89	0,351852	0,637931	0,735099	0,90000	0,775000
96	0,339333	0,648182	*	0,88805	0,759931
97	0,351852	0,563636	*	0,89937	0,736111

Dados do NDVI de refletância normalizada para a área A

Número amostra	23/11/2004**	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,377358	0,803392	0,794027	0,883209	0,791593
12	0,378641	0,758322	0,780011	0,881237	0,790541
13	0,352941	0,740436	0,781320	0,881901	0,754391
14	0,372549	*	0,790355	0,881901	0,766901
17	0,369369	*	0,796405	0,880565	0,739104
20	0,382857	*	0,785156	0,880565	0,762082
22	0,377358	0,749576	0,787640	0,854177	0,773594
23	0,365385	*	0,794027	0,866245	0,779301
24	0,390476	0,716421	0,800545	0,864752	0,764516
25	0,383178	0,738291	0,790355	0,863994	0,743083
29	0,401869	0,744723	0,786405	0,865503	0,780408
30	0,377358	0,769240	0,795223	0,881237	0,741770
31	0,383178	0,786196	0,802870	0,849387	0,797711
33	0,369369	*	0,778848	0,879885	0,775840
36	0,363636	0,672485	0,781379	0,863994	0,786227
37	0,383178	0,767338	0,787640	0,863994	0,762082
38	0,388889	0,776178	0,787640	0,881901	0,782874
39	0,396226	0,765521	0,802870	0,882559	0,741770
42	0,37037	0,769348	0,788860	0,865503	0,766901
43	*	0,748573	0,783893	0,882559	*
44	*	0,746548	0,788860	0,864752	*
45	0,381818	*	0,788860	0,881237	0,707762
46	*	*	0,757938	0,879197	0,764516
49	*	*	0,747811	0,878502	0,711728
50	*	*	0,782623	0,863994	0,753136
51	0,376147	*	0,780121	0,864752	0,644142
52	*	*	0,797573	0,865503	*
53	0,359852	0,737359	0,782614	0,846860	0,740444
56	0,365385	0,775585	0,790067	0,883209	0,778234
57	*	0,743535	0,802870	0,865503	*
58	*	*	0,787640	0,881237	*
59	0,375	*	*	0,881901	0,723357
60	0,357143	*	*	0,847712	0,759597
61	0,33945	*	*	0,879885	0,678617
64	0,32973	0,714866	*	0,879885	0,720427
65	0,351351	0,722438	*	0,881237	0,650170
66	0,362832	*	*	0,864752	0,711728
68	*	0,747417	*	0,827576	*
69	*	0,719946	0,785156	0,879197	*
70	*	0,757287	0,787640	0,866245	*
71	0,351852	0,762827	0,804013	0,865503	0,778183
73	*	0,729122	0,788860	0,883209	*
74	*	0,768291	0,777560	0,865503	*
75	*	0,753249	0,798728	0,880565	*
76	*	0,741811	0,782623	0,862450	*
79	*	0,720418	*	0,880565	0,735000
80	0,351852	0,726737	*	0,848554	0,714716
83	0,327273	0,730537	*	0,863994	0,688519
84	0,290909	*	*	0,880565	0,705562
85	0,388889	0,755205	*	0,823122	0,724904
86	*	0,721811	0,765271	0,861665	0,698539
87	*	0,728907	0,788860	0,879197	0,714716
88	0,387387	0,751143	0,788860	0,863226	0,717642
89	0,351852	0,754488	0,799869	0,881237	0,754322
96	0,339333	0,734778	*	0,850211	0,711728
97	0,351852	0,705955	*	0,880565	0,710211

** na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do GVI de refletância aparente para a área A

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,0712845	0,190266	0,277995	0,360874	0,293812
12	0,0664618	0,150536	0,266628	0,357886	0,284790
13	0,0596139	0,156268	0,267989	0,360884	0,282183
14	0,0691090	*	0,271148	0,362435	0,291973
17	0,0728546	*	0,282762	0,353539	0,272255
20	*	*	0,274239	0,352483	0,282686
22	0,0694039	0,164502	0,280051	0,349847	0,287800
23	0,0642540	*	0,278628	0,363859	0,298516
24	0,0703472	0,143084	0,278912	0,361353	0,285237
25	*	0,171212	0,272184	0,353531	0,279843
29	0,0773571	0,178879	0,276705	0,361774	0,300616
30	0,0697383	0,172815	0,280240	0,357194	0,276258
31	0,0727874	0,171834	0,281404	0,356603	0,296376
33	0,0736666	*	0,273487	0,352679	0,270094
36	0,0689272	0,141365	0,278261	0,3539	0,292746
37	0,0748677	0,153521	0,280272	0,357859	0,280524
38	0,0741895	0,181673	0,280242	0,360326	0,286034
39	*	0,176161	0,280934	0,360024	0,275847
42	0,0689563	0,170505	0,281633	0,35204	0,291736
43	*	0,164339	0,272343	0,366513	*
44	*	0,177601	0,283053	0,355785	*
45	*	*	0,281757	0,358871	0,263824
46	*	*	0,272961	0,350438	0,287804
49	0,0647965	*	0,263901	0,35232	0,257065
50	*	*	0,282394	0,35888	0,281774
51	0,0721906	*	0,276045	0,356373	0,233596
52	*	*	0,285512	0,364333	*
53	*	0,161895	0,279209	0,359443	0,274756
56	0,0626921	0,155853	0,285796	0,36445	0,275418
57	*	0,160867	0,282383	0,353562	*
58	*	*	0,277623	0,360318	*
59	0,0733439	*	*	0,360065	0,260150
60	0,0679067	*	*	0,35338	0,274787
61	0,0617482	*	*	0,35268	0,244609
64	0,0609396	0,149272	*	0,349982	0,238840
65	0,0661998	0,180808	*	0,354135	0,227793
66	0,0702411	*	*	0,350438	0,255510
68	*	0,151224	*	0,352228	*
69	*	0,162057	0,273893	0,35829	*
70	*	0,149310	0,278631	0,360331	*
71	0,0690110	0,151292	0,284972	0,36379	0,297302
73	*	0,149481	0,283619	0,365701	*
74	*	0,150673	0,275194	0,357398	*
75	*	0,177313	0,287056	0,355939	*
76	*	0,147882	0,280782	0,344064	*
79	0,0599351	0,155628	*	0,356139	0,264821
80	0,0623018	0,122189	*	0,358085	0,247925
83	0,0606330	0,143393	*	0,354926	0,247148
84	0,0620240	*	*	0,36043	0,244895
85	*	0,129402	*	0,36124	0,247872
86	*	0,153048	0,271439	0,348125	0,248730
87	0,0773629	0,175873	0,270366	0,348631	0,261308
88	0,0771410	0,148036	0,280778	0,352088	0,264394
89	0,0636743	0,164309	0,289021	0,356995	0,301915
96	0,0574872	0,142593	*	0,360296	0,255068
97	0,0613380	0,141230	*	0,356599	0,251886

Dados do GVI de refletância de superfície para a área A

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,095163	0,217970	0,306536	0,437467	0,349574
12	0,092007	0,215156	0,295816	0,427113	0,338026
13	0,082709	0,197707	0,294712	0,428969	0,334618
14	0,080894	*	0,280286	0,430361	0,347293
17	0,097794	*	0,309712	0,421158	0,325585
20	0,100953	*	0,300422	0,410762	0,330087
22	0,099564	0,224045	0,309164	0,419605	0,349936
23	0,088876	*	0,307165	0,434351	0,353460
24	0,097729	0,182018	0,305814	0,430715	0,338884
25	*	0,193503	0,298452	0,417220	0,334897
29	0,103355	0,222236	0,306687	0,430380	0,356005
30	0,094564	0,227416	0,316688	0,435855	0,330077
31	0,109050	0,239478	0,328622	0,435160	0,359669
33	0,098928	*	0,301885	0,420195	0,322249
36	0,094651	0,169983	0,305027	0,421635	0,347158
37	0,109041	0,214144	0,317793	0,426557	0,336249
38	0,100791	0,225947	0,309666	0,430164	0,342128
39	*	0,220913	0,307366	0,425400	0,329571
42	0,099562	0,238061	0,309173	0,418728	0,349665
43	*	0,206705	0,300999	0,437161	*
44	*	0,212196	0,311474	0,423948	*
45	*	*	0,309649	0,426483	0,315822
46	*	*	0,298520	0,417710	0,332262
49	0,089265	*	0,289345	0,419719	0,307512
50	0,095563	*	0,309723	0,427602	0,337398
51	0,098260	*	0,301821	0,424750	0,291438
52	*	*	0,312762	0,434250	*
53	*	0,190716	0,299018	0,429980	0,328668
56	0,087261	0,212177	0,319126	0,439286	0,329106
57	*	0,198623	0,309100	0,420430	*
58	*	*	0,304324	0,429261	*
59	0,090203	*	*	0,420473	0,300998
60	0,090987	*	*	0,420636	0,310885
61	0,080845	*	*	0,420195	0,294171
64	0,083387	0,189101	*	0,416589	0,287087
65	0,090444	0,204354	*	0,421941	0,274905
66	0,096100	*	*	0,417710	0,305778
68	*	0,223019	*	0,425400	*
69	*	0,183083	0,302944	0,427125	*
70	*	0,189832	0,306058	0,429671	*
71	0,087224	0,202293	0,312842	0,434091	0,351481
73	*	0,191183	0,311951	0,436958	*
74	*	0,193440	0,303878	0,425929	*
75	*	0,223344	0,315309	0,422742	*
76	*	0,199758	0,309984	0,408515	*
79	0,082078	0,195313	*	0,423310	0,316213
80	0,085645	0,184844	*	0,427051	0,295187
83	0,084584	0,190912	*	0,422815	0,297780
84	0,078748	*	*	0,433784	0,295870
85	*	0,217640	*	0,429854	0,298604
86	0,104721	0,200297	0,297017	0,413400	0,300163
87	0,104469	0,162503	0,307976	0,414670	0,312635
88	0,104576	0,199749	0,308542	0,419717	0,316560
89	0,087887	0,201664	0,314771	0,425917	0,358131
96	0,082300	0,184179	*	0,428213	0,305212
97	0,087886	0,163892	*	0,423938	0,301560

Dados do GVI de refletância normalizada para a área A

Número amostra	23/11/2004**	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
11	0,095163	0,249646	0,348510	0,396197	0,326667
12	0,092007	0,232008	0,335071	0,387278	0,328700
13	0,082709	0,218520	0,336905	0,388689	0,306967
14	0,080894	*	0,349618	0,399556	0,319138
17	0,097794	*	0,353675	0,381576	0,298217
20	0,100953	*	0,340414	0,370585	0,300267
22	0,099564	0,235855	0,350741	0,350301	0,314623
23	0,088876	*	0,349141	0,388540	0,323608
24	0,097729	0,210275	0,349004	0,383700	0,310891
25	*	0,214935	0,341199	0,385781	0,304790
29	0,103355	0,238986	0,346749	0,390223	0,325273
30	0,094564	0,239827	0,359745	0,389056	0,309521
31	0,109050	0,239616	0,369991	0,399338	0,329854
33	0,098928	*	0,343425	0,381614	0,298939
36	0,094651	0,191848	0,349168	0,379628	0,319100
37	0,109041	0,229428	0,359841	0,399500	0,309802
38	0,100791	0,242121	0,358171	0,390944	0,313421
39	*	0,239428	0,352123	0,394793	0,300840
42	0,099562	0,236493	0,352675	0,376695	0,316876
43	*	0,227708	0,341536	0,397262	*
44	*	0,232019	0,354119	0,383902	*
45	*	*	0,353188	0,386666	0,288629
46	*	*	0,343391	0,379593	0,313727
49	0,089265	*	0,334072	0,376138	0,283608
50	0,095563	*	0,353974	0,381465	0,307245
51	0,098260	*	0,346602	0,382869	0,290170
52	*	*	0,367283	0,391450	0,236620
53	*	0,217667	0,350381	0,365610	0,300251
56	0,087261	0,219884	0,359150	0,399157	0,309740
57	*	0,221121	0,353237	0,389163	*
58	*	*	0,348382	0,389946	*
59	0,090203	*	*	0,389722	0,286683
60	0,090987	*	*	0,389543	0,309317
61	0,080845	*	*	0,381615	0,270150
64	0,083387	0,215502	*	0,361613	0,281540
65	0,090444	0,225554	*	0,367490	0,253630
66	0,096100	*	*	0,385744	0,281852
68	*	0,244499	*	0,327727	*
69	*	0,248841	0,343799	0,369557	*
70	*	0,213058	0,349295	0,399576	*
71	0,087224	0,228766	0,359083	0,389535	0,329148
73	*	0,224339	0,354834	0,396208	*
74	*	0,215741	0,345161	0,384891	*
75	*	0,237227	0,358967	0,383425	*
76	*	0,220299	0,352097	0,369041	*
79	0,082078	0,222185	*	0,384248	0,291436
80	0,085645	0,200556	*	0,371528	0,280780
83	0,084584	0,212422	*	0,380236	0,273315
84	0,078748	*	*	0,383842	0,272171
85	*	0,230361	*	0,315970	0,276835
86	0,104721	0,219856	0,341929	0,368453	0,275120
87	0,104469	0,184716	0,341411	0,379805	0,287176
88	0,104576	0,219415	0,331942	0,377605	0,289353
89	0,087887	0,222926	0,361764	0,385243	0,324160
96	0,082300	0,205411	*	0,376183	0,281249
97	0,087886	0,193649	*	0,384858	0,278349

**na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do NDVI de refletância aparente para a área B

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,275156	*	0,62006	0,810857	0,699182
8	0,269978	0,529804	0,629903	0,809634	0,699182
9	0,242432	0,542999	0,61907	0,802967	0,681723
13	0,281495	0,560378	0,622572	0,822164	0,684175
14	0,253224	0,57535	0,624691	0,814048	0,679231
16	0,248641	0,595742	0,625694	0,824151	0,686166
19	0,290431	0,616113	0,626965	0,814842	0,688959
20	0,275156	0,625694	0,642728	0,818053	0,696867
25	0,281495	0,601913	0,59191	0,814842	0,684175
26	0,287723	0,650156	0,619893	0,813746	0,70727
27	0,25545	0,635257	0,623344	0,809231	0,689705
28	0,248641	0,62039	0,615312	0,818053	0,685347
32	0,268704	*	0,598629	0,806891	0,695483
33	0,289652	*	0,62006	0,809231	0,697916
34	0,275156	*	0,624691	0,820285	0,700335
37	0,311701	0,635823	0,629181	0,820147	0,701461
38	0,284127	*	0,612893	0,806891	0,697916
39	0,276372	*	0,609785	0,815712	0,684986

Dados do NDVI de refletância de superfície para a área B

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,319333	*	0,672131	0,866667	0,769912
8	0,288889	0,660782	0,661667	0,875699	0,767912
9	0,274725	0,636364	0,651537	0,86014	0,740748
13	0,325843	0,621622	0,662419	0,880795	0,75
14	0,287356	0,692308	0,664	0,868421	0,745455
16	0,285714	0,666667	0,672131	0,882353	0,749849
19	0,340909	0,670426	0,669667	0,879862	0,749513
20	0,310182	0,685039	0,666667	0,878378	0,767857
25	0,290333	0,680525	0,630333	0,870862	0,7556
26	0,310345	0,712	0,652893	0,875	0,783784
27	0,302326	0,702479	0,669421	0,87234	0,769468
28	0,280714	0,680672	0,655738	0,878378	0,76699
32	0,300345	*	0,623932	0,870504	0,770701
33	0,309524	*	0,652161	0,87234	0,777778
34	0,308182	*	0,650794	0,885112	0,770817
37	0,348315	0,722772	0,656161	0,883525	0,77193
38	0,333333	*	0,652893	0,870504	0,777778
39	0,301301	*	0,640161	0,876782	0,771818

Dados do NDVI de refletância normalizada para a área B

Número amostra	23/11/2004**	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,319333	*	0,738566	0,839789	0,75807
8	0,288889	0,770744	0,719562	0,869957	0,75907
9	0,274725	0,748129	0,720623	0,830773	0,740139
13	0,325843	0,706643	0,701283	0,85091	0,741848
14	0,287356	0,712729	0,732369	0,841544	0,738408
16	0,285714	0,721179	0,7307	0,856762	0,729393
19	0,340909	0,764795	0,768851	0,851497	0,730755
20	0,310182	0,780717	0,740045	0,851177	0,750477
25	0,290333	0,750032	0,70026	0,841497	0,728848
26	0,310345	0,796232	0,722654	0,858582	0,769615
27	0,302326	0,789697	0,733785	0,847767	0,758573
28	0,280714	0,771688	0,720653	0,851177	0,750995
32	0,300345	*	0,688924	0,843845	0,761716
33	0,309524	*	0,728566	0,869173	0,768339
34	0,308182	*	0,730369	0,868672	0,740011
37	0,348315	0,791081	0,729636	0,867017	0,759641
38	0,333333	*	0,729654	0,849831	0,769339
39	0,301301	*	0,710641	0,860454	0,760077

** na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do GVI de refletância aparente para a área B

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,0375306	*	0,2019722	0,318476	0,201994
8	0,0339257	0,139716	0,199252	0,299656	0,205861
9	0,0315315	0,130429	0,192109	0,302422	0,19162
13	0,0406113	0,146592	0,191022	0,310592	0,196131
14	0,0306851	0,153277	0,202459	0,315432	0,1902
16	0,0280069	0,163028	0,200733	0,312053	0,176599
19	0,0428301	0,187532	0,208821	0,319286	0,193591
20	0,0385355	0,196224	0,210968	0,313242	0,192844
25	0,0384227	0,166303	0,186718	0,2808754	0,191894
26	0,043978	0,200535	0,199236	0,307603	0,201816
27	0,0309589	0,180259	0,209976	0,308927	0,194699
28	0,0304086	0,180515	0,195559	0,316832	0,177919
32	0,0337593	*	0,17428	0,294452	0,188907
33	0,0388995	*	0,20093	0,299789	0,192841
34	0,0387157	*	0,201697	0,310176	0,190581
37	0,046178	0,160928	0,202765	0,308981	0,20661
38	0,0386495	*	0,194611	0,294845	0,191582
39	0,0338843	*	0,196541	0,2961	0,19079

Dados do GVI de refletância de superfície para a área B

Número amostra	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,0610851	*	0,225109	0,382351	0,249194
8	0,0560196	0,189794	0,221059	0,343522	0,248717
9	0,0541008	0,19198	0,224216	0,362228	0,236873
13	0,0642428	0,185382	0,224682	0,372814	0,24166
14	0,051791	0,2245	0,232684	0,377949	0,234327
16	0,0486941	0,207273	0,227287	0,376738	0,221306
19	0,0684051	0,232731	0,234693	0,374133	0,248619
20	0,0622232	0,24198	0,231427	0,380845	0,240604
25	0,0643043	0,190089	0,210396	0,360727	0,220661
26	0,0664408	0,247045	0,228588	0,379377	0,249749
27	0,0528079	0,234592	0,226413	0,37168	0,24021
28	0,0515024	0,225619	0,221134	0,380636	0,223259
32	0,0568365	*	0,209517	0,35605	0,236759
33	0,0621043	*	0,232313	0,369816	0,241698
34	0,0620616	*	0,220169	0,370825	0,240349
37	0,068618	0,209443	0,232313	0,377927	0,254702
38	0,0629577	*	0,229126	0,359589	0,249348
39	0,0554345	*	0,221684	0,357986	0,236729

Dados do GVI de refletância normalizada para a área B

Número amostra	23/11/2004**	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
7	0,0610851	*	0,257919	0,347088	0,2499
8	0,0560196	0,128233	0,258735	0,337878	0,249716
9	0,0541008	0,201175	0,250315	0,310715	0,230586
13	0,0642428	0,209925	0,260351	0,343325	0,235295
14	0,051791	0,239162	0,260065	0,356793	0,229786
16	0,0486941	0,227573	0,250258	0,352046	0,217234
19	0,0684051	0,248558	0,2689	0,349791	0,23913
20	0,0622232	0,250933	0,261878	0,345077	0,230922
25	0,0643043	0,200653	0,240363	0,330902	0,230034
26	0,0664408	0,259407	0,259134	0,337526	0,241377
27	0,0528079	0,248742	0,258386	0,331265	0,235079
28	0,0515024	0,240168	0,253719	0,346622	0,219877
32	0,0568365	*	0,229244	0,320331	0,230006
33	0,0621043	*	0,259845	0,335481	0,230927
34	0,0620616	*	0,260009	0,344393	0,230424
37	0,068618	0,228074	0,258598	0,347903	0,245688
38	0,0629577	*	0,250416	0,327649	0,232458
39	0,0554345	*	0,250118	0,320812	0,230869

