

**ESTUDO DA CONTRIBUIÇÃO DO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE
DIFERENTES SUBSTRATOS DO BIOMA PAMPA NA COMPONENTE
ESPECTRAL DOS MODELOS AGROMETEOROLÓGICOS-ESPECTRAIS**

FABRÍCIO DA SILVA TERRA

**PORTO ALEGRE
2007**

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL (UFRGS)
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISA EM SENSORIAMENTO REMOTO E
METEOROLOGIA (CEPSRM)
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

**ESTUDO DA CONTRIBUIÇÃO DO COMPORTAMENTO
ESPECTRAL DE DIFERENTES SUBSTRATOS DO BIOMA
PAMPA NA COMPONENTE ESPECTRAL DOS MODELOS
AGROMETEOROLÓGICOS-ESPECTRAIS.**

FABRÍCIO DA SILVA TERRA

Orientadora: Dr^a. Dejanira Luderitz Saldanha

Dissertação apresentada como requisito parcial
Para a obtenção do grau de Mestre em
Sensoriamento Remoto, área de concentração
Sensoriamento Remoto Aplicado
a Recursos Naturais e do Ambiente

**Porto Alegre, RS
Maio de 2007**

Este trabalho é dedicado aos meus pais
Lúcio Flávio Nazaret Terra e Tânia Mara da Silva Terra,
com amor do seu filho.

“Pampa - matambre esverdeado dos costilhares do prata
que se agranda e se dilata de horizontes estaqueados,
couro recém pechado que tem pátria nas raízes...”
Jayme Caetano Braum

AGRADECIMENTOS

Os agradecimentos são direcionados a todos que, de uma forma ou de outra, me ajudaram no desenvolvimento desta dissertação de mestrado.

Aos meus pais, Lúcio Terra e Tânia Terra, e aos meus irmãos, pelo incentivo, dedicação e apoio, pois sem eles este trabalho não teria sentido.

Gostaria de agradecer a família Albani pelo acolhimento, e em especial a minha namorada, Patrícia Goularte Albani, pelo carinho, amor dedicado e compreensão nas horas difíceis.

À minha orientadora, Prof^a. Dr^a. Dejanira Luderitz Saldanha, pelo empenho, dedicação, confiança, e pela oportunidade de ampliar os meus horizontes e conhecimentos. À Prof^a. Dr^a. Eliana Fonseca, do Departamento de Geografia, pelo apoio e sugestões, e pela oportunidade de dar continuidade ao seu trabalho de doutorado.

Aos professores e colegas do curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, do CEPSSRM / UFRGS, pelos ensinamentos, sugestões e dúvidas esclarecidas.

À Dr^a Maria do Carmo Cunha, do Instituto de Geociência (UFRGS), pelo empenho e ajuda nos trabalhos de campo e pelos materiais de pesquisa emprestados.

Ao pesquisador Dr. Lênio Soares Galvão, do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), pela ajuda na obtenção dos dados utilizados nesta dissertação e pelo apoio durante a minha permanência no INPE.

Ao Instituto de Geociências (UFRGS) e ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais por me permitirem utilizar suas instalações laboratoriais, para a obtenção dos dados necessários.

À coordenadoria do projeto “Mapeamento do Bioma Campos Sulinos”, pelo financiamento dos trabalhos de campo. Ao Laboratório de Geoprocessamento, da Faculdade de Biologia (UFRGS), coordenado pelo Prof. Henrich Hasenach, pelos dados cedidos.

Aos amigos Samuel Beskow, Fábio Zanatta e Volnei Meneghette, e aos professores Dr. Alfredo D’Ávila e Dr^a. Ângela Maestrini, que mesmo distantes, em pensamento me deram força para concluir esta jornada.

Aos mencionados aqui, e a todos que de alguma forma estiveram envolvidos neste trabalho, o meu sincero muito obrigado.

ESTUDO DA CONTRIBUIÇÃO DO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE DIFERENTES SUBSTRATOS DO BIOMA PAMPA NA COMPONENTE ESPECTRAL DOS MODELOS AGROMETEOROLÓGICOS-ESPECTRAIS¹

Autor: Fabrício da Silva Terra
Orientadora: Dr^a. Dejanira Luderitz Saldanha

SINOPSE

O objetivo do presente trabalho foi avaliar a contribuição de diferentes tipos de solo na parcela espectral do modelo agrometeorológico-espectral JONG (Fonseca, 2004). Para isso foi necessário analisar o comportamento espectral desses solos com relação à mineralogia e parâmetros físico-químicos, caracterizando os substratos, e avaliando as regiões espectrais mais sensíveis às variações da contribuição dos mesmos no modelo JONG. Os solos analisados constituem-se no substrato do Bioma Pampa que ocorre na porção centro sul do Estado do Rio Grande do Sul, distribuindo-se nas regiões geomorfológicas denominadas Escudo Sul-rio-grandense e Depressão Periférica. Análises de remoção do espectro contínuo, componentes principais e correlações foram aplicadas aos espectros das amostras para auxiliar na caracterização. O modelo linear de mistura espectral foi aplicado às imagens na tentativa de agrupar as unidades amostrais de acordo com a semelhança nas proporções de solo e vegetação, a fim de verificar a participação do substrato nas variáveis espectrais das imagens. As variáveis espectrais testadas foram aquelas usadas por Fonseca (2004). Comprovando a influência do comportamento espectral dos solos nas variações de brilho dos pixels amostrais, e buscando a inserção de outras variáveis espectrais ao modelo JONG, foi proposto o cálculo da diferença entre os valores de reflectância de superfície das unidades amostrais, e a comparação ao mesmo cálculo entre as reflectâncias das respectivas amostras, buscando localizar as bandas mais sensíveis às variações de albedo dos substratos. Uma nova parametrização do submodelo espectral foi implementada e integrada à variável agrometeorológica, obtendo-se um modelo JONG modificado. Concluiu-se que os solos analisados apresentaram grande contribuição à reflectância dos pixels, exibindo alto albedo e bandas de absorção bem marcantes em 1400 nm, 1900 nm e 2200 nm. O método de remoção do espectro contínuo permitiu avaliar as bandas de absorção e o relacionamento dessas com a presença de determinados elementos químicos. O uso das componentes principais mostrou-se adequado na separação das amostras com base nos espectros, possibilitando a formação de grupos por similaridade espectral, química e mineralógica. O agrupamento das unidades amostrais permitiu a comparação das grandezas espectrais testadas por Fonseca (2004) que mostraram-se sensíveis às variações do comportamento espectral dos substratos. Da comparação entre as diferenças nos valores de reflectância tanto das unidades amostrais quanto das amostras de solo, a maior sensibilidade à variação de albedo dos substratos ocorreu, respectivamente, nas bandas 4, 7, 5 e 3, do sensor Landsat 7/ETM+. Foi investigada a eficácia de novos índices espectrais para representar a participação dos solos na componente espectral do modelo JONG. As variáveis espectrais que melhor expressaram as variações da disponibilidade inicial de forragem e a contribuição espectral dos diferentes solos foram: a fração solo do modelo de mistura e os índices que relacionaram as bandas espectrais susceptíveis a variação de brilho dos substratos. O modelo JONG modificado mostrou-se sensível em representar a variabilidade espacial da disponibilidade de biomassa. A utilização de uma base radiométrica fez-se importante no entendimento do comportamento espectral dos solos visando considerar a contribuição desses ao Modelo JONG.

¹ Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto, Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto, Curso de Pós Graduação em Sensoriamento Remoto da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre/RS (107p.). Maio de 2007.

SPECTRAL BEHAVIOR CONTRIBUTION OF DIFFERENT GROUND OF THE BIOME PAMPA IN THE SPECTRAL COMPONENT OF THE AGROMETEOROLOGICAL-SPECTRAL MODELS¹

Author: Fabrício da Silva Terra
Orientation: Dr^a. Dejanira Luderitz Saldanha

ABSTRACT

The objective of the present work was to evaluate the contribution of different soil types in the spectral parcel of the JONG agrometeorological-spectral model (Fonseca, 2004). For this it was necessary to analyze the spectral behavior of these soils regarding to mineralogy and parameters physicist-chemistries, characterizing ground, and evaluating the regions most sensible to the contribution variations of the same ones in the JONG model. The analyzed soil from the Biome Pampa' grounds that occur in the portion south center of the Rio Grande do Sul State, distributing itself in geomorphologic regions called Sul-riograndense Shield and Peripheral Depression. Spectral continuum removal, principal components analysis and correlations were applied to the spectra samples to help in the characterization. Linear spectral mixture modeling was applied to the images in the attempt to group the sample units in agreement the similarity between soil and vegetation proportions in the pixel, in order to verify ground contribution in the spectral variable of images. The spectral variable tested were the same used by Fonseca (2004). Proving the influence of the soil spectral behavior in the brightness variations of the sample pixels, and searching to insert others spectral variables in the JONG model, it was proposed the difference calculation between the surface reflectance of the sample units, and the comparison to the same calculation between the sample reflectance for the respective units, in order to locate the bands most sensible to the ground albedo variations. New spectral submodel parameterization was determined and integrated to the agrometeorological variable, obtaining a modified JONG model. We conclude that the soils analyzed presented great contribution to the pixels reflectance, showing high albedo and well-defined absorption bands in 1400 nm, 1900 nm and 2200 nm. Analysis by continuum removal allowed evaluating the absorption bands and the relationship of these with the concentration of contents of chemical elements. The results of principal components showed adequate to separate spectra samples in groups by spectral, mineralogical and chemical similarity. The grouping of the sample units allowed the comparison of the spectral variables tested by Fonseca (2004) that showed sensible to the spectral behavior variations of the grounds. Comparison between differences in the reflectance values of the sample units and of the respective soil samples showed that biggest sensibility to the ground albedo variations occurred in the 4, 7, 5 and 3 bands, respectively. It was investigated the efficiency of the new indices to represent the soil participation in the spectral component of the JONG model. Spectral variables that best expressed to the availability variations of initial biomass and the spectral contributions of the different soils were: soil fraction and indices that had related the sensible spectral bands to the ground brightness variations. The modified JONG model showed sensibility in representing the space variability of the biomass conditions. The use of a radiometric base became important in the understanding of the soil spectral behavior aiming at to consider the contribution of these to the JONG model.

¹ Dissertation of Master of Science Degree in Remote Sensing, State Center for Remote Sensing and Meteorology Research, Pos Graduate Course in Remote Sensing of the Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre/RS (107p.). May 2007.

SUMÁRIO

	Pág.
SINOPSE	vi
ABSTRACT	vii
LISTA DE FIGURAS	xi
LISTA DE TABELAS	xiii
LISTA DE SÍMBOLOS	xv
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS	xvii
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO	1
1.1. Tema.....	1
1.2. Justificativa.....	2
1.3. Objetivos.....	3
1.4. Procedimentos Metodológicos.....	3
CAPÍTULO II – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	6
2.1. Bioma Pampa.....	6
2.2. Modelos agrometeorológicos-espectrais.....	9
2.2.1 Modelo agrometeorológico-espectral JONG.....	11
2.3. Interação da radiação eletromagnética com o dossel vegetal e os solos subjacentes.....	12
2.4. Espectrorradiometria de solos.....	13
2.5. Pré-processamento e Processamento de imagens orbitais.....	18
2.5.1. Correção Geométrica.....	18
2.5.2. Correção Atmosférica.....	19
2.5.3. Normalização Radiométrica.....	21
2.5.4. Transformação Tasseled Cap.....	23
2.5.5. Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME).....	24
CAPÍTULO III – CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	26
3.1. Localização.....	26
3.2. Clima.....	27
3.3. Geologia e Geomorfologia.....	28
3.4. Características dos dosséis vegetais.....	30
CAPÍTULO IV – COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE DIFERENTES SUBSTRATOS DO BIOMA PAMPA	32
4.1. Obtenção dos dados das amostras de solo.....	33
4.1.1. Coleta das amostras.....	33

4.1.2. Classificação dos substratos.....	33
4.1.3. Composição química das amostras de solo.....	35
4.1.4. Determinação dos constituintes mineralógicos das amostras de solo.....	36
4.2. Espectroradiometria das amostras de solo.....	37
4.3. Caracterização dos espectros das amostras.....	39
4.3.1 Remoção do espectro contínuo das feições de absorção.....	42
4.3.2. Determinação das feições de absorção.....	45
4.4. Agrupamento espectral das amostras de solo.....	49
4.4.1. Análise dos dados espectrais por Componentes Principais.....	49
4.4.2. Utilização da ACP e do FRB na formação dos grupos amostrais.....	53
4.5. Determinação das relações entre os constituintes químico-mineralógicos e os espectros das amostras de solo.....	58

CAPITULO V – INVESTIGAÇÃO DA PARTICIPAÇÃO DO SOLO NAS VARIÁVEIS ESPECTRAIS DAS IMAGENS.....62

5.1. Determinação das variáveis espectrais nas áreas amostradas nas imagens.....	62
5.1.1. Imagens utilizadas.....	62
5.1.2. Processamento das imagens para a determinação das variáveis espectrais.....	64
5.1.2.1. Retificação geométrica.....	64
5.1.2.2. Correção dos dados orbitais para os efeitos de absorção e espalhamento atmosféricos e padronização das imagens utilizadas.....	64
5.1.2.3. Análise do comportamento espectral das unidades amostrais para as diferentes datas de aquisição de dados orbitais.....	66
5.2. Processamento de imagens para o agrupamento das unidades amostrais.....	68
5.2.1. Aplicação do Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME).....	68
5.2.2. Método de análise de agrupamento por k-médias.....	71
5.3. Relações entre as variáveis espectrais do modelo JONG e as variações de albedo dos substratos.....	73
5.3.1. Diferenciação espectral das amostras de solo e das variáveis nos diversos grupos.....	73
5.3.2. Comparação entre os dados espectrais de laboratório e das imagens.....	75

CAPÍTULO VI – INSERÇÃO DE NOVAS VARIÁVEIS ESPECTRAIS AO MODELO JONG.....83

6.1. Seleção das variáveis espectrais e parametrização do submodelo espectral.....	83
6.2. Nova parametrização do submodelo espectral do modelo JONG.....	85
6.2.1. Avaliação das equações resultantes do processo de parametrização.....	87
6.3. Integração do submodelo espectral ao agrometeorológico.....	96

CAPÍTULO VII – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....101

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....103

ANEXO 1 – Coordenadas dos pontos de amostragem e Descrição das classificações geológicas e de solos.....	114
---	------------

ANEXO 2 – Análises de correlação linear com significância de 5%.....	118
---	------------

ANEXO 3 – Parâmetros utilizados na determinação dos valores de reflectância de superfície para as unidades amostrais.....	121
ANEXO 4 – Reflectância média de superfície referente a cada unidade amostral.....	123
ANEXO 5 – Comportamento espectral das unidades amostrais para os períodos estudados.....	125
ANEXO 6 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias das amostras.....	130
ANEXO 7 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias de superfície das bandas individuais (LANDSAT 7-ETM+) e variáveis espectrais dentro de cada agrupamento.....	133
ANEXO 8 – Comparação entre os valores médios de reflectância dos solos e as variáveis espectrais das unidades amostrais.....	169
ANEXO 9 – Relações entre as razões de bandas ETM+ e as reflectâncias das amostras de solo para o mesmo agrupamento.....	180
ANEXO 10 – Dados espectrais utilizados como variáveis independentes no modelo de regressão linear múltiplo.....	184

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1.1 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos.....	5
Figura 2.1 – Localização do Bioma Pampa. Fonte: IBGE (2004).....	7
Figura 2.2 – Principais fitofisionomias campestres naturais do Bioma Pampa. Fonte: Adaptada de IBGE (2004).....	8
Figura 3.1 – Localização da região de estudo. Fonte: Adaptada de Saldanha (2003).....	27
Figura 3.2 – Compartimentação Geomorfológica do Rio Grande do Sul. Fonte: Adaptada de Fonseca (2003).....	29
Figura 4.1 – Recorte da carta geológica. Fonte: CPRM (2000).....	34
Figura 4.2 – Recorte do mapa exploratório de solos. Fonte: IBGE (2002).....	35
Figura 4.3 – Geometria de aquisição dos dados radiométricos.....	38
Figura 4.4 – Espectros do Fator de Reflectância (FRB) das amostras de solo.....	39
Figura 4.5 – Feições de absorção em 2200nm, existentes nos argilos-minerais. Fonte: Biblioteca espectral ENVI 4.2 (USGS).....	41
Figura 4.6 – Aplicação do método de remoção do espectro contínuo.....	43
Figura 4.7 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 1364 a 1500nm.....	46
Figura 4.8 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 1870 a 2008nm.....	47
Figura 4.9 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 2160 a 2230nm.....	48
Figura 4.10 – Autovetores (E1 e E2) relacionados aos dois primeiros componentes principais.....	49
Figura 4.11 – Diagrama de espalhamento dos escores componentes principais das 15 amostras de solo.....	51
Figura 4.12 – Representação do ponto de inversão espectral dos valores de reflectância para o conjunto de espectros amostrais analisados com valores semelhantes de CP1.....	53
Figura 4.13 – Coeficientes de correlação entre os elementos químicos e valores de reflectância.....	59
Figura 5.1 – Posicionamento de algumas unidades amostrais nas imagens LANDSAT 7 de outubro, novembro e janeiro, respectivamente, com composição R(4)G(5)B(3).....	63
Figura 5.2 – Reflectância de superfície da unidade amostral 4 para as diferentes datas analisadas.....	67
Figura 5.3 – Comportamento espectral dos membros de referência água, solo e vegetação, respectivamente, correspondentes à imagem de janeiro.....	69
Figura 5.4 – Relações entre a razão banda ETM+4 / banda ETM+5 e o FRB dos solos na banda 5 para o grupo 6.....	80
Figura 6.1 – Valores observados da disponibilidade de forragem versus valores estimados a partir da Equação A ajustada pelo método Stepwise.....	89
Figura 6.2 – Valores observados da disponibilidade de forragem versus valores estimados a partir da Equação C ajustada pelo método Stepwise.....	90

Figura 6.3 – Distribuição de resíduos pela disponibilidade de forragem estimada pela Equação A.....	91
Figura 6.4 – Distribuição de resíduos pela disponibilidade de forragem estimada pela Equação C.....	91
Figura 6.5 – Distribuição de resíduos pela variável independente Banda ETM+5.....	92
Figura 6.6 – Distribuição de resíduos pela variável independente Razão ETM+4/ETM+3.....	93
Figura 6.7 – Distribuição de resíduos pela variável independente Razão ETM+4/ETM+7.....	93
Figura 6.8 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+4 e ETM+7.....	94
Figura 6.9 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+5 e ETM+3.....	94
Figura 6.10 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+7 e ETM+3.....	95
Figura 6.11 – Distribuição de resíduos pela variável independente Índice SAVI (L:0,25).....	95
Figura 6.12 – Distribuição de resíduos pela variável independente fração solo.....	96
Figura 6.13 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado A e modelo JONG A.....	98
Figura 6.14 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado A e modelo JONG B.....	98
Figura 6.15 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado C e modelo JONG A.....	98
Figura 6.16 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado C e modelo JONG B.....	98

LISTA DE TABELAS

	Pág.
Tabela 4.1 – Rochas subjacentes, unidades geológicas e classes de solo.....	35
Tabela 4.2 – Composição química para elementos maiores, em porcentagem.....	36
Tabela 4.3 – Mineralogia das amostras analisadas por difratometria de raio-x.....	36
Tabela 4.4 – Composição química dos minerais e argilominerais encontrados.....	37
Tabela 4.5 – Valores de profundidade (altura) e área das bandas de absorção, obtidos pelo método de remoção do contínuo.....	44
Tabela 4.6 – Valores de coeficientes de correlação linear entre os atributos químicos e os valores resultantes do método do espectro contínuo.....	46
Tabela 4.7 – Resultados da análise e estatísticas (Média e Desvio Padrão) dos agrupamentos por k-médias para os valores de CP1 e CP2.....	54
Tabela 4.8 – Valores de reflectância correspondentes às bandas do sensor ETM+.....	55
Tabela 4.9 – Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de CP1.....	55
Tabela 4.10 – Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de reflectância correspondentes às sete bandas do sensor ETM+.....	56
Tabela 4.11 – Porcentagem dos constituintes químicos dos grupos de amostras de menor albedo.....	57
Tabela 5.1 – Valores resultantes do Modelo Linear de Mistura Espectral para os meses de outubro, novembro e janeiro.....	70
Tabela 5.2 – Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de fração vegetação e solo.....	71
Tabela 5.3 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias das amostras correspondentes ao intervalo 450 a 520nm (Banda 1).....	74
Tabela 5.4 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias de superfície correspondentes à banda 1 (485nm) do grupo 2.....	74
Tabela 5.5 – Comparação entre os valores médios de reflectância dos solos e as variáveis espectrais das unidades amostrais para o grupo 2.....	76
Tabela 5.6 – Valores resultantes da diferença entre as reflectâncias das unidades amostrais e dos espectros de solo, para as bandas individuais.....	78
Tabela 6.1 – Equações para a estimativa da disponibilidade inicial de forragem, geradas pelo método Stepwise, e o valor do coeficiente de correlação linear múltiplo (R).....	85
Tabela 6.2 – Equações para a estimativa da disponibilidade inicial de forragem, anteriormente geradas para o trabalho de Fonseca (2004).....	85

Tabela 6.3 – Resultados do teste de significância para as variáveis independentes das Equações A e C, com um nível mínimo de significância de 5%.....	87
Tabela 6.4 – Variáveis agrometeorológicas usadas no cálculo da disponibilidade final de Biomassa.....	97

LISTA DE SÍMBOLOS

- a – Coeficiente linear empírico da regressão linear
- A_{ij} – Reflectância espectral do componente j na banda i
- AQ – Areia quartzosa
- b – Coeficiente angular empírico da regressão linear
- b_k – Coeficiente do modelo de regressão linear múltiplo
- C – Conjunto de pixels claros
- CB - Cambissolo
- Cfb – Clima temperado úmido
- CP1 – Primeira Componente Principal
- CP2 – Segunda Componente Principal
- $c_{TC,n}$ – Coeficientes para o cálculo da transformação Tasseled Cap
- d – Distância sol-terra em unidades astronômicas
- D_B – Profundidade de Banda
- $\hat{D}F$ – Estimativa da disponibilidade de forragem
- DF_0 – Disponibilidade inicial de forragem
- DF_n – Disponibilidade final de forragem
- e_i – Termo erro para a banda i
- e_j – Resíduo da estimativa j
- E – Conjunto de pixels escuros
- E_1 – Primeiro Autovetor
- E_2 – Segundo Autovetor
- ESUN – Irradiância solar no topo da atmosfera
- Im_{TC} – Imagem resultante da transformação Tasseled Cap
- L – Radiância espectral detectada pelo sensor
- L_a – Radiância retroespalhada pela atmosfera
- LMAX – Radiância espectral máxima
- LMIN – Radiância espectral mnima
- L_{placa} – Radiância espectral da placa de referência
- L_{solo} – radiância espectral do solo
- LV – Latossolo vermelho-amarelo
- m_i – Coeficiente angular da equação de normalização
- nm – nanômetros

PV – Podzólico vermelho-amarelo
PZ - Podzol
r – Coeficiente de correlação linear simples
R – Coeficiente de correlação linear múltiplo
 R_i – Reflectância espectral média para a banda i
 R_B – Reflectância no centro da banda
 R_C – Reflectância do contínuo no centro da banda
S – Imagens a serem normalizadas
 VE_o – Variável espectral genérica
 VE_k – Variável Espectral Independente
 X_i – Valor original do pixel da banda i
 X_i^* – Valor normalizado do pixel da banda i
 Y_j – Proporção do componente j no pixel
 α – Nível de significância
 β_k – Parâmetro do modelo de regressão linear múltiplo
 λ – Comprimento de onda
 ϵ_{CA} – Eficiência de conversão da radiação solar incidente em fitomassa aérea
 ϵ_j – Erro aleatório ou resíduo
 μm – Micrômetros
 ρ – Reflectância
 ρ_p – Reflectância aparente
 ρ_p – Reflectância média da superfície
 θ – Ângulo zenital solar em graus

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ACP – Análise por Componentes Principais
BRAMS – Brazilian Regional Atmospheric Modeling System
CLS – Constrained Least-Square
CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento
CPRM – Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais
DAF – Distribuição Angular Foliar
DF – Disponibilidade de Forragem
DNMET – Departamento Nacional de Meteorologia
DP – Desvio Padrão
Embrapa – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ENVI – Environment for Visualizing Images
ETM+ - Enhanced Thematic Mapper Plus
ETP – Evapotranspiração potencial
ETR – Evapotranspiração real
FCA – Fator de Calibração Absoluta
FLAASH – Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
FOV – Field of View
FPIs – Feições Pseudo-Invariantes
FRB – Fator de Reflectância Bidirecional
GPS – Global Position System
GVI – Índice de Vegetação Global
IAF – Índice de Área Foliar
IBAMA – Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IFOV – Instantaneous Field of View
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IV – Índice de Vegetação
JONG – José Otávio Neto Gonçalves
LARAD – Laboratório de Radiometria
LEGAL – Linguagem Espacial para Álgebra de Mapas
MAD – Multivariate Alteration Detection
MLME – Modelo Linear de Mistura Espectral

MMA – Ministério do Meio Ambiente
MODIS – Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MODTRAN4 – Moderate resolution atmospheric transmittance and radiance code
NASA – National Aeronautics and Space Administration
ND – Diferença Normalizada
NDVI – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
NIR – Infravermelho próximo
PAR – Radiação fotossinteticamente ativa
PF – Perda ao Fogo
PVI – Índice de Vegetação Perpendicular
REM – Radiação Eletromagnética
SAVI – Índice de Vegetação Ajustado para o Solo
SPSS – Statistical Package for the Social Sciences
Spring – Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas
SVD – Singular Value Decomposition
5S – Simulation of the Satellite in the Solar Spectrum
6S – Second Simulation of the Satellite in the Solar Spectrum
TM – Thematic Mapper
UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
UTM – Universal Transverse Mercator
USGS – United States Geological Survey
VNIR – Visível e infravermelho próximo
VIS – Visível
VE – Variável Espectral genérica
WLS – Weighted Least-Square
WRS – World Reference System

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1.1. Tema

O sistema de previsão da produtividade agrícola no Brasil tem se tornado cada vez mais eficaz com relação à previsão e rapidez, tendo em vista o desenvolvimento de técnicas e modelos de estimativas de produtividade agrícola.

Esses modelos, denominados agrometeorológico-espectrais, integram os submodelos: agrometeorológico e espectral, com dados de produtividade vegetal e de informações espectrais da vegetação. Além de melhorar as previsões de produção agrícola, esses modelos podem ser utilizados para monitoramento e análise qualitativa da vegetação e como indicativos das condições de sanidade vegetal.

Neste tipo de modelo, a componente agrometeorológica relaciona variáveis meteorológicas (radiação solar, precipitação pluvial, temperatura, umidade relativa do ar e velocidade do vento) com os processos fisiológicos das plantas (fotossíntese, respiração e evapotranspiração), através de simulações. A componente espectral, por sua vez, é responsável pela quantificação inicial e monitoramento da vegetação, em uma determinada região. Esta variável é obtida por meio de sensores eletro-ópticos, que geram imagens digitais multiespectrais a partir da detecção da radiação eletromagnética (REM) refletida pelos alvos localizados na superfície terrestre, em específicas regiões do espectro eletromagnético. Em geral, essa componente é medida nas regiões espectrais que correspondem à banda do vermelho ($\lambda = 0,63 - 0,69\mu\text{m}$) e do infravermelho próximo ($\lambda = 0,76 - 0,9\mu\text{m}$) onde ocorre a interação da vegetação com a REM proveniente do sol de forma inversa. Há intensa absorção da REM nos comprimentos de onda que correspondem ao vermelho e intensa reflexão na região do

infravermelho próximo. A partir deste comportamento espectral, as imagens digitais são processadas no sentido de realçar o contraste da vegetação com os alvos circundantes. As imagens geradas são denominadas índices de vegetação (IV). Estas imagens tem sido utilizadas para a parametrização da parcela espectral dos modelos agrometeorológicos-espectrais existentes.

Na presente pesquisa pretende-se investigar o modelo agrometeorológico-espectral denominado JONG, proposto por Fonseca (2004), na avaliação da vegetação estépica do Bioma Pampa.

1.2. Justificativa

O Bioma Pampa, alvo deste estudo, é constituído pelas formações campestres, com predomínio de gramíneas gerando uma tipologia de vegetação aberta mapeada como estepe. São campos naturais que ocorrem exclusivamente no estado do Rio Grande do Sul e fazem parte do conjunto dos seis biomas brasileiros, classificados pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA) e mapeado em parceria com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Segundo esse instituto, o bioma ocupa 63% do estado, onde as pastagens naturais perfazem 44% da cobertura vegetal, correspondendo a 70% do total de área destinada à pecuária na Região Sul do Brasil. A utilização das pastagens como suporte alimentar para a produção pecuária é muito comum na região tendo em vista o alto valor forrageiro existentes neste bioma devido à diversidade de seus constituintes vegetais (Fonseca, 2004). Estima-se que, entre 1970 e 2005, 4,7 milhões de hectares desse Bioma foram convertidos em outros usos (Embrapa, 2007).

Com o objetivo de estimar a disponibilidade anual de forragem da vegetação campestre estudada, Fonseca (2004) desenvolveu um modelo agrometeorológico-espectral, denominado JONG (José Otávio Neto Gonçalves), com base nos conhecimentos de agrometeorologia, fisiologia vegetal e comportamento espectral do Bioma Pampa, integrando os dados radiométricos, provenientes do sensoriamento remoto orbital, com variáveis agrometeorológicas, atuantes no sistema solo-planta-atmosfera.

Na parametrização do submodelo correspondente à variável espectral, Fonseca (2004) observou através de análises estatísticas que, além do manejo da atividade pastoril, o tipo de solo subjacente também influenciou diretamente a resposta espectral da vegetação.

Baseado na hipótese de que a parcela espectral admite diferentes componentes contribuindo para a formação do sinal detectado pelo sensor na geração do pixel, torna-se necessária a investigação do tipo de dossel e do tipo de substrato que coexistem na geração desta variável. É certo, portanto, que diferentes alvos influenciam na acurácia das respostas do submodelo espectral. Assim, justifica-se, neste trabalho, a continuidade visando o aprimoramento do modelo JONG pela análise e inserção de fatores espectrais que correspondem às características espectrais dos diferentes solos subjacentes aos campos da área de estudo.

1.3. Objetivos

É objetivo do presente trabalho avaliar a contribuição de diferentes tipos de solos na parcela espectral do modelo agrometeorológico-espectral JONG com a inclusão de novas variáveis espectrais sensíveis à variação dos substratos, e não consideradas no estudo prévio, aperfeiçoando e melhorando o desempenho desse modelo na área de estudo.

Com relação aos objetivos específicos, pretende-se analisar:

- o comportamento espectral dos diferentes tipos de solos e sua relação com a mineralogia e alguns de seus parâmetros químicos;
- as regiões espectrais que definem a melhor separabilidade espectral entre os diferentes substratos e
- como essas características espectrais dos diversos substratos contribuem para o refinamento do modelo JONG.

Espera-se que esta avaliação contribua para o desenvolvimento de pesquisas que envolvam o desempenho desses modelos, que têm sido utilizados para previsões de produtividade vegetal, no monitoramento da vegetação e também como indicadores da composição dos constituintes vegetais e das condições de sanidade da vegetação.