** na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Apêndice III

Dados do NDVI de refletância aparente municipal safra 2003/2004

Município	21/11/2003	07/12/2003	23/12/2003	24/01/2004	09/02/2004	25/02/2004
Anahy	0,46462	0,64963	0,66235	0,67353	0,68084	0,61116
Araruna	0,29972	0,46947	0,58146	0,64889	0,75272	0,63342
Assis Chat.	0,32251	0,65235	0,67527	0,77005	0,57842	0,31352
Boa Esperança	0,23992	0,46055	0,48757	0,68486	0,76378	0,71512
Braganey	0,37459	0,56658	0,60922	0,70020	0,71358	0,61043
Cafelândia	0,33821	0,62174	0,65279	0,75226	0,67473	0,42715
Campina Lagoa	0,43527	0,63878	0,65153	0,66615	0,69146	0,63387
Campo Bonito	0,40465	0,54004	0,56734	0,71961	0,69107	0,64916
Campo Mourão	0,26145	0,42754	0,58825	0,66454	0,78860	0,71756
Cascavel	0,36487	0,54770	0,63916	0,74043	0,71132	0,62258
Corbélia	0,36596	0,59699	0,63531	0,71057	0,70178	0,53857
Corumbataí	0,46184	0,56722	0,63572	0,69283	0,73022	0,69194
Farol	0,24899	0,44476	0,56419	0,66208	0,75554	0,70257
Formosa Oeste	0,32639	0,60899	0,62785	0,73432	0,64494	0,43930
Goioere	0,28439	0,47800	0,49732	0,76053	0,72763	0,64925
Iguatu	0,39972	0,64813	0,65084	0,70122	0,68943	0,50726
Iracema Oeste	0,33476	0,63386	0,65418	0,72390	0,64480	0,30602
Janiópolis	0,25297	0,42191	0,48199	0,71317	0,75134	0,69756
Jesuítas	0,33930	0,62928	0,63713	0,73955	0,65927	0,37462
Juranda	0,31724	0,61118	0,67481	0,72125	0,73570	0,61477
Luziana	0,29157	0,60276	0,61045	0,62984	0,77179	0,73817
Mamborê	0,27234	0,46466	0,52469	0,62112	0,76174	0,73280
Maripá	0,33962	0,68332	0,71996	0,79833	0,57727	0,30672
Nova Aurora	0,33844	0,62968	0,64547	0,71609	0,69938	0,49892
Nova Cantu	0,36176	0,52440	0,59877	0,63882	0,72061	0,70057
Ouro Verde	0,34262	0,56912	0,70422	0,76756	0,60243	0,51796
Palotina	0,35065	0,68100	0,69953	0,73855	0,57645	0,31096
Peabiru	0,28335	0,51760	0,71093	0,74362	0,78180	0,56012
Quarto Centenário	0,29605	0,57454	0,63104	0,77095	0,70833	0,50260
Rancho A. Oeste	0,27294	0,53042	0,55640	0,76144	0,74576	0,63987
Santa Tereza	0,36409	0,57159	0,71958	0,76985	0,70916	0,56277
São Pedro	0,34281	0,59760	0,74875	0,78270	0,64268	0,44021
Toledo	0,35575	0,64958	0,70573	0,75940	0,52098	0,45083
Tuneiras	0,32104	0,44111	0,52731	0,68378	0,74890	0,69040
Tupãssi	0,36262	0,68128	0,70005	0,76664	0,56673	0,22740
Ubiratã	0,36404	0,66039	0,67855	0,72388	0,70401	0,53883

Dados do NDVI de refletância normalizada municipal safra 2003/2004

Município	21/11/2003	07/12/2003*	23/12/2003	24/01/2004	09/02/2004	25/02/2004
Anahy	0,60940	0,69520	0,77694	0,79758	0,73950	0,66880
Araruna	0,44194	0,50170	0,56154	0,67084	0,80298	0,69280
Assis Chat.	0,37140	0,60218	0,76189	0,81095	0,63124	0,39998
Boa Esperança	0,40852	0,49768	0,60003	0,71551	0,81392	0,77941
Braganey	0,52204	0,60945	0,65310	0,78147	0,76836	0,65731
Cafelândia	0,48967	0,66401	0,75644	0,79375	0,72218	0,47240
Campina Lagoa	0,57578	0,68691	0,69626	0,69104	0,75366	0,70783
Campo Bonito	0,44129	0,58262	0,75171	0,78206	0,74089	0,60448
Campo Mourão	0,42600	0,46335	0,57549	0,75495	0,83881	0,77461
Cascavel	0,51366	0,58768	0,68778	0,78682	0,76685	0,67501
Corbélia	0,51490	0,63964	0,65070	0,74743	0,78435	0,57734
Corumbataí	0,59638	0,63213	0,67165	0,74258	0,78418	0,75523
Farol	0,41085	0,48058	0,52069	0,69005	0,80068	0,77046
Formosa Oeste	0,48568	0,55472	0,68284	0,78842	0,71925	0,52343
Goioere	0,44348	0,51269	0,68967	0,80732	0,78071	0,71650
Iguatu	0,54590	0,69924	0,71320	0,78005	0,74565	0,55221
Iracema Oeste	0,49247	0,58182	0,72538	0,76795	0,70227	0,45553
Janiópolis	0,41691	0,45569	0,64519	0,74966	0,80172	0,76360
Jesuítas	0,49629	0,57739	0,58582	0,79091	0,71814	0,43193
Juranda	0,47713	0,65857	0,67337	0,75818	0,79428	0,69529
Luziana	0,45033	0,56458	0,58959	0,69478	0,80037	0,72549
Mamborê	0,43499	0,50983	0,55190	0,74272	0,80948	0,79498
Maripá	0,38199	0,52130	0,67546	0,84791	0,61118	0,47465
Nova Aurora	0,49475	0,67582	0,72814	0,75669	0,75691	0,55857
Nova Cantu	0,51959	0,56935	0,59918	0,73040	0,76702	0,66899
Ouro Verde	0,49242	0,60953	0,72057	0,81998	0,63062	0,56895
Palotina	0,49820	0,63125	0,74815	0,75813	0,59974	0,46480
Peabiru	0,44926	0,55931	0,75863	0,76993	0,83862	0,71885
Quarto Centenário	0,45082	0,51089	0,70093	0,81086	0,76144	0,57142
Rancho A. Oeste	0,44030	0,57178	0,73105	0,80309	0,79971	0,71373
Santa Tereza	0,51953	0,71954	0,75905	0,82828	0,76845	0,61126
São Pedro	0,49470	0,64002	0,78397	0,83278	0,68034	0,48964
Toledo	0,50446	0,69420	0,69854	0,81123	0,65752	0,44545
Tuneiras	0,36440	0,47049	0,52345	0,72234	0,76470	0,65009
Tupãssi	0,51158	0,62634	0,75781	0,81486	0,61340	0,49739
Ubiratã	0,51744	0,70983	0,72894	0,76388	0,76161	0,62705

* na data de 07/12/2003 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do GVI de refletância aparente municipal safra 2003/2004

Município	21/11/2003	07/12/2003	23/12/2003	24/01/2004	09/02/2004	25/02/2004
Anahy	0,11708	0,19897	0,20102	0,28432	0,21451	0,18817
Araruna	0,05772	0,12243	0,17583	0,22625	0,25935	0,20053
Assis Chat.	0,06499	0,21200	0,24602	0,27035	0,17793	0,13387
Boa Esperança	0,03783	0,11323	0,14640	0,25484	0,26382	0,22836
Braganey	0,08659	0,15909	0,18148	0,24800	0,23812	0,20130
Cafelândia	0,07301	0,19655	0,21021	0,28272	0,23308	0,11701
Campina Lagoa	0,10595	0,19572	0,22323	0,23026	0,22086	0,18439
Campo Bonito	0,09721	0,14824	0,17378	0,24605	0,22541	0,21197
Campo Mourão	0,04569	0,09961	0,18243	0,21295	0,28505	0,24554
Cascavel	0,08344	0,15709	0,20570	0,26410	0,25096	0,20337
Corbélia	0,08951	0,17858	0,21505	0,26826	0,24279	0,17655
Corumbataí	0,12096	0,15662	0,18256	0,22196	0,24166	0,21407
Farol	0,04165	0,10851	0,17190	0,24020	0,26020	0,22109
Formosa Oeste	0,06457	0,17974	0,19900	0,25626	0,18923	0,10956
Goioere	0,05454	0,12958	0,17612	0,27891	0,23975	0,19847
Iguatu	0,09081	0,20840	0,20519	0,25680	0,22662	0,15900
Iracema Oeste	0,06796	0,19330	0,25220	0,26308	0,19600	0,12802
Janiópolis	0,04392	0,09826	0,14368	0,26502	0,25604	0,21793
Jesuítas	0,06936	0,18773	0,23393	0,24746	0,20442	0,12860
Juranda	0,06181	0,17943	0,24678	0,26616	0,24135	0,17328
Luziana	0,05785	0,09967	0,14743	0,23568	0,29199	0,27426
Mamborê	0,04918	0,11330	0,16531	0,23869	0,27923	0,24945
Maripá	0,07406	0,23197	0,25196	0,28201	0,19133	0,10122
Nova Aurora	0,07029	0,19423	0,21956	0,25351	0,22485	0,14200
Nova Cantu	0,07983	0,13728	0,14953	0,21973	0,22901	0,21816
Ouro Verde	0,07997	0,16810	0,23727	0,26089	0,21552	0,15083
Palotina	0,07828	0,24593	0,25161	0,25452	0,16320	0,09050
Peabiru	0,04978	0,13735	0,23588	0,24807	0,28955	0,17946
Quarto Centenário	0,05435	0,16567	0,23152	0,27625	0,22310	0,13716
Rancho A. Oeste	0,04766	0,14819	0,18085	0,28426	0,24687	0,18791
Santa Tereza	0,08374	0,16708	0,24717	0,27260	0,24826	0,17909
São Pedro	0,07610	0,17772	0,26783	0,27939	0,22172	0,12507
Toledo	0,08032	0,21005	0,26720	0,27369	0,17067	0,09693
Tuneiras	0,06909	0,11282	0,14971	0,24011	0,21943	0,20528
Tupãssi	0,07959	0,22186	0,25063	0,27154	0,18065	0,13019
Ubiratã	0,07683	0,20641	0,24475	0,26042	0,22739	0,13588

Dados do GVI de refletância normalizado municipal safra 2003/2004

Município	21/11/2003	07/12/2003*	23/12/2003	24/01/2004	09/02/2004	25/02/2004
Anahy	0,14688	0,19454	0,23365	0,26615	0,23931	0,22306
Araruna	0,10018	0,12593	0,17736	0,24136	0,26932	0,23490
Assis Chat.	0,10595	0,20846	0,22638	0,29219	0,19868	0,13685
Boa Esperança	0,08436	0,11832	0,15469	0,26686	0,28339	0,26717
Braganey	0,12921	0,15978	0,21994	0,26914	0,25968	0,22861
Cafelândia	0,11287	0,19065	0,20094	0,29059	0,24085	0,23083
Campina Lagoa	0,13817	0,19416	0,21186	0,24114	0,28002	0,22090
Campo Bonito	0,13169	0,15035	0,17400	0,26883	0,24954	0,17958
Campo Mourão	0,09078	0,12981	0,21817	0,25936	0,29026	0,27898
Cascavel	0,12090	0,15798	0,20452	0,28494	0,26151	0,23315
Corbélia	0,12004	0,14725	0,23933	0,28329	0,25462	0,19746
Corumbataí	0,15049	0,15525	0,19035	0,22804	0,25555	0,25328
Farol	0,08816	0,11407	0,16851	0,25335	0,27038	0,26117
Formosa Oeste	0,10474	0,17055	0,21043	0,26297	0,21278	0,14060
Goioere	0,09843	0,13255	0,21459	0,29157	0,25430	0,23846
Iguatu	0,12600	0,16842	0,23323	0,27926	0,23871	0,18906
Iracema Oeste	0,10005	0,19039	0,21090	0,27151	0,21806	0,16933
Janiópolis	0,09993	0,10423	0,14208	0,27999	0,28913	0,25859
Jesuítas	0,10870	0,18711	0,21198	0,27206	0,22507	0,10898
Juranda	0,10280	0,17063	0,23280	0,28165	0,28172	0,21170
Luziana	0,10071	0,11969	0,17831	0,25871	0,29144	0,27196
Mamborê	0,09963	0,12826	0,15972	0,25988	0,28830	0,25849
Maripá	0,11043	0,18011	0,21089	0,29068	0,20037	0,17031
Nova Aurora	0,10157	0,19218	0,21050	0,27221	0,24242	0,21051
Nova Cantu	0,12730	0,14913	0,21954	0,22972	0,24965	0,19827
Ouro Verde	0,11800	0,16599	0,23737	0,28566	0,22336	0,18150
Palotina	0,11053	0,16185	0,25328	0,27113	0,21144	0,17096
Peabiru	0,09263	0,13991	0,24984	0,26947	0,29820	0,20935
Quarto Centenário	0,09671	0,16052	0,21055	0,29056	0,24177	0,17596
Rancho A. Oeste	0,09145	0,15033	0,18108	0,28097	0,29075	0,23099
Santa Tereza	0,12125	0,16769	0,24932	0,29525	0,26000	0,20504
São Pedro	0,11503	0,17692	0,26817	0,30130	0,23933	0,14470
Toledo	0,11867	0,20689	0,25530	0,28472	0,21851	0,11697
Tuneiras	0,11078	0,11686	0,15206	0,25854	0,28814	0,21181
Tupãssi	0,11784	0,21060	0,23188	0,29317	0,19193	0,17157
Ubiratã	0,11456	0,20389	0,22657	0,27821	0,24447	0,18349

* na data de 07/12/2003 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do NDVI de refletância aparente municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,27310	0,36934	0,68408	0,78863	0,71835
Araruna	0,26996	0,34331	0,66138	0,68764	0,76659
Assis Chat.	0,29386	0,52186	0,61613	0,74603	0,65390
Boa Esperança	0,23372	0,35095	0,66736	0,67209	0,79656
Braganey	0,35419	0,39761	0,64504	0,81142	0,72666
Cafelândia	0,31935	0,44407	0,67072	0,81073	0,69049
Campina Lagoa	0,34829	0,47115	0,64755	0,72751	0,73578
Campo Bonito	0,35054	0,44816	0,57637	0,81015	0,72441
Campo Mourão	0,26036	0,39106	0,69559	0,76520	0,77960
Cascavel	0,36048	0,50813	0,57665	0,80671	0,66731
Corbélia	0,33785	0,41131	0,66023	0,81170	0,73840
Corumbataí	0,25363	0,41250	0,67314	0,71025	0,73839
Farol	0,25164	0,39051	0,67811	0,75260	0,78560
Formosa Oeste	0,27773	0,42710	0,57077	0,73408	0,73716
Goioere	0,26675	0,35977	0,57710	0,72473	0,72472
Iguatu	0,31262	0,39549	0,66070	0,79954	0,67477
Iracema Oeste	0,25354	0,39549	0,58418	0,78951	0,73695
Janiópolis	0,26050	0,33850	0,64026	0,66534	0,78050
Jesuítas	0,27416	0,41126	0,55846	0,77167	0,70031
Juranda	0,27300	0,37764	0,67408	0,71963	0,76772
Luziana	0,27645	0,36449	0,62544	0,73220	0,79675
Mamborê	0,27313	0,39683	0,67290	0,69642	0,79002
Maripá	0,34245	0,57162	0,63568	0,74846	0,64491
Nova Aurora	0,28729	0,43724	0,63484	0,76948	0,67033
Nova Cantu	0,34032	0,46463	0,60286	0,68133	0,77306
Ouro Verde	0,34152	0,56155	0,62292	0,71381	0,71588
Palotina	0,38398	0,57945	0,62321	0,73351	0,58936
Peabiru	0,27122	0,43024	0,63517	0,74025	0,75414
Quarto Centenário	0,27108	0,42932	0,63149	0,71216	0,71542
Rancho A. Oeste	0,25366	0,42707	0,61245	0,69108	0,76325
Santa Tereza	0,33893	0,52448	0,57774	0,81439	0,70287
São Pedro	0,33061	0,50273	0,55725	0,79870	0,72275
Toledo	0,37488	0,60306	0,64942	0,70995	0,61168
Tuneiras	0,28488	0,34691	0,62618	0,69004	0,76470
Tupãssi	0,35520	0,54252	0,67023	0,79807	0,61589
Ubiratã	0,32753	0,43329	0,69333	0,74107	0,72133

Dados do NDVI de refletância de superfície municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,41914	0,46348	0,73220	0,85067	0,78586
Araruna	0,26093	0,35959	0,71844	0,75773	0,83733
Assis Chat.	0,33469	0,58443	0,67186	0,79613	0,71328
Boa Esperança	0,27125	0,37921	0,71828	0,73761	0,85914
Braganey	0,40023	0,45688	0,68866	0,87213	0,78981
Cafelândia	0,36084	0,49100	0,71007	0,86871	0,74981
Campina Lagoa	0,39779	0,53097	0,69271	0,78247	0,79925
Campo Bonito	0,35121	0,49350	0,62666	0,87322	0,78846
Campo Mourão	0,30172	0,43542	0,70844	0,74427	0,84534
Cascavel	0,40650	0,57048	0,61189	0,83782	0,72753
Corbélia	0,38210	0,45085	0,70109	0,87131	0,76673
Corumbataí	0,32446	0,48122	0,70134	0,75529	0,80638
Farol	0,28983	0,42721	0,70389	0,76737	0,84989
Formosa Oeste	0,32160	0,47509	0,60950	0,78712	0,80371
Goioere	0,30469	0,39069	0,62718	0,75996	0,72843
Iguatu	0,35787	0,40596	0,70532	0,86119	0,74102
Iracema Oeste	0,29493	0,43934	0,62088	0,81587	0,80126
Janiópolis	0,29177	0,35975	0,68853	0,73243	0,84449
Jesuítas	0,31696	0,46406	0,59490	0,82720	0,76479
Juranda	0,31720	0,41556	0,72277	0,76947	0,83187
Luziana	0,31895	0,40500	0,68861	0,78220	0,86127
Mamborê	0,31484	0,44140	0,72089	0,74969	0,85363
Maripá	0,38411	0,63609	0,67010	0,79972	0,70185
Nova Aurora	0,33041	0,48114	0,67531	0,82481	0,73497
Nova Cantu	0,39086	0,52909	0,65036	0,73232	0,83879
Ouro Verde	0,39704	0,64711	0,66925	0,76850	0,77801
Palotina	0,43336	0,63752	0,69256	0,82404	0,65685
Peabiru	0,31056	0,45012	0,78056	0,82088	0,82002
Quarto Centenário	0,31058	0,47034	0,64367	0,76646	0,78935
Rancho A. Oeste	0,29554	0,47457	0,65776	0,73738	0,82740
Santa Tereza	0,38333	0,59837	0,62989	0,87496	0,76553
São Pedro	0,37413	0,56394	0,62985	0,85893	0,78717
Toledo	0,42003	0,65474	0,68714	0,78057	0,66584
Tuneiras	0,32038	0,37740	0,65443	0,69274	0,83072
Tupãssi	0,39965	0,60187	0,70999	0,85451	0,67051
Ubiratã	0,37601	0,47300	0,72566	0,79488	0,78465