1.4. Procedimentos Metodológicos

Os métodos utilizados no presente estudo agregam etapas e técnicas de trabalho de diversas naturezas, a saber:

A - pesquisa bibliográfica sobre: a) modelos agrometeorológicos-espectrais; b) natureza fisiográfica da área (geologia, geomorfologia, clima e aspectos da cobertura vegetal); c) comportamento espectral de solos e rochas; d) processamento de imagens digitais.

B - levantamento de campo para definir a área de ocorrência do bioma a ser estudado.

Nesta etapa houve a preocupação em buscar locais para amostragem com diversos substratos visando testar o modelo agrometeorológico-espectral JONG. Ainda nesta fase foram avaliados outros parâmetros fisiográficos como morfologia do terreno, análise qualitativa e quantitativa da vegetação, características físicas dos solos (granulometria, homogeneidade, coloração, presença de matéria orgânica) e sua vinculação aos substratos geológicos.

C - procedimentos laboratoriais de análises: a) secagem, quarteamento e pulverização manual das amostras de solo; b) determinação da composição química das amostras por espectrometria de fluorescência de Raios-X e gravimetria para dosagem de H₂O junto ao Laboratório de Geoquímica do Instituto de Geociências da UFRGS; c) determinação da composição mineralógica por Difractometria de Raios-X, em um conjunto de amostras selecionadas; d) espectrorradiometria das amostras de solo secas e peneiradas, para remoção de partículas acima de 2mm, junto ao Laboratório de Radiometria (LARAD) do Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE).

D - processamento dos dados espectrais no Programa SPSS 11.0; processamento das imagens orbitais do sensor Landsat 7/ETM+, datadas de 2/10/2002, 19/11/2002 e 6/1/2003, nos Programas ENVI 4.2 e Spring 4.2; e experimentação do modelo JONG por meio de testes estatísticos a partir dos dados acima descritos e validação dos resultados por meio do Programa STATISTICA 6.0. O fluxograma geral dos procedimentos metodológicos encontra-se na Figura 1.1.

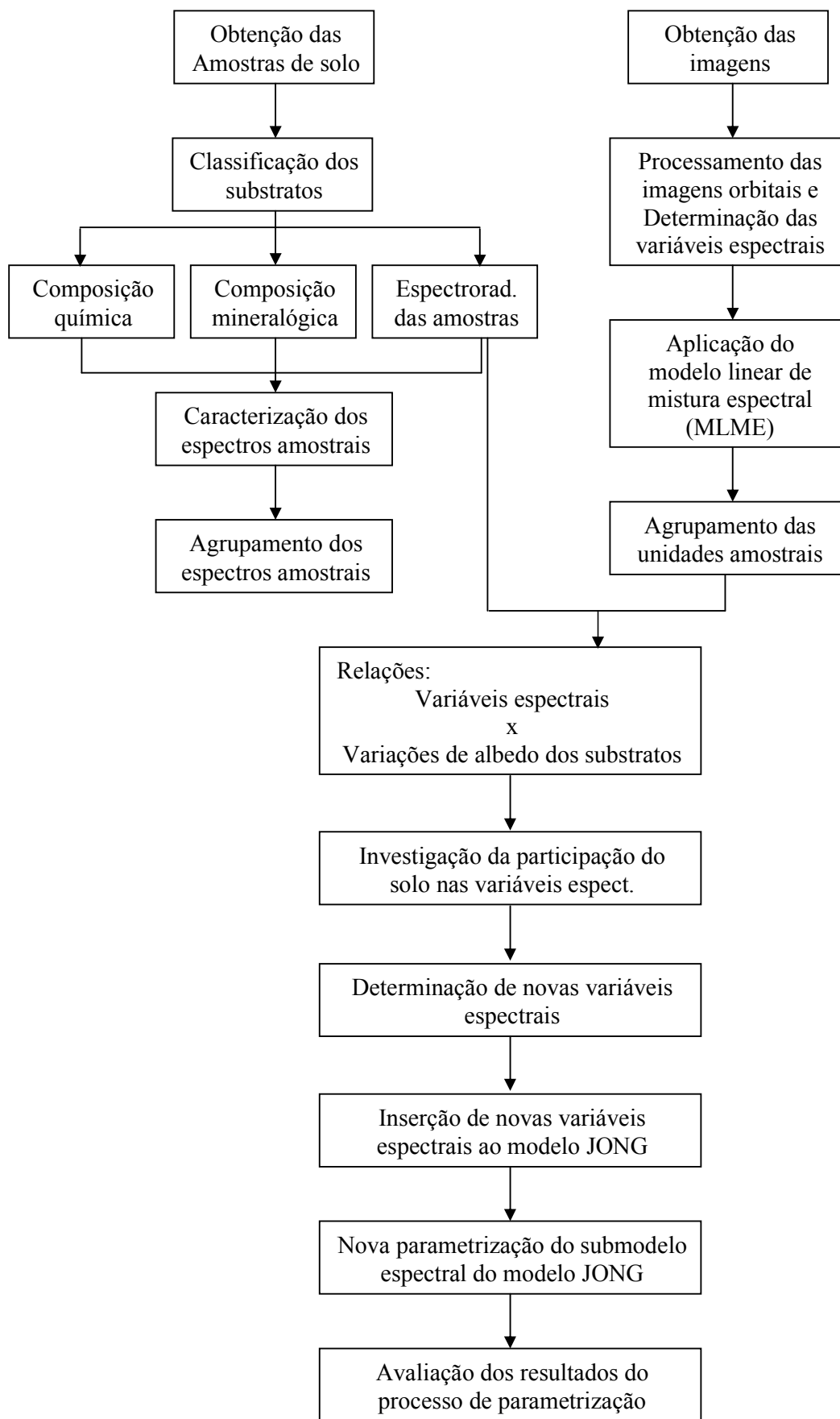


Figura 1.1 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, serão abordados tópicos que fornecem o suporte teórico deste trabalho. Nesse sentido, será descrito o Bioma Pampa, sobre o qual se desenvolve este estudo e os modelos agrometeorológicos-espectrais, aos quais é intenção agregar novas variáveis, buscando seu melhor desempenho. Além desses, serão abordados tópicos teóricos sobre: a interação da radiação eletromagnética com o dossel vegetal e solos subjacentes, a espectrorradiometria de solos e procedimentos empregados em sua análise e o processamento de imagens digitais.

2.1. Bioma Pampa

O Bioma ocorre apenas no Estado do Rio Grande do Sul, abrangendo principalmente a metade sul do Estado, conforme Figura 2.1. Constitui a porção brasileira dos Pampas Sul-Americanos que se estendem pelos territórios do Uruguai e Argentina, onde são classificados como Estepe no sistema fitogeográfico internacional (Veloso et al., 1991).



Figura 2.1 – Localização do Bioma Pampa. Fonte: IBGE (2004).

O Bioma Pampa compreende um conjunto ambiental onde ocorrem diferentes litologias e solos, recobertos por fitofisionomias campestres com tipologia vegetal dominante herbáceo/arbustiva, recobrando as superfícies de relevo plano e suave ondulado e ondulado. Conforme IBGE (2004), o conjunto das quatro principais fitofisionomias campestres naturais que formam o Bioma Pampa são: Planalto da Campanha, Depressão Central, Planalto Sul-rio-grandense e Planície Costeira (Figura 2.2). Este bioma limita-se ao norte com o Bioma Mata Atlântica.

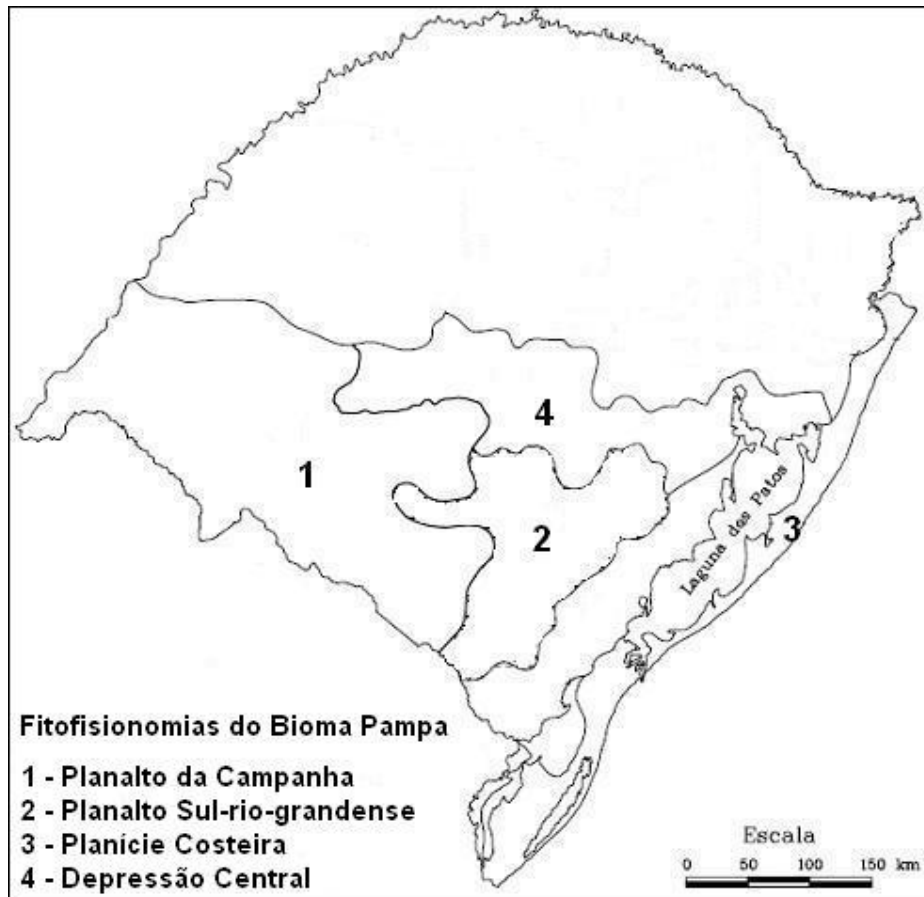


Figura 2.2 – Principais fitofisionomias campestres naturais do Bioma Pampa. Fonte: Adaptada de IBGE (2004).

As formações florestais, pouco expressivas neste bioma, restringem-se à vertente leste do Planalto Sul-rio-grandense e às margens dos principais rios e afluentes da Depressão Central. As paisagens campestres do bioma são naturalmente invadidas por continentes arbóreas representantes da Floresta Estacional Decidual e Ombrófila Densa, caracterizando um processo de substituição natural das estepes por formações florestais, em função da mudança do clima frio e seco por quente e úmido (Embrapa, 2007).

A vocação da região do bioma está na pecuária de corte. As técnicas de manejo adotadas, porém, não são adequadas para as condições desses campos. As pastagens são, em sua maioria, utilizadas sem grandes preocupações com a recuperação e a manutenção da vegetação. Os campos naturais no Rio Grande do Sul são geralmente explorados sob pastoreio contínuo e extensivo. Outras atividades econômicas importantes, baseadas na utilização dos campos, são as culturas de arroz, milho, trigo e

soja, muitas vezes, praticadas em associação com a criação de gado bovino e ovino (IBAMA, 2006).

2.2. Modelos agrometeorológicos-espectrais

Estes modelos integram submodelos agrometeorológicos de produtividade vegetal com as informações espectrais da vegetação, obtidas por sensores remotos orbitais, visando aumentar a exatidão das informações geradas (King, 1989), e possibilitar o monitoramento da vegetação nos diferentes estágios do ciclo fenológico, informando a ocorrência de problemas que possam influenciar na produtividade (Fontana et al., 2000).

Segundo Steffen et al. (1996), a reflectância espectral de objetos terrestres, naturais ou artificiais, está fortemente associada às suas propriedades de natureza físico-química e é determinante na aparência que estes objetos apresentam nas imagens dos sensores remotos. Por essa razão, os dados de sensoriamento remoto, quando inseridos nos modelos agrometeorológicos, permitem uma maior compreensão dos resultados obtidos pela aplicação desses modelos de produtividade já existentes. Foram, então, sugeridas diferentes aplicações para os dados radiométricos, quando integrados com os modelos de produtividade vegetal, tais como, estimativa de variáveis biofísicas (disponibilidade de biomassa, índice de área foliar, taxa de crescimento da vegetação) a partir das relações entre estas variáveis e a resposta espectral da vegetação (Plummer, 2000).

Conforme Melo (2003), torna-se comum a utilização da reflectância de superfície para estudos de vegetação tendo em vista o comportamento espectral deste alvo ser facilmente distinguido dos demais. Os valores de reflectância da vegetação podem ser transformados em índices de vegetação e utilizados para estabelecer padrões de crescimento e desenvolvimento ao longo do tempo.

Rudorff e Batista (1990) avaliaram o potencial da utilização de dados espectrais, como os índices de vegetação, para estimar os rendimentos da cultura de trigo, no Estado de São Paulo, obtendo coeficientes de correlação de 0,82 e 0,93 entre os índices de vegetação e o rendimento final dos grãos. Concluem que a energia refletida em determinados estágios de desenvolvimento e em certos comprimentos de onda tem boa relação com os rendimentos finais da cultura.

Em um estudo preliminar, Fontana (1995) correlacionou o GVI (índice de vegetação global) com os rendimentos do cultivo da soja nos anos de 1983 a 1986,

apresentando bons índices de correlação. Conclui, ainda neste estudo, que em anos de déficit hídrico os valores de GVI foram menores, e que a disponibilidade hídrica é uma variável eficiente para indicar as variações no rendimento da soja no Rio Grande do Sul.

Fontana e Berlato (1998) testaram o uso de um modelo agrometeorológico-espectral para estimar o rendimento da soja no Rio Grande do Sul. Verificaram que a disponibilidade hídrica é o fator mais importante na definição do rendimento da cultura, sendo esta constatação expressa tanto na componente agrometeorológica como na espectral. Também foram verificadas melhorias de 6 a 12% na estimativa de rendimento a partir da incorporação da componente espectral ao modelo agrometeorológico.

Trabalhando no desenvolvimento de um modelo agrometeorológico-espectral de estimativa do rendimento da soja no Rio Grande do Sul, Melo (2003) verificou uma melhoria na acurácia das estimativas de rendimento ao inserir o termo espectral (NDVI – índice de vegetação por diferença normalizada) ao termo agrometeorológico do modelo multiplicativo de Jensen (1968), modificado por Berlato (1989).

A avaliação da produtividade da vegetação dos campos naturais dos Estados Unidos, realizada a partir de algoritmos construídos com os dados do sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), Reeves et al. (2001), considerou apenas a transformação da radiação fotossinteticamente ativa em biomassa vegetal. Em função dos resultados alcançados, esses autores concluíram que, para estimar a real produtividade vegetal por meio desses algoritmos, é preciso integrar os dados meteorológicos.

Nouvellon et al. (2001) desenvolveram um modelo agrometeorológico espectral estatístico empírico para a estimativa da produtividade de vegetação campestre em escala regional, a partir de dados obtidos por um espectrorradiômetro portátil adaptando-o para ser utilizado com imagens orbitais multiespectrais. O modelo simulou o crescimento da planta e o balanço hídrico por meio das variáveis meteorológicas.

Utilizando valores de evapotranspiração, simulados pelo modelo BRAMS (Brazilian Regional Atmospheric Modeling System), e valores espectrais provenientes de imagens NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), em um modelo de estimativa de rendimento de soja no Rio Grande do Sul, Marchiori (2006) encontrou resultados parciais de rendimento compatíveis aos fornecidos pela CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento), demonstrando a possibilidade de integração de dados espectrais e agrometeorológicos obtidos pelo modelo BRAMS.

2.2.1. Modelo agrometeorológico-espectral JONG

Fonseca (2004) definiu um modelo agrometeorológico-espectral, denominado JONG, para a estimativa do acúmulo de forragem em uma unidade homogênia do Bioma Campos Sulinos. O modelo foi desenvolvido a partir de dois submodelos: o agrometeorológico que estima a produção de forragem, ao qual foi integrado o espectral. Este último indica a disponibilidade inicial de forragem, sobre a qual atuam os fatores agrometeorológicos que definem o crescimento da vegetação, quais sejam: radiação fotossinteticamente ativa incidente, evapotranspiração potencial e real.

O modelo JONG é representado pela Equação 2.1:

$$DF_n = ((a + b \cdot VE_o) + \varepsilon_{CA} \cdot \sum_{t=0}^n PAR) \cdot ETR/ETP \quad (2.1)$$

Onde, DF_n é a disponibilidade final de forragem, a e b são respectivamente os coeficientes linear e angular empíricos da regressão linear, VE_o é a variável espectral genérica, ε_{CA} é a eficiência de conversão da radiação solar incidente em fitomassa aérea, PAR é a radiação fotossinteticamente ativa incidente, ETR e ETP são as evapotranspirações real e potencial, respectivamente.

Para o submodelo espectral $(a + b \cdot VE_o)$, Fonseca (2004) testou diversos valores de variáveis espectrais: as bandas individuais 3, 4, 5 e 7 do sensor ETM+, os índices de vegetação (NDVI e SAVI), as diferenças normalizadas entre as bandas (ND 45, ND47, ND 53 e ND 73), as variáveis espectrais oriundas da transformação Tasseled Cap (Brighness, greenness, wetness, quarta, quinta e sexta componentes) e as bandas do Modelo de Mistura Espectral. Destes valores, concluiu que as variáveis espectrais mais eficientes em representar a condição inicial da vegetação no modelo estudado, foram a reflectância espectral das bandas 3 e 7 e a componente wetness da transformação Tasseled Cap.

Segundo Fonseca et al. (2005), quando da parametrização do modelo JONG utilizado para o Bioma Campos Sulinos, as análises permitiram concluir que o tipo de solo influencia diretamente na resposta espectral da vegetação. Nesse sentido, é importante o estudo da contribuição espectral do solo quando se pretende estudar o submodelo espectral como fator que descreve a disponibilidade inicial de biomassa nos modelos agrometeorológicos-espectrais para a previsão de produtividade.

2.3. Interação da radiação eletromagnética com o dossel vegetal e solos subjacentes

O fluxo da REM (Radiação Eletromagnética) solar incidente no dossel, em direção ao solo, e o conseqüente fluxo de energia refletida em direção ao sensor, não dependem somente das propriedades de espalhamento e de absorção dos elementos da vegetação, mas também da densidade e orientação espacial de seus constituintes. Estes elementos definem a arquitetura da vegetação que pode ser avaliada por meio do Índice de Área Foliar (IAF), que representa a razão entre a área do elemento pela área do terreno, e da Distribuição Angular Foliar (DAF), caracterizada por uma função densidade de distribuição da inclinação e do azimute das folhas. Esse último índice varia com o tipo de vegetação, planófila, erectófila, extremófila, uniforme ou esférica, conforme Ponzoni (2001). Além destas características arquitetônicas, as propriedades de reflectância dos dosséis variam conforme as propriedades de reflectância dos solos abaixo do dossel, quantidades de fluxo de energia direta e/ou difusa incidente no dossel e segundo a variação do ângulo zenital solar que forma a geometria de visada do sensor (Jensen, 2000).

A irradiância que penetra no dossel irá interagir com este e, dependendo da densidade vegetal ou da biomassa, pode também interagir com o substrato formado pelo solo. Estas interações com o solo tornam-se cada vez menores com o aumento da biomassa ou densidade vegetal até que a reflectância espectral corresponda apenas à parte superior do dossel. Portanto, a contribuição relativa espectral do solo, para a contribuição do espectro do dossel, é inversamente relacionada à densidade de vegetação ou biomassa (Tucker e Miller, 1977).

Um dos maiores problemas em determinar a quantidade de vegetação verde, usando sensores orbitais, é que o tamanho do pixel, utilizado para o mapeamento dos dosséis, supera as dimensões dos indivíduos vegetais. Portanto, nos pixels ocorre uma integração de subpixels que representa a integração das diferentes reflectâncias dos comportamentos do solo e da vegetação, além das sombras internas do dossel, tudo modificado pela atmosfera (Jasinski e Eagleson, 1989).

Várias pesquisas foram feitas com relação aos efeitos do substrato nos valores de índices de vegetação (Siegal e Goetz, 1977; Elvidge e Lyon, 1985; Huete et al., 1985; Baret e Guyot, 1991; García-Haro et al., 1996; Todd e Hoffer, 1998). Esses estudos demonstram que, dada a mesma cobertura vegetal, são maiores os valores nos índices de vegetação nas imagens, quando essa vegetação está sobre solos de coloração escura e

baixa reflectância, em relação à vegetação sobre solos com coloração clara e alta reflectância.

Métodos para minimizar os efeitos dos substratos, dado um conhecimento prévio sobre o dossel ou características do solo, são apresentados em Huete (1988), Chehbouni et al. (1994), Rondeaux et al. (1996) e Gilabert et al. (2002). Como as informações do dossel de cobertura são geralmente desconhecidas e a informação de reflectância do substrato em tempo real não é sempre disponível, os índices de vegetação insensíveis à diferenciação dos substratos de solo, como o PVI (Perpendicular vegetation index) e a componente Greenness (da transformação Tasseled Cap) são os mais desejáveis para determinar a biomassa ou a cobertura vegetal em pequenos campos ou regiões (Todd e Hoffer, 1998)

Alguns índices de vegetação têm efeitos adicionais atribuídos à irradiação no comprimento de onda infravermelho próximo (NIR) devido ao grau de fechamento do dossel. Isso se deve ao espalhamento e transmissão da radiação do NIR na estrutura interna do dossel (Huete, 1988). No interior de dosséis com cobertura vegetal menos densa, o espalhamento múltiplo da radiação do NIR é reduzido, porém a forma de distribuição espacial dos elementos da vegetação no dossel possibilita a interação do fluxo solar incidente com o solo e a reflexão do mesmo em direção ao sensor sem obstáculos. Conforme as características de arquitetura do dossel (densidade, orientação, distribuição e tamanho dos elementos vegetais), o fluxo de radiação NIR incidente pode ser espalhado várias vezes por muitos elementos da vegetação sem atingir o solo. A contribuição da radiação NIR do solo refletida para o sensor vai depender do grau de fechamento do dossel (Ponzoni, 2001).

2.4. Espectrorradiometria de solos

A medida da distribuição da energia radiante proveniente de um objeto é definida como Espectrorradiometria. A interação da energia eletromagnética proveniente de uma determinada fonte, por exemplo, lâmpada ou sol, com a superfície do objeto se dará por meios de troca desta energia incidente, resultando em fenômenos de absorção, reflexão e transmissão. A quantidade de cada uma dessas formas de interação dependerá das propriedades físicas, químicas e biológicas do objeto, do comprimento de onda a ser analisado e da geometria de aquisição formada pela posição relativa da fonte, do alvo e do sensor que realiza estas medições, e, por não estar em

contato físico direto com o objeto, registra apenas a componente da radiação eletromagnética refletida (Meneses, 2001).

Espectrorradiometria de reflectância é uma técnica que mede, em diferentes comprimentos de onda, a energia eletromagnética refletida da superfície de um determinado alvo e a representa sob a forma gráfica através das curvas de reflectância espectral. A reflectância (ρ) é a razão espectral, por comprimento de onda, entre a radiância refletida da superfície do alvo e a irradiância incidente sobre essa superfície. Esta radiação incidente, emitida pela fonte, é medida através da leitura de uma placa de referência padrão com reflectância conhecida (Spectralon ou placa 100% refletora revestida com óxido de magnésio ou sulfato de bário). O ideal é que as medidas da placa e do alvo sejam feitas simultaneamente, tanto em condições de laboratório como em campo, pois qualquer fonte produz radiação eletromagnética com pequenas variações de intensidade radiante no tempo (Steffen et al., 1996).

Na realização dessas medições, principalmente em trabalhos de campo, o sensor, o alvo e a fonte são dispostos em certas configurações onde as posições relativas entre eles poderão favorecer ou não as medidas. Sendo assim, o termo Fator de Reflectância Bidirecional (FRB) deve ser empregado, pois o valor de reflectância medido dependerá dos ângulos entre a posição do sensor e da fonte em relação à amostra (Milton, 1987). O termo bidirecional implica a necessidade de medidas direcionais em dois ângulos sólidos muito pequenos, que se referem à posição da fonte de iluminação e outro à posição do sensor.

Este parâmetro radiométrico é amplamente estudado em metodologias de análise do comportamento espectral de amostras de solo (Stoner e Baumgardner, 1981; Baumgardner et al., 1985; Valeriano et al., 1995; Formaggio et al., 1996; Galvão et al., 1996; Pizarro 1999).

Ao estudar o comportamento espectral dos solos e substratos geológicos, Saldanha e Cunha (2001) ressaltam que os experimentos espectrorradiométricos são de grande importância para o sensoriamento remoto de alvos geológicos, pois possibilitam analisar e interpretar o significado da informação espectral contida nos diferentes materiais que compõem e influenciam os alvos estudados, dada a enorme variedade de minerais e rochas presentes na natureza.

O espectro de uma rocha resulta da combinação dos espectros de seus minerais constituintes, que, por uma série de condições limitantes, não apresenta todas as feições identificadoras destes minerais (Meneses e Ferreira Jr., 2001). Na tentativa de utilizar a

informação espectral dos horizontes superficiais do solo, para a determinação de ocorrência de minerais e unidades geológicas, esses autores alertam para a necessidade do reconhecimento da característica residual do solo, isto é, se está diretamente relacionado com a rocha subjacente, ou se transportado. Ainda, salientam que em áreas muito intemperizadas existe a dificuldade em se correlacionar os minerais residuais do solo com a mineralogia primária da rocha-mãe.

Appi (1996), trabalhando com amostras de rochas metamórficas, conseguiu identificar grupos de curvas espectrais representativas das características espectrais de associações de rochas aflorantes, definidas petrograficamente e pôde assim definir um significado genético às feições de absorção encontradas nas curvas. O primeiro grupo, representado pelos mármore dolomíticos, foi definido por meio das feições de absorção devido à presença do íon carbonático. O segundo, correspondente a quartzitos impuros, apresenta particularidades compatíveis às características de impureza mineralógica das rochas; e o terceiro representa uma seqüência de espectros similares com variação gradual, referentes às variações que ocorrem entre os gnaisses e os granitos-migmatíticos, correspondentes de uma transição dentro de uma sucessão de termos rochosos metamórficos.

Pela análise do comportamento espectral de solos derivados de rochas metamórficas, da Seqüência Cerro Mantiqueira, Saldanha e Cunha (2001) conseguiram realizar o agrupamento desses em classes espectral e quimicamente similares, além de diferenciá-los dos solos das rochas encaixantes. Observaram ainda que, para análise de imagens de satélite, os resultados obtidos pela espectrorradiometria podem ser empregados como um guia na escolha de bandas espectrais e dos processamentos utilizados para realçar essas rochas.

No que se refere à reflectância dos solos, admite-se que esta se constitui em uma propriedade cumulativa resultante do comportamento espectral intrínseco das combinações heterogêneas de matérias mineral, orgânica e umidade que os compõem (Stoner e Baumgardner, 1981). Logo, ao analisar-se o comportamento espectral dos solos, é essencial levar em consideração as suas características físicas e pedológicas (constituição química e mineralógica), pois esta resulta da combinação de vários fatores presentes, tais como: a granulometria, a presença de argilominerais (caulinita, montmorilonita), de óxidos de ferro ou alumínio, de minerais como a gibsitita, além da presença de matéria orgânica e de umidade (Baumgardner et al., 1985; Valeriano et al.,

1995; Formaggio et al., 1996; Bem-Dor et al., 1999; Madeira Netto, 2001; Galvão et al., 2001).

A reflectância espectral de uma dada superfície é extremamente complexa, sendo afetada pela diversidade de materiais presentes e suas concentrações, pelo tamanho de seus constituintes, além da geometria de visada. Todos os atributos do solo são importantes, porém, em diferentes graus (Fiorio et al., 2001).

Segundo Hunt e Salisbury (1970), as feições espectrais de absorção de amostras de solo no visível e no infravermelho estão associadas às interações atômicas e vibrações moleculares de grupos específicos presentes nas amostras. Essas feições são os fundamentos dos estudos em bandas espectrais definidas. Essas afirmações mencionadas anteriormente aparecem nos trabalhos de Stoner e Baumgardner (1981), Baumgardner et al. (1985), direcionados aos solos americanos, e nas pesquisas de Valeriano et al. (1995), Formaggio et al. (1996), Galvão et al. (1996), Galvão et al. (1997), Pizarro (1999), Madeira Netto (2001) e Galvão et al. (2001), que se referem aos solos tropicais brasileiros.

A grande maioria dos estudos do comportamento espectral dos solos brasileiros restringe-se às regiões de clima tropical, localizadas na parte central do país, sendo poucas as pesquisas direcionadas à região sul de clima temperado, onde os processos de intemperismo atuam de forma diferente sobre a rocha parental.

Na avaliação do comportamento espectral de solos, normalmente são utilizadas rotinas de processamento de dados espectrorradiométricos tais como a remoção do espectro contínuo e a análise por componentes principais.

A remoção do espectro contínuo refere-se ao contínuo aparente que é uma função matemática utilizada para análise de uma determinada feição de absorção do espectro. O contínuo realça as feições de absorção devido a diferentes processos em um material específico, ou o efeito conjunto da absorção de diferentes materiais presentes em uma determinada amostra (Clark e Roush, 1984). A identificação do contínuo espectral é feita a partir da ligação dos pontos de máxima reflectância do espectro, onde o processo de remoção do contínuo se dá por meio de uma divisão dentro do espectro para normalizar as bandas de absorção em uma referência comum (Kruse et al., 1993). Vários parâmetros estão associados à banda de absorção, por exemplo: profundidade, amplitude, assimetria, área, posição espectral da banda.

O espectro de reflectância de uma determinada superfície é muito complexo, sendo afetado pelo número e tipo de matérias presentes, suas frações e tamanhos de

partículas. As bandas de absorção devido à transição eletrônica, modos vibracionais, processos de transferência de carga e outros processos, muitas vezes, permitem a identificação de um único mineral (Hunt e Salisbury, 1970). Contudo, relacionar uma feição espectral à abundância de um determinado mineral é difícil. Dessa forma, a técnica de remoção do espectro contínuo, amplamente utilizada para fins de identificação mineral, permite isolar a feição de absorção e colocá-la em um nível que possa ser comparada com outras feições, através de seus parâmetros associados (Clark, 1999).

A alta correlação entre os espectros de reflectância das diferentes amostras de solo implica a quase impossibilidade de agrupá-las em conjuntos distintos por meio de critérios visuais de observação da configuração das curvas espectrais. Essas amostras são formadas pela mistura materiais superficiais e as feições de absorção diagnósticas, muitas vezes, tornam-se imperceptíveis. Em vista disso, aplicam-se técnicas estatísticas multivariadas para reduzir a dimensionalidade dos dados e proporcionar um agrupamento e/ou separação dos tipos de solos, de modo mais eficaz.

A principal função da Análise por Componentes Principais (ACP) é determinar a extensão destas correlações e removê-las por meio de uma transformação matemática adequada, onde um conjunto de N dados de entrada vai produzir, após o processamento de transformação por componentes principais, um outro conjunto de N dados não correlacionados (Richards, 1993). A implementação algébrica da ACP é dada pela Equação 2.2:

$$\begin{aligned} CP1 &= (B_1 \cdot e_{1,1}) + (B_2 \cdot e_{1,2}) + \dots + (B_n \cdot e_{1,n}) \\ &\cdot \\ &\cdot \\ &\cdot \\ CPn &= (B_1 \cdot e_{n,1}) + (B_2 \cdot e_{n,2}) + \dots + (B_n \cdot e_{n,n}) \end{aligned} \quad (2.2)$$

Onde, CP1, ..., CPn são as componentes principais, B₁, ..., B_n são os dados originais e e_{1,1}, ..., e_{n,n} são os autovetores.

Através dos coeficientes de correlação dos dados originais, são determinados os conjuntos dos autovalores medidos em unidades de variância, que determinam a medida do contraste desses dados e descrevem a extensão de redundância entre eles (Green et al., 1988). Associado a cada autovalor existe um conjunto de coordenadas (autovetores), que representam as direções dos eixos da CPs. Estes servem como fatores de

ponderação que definem a contribuição de cada dado original para uma CP, numa combinação aditiva e linear (Crosta, 1992). O novo conjunto de dados é definido pelos seus autovalores e autovetores associados. A transformação por componentes principais tem sido uma ferramenta padrão para a redução na dimensionalidade de dados, e para determinação da magnitude dos efeitos de um determinado parâmetro, em estudos de caracterização da reflectância espectral de solos, minerais e rochas (Smith et al., 1985; Galvão et al., 1995; Galvão e Vitorello, 1995; Galvão et al., 1996; Galvão et al., 1997; Pizarro, 1999; Saldanha e Cunha, 2001; Galvão et al., 2001).

2.5. Pré-processamento e Processamento de imagens orbitais

A principal função dos processamentos é realçar feições e, conseqüentemente, remover degradações e distorções indesejáveis, inerentes aos processos de aquisição, transmissão e visualização de imagens, facilitando assim a identificação e extração de informações a partir dessas imagens. As informações de interesse caracterizam-se em função das propriedades dos objetos ou padrões que compõem a imagem (Crosta, 1992).

2.5.1. Correção Geométrica

A transformação de uma imagem, de modo que sejam eliminadas as distorções sistemáticas introduzidas durante o processo de aquisição para que essa imagem assuma as propriedades de escala e de projeção de um mapa, é denominada Correção Geométrica. Este processo determina uma precisão cartográfica e envolve os seguintes passos: a) determinação da relação entre o sistema de coordenadas de um mapa e o sistema de linhas e colunas da imagem, que pode ser obtida pela definição de pontos de controle reconhecíveis tanto no mapa quanto na imagem; b) estabelecimento do conjunto de pontos homólogos na imagem e no mapa que serão ajustados por meio de equações de transformação polinomial definindo novo conjunto de coordenadas das imagens por meio de um “*grid*” que assume as propriedades cartográficas do mapa; c) o cálculo dos valores de intensidade dos pixels na imagem corrigida, por interpolação das intensidades dos pixels da imagem original, é feito por reamostragem conforme o método do vizinho mais próximo, por convolução bilinear ou convolução cúbica (Crosta, 1992; Richards, 1993).

A distribuição dos pontos de controle, a precisão das coordenadas desses pontos, a escolha do polinômio usado na transformação e o processo de reamostragem por

interpolação definirão o bom desempenho do processo de correção geométrica (Chuvieco, 1996).

2.5.2. Correção Atmosférica

Dois processos atmosféricos modificam o sinal da radiação eletromagnética refletido por um alvo, quando esse atravessa a atmosfera da superfície terrestre ao sensor orbital, quais sejam: a absorção pelos gases e o espalhamento por aerossóis e partículas em suspensão. Durante a correção atmosférica, a componente mais difícil de eliminar são os efeitos dos aerossóis, pois esses estão distribuídos de forma heterogênea na atmosfera. Através do espalhamento, as partículas em suspensão na atmosfera provocam um efeito aditivo na reflectância aparente dos objetos escuros e reduzem o contraste com os objetos claros na imagem, provocando uma perda de informação. Esta informação perdida não pode ser recuperada pela correção atmosférica, que apenas reduz o erro na estimativa da reflectância de superfície (Vermote et al., 1997; Song et al.; 2001; Liang et al., 2001).

Para os sensores TM e ETM+, por causa do posicionamento de suas bandas, os efeitos de absorção dos gases são desconsiderados, e os efeitos de espalhamento podem ser bem caracterizados (Song et al., 2001).

A necessidade do processo de correção atmosférica dependerá da informação desejada e dos métodos analíticos usados para extrair as informações. Para muitas aplicações, envolvendo classificação de imagens e detecção de mudanças, a correção atmosférica é desnecessária. Em geral, para aplicações onde uma escala radiométrica comum é assumida entre imagens multitemporais, a correção atmosférica deveria ser levada em consideração (Song et al., 2001).

Basicamente a correção atmosférica consiste em duas etapas principais: estimativa de parâmetros e recuperação da reflectância de superfície. Desde que todos os parâmetros atmosféricos são conhecidos, a recuperação da reflectância de superfície é relativamente simples, quando se assume que a superfície é Lambertiana para dados do tipo TM e ETM+ (Liang et al., 2001). Para a recuperação dos valores de reflectância de superfície dos alvos terrestres, reduzindo os efeitos da atmosfera, são necessários os seguintes passos: conversão dos níveis digitais em radiância; estimativa dos valores de reflectância aparente; e estimativa dos valores de reflectância de superfície (Chuvieco, 1996).

Chavez (1988) propôs a determinação dos parâmetros atmosféricos necessários para a transformação da reflectância aparente em reflectância de superfície, através da própria imagem. Baseado no princípio que existem alvos escuros na imagem, sombras de nuvens ou ocasionadas pela topografia, que deveriam apresentar um número digital (ND) muito baixo, mas encontra-se com valor superior ao esperado, conclui-se que é devido a dois fatores principais: ruído do próprio sensor e espalhamento atmosférico. Esse último exerce maior influência nos comprimentos de onda mais curtos. Então, o modelo sugerido para o cálculo do espalhamento em cada banda, denominado DOS (Dark Object Subtraction – Subtração do Objeto Escuro), envolve apenas o menor valor de ND encontrado na banda de menor comprimento de onda. Esse valor é utilizado para identificar a condição atmosférica contemporânea à obtenção da imagem, o que determina o expoente do modelo de espalhamento relativo (Chavez, 1996; Gürtler et al., 2005).

Em outras situações, as condições atmosféricas são obtidas por modelos de transferência radioativa, como os modelos 5S (Simulation of the Satellite in the Solar Spectrum – Simulação do Satélite no Espectro Solar), 6S (Second Simulation of the Satellite in the Solar Spectrum – Segunda Simulação do Satélite no Espectro Solar) e MODTRAN4 (MODerate resolution atmospheric TRANsmittance and radiance code – código de transmitância e radiância atmosférica de resolução moderada), propostos respectivamente por Tanré et al. (1990), Vermote et al. (1997), e Matthew et al. (2000). A simulação desses modelos considera que, em regiões onde as reflectâncias de superfície são muito estáveis, as variações de sinal adquiridas pelo satélite em diferentes tempos podem ser atribuídas às variações das propriedades ópticas atmosféricas. Dessa forma, a variação de reflectância pode ser usada para estimar a profundidade óptica dos aerossóis (Liang et al., 2001).

A quantidade de partículas que espalham a REM (moléculas e aerossóis) acima dos alvos e a quantidade de gases absorventes estão relacionadas à altitude dos alvos (Vermote et al., 1997). No modelo 5S, as quantidades e tipos de aerossóis são parâmetros de entrada, assim as suas características dependem da altitude do alvo em razão deles serem medidos/estimados nesse local (Tanré et al., 1990). No modelo 6S, a altitude do alvo pode ser um parâmetro de entrada: posterior a seleção do perfil atmosférico. A altitude do alvo é usada para computar um novo perfil atmosférico, e após, o fator de reflectância bidirecional é calculado de forma a simular a altitude dos alvos a um nível de referência. Dessa forma, uma computação exata das funções

atmosféricas é realizada contabilizando as variações na intensidade da influência dos efeitos associados à pressão e temperatura na absorção (Vermote et al., 1997).

O modelo MODTRAN4 admite uma atmosfera esfericamente simétrica, consistindo de camadas homogêneas. O limite de cada camada é caracterizado por especificações de pressão, temperatura e concentrações de espécies atmosféricas (Acharya et al., 1999). No MODTRAN4, os parâmetros atmosféricos são calculados com o uso dos ângulos de visada e solar, e a altitude média do terreno da medida. A partir destes parâmetros, assume-se certo modelo atmosférico, tipo de aerossol e visibilidade inicial. Os cálculos correspondem primeiramente a radiância que é refletida da superfície e viaja diretamente em direção ao sensor, e após a radiância da superfície que é espalhada pela atmosfera para o sensor. Os parâmetros atmosféricos calculados são fortemente dependentes da quantidade de coluna de vapor d'água, que geralmente não é bem conhecida e pode variar através da cena. Para contabilizar essa coluna de vapor d'água, desconhecida e variável, os cálculos do MODTRAN4 são refeitos sobre uma série de diferentes quantidades de coluna. Logo após, são selecionados os canais da imagem mais afetados pela absorção que são analisados para a estimativa da quantidade de radiância a ser recuperada para cada pixel (Matthew et al., 2000).

Atualizações introduzidas no MODTRAN4 permitem determinações de radiâncias mais acuradas sob condições nebulosas e de forte camada de aerossóis, e a modelagem do fator de reflectância bidirecional de superfície com contribuição adjacente a radiância dos pixels (Acharya et al., 1999).

2.5.3. Normalização Radiométrica

Fatores como diferenças nas condições atmosféricas e mudanças nas características de superfície dos alvos podem contribuir para a variabilidade nas respostas espectrais multitemporais. Em qualquer análise multitemporal, onde o sinal espectral não é forte o suficiente para minimizar esses fatores complicadores, a correção radiométrica é essencial para diferenciar a mudança de sinal dos ruídos. Com uma correção adequada, é possível examinar trajetórias temporais dos dados orbitais para uma caracterização mais dinâmica do comportamento espectral dos alvos (Schroeder et al., 2006). O processo de normalização radiométrica é utilizado para minimizar os efeitos causados por variações de atmosfera e nas condições de iluminação, além de minimizar os efeitos por mudanças nas características do sensor ao longo do tempo e

proporcionar a compatibilização de dados entre imagens que compõem o estudo multitemporal (Hall et al., 1991).

O método proposto por Hall et al. (1991), para normalização radiométrica, fundamenta-se em dois passos: definição de uma série radiométrica e aplicação de uma transformação linear. Para tanto, o autor baseia-se na pressuposição de que nas imagens existem pixels que têm a mesma reflectância média, entre as diferentes datas, denominados feições pseudo-invariantes (FPIs). Tais feições correspondem à série radiométrica e são localizadas nos extremos não vegetados da distribuição Kauth-Thomas formada pelas imagens “*Greenness*” (verdor) e “*Brightness*” (brilho), resultantes da transformação Tassled Cap. A suposição estabelecida por Hall et al. (1991) é verdadeira se as diferenças de calibração, entre os sensores, e de condições atmosféricas introduzirem somente diferenças lineares nas radiâncias dos membros de controle.

A seleção das FPIs correspondentes aos alvos claros (dunas, afloramentos rochosos e manchas urbanas) e aos alvos escuros (corpos d’água), etapa mais importante para a qualidade do processo de normalização (Du et al., 2002), é realizada pelo cruzamento das imagens “*Greenness*” e “*Brightness*” de toda a série temporal, onde se identificam as séries radiométricas de controle da imagem de referência e das demais cenas. Após, calculam-se os valores médios dos pontos de controle radiométrico de todas as bandas, que são utilizados para o cálculo do coeficiente angular e linear da equação de normalização (Equação 2.3) para as diferentes bandas das diferentes imagens (Hall et al., 1991).

$$X_i^* = m_i \cdot X_i + b_i \quad (2.3)$$

Onde, X_i^* é o valor do pixel da banda i após a normalização, X_i corresponde ao valor original do pixel da banda i , e m_i e b_i são, respectivamente, os coeficientes angular (Equação 2.4) e linear, (Equação 2.5) da equação para a banda i .

$$m_i = (C_{Ri} - E_{Ri}) / (C_{Si} - E_{Si}) \quad (2.4)$$

$$b_i = (E_{Ri} \cdot C_{Si} - E_{Si} \cdot C_{Ri}) / (C_{Si} - E_{Si}) \quad (2.5)$$

Onde C representa o conjunto de pixels claros, E os escuros, e R e S representam respectivamente as imagens de referência e as que serão normalizadas para cada banda i.

Outro método de transformação radiométrica é o da Detecção de Alteração Multivariada (Multivariate Alteration Detection – MAD), que utiliza análises de correlação canônica para encontrar combinações lineares entre dois grupos de variáveis (imagens de referência e bandas espectrais das demais cenas) dispostos por correlação ou similaridade entre os pares. Diferenças entre tais pares ordenados são chamadas variáveis MAD, e estas são invariantes às transformações afins (incluindo escalonamento linear). Isso implica que efeitos lineares atmosféricos e instrumentais não influenciarão as probabilidades de mudança ou não dos pixels derivados do método (Nielsen et al., 1998; Canty et al., 2004; Schroeder et al., 2006).

2.5.4. Transformação Tasseled Cap

A base fundamental da transformação Tasseled Cap envolve a descoberta da estrutura inerente aos dados de um determinado sensor e grupo de classes da cena, e o ajuste de uma transformação para que essa estrutura possa ser observada e facilmente compreendida (Crist e Kauth, 1986).

Desenvolvida primeiramente por Kauth e Thomas (1976), a transformação Tasseled Cap foi realizada utilizando as quatro bandas do sensor Landsat/ MSS (Multispectral Scanner) com bases na técnica de componentes principais e visando à geração de novas bandas com informação físicas. O processo dividiu-se em três partes: o entendimento das relações entre as bandas espectrais para as classes da cena de interesse, a compressão da informação das “n” bandas espectrais para um determinado número de características, e a extração das características físicas da cena. Diferente dessa transformação, a análise de componentes principais, que também fornece uma redução no volume de dados, traz dificuldades com relação à interpretação física das feições derivadas especialmente entre datas e cenas.

As componentes, geradas pela transformação de Kauth e Thomas (1976), foram denominadas “*Brightness*” (Brilho), que é a soma ponderada de todas as bandas e representa o brilho ou a reflectância total da cena, “*Greenness*” (verdor), que é o contraste entre as bandas do infravermelho próximo com as do visível representativo das densidades vegetais, e a “*Yellowness*” (amarelidão), que contém informações sobre a senescência da vegetação (Crist e Cicone, 1984).

Posteriormente a transformação foi adaptada para o sensor Landsat/TM (Thematic Mapper), por Crist e Cicone (1986) com a utilização novos coeficientes, que proporcionou a geração de uma nova terceira componente, no lugar da “yelowness”, denominada “Wetness”, que é o contraste entre o infravermelho médio com as faixas do visível e do infravermelho próximo e contém informações relacionadas às condições de umidade de solos e plantas. As demais componentes geradas, quarta, quinta e sexta, apresentaram características puramente estatísticas.

Novamente os coeficientes de transformação foram revistos por Huang et al. (2002), que mostraram a necessidade de transformação da imagem em nível digital (ND) para reflectância aparente como meio de minimizar os efeitos da geometria de aquisição e da atmosfera. Seguindo a mesma linha de raciocínio, Fonseca e Gleriani (2005) encontraram diferenças estatísticas significativas no cálculo das imagens da transformação Tasseled Cap, feitas utilizando imagens com correção atmosférica e retificação radiométrica e feitas utilizando imagens somente com reflectância aparente.

A transformação Tasseled Cap gera componentes ou imagens, com significado físico conhecido, utilizado principalmente para o estudo de áreas agrícolas, ressaltando as características de solo e vegetação em bandas distintas a partir do uso de coeficientes de transformação pré-fixados (Crist e Cicone, 1986). A Equação 2.6 representa a transformação Tasseled Cap.

$$Im_{TC} = (b_1 \cdot c_{TC,1}) + (b_2 \cdot c_{TC,2}) + (b_3 \cdot c_{TC,3}) + (b_4 \cdot c_{TC,4}) + (b_5 \cdot c_{TC,5}) + (b_6 \cdot c_{TC,6}) + (b_7 \cdot c_{TC,7})$$

$$Im_{TC} = \Sigma(b_n \cdot c_{TC,n}) \quad (2.6)$$

Onde, Im_{TC} é a imagem resultante da transformação Tasseled Cap, b_n são as bandas do sensor ETM+ e $c_{TC,n}$ são os coeficientes para o cálculo da transformação para cada banda do sensor.

2.5.5. Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME)

Qualquer sensor orbital é essencialmente um dispositivo de integração, onde a radiância gravada pelo satélite é uma soma integrada das radiâncias de todos os materiais de dentro do Campo de Visada Instantâneo (IFOV – Instantaneous Field of View) do sensor. Então, a radiação detectada, para a formação de um determinado pixel, é resultante da mistura de diferentes materiais mais a contribuição atmosférica. A não uniformidade das cenas naturais e a variação nas proporções de materiais específicos, em função das diferentes escalas espaciais dos pixels, resultam em um grande número

de componentes na mistura (Shimabukuro e Smith, 1991; Boardman, 1994; Small, 2004).

No modelo linear de mistura espectral, assume-se que todas as respostas espectrais dos alvos observados são combinações lineares de algum grupo de bases espectrais, ou membros de referência (endmembers), que representam os componentes com comportamento espectral considerado puro ou único. As misturas espectrais são modeladas como combinações lineares ponderadas dos membros de referências, em que os coeficientes de ponderação correspondem às frações (ou proporções) da cobertura de superfície ocupada por esses componentes puros no pixel, cuja soma dessas proporções deve ser um valor positivo e unitário (Shimabukuro e Smith, 1991; Boardman, 1994). O modelo linear de mistura espectral é apresentado na Equação 2.7.

$$R_i = \sum_{j=1}^n (A_{ij} \cdot Y_j) + e_i \quad (2.7)$$

Onde, R_i é a reflectância espectral média para a banda i , de um pixel contendo um ou mais componentes, A_{ij} é a reflectância espectral do componente j na banda i , Y_j é a proporção do componente j no pixel, e_i é o termo erro para a banda i .

Para avaliar as frações de cada componente dentro do pixel pode-se utilizar o Método dos Mínimos Quadrados (CLS – Constrained Least-Square), que estima as proporções de cada endmember pela minimização da soma dos quadrados dos erros residuais (Shimabukuro e Smith, 1991; García-Haro et al., 1996), ou o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (WLS – Weighted Least-Square), onde conceitos de ponderação são aplicados ao método dos mínimos quadrados dando um maior peso aos valores das componentes mais importantes e de ocorrência certa no pixel. Esta ponderação dá a solução um significado de relevância física (Shimabukuro e Smith, 1991).

Boardman (1989) propôs um método para a inversão dos modelos de mistura espectral denominado Decomposição do Valor Singular (SVD – Singular Value Decomposition), baseado no fato de que qualquer matriz pode ser decomposta no produto de duas matrizes de coluna ortogonal e uma matriz diagonal. A determinação das proporções desconhecidas é alcançada pela inversão da matriz correspondente aos pixels de referência e multiplicação pelo espectro observado.

CAPÍTULO III

ÁREA DE ESTUDO

Neste capítulo, será caracterizado o ambiente físico no qual a área de estudo está inserida. Fazem parte desta caracterização a localização, aspectos climáticos, geológicos, geomorfológicos e da vegetação que se sobrepõem a esses substratos.

3.1. Localização

A área de estudo está localizada nas regiões geográficas denominadas Campanha e Serra do Sudeste, na porção sul sudoeste do Estado do Rio Grande do Sul, situando-se entre os municípios de Aceguá, Hulha Negra, Candiota e Bagé. Como o principal objetivo deste trabalho consiste em analisar a contribuição do comportamento espectral de diferentes substratos na componente espectral do modelo JONG (Fonseca, 2004), a área de estudo abrange a mesma utilizada neste estudo e estende-se por aproximadamente 610.000 hectares, apresentando ocorrência significativa do Bioma Pampa. O acesso à área se faz pelas estradas BR 290 e BR 293 e por vicinais distante de Porto Alegre em torno de 350km, sendo próxima das cidades de Bagé, Pinheiro Machado e Aceguá, conforme Figura 3.1.

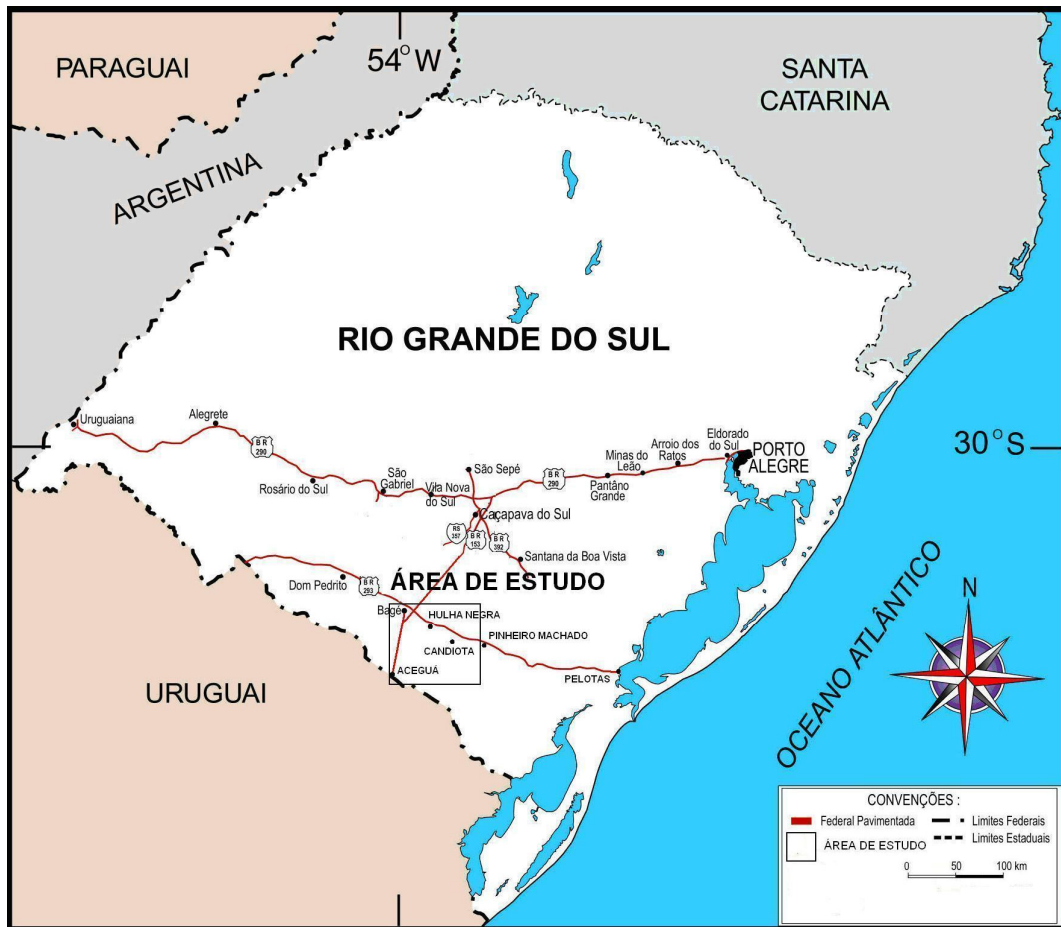


Figura 3.1 – Localização da região de estudo. Fonte: Adaptada de Saldanha (2003).

3.2. Clima

Segundo o sistema de classificação de Köppen, a região estudada encontra-se sob o clima subtropical úmido (Cfa), com características chuvosas, sem período seco sistemático, mas marcado pela frequência de frentes polares e temperaturas negativas no período de inverno (Moreno, 1961). Essa característica produz uma sazonalidade fisiológica vegetal típica de clima frio seco, evidenciando intenso processo de evapotranspiração. A temperatura do ar média anual, especificamente para o município de Bagé, é de 17,9°C, sendo a temperatura média do mês de junho, o mais frio, de 12,3°C e para o mês de janeiro, o mais quente, é de 24°C (DNMET, 1992).

A precipitação pluvial anual é de 1.460mm, com freqüente déficit hídrico climatológico no período do verão (DNMET, 1992).

3.3. Geologia e Geomorfologia

A geomorfologia do Rio Grande do Sul, embora apresentando um relevo relativamente simples, tem sido objeto de diversos estudos que originaram diferentes compartimentações, demonstrando que o padrão geomorfológico tem correspondência estreita com o padrão geológico. Sobre esse substrato geológico atua um regime climático que, juntamente com a hidrografia estabelecida, modela a morfologia desses terrenos (Saldanha, 2003).

O Bioma Pampa ocorre em área cujo substrato é composto por diversas litologias constituindo os domínios morfológicos do Escudo Sul-rio-grandense e da Depressão Periférica.

O Escudo Sul-rio-grandense situa-se no centro sul do Estado, com forma ligeiramente triangular e vértices em Porto Alegre, São Gabriel e Jaguarão (Figura 3.2). Constitui-se em um complexo de idade pré-cambriana a neo-paleozóica em que predominam rochas ígneas plutônicas e vulcânicas e rochas metamórficas, além de rochas sedimentares. Os processos morfogenéticos atuantes nesta unidade resultam da reativação de alinhamentos pré-cambrianos, aplainamentos amplos e erosão fluvial (Muller, 1970). O relevo é acidentado com altitudes entre 200 e 400m (460m é o ponto mais elevado), sendo os topos aplainados e as vertentes dissecadas.

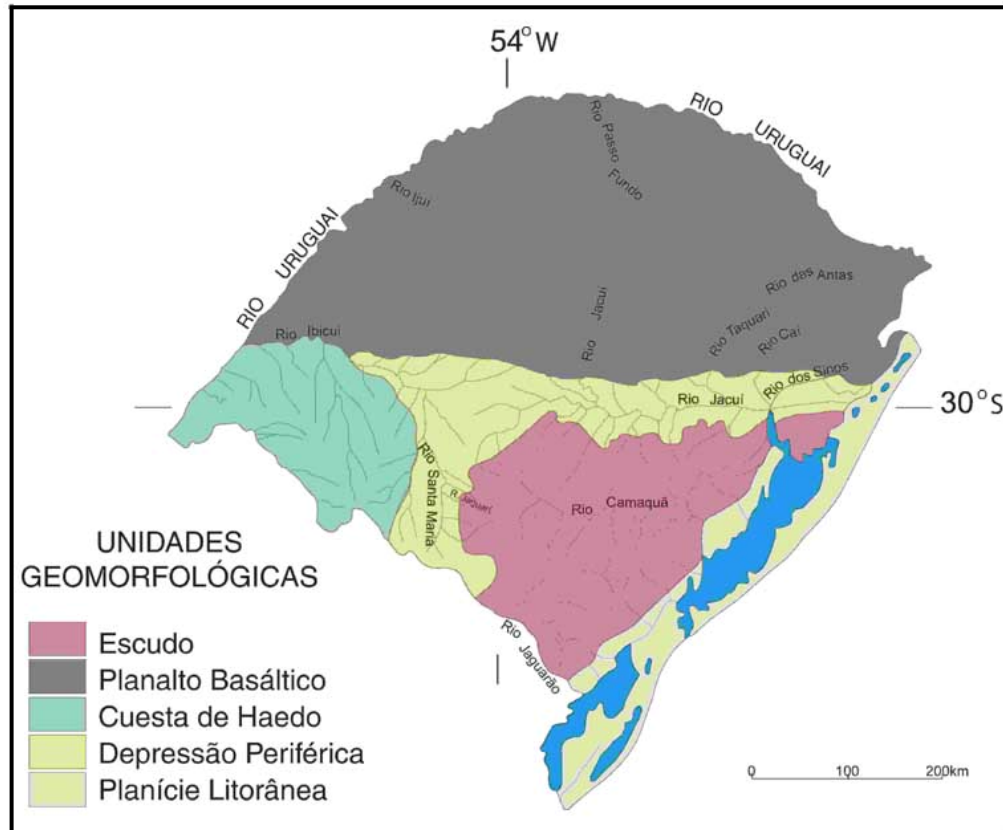


Figura 3.2 – Compartimentação Geomorfológica do Rio Grande do Sul. Fonte: Adaptada de Saldanha (2003).

Dois sistemas principais constituem o padrão de drenagem do escudo Sul-rio-grandense, um dominado pelo Rio Camaquã, que drena esta unidade de oeste para leste, atingindo diretamente a Laguna dos Patos e outro que drena de sul para norte, alimentando o sistema maior dominado pelo rio Jacuí, posicionado na unidade Depressão Periférica (Saldanha, 2003).

Portanto, esta região de exposição do embasamento delimita-se ao norte, oeste e sudoeste com os sedimentos gonduânicos da Bacia do Paraná, formando a denominada feição morfológica Depressão Periférica, a leste com os depósitos sedimentares inconsolidados da Província Costeira do Rio Grande do Sul e, ao sul prolonga-se em continuidade física para além da fronteira do Brasil com o Uruguai (Soliani et al., 2000).

Soliani et al. (2000) salientam que o Escudo Sul-rio-grandense a leste, caracteriza-se por uma ampla área constituída por uma multiplicidade de granitóides, com diversos tipos petrográficos, características geoquímicas e idades. Na porção

central, afloram principalmente rochas metamórficas xistosas, com metavulcânicas e quartzitos associados, que se deixam recobrir por rochas sedimentares com as mais variadas granulometrias, deformadas ou não, associadas a vulcânicas intermediárias e ácidas. A oeste, volta a predominar os granitóides, em grande parte com estrutura gnáissica, aos quais se associam, restritamente, complexos máficos-ultramáficos e granulitos, vulcânicos intermediários e ácidos.

A Depressão Periférica compreende terrenos sedimentares, formando uma faixa semicircular sinuosa desde Porto Alegre em direção ao oeste e ao centro sul do Estado (Figura 3.2). Tem por substrato rochas sedimentares mesozóicas, que afloram nas bordas do escudo Sul-rio-grandense, sobre as quais atuam processos morfogenéticos como erosão fluvial, processos sob condições áridas e sedimentação das atuais planícies aluviais. Os terrenos, com altitudes entre 50 e 200m, têm formas dominantes de colinas côncavo-convexas ou de topo plano, denominadas coxilhas e mesas, respectivamente (Menezes, 2000).

O substrato rochoso da área de estudo varia de rochas ígneas, sienogranitos e Suíte Intrusiva Santo Afonso, a rochas sedimentares das Formações Estrada Nova, Irati, Rio Bonito e Santa Tecla. Com relação às formações sedimentares, elas são constituídas por intercalações de arenitos, siltitos e argilitos. Os solos nas áreas amostradas qualificam-se como planossolos, chernossolos, argissolos, vertissolos e neossolos. As principais características que os distinguem são: textura, mineralogia predominante, teores matéria orgânica, e relevo de ocorrência desses solos.

3.4. Características dos dosséis vegetais

Na região da campanha gaúcha, especificamente os campos de Baixada de Bagé, sobre os solos mediantemente profundos e férteis, a vegetação é bastante densa e heterogênea (Boldrini, 1997), apresentando um estrato contínuo de gramíneas rizomatosas e estoloníferas que cobrem bem o solo, como o *Paspalum notatum* (capim-forquilha), espécie com mais frequência relativa (36,83%), e o *Axonopus affinis* (grama-tapete), entremeadas por leguminosas, como a babosa-do-campo, *Ademis bicolor* e o trevo nativo, *Trifolium polymorphun*, entre outras espécies de menor frequência (Boldrini, 2006a). A alta pressão de pastejo que ocorre na região, provocada por bovinos e ovinos, resulta na desestruturação da comunidade vegetal, além da degradação do solo através da compactação, que reduz a capacidade de infiltração de água e aumenta o

escorrimento superficial, provocando a erosão. Com a erosão, especialmente sobre solos rasos, ocorre a exposição da rocha subjacente (Boldrini, 1997).