Dados do NDVI de refletância normalizado municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004*	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,41914	0,58307	0,79820	0,82148	0,77957
Araruna	0,26093	0,52707	0,71009	0,76008	0,80230
Assis Chat.	0,33469	0,71610	0,74806	0,79060	0,70444
Boa Esperança	0,27125	0,58359	0,77542	0,78044	0,83253
Braganey	0,40023	0,61138	0,75574	0,84802	0,78227
Cafelândia	0,36084	0,66275	0,77448	0,84253	0,74283
Campina Lagoa	0,39779	0,68465	0,76145	0,77911	0,79253
Campo Bonito	0,35121	0,66393	0,74791	0,85154	0,78071
Campo Mourão	0,30172	0,58048	0,80000	0,81499	0,83910
Cascavel	0,40650	0,65447	0,71100	0,82354	0,72014
Corbélia	0,38210	0,63881	0,76623	0,84644	0,75939
Corumbataí	0,32446	0,57342	0,78174	0,82932	0,79899
Farol	0,28983	0,60185	0,76114	0,81085	0,84098
Formosa Oeste	0,32160	0,65304	0,69027	0,74705	0,79551
Goioere	0,30469	0,60127	0,68850	0,73716	0,81947
Iguatu	0,35787	0,61037	0,77299	0,83407	0,73138
Iracema Oeste	0,29493	0,63121	0,69038	0,81167	0,79176
Janiópolis	0,29177	0,57491	0,75736	0,79478	0,83627
Jesuítas	0,31696	0,64912	0,68551	0,79782	0,76543
Juranda	0,31720	0,61678	0,78942	0,79145	0,82372
Luziana	0,31895	0,60978	0,76551	0,74892	0,85603
Mamborê	0,31484	0,63195	0,80041	0,81063	0,84810
Maripá	0,38411	0,74668	0,76504	0,75176	0,69248
Nova Aurora	0,33041	0,65722	0,74314	0,78503	0,72638
Nova Cantu	0,39086	0,68224	0,72306	0,73680	0,83239
Ouro Verde	0,39704	0,75096	0,75608	0,76342	0,77011
Palotina	0,43336	0,74953	0,77869	0,81436	0,66398
Peabiru	0,31056	0,58052	0,78156	0,82775	0,81328
Quarto Centenário	0,31058	0,61840	0,70259	0,76324	0,81089
Rancho A. Oeste	0,29554	0,65323	0,72934	0,76708	0,81913
Santa Tereza	0,38333	0,70204	0,75038	0,82173	0,75769
São Pedro	0,37413	0,70411	0,75610	0,83093	0,77843
Toledo	0,42003	0,76843	0,79260	0,80411	0,65677
Tuneiras	0,32038	0,59256	0,74413	0,78078	0,82034
Tupãssi	0,39965	0,72815	0,77506	0,82309	0,66098
Ubiratã	0,37601	0,65298	0,78914	0,79688	0,77696

* na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Dados do GVI de refletância aparente municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,07915	0,09982	0,22094	0,28060	0,23140
Araruna	0,03994	0,09082	0,19263	0,23213	0,25689
Assis Chat.	0,04912	0,14414	0,21576	0,30022	0,20411
Boa Esperança	0,02958	0,09871	0,21674	0,26025	0,29108
Braganey	0,06845	0,11332	0,21710	0,31137	0,24903
Cafelândia	0,05884	0,12118	0,25042	0,32444	0,23988
Campina Lagoa	0,06549	0,11919	0,21343	0,26480	0,24719
Campo Bonito	0,08366	0,12869	0,17744	0,29973	0,24785
Campo Mourão	0,03674	0,09465	0,21166	0,24378	0,27043
Cascavel	0,06986	0,13466	0,18943	0,30593	0,22397
Corbélia	0,06317	0,11234	0,23777	0,31629	0,24137
Corumbataí	0,07044	0,15020	0,18930	0,22500	0,23729
Farol	0,03373	0,10704	0,20966	0,25264	0,27885
Formosa Oeste	0,04319	0,10870	0,17419	0,27912	0,23564
Goioere	0,04057	0,09853	0,17494	0,26317	0,24601
Iguatu	0,05401	0,09315	0,21962	0,29649	0,21720
Iracema Oeste	0,03603	0,09729	0,18739	0,30739	0,24641
Janiópolis	0,03787	0,09609	0,19907	0,24886	0,27552
Jesuítas	0,04310	0,09386	0,17161	0,29683	0,22785
Juranda	0,03885	0,09702	0,23223	0,27638	0,26527
Luziana	0,04275	0,08718	0,17200	0,29086	0,28882
Mamborê	0,03971	0,10011	0,21185	0,28499	0,28330
Maripá	0,06709	0,17499	0,23709	0,30077	0,20724
Nova Aurora	0,04694	0,12147	0,21363	0,29630	0,21424
Nova Cantu	0,06016	0,11021	0,18328	0,24943	0,26494
Ouro Verde	0,06882	0,14794	0,21745	0,26061	0,24184
Palotina	0,07658	0,19314	0,23919	0,29078	0,18071
Peabiru	0,04052	0,12000	0,23031	0,24125	0,24683
Quarto Centenário	0,04018	0,11966	0,20583	0,26627	0,24808
Rancho A. Oeste	0,03421	0,10905	0,18601	0,27626	0,26221
Santa Tereza	0,06375	0,13097	0,19170	0,31657	0,24395
São Pedro	0,06297	0,13181	0,18769	0,30308	0,24619
Toledo	0,07647	0,17389	0,23549	0,27435	0,19473
Tuneiras	0,04689	0,09100	0,18858	0,24630	0,26083
Tupãssi	0,06822	0,15897	0,24702	0,31284	0,19850
Ubiratã	0,05495	0,12510	0,25521	0,28032	0,23714

Dados do GVI de refletância de superfície municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,10664	0,12661	0,25776	0,34624	0,28196
Araruna	0,06244	0,09931	0,22031	0,25751	0,31106
Assis Chat.	0,07286	0,18241	0,24045	0,35956	0,25057
Boa Esperança	0,05132	0,12660	0,24410	0,31391	0,34917
Braganey	0,09453	0,14302	0,23322	0,36409	0,30117
Cafelândia	0,08359	0,15495	0,25723	0,36848	0,29048
Campina Lagoa	0,09165	0,15947	0,23966	0,32035	0,29980
Campo Bonito	0,11862	0,16300	0,21101	0,36107	0,29972
Campo Mourão	0,05952	0,12486	0,24065	0,29392	0,32634
Cascavel	0,09600	0,17220	0,21275	0,36791	0,27214
Corbélia	0,08857	0,14405	0,26435	0,37950	0,29213
Corumbataí	0,09810	0,15411	0,21749	0,28274	0,28906
Farol	0,05588	0,13762	0,19784	0,30422	0,33563
Formosa Oeste	0,07674	0,14135	0,19784	0,33618	0,28713
Goioere	0,06330	0,12694	0,19884	0,31960	0,30099
Iguatu	0,07869	0,13818	0,24936	0,35744	0,26420
Iracema Oeste	0,05873	0,12826	0,22106	0,35882	0,29867
Janiópolis	0,06036	0,12924	0,22553	0,30128	0,33179
Jesuítas	0,06657	0,12553	0,21758	0,37664	0,27718
Juranda	0,06209	0,12689	0,25954	0,33865	0,32024
Luziana	0,06623	0,11668	0,27493	0,31904	0,34688
Mamborê	0,06274	0,13104	0,23957	0,32152	0,34061
Maripá	0,09252	0,21668	0,26236	0,36024	0,25375
Nova Aurora	0,07078	0,15477	0,24928	0,35617	0,26138
Nova Cantu	0,08589	0,14492	0,20799	0,30234	0,32017
Ouro Verde	0,09473	0,18286	0,24037	0,31146	0,29320
Palotina	0,11274	0,23562	0,27316	0,35881	0,23238
Peabiru	0,06382	0,13281	0,25799	0,29708	0,29991
Quarto Centenário	0,06349	0,14244	0,23142	0,31984	0,30208
Rancho A. Oeste	0,05783	0,14882	0,20916	0,33959	0,31980
Santa Tereza	0,08926	0,16944	0,21504	0,37990	0,29483
São Pedro	0,08831	0,16906	0,20996	0,36459	0,29779
Toledo	0,10310	0,21722	0,26148	0,33033	0,23923
Tuneiras	0,06982	0,11873	0,21478	0,27537	0,31536
Tupãssi	0,09409	0,19188	0,27079	0,37109	0,24350
Ubiratã	0,07997	0,15822	0,28316	0,33774	0,28852

Dados do GVI de refletância normalizada municipal safra 2004/2005

Município	23/11/2004*	09/12/2004	25/12/2004	26/01/2005	11/02/2004
Anahy	0,10664	0,20914	0,28944	0,31732	0,26746
Araruna	0,06244	0,18453	0,24346	0,25394	0,29251
Assis Chat.	0,07286	0,21523	0,27769	0,31780	0,23895
Boa Esperança	0,05132	0,20066	0,27369	0,27918	0,32406
Braganey	0,09453	0,21278	0,27648	0,34175	0,28163
Cafelândia	0,08359	0,20355	0,30068	0,33075	0,27042
Campina Lagoa	0,09165	0,19948	0,27860	0,28914	0,28846
Campo Bonito	0,11862	0,21224	0,23211	0,33163	0,28025
Campo Mourão	0,05952	0,18405	0,26499	0,30381	0,30562
Cascavel	0,09600	0,20440	0,24748	0,33629	0,25465
Corbélia	0,08857	0,20092	0,30080	0,34587	0,27282
Corumbataí	0,09810	0,16629	0,23884	0,28281	0,27403
Farol	0,05588	0,19137	0,26197	0,29008	0,31098
Formosa Oeste	0,07674	0,19856	0,22845	0,29962	0,27954
Goioere	0,06330	0,19753	0,22822	0,27083	0,30016
Iguatu	0,07869	0,18995	0,27847	0,32917	0,24895
Iracema Oeste	0,05873	0,18212	0,24456	0,33399	0,28110
Janiópolis	0,06036	0,20706	0,25346	0,26217	0,30945
Jesuítas	0,06657	0,17954	0,22946	0,32953	0,26979
Juranda	0,06209	0,18778	0,29298	0,29963	0,29993
Luziana	0,06623	0,17909	0,22924	0,30911	0,32959
Mamborê	0,06274	0,18663	0,26718	0,29678	0,31724
Maripá	0,09252	0,24313	0,30271	0,31970	0,24080
Nova Aurora	0,07078	0,20631	0,27313	0,32069	0,24603
Nova Cantu	0,08589	0,18298	0,23715	0,29585	0,30056
Ouro Verde	0,09473	0,20899	0,27934	0,28141	0,27561
Palotina	0,11274	0,26397	0,30759	0,31858	0,21156
Peabiru	0,06382	0,18645	0,28386	0,29177	0,28345
Quarto Centenário	0,06349	0,20006	0,26050	0,27105	0,29084
Rancho A. Oeste	0,05783	0,19973	0,24988	0,28974	0,29901
Santa Tereza	0,08926	0,19542	0,25041	0,34649	0,27486
São Pedro	0,08831	0,20258	0,24770	0,33253	0,27856
Toledo	0,10310	0,23488	0,28938	0,29014	0,22721
Tuneiras	0,06982	0,18982	0,24057	0,29522	0,29569
Tupãssi	0,09409	0,22028	0,31182	0,34021	0,23076
Ubiratã	0,07997	0,20288	0,32012	0,33167	0,27085

* na data de 23/11/2004 são dados da correção atmosférica (imagem referência).

Apêndice IV

Dados do NDVI municipal do sensor MODIS na safra 2003/2004

Município	1-16 Nov	16-30 Nov	1-16 Dez	16-31 Dez	1-16 Jan	16-31 Jan	1-16 Fev	16-28 Fev
Anahy	0,51194	0,52124	0,65574	0,83295	0,89643	0,86893	0,81526	0,72568
Araruna	0,38727	0,39351	0,61460	0,79323	0,87151	0,87935	0,82746	0,73668
Assis Chat.	0,33568	0,40560	0,75621	0,87974	0,88791	0,87160	0,77584	0,49134
Boa Esperança	0,30901	0,32810	0,59805	0,81694	0,89000	0,88781	0,87118	0,76729
Braganey	0,46747	0,46157	0,67794	0,81075	0,86157	0,85510	0,81431	0,73449
Cafelândia	0,39083	0,44310	0,72653	0,87842	0,89295	0,88224	0,82069	0,65691
Campina Lagoa	0,45705	0,52296	0,73456	0,84369	0,88500	0,87625	0,78648	0,57628
Campo Bonito	0,50531	0,48117	0,63563	0,79842	0,86180	0,87149	0,82286	0,78375
Campo Mourão	0,39388	0,37175	0,61612	0,78293	0,88703	0,89363	0,86546	0,81471
Cascavel	0,46177	0,47144	0,68347	0,81583	0,87452	0,87758	0,81313	0,73668
Corbélia	0,45527	0,47831	0,71435	0,84135	0,88479	0,87845	0,83305	0,73214
Corumbataí	0,44583	0,42554	0,64653	0,81514	0,88880	0,89584	0,87276	0,79979
Farol	0,36523	0,35411	0,59290	0,81125	0,88547	0,88124	0,84003	0,76740
Formosa Oeste	0,40036	0,43010	0,71815	0,83369	0,84852	0,81737	0,70938	0,61144
Goioere	0,38197	0,37859	0,52476	0,77800	0,87578	0,87392	0,84094	0,70662
Iguatu	0,52573	0,50736	0,69907	0,81404	0,88951	0,87546	0,84161	0,75546
Iracema Oeste	0,35593	0,42756	0,73017	0,87187	0,87408	0,86197	0,78771	0,49648
Janiópolis	0,35917	0,33887	0,61518	0,78526	0,86305	0,87046	0,85018	0,76690
Jesuítas	0,39871	0,44221	0,73850	0,86029	0,86535	0,84299	0,79926	0,63311
Juranda	0,33509	0,41032	0,72767	0,87512	0,90037	0,89215	0,83107	0,56170
Luziana	0,41722	0,39566	0,61084	0,74643	0,86578	0,89391	0,88441	0,85295
Mamborê	0,38346	0,38545	0,63174	0,81913	0,88562	0,88803	0,86623	0,76675
Maripá	0,36275	0,44910	0,65947	0,88335	0,88987	0,87882	0,76378	0,45332
Nova Aurora	0,38983	0,43563	0,72846	0,86909	0,88086	0,87055	0,82069	0,62608
Nova Cantu	0,43591	0,44781	0,62274	0,81809	0,87786	0,89165	0,85884	0,74236
Ouro Verde	0,37335	0,40078	0,67968	0,81175	0,88367	0,87623	0,81861	0,66556
Palotina	0,37559	0,43096	0,74016	0,88074	0,85134	0,87457	0,73053	0,45560
Peabiru	0,36832	0,48372	0,65844	0,81555	0,89012	0,89918	0,84779	0,71484
Quarto Centenário	0,34047	0,40379	0,71126	0,85770	0,89272	0,88689	0,81331	0,51869
Rancho A. Oeste	0,33576	0,37982	0,60296	0,82808	0,88668	0,89459	0,85351	0,65693
Santa Tereza	0,46632	0,48137	0,70116	0,82739	0,87124	0,87780	0,81392	0,75574
São Pedro	0,42275	0,44114	0,71781	0,83119	0,89376	0,88232	0,84614	0,69757
Toledo	0,40647	0,46331	0,76581	0,86211	0,88633	0,86185	0,74197	0,51664
Tuneiras	0,41965	0,37285	0,61725	0,72904	0,83392	0,84453	0,83115	0,78469
Tupãssi	0,37175	0,44981	0,77284	0,89920	0,88956	0,86801	0,73448	0,46087
Ubiratã	0,37841	0,46096	0,76380	0,87827	0,89110	0,88067	0,80945	0,54895

Dados do NDVI municipal do sensor MODIS na safra 2004/2005

Município	1-16 Nov	16-30 Nov	1-16 Dez	16-31 Dez	1-16 Jan	16-31 Jan	1-16 Fev	16-28 Fev
Anahy	0,45187	0,59276	0,72751	0,85473	0,88808	0,87534	0,86003	0,69439
Araruna	0,37014	0,45602	0,60932	0,73301	0,84163	0,88326	0,88736	0,75159
Assis Chat.	0,32189	0,46485	0,59812	0,84791	0,89399	0,89357	0,80187	0,52691
Boa Esperança	0,28769	0,43415	0,66688	0,80834	0,88822	0,91366	0,91001	0,78366
Braganey	0,41128	0,54877	0,73682	0,84977	0,88743	0,88906	0,86842	0,77229
Cafelândia	0,35426	0,51699	0,64316	0,87438	0,87294	0,87863	0,83098	0,70050
Campina Lagoa	0,41525	0,54450	0,73322	0,83886	0,88770	0,88710	0,87734	0,73504
Campo Bonito	0,50970	0,58312	0,70159	0,81274	0,87492	0,88998	0,88022	0,80826
Campo Mourão	0,36953	0,45890	0,66149	0,77517	0,86262	0,89229	0,90250	0,78464
Cascavel	0,41820	0,55342	0,63789	0,82497	0,86769	0,87127	0,84615	0,71061
Corbélia	0,39761	0,54955	0,74272	0,86153	0,87671	0,88867	0,85838	0,73705
Corumbataí	0,41045	0,51276	0,69458	0,76179	0,85293	0,88989	0,89980	0,83091
Farol	0,33089	0,45282	0,64248	0,78405	0,87033	0,90100	0,90156	0,75521
Formosa Oeste	0,33802	0,47617	0,58796	0,76785	0,86980	0,89464	0,84722	0,66356
Goioere	0,33458	0,44826	0,53878	0,76107	0,88117	0,86700	0,88209	0,71199
Iguatu	0,39306	0,51659	0,67574	0,85119	0,89487	0,89083	0,86837	0,74658
Iracema Oeste	0,30586	0,42044	0,55982	0,84021	0,84437	0,90035	0,88376	0,69180
Janiópolis	0,33555	0,44250	0,61774	0,77127	0,87469	0,89714	0,89366	0,75928
Jesuítas	0,33970	0,45998	0,53659	0,81329	0,88078	0,85199	0,85057	0,67743
Juranda	0,30539	0,49693	0,74004	0,84275	0,90434	0,90897	0,90041	0,69542
Luziana	0,37774	0,44612	0,61958	0,74001	0,85490	0,90041	0,90969	0,86119
Mamborê	0,35251	0,49409	0,69197	0,79075	0,88479	0,87324	0,90224	0,80125
Maripá	0,36523	0,55048	0,67640	0,85270	0,87325	0,82143	0,79120	0,52979
Nova Aurora	0,33852	0,49900	0,66440	0,85610	0,89491	0,88677	0,84754	0,65528
Nova Cantu	0,33852	0,53585	0,69980	0,81560	0,88248	0,90353	0,89798	0,81037
Ouro Verde	0,39968	0,47043	0,57150	0,84689	0,87724	0,85900	0,85874	0,52767
Palotina	0,39843	0,60255	0,80937	0,87496	0,88380	0,85022	0,76443	0,51704
Peabiru	0,34392	0,46182	0,68076	0,80002	0,86658	0,89313	0,89046	0,72315
Quarto Centenário	0,31578	0,49787	0,68149	0,81822	0,89025	0,85819	0,87339	0,68602
Rancho A. Oeste	0,30706	0,48076	0,67356	0,79865	0,87846	0,89986	0,89823	0,67333
Santa Tereza	0,41407	0,51365	0,56207	0,81705	0,87836	0,86234	0,87294	0,71163
São Pedro	0,40171	0,47615	0,57031	0,82602	0,89567	0,83183	0,76995	0,57652
Toledo	0,40379	0,57746	0,64598	0,85170	0,85457	0,85968	0,78573	0,51075
Tuneiras	0,37621	0,42795	0,52971	0,72884	0,85918	0,86648	0,87882	0,70290
Tupãssi	0,34807	0,57446	0,60869	0,87912	0,90102	0,88093	0,76379	0,52002
Ubiratã	0,34785	0,58512	0,80296	0,89048	0,90080	0,89376	0,85273	0,64507