Na região da Serra do Sudeste, correspondente ao Planalto Sul-rio-grandense, onde atualmente existem áreas cobertas por vegetação campestre, originalmente apresentavam-se ocupadas por subarbustos, arbustos e árvores de pequeno porte, que aos poucos foram sendo cortados e queimados, ampliando as áreas utilizadas como pastagem (Girardi Deiro et al., 2004). Compreendidas sobre solos geralmente rasos e muito pedregosos, originados principalmente de granitos, a vegetação campestre do planalto em geral é rala, especialmente nas partes das encostas, ocorrendo uma alta porcentagem de solo descoberto, afloramentos de rocha e grande ocorrência de arbustos (Boldrini, 1997). Nos campos, encontram-se espécies cespitosas eretas, como as barbas-de-bode (*Aristida jubata*, *Aristida filifolia*, *Aristida spgazzini*, *Aristida circinalis*, *Aristida venustula*) e algumas leguminosas (*Lathyrus pubescens*, *Rhynchosia diversifolia*) junto à vegetação arbustiva. A presença de gravatá (*Erygium horridum*) é muito comum (Boldrini, 2006b).

A essa caracterização dos campos, constituídos por um complexo vegetacional arbustivo-herbáceo, estão associadas às florestas de galeria degradadas, que, em geral, são compostas por espécies arbóreas decíduais. Esta formação arbórea apresenta uma maior disponibilidade de umidade, motivada pela maior regularidade pluviométrica e/ou pela maior concentração de drenagem e depressões do terreno. Associada à densa rede de drenagem, existem extensas planícies sedimentares aluviais nas quais as formações pioneiras e as florestas de galeria foram substituídas por culturas e pastagens (IBGE, 2004).

CAPÍTULO IV

COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE DIFERENTES SUBSTRATOS DO BIOMA PAMPA

Os ecossistemas tendem a ajustar sua capacidade fotossintética como resposta aos recursos ambientais disponíveis. Esses ajustes podem se manifestar na mudança de índices de área foliar, conteúdo de clorofila, composição das associações vegetais e outras mudanças na arquitetura vegetal (Saldanha, 2003).

A reflectância dos solos, que varia conforme sua natureza, grau de umidade e área de exposição, sofre influência da cobertura vegetal, relativamente a sua densidade e composição. Essa reflectância se agrega então como um sinal de substrato às superfícies vegetadas. Isso porque materiais de substratos com mais baixo albedo (menor radiância) são os mais influenciados pela cobertura vegetal, podendo ser mascarados quando essa se encontra verde (gramínea). Quando seca, a vegetação não altera significativamente a forma da curva espectral, modificando apenas o albedo (Siegal e Goetz, 1977). Tendo em vista a perspectiva de estudo da associação dos dosséis de gramíneas e seus solos e substratos associados, é importante o estudo radiométrico dos solos para após agregar os valores radiométricos da vegetação sobrejacente.

Neste capítulo serão abordadas as metodologias de coleta e classificação das amostras de solo, além das análises de composição química, mineralógica e espectralradiométrica. Serão avaliadas também as características radiométricas das amostras, aliadas aos constituintes químicos e mineralógicos, por meio de processamentos como Remoção do Espectro Contínuo e Análise por Comopentes Principais na tentativa de relacionar essas características às classes de solo ou formações geológicas.

4.1. Obtenção dos dados das amostras de solo

4.1.1. Coleta das amostras

Do ponto de vista litológico, os substratos a serem avaliados foram determinados pela localização das amostras de solo cujas análises fazem parte deste trabalho. A posição geográfica dessas amostras foi determinada no trabalho de Fonseca, 2004 e pela análise preliminar das imagens a serem utilizadas. Nos locais de ocorrência de campos do Bioma Pampa, onde havia contrastes espectrais nas imagens, os pontos foram determinados para amostragem do solo. A imagem de satélite que abrange a região a ser estudada está classificada no Sistema de Referência Mundial (WRS – World Reference System) como 222/82 (órbita/ponto).

A coleta das amostras de solo foi coincidente com os pontos de amostragem do trabalho de Fonseca (2004), tendo em vista o objetivo do estudo em analisar a influência dos diversos substratos no modelo agrometeorológico-espectral (JONG), desenvolvido naquele trabalho. Além dessas amostras, para que as formações geológicas ficassem ainda mais representativas, foram coletadas amostras também nos municípios de Pinheiro Machado e Pedras Altas.

Em todos os pontos foram obtidas tanto as coordenadas planas UTM (Universal Transverse Mercator) quanto às coordenadas geográficas, com o auxílio das cartas topográficas em escala 1: 50.000 e aparelho GPS com precisão de 15 metros.

As amostras de solo foram coletadas com o auxílio de uma pá, na profundidade de 0 a 20 cm, correspondente à camada superficial (horizonte A), totalizando 23 amostras. Foram então selecionadas as 15 amostras que mais representaram as divergências de substrato. Estas foram secas ao ar livre e enviadas para análises química, mineralógica e espectroradiométrica.

4.1.2. Classificação dos substratos

Os pontos de amostragem foram então posicionados por meio de suas coordenadas na carta geológica da CPRM – Serviço Geológico do Brasil, folha SH.22-Y-C PEDRO OSÓRIO, escala 1:250.000 (CPRM, 2000), representada pela Figura 4.1, definindo-se assim os diferentes arcabouços geológicos representados pelas Formações Estrada Nova, Irati, Rio Bonito e Santa Tecla, além de sienogranito e da Suíte Intrusiva Santo Antonio (granítica).

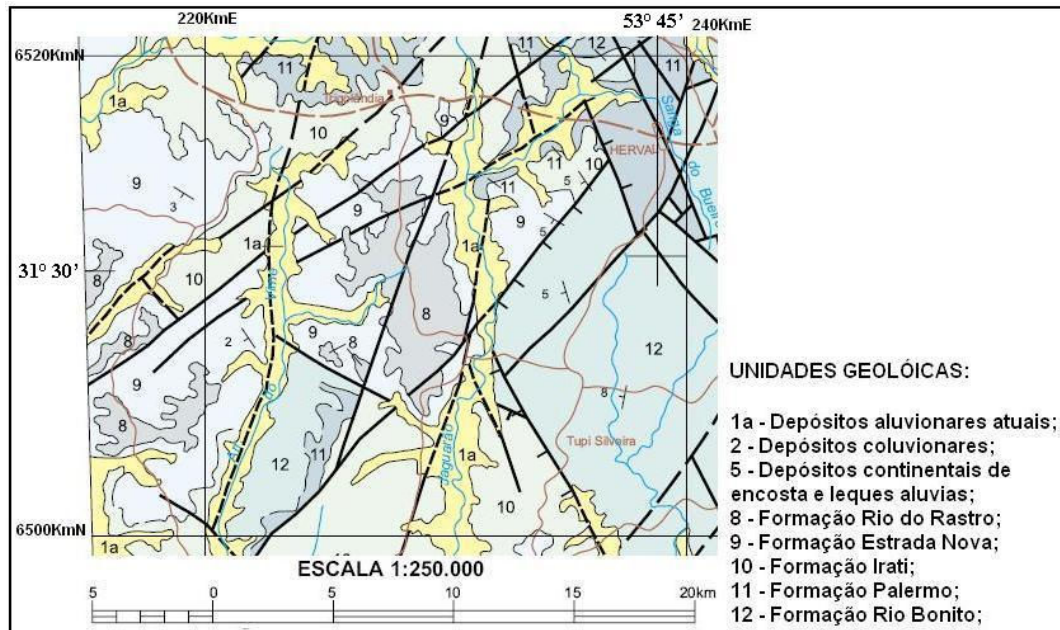


Figura 4.1 – Recorte da carta geológica. Fonte: Adaptada de CPRM (2000).

De forma análoga, foram obtidas as classes de solos dos locais de amostragem, utilizando-se o mapa exploratório de solos, escala 1:250.000, fornecido pelo Laboratório de Geoprocessamento da Faculdade de Biologia (UFRGS). A classificação feita em campo foi concordante com o visto no mapa. Os resultados obtidos, na classificação dos pontos, foram coincidentes aos do mapa exploratório de solos do IBGE (2002), Figura 4.2. A escala pequena, tanto da carta geológica quanto do mapa de solos, justifica alguma possível imprecisão na localização dos pontos.

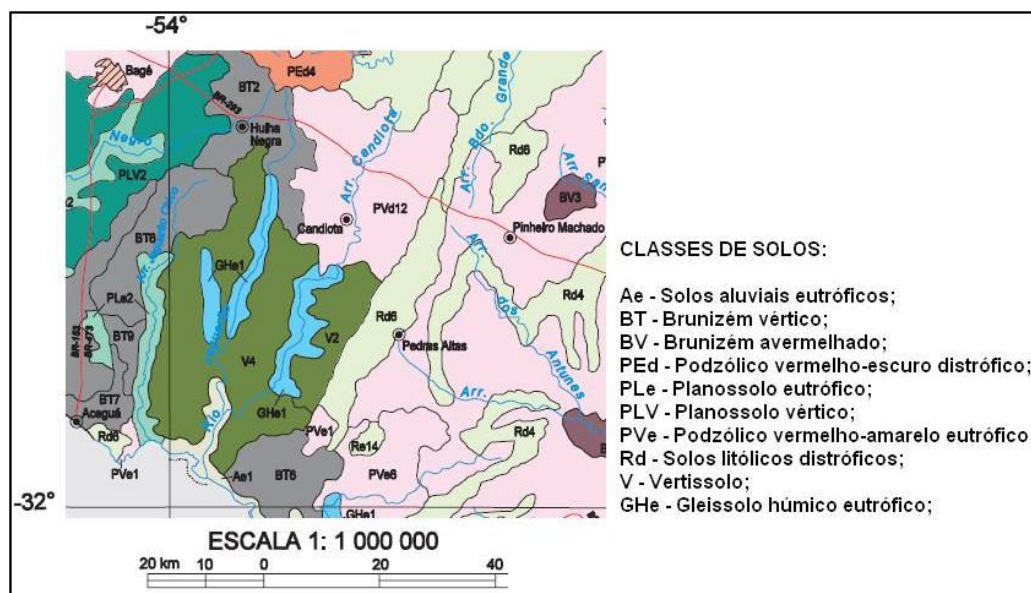


Figura 4.2 – Recorte do mapa exploratório de solos. Fonte: IBGE (2002).

As amostras de solos com suas respectivas rochas subjacentes, unidades geológicas e classes de solo encontram-se na Tabela 4.1. As coordenadas dos pontos de amostragem, assim como a descrição das classificações geológicas e dos solos, encontram-se no Anexo 1.

Tabela 4.1 – Rochas subjacentes, unidades geológicas e classes de solo.

Amostras	Rochas	Unidades Geológicas	Classes de solo
1	Sedimentar (argilito e siltito)	Formação Estrada Nova	PLe2 planossolo
2	Sedimentar (argilito e siltito)	Formação Estrada Nova	PLe2 planossolo
3	Sedimentar (argilito e siltito)	Formação Estrada Nova	BT9 chernossolo
4	Sedimentar (argilito e siltito)	Formação Estrada Nova	BT9 chernossolo
5	Sedimentar (argilito e siltito)	Formação Estrada Nova	BT9 chernossolo
6	Ígnea ácida (sienogranito)	Sienogranito	BT9 chernossolo
7	Ígnea ácida (sienogranito)	Sienogranito	BT7 chernossolo
8	Sedimentar (siltito)	Formação Irati	PLV2 planossolo
9	Sedimentar (arenito)	Formação Rio Bonito	PVd12 argissolo
10	Sedimentar (arenito)	Formação Rio Bonito	PVd12 argissolo
11	Sedimentar (arenito)	Formação Rio Bonito	V2 vertissolo
12	Ígnea ácida (sienogranito)	Sienogranito	Rd6 neossolo
13	Ígnea ácida (sienogranito)	Sienogranito	PVd14 argissolo
14	Sedimentar (siltito)	Formação Santa Tecla	PEd4 argissolo
15	Ígnea ácida (sienogranito)	Suíte intrusiva Sto Afonso	PVd13 argissolo

4.1.3. Composição química das amostras de solo

A determinação dos teores dos elementos químicos foi realizada por espectrometria de fluorescência de raios-x e gravimetria (perda ao fogo), no Laboratório

de Geoquímica do Instituto de Geociências (UFRGS). A composição química para elementos maiores pode ser vista na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Composição química para elementos maiores, em porcentagem.

Amostra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
SiO ₂	75,06	90,65	72,35	76,64	65,07	80,2	67,52	88,53	90,14	78,85	84,66	81,68	70,82	95,13	67,48
Al ₂ O ₃	9,17	3,24	10,09	8,86	13,41	8,4	11,77	4,33	4,05	7,6	6,02	7,82	12,49	2,19	12,48
TiO ₂	0,61	0,25	0,66	0,65	0,61	0,6	0,57	0,31	0,41	0,55	0,47	0,3	0,46	0,33	0,76
Fe ₂ O ₃	2,38	0,8	2,73	2,72	3,2	3	3,27	0,95	1,49	2,06	2,62	1,07	2,31	0,96	3,94
MnO	0,08	0,01	0,08	0,04	0,03	0,09	0,09	0,02	0,04	0,02	0,06	0,02	0,02	0,03	0,07
MgO	0,32	0,02	0,53	0,53	0,96	0,24	0,9	0,06	0,06	0,08	0,05	0,02	0,13	0	0,21
CaO	0,51	0,12	0,55	0,41	1,11	0,19	1,09	0,16	0,13	0,09	0,09	0,14	0,09	0,04	0,44
Na ₂ O	1,11	0,43	1,31	1,04	1,43	0,86	1,19	0,57	0,33	0,34	0,44	0,86	0,97	0,34	2,07
K ₂ O	1,49	0,54	1,83	1,47	2,17	2,45	2,34	1,13	0,56	0,7	1,34	3,85	4,02	0,22	3,7
P ₂ O ₅	0,06	0,02	0,06	0,03	0,08	0,07	0,07	0,02	0,02	0,04	0,06	0,03	0,02	0,04	0,09
P.F.	10,51	3,41	9,86	7,74	12,18	4,92	12,92	5,76	4,76	10,33	5,46	4,36	8,22	1,95	7,29

4.1.4. Determinação dos constituintes mineralógicos das amostras de solo

A mineralogia das amostras foi obtida por difratometria de raios-x, constatando-se a predominância de minerais de quartzo seguido de feldspato alcalino e plagioclásio. Além disso, foi verificada, em algumas amostras, a ocorrência de argilominerais como esmectita (montmorilonita), ilita e caulinita. Os constituintes mineralógicos correspondentes a cada amostra, resultantes da análise de difratometria, e a constituição química dos minerais e argilominerais encontrados, são apresentados nas Tabelas 4.3 e 4.4, respectivamente.

Tabela 4.3 – Mineralogia das amostras analisadas por difratometria de raio-x.

Amostras	Mineralogia
1	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Ilita, Montmorilonita, Caolinita
2	Quartzo, Feldspato Alcalino
3	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Ilita
4	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Ilita
5	Quartzo, Plagioclásio, Montmorilonita
6	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Caolinita
7	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Montmorilonita
8	Quartzo, Feldspato Alcalino
9	Quartzo, Feldspato Alcalino, Ilita, Caolinita
10	Quartzo, Feldspato Alcalino, Caolinita
11	Quartzo, Feldspato Alcalino, Caolinita
12	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Ilita
13	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Caolinita
14	Quartzo
15	Quartzo, Plagioclásio, Feldspato Alcalino, Caolinita

Tabela 4.4 – Constituição química dos minerais e argilominerais encontrados.

Minerais	Composição química
Quartzo	SiO ₂
Plagioclásio	NaAlSi ₃ O ₈
Feldspato Alcalino	KAlSi ₃ O ₈
Ilita	K _{0,5} (Al,Fe,Mg) ₃ (Si,Al) ₄ O ₁₀ (OH) ₂
Montmorilonita	Ca _{0,2} (Al,Mg) ₂ Si ₄ O ₁₀ (OH) ₂ .4H ₂ O
Caolinita	Al ₂ Si ₂ O ₅ (OH) ₄

4.2. Espectrorradiometria das amostras de solos

A espectrorradiometria foi realizada no Laboratório de Radiometria (LARAD) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). As amostras secas foram destorroadas e peneiradas para remover partículas superiores a 2 mm, e após, acondicionadas em placas de Petri.

O Fator de Reflectância Bidirecional (FRB) das amostras foi determinado pelo espectrorradiômetro Field Spec modelo FR (350-2500). Neste equipamento, a aquisição de dados na porção espectral do visível e infravermelho próximo (VNIR), de 350 a 1050nm, é realizada por um arranjo de 512 canais de fotodiodos de silício cobertos por um filtro de separação por ordem. Cada canal, com seu detector individual, registra a REM de uma banda estreita de aproximadamente 1,4nm (intervalo de amostragem), resultando em uma resolução espectral de aproximadamente 3nm em torno 700nm.

Na porção restante do espectro eletromagnético, os dados são adquiridos por dois sensores de varredura. Cada detector é exposto a diferentes comprimentos de onda. O primeiro mede a REM entre 900-1850nm, enquanto que o segundo, entre 1700-2500nm. O intervalo de amostragem para cada região é de 2nm, resultando em uma resolução espectral de 10 a 12nm, dependendo do ângulo de varredura no comprimento de onda. Estes sensores são montados sobre uma haste que oscila com um período de 200mseg, realizando a obtenção dos dados por varredura quase que instantaneamente.

A geometria de aquisição para os dados radiométricos foi obtida com o posicionamento do espectrorradiômetro ao nadir e a fonte de iluminação, uma lâmpada halógena, disposta a aproximadamente 90 cm acima do plano da amostra e com inclinação de 15° com a vertical, conforme Figura 4.3. A placa spectralon com 100% de reflectância foi usada como referência, sendo necessária apenas uma medida da placa para calibrar o equipamento antes de começar as medições.

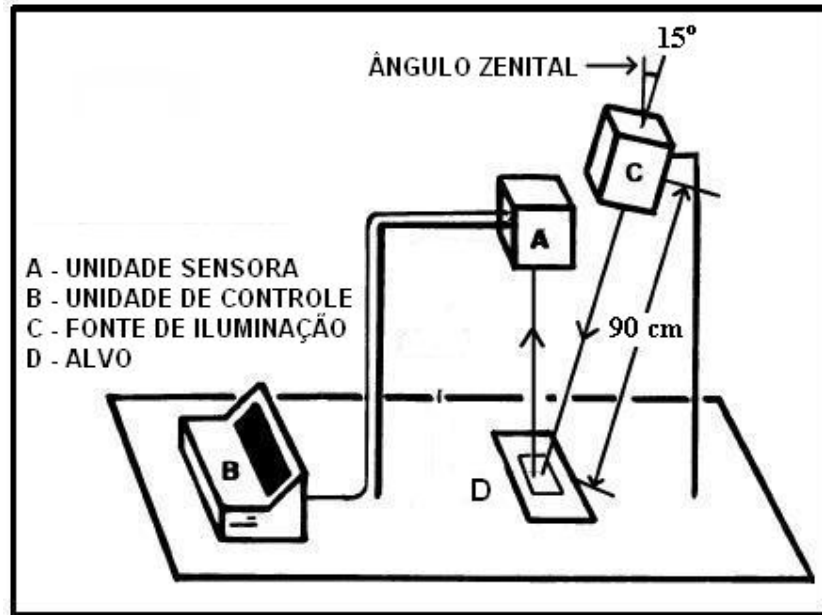


Figura 4.3 – Geometria de aquisição dos dados radiométricos.

O equipamento utilizado estava regulado para um campo de visada de 18° (FOV), realizando de 10 a 25 leituras do fator de reflectância e fornecendo uma média destes valores. O tempo de aquisição dos dados, para cada leitura, oscilava entre 17 a 200mseg, sendo obtidas as informações em tempo real.

A Equação 4.1 mostra a razão entre a radiância espectral refletida pela superfície da amostra de solo e a radiância espectral refletida pela placa de referência, sob as mesmas condições de iluminação e mesma geometria de aquisição dos dados, fornecendo os valores de FRB:

$$FRB(\lambda) = (L_{solo}(\lambda) / L_{placa}(\lambda)) * FCA(\lambda) \quad (4.1)$$

Onde, $L_{solo}(\lambda)$ é a radiância espectral do solo, $L_{placa}(\lambda)$ é a radiância espectral da placa de referência (spectralon $\approx 100\%$), $FCA(\lambda)$ é o Fator de Calibração Absoluta da placa spectralon e λ é o comprimento de onda.

Metodologias de análises semelhantes foram utilizadas nos trabalhos de Stoner e Baumgardner (1981), Baumgardner et al. (1985), Valeriano et al. (1995), Formaggio et al. (1996), Galvão et al. (1996), Pizarro (1999), porém com equipamentos diferentes.

Para diminuir os ruídos das curvas espectrais e facilitar a interpretação dos espectros, os FRB calculados foram filtrados, resultando nas curvas espectrais representadas na Figura 4.4.

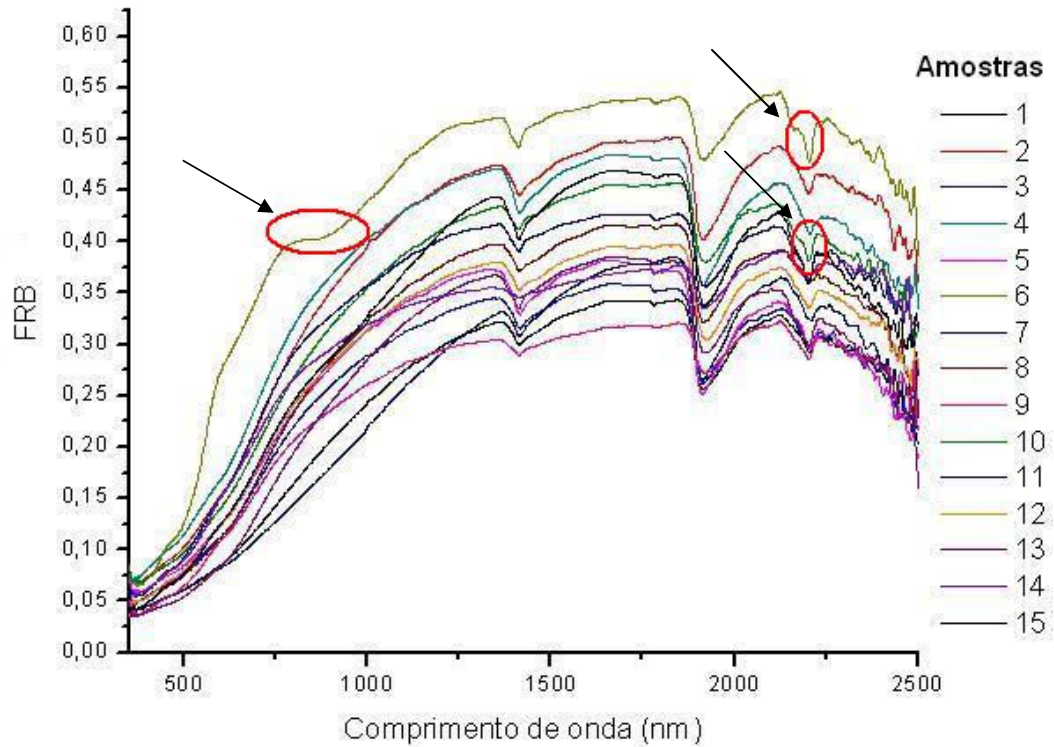


Figura 4.4 – Espectros do Fator de Reflectância Bidirecional (FRB) das amostras de solo.

4.3. Caracterização dos espectros das amostras

Observou-se nas amostras de solo estudadas uma grande identidade com a rocha subjacente, em virtude de a região de estudo ser de clima temperado, onde os processos de intemperismo químico não atuam de forma tão intensa sobre a rocha parental (Meneses e Ferreira Jr. 2001), e a posição das amostras no terreno indicarem serem solos autóctones. Diferente foi o estudo realizado por esses autores, onde houve dificuldade em se correlacionar os minerais residuais da maioria dos solos tropicais com a mineralogia primária da rocha-mãe.

Com base nos espectros resultantes da análise da espectrorradiometria (Figura 4.4) observou-se que a principal variação ocorre entre os valores de albedo (brilho) das amostras, enquanto que a forma das curvas espectrais não varia, significativamente, com as feições de absorção variando em amplitude e profundidade, mas não em quantidade e posicionamento.

Nanni e Demattê (2001) encontraram resultados semelhantes ao relacionar o grau de intemperismo de solos basálticos à intensidade de reflectância, para o mesmo tipo de rocha com variações no grau de alteração, verificando que solos menos intemperizados apresentaram os maiores albedos.

De uma maneira geral os solos apresentaram mineralogia predominante constituída de quartzo, feldspato alcalino e plagioclásio e valores elevados de SiO_2 , Na_2O , K_2O , materiais predominantemente de alta reflectância que se mostraram influentes nos espectros estudados. As amostras de solo provenientes de rochas sedimentares clásticas (arenitos, siltitos e argilitos) constituídas, principalmente, por quartzo e algumas argilas, apresentaram pequenas quantidades de óxido de ferro e matéria orgânica, exibindo espectros com elevado albedo e feições bem marcantes. Como característico de solos oriundos de rochas ígneas ácidas (granitos), ricas em Si, Na e K e com minerais de quartzo, feldspato alcalino e plagioclásio, seus espectros apresentaram comportamento de materiais predominantemente transparente, exibindo alto albedo e algumas bandas de absorção. Meneses e Ferreira Jr (2001), ao trabalharem com espectros de rochas ígneas ácidas e sedimentares, encontraram resultados semelhantes.

Segundo Hunt e Salisbury (1970), as feições espectrais de absorção de amostras de solo no visível e no infravermelho estão associadas às interações atômicas e vibrações moleculares de grupos químicos mineralógicos específicos presentes nas amostras. No conjunto das curvas espectrais analisadas (Figura 4.4), as feições de absorção mais intensas e bem definidas foram as posicionadas em 1400nm e em 1900nm originadas pelo processo vibracional molecular, que provavelmente ocorrem pela existência de água adsorvida aos minerais argilosos ou devido ao radical hidroxila existente nos mesmos (Madeira Netto, 2001). Existe ainda a possibilidade de estas feições serem ocasionadas pela água aprisionada como inclusões fluídas em grãos de quartzo. A feição de absorção em 2200nm, causada por vibrações de dobramento das ligações Al-OH (hidroxila) existente nos argilo-minerais (caulinita, esmectita e illita), Figura 4.5, também foi observada nos espectros amostrais estudados.

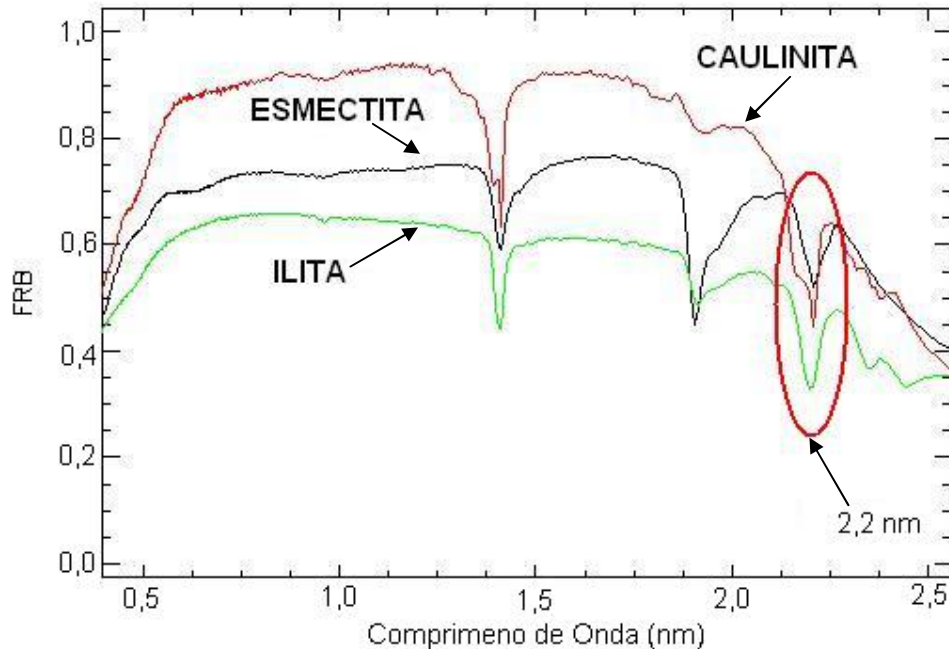


Figura 4.5 – Feições de absorção em 2200nm, existentes nos argilo-minerais. Fonte: Biblioteca espectral ENVI 4.2 (USGS).

Stoner e Baumgardner (1981) e Baumgardner et al. (1985) realizaram medições espectrais para um total de 485 amostras de solos dos Estados Unidos (e inclusive 4 amostras de latossolo roxo provindas do Estado do Paraná) e encontraram as bandas de absorção mencionadas em 1400nm e 1900nm para solos minimamente alterados, dominados por matéria orgânica e óxido de ferro. Para os solos brasileiros dominados por óxido de ferro e por minerais opacos (magnetita e ilmenita) estas feições foram vagamente perceptíveis.

Valeriano et al. (1995) e Formaggio et al. (1996), analisando o comportamento espectral 13 classes de amostras de solos tropicais de São Paulo, em regiões sob intemperismo intenso, observaram que as amostras das classes: podzólico vermelho-amarelo (PV), cambissolo (CB), areias quartzosas (AQ) e podzol (PZ) apresentaram curvas espectrais de altos albedos e as duas bandas de absorção devidas à água (1450 e 1950nm) apareceram claramente. Tais solos apresentam, nos horizontes mais superficiais, predominância de texturas arenosas e médias, e baixos teores de matéria orgânica e de óxidos de ferro e titânio (materiais opacos). Para as demais classes estudadas, os teores de óxido de ferro e matéria orgânica foram os fatores espectrais de influência responsáveis pelos baixos e constantes albedos. Formaggio et al. (1996) ainda

salientam que as rochas básicas dão origem aos solos de mais baixo albedo, seguidas das intermediárias e das ácidas, cujos valores de reflexão são os mais altos.

Nesse trabalho, a feição devido à presença de óxido de ferro, que ocorre na curva espectral da amostra 6, apresentou-se bem marcante e posicionada entre 800 e 1000nm, salientada na Figura 4.4. Destacam-se ainda as feições em 2200nm devido à caulinita (mais cristalizada), presentes nas amostras 6 e 10, indicadas por setas na Figura 4.4. Essa feição não se mostrou bem definida nas demais amostras, indicando a presença de uma classe de argilo-mineral ou mistura de dois ou mais minerais, não sendo possível identificar sua predominância (Madeira Netto, 2001).

Formaggio e Epiphanyo (2001), trabalhando com solos tropicais brasileiros, observaram feições marcantes localizadas em 1450nm e em 1950nm referentes às absorções pela água confinada típica das montmorilonitas (Hunt e Salisbury, 1970), além de uma banda larga centrada em aproximadamente 900nm, associada ao óxido de ferro, para a classe podzólico vermelho-amarelo (PV). Constataram também uma banda de absorção centrada em 2200nm, atribuída à caulinita, para as classes podzólico vermelho-amarelo (PV), latossolo vermelho-amarelo (LV) e areias quartzosas (AQ).

4.3.1 Remoção do espectro contínuo das feições de absorção

A análise das feições de absorção dos espectros amostrais foi realizada através do método de remoção do espectro contínuo, proposto por Clark e Roush (1984), onde se ajusta uma função matemática denominada: contínuo linha-reta, nos limites da linha espectral (Pizarro et al., 2001). A Figura 4.6 mostra um exemplo de uma banda de absorção resultante da aplicação de remoção do contínuo.

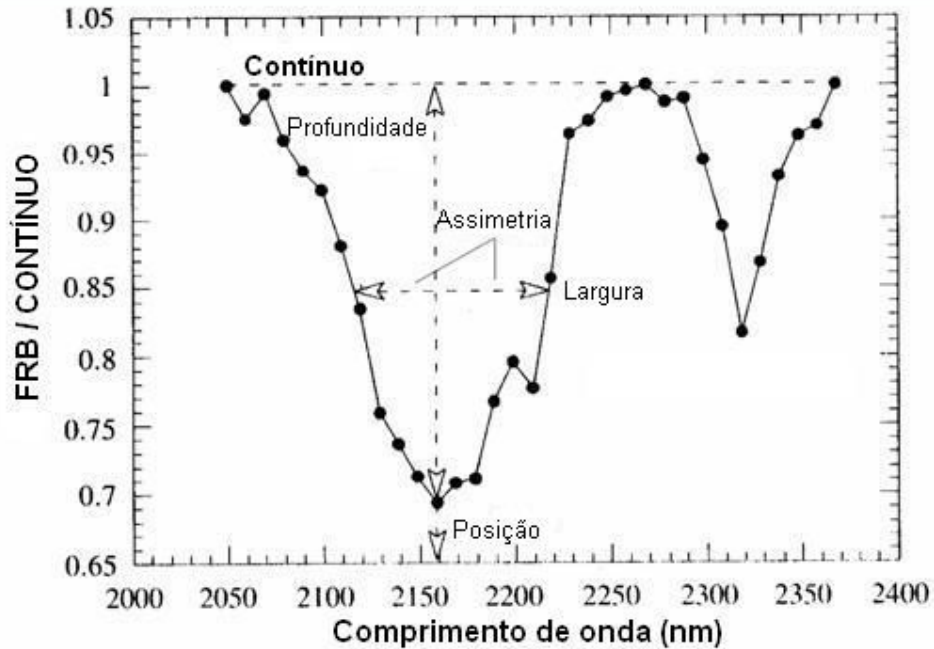


Figura 4.6 – Aplicação do método de remoção do espectro contínuo. : Adaptada de Pizarro (1999).

As feições de absorção selecionadas para análise foram as mais frequentes nos espectros, decorrentes da existência de água adsorvida aos minerais argilosos ou devido ao radical hidroxila, centradas em 1412nm (com intervalo de 1364-1500nm), 1910nm (com intervalo de 1870-2008nm), e as causadas por vibrações de dobramento das ligações Al-OH existente nos argilo-minerais, centradas em 2210nm (com intervalo de 2160-2230nm).

Para que estas bandas de absorção pudessem ser comparadas, houve a necessidade de se normalizar os espectros de ambas, através da divisão do valor de reflectância do espectro original, em cada comprimento de onda, pelo valor equivalente projetado na função linha-reta (Clark e Roush, 1984). De acordo com a Equação 4.2, a profundidade da banda (D_B) é definida como:

$$D_B = (R_C - R_B)/R_C \quad (4.2)$$

Onde, R_B é a reflectância no centro da banda e R_C é a reflectância do contínuo no centro da banda.

Através da equação descrita acima implementada em uma planilha de cálculos (Excel), além da profundidade de banda, também foram determinadas as áreas destas feições. A Tabela 4.5 apresenta os valores obtidos de profundidade e área, para as feições de absorção selecionadas. Estes parâmetros, associados às bandas de absorção, servem como indicadores quantitativos das propriedades espectrais das amostras analisadas.

Tabela 4.5 – Valores de profundidade (altura) e área das bandas de absorção, obtidos pelo método de remoção do contínuo.

Amostras	1412nm		1910nm		2210nm	
	Altura	Área	Altura	Área	Altura	Área
1	0,069	4,257	0,208	15,899	0,060	1,770
2	0,060	3,707	0,163	12,192	0,045	1,584
3	0,078	4,817	0,213	16,269	0,057	2,007
4	0,082	5,084	0,210	15,802	0,052	1,733
5	0,100	6,281	0,268	19,479	0,070	2,127
6	0,055	2,738	0,095	7,139	0,072	1,733
7	0,078	4,754	0,258	19,196	0,049	1,798
8	0,060	3,957	0,186	14,383	0,032	1,165
9	0,049	2,929	0,127	9,973	0,067	2,181
10	0,054	3,046	0,134	10,470	0,063	1,851
11	0,059	3,243	0,131	10,492	0,064	2,066
12	0,065	4,208	0,175	14,394	0,050	1,810
13	0,081	4,794	0,182	14,351	0,080	2,690
14	0,028	1,660	0,097	7,696	0,038	1,411
15	0,089	5,355	0,213	16,865	0,073	2,456

Evidencia-se que a profundidade e a largura das bandas de absorção não são apenas funções da intensidade de refletividade, ou seja, para solos com altas refletividades, as bandas nem sempre se pronunciam mais significativamente. Seria ideal que os parâmetros quantitativos das bandas de absorção (profundidade e área) estivessem significativamente correlacionados com os teores dos parâmetros que as causam (Formaggio e Epiphanyo, 2001).

Buscando identificar a influência dos atributos químicos das amostras de solo, na formação de cada uma das feições de absorção, foram estabelecidas análises de correlação linear, a um nível de significância de 5%, entre os valores resultantes do método de remoção do contínuo (Tabela 4.5) e os constituintes químicos (Tabela 4.2). Encontraram-se relações significativas entre os valores de profundidade e área de cada

banda de absorção com os respectivos teores dos parâmetros químicos que as causam (Tabela 4.6).

Tabela 4.6 – Valores de coeficientes de correlação linear entre os atributos químicos e os valores resultantes do método do espectro contínuo.

Constituintes	1412nm		1910nm		2210nm	
	Altura	Área	Altura	Área	Altura	Área
SiO ₂	-0,884	-0,827	-0,767	-0,768	-0,561	-0,583
Al ₂ O ₃	0,876	0,811	0,712	0,720	0,617	0,645
TiO ₂	0,609	0,513	0,437	0,424	0,573	0,455
Fe ₂ O ₃	0,683	0,565	0,479	0,466	0,641	0,556
MnO	0,186	0,098	0,174	0,159	0,273	0,131
MgO	0,694	0,687	0,789	0,732	0,151	0,137
CaO	0,695	0,706	0,845	0,800	0,112	0,132
Na ₂ O	0,827	0,796	0,719	0,736	0,399	0,468
K ₂ O	0,613	0,562	0,380	0,438	0,493	0,594
P ₂ O ₅	0,443	0,357	0,362	0,344	0,399	0,268
P.F.	0,684	0,667	0,758	0,733	0,323	0,310

4.3.2. Determinação das feições de absorção

Com a utilização do método de remoção do espectro contínuo, foi possível a comparação das bandas de absorção individuais a partir de um valor base comum das amostras. Estas bandas foram centradas em 1412nm (com intervalo de 1364-1500nm), em 1910nm (com intervalo de 1870-2008nm) e em 2210nm (com intervalo de 2160-2230nm). As comparações seguiram os critérios das diferenças de altura (profundidade) e das áreas destas feições, como mostradas na Tabela 4.5.

A Figura 4.7 ilustra a feição de absorção posicionada em torno de 1400nm obtida pelo método de remoção do contínuo. As maiores diferenças entre valores de profundidade e área desta banda espectral ocorreram em amostras com variações significativas dos teores de SiO₂, Al₂O₃, TiO₂, Fe₂O₃, CaO, K₂O. Esta afirmação é reforçada pela análise de correlação linear entre os constituintes químicos e os valores obtidos pelo método, mostrada no Anexo 2. SiO₂ apresentou os valores de coeficiente mais elevados, porém com sinais negativos, seguido de Al₂O₃, TiO₂, Fe₂O₃, CaO e K₂O, ambos diretamente correlacionados com os valores de profundidade e área. Estes resultados eram esperados, visto que esta feição é associada ao processo vibracional molecular provavelmente ocasionado pelo radical hidroxila ou pela existência de água adsorvida aos minerais argilosos formados por estes constituintes.

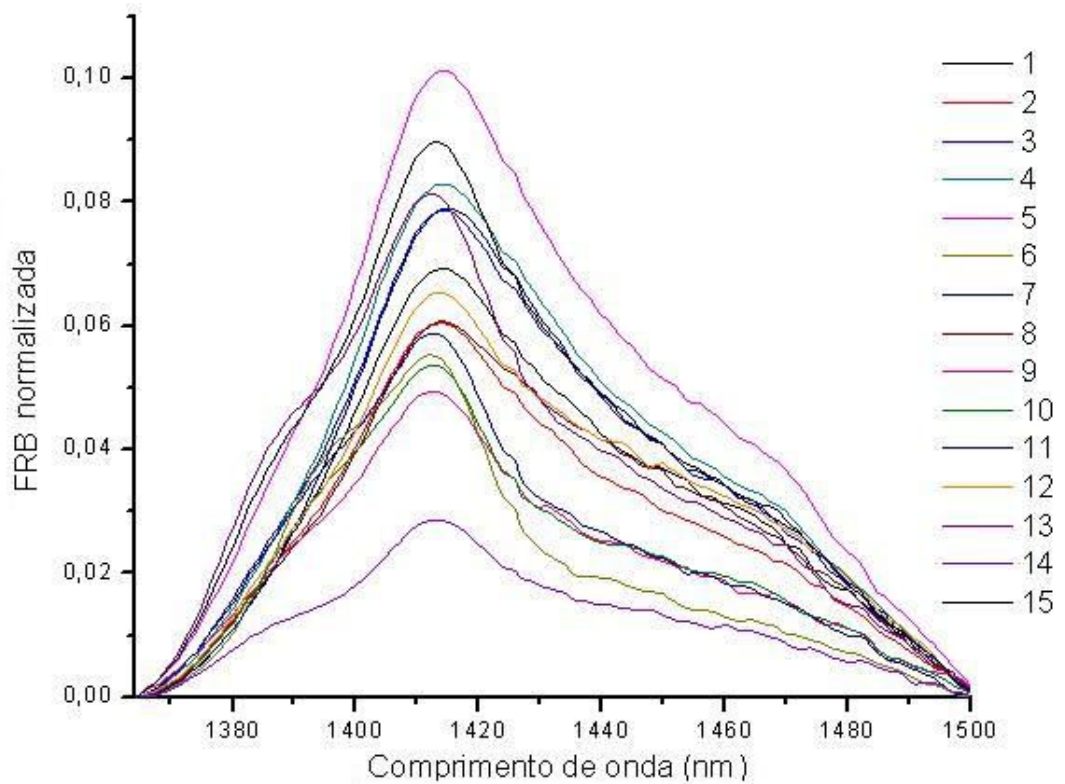


Figura 4.7 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 1364 a 1500nm.

A feição de absorção centrada em 1910nm apresentou os maiores coeficientes de correlação linear positivos para os teores químicos Al_2O_3 , MgO, CaO, e a maior correlação negativo para SiO_2 , Anexo 2. Como na feição anterior, estes atributos químicos compõem os argilo-minerais. A presença de água adsorvida e dos radicais de hidroxila, ao interagirem com a radiação eletromagnética, ocasionam o processo de vibração destas moléculas, surgindo esta banda de absorção (Hunt e Salisbury, 1970). A comparação desta feição das diferentes amostras, conforme os parâmetros estipulados pela análise de remoção do contínuo, encontra-se na Figura 4.8.

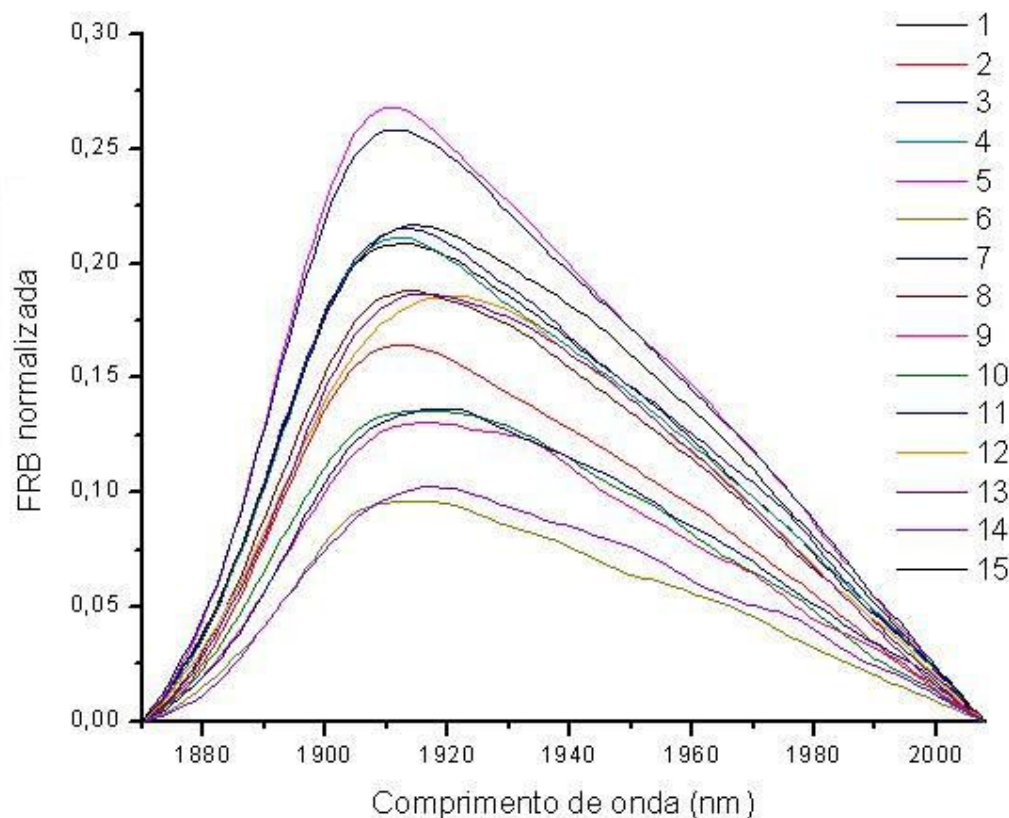


Figura 4.8 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 1870 a 2008nm.

A sílica, SiO_2 , apresentou correlação negativa nos dois parâmetros analisados (profundidade e área) para as bandas de absorção centradas em 1412nm e 1910nm (Anexo 2), reforçando a hipótese do surgimento desta feição não estar associado à água aprisionada como inclusões fluídas em grãos de quartzo.

A terceira banda de absorção observada, centrada em 2210, mostrou os melhores valores de correlação positiva para Al_2O_3 e Fe_2O_3 quando comparados à profundidade e área desta banda (Anexo 2). Esta relação explica-se tendo em vista que estes constituintes químicos são os principais integrantes dos minerais de argila (caulinita, esmectita e ilita). As vibrações de dobramento das ligações Al-OH (hidroxila) causam esta banda de absorção. Na Figura 4.9, observa-se que as amostras estão dispostas seguindo uma tendência de ordenamento em função do aumento na concentração dos constituintes químicos Al_2O_3 e Fe_2O_3 .

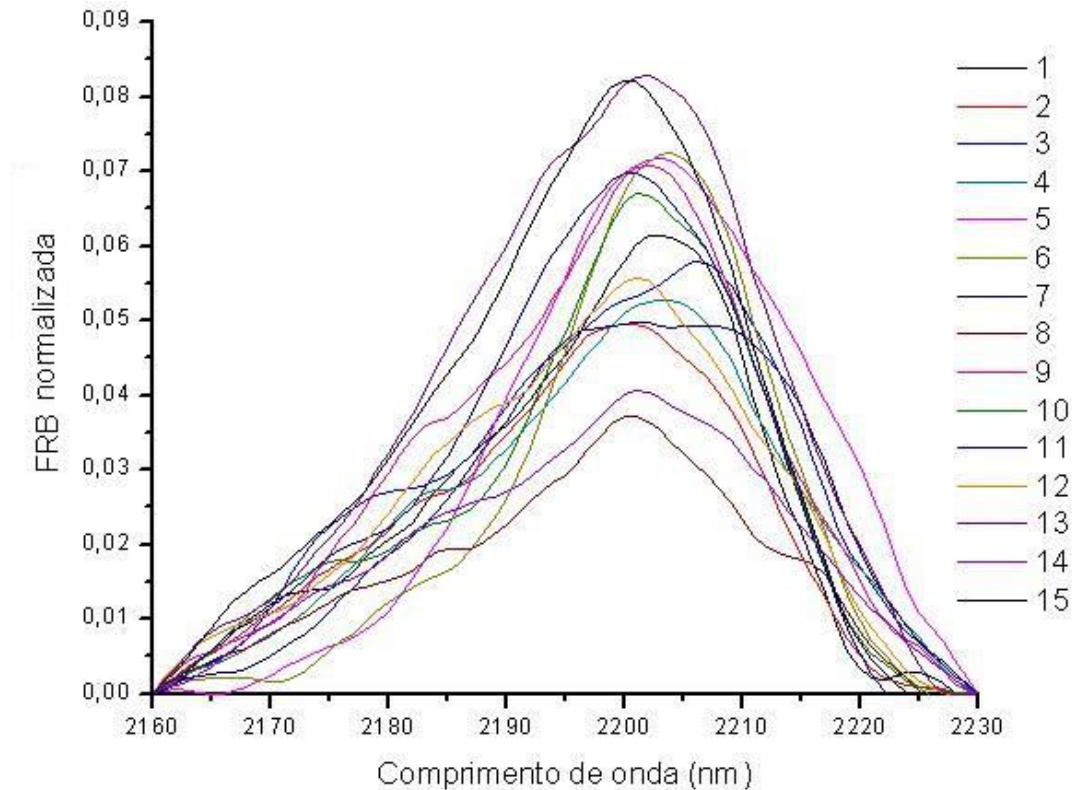


Figura 4.9 – Espectros normalizados através do método de remoção do contínuo para os comprimentos de onda entre 2160 a 2230nm.

D'Arco et al. (2003) encontraram resultados semelhantes aos descritos acima, ao utilizarem a mesma técnica para comparação de profundidades das feições de absorção de cinco classes distintas de solo. Verificaram que as bandas mais pronunciadas ocorreram nos solos de classe Argissolo Amarelo e Latossolo Vermelho Amarelo, ambos com as maiores concentrações de caulinita, onde as feições de absorção centradas em 2200nm aumentaram de acordo com os teores desse constituinte.

Nanni et al. (2004), Nanni et al. (2005) e Fiorio et al. (2005) utilizaram, como parâmetros para modelos de regressão linear múltiplo, além das bandas espectrais, os valores obtidos pela diferença entre o fator de reflectância da borda da feição de absorção e o menor valor desta banda de absorção dos espectros eletromagnéticos analisados. Como resultado, conseguiram discriminar as diferentes classes de solos estudadas, com taxa de acerto médio de 91% e erro global de 8, 8%. O mesmo procedimento estatístico gerou equações de regressão linear múltipla com coeficientes de determinação elevados para atributos físicos (areia, silte e argila) no trabalho de

Genú e Demattê (2003), e para os teores de SiO_2 , Al_2O_3 , TiO_2 e Fe_2O_3 nos trabalhos de Fiorio et al. (2003a) e Fiorio et al. (2003a).

4.4. Agrupamento espectral das amostras de solo

4.4.1. Análise dos dados espectrais por Componentes Principais

A Análise por Componente Principal (ACP), técnica estatística multivariada, foi aplicada ao conjunto dos espectros obtidos, para reduzir a dimensionalidade dos dados e proporcionar um agrupamento e/ou separação dos tipos de solo de forma mais eficiente. Além disso, permite identificar os fatores responsáveis pela variabilidade espectral. Salienta-se que os resultados deste tipo de tratamento estatístico variam conforme o conjunto e a variância dos dados analisados.

Nos trabalhos de Smith et al. (1985), Galvão et al. (1996), Galvão et al. (1997), Pizarro (1999) e Galvão et al. (2001) encontram-se exemplos da aplicação de ACP em análise de espectros de reflectância.

Para aplicação da ACP, os valores de reflectância foram lidos, nas curvas espectrais, a cada 125nm no intervalo de 500 até 2400nm. Os autovalores e autovetores foram gerados por uma matriz de correlação a partir dos valores de reflectância de 15 bandas das 15 amostras. No anexo 2 apresentam-se as informações espectrais das bandas selecionadas.

Os fatores de peso dos dois primeiros autovetores (E1 e E2), oriundos da matriz de correlação, são mostrados na Figura 4.10. Esses apresentam uma prévia da variabilidade nas características espectral dos dados.

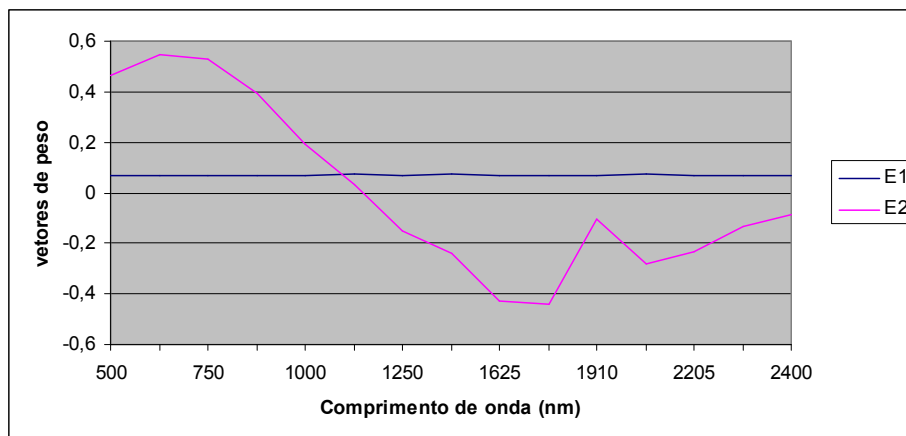


Figura 4.10 - Autovetores (E1 e E2) relacionados aos dois primeiros componentes principais.

O nível de separação espectral e a identificação de grupos homogêneos entre as amostras de solo foram identificados pela projeção dos dois primeiros escores componentes principais (CP1 e CP2), resultantes da multiplicação dos autovetores pelas bandas originais. Os valores dos escores dos dois primeiros componentes principais encontram-se no Anexo 2.

Vários estudos têm utilizado Análise por Componentes Principais na análise de espectros (Galvão et al., 1995; Galvão e Vitorello, 1995; Saldanha e Cunha, 2001), usando os autovetores para obter informações a respeito da separação espectral de amostras e identificação de grupos homogêneos.

Na tentativa de agrupar os espectros amostrais com a utilização da Análise por Componentes Principais (ACP), os fatores de peso dos dois primeiros autovetores (E1 e E2), Figura 4.10, obtidos da matriz de correlação entre os valores de reflectância de 15 bandas das 15 amostras, forneceram a primeira indicação das características para a variabilidade espectral dos dados, onde a primeira componente (CP1) foi responsável por 91,51% da variância total desses dados. O primeiro autovetor (E1), Figura 4.10, apresentou seus fatores de peso positivos e constantes ao longo do intervalo de 500nm a 2400nm, indicando uma relação de covariância positiva entre as 15 bandas de reflectância estudadas. Isso significa que CP1 varia diretamente com os valores de reflectância do visível ao infravermelho próximo. Portanto, quando linearmente transformados por esse autovetor (E1), os espectros tendem a se distribuir no espaço CP de acordo com o albedo das amostras (Galvão, 2001).

Já a segunda componente (CP2) responsabilizou-se por 4,14% da variância dos dados e está relacionada com as características de inclinação do espectro das amostras de mesmo albedo. Visto que o segundo autovetor (E2) apresentou uma relação de covariância negativa entre os dados de reflectância do visível, com fatores de peso positivos, e os dados do infravermelho, com fatores de peso negativos (Figura 4.10), a CP2 irá variar diretamente com a reflectância no visível e inversamente no infravermelho. Quando multiplicados pelo segundo autovetor (E2), os espectros tenderão a se distribuir no espaço CP em função de sua declividade, mais ascendente ou descendente, no infravermelho (Galvão, 2001). O segundo autovetor (E2) representa a forma geral dos espectros, incluindo a presença de algumas bandas de absorção, por exemplo, 1400nm, 1900nm e 2200nm (Galvão et al., 1997).

Na Figura 4.11, onde está representada a projeção dos escores componentes principais, a proximidade entre as amostras é um indicativo de similaridade espectral. O

que se observou neste caso é que não existe uma tendência de agrupamento das amostras no que se refere ao critério de sua classificação por associação à formação geológica ou à classe de solos. A semelhança das características químicas e mineralógicas desses solos justificou a impossibilidade de agrupamento por esses critérios.

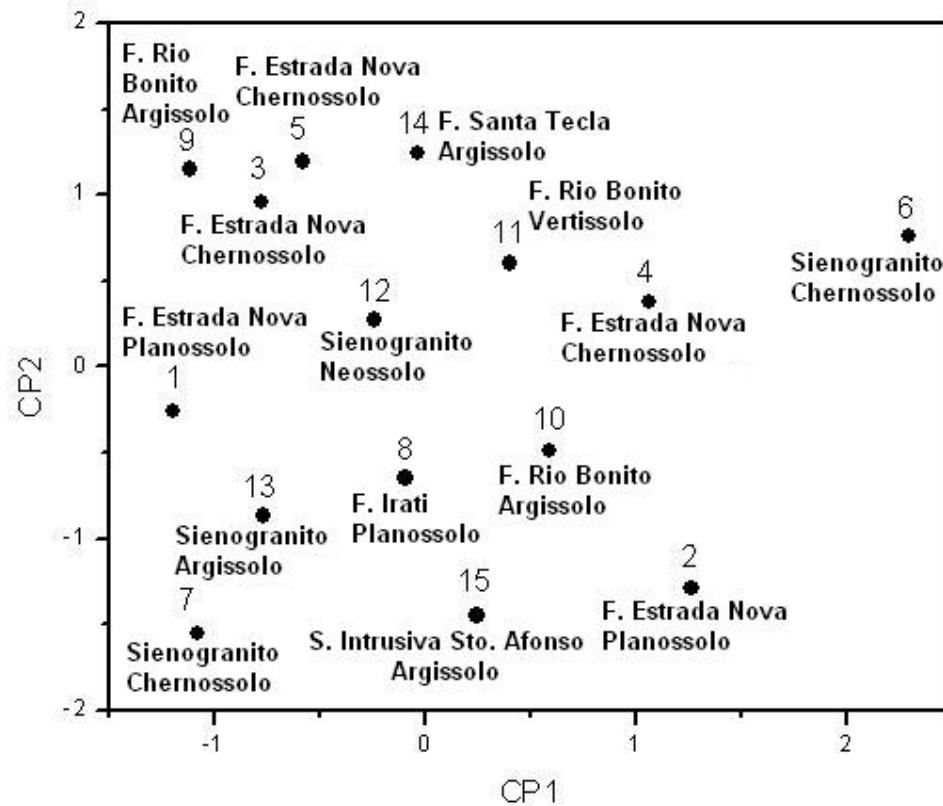


Figura 4.11 - Diagrama de espalhamento dos escores componentes principais (CP1 e CP2) das 15 amostras de solo.

Galvão et al. (1995), utilizando a mesma técnica para discriminar espectros de solos lateríticos fosfáticos e titaníferos, observaram uma tendência de agrupamento associada ao conteúdo de minerais opacos (minerais de titânio e magnésio). As amostras titaníferas apresentam reflectância total e a razão NIR/VIS (indicativo da inclinação do espectro) mais baixas que as amostras fosfáticas que, devido à presença de óxidos de ferro, apresentam diminuição do espectro apenas nos intervalos de comprimento de onda do visível e infravermelho próximo, comportamento de minerais transopacos.

Para Galvão e Vitorello (1995) a ACP, de vários espectros de rochas sedimentares, foi um bom indicador da homogeneidade ou heterogeneidade litológica das unidades estratigráficas das bacias de “Wind River” e “Bighorn”, Wyoming, USA.

A dispersão das amostras no espaço CP foi provavelmente devido a variações na reflectância relacionadas à mineralogia, química, granulometria e rugosidade de superfície. Xistos ricos em esmectita, de baixo albedo, pertencentes à formação “Thermopolis” formaram grupos distintos em função das diferenças nos conteúdos de quartzo, responsável por maiores albedos, enquanto que as dolomitas da formação “Goose Egg” também caíram em duas regiões correspondentes às diferenças no conteúdo de calcita.

Analisando apenas o eixo da CP1 (Figura 4.11), onde os albedos aumentam da esquerda para a direita, e comparando com a Figura 4.4, observa-se o mesmo ordenamento entre os espectros amostrais, destacando as amostras 6, 2 e 4 de maiores albedos, confirmando a relação existente entre os valores da primeira componente e a reflectância total (Galvão, 2001).

Pela observação do segundo autovetor, os seus fatores de peso variaram de valores positivos, em comprimentos de onda na região do visível, para valores negativos, em comprimentos de onda no infravermelho, conforme Figura 4.10. Esse comportamento explica a inversão das reflectâncias a partir do comprimento de onda de 1200 nm. Observando a Figura 4.12, as curvas espectrais das amostras 1, 7 e 9; 3 e 13; 11 e 15; e 2 e 4, de semelhantes escores no eixo da CP1, invertem os valores da reflectância, constatando-se que a razão infravermelho próximo/visível, indicativa da inclinação espectral, varia inversamente com os valores de CP2. O que resulta dessas constatações é uma inversão espectral ao redor de 1200nm para os conjuntos de espectros analisados. De um ponto de vista químico, o caráter mais descendente da declividade dos espectros no infravermelho pode ser explicado pelas variações no conteúdo de Al_2O_3 ou da fração argila, responsável por fortes bandas de absorção em 2200nm (Galvão et al., 1996).

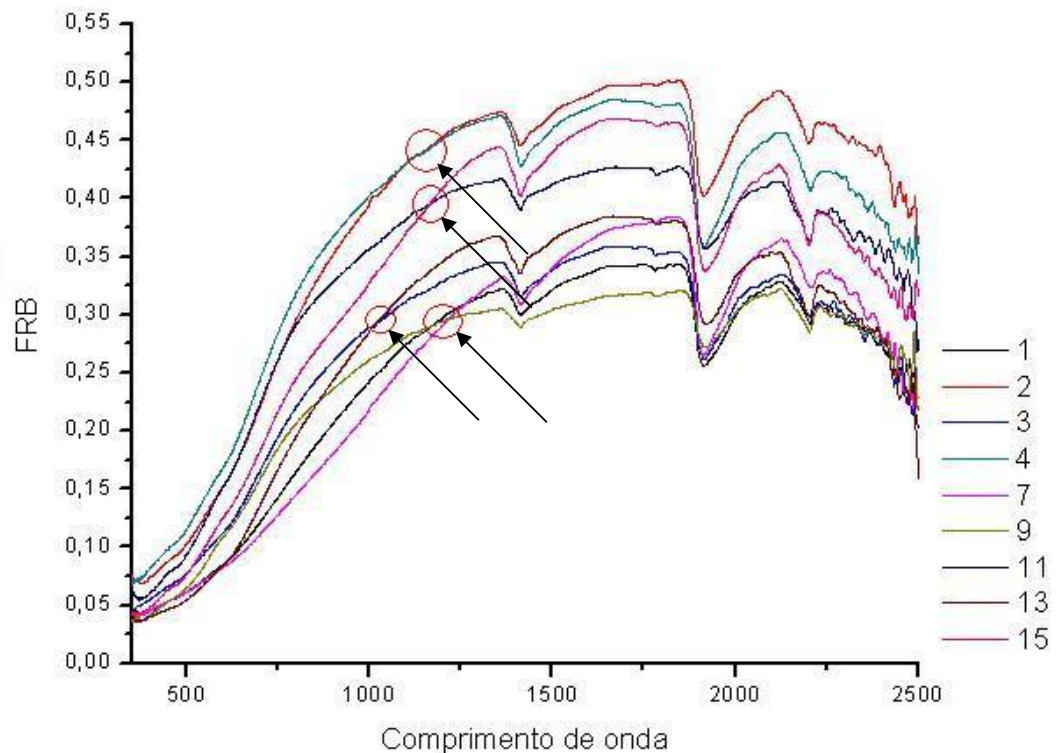


Figura 4.12 – Representação do ponto de inversão dos valores de reflectância para o conjunto de espectros amostrais analisados com valores semelhantes de CP1.