Apêndice V

Dados de produtividade das áreas monitoradas A e B

Área A (57 ha) grid 75 x 75		Área B (47 ha) grid 100 x 100	
Amostra	Produtividade (Mg ha ⁻¹)	Amostra	Produtividade (Mg ha ⁻¹)
11	3,279732	7	2,05
12	3,150579	8	2,03
13	3,236221	9	1,54
14	3,472314	13	1,66
17	3,199846	14	1,78
20	3,157448	15	2,29
22	3,525131	16	1,72
23	3,496695	20	1,97
24	3,319289	25	1,53
25	3,16763	26	2,11
29	3,370678	27	2,11
30	3,547562	28	1,82
31	3,678935	32	1,69
33	3,231907	33	1,95
36	3,183754	34	1,64
37	3,544446	37	2,19
38	3,529782	38	1,84
39	3,528786	39	1,56
42	3,512415		
43	3,490815		
44	3,3549		
45	3,191125		
46	2,948967		
49	3,053121		
50	3,107458		
51	3,337587		
52	3,63155		
53	3,5297		
56	3,570102		
57	3,571169		
58	3,38716		
59	3,235155		
60	3,161062		
61	3,096766		
64	2,949211		
65	2,996728		
66	3,10263		
68	3,271163		
69	3,438577		
70	3,543125		
71	3,557637		
73	3,503818		
74	3,496678		
75	3,348039		
76	3,199203		
79	2,992656		
80	2,877369		
83	2,98778		
84	2,980143		
85	3,014024		
86	2,955919		
87	3,035214		
88	3,140707		
89	3,390649		
96	2,996929		

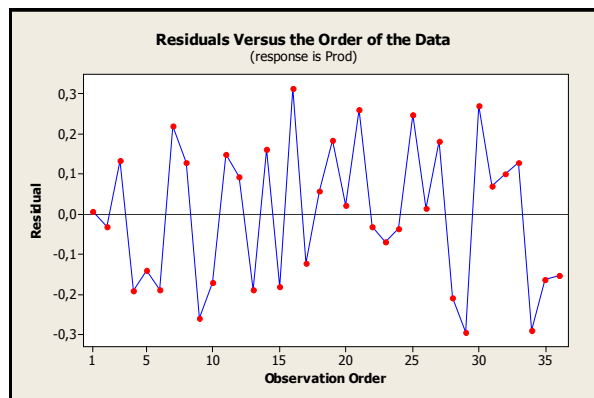
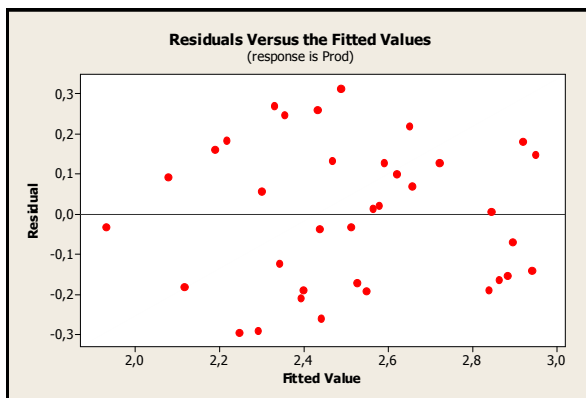
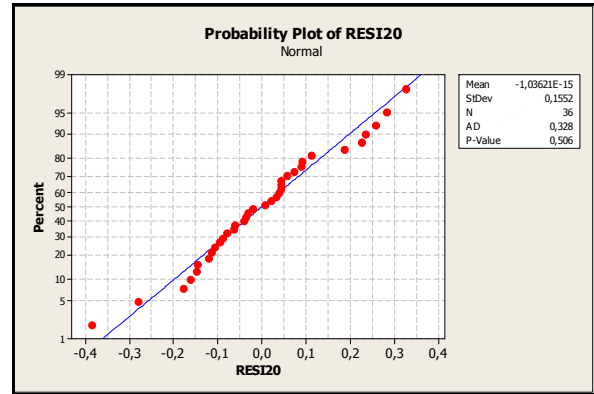
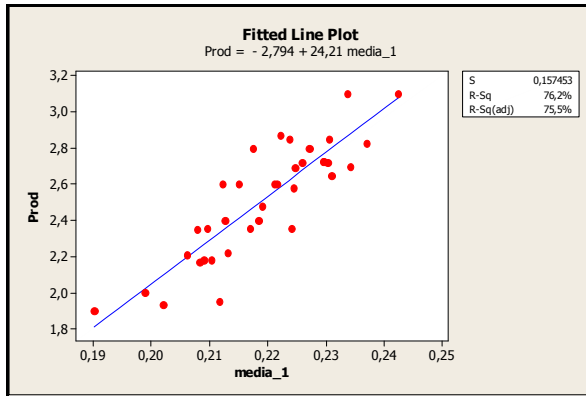
Dados oficiais de produtividade municipal safras 2003/2004 e 2004/2005

Município	Produtividade (Mg ha⁻¹) Safr 2003/2004	Produtividade (Mg ha⁻¹) Safr 2004/2005
Anahy	3,200	2,851
Araruna	2,479	1,900
Assis Chat.	2,200	2,600
Boa Esperança	2,700	2,355
Braganey	2,700	2,800
Cafelândia	2,727	2,650
Campina Lagoa	2,975	2,870
Campo Bonito	2,500	2,850
Campo Mourão	2,750	2,180
Cascavel	2,750	2,355
Corbélia	3,100	3,100
Corumbataí	3,100	2,170
Farol	2,750	2,208
Formosa Oeste	2,036	2,350
Goioere	2,520	1,934
Iguatu	3,223	2,800
Iracema Oeste	2,231	2,220
Janiópolis	2,600	2,355
Jesuítas	2,230	2,400
Juranda	2,727	2,600
Luziana	3,100	2,692
Mamborê	2,900	2,480
Maripá	2,100	2,826
Nova Aurora	2,603	2,400
Nova Cantu	2,727	2,603
Ouro Verde	2,480	2,580
Palotina	2,200	3,100
Peabiru	3,300	2,184
Quarto Centenário	2,355	1,950
Rancho A. Oeste	2,600	2,600
Santa Tereza	3,100	2,727
São Pedro	2,850	2,720
Toledo	2,400	2,720
Tuneiras	2,200	2,000
Tupãssi	2,400	2,700
Ubiratã	2,800	2,727

Fonte: SEAB/DERAL – PR.

Apêndice VI

Testes realizados para a validação de cada um dos modelos efetuados



Apêndice VII

Análise da Autocorrelação Serial (Durbin-Watson)

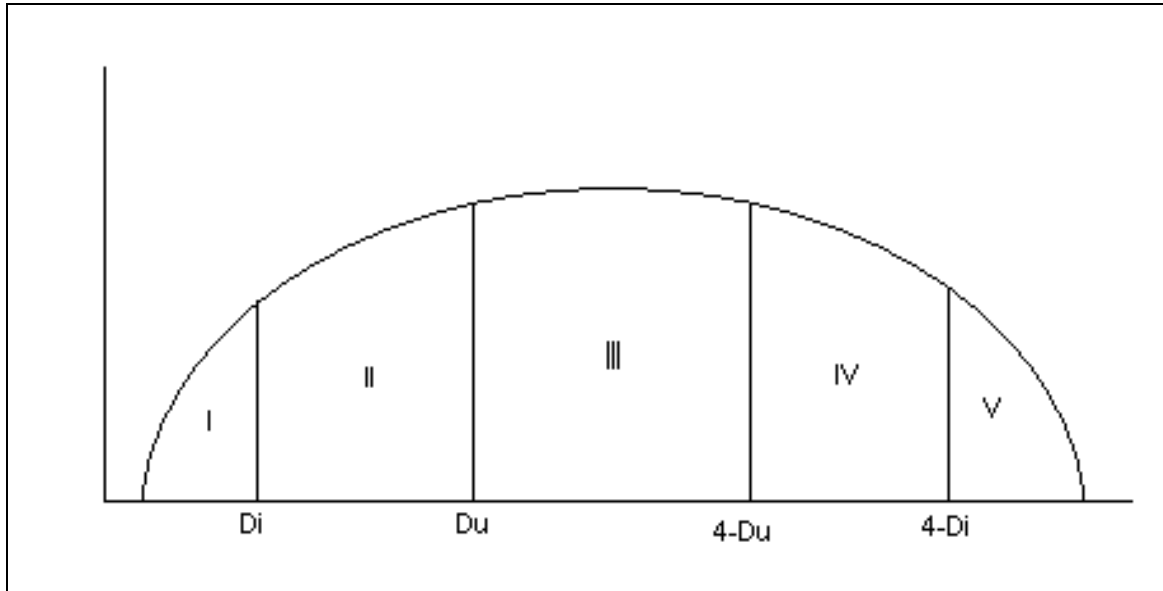


Gráfico para verificação da Autocorrelação Serial

Onde:

D_i = valor da tabela de Durbin-Watson, com 5% de significância.

D_u = valor da tabela de Durbin-Watson, com 5% de significância.

Região I e V = há autocorrelação Serial

Portanto, se o valor (**d**) estiver dentro da: Região III = não há autocorrelação Serial

Região II e IV = o teste não é concluído

Obs: Através do MINITAB, obtém-se o valor de Durbin-Watson (**d**) dos modelos de regressão linear múltipla ajustados

Apêndice VIII-A

Testes de diagnósticos para a área A:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -1,03 + 6,22 \text{ NDVI_médio_ref_normalizado} \\ (R^2 = 53,0)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITs
11	3,51716	-0,23743	-1,55617	-1,63195	-1,67216	2,38282	0,13285	0,0644	-0,02369
12	3,42524	-0,27466	-1,80012	-1,84852	-1,91585	0,93824	0,0931	0,02536	-0,01497
13	3,33743	-0,10121	-0,66332	-0,67388	-0,66868	0,17589	0,00728	0,00475	-0,00325
14	3,32123	0,15108	0,99021	1,00491	1,00505	0,10117	0,01511	0,00273	0,00452
17	3,29219	-0,09234	-0,60518	-0,61346	-0,60806	0,01861	0,00519	0,0005	-0,00254
20	3,35589	-0,19844	-1,30061	-1,32333	-1,33777	0,2861	0,03086	0,00773	-0,00699
22	3,37645	0,14868	0,97445	0,99362	0,99344	0,44022	0,01961	0,0119	0,00591
23	3,3705	0,1262	0,82715	0,84285	0,83939	0,39218	0,01361	0,0106	0,00484
24	3,36944	-0,05015	-0,32868	-0,33488	-0,33071	0,38393	0,00214	0,01038	-0,00191
25	3,34003	-0,1724	-1,12992	-1,14812	-1,15337	0,1898	0,0214	0,00513	-0,0056
29	3,40581	-0,03513	-0,23023	-0,23567	-0,23256	0,71759	0,00133	0,01939	-0,00168
30	3,40444	0,14312	0,93804	0,96005	0,95898	0,70315	0,02188	0,019	0,00679
31	3,47228	0,20666	1,35446	1,40407	1,42397	1,59494	0,07354	0,04311	0,01542
33	3,31188	-0,07997	-0,52414	-0,53167	-0,52631	0,06739	0,00409	0,00182	-0,00232
36	3,28357	-0,09982	-0,65425	-0,66309	-0,65785	0,00681	0,00598	0,00018	-0,00272
37	3,4108	0,13365	0,87593	0,89735	0,89486	0,77152	0,01993	0,02085	0,00662
38	3,46997	0,05981	0,39202	0,40617	0,40141	1,55857	0,00606	0,04212	0,00439
39	3,4273	0,10149	0,66521	0,68334	0,67819	0,96337	0,0129	0,02604	0,00561
42	3,36864	0,14378	0,94238	0,96007	0,959	0,37774	0,01747	0,01021	0,00545
45	3,23273	-0,0416	-0,27265	-0,27652	-0,27294	0,05546	0,00109	0,0015	-0,00119
51	3,11397	0,22362	1,46561	1,50541	1,53341	0,95709	0,06239	0,02587	0,01231
53	3,27288	0,25682	1,68322	1,70582	1,75436	0,00025	0,03933	0,00001	0,00694
56	3,42201	0,14809	0,97063	0,99617	0,99606	0,89952	0,02646	0,02431	0,0079
59	3,07536	0,1598	1,04736	1,08404	1,08676	1,48802	0,04188	0,04022	0,01139
60	3,14269	0,01837	0,12042	0,12313	0,12143	0,63794	0,00035	0,01724	0,00084
61	2,94133	0,15544	1,0188	1,09912	1,1024	4,23629	0,09899	0,11449	0,02548
64	3,09758	-0,14837	-0,97245	-1,00188	-1,00193	1,16822	0,03084	0,03157	-0,00912
65	3,02068	-0,02395	-0,15695	-0,16473	-0,16249	2,43949	0,00138	0,06593	-0,00243
66	2,96562	0,13701	0,89798	0,95972	0,95864	3,63383	0,06551	0,09821	0,01949
71	3,40139	0,15625	1,02409	1,04765	1,04911	0,67153	0,02554	0,01815	0,00727
80	3,01219	-0,13482	-0,88361	-0,92976	-0,92797	2,60816	0,04633	0,07049	-0,01445
83	3,01079	-0,02301	-0,1508	-0,15874	-0,15657	2,63652	0,00136	0,07126	-0,00249
84	3,03217	-0,05203	-0,34101	-0,35676	-0,35239	2,22007	0,00601	0,06	-0,00492
85	3,13797	-0,12395	-0,81238	-0,83124	-0,82759	0,68594	0,01622	0,01854	-0,00582
88	3,33403	-0,19332	-1,26704	-1,28688	-1,29911	0,15851	0,02614	0,00428	-0,0061
89	3,35269	0,03796	0,24882	0,25309	0,24977	0,26506	0,00111	0,00716	0,00132
96	3,2229	-0,22597	-1,48105	-1,50278	-1,53054	0,08818	0,03336	0,00238	-0,00668

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizados;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-B

Testes de diagnósticos para a área A:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = 0,547 + 10,1 \text{ GVI_médio_ref_normalizado} \\ (R^2 = 66,0)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
11	3,42849	-0,14876	-1,12206	-1,15531	-1,16104	1,06902	0,04013	0,0297	-0,00895
12	3,33399	-0,18932	-1,42802	-1,45396	-1,47839	0,30029	0,03876	0,00834	-0,00694
13	3,25362	-0,0174	-0,13127	-0,13309	-0,13121	0,00558	0,00025	0,00016	-0,00049
14	3,48388	-0,01157	-0,08728	-0,09084	-0,08954	1,78973	0,00034	0,04971	-0,00096
17	3,4044	-0,20455	-1,54288	-1,58265	-1,61888	0,81322	0,06538	0,02259	-0,01068
20	3,36838	-0,21093	-1,59106	-1,62454	-1,66518	0,49595	0,05613	0,01378	-0,00897
22	3,28885	0,23628	1,78229	1,80873	1,87236	0,07179	0,04889	0,00199	0,00706
23	3,48391	0,01279	0,09646	0,10039	0,09896	1,79017	0,00042	0,04973	0,00106
24	3,28989	0,0294	0,22176	0,22506	0,22198	0,0749	0,00076	0,00208	0,00088
25	3,39446	-0,02378	-0,17938	-0,18375	-0,18119	0,7179	0,00083	0,01994	-0,00117
29	3,38435	0,16321	1,23106	1,25936	1,27036	0,62703	0,03688	0,01742	0,00759
30	3,46494	0,214	1,61423	1,67327	1,71939	1,52246	0,10427	0,04229	0,01594
31	3,38265	-0,15074	-1,13702	-1,16292	-1,16899	0,6123	0,03115	0,01701	-0,00694
33	3,25497	-0,07122	-0,53723	-0,54469	-0,53915	0,00675	0,00415	0,00019	-0,00199
36	3,38919	0,15526	1,17109	1,19876	1,20654	0,66978	0,03435	0,01861	0,00742
37	3,41745	0,11233	0,84734	0,87089	0,86781	0,94745	0,02137	0,02632	0,00633
38	3,3321	0,18032	1,36012	1,38393	1,40295	0,25526	0,03383	0,00709	0,00637
39	3,29447	-0,24135	-1,82048	-1,84794	-1,91729	0,08927	0,05191	0,00248	-0,00734
42	3,38279	-0,0452	-0,34095	-0,34872	-0,3443	0,61352	0,0028	0,01704	-0,00208
45	3,34303	0,22707	1,71276	1,74436	1,79925	0,31943	0,05665	0,00887	0,00846
51	3,17586	0,0593	0,44728	0,45426	0,44905	0,12378	0,00324	0,00344	0,00186
53	3,21548	-0,05442	-0,41048	-0,41625	-0,41128	0,01809	0,00245	0,0005	-0,00154
56	3,07161	0,02516	0,18981	0,19482	0,19212	0,85327	0,00101	0,0237	0,00134
59	2,93218	0,01703	0,12847	0,13589	0,13397	2,85122	0,0011	0,0792	0,00202
60	2,91047	0,08626	0,65064	0,69271	0,68747	3,2675	0,03203	0,09076	0,01152
61	3,12935	-0,02672	-0,20152	-0,20538	-0,20255	0,36844	0,00082	0,01023	-0,00103
64	3,37544	0,1822	1,3743	1,40437	1,42489	0,55201	0,04362	0,01533	0,00806
65	3,05392	-0,06126	-0,46207	-0,47558	-0,47025	1,04193	0,0067	0,02894	-0,00363
66	2,90716	-0,02979	-0,22474	-0,23952	-0,23627	3,33343	0,0039	0,0926	-0,00405
71	2,95112	0,03666	0,2765	0,29093	0,28709	2,51105	0,00453	0,06975	0,00393
80	2,9718	0,00834	0,06287	0,06581	0,06486	2,16439	0,00021	0,06012	0,0008
83	3,15641	-0,20049	-1,51229	-1,53777	-1,56959	0,21026	0,04018	0,00584	-0,00681
84	3,16536	-0,13015	-0,98172	-0,99765	-0,99758	0,16764	0,01628	0,00466	-0,00426
85	3,23162	-0,09091	-0,68576	-0,69524	-0,69001	0,00211	0,00673	0,00006	-0,00253
88	3,36281	0,02784	0,20999	0,21428	0,21134	0,45384	0,00095	0,01261	0,00115
89	2,95733	0,0396	0,29867	0,31375	0,30967	2,40425	0,0051	0,06678	0,0041
96	2,93036	0,09553	0,72057	0,76258	0,75793	2,88497	0,0349	0,08014	0,01147