Galvão et al. (1997) e Galvão et al. (1998) ao aplicarem a ACP em espectros de solos tropicais, do sudeste brasileiro, encontraram os fatores peso de E2 variando de negativos, em comprimentos de onda curtos, para positivos, em comprimentos de onda longos. Logo, concluíram que os valores de CP2 variavam inversamente com a reflectância em comprimentos de onda curtos e diretamente com o restante do intervalo do infravermelho próximo. O ponto de inversão espectral foi em 1200nm para Galvão et al. (1997) e em 820nm para Galvão et al. (1998).

4.4.2. Utilização da ACP e do FRB na formação de grupos amostrais

Na tentativa de verificar se a distribuição das amostras no espaço espectral é controlada pelas classes de solo ou formação geológica, e agrupar seus espectros por semelhanças nas características de inclinação espectral e intensidade de albedo, os valores dos escores das duas primeiras componentes principais CP1 e CP2 (Anexo 2) serviram como variáveis de entrada para uma análise de agrupamento por k-médias. Para cada grupo também foi calculado os valores de média e desvio padrão (DP). Como resultado foi possível formação de 5 grupos, número de grupos suficiente para que as

amostras pudessem ser reunidas de acordo com suas características comuns, mostrados na Tabela 4.7. Nenhuma tendência de agrupamento com relação à classe de solo ou formação geológica pôde ser observada.

Tabela 4.7 – Resultados da análise e estatísticas (Média e Desvio Padrão) dos agrupamentos por K-méidas para os valores de CP1 e CP2.

Grupos	Amostras	Média (CP1)	Média (CP2)	DP (CP1)	DP (CP2)
1	4 e 6	1,6806	0,5679	0,8704	0,2702
2	2, 8, 10 e 15	0,5030	-0,9679	0,5796	0,4720
3	11,12 e 14	0,0446	0,7056	0,3281	0,4934
4	3, 5 e 9	-0,8224	1,0998	0,2691	0,1250
5	1, 7 e 13	-1,0133	-0,8935	0,2224	0,6445

Utilizando o tratamento por componentes principais para reduzir a dimensionalidade dos dados espectrais radiométricos e proporcionar um agrupamento e/ou separação dos tipos de solo derivados de rochas máficas e ultramáficas do Cerro Mantiqueira (RS), Saldanha e Cunha (2001) observaram que a técnica possibilitou o agrupamento dos solos dessa seqüência em classes espectral e quimicamente similares e diferenciá-los dos solos das rochas encaixantes. Observaram ainda que CP1 mostrou que solos derivados de rochas ultramáficas da Seqüência Cerro Mantiqueira possuem albedo mais baixo que aqueles das rochas encaixantes, enquanto que CP2 revelou que os mesmos solos tiveram as menores razões NIR/VIS, com inversão espectral, quando comparados aos das rochas encaixantes.

Outra forma de agrupar as amostras utilizou como base apenas as suas características de brilho, ou seja, de albedo e os valores correspondentes à primeira componente principal (Anexo 2). Os fatores de reflectância das amostras de solo foram simulados para as bandas equivalentes do sensor LANDSAT 7 - ETM+ , para fins comparativos, conforme Tabela 4.8.

Tabela 4.8 - Valores de reflectância correspondentes às bandas do sensor ETM+.

Amostras	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	0,0588	0,0777	0,1050	0,1817	0,3390	0,3067
2	0,0981	0,1370	0,1893	0,3190	0,4933	0,4660
3	0,0740	0,1021	0,1411	0,2371	0,3555	0,3111
4	0,1100	0,1530	0,2094	0,3389	0,4807	0,4274
5	0,0816	0,1124	0,1533	0,2530	0,3778	0,3129
6	0,1189	0,2260	0,3156	0,4016	0,5345	0,5132
7	0,0588	0,0762	0,0979	0,1592	0,3697	0,3379
8	0,0723	0,1003	0,1420	0,2547	0,4121	0,3671
9	0,0612	0,0947	0,1359	0,2188	0,3148	0,3025
10	0,0937	0,1272	0,1749	0,2884	0,4517	0,4038
11	0,0883	0,1342	0,1906	0,3068	0,4243	0,3873
12	0,0763	0,1101	0,1551	0,2579	0,3917	0,3506
13	0,0521	0,0748	0,1114	0,2151	0,3816	0,3212
14	0,0863	0,1303	0,1851	0,2789	0,3670	0,3785
15	0,0722	0,1101	0,1564	0,2629	0,4648	0,3860

Os grupos resultantes da análise por k-médias, para os valores de CP1 e reflectância das amostras de solo, encontram-se nas Tabelas 4.9 e 4.10.

Tabela 4.9 – Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de CP1.

Grupos	Amostras	Média (CP1)	DP (CP1)
1	6	2,2961	0,0000
2	2, 4 e 10	0,9738	0,3455
3	8, 11, 12, 14 e 15	0,0579	0,2624
4	1, 3, 5, 7, 9 e 13	-0,9178	0,2443

* número de grupos suficiente para a caracterização amostral.

Tabela 4.10 - Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de reflectância correspondentes às sete bandas do sensor ETM+.

Grupos	Amostras	Média (485nm)	DP (485nm)
1	6	0,1189	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,0924	0,0139
3	5, 8, 12 e 14	0,0791	0,0061
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,0610	0,0081

Grupos	Amostras	Média (570nm)	DP (570nm)
1	6	0,2260	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,1323	0,0156
3	5, 8, 12 e 14	0,1133	0,0125
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,0851	0,0125

Grupos	Amostras	Média (660nm)	DP (660nm)
1	6	0,3156	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,1841	0,0198
3	5, 8, 12 e 14	0,1589	0,0184
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,1183	0,0192

Grupos	Amostras	Média (840nm)	DP (840nm)
1	6	0,4016	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,3032	0,0291
3	5, 8, 12 e 14	0,2611	0,0120
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,2024	0,0313

Grupos	Amostras	Média (1650nm)	DP (1650nm)
1	6	0,5345	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,4629	0,0267
3	5, 8, 12 e 14	0,3872	0,0195
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,3521	0,0263

Grupos	Amostras	Média (2220nm)	DP (2220nm)
1	6	0,5132	0,0000
2	2, 4, 10, 11 e 15	0,4141	0,0335
3	5, 8, 12 e 14	0,3523	0,0287
4	1, 3, 7, 9 e 13	0,3159	0,0141

* número de grupos suficiente para a caracterização amostral.

Posteriormente, os resultados dos agrupamentos oriundos dos valores de PC1 e dos fatores de reflectância referentes às bandas do sensor ETM+ foram comparados entre si. Não se observou diferença significativa entre os dois critérios utilizados para a formação dos grupos, ou seja, a divisão das amostras entre os clusters deu-se de forma semelhante para ambas as metodologias de agrupamento utilizadas.

Sobre estes grupos tentou-se verificar possíveis tendências de caracterização relacionadas à constituição química dos solos, responsáveis pelas variações nas intensidades de brilho. O grupo formado pelas amostras 1, 3, 5, 7, 9 e 13 (Tabelas 4.9 e 4.10), com os menores albedos, valores de CP1 e reflectância próximos entre si, apresentou os maiores valores de perda ao fogo (P.F), parâmetro que representa conteúdo de matéria orgânica e umidade, e de MgO, de Fe₂O₃, de CO e de Al₂O₃. Em contrapartida, apresentam os menores valores SiO₂, comparado com as demais amostras, como indicado na Tabela 4.11. Por não seguirem a mesma tendência observada, os solos de maior brilho não puderam ser caracterizadas quanto a estes constituintes.

Tabela 4.11 – Porcentagem dos constituintes químicos do grupo de amostras de menor albedo.

Amostras	P.F> (%)	MgO> (%)	Fe ₂ O ₃ > (%)	CaO> (%)	SiO ₂ < (%)	Al ₂ O ₃ > (%)
1	10,51	0,32	2,38	0,51	75,06	9,17
3	9,86	0,53	2,73	0,55	72,53	10,09
5	12,18	0,96	3,2	1,11	65,07	13,41
7	12,92	0,9	3,27	1,09	67,02	11,77
9	-	-	-	-	-	-
13	8,22	-	2,31	-	70,92	12,49

Em concordância com estes resultados, Galvão e Vitorello (1995), ao trabalharem com informações espectrais de rochas sedimentares, verificaram uma tendência de aumento do albedo, e conseqüente o aumento da CP1, com o incremento do conteúdo de sílica, mas uma diminuição na componente argila e nos teores de óxido de ferro e matéria orgânica.

Na análise de dados radiométricos de laboratório, Fiorio et al. (2001) puderam separar amostras de solo do município de Barra Bonita (SP), quanto à intensidade das curvas espectrais, em três grupos, sendo o primeiro com maiores albedos, os solos Neossolos Quartzârenicos (RQo) e Latossolos Vermelhos Distróficos e Eutróficos (LVd e LVe); o segundo grupo intermediário com o Latossolo Vermelho Eutroférico (LVef) e, com menor intensidade os solos, Nitossolos Vermelhos Eutroféricos (NVef e NVefpp – raso) e Cambissolos Háplicos (CXbe). As características físico-químicas e mineralógicas, determinadas na formação dos solos, propiciaram diferenças nos dados espectrais, permitindo sua discriminação e caracterização.

4.5. Determinação das relações entre os constituintes químico-mineralógicos e os espectros das amostras de solo

Foram realizadas análises de correlação entre elementos químicos e os fatores de reflectância bidirecionais, obtidos a cada 100nm no intervalo de 400 a 2500nm, com os resultados da análise de componentes principais (CP1 e CP2) e entre si. Esses estudos visam a um melhor entendimento nas relações existentes entre as curvas espectrais e as características químicas específicas dos solos. No Anexo 2, encontram-se as análises de correlação linear (5% de significância) entre os itens destacados.

Tendo em vista que as amostras de solo apresentaram mineralogia e conteúdo dos elementos químicos semelhantes, a análise dos coeficientes de correlação linear apresentou valores muito baixos, não indicando uma relação significativa (a um nível de 5% de significância) entre a reflectância e os atributos químicos, e entre esses e os resultados das duas primeiras componentes principais (representado albedo e formato da curva espectral), conforme as Tabelas no Anexo 2. Diferente destes resultados, Pizarro et al. (2001) e Galvão et al. (2001), trabalhando com solos tropicais, encontraram coeficientes de correlação significativos para todos os atributos químicos testados com exceção dos resultados obtidos em 461nm.

Entretanto, com base na Figura 4.13 que representa graficamente os coeficientes de correlação linear entre os atributos químicos e os valores de reflectância das amostras nos diferentes comprimentos de onda, algumas considerações puderam ser feitas: as variações dos albedos entre as amostras puderam ser mais bem explicadas pelas diferenças de concentração dos elementos SiO_2 e Al_2O_3 , no comprimento de onda de 2470nm, MgO e CaO, em 1910nm, e perda ao fogo (P.F), em 810nm, conforme visto na Figura 4.13.

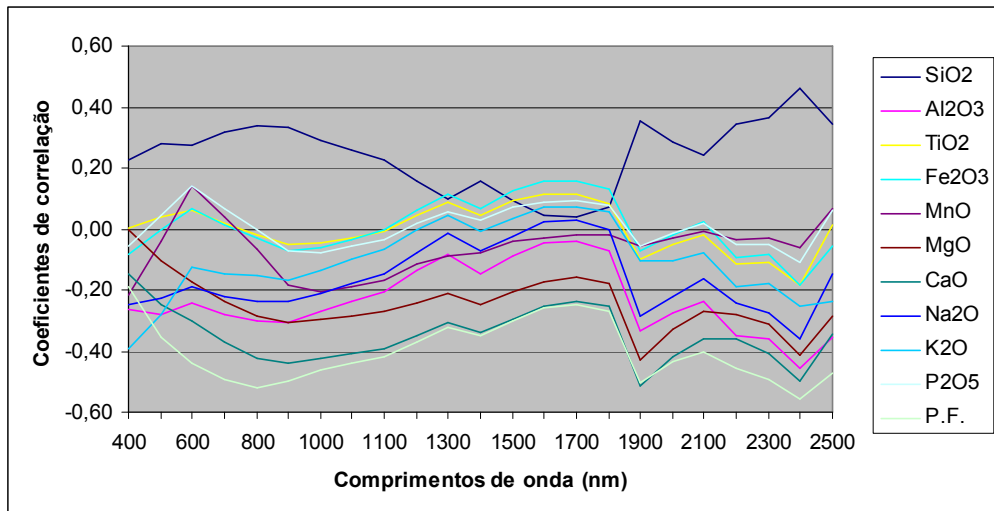


Figura 4.13 – Coeficientes de correlação entre os elementos químicos e valores de reflectância.

A similaridade na forma da maioria das curvas de correlação está associada com as fortes relações de covariância positiva entre alguns constituintes dos solos, Anexo 2 (Galvão et al., 2001).

SiO₂ e Al₂O₃ apresentaram as melhores correlações em 2470 nm, porém com sinais opostos, 0,52 e -0,51 respectivamente. O efeito dos materiais argilosos na curva espectral é provavelmente visto em comprimentos de onda maiores que 2000nm, causando o aumento das correlações negativas com o Al₂O₃ (Galvão e Vitorello, 1998), observados na Figura 4.13.

A matéria orgânica, representada por P.F, apresentou um coeficiente de -0,51 em 810 nm.

MgO e CaO apresentaram os maiores coeficientes de correlação -0,45 e -0,57 , respectivamente, com relação ao valor de reflectância em 1910 nm.

Na análise de solos tropicais do Estado de Mato Grosso de Sul, Brasil, Pizarro et al. (2001) e Galvão et al. (2001) encontraram os maiores coeficientes de correlação para TiO₂, Fe₂O₃ e Al₂O₃ ao redor de 1075, 2232 e 2210nm, respectivamente. Esses constituintes também se mostraram correlacionados entre si (0,92), visto que solos tropicais ricos em oxi-hidroxos de ferro (hematita, goetita) tendem a apresentar também grandes quantidades de óxidos de titânio, como ilmenita, por exemplo, (Galvão e Vitorello, 1998).

A matéria orgânica mostrou-se a principal responsável pela redução da reflectância entre 600-800nm (Figura 4.13), concordando com as análises de Galvão e Vitorello (1998).

De forma análoga à análise anterior, os atributos químicos mais relacionados à CP1 foram os mesmos citados anteriormente. SiO₂ e Al₂O₃ apresentaram valores semelhantes, com sinais opostos, seguidos de P.F (-0,42), CaO (-0,37) e MgO (-0,26). Galvão et al. (1996), na tentativa de caracterizar as relações de similaridade espectral entre diferentes perfis de solos tropicais brasileiros através de uma abordagem baseada em Análise por Componentes Principais, encontraram o Fe₂O₃ e Al₂O₃, dos constituintes analisados, como os mais importantes para explicar a variação dos escores de CP1 (variação de albedo).

Na análise de correlação linear, com 5% de significância, apenas com os dados dos elementos químicos dos solos, mostrados no Anexo 2, verificou-se que SiO₂ está inversamente correlacionado com os demais constituintes. O que explica o fato de SiO₂ ter correlações positivas com as reflectâncias e com a CP1 é uma tendência de aumento de albedo com o aumento do conteúdo deste constituinte, ao passo que os outros componentes, tendo apresentado valores negativos, indicam uma tendência de diminuição nas reflectâncias com o aumento da concentração dos mesmos.

Entre SiO₂ e Al₂O₃ ocorreu a maior correlação negativa, valor de r de -0,989, indicando que a sílica existente nas amostras de maior albedo pode ser oriunda dos grãos de quartzo e não de argilo-minerais. Para as amostras de menor albedo, a diminuição da sílica total pode significar o deslocamento dessa, dos grãos de quartzo, para os feldspatos alcalinos, plagioclásios ou argilo-minerais, em função dos aumentos observados nos constituintes Na₂O, K₂O e CaO destas amostras.

Galvão e Vitorello (1996), ao estudarem as relações entre reflectância e constituintes de solos tropicais do estado de São Paulo, encontraram padrão de comportamento similar entre SiO₂ e Al₂O₃, com uma correlação linear positiva (r = 0,88) entre os mesmos.

Na tentativa de explicar a ocorrência de minerais félsicos (claros) e máficos (escuros), foi analisado o resultado da correlação linear do somatório dos teores de Fe₂O₃, CaO, MgO, TiO₂ e MnO com SiO₂, Anexo 2. A alta correlação negativa (-0,88), explica a predominância dos minerais de quartzo sobre os demais minerais opacos constituídos por Fe₂O₃, CaO, MgO, TiO₂ e MnO.

Salienta-se que ajustes não-lineares sobre os dados podem melhor expressar as relações entre constituintes químicos, fatores de reflectância bidirecionais e resultados da análise de componentes principais.

De uma forma geral as características radiométricas das amostras juntamente com a primeira componente principal (CP1), que retrata a variação de reflectância dos alvos, possibilitaram a formação de grupos por similaridade química, onde o grupo de amostras com mais baixos albedos apresentaram baixos valores de SiO_2 e altos conteúdos de MgO , Fe_2O_3 , CaO e Al_2O_3 e de matéria orgânica. As características radiométricas das amostras de solo analisadas nesse Capítulo servirão para auxiliar o estudo das relações entre as variações de albedo dos substratos e as variáveis espectrais coletas das imagens, obtidas do sensor orbital, abordado no próximo Capítulo.

CAPÍTULO V

INVESTIGAÇÃO DA PARTICIPAÇÃO DO SOLO NAS VARIÁVEIS ESPECTRAIS DAS IMAGENS

Neste capítulo serão analisadas as relações entre as variações no comportamento espectral dos substratos e as variáveis espectrais utilizadas no modelo JONG (Fonseca, 2004), obtidas das imagens orbitais. Tal análise será baseada na comparação entre os dados espectrais de laboratório e das imagens, no intuito de investigar a participação e contribuição do comportamento espectral dos solos nas variações dos valores das variáveis espectrais testadas.

5.1. Determinação das variáveis espectrais nas áreas amostradas nas imagens

A localização geográfica dos pontos a serem amostrados foi definida nas imagens por meio da visualização de diferenças espectrais em área de ocorrência do Bioma Pampa a ser avaliado, Figura 5.1. Um trabalho de campo foi realizado e, por meio do uso de GPS, as coordenadas planas adquiridas no sistema UTM foram acessadas, definindo-se assim a posição das unidades amostrais.

5.1.1. Imagens utilizadas

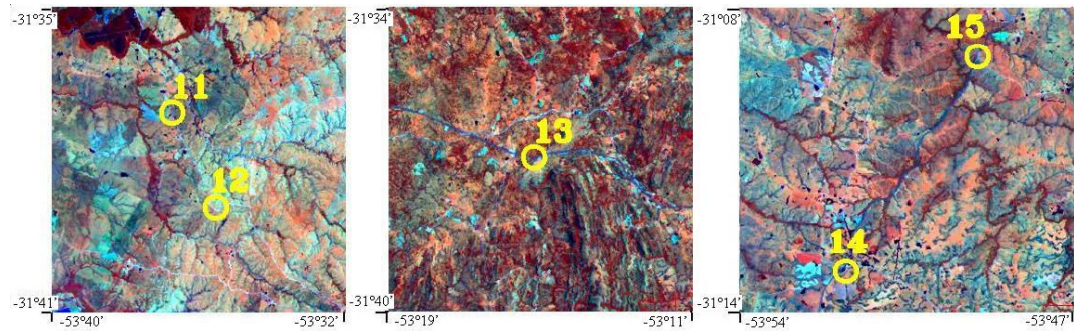
Tendo em vista a que o trabalho visa dar continuidade ao desenvolvido por Fonseca (2004), analisando a contribuição espectral dos diferentes substratos do Bioma Pampa na componente espectral do modelo JONG, foram utilizadas as mesmas imagens LANDSAT 7, sensor ETM+, referentes à órbita / ponto 222/82, correspondentes às datas de 19/11/2002 e 06/01/2003, garantindo uma uniformidade da vegetação quanto

ao estágio fenológico e cobertura vegetal do solo nas unidades amostrais, conforme o trabalho citado. A utilização da imagem correspondente à data de 02/10/2002 serviu para aumentar a gama de possibilidades de investigação das variações espectrais entre as unidades amostrais, visto que no mês de outubro as espécies vegetais estavam no início da estação de crescimento existindo ainda uma grande quantidade de solo descoberto (Fonseca, 2004). As características dessas imagens encontram-se no Anexo 3.

Outubro



Novembro



Janeiro

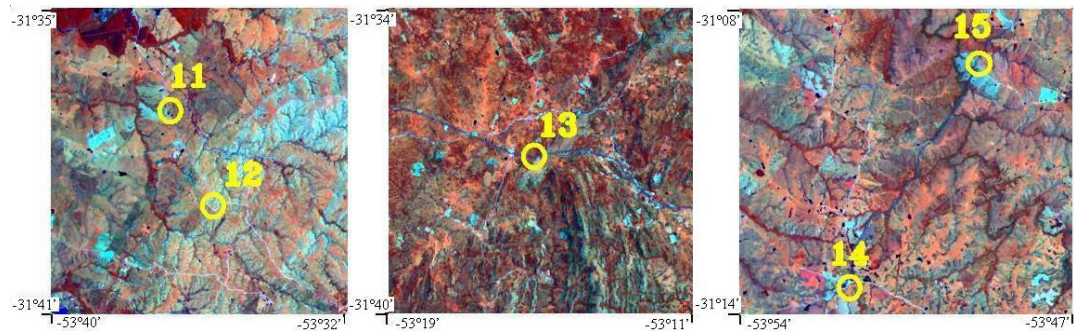


Figura 5.1 – Posicionamento de algumas unidades amostrais nas imagens LANDSAT 7 de outubro, novembro e janeiro, respectivamente, com composição R(4)G(5)B(3).

5.1.2. Processamento das imagens para a determinação das variáveis espectrais

5.1.2.1. Retificação geométrica

As imagens LANDSAT 7, fornecidas com um pré-georreferenciamento, foram submetidas a novo procedimento de correção geométrica, tendo em vista melhorar a qualidade geométrica das mesmas. Com o auxílio de cartas topográficas da Diretoria do Serviço Geográfico do Exército Brasileiro, na escala 1:50.000, como base cartográfica para extração das coordenadas geodésicas dos pontos de controle, localizou-se as feições homólogas nas imagens sendo esses pontos localizados, principalmente, em cruzamento de estradas. Utilizou-se um polinômio de transformação de segundo grau, para o cálculo das novas coordenadas das imagens, obtendo um erro médio quadrático menor que um pixel (30m). O interpolador “vizinho mais próximo” foi o método utilizado para realizar a transferência dos valores digitais dos pixels originais para as novas posições corrigidas. Todas estas operações foram realizadas no ENVI 4.2.

5.1.2.2. Correção dos dados orbitais para os efeitos de absorção e espalhamento atmosféricos e padronização das imagens utilizadas

Antes de proceder à correção atmosférica propriamente dita, as imagens precisaram ser calibradas para valores de radiância espectral, por meio de uma equação linear (Equação 5.1) que converte os níveis digitais medidos (ND) pelo sensor ETM+ em radiância, utilizando coeficientes de calibração (Anexo 3) (NASA, 2006):

$$L_{\lambda} = LMIN_{\lambda} + ((LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda})/NDMAX) * ND_{\lambda} \text{ (Wcm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}\text{)} \quad (5.1)$$

Onde, L_{λ} é a radiância espectral detectada pelo sensor, $LMIN_{\lambda}$ é a radiância espectral quando o $ND = 0$, $LMAX_{\lambda}$ é a radiância quando $ND = NDMAX_{\lambda}$, $NDMAX$ é o nível digital máximo medido pelo sensor (255) e ND_{λ} é o nível digital detectado. Todas essas variáveis são dependentes do comprimento de onda (λ).

Após o processo de calibração, as imagens foram transformadas de valores de radiância espectral para valores de reflectância aparente (ρ_p), através da Equação 5.2, considerando a irradiância solar no topo da atmosfera:

$$\rho_p = (\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2)/(ESUN_{\lambda} \cdot \cos\theta_s) \quad (5.2)$$

Onde, L_λ é a radiância espectral, d é a distância sol-terra em unidades astronômicas, θ_s é o ângulo zenital solar em graus e $ESUN$ é a irradiância solar no topo da atmosfera. Sendo todas as variáveis dependentes do comprimento de onda. Os valores de $ESUN$ encontram-se no Anexo 3.

Seguindo a metodologia proposta por Hall et al. (1991) e adotada no trabalho de Fonseca (2004), apenas a imagem de atmosfera mais limpa no momento da aquisição da imagem, correspondente ao dia 6 de janeiro do ano de 2006, teve seus dados corrigidos para os efeitos de absorção e espalhamento atmosférico. As demais permaneceram em valores de reflectância aparente para após sofrerem o processo de normalização radiométrica.

Realizou-se a correção atmosférica, utilizando o módulo FLAASH, existente no programa ENVI 4.2, que incorpora o modelo de transferência radioativa MODTRAN4. O modelo baseia-se em uma equação padrão para a determinação da radiação espectral de um pixel, que se aplica a um certo intervalo do comprimento de onda solar e para alvos de superfícies lambertianas. Os valores de reflectância de superfície são resultantes deste modelo que é descrito pela Equação 5.3 (Matthew et al., 2000).

$$L = ((A \cdot \rho)/(1 - \rho_e \cdot S)) + ((B \cdot \rho)/(1 - \rho_e \cdot S)) + La \quad (5.3)$$

Onde, ρ é a reflectância de superfície do pixel, ρ_e é a reflectância média de superfície da região circundante ao pixel analisado, S é o albedo esférico da atmosfera, La é a radiância retro-espalhada pela atmosfera, e A e B são coeficientes dependentes das condições geométricas e atmosféricas e independentes das condições de superfície. Todas essas variáveis são dependentes das bandas espectrais (ENVI, 2004).

Com as informações dos ângulos de visada e solar, altitude média do terreno, modelo atmosférico, tipo de aerossol e visibilidade horizontal, o MODTRAN4 simula as condições atmosféricas locais no momento da passagem do satélite e determina os valores de A , B e La (Matthew et al., 2000).

Os parâmetros atmosféricos que mais afetam a resposta espectral de uma dada superfície são o vapor d'água (H_2O), os aerossóis, as misturas de gases (O_2 , CO_2 , CH_4) e o ozônio (Pizarro, 1999). Assim, para que suas concentrações pudessem ser estimadas os seguintes dados foram informados: o tipo de sensor (LANDSAT 7 - ETM+), a altitude do sensor (700km), a altitude média do terreno (325m), o tamanho do pixel

(30m), a data e a hora de vôo (06/01/2003 e 13:13:36), o modelo atmosférico (meia-latitude de verão), o modelo de aerossóis (rural) e a visibilidade inicial (50m).

As imagens de outubro e novembro, em valores de reflectância aparente, sofreram o processo de normalização radiométrica, para que fossem minimizados os efeitos causados pela atmosfera, pelas variações nas condições de iluminação (posição aparente do sol) e por mudanças nas características do sensor ao longo do tempo (calibração), seguindo o modelo proposto por Hall et al. (1991). A imagem de janeiro, em valores de reflectância de superfície, serviu como referência para o processo. As operações realizadas foram feitas no módulo LEGAL, pertencente ao aplicativo Spring.

A definição da série radiométrica de controle, tanto para a imagem referência quanto para as demais cenas, foi obtida pela geração das imagens “*Greenness*” e “*Brighthness*” de toda série temporal estudada (3 meses). Os coeficientes da Transformação Tasseled Cap, utilizados na Equação 2.5 para a geração destas imagens, foram apresentados por Huang et al. (2002), Anexo 3. A identificação da série radiométrica de controle das imagens reflectância, de superfície e aparente, foi realizada determinando os extremos do gráfico de espalhamento entre valores de níveis de cinza dos pixels das imagens “*Brighthness*” e “*Greenness*”, para cada mês. Os extremos deste gráfico, ao longo da abscissa (“*Brighthness*”), correspondem aos elementos da paisagem (não vegetados) que têm a mesma reflectância entre passagens sucessivas, chamadas Feições Pseudo-Invariantes (FPIs).

Identificadas as séries radiométricas para os pontos de controle claros e escuros, foram calculados os valores médios de reflectância destes pontos para cada banda (Anexo 3), que serviram para o cálculo dos coeficientes de transformação angular (Equação 2.3) e linear (Equação 2.4) da equação linear de normalização (Equação 2.2).

Após o processo de normalização radiométrica, determinou-se os valores médios de reflectância dos pontos de controle (FPIs) claros e escuros, da imagem já normalizada (Anexo 3). Este procedimento tem por finalidade a verificação dos critérios de avaliação do processo, já que a variação entre os valores da referência e das diferentes datas para cada banda deve ser menor que 1%.

5.1.2.3. Análise do comportamento espectral das unidades amostrais para as diferentes datas de aquisição de dados orbitais

Os valores de reflectância de superfície extraídos dos pixels, referentes às unidades de amostrais, correspondem a um valor obtido pelo cálculo da média de uma

janela de 3x3 pixels circundantes ao alvo. Tal método foi utilizado a fim de se minimizar o efeito do pixel vizinho (por adjacência) sobre as unidades amostrais. Os valores médios de reflectância de superfície para cada unidade amostral referente à imagem LANDSAT 7-ETM+, dos meses de outubro, novembro e janeiro encontram-se no Anexo 4.

A Figura 5.2 apresenta as curvas de reflectância de superfície para a unidade amostral 4 nas diferentes datas de imagens analisadas. Para as demais unidades, as curvas de reflectância de superfície são apresentadas no Anexo 5.

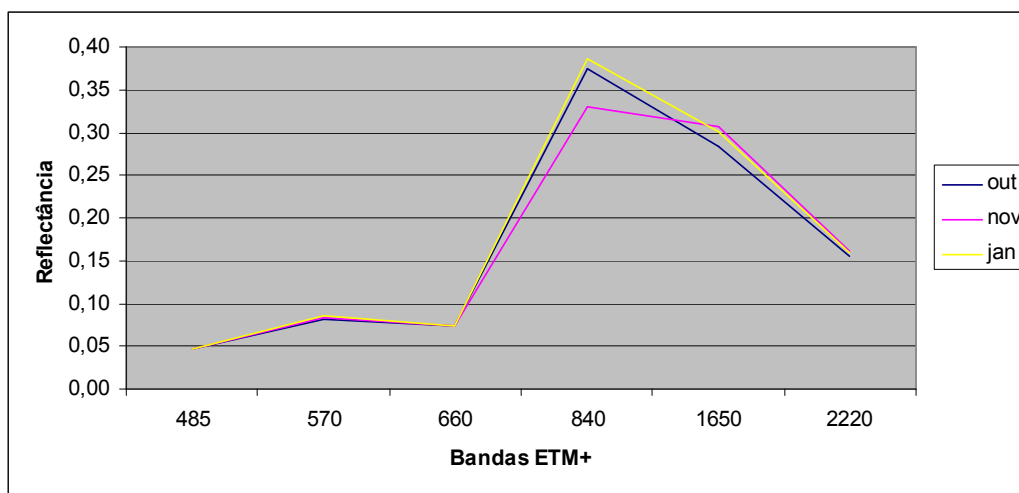


Figura 5.2 – Reflectância de superfície da unidade amostral 4 para as diferentes datas analisadas.