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-C

Testes de diagnósticos para a área A:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -0,17 + 1,63 \text{ NDVI_médio_ref_normalizado} + 8,61 \text{ GVI_médio_ref_normalizado}$$

$$(R^2 = 70,0)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
11	3,4720	-0,1923	-1,5001	-1,5816	-1,6201	2,5415	0,0931	0,0726	-0,0215
12	3,3727	-0,2221	-1,7326	-1,7865	-1,8510	1,1069	0,0672	0,0316	-0,0140
13	3,2764	-0,0402	-0,3133	-0,3194	-0,3150	0,3669	0,0014	0,0105	-0,0016
14	3,4676	0,0047	0,0368	0,0389	0,0384	2,8486	0,0001	0,0814	0,0006
17	3,3925	-0,1926	-1,5029	-1,5580	-1,5940	1,4590	0,0604	0,0417	-0,0144
20	3,3165	0,2086	1,6274	1,6663	1,7145	0,6397	0,0447	0,0183	0,0101
22	3,4806	0,0161	0,1259	0,1319	0,1299	2,1159	0,0006	0,0605	0,0016
23	3,3156	0,0037	0,0290	0,0297	0,0292	0,5386	0,0000	0,0154	0,0002
24	3,4139	-0,0432	-0,3371	-0,3464	-0,3417	0,8687	0,0022	0,0248	-0,0024
25	3,4050	0,1426	1,1126	1,1421	1,1476	0,8160	0,0234	0,0233	0,0077
29	3,4912	0,1878	1,4648	1,5276	1,5605	1,8454	0,0681	0,0527	0,0164
30	3,3792	-0,1473	-1,1491	-1,1802	-1,1875	0,8488	0,0255	0,0243	-0,0081
31	3,2634	-0,0796	-0,6212	-0,6302	-0,6243	0,0161	0,0039	0,0005	-0,0023
33	3,4107	0,1337	1,0432	1,0720	1,0745	0,8846	0,0215	0,0253	0,0075
36	3,4503	0,0795	0,6205	0,6451	0,6393	1,6497	0,0112	0,0471	0,0064
37	3,3512	0,1612	1,2578	1,2838	1,2970	0,4303	0,0229	0,0123	0,0067
38	3,2649	-0,2118	-1,6523	-1,7241	-1,7798	1,8829	0,0880	0,0538	-0,0188
39	3,3274	0,0102	0,0798	0,0894	0,0881	6,1585	0,0007	0,1760	0,0026
42	3,3745	0,1956	1,5261	1,5719	1,6093	1,0390	0,0502	0,0297	0,0119
45	3,1416	0,0936	0,7303	0,7644	0,7595	2,0864	0,0187	0,0596	0,0090
51	3,1929	-0,0318	-0,2481	-0,2556	-0,2519	1,0447	0,0013	0,0299	-0,0019
53	3,0179	0,0789	0,6157	0,6749	0,6692	4,8975	0,0306	0,1399	0,0159
56	2,9405	0,0087	0,0679	0,0719	0,0708	2,8699	0,0002	0,0820	0,0011
59	2,9019	0,0948	0,7399	0,7885	0,7839	3,2130	0,0282	0,0918	0,0129
60	3,0733	0,0294	0,2292	0,2517	0,2481	4,9938	0,0043	0,1427	0,0060
61	3,3966	0,1611	1,2564	1,2888	1,3023	0,7633	0,0289	0,0218	0,0084
64	3,0719	-0,0793	-0,6185	-0,6401	-0,6343	1,3461	0,0097	0,0385	-0,0056
65	2,8969	-0,0195	-0,1520	-0,1623	-0,1599	3,3102	0,0012	0,0946	-0,0027
66	2,9338	0,0540	0,4211	0,4456	0,4401	2,7719	0,0079	0,0792	0,0065
71	2,9570	0,0232	0,1807	0,1899	0,1871	2,3529	0,0013	0,0672	0,0024
80	3,1780	-0,2220	-1,7322	-1,7724	-1,8349	0,5973	0,0492	0,0171	-0,0104
83	3,1980	-0,1628	-1,2703	-1,3121	-1,3271	1,2199	0,0383	0,0349	-0,0109
84	3,2568	-0,1161	-0,9057	-0,9254	-0,9233	0,4985	0,0125	0,0142	-0,0051
85	3,3731	0,0176	0,1371	0,1400	0,1379	0,4766	0,0003	0,0136	0,0008
88	2,9948	0,0022	0,0168	0,0183	0,0180	4,2308	0,0000	0,1209	0,0004
89	2,9725	0,0534	0,4167	0,4597	0,4542	5,2704	0,0153	0,1506	0,0116
96	2,93036	0,09553	0,72057	0,76258	0,75793	2,88497	0,0349	0,08014	0,01147

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-D
Testes de diagnósticos para a área B:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 6,47 + 12,4 \text{ NDVI_médio_ref_normalizado}$$

$$(R^2 = 56,3)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
7	1,80454	0,24546	1,69323	1,74347	1,87565	0,0212	0,09153	0,00125	0,01478
8	1,7495	0,2805	1,9352	2,0064	2,2456	0,2407	0,1508	0,0142	0,02102
9	1,7295	-0,1895	-1,3072	-1,3613	-1,4017	0,3789	0,0782	0,0223	-0,016
13	1,7595	-0,0995	-0,6867	-0,7106	-0,6992	0,1827	0,0179	0,0108	-0,00707
14	1,7246	0,0554	0,3822	0,3985	0,3878	0,4178	0,0069	0,0246	0,00483
16	1,7527	-0,0327	-0,2254	-0,2335	-0,2265	0,2213	0,0020	0,0130	-0,00241
20	2,0221	-0,0521	-0,3596	-0,3883	-0,3778	1,4820	0,0126	0,0872	-0,00868
19	2,0964	0,1436	0,9545	1,0442	1,0471	2,0110	0,1072	0,1117	0,02824
21	1,9042	-0,1942	-1,3394	-1,3882	-1,4332	0,2290	0,0714	0,0135	-0,0144
25	1,7210	-0,1910	-1,3178	-1,3753	-1,4181	0,4470	0,0843	0,0263	-0,01703
26	2,0836	0,0264	0,1822	0,2045	0,1983	2,5677	0,0055	0,1510	0,00688
27	2,0210	0,0890	0,6139	0,6626	0,6506	1,4651	0,0363	0,0862	0,0147
28	1,8801	-0,0601	-0,4146	-0,4280	-0,4168	0,1074	0,0060	0,0063	-0,00396
32	1,5541	0,1359	0,9373	1,0670	1,0720	2,9384	0,1685	0,1729	0,04022
33	1,8041	0,1460	1,0068	1,0367	1,0392	0,0221	0,0324	0,0013	0,0088
34	1,7163	-0,0763	-0,5261	-0,5498	-0,5375	0,4878	0,0139	0,0287	-0,00702
37	2,1783	0,0117	0,0807	0,0993	0,0962	4,8209	0,0025	0,2836	0,00601
38	1,8243	0,0157	0,1081	0,1113	0,1078	0,0005	0,0004	0,0000	0,00092
39	1,6706	-0,1106	-0,7629	-0,8098	-0,8007	0,9695	0,0416	0,0570	-0,01403

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-E

Testes de diagnósticos para a área B:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 2,155 + 18,10 \text{ GVI_médio_ref_normalizado} \\ (R^2 = 58,7)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
7	1,99993	0,05007	0,33291	0,34977	0,34056	0,74638	0,00635	0,04147	0,0052
8	1,9435	0,0865	0,5752	0,5961	0,5844	0,2914	0,0131	0,0162	0,00639
9	1,6213	-0,0813	-0,5404	-0,5855	-0,5738	1,7169	0,0298	0,0954	-0,01412
13	1,8480	-0,1880	-1,2499	-1,2841	-1,3110	0,0001	0,0458	0,0000	-0,01044
14	1,9618	-0,1818	-1,2089	-1,2575	-1,2810	0,4163	0,0648	0,0231	-0,0149
16	1,8106	-0,0906	-0,6023	-0,6197	-0,6081	0,0499	0,0113	0,0028	-0,00531
19	2,0964	0,1436	0,9545	1,0442	1,0471	2,0110	0,1072	0,1117	0,02824
20	2,0032	-0,0332	-0,2210	-0,2324	-0,2258	0,7796	0,0029	0,0433	-0,00353
21	1,8850	-0,1750	-1,1635	-1,1968	-1,2133	0,0416	0,0416	0,0023	-0,01017
25	1,6882	-0,1582	-1,0516	-1,1086	-1,1167	0,8580	0,0685	0,0477	-0,01763
26	2,0347	0,0753	0,5008	0,5325	0,5210	1,1309	0,0185	0,0628	0,00983
27	1,9321	0,1779	1,1829	1,2234	1,2428	0,2250	0,0521	0,0125	0,0124
28	1,8685	-0,0485	-0,3222	-0,3311	-0,3223	0,0119	0,0031	0,0007	-0,00273
32	1,6286	0,0614	0,4083	0,4408	0,4301	1,6087	0,0161	0,0894	0,01016
33	1,8432	0,1068	0,7102	0,7297	0,7193	0,0013	0,0148	0,0001	0,00594
34	1,9008	-0,2608	-1,7340	-1,7861	-1,9225	0,0869	0,0972	0,0048	-0,0159
37	2,0027	0,1873	1,2454	1,3096	1,3399	0,7739	0,0907	0,0430	0,01981
38	1,6432	0,1968	1,3082	1,4030	1,4475	1,4025	0,1478	0,0779	0,02954
39	1,4283	0,1317	0,8753	1,1095	1,1175	5,8478	0,3732	0,3249	0,07984

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-F

Testes de diagnósticos para a área B:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 5,91 + 8,38 \text{ NDVI_médio_ref_normalizado} + 9,63 \text{ GVI_médio_ref_normalizado}$$

$$(R^2 = 75,4)$$

Amostras	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
7	1,92006	0,12994	1,06385	1,16306	1,178	1,8321	0,0880	0,10777	0,02537
8	1,8496	0,1804	1,4769	1,6095	1,7095	1,7406	0,1620	0,1024	0,03384
9	1,6548	-0,1148	-0,9401	-1,0227	-1,0244	1,6908	0,0640	0,0995	-0,02106
13	1,8032	-0,1432	-1,1720	-1,2210	-1,2430	0,3943	0,0425	0,0232	-0,01224
14	1,8424	-0,0624	-0,5108	-0,5755	-0,5622	2,6646	0,0298	0,1567	-0,01681
16	1,7773	-0,0573	-0,4693	-0,4873	-0,4745	0,2821	0,0062	0,0166	-0,00446
19	2,1577	0,0823	0,6739	0,7478	0,7363	2,2463	0,0431	0,1321	0,01902
20	2,0752	-0,1052	-0,8609	-0,9222	-0,9173	1,2389	0,0418	0,0729	-0,0155
21	2,0964	0,14357	0,9545	1,04416	1,04712	2,01099	0,1072	0,1117	0,02824
25	1,6864	-0,1564	-1,2803	-1,3517	-1,3935	0,8047	0,0699	0,0473	-0,01794
26	2,1361	-0,0261	-0,2135	-0,2361	-0,2285	2,1526	0,0041	0,1266	-0,00581
27	2,0345	0,0755	0,6184	0,6646	0,6517	1,3352	0,0228	0,0785	0,0117
28	1,8995	-0,0795	-0,6511	-0,6715	-0,6587	0,0726	0,0096	0,0043	-0,00506
32	1,5354	0,1546	1,2657	1,4348	1,4923	2,8272	0,1957	0,1663	0,04408
33	1,8318	0,1182	0,9678	0,9977	0,9975	0,0593	0,0208	0,0035	0,00742
34	1,8023	-0,1623	-1,3288	-1,4439	-1,5033	1,6583	0,1256	0,0976	-0,02934
37	2,1848	0,0052	0,0423	0,0515	0,0498	4,6037	0,0004	0,2708	0,0025
38	1,7339	0,1061	0,8685	0,9628	0,9604	2,2240	0,0708	0,1308	0,0243
39	1,5051	0,0549	0,4494	0,5894	0,5762	6,1728	0,0834	0,3631	0,03953

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-G

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 2,642 + 8,191 \text{ NDVI_ref_normalizada}$$

$$(R^2 = 58,7)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,21105	-0,01105	-0,04948	-0,05385	-0,05305	4,48235	0,00027	0,12807	-0,00204
Araruna	2,37065	0,10835	0,4853	0,50098	0,49539	1,18368	0,00824	0,03382	0,00711
Assis C.	2,24205	-0,04205	-0,18832	-0,19839	-0,19556	2,49141	0,00216	0,07118	-0,00462
Boa E.	2,56625	0,13375	0,59906	0,6086	0,60288	0,11695	0,00595	0,00334	0,0043
Braganey	2,80739	-0,10739	-0,48099	-0,49023	-0,48468	0,33373	0,00466	0,00954	-0,00416
Cafelândia	2,68002	0,04698	0,21041	0,21342	0,2104	0,00845	0,00066	0,00024	0,00135
Campina	2,97089	0,00411	0,01843	0,0191	0,01882	1,44295	0,00001	0,04123	0,0003
Campo B.	2,68633	-0,18633	-0,83454	-0,84654	-0,84293	0,01345	0,01038	0,00038	-0,0054
Campo M.	2,59098	0,15902	0,71221	0,72296	0,71779	0,06132	0,00795	0,00175	0,00484
Cascavel	2,84294	-0,09294	-0,41627	-0,42537	-0,42018	0,50876	0,004	0,01454	-0,00411
Corbélia	2,70173	0,39827	1,78381	1,80992	1,87576	0,03052	0,04831	0,00087	0,01175
Corumbataí	3,06738	0,03262	0,14612	0,15386	0,15164	2,46246	0,00129	0,07036	0,00355
Farol	2,37269	0,37731	1,6899	1,74404	1,80063	1,16674	0,09899	0,03334	0,02456
Formosa	2,48327	-0,44727	-2,00327	-2,04475	-2,15105	0,43353	0,08748	0,01239	-0,01872
Goioere	2,75087	-0,23087	-1,03405	-1,05074	-1,05241	0,13115	0,01797	0,00375	-0,00752
Iguatu	2,86817	0,35483	1,58924	1,62753	1,66978	0,65527	0,06459	0,01872	0,0173
Iracema	2,44379	-0,21279	-0,95306	-0,97601	-0,97531	0,65449	0,02322	0,0187	-0,01037
Janiópolis	2,59041	0,00959	0,04295	0,0436	0,04295	0,06241	0,00003	0,00178	0,00029
Jesuítas	2,27325	-0,04325	-0,19373	-0,20293	-0,20004	2,12985	0,002	0,06085	-0,00421
Juranda	2,89618	-0,16918	-0,75775	-0,77815	-0,77354	0,83966	0,01653	0,02399	-0,00924
Luziana	2,57993	0,52007	2,32933	2,3653	2,54943	0,08399	0,08704	0,0024	0,01618
Mamborê	2,60556	0,29444	1,31873	1,33817	1,35449	0,03688	0,02658	0,00105	0,00874
Maripá	2,15309	-0,05309	-0,23779	-0,25535	-0,25181	3,67748	0,00499	0,10507	-0,00813
Nova A.	2,77889	-0,17589	-0,78777	-0,80154	-0,79723	0,21995	0,01133	0,00628	-0,0062
Nova C.	2,62006	0,10694	0,47896	0,48588	0,48036	0,0187	0,00344	0,00053	0,00312
Ouro V. O.	2,60303	-0,12303	-0,55101	-0,55916	-0,55343	0,04069	0,00466	0,00116	-0,00367
Palotina	2,40947	-0,20947	-0,93819	-0,9641	-0,96307	0,8834	0,02602	0,02524	-0,01173
Peabiru	2,94779	0,35221	1,57751	1,62984	1,67235	1,23907	0,08957	0,0354	0,02375
Quarto C.	2,55429	-0,19929	-0,89258	-0,90725	-0,90483	0,15023	0,01364	0,00429	-0,0066
Rancho A.	2,90011	-0,30011	-1,34417	-1,38095	-1,40033	0,86736	0,0529	0,02478	-0,01665
Santa T.	3,10006	-0,00006	-0,00026	-0,00027	-0,00027	2,86918	0	0,08198	-0,00001
São Pedro	2,71139	0,13861	0,6208	0,63002	0,62434	0,04476	0,00594	0,00128	0,00415
Toledo	2,56117	-0,16117	-0,72185	-0,7335	-0,72842	0,13057	0,00875	0,00373	-0,00524
Tuneiras	2,12991	0,07009	0,31392	0,33905	0,3346	4,02437	0,00957	0,11498	0,01167
Tupãssi	2,57485	-0,17485	-0,78312	-0,79535	-0,79095	0,09559	0,00995	0,00273	-0,0055
Ubiratã	2,96712	-0,16712	-0,74849	-0,77533	-0,77069	1,40863	0,02194	0,04025	-0,0122

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-H

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 3,070 + 28,36 \text{ GVI_ref_normalizada} \\ (R^2 = 53,1)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,09152	0,10848	0,45541	0,48413	0,47861	3,05771	0,01525	0,08736	0,01412
Araruna	2,36125	0,11775	0,49432	0,51197	0,50634	1,39921	0,00953	0,03998	0,00856
Assis C.	2,45313	-0,25313	-1,06267	-1,08839	-1,09145	0,66264	0,02902	0,01893	-0,0124
Boa E.	2,48291	0,21709	0,91134	0,93088	0,92901	0,48231	0,01879	0,01378	0,00941
Braganey	2,91569	-0,21569	-0,90545	-0,93333	-0,93151	1,08741	0,02723	0,03107	-0,01349
Cafelândia	2,91739	-0,19039	-0,79925	-0,82404	-0,82006	1,1017	0,02139	0,03148	-0,01199
Campina	3,00956	-0,03456	-0,14507	-0,15169	-0,1495	2,01531	0,00107	0,05758	-0,00323
Campo B.	2,3845	0,1155	0,48485	0,50054	0,49495	1,18707	0,00824	0,03392	0,00759
Campo M.	2,92051	-0,17051	-0,71579	-0,73829	-0,73325	1,12815	0,0174	0,03223	-0,01089
Cascavel	2,8998	-0,1498	-0,62888	-0,64698	-0,64135	0,95851	0,01222	0,02739	-0,00875
Corbélia	2,80054	0,29946	1,25712	1,28131	1,29396	0,33707	0,0319	0,00963	0,01164
Corumbataí	2,75772	0,34228	1,43689	1,46086	1,48663	0,16701	0,0359	0,00477	0,01152
Farol	2,39216	0,35784	1,50221	1,54926	1,58321	1,12104	0,07634	0,03203	0,02276
Formosa	2,13919	-0,10319	-0,43319	-0,47006	-0,46461	4,30268	0,01961	0,12293	-0,01831
Goioere	2,74326	-0,22326	-0,93724	-0,95226	-0,95091	0,12293	0,01464	0,00351	-0,00721
Iguatu	2,76595	0,45705	1,91872	1,95154	2,04029	0,19509	0,0657	0,00557	0,01577
Iracema	2,414	-0,183	-0,76823	-0,79015	-0,78569	0,94309	0,01807	0,02695	-0,01059
Janiópolis	2,47866	0,12134	0,50939	0,5205	0,51485	0,50632	0,00597	0,01447	0,00535
Jesuítas	2,19506	0,03494	0,14668	0,15686	0,15459	3,42256	0,00177	0,09779	0,00502
Juranda	2,9863	-0,2593	-1,08856	-1,13369	-1,13862	1,75898	0,05439	0,05026	-0,02195
Luziana	2,70043	0,39957	1,67739	1,70198	1,7531	0,03194	0,04278	0,00091	0,0118
Mamborê	2,57508	0,32492	1,36401	1,3855	1,40522	0,10529	0,03049	0,00301	0,01032
Maripá	2,42619	-0,32619	-1,36936	-1,40647	-1,4278	0,85041	0,05434	0,0243	-0,01792
Nova A.	2,74099	-0,13799	-0,57928	-0,58851	-0,58276	0,11662	0,00556	0,00333	-0,00443
Nova C.	2,47724	0,24976	1,04849	1,0715	1,07391	0,51446	0,02547	0,0147	0,01108
Ouro V. O.	2,65818	-0,17818	-0,74799	-0,7586	-0,75377	0,00008	0,00822	0	-0,00509
Palotina	2,50362	-0,30362	-1,27458	-1,29982	-1,31362	0,37379	0,03379	0,01068	-0,01214
Peabiru	2,88279	0,41721	1,75146	1,79836	1,86251	0,82943	0,08776	0,0237	0,02264
Quarto C.	2,48887	-0,13387	-0,56198	-0,57376	-0,56801	0,44968	0,00697	0,01285	-0,00567
Rancho A.	2,72284	-0,12284	-0,51568	-0,52355	-0,51788	0,07217	0,00422	0,00206	-0,00378
Santa T.	3,0677	0,0323	0,13561	0,14342	0,14133	2,73241	0,00122	0,07807	0,00382
São Pedro	2,81699	0,03301	0,13856	0,1414	0,13935	0,4181	0,00041	0,01195	0,00137
Toledo	2,60685	-0,20685	-0,86834	-0,88116	-0,87819	0,0388	0,01155	0,00111	-0,00615
Tuneiras	2,30992	-0,10992	-0,46143	-0,48184	-0,47633	1,92916	0,01049	0,05512	-0,00994
Tupãssi	2,68228	-0,28228	-1,18503	-1,20204	-1,21022	0,0112	0,02089	0,00032	-0,00816
Ubiratã	2,84394	-0,04394	-0,18444	-0,18864	-0,18595	0,56967	0,00082	0,01628	-0,00202

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-I

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -1,46 + 3,03 \text{ NDVI_ref_normalizada } 07/12/2003 + 1,88 \text{ NDVI_ref_normalizada } 09/02/2004 + 1,50 \text{ NDVI_ref_normalizada } 25/02/2004$$

($R^2 = 70,9^{\text{Stepwise}}$)

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,0371	0,1629	0,84302	0,90656	0,90396	3,76196	0,03214	0,10748	0,02548
Araruna	2,60651	-0,12751	-0,65983	-0,6876	-0,68183	1,79762	0,01016	0,05136	-0,01096
Assis C.	2,14893	0,05107	0,26427	0,28571	0,28157	4,08181	0,00344	0,11662	0,00862
Boa E.	2,74467	-0,04467	-0,23117	-0,24333	-0,23972	2,44099	0,0016	0,06974	-0,00483
Braganey	2,8145	-0,1145	-0,59255	-0,60365	-0,59755	0,30319	0,00345	0,00866	-0,00433
Cafelândia	2,61581	0,11119	0,57538	0,6141	0,60802	3,30271	0,01312	0,09436	0,01547
Campina	3,09711	-0,12211	-0,63191	-0,68779	-0,68202	4,48401	0,02184	0,12811	-0,02255
Campo B.	2,60241	-0,10241	-0,52996	-0,53784	-0,53178	0,04619	0,00217	0,00132	-0,00307
Campo M.	2,68035	0,06965	0,36042	0,38669	0,38149	3,62128	0,00565	0,10347	0,01052
Cascavel	2,77225	-0,02225	-0,11514	-0,11727	-0,11545	0,28944	0,00013	0,00827	-0,00083
Corbélia	2,81622	0,28378	1,46854	1,55783	1,59497	2,9249	0,07602	0,08357	0,03556
Corumbataí	3,05966	0,04034	0,20878	0,22233	0,219	3,16419	0,00166	0,09041	0,00541
Farol	2,65456	0,09544	0,4939	0,52326	0,51724	2,84514	0,00838	0,08129	0,01168
Formosa	2,35577	-0,31977	-1,65478	-1,72225	-1,77961	1,71623	0,0617	0,04904	-0,02661
Goioere	2,63338	-0,11338	-0,58675	-0,60701	-0,60092	1,32524	0,00647	0,03786	-0,00797
Iguatu	2,88624	0,33676	1,74271	1,84139	1,91678	2,67844	0,09871	0,07653	0,03922
Iracema	2,30416	-0,07316	-0,37862	-0,40465	-0,3993	3,38653	0,00582	0,09676	-0,01041
Janiópolis	2,57086	0,02914	0,1508	0,16148	0,159	3,5045	0,00096	0,10013	0,00427
Jesuítas	2,28526	-0,05526	-0,28595	-0,32057	-0,31603	6,17907	0,0066	0,17654	-0,01419
Juranda	3,06894	-0,34194	-1,76951	-1,85426	-1,93178	2,15382	0,0843	0,06154	-0,03354
Luziana	2,841	0,259	1,34033	1,37704	1,39738	0,86899	0,02632	0,02483	0,01438
Mamborê	2,79644	0,10356	0,53594	0,56714	0,56103	2,77259	0,00963	0,07922	0,01241
Maripá	1,9781	0,1219	0,63081	0,72019	0,71466	7,17585	0,03935	0,20502	0,03699
Nova A.	2,84603	-0,24303	-1,25767	-1,32213	-1,33837	2,35699	0,04594	0,06734	-0,02555
Nova C.	2,70804	0,01896	0,09813	0,09982	0,09826	0,20489	0,00009	0,00585	0,00066
Ouro V. O.	2,42316	0,05684	0,29414	0,33183	0,32717	6,52665	0,00751	0,18648	0,0155
Palotina	2,2748	-0,0748	-0,38707	-0,43135	-0,4258	5,84412	0,01125	0,16697	-0,01809
Peabiru	2,88707	0,41293	2,13688	2,24677	2,40959	2,36774	0,13313	0,06765	0,04356
Quarto C.	2,37432	-0,01932	-0,09999	-0,10632	-0,10466	3,06815	0,00037	0,08766	-0,00252
Rancho A.	2,84394	-0,24394	-1,26239	-1,29471	-1,30907	0,75364	0,02174	0,02153	-0,01265
Santa T.	3,07909	0,02091	0,10821	0,11636	0,11455	3,75713	0,00053	0,10735	0,00327
São Pedro	2,49025	0,35975	1,86168	1,92464	2,01452	1,28033	0,0637	0,03658	0,02475
Toledo	2,54519	-0,14519	-0,75133	-0,79666	-0,79201	2,8974	0,01972	0,08278	-0,01805
Tuneiras	2,37596	-0,17596	-0,9106	-0,96163	-0,96047	2,6439	0,02664	0,07554	-0,02027
Tupãssi	2,33446	0,06554	0,33918	0,37483	0,36974	5,36909	0,00777	0,1534	0,0145
Ubiratã	3,06047	-0,26047	-1,34789	-1,43401	-1,45909	3,10529	0,06779	0,08872	-0,03435

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-J

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -1,84 + 7,9 \text{ GVI_ref_normalizada } 21/11/2003 + 6,0 \text{ GVI_ref_normalizada } 23/12/2003 + 6,4 \text{ GVI_ref_normalizada } 09/02/2004 + 3,6 \text{ GVI_ref_normalizada } 25/02/2004$$

($R^2 = 71,8$ *Stepwise*)

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,06587	0,13413	0,69439	0,78311	0,77811	6,50879	0,03334	0,18597	0,03646
Araruna	2,59215	-0,11315	-0,58576	-0,60537	-0,59908	1,25956	0,00499	0,03599	-0,00771
Assis C.	2,12661	0,07339	0,37996	0,41063	0,40506	4,06167	0,00567	0,11605	0,01233
Boa E.	2,53731	0,16269	0,84224	0,92438	0,92214	4,9713	0,03496	0,14204	0,03328
Braganey	2,99411	-0,29411	-1,52256	-1,59317	-1,63566	2,0614	0,04818	0,0589	-0,02791
Cafelândia	2,63786	0,08914	0,46146	0,48229	0,47624	1,98656	0,0043	0,05676	0,00823
Campina	3,11812	-0,14312	-0,74093	-0,82052	-0,81609	5,48859	0,03048	0,15682	-0,0324
Campo B.	2,49316	0,00684	0,03542	0,04031	0,03965	6,99249	0,0001	0,19979	0,00202
Campo M.	3,05868	-0,30868	-1,59803	-1,81936	-1,89373	7,02547	0,19608	0,20073	-0,09143
Cascavel	2,86348	-0,11348	-0,58747	-0,60446	-0,59817	0,96803	0,00429	0,02766	-0,00666
Corbélia	2,89378	0,20622	1,06757	1,10587	1,11	1,40997	0,01786	0,04028	0,01506
Corumbataí	3,04591	0,05409	0,28001	0,33406	0,32922	9,43638	0,00945	0,26961	0,02289
Farol	2,54585	0,20415	1,05689	1,14308	1,14897	4,1068	0,04436	0,11734	0,03465
Formosa	2,12443	-0,08843	-0,45779	-0,49097	-0,48488	3,59957	0,00724	0,10284	-0,01329
Goioere	2,72031	-0,20031	-1,03699	-1,09522	-1,09888	2,65025	0,0277	0,07572	-0,02313
Iguatu	2,7716	0,4514	2,33686	2,40845	2,62787	1,07769	0,07217	0,03079	0,02808
Iracema	2,22823	0,00277	0,01436	0,01514	0,01489	2,53769	0,00001	0,07251	0,00031
Janiópolis	2,58944	0,01056	0,05465	0,05976	0,05879	4,75764	0,00014	0,13593	0,00207
Jesuítas	2,12907	0,10093	0,52249	0,60728	0,60099	8,11933	0,02588	0,23198	0,03542
Juranda	2,94342	-0,21642	-1,12037	-1,19995	-1,20885	3,51627	0,04236	0,10046	-0,03184
Luziana	2,87799	0,22201	1,14934	1,21141	1,22096	2,52261	0,03256	0,07207	0,02463
Mamborê	2,6881	0,2119	1,09698	1,16239	1,16926	2,85634	0,03319	0,08161	0,02603
Maripá	2,20034	-0,10034	-0,51946	-0,56384	-0,55754	4,3211	0,01133	0,12346	-0,01788
Nova A.	2,54298	0,06002	0,31073	0,31998	0,3153	1,02308	0,00124	0,02923	0,00363
Nova C.	2,80245	-0,07545	-0,3906	-0,40273	-0,39722	1,10342	0,00204	0,03153	-0,00476
Ouro V. O.	2,60791	-0,12791	-0,66218	-0,6851	-0,67912	1,33003	0,00661	0,038	-0,00901
Palotina	2,53074	-0,33074	-1,71223	-1,83259	-1,90916	3,47403	0,09774	0,09926	-0,04813
Peabiru	3,06326	0,23674	1,22561	1,48628	1,51717	10,22819	0,20792	0,29223	0,11142
Quarto C.	2,37556	-0,02056	-0,10644	-0,11057	-0,1088	1,59548	0,00019	0,04559	-0,00163
Rancho A.	2,6688	-0,0688	-0,35618	-0,37898	-0,37368	3,11245	0,0038	0,08893	-0,00909
Santa T.	3,02566	0,07434	0,38485	0,4074	0,40185	2,79525	0,004	0,07986	0,00897
São Pedro	2,73961	0,11039	0,57147	0,62612	0,61987	4,8711	0,01571	0,13917	0,02212
Toledo	2,45669	-0,05669	-0,2935	-0,3205	-0,31582	4,67791	0,00396	0,13365	-0,01091
Tuneiras	2,55946	-0,35946	-1,86089	-2,14249	-2,28348	7,62377	0,29888	0,21782	-0,11702
Tupãssi	2,33628	0,06372	0,32988	0,36562	0,36046	5,53664	0,00611	0,15819	0,01456
Ubiratã	2,65779	0,14221	0,73623	0,75102	0,74562	0,39314	0,00458	0,01123	0,00577

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-L

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -1,87 + 2,36 \text{ NDVI_ref_normalizada } 07/12/2003 + 2,38 \text{ NDVI_ref_normalizada } 09/02/2004 + 3,98 \text{ GVI_ref_normalizada } 21/11/2003 - 3,46 \text{ GVI_ref_normalizada } 07/12/2003 + 3,90 \text{ GVI_ref_normalizada } 23/12/2003 + 3,20 \text{ GVI_ref_normalizada } 25/02/2004$$

$$(R^2 = 80,3^{\text{Stepwise}})$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,06358	0,13642	0,81768	0,94277	0,9409	7,69941	0,04182	0,21998	0,04493
Araruna	2,62844	-0,14944	-0,89574	-0,93293	-0,93077	1,76237	0,01054	0,05035	-0,01267
Assis C.	2,072	0,128	0,76723	0,84918	0,84498	5,45708	0,02318	0,15592	0,0288
Boa E.	2,62306	0,07694	0,46116	0,51287	0,50625	5,73021	0,0089	0,16372	0,01822
Braganey	2,94437	-0,24437	-1,46475	-1,55006	-1,59041	2,77428	0,04115	0,07927	-0,02929
Cafelândia	2,72424	0,00276	0,01654	0,01845	0,01813	5,89036	0,00001	0,1683	0,00067
Campina	2,95248	0,02252	0,13498	0,1497	0,14716	5,57176	0,00074	0,15919	0,00518
Campo B.	2,52246	-0,02246	-0,13463	-0,15559	-0,15294	7,82036	0,00116	0,22344	-0,00754
Campo M.	2,87252	-0,12252	-0,73436	-0,97583	-0,97499	14,20624	0,10417	0,40589	-0,09382
Cascavel	2,81702	-0,06702	-0,4017	-0,41585	-0,40984	1,36774	0,00177	0,03908	-0,0048
Corbélia	3,03639	0,06361	0,38124	0,41608	0,41007	4,64358	0,00473	0,13267	0,01216
Corumbataí	3,09927	0,00073	0,00437	0,00521	0,00512	9,38097	0	0,26803	0,00031
Farol	2,61584	0,13416	0,80411	0,86551	0,86166	3,81722	0,01697	0,10906	0,02127
Formosa	2,24559	-0,20959	-1,25625	-1,36262	-1,38396	4,27906	0,04682	0,12226	-0,037
Goioere	2,72808	-0,20808	-1,24719	-1,33036	-1,34904	3,2671	0,03485	0,09335	-0,02868
Iguatu	2,98462	0,23838	1,42882	1,54959	1,58988	4,27081	0,06044	0,12202	0,042
Iracema	2,27541	-0,04441	-0,2662	-0,28417	-0,27961	3,31341	0,00161	0,09467	-0,0062
Janiópolis	2,52926	0,07074	0,42398	0,47047	0,46406	5,60272	0,00731	0,16008	0,01636
Jesuítas	2,15981	0,07019	0,42071	0,50407	0,49749	9,64707	0,01581	0,27563	0,03057
Juranda	2,97514	-0,24814	-1,48733	-1,59921	-1,64563	3,75372	0,05703	0,10725	-0,03874
Luziana	2,91621	0,18379	1,10162	1,21207	1,22235	5,11618	0,0442	0,14618	0,0387
Mamborê	2,65941	0,24059	1,44207	1,52697	1,56462	2,81152	0,04037	0,08033	0,02916
Maripá	1,99622	0,10378	0,62206	0,72641	0,72035	8,36044	0,02741	0,23887	0,03774
Nova A.	2,7567	-0,1537	-0,92125	-1,03465	-1,03595	6,27941	0,03997	0,17941	-0,04017
Nova C.	2,77742	-0,05042	-0,30224	-0,32678	-0,32169	4,0873	0,00258	0,11678	-0,00852
Ouro V. O.	2,46829	0,01171	0,07017	0,07877	0,07741	6,2509	0,00023	0,1786	0,00304
Palotina	2,45896	-0,25896	-1,55216	-2,03875	-2,16439	13,74102	0,43065	0,3926	-0,18781
Peabiru	2,97148	0,32852	1,96912	2,35994	2,5798	9,66029	0,34716	0,27601	0,14335
Quarto C.	2,35889	-0,00389	-0,0233	-0,02533	-0,02489	4,40285	0,00002	0,1258	-0,00071
Rancho A.	2,6686	-0,0686	-0,41117	-0,44183	-0,43561	3,71751	0,00431	0,10621	-0,01061
Santa T.	3,1841	-0,0841	-0,50408	-0,56353	-0,55679	6,02334	0,01133	0,1721	-0,02101
São Pedro	2,61121	0,23879	1,4313	1,57184	1,61482	5,00697	0,07272	0,14306	0,0492
Toledo	2,45657	-0,05657	-0,33905	-0,37048	-0,3649	4,7142	0,0038	0,13469	-0,01097
Tuneiras	2,365	-0,165	-0,98898	-1,12276	-1,12802	6,87147	0,05201	0,19633	-0,04766
Tupãssi	2,25885	0,14115	0,84604	0,96429	0,96308	7,08536	0,03973	0,20244	0,04221
Ubiratã	2,83551	-0,03551	-0,21283	-0,23621	-0,23233	5,6158	0,00185	0,16045	-0,00823

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-M

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 6,436 + 13,46 \text{ NDVI_ref_normalizada} \\ (R^2 = 59,29)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	2,55168	0,29932	1,42134	1,44199	1,46616	0,02258	0,03041	0,00065	0,00876
Araruna	2,06926	-0,16926	-0,80375	-0,85961	-0,85623	3,42893	0,05314	0,09797	-0,02435
Assis C.	2,55871	0,04129	0,19606	0,19894	0,19611	0,0322	0,00058	0,00092	0,00122
Boa E.	2,47629	-0,12129	-0,57594	-0,58434	-0,5786	0,02644	0,00501	0,00076	-0,00356
Braganey	2,7815	0,0185	0,08786	0,09075	0,08942	1,21877	0,00027	0,03482	0,00124
Cafelândia	2,95337	-0,30337	-1,4406	-1,53755	-1,57035	3,3024	0,16445	0,09435	-0,04221
Campina	2,54295	0,32705	1,55301	1,57534	1,61194	0,01301	0,03594	0,00037	0,00947
Campo B.	2,67507	0,17493	0,83065	0,84792	0,84433	0,43868	0,0151	0,01253	0,00735
Campo M.	2,28671	-0,10671	-0,50674	-0,52087	-0,51521	0,90122	0,00767	0,02575	-0,00604
Cascavel	2,60962	-0,25462	-1,20908	-1,229	-1,23861	0,15265	0,02508	0,00436	-0,00845
Corbélia	2,83798	0,26202	1,24422	1,29645	1,31004	1,79127	0,07204	0,05118	0,02246
Corumbataí	2,35944	-0,18944	-0,89957	-0,91801	-0,91583	0,41928	0,01745	0,01198	-0,00784
Farol	2,40623	-0,19823	-0,9413	-0,95755	-0,95635	0,20553	0,01596	0,00587	-0,0069
Formosa	2,2072	0,1428	0,67811	0,70488	0,69957	1,63662	0,02001	0,04676	0,0115
Goioere	2,12162	-0,18762	-0,89095	-0,94129	-0,93967	2,67137	0,05148	0,07632	-0,0218
Iguatu	2,3992	0,4008	1,90325	1,93688	2,02306	0,23284	0,06689	0,00665	0,01429
Iracema	2,37035	-0,15035	-0,71394	-0,72796	-0,72283	0,3627	0,01051	0,01036	-0,00596
Janiópolis	2,28744	0,06756	0,32081	0,32973	0,32537	0,8955	0,00306	0,02559	0,00381
Jesuítas	2,17035	0,22965	1,09051	1,1409	1,14615	2,05126	0,06154	0,05861	0,02171
Juranda	2,54126	0,05874	0,27895	0,28295	0,27909	0,01145	0,00116	0,00033	0,0017
Luziana	2,40477	0,28723	1,36392	1,38758	1,40746	0,21104	0,03369	0,00603	0,01005
Mamborê	2,59071	-0,11071	-0,52572	-0,53394	-0,52825	0,09749	0,00449	0,00279	-0,00349
Maripá	2,91653	-0,09053	-0,42987	-0,45488	-0,44951	2,77001	0,01239	0,07914	-0,01084
Nova A.	2,45786	-0,05786	-0,27477	-0,2789	-0,27508	0,05716	0,00118	0,00163	-0,00175
Nova C.	2,33883	0,26417	1,25442	1,28238	1,29508	0,53734	0,03706	0,01535	0,01191
Ouro V. O.	2,67168	-0,09168	-0,43535	-0,44428	-0,43897	0,42022	0,00409	0,01201	-0,0038
Palotina	2,8838	0,2162	1,02665	1,07891	1,0816	2,33638	0,06076	0,06675	0,02257
Peabiru	2,39168	-0,20768	-0,9862	-1,00409	-1,00421	0,26391	0,01846	0,00754	-0,0076
Quarto C.	2,39702	-0,44702	-2,12269	-2,16049	-2,29158	0,24166	0,08385	0,0069	-0,01606
Rancho A.	2,33762	0,26238	1,24593	1,27384	1,28603	0,54474	0,03676	0,01556	0,01189
Santa T.	2,72162	0,00538	0,02555	0,0262	0,02581	0,73186	0,00002	0,02091	0,00028
São Pedro	2,64792	0,07208	0,34227	0,34867	0,34412	0,30212	0,0023	0,00863	0,00272
Toledo	2,76041	-0,04041	-0,19187	-0,19762	-0,1948	1,03318	0,00119	0,02952	-0,00246
Tuneiras	2,17205	-0,17205	-0,81698	-0,85447	-0,85099	2,03114	0,03427	0,05803	-0,01615
Tupãssi	2,90877	-0,20877	-0,99136	-1,04725	-1,04879	2,66389	0,06357	0,07611	-0,0242
Ubiratã	2,7495	-0,0225	-0,10683	-0,10988	-0,10827	0,94319	0,00035	0,02695	-0,0013