Não se observou padrão algum de comportamento característico para as unidades amostrais, nos diferentes meses estudados. Exceto pela banda 4 que, para o mês de janeiro, apresentou na maioria dos pontos de amostragem valores de reflectância superior quando comparados com as demais datas. Isto pode ser explicado pela existência de uma maior disponibilidade de forragem no verão, quando comparada à primavera, especificamente entre os meses de outubro e novembro, momento em que começa o rebrote das espécies estivais.

Trabalhando no mesmo bioma, porém em unidades amostrais diferentes, Fonseca (2004) observou um padrão de comportamento característico de baixa densidade de vegetação associado às medições do mês de outubro em todas as unidades, o que aumentou a participação do solo na composição da resposta espectral dos pixels. Provavelmente os resultados do presente trabalho diferenciaram-se dos de Fonseca

(2004) em razão da localização dos pontos de amostragem estar distribuída em uma área maior, abrangendo diferentes substratos com heterogeneidade da composição florística.

5.2. Processamento de imagens para o agrupamento das unidades amostrais

5.2.1. Aplicação do Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME)

Usou-se uma relação linear para representar as misturas espectrais dos alvos dentro do pixel, elemento de resolução dos sistemas de sensoriamento remoto, onde o modelo utilizado (Equação 2.6) assume que a reflectância de cada pixel é uma combinação linear da reflectância dos membros de referência. Dessa forma, as proporções de cada membro de referência podem ser calculadas para cada pixel, correspondentes às informações contidas na unidade de resolução terrestre (Shimabukuro e Smith, 1991).

Os membros de referência (pixels puros) escolhidos foram vegetação, solo e água. As características do terreno dificultaram a identificação de alvos sombreados. A Figura 5.3 apresenta o comportamento espectral dos alvos escolhidos como membros de referência, correspondentes à imagem de Janeiro.

A definição dos membros de referência foi feita com base na escolha dos pixels extremos do diagrama de espalhamento bidimensional para as imagens CP1 e CP2, resultantes do ACP para as imagens de reflectância de superfície. Estes alvos, de resposta espectral contrastantes, tiveram posicionamentos diferentes no gráfico, e seus correspondentes espectros de reflectância foram recuperados e analisados (Pizarro, 1999).

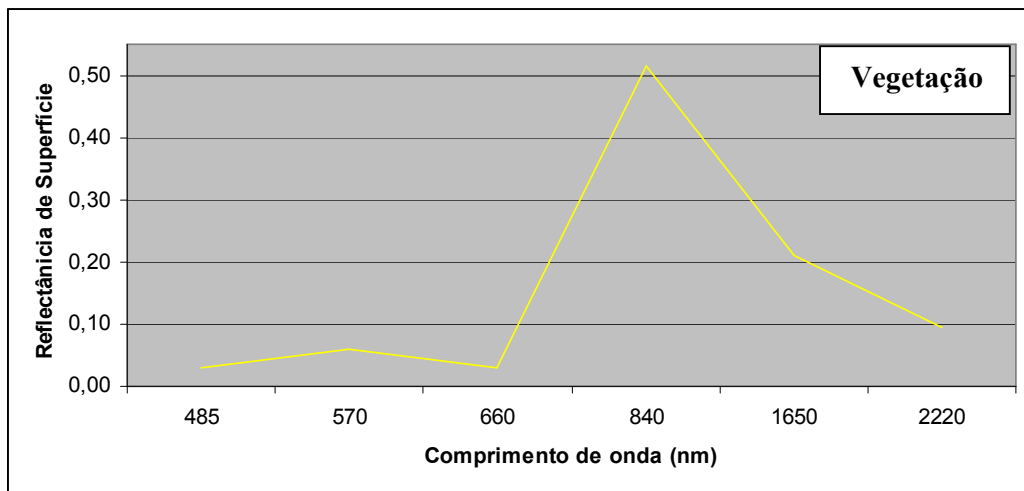
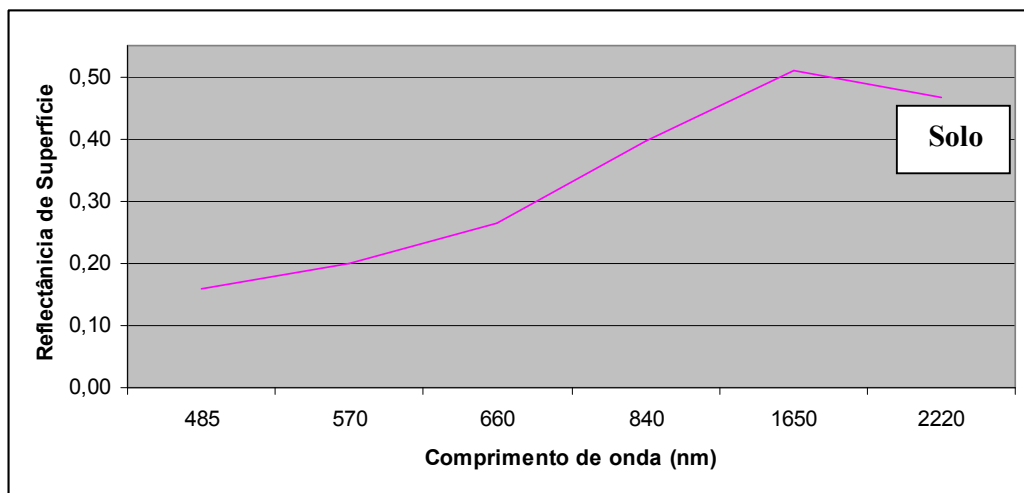
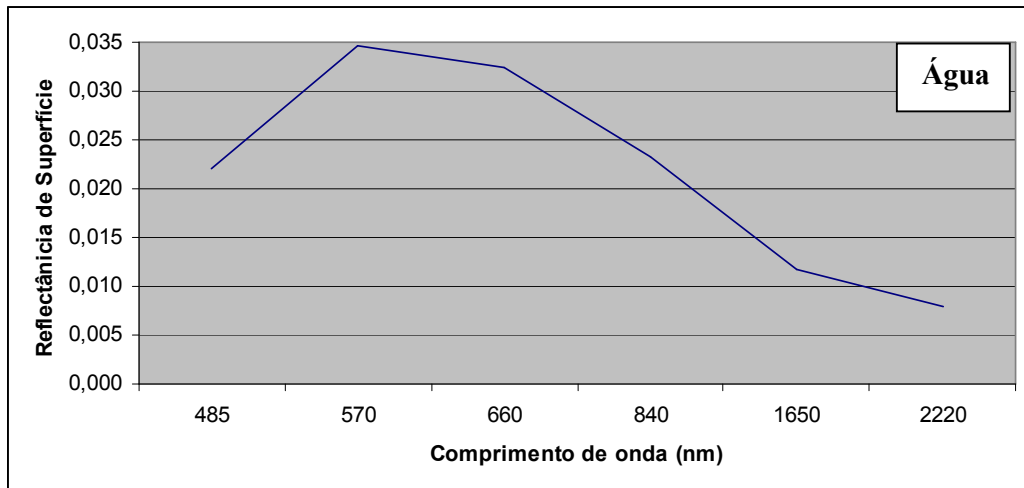


Figura 5.3 – Comportamento espectral dos membros de referência água, solo e vegetação, respectivamente, correspondentes à imagem de Janeiro.

Para a estimativa de abundância de cada componente dentro do pixel foi usado o método de decomposição do valor singular (DVS), proposto por Boardman (1989), que utiliza poderosas técnicas de análise matricial na “desmistura” espectral e determinação da escala espacial da mistura. Todas as análises de mistura espectral das imagens foram realizadas no ENVI 4.2. As proporções correspondentes às frações de solo e vegetação, resultantes do MLME, são apresentadas na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Valores resultantes do Modelo Linear de Mistura Espectral para os meses de outubro, novembro e janeiro.

Outubro			Novembro			Janeiro		
Unidades	Vegetação	Solo	Unidades	Vegetação	Solo	Unidades	Vegetação	Solo
1	0,48	0,22	1	0,46	0,35	1	0,52	0,25
2	0,81	0,06	2	0,64	0,17	2	0,62	0,20
3	0,56	0,39	3	0,50	0,45	3	0,55	0,40
4	0,55	0,33	4	0,54	0,37	4	0,60	0,33
5	0,35	0,37	5	0,55	0,26	5	0,53	0,31
6	0,31	0,43	6	0,45	0,15	6	0,39	0,24
7	0,36	0,24	7	0,44	0,19	7	0,43	0,23
8	0,49	0,30	8	0,48	0,37	8	0,55	0,35
9	0,15	0,70	9	0,38	0,33	9	0,07	0,83
10	0,38	0,36	10	0,54	0,23	10	0,47	0,30
11	0,48	0,25	11	0,54	0,21	11	0,57	0,16
12	0,66	0,30	12	0,61	0,29	12	0,58	0,28
13	0,44	0,24	13	0,61	0,10	13	0,60	0,14
14	0,57	0,30	14	0,55	0,25	14	0,67	0,23
15	0,58	0,23	15	0,66	0,15	15	0,59	0,22

Realizou-se o estudo das correlações entre os resultados do modelo linear de mistura espectral (Tabela 5.1) e os valores de reflectância média de superfície de cada unidade amostral (Anexo 4), na tentativa de se obter um melhor entendimento das variações no comportamento espectral das unidades frente às diferentes proporções dos alvos, entre as três datas analisadas.

No Anexo 2, encontra-se o resultado desta análise de correlação linear (coeficiente r de Pearson), onde se verificaram altas correlações entre as quantidades de vegetação e as reflectâncias na banda 4 (840nm) para os três meses estudados, o que era esperado visto a resposta espectral da vegetação frente a interação com radiação eletromagnética neste comprimento de onda. Nas porções referentes ao solo, os maiores coeficientes de correlação apareceram na banda 3 (660nm), banda 5 (1650nm) e banda 7 (2220nm), também para os três meses. Estes resultados justificam-se, pois quanto maior

a participação do solo na resposta espectral do pixel, maior são os valores de reflectância nestas bandas.

5.2.2. Método de análise de agrupamento por k-médias

Baseado unicamente na proximidade entre as proporções de vegetação e solo extraídas dos pixels (Tabela 5.1), e independente das diferenças nas datas de aquisição das imagens, as unidades amostrais foram reunidas em sete grupos distintos, com semelhantes frações de vegetação e solo entre os pixels. Os agrupamentos resultantes, conforme o método de análise de agrupamento por k-médias e as respectivas estatísticas de cada grupo, média e desvio padrão (DP), são mostrados na Tabela 5.2.

Tabela 5.2 – Resultados da análise e estatísticas dos agrupamentos por k-médias para os valores de fração vegetação e solo.

Unidades	Mês	Veg	Solo	Média (Veg)	DP (Veg)	Média (Solo)	DP (solo)
Grupo 1		(0,07 a 0,15)	(0,70 a 0,83)				
9	out	0,15	0,70	0,1100	0,0566	0,7650	0,0919
9	jan	0,07	0,83	0,1100	0,0566	0,7650	0,0919
Grupo 2		(0,31 a 0,38)	(0,33 a 0,43)				
5	out	0,35	0,37	0,3550	0,0332	0,3725	0,0419
6	out	0,31	0,43	0,3550	0,0332	0,3725	0,0419
10	out	0,38	0,36	0,3550	0,0332	0,3725	0,0419
9	nov	0,38	0,33	0,3550	0,0332	0,3725	0,0419
Grupo 3		(0,36 a 0,48)	(0,15 a 0,25)				
1	out	0,48	0,22	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
7	out	0,36	0,24	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
11	out	0,48	0,25	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
13	out	0,44	0,24	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
6	nov	0,45	0,15	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
7	nov	0,44	0,19	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
6	jan	0,39	0,24	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
7	jan	0,43	0,23	0,4338	0,0414	0,2200	0,0338
Grupo 4		(0,46 a 0,56)	(0,30 a 0,45)				
3	out	0,56	0,39	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
4	out	0,55	0,33	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
8	out	0,49	0,30	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
1	nov	0,46	0,35	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
3	nov	0,50	0,45	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
4	nov	0,54	0,37	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
8	nov	0,48	0,37	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
3	jan	0,55	0,40	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
5	jan	0,53	0,31	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
8	jan	0,55	0,35	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
10	jan	0,47	0,30	0,5164	0,0370	0,3564	0,0463
Grupo 5		(0,52 a 0,59)	(0,16 a 0,26)				
15	out	0,58	0,23	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
5	nov	0,55	0,26	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308

Tabela 5.2 – Continuação...

Unidades	Mês	Veg	Solo				
Grupo 5		(0,52 a 0,59)	(0,16 a 0,26)	Média (Veg)	DP (Veg)	Média (Solo)	DP (Solo)
10	nov	0,54	0,23	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
11	nov	0,54	0,21	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
14	nov	0,55	0,25	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
1	jan	0,52	0,25	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
2	jan	0,62	0,20	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
11	jan	0,57	0,16	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
15	jan	0,59	0,22	0,5622	0,0307	0,2233	0,0308
Grupo 6		(0,57 a 0,67)	(0,23 a 0,33)				
12	out	0,66	0,30	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
14	out	0,57	0,30	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
12	nov	0,61	0,29	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
4	jan	0,60	0,33	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
12	jan	0,58	0,28	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
14	jan	0,67	0,23	0,6150	0,0414	0,2883	0,0331
Grupo 7		(0,60 a 0,81)	(0,06 a 0,17)				
2	out	0,81	0,06	0,6640	0,0850	0,1236	0,0447
2	nov	0,64	0,17	0,6640	0,0850	0,1236	0,0447
13	nov	0,61	0,10	0,6640	0,0850	0,1236	0,0447
15	nov	0,66	0,15	0,6640	0,0850	0,1236	0,0447
13	jan	0,60	0,14	0,6640	0,0850	0,1236	0,0447

* número de grupos suficiente para a caracterização amostral.

Com o intuito de evitar que algumas unidades amostrais fossem comparadas a outras com diferentes frações de vegetação e solo na composição dos pixels, os grupos apresentados na Tabela 5.2 serviram apenas como base na comparação entre as diferenças de valores das variáveis espectrais de cada unidade amostral, na tentativa de investigar a contribuição espectral dos substratos a essas variáveis.

Os grupos 1 e 7 foram descartados das análises posteriores, visto que o grupo 1 é formado pela mesma unidade amostral (unidade 9), porém de datas diferentes (outubro e janeiro), e os pixels amostrais grupo 7 são dominados pela fração vegetação, fato esse que pode mascarar a participação do solo na composição espectral destes pixels.

Naturalmente a ocorrência significativa de vegetação pode alterar e mascarar a resposta espectral dos materiais terrestres. A significância da cobertura vegetal depende primeiramente da quantidade e tipo de vegetação e da reflectância espectral do substrato. Materiais de baixo albedo são os mais afetados, podendo ter suas características espectrais mascaradas a partir de 10% de cobertura vegetal verde (Siegal e Goetz, 1977).

5.3. Relações entre as variáveis espectrais do modelo JONG e as variações de albedo dos substratos

5.3.1. Diferenciação espectral das amostras de solo e das variáveis nos diversos grupos

Para cada unidade amostral foram calculadas as variáveis espectrais utilizadas por Fonseca (2004): NDVI, SAVI (utilizando os diferentes valores da constante L), Diferença Normalizada (entre as bandas 4 e 5, bandas 4 e 7, bandas 5 e 3 e bandas 7 e 3) e as imagens resultantes da transformação Tasseled Cap.

Os índices baseados em diferenças normalizadas (ND) realçam o contraste entre solo e vegetação, minimizando os efeitos das condições de iluminação. Contudo, são sensíveis as propriedades ópticas do solo (Elvidge e Lyon, 1985). São eles:

- Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI – Normalized Difference Vegetation Index) $NDVI = (banda\ 4 - banda\ 3) / (banda\ 4 + banda\ 3)$

- Diferença Normalizada (ND – Normalized Difference)

$ND\ 45 = (banda\ 4 - banda\ 5) / (banda\ 4 + banda\ 5)$

$ND\ 47 = (banda\ 4 - banda\ 7) / (banda\ 4 + banda\ 7)$

$ND\ 53 = (banda\ 5 - banda\ 3) / (banda\ 5 + banda\ 3)$

$ND\ 73 = (banda\ 7 - banda\ 3) / (banda\ 7 + banda\ 3)$

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI – Soil Adjusted Vegetation Index) é derivado do NDVI, onde a constante L é introduzida de forma a minimizar as influências do brilho do solo. A constante L varia função da densidade de dossel (Huete et al., 1985). $SAVI = (banda\ 4 - banda\ 3) / (banda\ 4 + banda\ 3 + L) \cdot (1 + L)$

$L = 0,25; 0,5; 0,75; 1$

As imagens resultantes da transformação Tasseled Cap foram calculadas a partir das bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 do conjunto de imagens normalizadas através da Equação 2.4 e utilizando os coeficientes apresentados por Huang et al. (2002), no Anexo 3.

Para que os espectros de reflectância das amostras de solo, resultantes da espectrorradiometria, pudessem ser comparados às variáveis espectrais das unidades amostrais pertencentes a cada agrupamento, quanto as suas variações de valor, esses espectros foram recalculados simulando os intervalos de comprimento de onda nominais equivalentes às bandas 1 (485nm), 2 (570nm), 3 (660nm), 4 (840nm), 5 (1650nm), e 7 (2220nm) do sensor LANDSAT 7-ETM+.

O teste de Tukey para comparação de médias foi aplicado a todas as variáveis radiométricas e espectrais das imagens, com a intenção de verificar dentro de um

mesmo grupo quais dessas variáveis eram estatisticamente diferentes, a um nível de significância de 5%, para que pudessem ser comparadas e posteriormente utilizadas no estudo da contribuição espectral dos substratos e localização das bandas mais sensíveis a essa contribuição. Os resultados do teste para os dados de radiometria encontram-se na Tabelas 5.3 e Anexo 6, e para as variáveis espectrais de imagem, dentro de cada grupo, na Tabela 5.4 e anexo 7.

Tabela 5.3 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias das amostras correspondentes ao intervalo 450 a 520nm (Banda 1).

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05									
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
13	71	0,0521									
7	71		0,0588								
1	71		0,0588								
9	71		0,0612								
15	71			0,0722							
8	71			0,0723							
3	71			0,0740	0,0740						
12	71				0,0763						
5	71					0,0816					
14	71						0,0863				
11	71						0,0883				
10	71							0,0937			
2	71								0,0981		
4	71									0,1100	
6	71										0,1189
Sig.		1,0000	0,6006	0,9404	0,7197	1,0000	0,8931	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa Média Harmônica com tamanho de amostra = 71,000.

Tabela 5.4 – Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias de superfície correspondentes à banda 1 (485nm) do grupo 2.

Banda 1				Agrupamentos para alfa = 0,05	
Tukey HSD ^a	N	1	2		
unidade	mês				
9	nov	9	0,0348		
10	out	9	0,0434	0,0434	
6	out	9	0,0475	0,0475	
5	out	9		0,0548	
Sig.			0,1760	0,0678	

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa Média Harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

O teste de Tukey, com significância de 5%, para a comparação destas reflectâncias médias (Tabela 5.3 e Anexo 6) mostrou que para a banda 1 as amostras 1,

7 e 9; 3, 8 e 15; 3 e 12; 11 e 14 não diferiram significativamente entre si. O mesmo aconteceu para algumas amostras nas bandas 2, 3, 4 e 7 (Anexo 6) onde as médias de reflectância pertencentes à mesma coluna não divergiram entre si. Apenas na banda 5, todas as amostras diferenciaram-se significativamente. A semelhança entre o conteúdo dos elementos químicos e a mineralogia das amostras, mostrada no item 4.3, pode explicar o fato de algumas reflectâncias médias, em certos comprimentos de onda, não terem apresentado resultados diferentes.

Entre as unidades amostrais, dentro de cada um dos 5 grupos, o teste de Tukey aplicado aos valores médios de reflectância de superfície das bandas individuais do sensor LANDSAT 7-ETM+ e às variáveis espectrais (NDVI, SAVI e ND 4-5, ND 4-7, ND 5-3, ND 5-7, Brightness, Greenness e Wetness) utilizadas no trabalho de Fonseca (2004), mostrado na Tabela 5.4 e Anexo 7, apresentou valores médios significativamente iguais entre si nas bandas 3, 5, e 7 e nos índices NDVI, SAVI (utilizando os quatro diferentes valores de constante), ND 4-5, ND 4-7, ND 7-3 e Wetness para o grupo 2; na banda 7 e nas variáveis ND 4-5, ND 4-7 e Greenness para o grupo 3; na banda 7 e nos índices NDVI, SAVI (utilizando os quatro diferentes valores de constante) e ND 4-7 para o agrupamento 4; e nas variáveis espectrais Wetness e NDVI para os grupos 5 e 6, respectivamente. Esses resultados não foram incluídos nos estudos posteriores por não servirem como indicadores de comparação das variações de brilho entre as unidades amostrais, pois não apresentaram diferença significativa entre seus valores a um nível de 5%.

5.3.2. Comparação entre os dados espectrais de laboratório e das imagens

Buscando investigar a participação e contribuição do comportamento espectral dos solos nas variações dos valores de reflectância de superfície e das variáveis espectrais, testadas por Fonseca (2004) em cada unidade amostral, os valores de fator de reflectância bidirecionais (FRB) das amostras de solo foram comparados aos dados espectrais oriundos das imagens. Para isso, utilizaram-se somente dados espectrais realmente diferentes entre si a um nível de 5% de significância. Valores de reflectância das amostras de solo foram escalonados conforme suas ordens de grandeza e comparados aos valores de suas unidades amostrais correspondentes, também classificadas de forma crescente. Individualmente, confrontaram-se os pares das unidades amostrais, com magnitudes significativamente diferentes, comparando-os e verificando se as diferenças existentes entre estas unidades tinham correspondência nas

amostras de solo. A Tabela 5.5 ilustra o procedimento utilizado e indica alguns resultados referentes ao grupo 2. Para os demais grupos, as respectivas tabelas encontram-se no Anexo 8.

Tabela 5.5 – Comparação entre os valores médios de reflectância (FRB) dos solos e as variáveis espectrais das unidades amostrais para o grupo 2.

Grupo 2								
Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)	Unidades	Mês	Imag (B1)	Amostras	FRB (B1)
5	out	0,0548	0,082	9	nov(1)	0,0348	9(2)	0,061
6	out	0,0475	0,119	10	out(1,2)	0,0434	5(5)	0,082
10	out	0,0434	0,094	6	out(1,2)	0,0475	10(7)	0,094
9	nov	0,0348	0,061	5	out(2)	0,0548	6(10)	0,119
		imag (B2)	FRB (B2)			imag (B2)		FRB (B2)
5	out	0,0912	0,112	9	nov(1)	0,0640	9(2)	0,095
6	out	0,0786	0,226	10	out(1,2)	0,0763	5(3)	0,112
10	out	0,0763	0,127	6	out(1,2)	0,0786	10(4)	0,127
9	nov	0,0640	0,095	5	out(2)	0,0912	6(7)	0,226
		imag (B4)	FRB (B4)			imag (B4)		FRB (B4)
5	out	0,3335	0,253	9	nov(1)	2437	9(3)	0,219
6	out	0,2897	0,402	6	out(1,2)	2897	5(5)	0,253
10	out	0,3043	0,288	10	out(1,2)	3043	10(8)	0,288
9	nov	0,2437	0,219	5	out(2)	3335	6(12)	0,402
		ND 5-3				ND 5-3		
5	out	0,469		6	out(1)	0,462		
6	out	0,462		5	out(1)	0,469		
10	out	0,504		10	out(1,2)	0,504		
9	nov	0,518		9	nov(1,2)	0,518		
		BRIGHT				BRIGHT		
5	out	4154		9	nov(1)	3126		
6	out	3644		6	out(1,2)	3644		
10	out	3776		10	out(1,2)	3776		
9	nov	3126		5	out(2)	4154		
		GREEN				GREEN		
5	out	842		9	nov(1)	608		
6	out	694		6	out(1,2)	694		
10	out	817		10	out(1,2)	817		
9	nov	608		5	out(1,2)	842		

* Médias seguidas pelo mesmo número (entre parênteses) na coluna não diferem entre si pelo teste de Tukey para $\alpha = 5\%$.

Analisando de uma forma geral as comparações de valores dentro de cada agrupamento, como apresentados na Tabela 5.5 e nas demais Tabelas do Anexo 8, observa-se que as bandas individuais das imagens e as variáveis espectrais resultantes da transformação Tasseld Cap se mostraram sensíveis às variações de brilho existentes nas amostras de solo. As diferenças significativas de brilho entre substratos apresentaram correspondência nas respectivas unidades amostrais.

Para as comparações entre diferenças normalizadas (ND), NDVI e SAVI (para os quatro diferentes valores de constantes) e os valores de reflectância das amostras de solo, os resultados se apresentaram de forma inversa, com os maiores valores de variáveis espectrais para as unidades correspondentes às amostras de solo de menor albedo.

O impacto do efeito dos substratos nos valores de NDVI encontrados no trabalho é semelhante às investigações de Todd e Hoffer (1998) que estudaram a resposta dos índices espectrais às variações de cobertura vegetal e substratos de solo. Os autores constataram que o GVI (índice de vegetação verde) foi mais estável que o NDVI na predição da cobertura vegetal quando os substratos variaram em tipo e conteúdo de umidade. Para a mesma porcentagem de cobertura vegetal, os valores de NDVI diminuíram com o aumento da reflectância dos solos.

Dos vários índices de vegetação testados por Baret e Guyot (1991), para verificar potenciais e os limites destes na avaliação dos índices de área foliar e radiação fotossinteticamente ativa, o NDVI, seguido em menor grau pelo PVI (índice de vegetação perpendicular), mostrou ser fortemente afetado pelas variações nas propriedades ópticas dos solos, principalmente para cobertura vegetal baixa. As variações de brilho dos solos têm uma forte influência nos índices de vegetação baseado em razões, estes índices superestimam a vegetação em substratos escuros e subestimam em substratos claros (Elvidge e Lyon, 1985).

García-Haro et al. (1996), que trabalharam com idênticas coberturas de dossel para solos compostos de conglomerados de argila vermelha, onde o efeito de coloração do solo foi modelado através de variações de níveis de carvão adicionados, observaram que, em níveis intermediários de vegetação, os valores de NDVI para os diferentes substratos seguiram uma tendência sistemática onde os índices de vegetação foram maiores para solos escuros que para os claros. Tal fato sugeriu que correlações entre parâmetros biológicos (índice de área foliar, biomassa, etc.) e NDVI são afetadas pelas propriedades ópticas dos solos, que limitam a aplicabilidade do NDVI em áreas de vegetação esparsa e alta variabilidade litológica.

Segundo o próprio García-Haro et al. (1996), a influência dos substratos testados nos valores de NDVI encontrados pôde ser explicada pela combinação de dois efeitos opostos: (1) Seguindo o fato de que espectros de diferentes solos são muito planos, a contribuição do solo na reflectância será independente ao comprimento de onda, de tal forma que a diferença NIR - RED será similar independente ao brilho do solo. Contudo,

NIR + RED será significativamente maior para solos mais claros, como consequência, os solos mais escuros terão maior NDVI. (2) A energia refletida, na região do NIR, por uma folha individual em uma superfície de solo claro, será muito maior do que em uma superfície de solo escuro. Em contraste, na região do vermelho, a maior parte da energia é absorvida pela folha, e a reflectância é muito baixa, sem importar se o substrato é claro ou escuro. O efeito geral é que o NDVI é maior para solos claros.

Com a intenção de comprovar a influência do comportamento espectral dos solos nas variações de brilho dos pixels amostrais, e buscando a inserção de outras variáveis espectrais ao modelo JONG, além das utilizadas por Foneca (2004), responsáveis por representar a interferência dos diferentes brilhos de solo na reflectância do pixel, foi proposto o cálculo da diferença dos valores de reflectância de superfície apenas entre as unidades amostrais significativamente diferentes entre si, e a comparação com os resultados da mesma operação entre as reflectâncias das respectivas amostras de solo. Esse procedimento visa a localizar e identificar as bandas mais sensíveis à variação de albedo dos substratos. A Tabela 5.6 apresenta os resultados da operação entre estas unidades amostrais destacadas dentro de cada agrupamento.

Tabela 5.6 – Valores resultantes da diferença entre as reflectâncias das unidades amostrais e dos espectros de solo, para as bandas individuais.

Identificação	Origem	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
Grupo 2							
5 - 9	imagem	0,0200	0,0273	ñ signif.	0,0898	ñ signif.	ñ signif.
	radiometria	0,0203	0,0177	0,0174	0,0342	0,0630	0,0103
Grupo 3							
6 - 7	imagem	0,0161	0,0258	0,0350	0,0562	0,0218	ñ signif.
	radiometria	0,0601	0,1498	0,2176	0,2424	0,1648	0,1753
6 - 1	imagem	0,0129	0,0175	0,0328	0,0010	-0,0143	ñ signif.
	radiometria	0,0601	0,1483	0,2106	0,2199	0,1955	0,2064
11 - 7	imagem	0,0099	0,0181	0,0190	0,0760	0,0486	ñ signif.
	radiometria	0,0295	0,0580	0,0927	0,1476	0,0546	0,0493
Grupo 4							
5 - 1	imagem	0,0141	0,0195	0,0277	0,0306	0,0033	ñ signif.
	radiometria	0,0228	0,0347	0,0484	0,0713	0,0388	0,0061
5 - 8	imagem	0,0128	0,0169	0,0245	0,0210	0,0145	ñ signif.
	radiometria	0,0092	0,0121	0,0114	-0,0017	-0,0343	-0,0543
3 - 1	imagem	0,0131	0,0213	0,0171	0,0680	0,0479	ñ signif.
	radiometria	0,0153	0,0244	0,0361	0,0554	0,0165	0,0044
3 - 8	imagem	0,0118	0,0187	0,0139	0,0584	0,0592	ñ signif.
	radiometria	0,0017	0,0018	-0,0009	-0,0176	-0,0566	-0,0560
Grupo 5							
15 - 1	imagem	0,0109	0,0166	0,0395	-0,0229	0,0243	0,0443
	radiometria	0,0134	0,0324	0,0514	0,0812	0,1258	0,0792

Tabela 5.6 – Continuação...

15 - 11	imagem	0,0160	0,0175	0,0414	-0,0267	0,0394	0,0568
	radiometria	-0,0161	-0,0241	-0,0342	-0,0439	0,0405	-0,0013
15 - 5	imagem	0,0072	0,0104	0,0269	-0,0335	0,0199	0,0341
	radiometria	-0,0093	-0,0023	0,0031	0,0099	0,0870	0,0731
2 - 15	imagem	-0,0049	-0,0045	-0,0233	0,0751	-0,0248	-0,0481
	radiometria	0,0258	0,0269	0,0329	0,0561	0,0285	0,0800
2 - 5	imagem	0,0024	0,0059	0,0035	0,0416	-0,0049	-0,0139
	radiometria	0,0165	0,0246	0,0360	0,0660	0,1155	0,1531
2 - 11	imagem	0,0112	0,0130	0,0181	0,0484	0,0146	0,0087
	radiometria	0,0098	0,0028	-0,0013	0,0122	0,0690	0,0787
2 - 10	imagem	0,0391	0,0413	-0,0046	0,3089	-0,0786	-0,1288
	radiometria	0,0043	0,0099	0,0144	0,0306	0,0416	0,0622
Grupo 6							
4 - 14	imagem	0,0109	0,0110	0,0147	-0,0055	0,0382	0,0251
	radiometria	0,0237	0,0227	0,0243	0,0600	0,1136	0,0489

Os resultados indicaram que as maiores diferenças entre os valores de reflectância das amostras, tanto extraídas das imagens quanto obtidas por espectrorradiometria, localizaram-se na banda 4, seguida das bandas 7, 5 e 3, identificando essas bandas com as mais sensíveis à variação de albedo dos substratos. Os maiores valores encontrados na banda 4 não estão relacionados às diferenças nas quantidades de vegetação, visto que as unidades amostrais estão agrupadas segundo frações semelhantes de solo e vegetação, integrantes do pixel. A identificação dessas bandas mais sensíveis sugere a tentativa da formulação de índices, representativos das variações de albedo dos substratos, as envolvendo.