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-N

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 2,794 + 24,21 \text{ GVI_ref_superfície} \\ (R^2 = 76,2)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	2,62632	0,22468	1,42697	1,45062	1,47551	0,15944	0,03516	0,00456	0,00751
Araruna	1,81006	0,08994	0,57123	0,6436	0,63797	6,45709	0,05581	0,18449	0,02424
Assis C.	2,56167	0,03833	0,24345	0,24701	0,24357	0,02769	0,0009	0,00079	0,00113
Boa E.	2,46118	-0,10618	-0,67435	-0,6843	-0,67886	0,03825	0,00696	0,00109	-0,00316
Braganey	2,70792	0,09208	0,5848	0,59733	0,59159	0,4806	0,00773	0,01373	0,00399
Cafelândia	2,79848	-0,14848	-0,94303	-0,97136	-0,97053	1,03933	0,02877	0,0297	-0,00905
Campina	2,58637	0,28363	1,80139	1,8287	1,89733	0,06522	0,05108	0,00186	0,00866
Campo B.	2,79194	0,05806	0,36872	0,37952	0,37469	0,99187	0,00428	0,02834	0,00345
Campo M.	2,26819	-0,08819	-0,56011	-0,5748	-0,56906	0,79347	0,00878	0,02267	-0,00469
Cascavel	2,63504	-0,28004	-1,77854	-1,80871	-1,87437	0,1855	0,05596	0,0053	-0,00958
Corbélia	2,86556	0,23444	1,48898	1,54668	1,58037	1,59035	0,09449	0,04544	0,01852
Corumbataí	2,25003	-0,08003	-0,50828	-0,52256	-0,5169	0,9143	0,00778	0,02612	-0,00456
Farol	2,20015	0,00785	0,04986	0,05155	0,05079	1,29021	0,00009	0,03686	0,00054
Formosa	2,23913	0,11087	0,70412	0,72474	0,71958	0,9909	0,01561	0,02831	0,00659
Goioere	2,09579	-0,16179	-1,02752	-1,07896	-1,08166	2,28559	0,05974	0,0653	-0,0166
Iguatu	2,4745	0,3255	2,06731	2,09731	2,21444	0,02179	0,06429	0,00062	0,00951
Iracema	2,3665	-0,1465	-0,93044	-0,94766	-0,9462	0,28797	0,01677	0,00823	-0,00547
Janiópolis	2,28248	0,07252	0,4606	0,47204	0,46658	0,70443	0,00561	0,02013	0,00365
Jesuítas	2,35657	0,04343	0,27581	0,28108	0,27724	0,32764	0,00152	0,00936	0,00168
Juranda	2,56917	0,03083	0,19578	0,19867	0,19584	0,03742	0,00059	0,00107	0,00092
Luziana	2,64835	0,04365	0,2772	0,28208	0,27823	0,22913	0,00141	0,00655	0,00155
Mamborê	2,51154	-0,03154	-0,20034	-0,20318	-0,20029	0,0002	0,00059	0,00001	-0,0009
Maripá	2,94764	-0,12164	-0,77256	-0,81301	-0,80886	2,42358	0,03551	0,06925	-0,01307
Nova A.	2,49629	-0,09629	-0,61154	-0,62026	-0,61456	0,00478	0,00552	0,00014	-0,00277
Nova C.	2,34592	0,25708	1,63275	1,66506	1,71166	0,37305	0,05541	0,01066	0,01028
Ouro V. O.	2,64279	-0,06279	-0,39876	-0,40567	-0,40063	0,21033	0,00288	0,00601	-0,0022
Palotina	3,07913	0,02087	0,13258	0,14343	0,14135	4,12261	0,00175	0,11779	0,00356
Peabiru	2,29894	-0,11494	-0,73002	-0,74708	-0,74213	0,60839	0,0132	0,01738	-0,00544
Quarto C.	2,33599	-0,38599	-2,45147	-2,50166	-2,72847	0,41801	0,12943	0,01194	-0,01597
Rancho A.	2,41323	0,18677	1,18617	1,2054	1,21376	0,13564	0,02375	0,00388	0,0061
Santa T.	2,76797	-0,04097	-0,26022	-0,26718	-0,2635	0,82732	0,00193	0,02364	-0,00222
São Pedro	2,67717	0,04283	0,27202	0,27727	0,27347	0,33928	0,0015	0,00969	0,00167
Toledo	2,78202	-0,06202	-0,39388	-0,40499	-0,39995	0,92191	0,00469	0,02634	-0,00355
Tuneiras	2,02024	-0,02024	-0,12853	-0,13692	-0,13493	3,18252	0,00126	0,09093	-0,00273
Tupãssi	2,87887	-0,17887	-1,13605	-1,18232	-1,18951	1,71365	0,05809	0,04896	-0,01487
Ubiratã	2,76386	-0,03686	-0,23408	-0,24024	-0,23688	0,80056	0,00154	0,02287	-0,00197

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-O

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -1,51 + 3,35 \text{ NDVI_ref_normalizada } 23/11/2004 + 1,25 \text{ NDVI_ref_normalizada } 09/12/2004 + 2,7 \text{ NDVI_ref_normalizada } 25/12/2004$$

($R^2 = 63,4$ *Stepwise*)

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	2,80415	0,04685	0,23288	0,28705	0,2829	10,99084	0,0107	0,31402	0,02433
Araruna	1,96349	-0,06349	-0,31561	-0,34892	-0,34408	5,39189	0,00676	0,15405	-0,01411
Assis C.	2,55015	0,04985	0,24784	0,26585	0,26195	3,60843	0,00266	0,1031	0,00751
Boa E.	2,24735	0,10765	0,53516	0,57817	0,57206	4,04129	0,01397	0,11547	0,018
Braganey	2,65995	0,14005	0,69624	0,76811	0,76308	5,27176	0,03203	0,15062	0,03041
Cafelândia	2,64345	0,00655	0,03256	0,03324	0,03272	0,45695	0,00001	0,01306	0,00028
Campina	2,75881	0,11119	0,55277	0,57106	0,56495	1,23371	0,00548	0,03525	0,00748
Campo B.	2,53996	0,31004	1,54129	1,56626	1,60431	0,13478	0,02003	0,00385	0,01013
Campo M.	2,41275	-0,23275	-1,15708	-1,24978	-1,26127	4,02752	0,06508	0,11507	-0,03879
Cascavel	2,61224	-0,25724	-1,2788	-1,44009	-1,4657	6,42848	0,13903	0,18367	-0,06898
Corbélia	2,66218	0,43782	2,17652	2,25257	2,41698	1,35095	0,09019	0,0386	0,03113
Corumbataí	2,4301	-0,2601	-1,29302	-1,36016	-1,3792	2,39817	0,04928	0,06852	-0,02772
Farol	2,29324	-0,08524	-0,42378	-0,44218	-0,43656	1,88129	0,00434	0,05375	-0,00757
Formosa	2,26949	0,08051	0,40025	0,42917	0,42363	3,5859	0,00689	0,10245	0,01206
Goioere	2,14345	-0,20945	-1,04125	-1,12587	-1,13077	4,09131	0,0536	0,11689	-0,03543
Iguatu	2,56409	0,23591	1,17278	1,21244	1,22174	1,28043	0,02528	0,03658	0,01623
Iracema	2,15327	0,06673	0,33172	0,35775	0,35282	3,93455	0,00522	0,11242	0,01088
Janiópolis	2,25579	0,09921	0,49321	0,51402	0,50803	1,80396	0,00569	0,05154	0,00855
Jesuítas	2,23604	0,16396	0,81511	0,88175	0,87861	4,11842	0,03308	0,11767	0,02791
Juranda	2,4809	0,1191	0,59208	0,62027	0,6142	2,13687	0,00938	0,06105	0,01161
Luziana	2,41259	0,27941	1,38905	1,42317	1,44731	0,68572	0,02518	0,01959	0,01389
Mamborê	2,522	-0,042	-0,20881	-0,22415	-0,22079	3,65386	0,00191	0,1044	-0,0064
Maripá	2,80021	0,02579	0,12819	0,13691	0,13479	3,34381	0,00066	0,09554	0,00363
Nova A.	2,4489	-0,0489	-0,24311	-0,24825	-0,24458	0,46295	0,00066	0,01323	-0,00209
Nova C.	2,62753	-0,02453	-0,12193	-0,12849	-0,1265	2,50994	0,00046	0,07171	-0,00271
Ouro V. O.	2,82432	-0,24432	-1,21457	-1,29418	-1,3085	3,20116	0,05669	0,09146	-0,03308
Palotina	3,00601	0,09399	0,46726	0,5045	0,49854	4,00369	0,01055	0,11439	0,01558
Peabiru	2,39193	-0,20793	-1,03366	-1,08347	-1,08652	2,1715	0,02896	0,06204	-0,02052
Quarto C.	2,2231	-0,2731	-1,35768	-1,42814	-1,45271	2,39613	0,0543	0,06846	-0,02908
Rancho A.	2,28942	0,31058	1,544	1,62955	1,67488	2,60618	0,0756	0,07446	0,03537
Santa T.	2,70179	0,02521	0,12531	0,12899	0,12699	0,99551	0,00025	0,02844	0,0015
São Pedro	2,68923	0,03077	0,15296	0,15744	0,15502	0,98997	0,00037	0,02828	0,00183
Toledo	3,02303	-0,30303	-1,50645	-1,66508	-1,71482	5,37872	0,15365	0,15368	-0,06718
Tuneiras	2,33737	-0,33737	-1,67719	-1,72349	-1,78102	0,8829	0,04156	0,02523	-0,01888
Tupãssi	2,85655	-0,15655	-0,77825	-0,81675	-0,81239	2,24941	0,01691	0,06427	-0,01587
Ubiratã	2,72217	0,00483	0,02399	0,02481	0,02442	1,30106	0,00001	0,03717	0,00034

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-P

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 3,07 + 9,13 \text{ GVI_ref_superfície } 23/11/2004 + 2,40 \text{ GVI_ref_superfície } 09/12/2004 + 5,04 \text{ GVI_ref_superfície } 25/12/2004 + 5,19 \text{ GVI_ref_superfície } 26/01/2005 + 5,33 \text{ GVI_ref_superfície } 11/02/2005$$

($R^2 = 80,2$ *Stepwise*)

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITs
Anahy	2,80669	0,04431	0,28956	0,355	0,34976	10,74218	0,01057	0,30692	0,02229
Araruna	1,84325	0,05675	0,37084	0,44474	0,43871	9,69229	0,01445	0,27692	0,02487
Assis C.	2,4464	0,1536	1,00378	1,10729	1,11163	5,26567	0,04432	0,15045	0,03331
Boa E.	2,4229	-0,0679	-0,44372	-0,49307	-0,48676	5,68379	0,00952	0,16239	-0,01594
Braganey	2,80671	-0,00671	-0,04386	-0,0469	-0,04611	3,41012	0,00005	0,09743	-0,00096
Cafelândia	2,82224	-0,17224	-1,1256	-1,17691	-1,1848	2,01291	0,02153	0,05751	-0,01606
Campina	2,61792	0,25208	1,64737	1,70796	1,76738	1,46697	0,03642	0,04191	0,01888
Campo B.	2,93922	-0,08922	-0,58307	-0,71124	-0,70526	10,50528	0,04114	0,30015	-0,04353
Campo M.	2,25079	-0,07079	-0,4626	-0,48667	-0,48039	2,40473	0,00422	0,06871	-0,00756
Cascavel	2,65195	-0,29695	-1,94059	-2,0676	-2,19527	3,19595	0,09632	0,09131	-0,04014
Corbélia	2,94351	0,15649	1,02269	1,12077	1,12576	4,88565	0,04208	0,13959	0,03146
Corumbataí	2,29974	-0,12974	-0,84787	-0,96705	-0,96597	7,12324	0,0469	0,20352	-0,03904
Farol	2,13525	0,07275	0,47546	0,52671	0,52027	5,50779	0,01051	0,15737	0,01653
Formosa	2,24213	0,10787	0,70494	0,75528	0,74975	3,53859	0,01407	0,1011	0,01596
Goioere	2,0777	-0,1437	-0,93908	-1,00766	-1,00793	3,62943	0,02562	0,1037	-0,02175
Iguatu	2,50026	0,29974	1,95886	2,13726	2,28226	4,62684	0,14498	0,1322	0,05708
Iracema	2,34238	-0,12238	-0,79976	-0,86013	-0,8563	3,76845	0,01932	0,10767	-0,01917
Janiópolis	2,25997	0,09503	0,62103	0,65017	0,6438	2,09501	0,00677	0,05986	0,00913
Jesuítas	2,36787	0,03213	0,20996	0,24033	0,23652	7,31583	0,00299	0,20902	0,00997
Juranda	2,57405	0,02595	0,16959	0,18068	0,17774	3,19096	0,00073	0,09117	0,0035
Luziana	2,70518	-0,01318	-0,08614	-0,10081	-0,09913	8,47092	0,00063	0,24203	-0,00487
Mamborê	2,50888	-0,02888	-0,18876	-0,20173	-0,19847	3,38309	0,00096	0,09666	-0,0041
Maripá	2,83901	-0,01301	-0,08503	-0,09468	-0,0931	5,797	0,00036	0,16563	-0,00312
Nova A.	2,44573	-0,04573	-0,29883	-0,32168	-0,31682	3,82279	0,00274	0,10922	-0,00726
Nova C.	2,38586	0,21714	1,41908	1,52211	1,55789	3,60558	0,0581	0,10302	0,03268
Ouro V. O.	2,62434	-0,04434	-0,28978	-0,31151	-0,30677	3,74147	0,00252	0,1069	-0,0069
Palotina	3,0022	0,0978	0,63913	0,75185	0,74628	8,73556	0,03616	0,24959	0,03754
Peabiru	2,27207	-0,08807	-0,57557	-0,61793	-0,61145	3,66226	0,00971	0,10464	-0,01344
Quarto C.	2,28788	-0,33788	-2,20811	-2,27539	-2,45941	1,06696	0,05338	0,03048	-0,0209
Rancho A.	2,3362	0,2638	1,72396	1,8852	1,97413	4,75884	0,11598	0,13597	0,05165
Santa T.	2,77849	-0,05149	-0,33649	-0,36657	-0,36122	4,53668	0,00418	0,12962	-0,00962
São Pedro	2,67959	0,04041	0,26409	0,28415	0,27975	3,79445	0,00212	0,10841	0,00637
Toledo	2,69985	0,02015	0,13168	0,1505	0,14803	7,23432	0,00116	0,20669	0,00617
Tuneiras	2,04493	-0,04493	-0,29364	-0,31946	-0,31463	4,45812	0,00312	0,12737	-0,00825
Tupãssi	2,83814	-0,13814	-0,90276	-0,97409	-0,97323	3,96564	0,02598	0,1133	-0,02269
Ubiratã	2,75772	-0,03072	-0,20076	-0,21641	-0,21294	3,90464	0,00126	0,11156	-0,00497

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-Q

Testes de diagnósticos para os dados municipais Landsat 5/TM safra 2004/2005:

Modelo:

$$\begin{aligned} \text{Produtividade} = & -5,34 + 4,22 \text{ NDVI_ref_superfície 23/11/2004} - 1,76 \text{ NDVI_ref_superfície} \\ & \text{09/12/2004} + 1,72 \text{ NDVI_ref_superfície 25/12/2004} + 3,49 \text{ NDVI_ref_superfície 11/02/2005} + 8,09 \\ & \text{GVI_ref_superfície 09/12/2004} + 6,35 \text{ GVI_ref_superfície 26/01/2005} \\ & (R^2 = 84,1^{\text{Stepwise}}) \end{aligned}$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	2,83959	0,01141	0,08198	0,10191	0,10016	11,37649	0,00081	0,32504	0,00622
Araruna	1,7264	0,1736	1,24742	1,5109	1,54674	10,17024	0,15231	0,29058	0,08108
Assis C.	2,44866	0,15134	1,08745	1,22508	1,23619	6,45007	0,0577	0,18429	0,04073
Boa E.	2,39021	-0,03521	-0,25303	-0,28044	-0,27593	5,53545	0,00257	0,15816	-0,00804
Braganey	2,95641	-0,15641	-1,12389	-1,24598	-1,25845	5,55075	0,0508	0,15859	-0,03583
Cafelândia	2,75155	-0,10155	-0,72972	-0,77403	-0,76855	2,9203	0,01071	0,08344	-0,01271
Campina	2,71058	0,15942	1,14554	1,22414	1,23519	3,37827	0,03039	0,09652	0,02263
Campo B.	2,71599	0,13401	0,96296	1,05334	1,05541	4,77615	0,03115	0,13646	0,02634
Campo M.	2,21361	-0,03361	-0,24154	-0,25511	-0,25095	2,65181	0,00107	0,07577	-0,00388
Cascavel	2,69348	-0,33848	-2,43222	-2,64498	-2,98366	4,43208	0,1825	0,12663	-0,06181
Corbélia	2,93754	0,16246	1,16736	1,28509	1,30031	5,14691	0,04999	0,14705	0,03442
Corumbataí	2,24617	-0,07617	-0,54735	-0,58691	-0,58015	3,58685	0,00737	0,10248	-0,01141
Farol	2,35456	-0,14656	-1,05315	-1,12679	-1,13225	3,45284	0,02625	0,09865	-0,02121
Formosa	2,31398	0,03602	0,2588	0,27609	0,27165	3,27326	0,0015	0,09352	0,00497
Goioere	1,93713	-0,00313	-0,0225	-0,02865	-0,02815	12,44871	0,00007	0,35568	-0,00195
Iguatu	2,6443	0,1557	1,11883	1,25319	1,26616	6,13056	0,05712	0,17516	0,03964
Iracema	2,31341	-0,09341	-0,67125	-0,73155	-0,72556	4,56054	0,01435	0,1303	-0,01754
Janiópolis	2,34994	0,00506	0,03636	0,04115	0,04044	6,7077	0,00007	0,19165	0,00142
Jesuítas	2,282	0,118	0,8479	1,0033	1,00342	9,03037	0,05754	0,25801	0,04722
Juranda	2,59217	0,00783	0,0563	0,05981	0,05877	3,01765	0,00007	0,08622	0,00101
Luziana	2,45491	0,23709	1,7037	1,78776	1,86228	2,24181	0,04617	0,06405	0,02397
Mamborê	2,53412	-0,05412	-0,38886	-0,41454	-0,40854	3,23013	0,00335	0,09229	-0,00738
Maripá	2,80473	0,02127	0,15284	0,17079	0,16791	5,99975	0,00104	0,17142	0,00529
Nova A.	2,44924	-0,04924	-0,35386	-0,37313	-0,36752	2,54989	0,00223	0,07285	-0,00551
Nova C.	2,51777	0,08523	0,61246	0,72041	0,7143	8,73092	0,02844	0,24945	0,03269
Ouro V. O.	2,52091	0,05909	0,42464	0,50479	0,49821	9,26022	0,01504	0,26458	0,02441
Palotina	3,03571	0,06429	0,46196	0,58779	0,58103	12,40877	0,03055	0,35454	0,03979
Peabiru	2,34502	-0,16102	-1,15702	-1,35806	-1,37901	8,62308	0,09951	0,24637	-0,06082
Quarto C.	2,18948	-0,23948	-1,72082	-1,79517	-1,87097	1,86713	0,04065	0,05335	-0,02114
Rancho A.	2,45264	0,14736	1,05889	1,1504	1,1571	4,37431	0,03409	0,12498	0,02657
Santa T.	2,76397	-0,03697	-0,26567	-0,29585	-0,29115	5,80625	0,003	0,16589	-0,00888
São Pedro	2,76094	-0,04094	-0,29421	-0,31632	-0,31135	3,74889	0,00223	0,10711	-0,00638
Toledo	2,64144	0,07856	0,56449	0,65652	0,64995	8,15284	0,02171	0,23294	0,0277
Tuneiras	2,08331	-0,08331	-0,59865	-0,70484	-0,69859	8,77905	0,02741	0,25083	-0,03218
Tupãssi	2,75824	-0,05824	-0,41847	-0,47277	-0,46635	6,60529	0,00882	0,18872	-0,01609
Ubiratã	2,82688	-0,09988	-0,71769	-0,76255	-0,75691	3,02467	0,01071	0,08642	-0,01288

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-R

Testes de diagnósticos para os dados municipais MODIS safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 7,266 + 14,22 \text{ NDVI_médio_2003/2004}$$

$$(R^2 = 67,4)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	3,09318	0,10682	0,53845	0,56663	0,56089	2,42186	0,01724	0,0692	0,01147
Araruna	2,51629	-0,03729	-0,18797	-0,19133	-0,1886	0,24694	0,00066	0,00706	-0,00135
Assis C.	2,3391	-0,1391	-0,70118	-0,72479	-0,71964	1,27139	0,01799	0,03633	-0,00953
Boa E.	2,45368	0,24632	1,24168	1,26899	1,28089	0,51806	0,03581	0,0148	0,01095
Braganey	2,83551	-0,13551	-0,68309	-0,69697	-0,6916	0,40853	0,00998	0,01167	-0,00557
Cafelândia	2,85057	-0,12357	-0,62289	-0,63623	-0,63057	0,47991	0,00876	0,01371	-0,00535
Campina	2,83386	0,14114	0,71148	0,72587	0,72072	0,40106	0,01076	0,01146	0,00576
Campo B.	2,97279	-0,47279	-2,38328	-2,46356	-2,6778	1,27179	0,20789	0,03634	-0,03239
Campo M.	2,73297	0,01703	0,08585	0,08716	0,08588	0,0752	0,00012	0,00215	0,00053
Cascavel	2,92656	-0,17656	-0,89001	-0,9152	-0,91295	0,92777	0,02404	0,02651	-0,01013
Corbélia	3,0746	0,0254	0,12805	0,13432	0,13236	2,22036	0,00091	0,06344	0,00255
Corumbataí	3,02575	0,07425	0,37427	0,38963	0,38471	1,73251	0,00636	0,0495	0,00622
Farol	2,50567	0,24433	1,23166	1,25442	1,26546	0,28594	0,02934	0,00817	0,00911
Formosa	2,27704	-0,24104	-1,21507	-1,26661	-1,27837	1,81822	0,06949	0,05195	-0,02088
Goioere	2,26207	0,25793	1,30021	1,35846	1,3762	1,96477	0,08452	0,05614	0,02363
Iguatu	3,23551	-0,01251	-0,06306	-0,06837	-0,06736	4,25501	0,00041	0,12157	-0,0022
Iracema	2,34238	-0,11138	-0,56147	-0,58014	-0,5744	1,24517	0,01138	0,03558	-0,00753
Janiópolis	2,41935	0,18065	0,91063	0,93332	0,9315	0,70884	0,02197	0,02025	0,00911
Jesuítas	2,65283	-0,42283	-2,13144	-2,16168	-2,29305	0,00012	0,06676	0	-0,01208
Juranda	2,5694	0,1576	0,79445	0,80684	0,80261	0,09481	0,01024	0,00271	0,00496
Luziana	2,80707	0,29293	1,47665	1,504	1,53361	0,28939	0,04229	0,00827	0,01095
Mamborê	2,73456	0,16544	0,83396	0,84677	0,84316	0,07834	0,01109	0,00224	0,00512
Maripá	2,22631	-0,12631	-0,6367	-0,66912	-0,66359	2,33779	0,02338	0,06679	-0,01319
Nova A.	2,72529	-0,12229	-0,61646	-0,62576	-0,62007	0,06096	0,00596	0,00174	-0,00372
Nova C.	2,85695	-0,12995	-0,65508	-0,66942	-0,66389	0,51191	0,00992	0,01463	-0,00575
Ouro V. O.	2,527	-0,047	-0,23691	-0,24101	-0,23765	0,21052	0,00102	0,00601	-0,00164
Palotina	2,22457	-0,02457	-0,12386	-0,13021	-0,12831	2,35671	0,00089	0,06733	-0,00258
Peabiru	2,82619	0,47381	2,38842	2,43548	2,64078	0,36726	0,11802	0,01049	0,01885
Quarto C.	2,37627	-0,02127	-0,10721	-0,11035	-0,10873	0,99056	0,00036	0,0283	-0,00126
Rancho A.	2,40026	0,19974	1,00689	1,03383	1,03491	0,82791	0,02898	0,02365	0,01083
Santa T.	3,03413	0,06587	0,33205	0,3461	0,34157	1,81187	0,00518	0,05177	0,00569
São Pedro	2,92346	-0,07346	-0,37029	-0,38065	-0,37581	0,90664	0,00411	0,0259	-0,00417
Toledo	2,51785	-0,11785	-0,59409	-0,60467	-0,59894	0,24144	0,00657	0,0069	-0,00423
Tuneiras	2,39093	-0,19093	-0,96245	-0,98912	-0,98879	0,88943	0,02748	0,02541	-0,01073
Tupãssi	2,41482	-0,01482	-0,07469	-0,07658	-0,07546	0,73629	0,00015	0,02104	-0,00076
Ubiratã	2,70826	0,09174	0,46248	0,46928	0,46383	0,0347	0,00326	0,00099	0,00272

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-S

Testes de diagnósticos para os dados municipais MODIS safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 5,843 + 11,79 \text{ NDVI_médio_2004/2005} \\ (R^2 = 53,3)$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITs
Anahy	2,91984	-0,06884	-0,31204	-0,3316	-0,32721	3,03511	0,00711	0,08672	-0,0089
Araruna	2,16456	-0,26456	-1,19927	-1,25931	-1,27064	2,28576	0,08139	0,06531	-0,02715
Assis C.	2,36618	0,23382	1,05991	1,08154	1,08433	0,41369	0,02411	0,01182	0,00964
Boa E.	2,54822	-0,19322	-0,8759	-0,88858	-0,88576	0,01991	0,01152	0,00057	-0,00564
Braganey	2,84485	-0,04485	-0,2033	-0,21257	-0,20956	2,01379	0,00211	0,05754	-0,00418
Cafelândia	2,51761	0,13239	0,60014	0,60865	0,60293	0,00008	0,00529	0	0,00378
Campina	2,88195	-0,01195	-0,05416	-0,05705	-0,05621	2,49297	0,00018	0,07123	-0,00131
Campo B.	2,7847	0,0653	0,29603	0,30635	0,30223	1,34541	0,00333	0,03844	0,00463
Campo M.	2,52543	-0,34543	-1,56586	-1,58811	-1,62605	0,00184	0,0361	0,00005	-0,00989
Cascavel	2,60364	-0,24864	-1,12708	-1,1455	-1,15096	0,14428	0,02162	0,00412	-0,00819
Corbélia	2,87195	0,22805	1,03379	1,08679	1,08979	2,35878	0,06212	0,06739	0,02399
Corumbataí	2,49103	-0,32103	-1,45526	-1,47614	-1,50324	0,01109	0,03149	0,00032	-0,00928
Farol	2,46824	-0,26024	-1,17967	-1,19713	-1,20507	0,04142	0,02137	0,00118	-0,00776
Formosa	2,18357	0,16643	0,75445	0,78923	0,78476	2,04483	0,02938	0,05842	0,0157
Goioere	2,15367	-0,21967	-0,9958	-1,04804	-1,0496	2,42976	0,05913	0,06942	-0,02365
Iguatu	2,76141	0,03859	0,17495	0,18044	0,17785	1,1227	0,00104	0,03208	0,00246
Iracema	2,18561	0,03439	0,1559	0,16303	0,16067	2,01977	0,00124	0,05771	0,00321
Janiópolis	2,39967	-0,04467	-0,20251	-0,20614	-0,20321	0,2489	0,00077	0,00711	-0,00162
Jesuítas	2,19109	0,20891	0,947	0,98925	0,98892	1,95317	0,04463	0,0558	0,01905
Juranda	2,69804	-0,09804	-0,44445	-0,4549	-0,44954	0,61873	0,00493	0,01768	-0,00467
Luziana	2,57333	0,11867	0,53795	0,54608	0,54036	0,06213	0,00454	0,00178	0,00361
Mamborê	2,69302	-0,21302	-0,96564	-0,98787	-0,98751	0,58515	0,02272	0,01672	-0,00992
Maripá	2,54509	0,28091	1,27341	1,29178	1,30507	0,01628	0,02425	0,00047	0,00816
Nova A.	2,47439	-0,07439	-0,33722	-0,34216	-0,33767	0,03133	0,00173	0,0009	-0,0022
Nova C.	2,74209	-0,13909	-0,6305	-0,6486	-0,64298	0,95327	0,01225	0,02724	-0,0081
Ouro V. O.	2,33971	0,24029	1,08925	1,11413	1,11823	0,57343	0,02867	0,01638	0,0111
Palotina	2,79615	0,30385	1,3774	1,42796	1,45098	1,46229	0,07622	0,04178	0,02272
Peabiru	2,5294	-0,3454	-1,56574	-1,58803	-1,62597	0,0036	0,03616	0,0001	-0,00991
Quarto C.	2,29557	-0,34557	-1,56651	-1,6101	-1,65042	0,8976	0,07316	0,02565	-0,0195
Rancho A.	2,42633	0,17367	0,78728	0,80019	0,79586	0,14752	0,01058	0,00421	0,00574
Santa T.	2,45905	0,26795	1,21464	1,23295	1,24278	0,05909	0,02308	0,00169	0,00814
São Pedro	2,42374	0,29626	1,34296	1,36515	1,38337	0,15619	0,03104	0,00446	0,00987
Toledo	2,39648	0,32352	1,46655	1,49313	1,52175	0,26283	0,04077	0,00751	0,01183
Tuneiras	2,07281	-0,07281	-0,33007	-0,35422	-0,34962	3,6372	0,00952	0,10392	-0,01104
Tupãssi	2,43545	0,26455	1,19922	1,21836	1,2274	0,11886	0,02388	0,0034	0,00851
Ubiratã	2,79315	-0,06615	-0,29986	-0,31072	-0,30656	1,43124	0,00356	0,04089	-0,00488

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-T

Testes de diagnósticos para os dados municipais MODIS safra 2003/2004:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = -12,3 + 2,74 \text{ NDVI_Nov } 16_30 + 1,19 \text{ NDVI_Dez } 1_16 - 5,87 \text{ NDVI_Jan } 1_16 + 7,23 \text{ NDVI_Jan } 16_31 + 2,28 \text{ NDVI_Fev } 16_28$$

($R^2 = 85,4$ *Stepwise*)

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITs
Anahy	3,062	0,138	0,9756	1,20539	1,21492	11,10034	0,12751	0,31715	0,07266
Araruna	2,61802	-0,13902	-0,98283	-1,01692	-1,01751	1,33469	0,01216	0,03813	-0,00981
Assis C.	2,29937	-0,09937	-0,70249	-0,75952	-0,75404	4,08715	0,01625	0,11678	-0,01679
Boa E.	2,65893	0,04107	0,29035	0,32602	0,32111	6,2672	0,00462	0,17906	0,01071
Braganey	2,6407	0,0593	0,41924	0,44438	0,43835	2,87581	0,00407	0,08217	0,00733
Cafelândia	2,85107	-0,12407	-0,87715	-0,91723	-0,91473	2,01949	0,01311	0,0577	-0,0116
Campina	2,80514	0,16986	1,20085	1,30336	1,31935	4,31701	0,0504	0,12334	0,03024
Campo B.	2,8764	-0,3764	-2,66101	-2,92119	-3,39529	4,98471	0,29171	0,14242	-0,0772
Campo M.	2,93264	-0,18264	-1,29122	-1,38503	-1,4075	3,60856	0,04815	0,1031	-0,0275
Cascavel	2,91776	-0,16776	-1,18599	-1,23461	-1,24593	1,73008	0,02126	0,04943	-0,01404
Corbélia	3,02935	0,07065	0,49944	0,52616	0,51972	2,49194	0,00507	0,0712	0,00776
Corumbataí	3,10818	-0,00818	-0,05785	-0,06111	-0,06009	2,6601	0,00007	0,076	-0,00095
Farol	2,65015	0,09985	0,70587	0,76462	0,75921	4,20007	0,0169	0,12	0,01731
Formosa	1,97215	0,06385	0,4514	0,58151	0,57498	12,93752	0,03717	0,36964	0,04211
Goioere	2,38785	0,13215	0,93425	1,18695	1,1954	12,34432	0,1442	0,35269	0,08116
Iguatu	3,14999	0,07301	0,51614	0,56262	0,55611	4,57172	0,00993	0,13062	0,01374
Iracema	2,18953	0,04147	0,29314	0,31001	0,30529	2,73316	0,0019	0,07809	0,00491
Janiópolis	2,42428	0,17572	1,24226	1,35202	1,37174	4,47976	0,05621	0,12799	0,03242
Jesuítas	2,36283	-0,13283	-0,93906	-1,02709	-1,02806	4,77026	0,03451	0,13629	-0,02607
Juranda	2,66066	0,06634	0,46898	0,50503	0,49867	3,84709	0,00679	0,10992	0,01059
Luziana	2,95642	0,14358	1,01503	1,14047	1,14643	6,30363	0,05689	0,1801	0,03768
Mamborê	2,83045	0,06955	0,49171	0,51285	0,50645	1,85333	0,00385	0,05295	0,00611
Maripá	2,28058	-0,18058	-1,27666	-1,56808	-1,60908	10,8282	0,20845	0,30938	-0,09185
Nova A.	2,60713	-0,00413	-0,0292	-0,03008	-0,02957	1,04463	0,00001	0,02985	-0,00025
Nova C.	2,91537	-0,18837	-1,33172	-1,41568	-1,44084	3,05597	0,04344	0,08731	-0,0245
Ouro V. O.	2,60158	-0,12158	-0,85951	-0,88224	-0,87889	0,80779	0,00695	0,02308	-0,00651
Palotina	2,0751	0,1249	0,88298	1,24482	1,25679	16,41806	0,25504	0,46909	0,12334
Peabiru	3,11952	0,18048	1,27593	1,38624	1,40881	4,37654	0,05777	0,12504	0,03256
Quarto C.	2,44228	-0,08728	-0,61706	-0,65799	-0,65165	3,24699	0,00989	0,09277	-0,01196
Rancho A.	2,58396	0,01604	0,1134	0,1224	0,12038	3,9893	0,00041	0,11398	0,00265
Santa T.	2,99175	0,10825	0,76529	0,82134	0,81677	3,64149	0,01707	0,10404	0,01644
São Pedro	2,93348	-0,08348	-0,59019	-0,62378	-0,61731	2,6955	0,00759	0,07701	-0,00977
Toledo	2,4466	-0,0466	-0,32947	-0,34981	-0,34463	2,97921	0,0026	0,08512	-0,00593
Tuneiras	2,20193	-0,00193	-0,01365	-0,01649	-0,01621	10,03995	0,00002	0,28686	-0,00089
Tupãssi	2,35423	0,04577	0,32357	0,34782	0,34267	3,73867	0,00314	0,10682	0,00712
Ubiratã	2,67557	0,12443	0,87964	0,92857	0,92638	2,61976	0,01644	0,07485	0,01423

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.

Apêndice VIII-U

Testes de diagnósticos para os dados municipais MODIS safra 2004/2005:

Modelo:

$$\text{Produtividade} = - 3,62 + 1,32 \text{ NDVI_Nov 1_16} + 2,22 \text{ NDVI_Nov 16_30} + 3,95 \text{ NDVI_Dez 16_31} + 1,84 \text{ NDVI_Fev 16_28}$$

$$(R^2 = 75,6^{\text{Stepwise}})$$

Município	$\hat{y}$	e_i	Z_i	r_i	t_i	DM_i	D_i	h_{ii}	DFFITS
Anahy	2,94143	-0,09043	-0,54228	-0,59079	-0,58448	4,53904	0,01305	0,12969	-0,0169
Araruna	1,94508	-0,04508	-0,27032	-0,32469	-0,31995	9,7667	0,00933	0,27905	-0,01995
Assis C.	2,49299	0,10701	0,64166	0,66396	0,65786	1,33935	0,00623	0,03827	0,00757
Boa E.	2,35445	0,00055	0,00329	0,00368	0,00362	6,02929	0	0,17227	0,00014
Braganey	2,8475	-0,0475	-0,28482	-0,30568	-0,30116	3,6411	0,00284	0,10403	-0,00721
Cafelândia	2,73358	-0,08358	-0,50121	-0,52688	-0,52064	2,35442	0,00583	0,06727	-0,00878
Campina	2,79827	0,07173	0,43014	0,44756	0,44171	1,69985	0,00331	0,04857	0,00593
Campo B.	2,86707	-0,01707	-0,10235	-0,11294	-0,11113	5,28639	0,00056	0,15104	-0,00372
Campo M.	2,33292	-0,15292	-0,91696	-0,94817	-0,94658	1,29416	0,01245	0,03698	-0,01059
Cascavel	2,72222	-0,36722	-2,20201	-2,29743	-2,48115	1,87479	0,09347	0,05357	-0,03252
Corbélia	2,87938	0,22062	1,32294	1,38415	1,40578	2,05506	0,03628	0,05872	0,02089
Corumbataí	2,30986	-0,13986	-0,83865	-0,89003	-0,88696	2,95172	0,02	0,08433	-0,01766
Farol	2,30462	-0,09662	-0,57938	-0,60006	-0,59376	1,39888	0,00523	0,03997	-0,00702
Formosa	2,1334	0,2166	1,2988	1,38966	1,41175	3,45497	0,05593	0,09871	0,03136
Goioere	2,12925	-0,19525	-1,17078	-1,22614	-1,23656	2,11726	0,02911	0,06049	-0,0189
Iguatu	2,77701	0,02299	0,13788	0,14407	0,14177	1,96901	0,00038	0,05626	0,00211
Iracema	2,30488	-0,08488	-0,509	-0,57164	-0,56533	6,27831	0,01708	0,17938	-0,02218
Janiópolis	2,24493	0,11007	0,66006	0,6863	0,68033	1,6535	0,00764	0,04724	0,00893
Jesuítas	2,42019	-0,02019	-0,12108	-0,12618	-0,12416	1,79929	0,00027	0,05141	-0,00174
Juranda	2,49057	0,10943	0,65617	0,69876	0,69288	3,16517	0,01309	0,09043	0,01467
Luziana	2,37251	0,31949	1,9158	2,15036	2,29333	6,24678	0,24031	0,17848	0,08302
Mamborê	2,53569	-0,05569	-0,33396	-0,35131	-0,34629	2,39915	0,00263	0,06855	-0,00594
Maripá	2,7548	0,0712	0,42692	0,44983	0,44397	2,50258	0,00446	0,0715	0,00785
Nova A.	2,5177	-0,1177	-0,70578	-0,73453	-0,72895	1,71353	0,00897	0,04896	-0,00978
Nova C.	2,61441	-0,01141	-0,06839	-0,07262	-0,07145	2,98393	0,00013	0,08526	-0,00145
Ouro V. O.	2,34022	0,23978	1,43785	1,73111	1,79177	9,882	0,26943	0,28234	0,10779
Palotina	2,9759	0,1241	0,74415	0,83914	0,83503	6,503	0,03825	0,1858	0,0337
Peabiru	2,41188	-0,22788	-1,36644	-1,46646	-1,49541	3,63903	0,06526	0,10397	-0,03458
Quarto C.	2,20845	-0,25845	-1,54981	-1,72371	-1,78329	5,73362	0,14084	0,16382	-0,06126
Rancho A.	2,24229	0,35771	2,14497	2,27235	2,44862	2,84201	0,12631	0,0812	0,04375
Santa T.	2,5992	0,1278	0,76632	0,79308	0,78822	1,34989	0,00894	0,03857	0,00908
São Pedro	2,71919	0,00081	0,00486	0,00595	0,00585	10,64491	0	0,30414	0,0004
Toledo	2,67847	0,04153	0,24906	0,26742	0,26337	3,66876	0,00219	0,10482	0,00635
Tuneiras	1,99516	0,00484	0,02904	0,03253	0,032	6,12878	0,00005	0,17511	0,00123
Tupãssi	2,79718	-0,09718	-0,58272	-0,62626	-0,62001	3,72533	0,01216	0,10644	-0,01506
Ubiratã	2,76435	-0,03735	-0,22394	-0,24748	-0,24369	5,36845	0,00271	0,15338	-0,00826

Em que:

$\hat{y}$: valores estimados com o modelo;

e_i : resíduos ordinários;

Z_i : resíduos padronizados;

r_i : resíduos studentizado;

t_i : resíduo de Jackknife;

DM_i : distância de Mahalanobis;

D_i : distância de Cook;

h_{ii} : elemento da diagonal da matriz de projeção H (pontos Leverage);

DFFITS : distância Welsch-Kuh.