Na tentativa de analisar a contribuição espectral do solo nas reflectâncias dos dosséis de gramíneas, no Bioma “Grassland”, no estado do Colorado (EUA), Tucker e Miller (1977), através de análises de regressão (distribuição normal bivariável), encontraram nas bandas 6 e 7, do sensor LANDSAT 3 – MSS, a região espectral de máximo contraste entre solo e vegetação verde e puderam ainda estimar com acurácia a participação espectral do solo nestes dosséis.

Buscando caracterizar e discriminar solos desenvolvidos de rochas básicas em uma toposseqüência no estado do Paraná, Brasil, Nanni e Demattê (2001) e Demattê e Nanni (2003), através de dados espectrais extraídos de imagens orbitais para alvos de solo exposto, encontraram a banda 7 (LANDSAT 5 – TM) como a melhor para discriminar os diferentes tipos de solo.

Demattê et al. (2005), utilizando informações orbitais na diferenciação química e granulométrica de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista (SP), observaram dentre os solos argilosos uma baixa intensidade de

reflectância detectada pelas bandas 5 e 7 (LANDSAT 5 – TM) por descreverem preferencialmente a absorção relacionadas aos grupos OH. Por outro lado, o decréscimo nos teores de ferro, juntamente com o aumento da quantidade de areia, favoreceu o aumento nos albedos, especialmente próximo à banda 5, para os solos com textura mais arenosa.

Agbu et al. (1990), Gonçalves et al (2005) e Fiorio et al. (2005) utilizaram características espectrais orbitais dos satélites SPOT, CBERS-2 e LANDSAT 5-TM, respectivamente, para a diferenciação dos solos através de suas propriedades físico-químicas. Para tal, ambos autores utilizaram modelos espectrais de regressão linear múltipla, o que forneceu correlações significativas entre dados espectrais orbitais e os atributos granulométricos, mostrando eficiência em separar os solos de acordo com o material de origem, sendo uma classe de solos argilosos e outra mais arenosa.

Neste trabalho, após a localização das bandas mais sensíveis à variação espectral, determinaram-se as razões simples entre essas bandas, na tentativa de verificar se as diferenças de brilho dos substratos acarretariam variações nos valores resultantes das razões calculadas.

Semelhantes aos resultados encontrados por Huete et al. (1985), pela análise individual da razão simples entre a banda do infravermelho próximo e a banda do vermelho (banda ETM+4 / banda ETM+3) e do infravermelho médio (banda ETM+4 / banda ETM+5 e banda ETM+4 / banda ETM+7), para cada unidade amostral pertencente ao mesmo agrupamento, pode-se verificar, de uma maneira geral, que as unidades correspondentes a amostras de solo de maior albedo tiveram as menores razões quando calculadas para uma mesma densidade de vegetação, representada pela reflectância da banda ETM+4. A Figura 5.4 mostra o comportamento das razões para as unidades amostrais do grupo 6, calculadas com a banda ETM+5. Os gráficos para os demais agrupamentos e bandas (ETM+3 e ETM+7) encontram-se no Anexo 9.

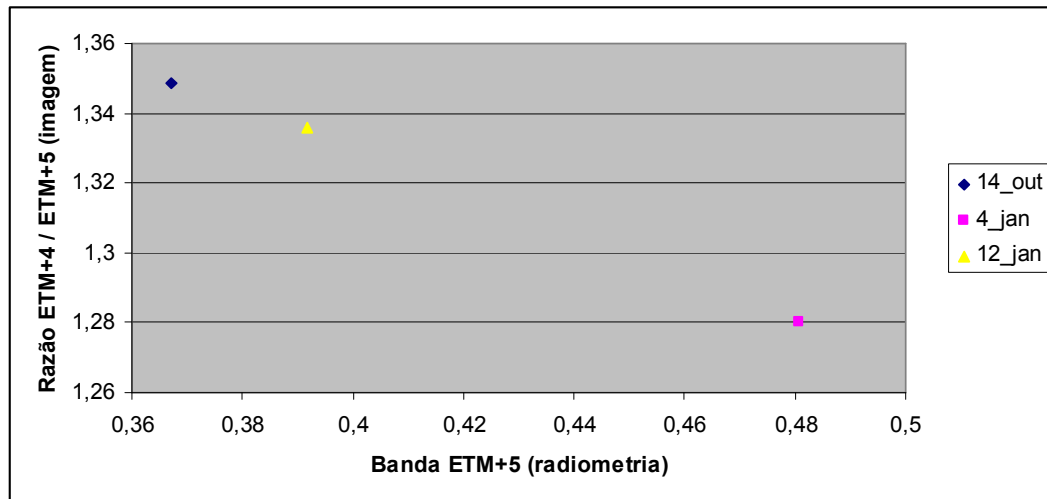


Figura 5.4 – Relações entre a razão banda ETM+4 / banda ETM+5 e o FRB dos solos na banda 5 para o grupo 6.

O resultado dessas razões entre bandas de algumas unidades amostrais apresentaram comportamento inverso ao esperado, com as maiores razões correspondentes a amostras de solo de maior albedo. Isto sugere que as diferenças nas quantidades de vegetação, representadas pelos valores de reflectância na banda ETM+4, tenha mascarado a participação dos solos durante a comparação entre unidades amostrais dentro de um mesmo agrupamento, mesmo essas sendo agrupadas por semelhanças nas quantidades de vegetação.

Através de razões simples entre bandas do sensor LANDSAT 3 – MSS, Siegal e Goetz (1977) avaliaram o efeito da variação da densidade de vegetação na discriminação da reflectância espectral dos tipos comuns de rochas sedimentares, verificando que as razões entre as bandas MSS4/MSS6, MSS4/MSS7, MSS5/MSS6 e MSS5/MSS7 diminuíram significativamente com o aumento da densidade, enquanto que as razões entre as bandas MSS4/MSS5 e MSS6/MSS7 mostraram-se menos influenciadas pela vegetação e aptas a diagnósticos da resposta espectral dos substratos.

Fundamentado nas diferenças entre os valores de reflectância de superfície das unidades amostrais e os valores de FRB das amostras de solo correspondentes, a maior sensibilidade à variação de albedo dos substratos ocorreu na banda ETM+4, seguida das bandas ETM+7, ETM+5 e ETM+3. Esses resultados alcançados sugerem novas investigações a fim de verificar se a diferença ou razão simples entre essas bandas seriam índices eficazes, além das variáveis utilizadas por Fonseca (2004) que se

mostraram sensíveis às variações do comportamento espectral dos substratos, para representar a participação dos solos na componente espectral do modelo agrometeorológico-espectral JONG.

CAPÍTULO VI

INSERÇÃO DE NOVAS VARIÁVEIS ESPECTRAIS AO MODELO JONG

Neste Capítulo será avaliado o desempenho das novas variáveis espectrais, sugeridas no Capítulo anterior, em representar a contribuição espectral dos substratos. Seleccionadas as variáveis espectrais representativas das equações predictoras da disponibilidade inicial de forragem, determinando com isso uma nova parametrização da componente espectral do modelo JONG, os submodelos espectrais modificados serão avaliados através da comparação entre os valores de disponibilidade de biomassa estimados e os valores observados em campo. Após a integração com o submodelo agrometeorológico, serão comparados os valores de biomassa final estimados pelos modelos JONG e modelos JONG modificado. Os dados espectrais, dados agrometeorológicos, dados de campo e pontos amostrais usados neste Capítulo, serão os mesmos utilizados por Fonseca (2004).

6.1. Seleção das variáveis espectrais e parametrização do submodelo espectral

Visando estimar a disponibilidade inicial de forragem (Equação 2.1), de acordo com a resposta espectral da vegetação, é necessária a seleção de uma, ou um conjunto de variáveis espectrais combinadas que expresse com qualidade as variações da disponibilidade vegetal e a participação do comportamento espectral dos diferentes substratos nos dosséis vegetais. Para tanto, utilizou-se um modelo de regressão linear múltipla, conforme Equação 6.1, que serviu para parametrizar o submodelo espectral.

$$DF_j = \beta_0 + \beta_1 VE_{1j} + \beta_2 VE_{2j} + \dots + \beta_k VE_{kj} + \varepsilon_j \quad (6.1)$$

Onde, DF é a disponibilidade de forragem, j é o número de observações, VE_k são as variáveis espectrais independentes, β_k são os parâmetros do modelo de regressão linear múltiplo e ε_j é o erro aleatório ou resíduo.

A seleção das variáveis espectrais seguiu a metodologia adotada por Fonseca (2004), inclusive utilizando os mesmos pontos amostrais, dados de campo e dados espectrais dos meses de novembro de 2002 e janeiro de 2003, correspondentes ao pleno desenvolvimento vegetativo dos dosséis e assegurando a uniformidade da vegetação quanto ao estágio fenológico e cobertura vegetal do solo. As variáveis espectrais usadas foram: NDVI, SAVI (com as diferentes constantes L, representativas das densidades dossel), ND (entre as bandas 4 e 5, 4 e 7, 5 e 3, 7 e 3), as variáveis da transformação Tasseled Cap e as variáveis fração do modelo linear de mistura espectral. Foram adicionados a esses dados espectrais os índices representativos da diferença e da razão simples entre as bandas individuais 4 e 3, 4 e 5, 4 e 7. Esses índices foram sugeridos a fim de verificar a eficiência dos mesmos em representar a contribuição espectral dos diferentes solos adjacentes aos dosséis.

Buscando testar formas diferentes de agrupamentos entre as variáveis espectrais usadas, os dados espectrais foram agrupados em três conjuntos: conjunto A (bandas individuais + índices de vegetação + diferença normalizada entre bandas + diferença e razão simples entre bandas), conjunto B (bandas individuais + variáveis fração + diferença e razão simples entre bandas) e conjunto C (todas as variáveis espectrais). Todos os dados espectrais, utilizados como variáveis independentes de entrada no modelo de regressão linear múltiplo, e os dados de campo encontram-se no Anexo 10.

A equação de regressão foi ajustada através do método “Stepwise”, onde a cada etapa uma variável do conjunto testado é adicionada à equação de estimativa da disponibilidade de forragem (Equação 6.2).

$$\hat{D}F_j = b_0 + b_1VE_{1j} + b_2VE_{2j} + \dots + b_kVE_{kj} \quad (6.2)$$

Onde, $\hat{D}F_j$ é a estimativa da disponibilidade de forragem, j é o número de observações (referentes aos pontos amostrais do trabalho de Fonseca (2004)), VE_k são as variáveis espectrais independentes e b_k são os coeficientes do modelo de regressão linear múltiplo.

As variáveis espectrais independentes são aderidas ao modelo buscando encontrar a melhor solução do teste F, minimizando assim a variância total da estimativa. Foi utilizado um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$) para as variáveis que poderão integrar a equação definida.

6.2. Nova parametrização do submodelo espectral do modelo JONG

As variáveis espectrais usadas na estimativa da disponibilidade inicial de forragem e selecionadas pelo modelo de regressão linear múltiplo entre as variáveis originais testadas por Fonseca (2004) e os índices sugeridos, na tentativa de representar a contribuição espectral dos diferentes substratos, são apresentadas na forma de equações lineares para cada um dos conjuntos de dados espectrais testados. As equações lineares, resultantes do modelo de regressão múltipla para os grupos de variáveis testadas, juntamente com o valor do coeficiente de correlação linear múltiplo (R), são apresentadas na Tabela 6.1.

Tabela 6.1 – Equações para a estimativa da disponibilidade inicial de forragem, geradas pelo método Stepwise, e o valor do coeficiente de correlação múltiplo (R).

Conjuntos	Equação	R
A	$DF_{t0} = -5880,91 + 1518,19B5 - 3765,09B4/B3 + 12468,67B4/B7 + 181754,44ND47 - 145829ND53 + 239750,86ND73 - 226590,64SAVIO,25$	0,71
B	$DF_{t0} = 1842,77 + 6230,62.ND47 - 6912,94.SAVIO,25$	0,50
C	$DF_{t0} = - 1911,98 + 650,77.B4/B7 + 32,15.Solo$	0,47

A Tabela 6.2 mostra as equações originais obtidas por Fonseca (2004) para o mesmo conjunto de dados espectrais, sem os índices sugeridos. O método utilizado no modelo de regressão linear múltipla foi o mesmo Stepwise.

Tabela 6.2 – Equações para a estimativa da disponibilidade inicial de forragem, anteriormente geradas para o trabalho de Fonseca (2004).

Conjuntos	Equação	R
A	$DF_{t0} = 1988,45 - 173,75.B7 + 191,56.B3$	0,49
B	$DF_{t0} = 8568,53 - 346,21.B7 - 75,85.Wetness$	0,52
C	$DF_{t0} = 1275,96 - 182,45.B7 + 29,96.Solo + 32,45.B4$	0,55

Comparando as novas equações lineares múltiplas (Tabela 6.1) às equações originais (Tabela 6.2), o que se observa é a inserção de novas variáveis espectrais independentes, dentre elas as sugeridas para representar a variação no comportamento espectral dos substratos. Cabe salientar, no entanto, que na Equação B da Tabela 6.1 nenhuma das variáveis originais encontradas por Fonseca (2004) permaneceu, além do coeficiente de correlação linear múltiplo ter diminuído com a inclusão das novas variáveis espectrais. Como o objetivo deste trabalho consiste em avaliar a inserção de novos índices, que considerem a contribuição espectral dos solos, às equações originais sem que as variáveis espectrais independentes sejam desconsideradas, a equação resultante da análise de regressão múltipla definida pelo grupo B (Tabela 6.1) foi descartada.

Com a inserção dos novos índices espectrais sugeridos ao modelo de regressão linear múltiplo observa-se, na equação do grupo A (Tabela 6.1), um aumento significativo no valor do coeficiente de correlação (R), de 0,49 para 0,71; ampliando as características explicativas da equação com relação à disponibilidade inicial de forragem. As variáveis espectrais anteriormente utilizadas mantiveram-se na equação, relacionando-se com outras bandas sob a forma de índices. Embora o resultado tenha melhorado, o grande número de variáveis independentes resultantes desta nova análise de regressão dificulta uma interpretação mais detalhada da variabilidade da estimativa de disponibilidade de biomassa com as mudanças nas características físicas dos dosséis. Decidiu-se por testar a Equação A visto que a complexidade dessa equação pode refletir a complexidade da interação da radiação eletromagnética (REM) com o sistema solo planta.

Mesmo apresentando uma pequena redução no valor do coeficiente de correlação múltiplo, optou-se por testar as estimativas de disponibilidade de forragem feitas através da nova equação gerada com os dados espectrais do conjunto C (Tabela 6.1), já que se manteve a variável espectral original (fração solo), além de inserir um novo índice que relaciona e resume as bandas 4 e 7.

Verificou-se para as Equações A e C (Tabela 6.1) um baixo coeficiente de correlação linear múltiplo (R) quando comparado com dados de trabalhos obtidos sobre o mesmo tipo de formação vegetal para a estimativa de biomassa a partir de dados radiométricos (Gamon et al., 1995; Paruelo et al., 1997; Paruelo et al., 2000). Ao analisar o trabalho desses autores, observa-se que nenhum dos resultados foi obtido com o delineamento experimental utilizado por Fonseca (2004), em que foram coletados

amostras em datas distintas objetivando estimar a disponibilidade vegetal no momento da passagem do satélite e com uma maior heterogeneidade do ecossistema.

As equações A e C (Tabela 6.1) foram escolhidas para representar o submodelo espectral na estimativa da disponibilidade inicial de forragem, sobre as unidades amostrais utilizadas no trabalho de Fonseca (2004).

6.2.1 Avaliação das equações resultantes do processo de parametrização

A significância de cada um dos coeficientes calculados (b_k), representantes dos parâmetros populacionais (β_k), foi avaliada, utilizando o teste t de Student, cujo objetivo é verificar a validade da equação obtida a partir da hipótese nula ($H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_k = 0$), onde a aceitação dessa hipótese implica que pelo menos uma das variáveis inseridas não apresenta relação com a variável dependente, tornando a análise de regressão obtida inválida. A validade da contribuição das variáveis independentes foi verificada, testando a hipótese H_0 com um nível de significância de 5%.

Mesmo as equações obtidas pelo método Stepwise sendo sempre válidas, pois são resolvidas pelo método dos mínimos quadrados, visando à rejeição da hipótese nula ($H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_k = 0$), as variáveis independentes podem não apresentar validade ($\beta = 0$) da sua contribuição para o cálculo do resultado final, apesar da equação gerada ser válida (Souza, 1998). A Tabela 6.3 apresenta o teste t de Student, para verificar a significância de cada um dos coeficientes angulares estimadores dos parâmetros do modelo e, com isso, testar a validade da contribuição de cada uma das variáveis independentes.

Tabela 6.3 – Resultados do teste de significância para as variáveis independentes das Equações A e C, com um nível mínimo de significância de 5%.

Hipótese testada	Teste (Valor p)	Resultado
$H_0: \beta_{B4/B7} = 0$	2,61 (0,0150)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{Solo} = 0$	2,39 (0,0245)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{B5} = 0$	2,56 (0,0185)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{B4/B3} = 0$	-2,43 (0,0248)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{ND47} = 0$	2,51 (0,0209)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{ND53} = 0$	-2,38 (0,0274)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{ND73} = 0$	2,58 (0,0178)	Rejeita H_0
$H_0: \beta_{SAVI0,25} = 0$	-2,61 (0,0168)	Rejeita H_0

Os parâmetros β das variáveis independentes das Equações A e C (Tabela 6.1) apresentaram um nível de significância inferior aos 5% estipulados, mostrando a existência de uma relação significativa dessas com a variável dependente, possibilitando a estimativa da disponibilidade de forragem feitas através destas equações, que também se mostraram válidas apresentando um valor p de 0,031 e 0,048, respectivamente, inferiores ao nível de significância mínimo determinado ($\alpha = 5\%$).

As variáveis espectrais independentes selecionadas mostraram-se aptas a explicar a disponibilidade de biomassa inicial para os diferentes níveis de cobertura dos dosséis, onde a contribuição do comportamento espectral dos solos torna-se importante. No caso da Equação C (Tabela 6.1), as variações da fração solo determinam o grau de fechamento do dossel.

Para dosséis dominados pela fração vegetação, onde a participação do solo na composição espectral dos pixels é reduzida, a relação entre a banda ETM+4 e as bandas ETM+3, ETM+5 e ETM+7 expressam a condição inicial da vegetação com relação à nutrição, sanidade e ao status hídrico. Na região do visível (banda ETM+3), os pigmentos existentes nas folhas dominam a reflectância espectral, onde a energia radiante interage com a estrutura foliar, sendo absorvida seletivamente pela clorofila e convertida em calor e também convertida fotoquimicamente em energia estocada na forma de componentes orgânicos através da fotossíntese (Ponzoni, 2001). A alta reflectância dos dosséis, na região do espectro eletromagnético correspondente ao infravermelho próximo, representada pela banda ETM+4, é resultado da interação da energia incidente com a estrutura celular das folhas, quanto mais lacunosa a estrutura, maior a reflectância. Na região do infravermelho médio (bandas ETM+5 e ETM+7), a absorção devido ao conteúdo de água das folhas influencia muito na reflectância espectral do dossel. De forma contrária, quando diminui o conteúdo de umidade das folhas, aumenta a reflectância espectral nessa região (Jensen, 2000; Ponzoni, 2001).

Em dosséis de baixa densidade, em que a participação da fração solo é significativa para a formação da reflectância espectral, as razões e as diferenças entre as bandas selecionadas servem como um indicador da contribuição espectral dos solos nas variações dos valores de reflectância da cobertura vegetal sobre os diferentes substratos, especificamente as bandas ETM+5 e ETM+7 são fortemente afetadas pela variabilidade espectral dos substratos. Em função do aumento de biomassa, Huete et al. (1985) observaram, para a região do infravermelho próximo, um aumento da reflectância mais

evidente nos dosséis ocupados por solos escuros, do que para os mais claros, onde se constatou uma diminuição da reflectância. Na região do visível, os autores constataram que solos mais claros exercem maior influência na reflectância espectral do dossel com a variação de biomassa.

Selecionadas as variáveis espectrais representativas das equações predictoras da disponibilidade inicial de forragem, determinando com isso a nova parametrização da componente espectral do modelo JONG, a qualidade dos submodelos espectrais modificados foi avaliada através da geração do gráfico da disponibilidade de forragem estimada pelas equações seleccionadas no teste de análise de variância versus os valores de disponibilidade observados em campo, sobre as unidades amostrais utilizadas por Fonseca (2004).

Através das Figuras 6.1 e 6.2, tem-se uma avaliação da qualidade das relações encontradas pelo método de regressão linear múltipla, para as equações A e C respectivamente (Tabela 6.1), onde se observa uma relação direta entre os valores de disponibilidade de forragem medidos em campo e os estimados. Alguns baixos valores de disponibilidade de forragem medidos em campo foram superestimados e alguns altos valores foram subestimados.

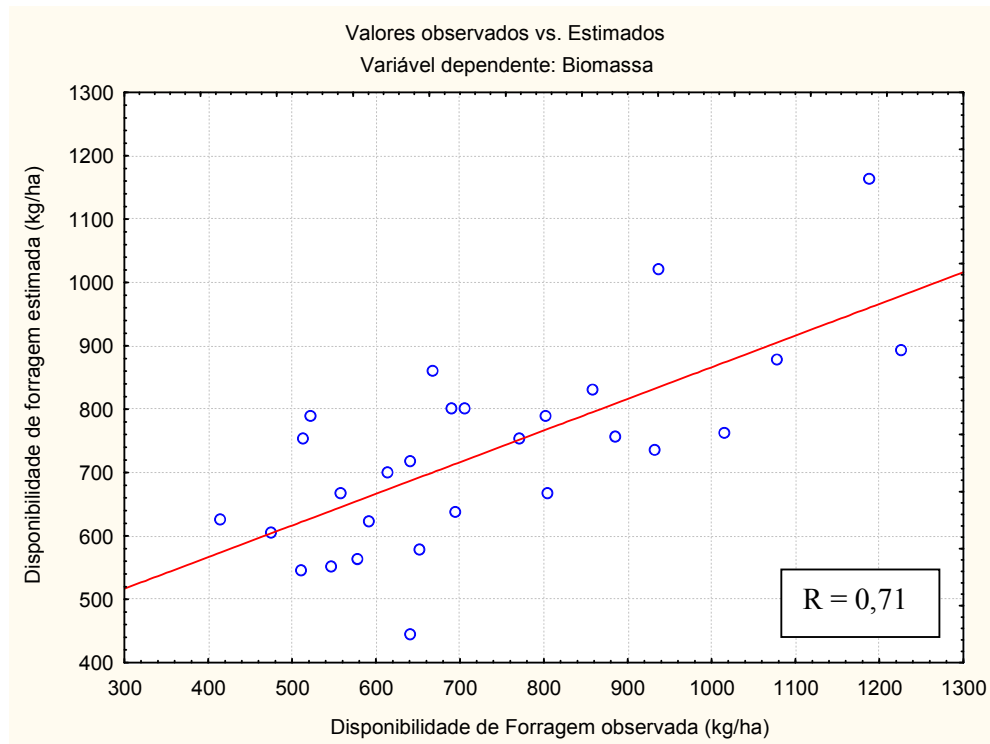


Figura 6.1 – Valores observados da disponibilidade de forragem versus valores estimados a partir da Equação A ajustada pelo método Stepwise.

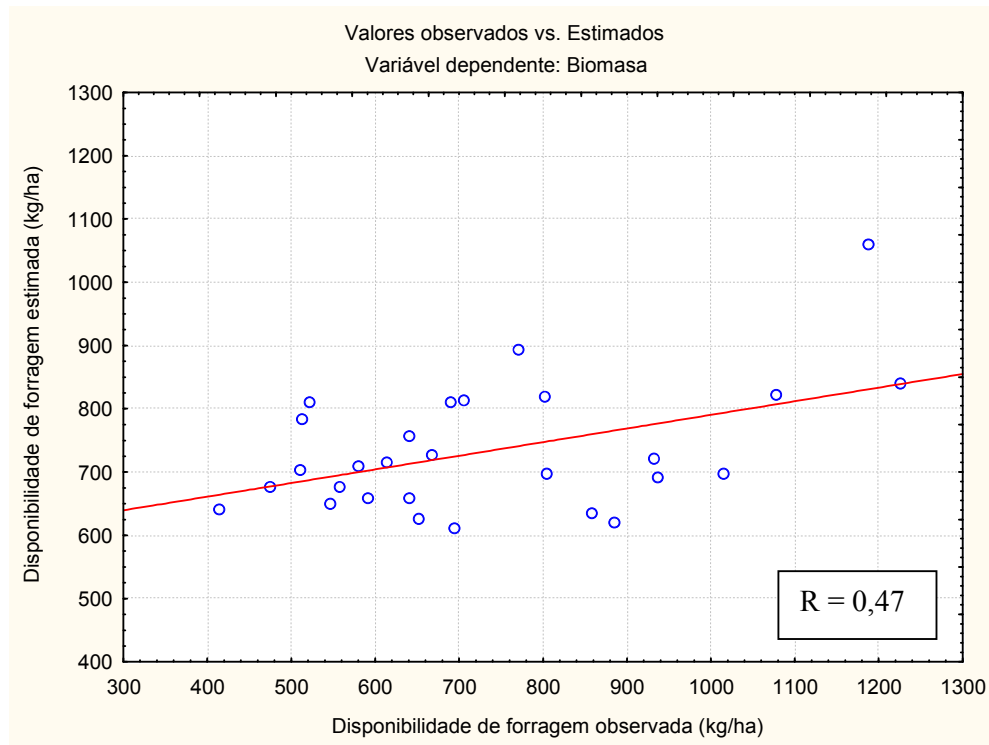


Figura 6.2 – Valores observados de disponibilidade de forragem versus valores estimados a partir da Equação C ajustada pelo método Stepwise.

A análise dos resíduos ou desvios de estimativa também se fez necessária, visto que as variáveis independentes não apresentam distribuição normal em relação à média. Segundo Souza (1998), a variância associada aos resíduos refere-se aos erros do modelo. Sendo assim, o método “Stepwise” apresenta a melhor solução para a obtenção da equação de regressão em que a soma de quadrado dos desvios da estimativa é minimizada, conforme Equação 6.3.

$$\sum_{j=1}^{28} e_j = \sum_{j=1}^{28} (DF_j - D^{\wedge}F_j)^2 \quad (6.3)$$

Onde, e_j é o resíduo da estimativa j , DF_j é a disponibilidade de forragem observada, $D^{\wedge}F_j$ é a estimativa da disponibilidade de forragem e j refere-se aos 28 pontos amostrais estimados.

Para testar a independência dos resíduos, pressuposta pelo modelo de regressão linear múltiplo e com distribuição normal dos valores em torno da média (nula), foram gerados e analisados os gráficos da distribuição dos resíduos com a disponibilidade de forragem estimada e as variáveis independentes do modelo de regressão. Pela

independência dos resíduos da estimativa da disponibilidade inicial de forragem, feita através da Equação A (Figura 6.3) e da Equação C (Figura 6.4), observa-se que nenhuma tendência de agrupamento é verificada entre os valores da nuvem de pontos dos resíduos versus valores da disponibilidade de forragem estimada por ambas as equações, indicando uma variância constante da estimativa.

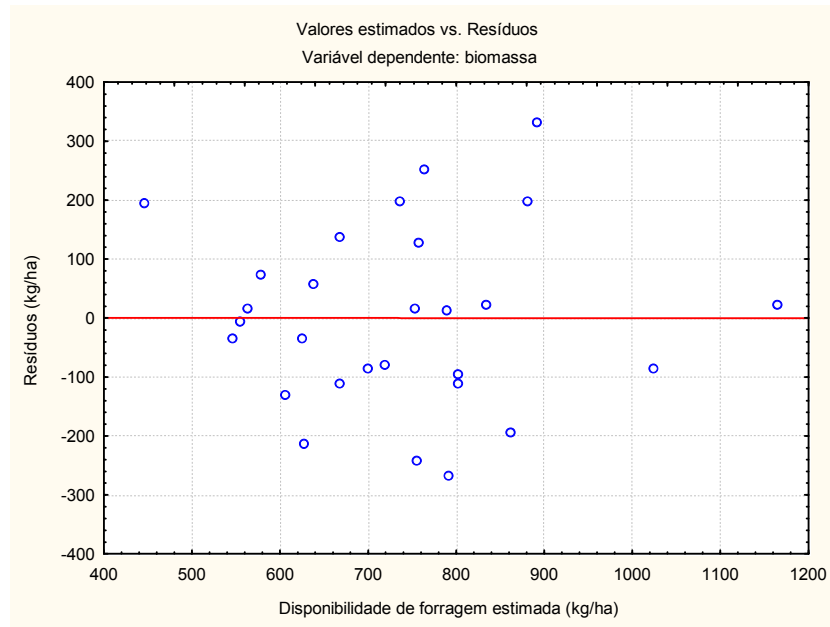


Figura 6.3 – Distribuição de resíduos pela disponibilidade de forragem estimada pela Equação A.

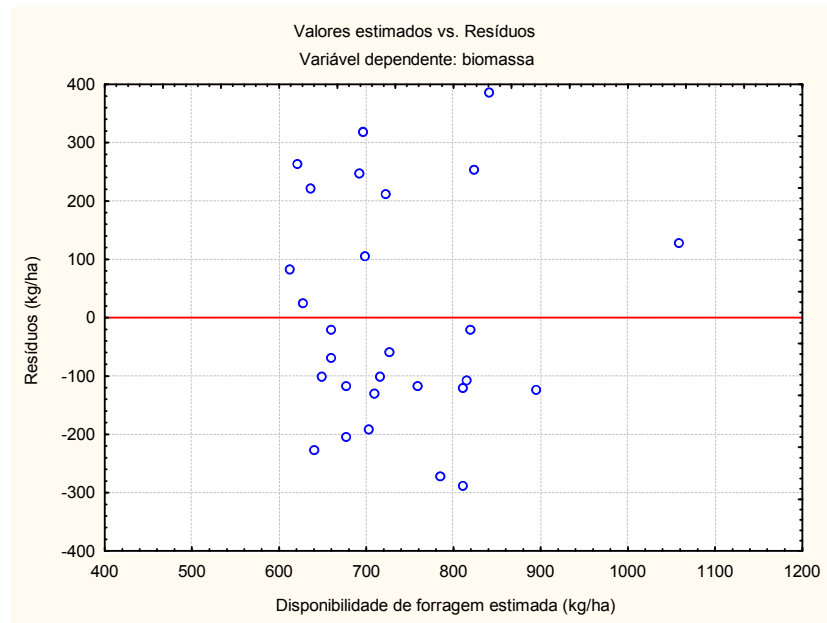


Figura 6.4 – Distribuição de resíduos pela disponibilidade de forragem estimada pela Equação C.

Na análise dos gráficos de resíduos versus as variáveis espectrais independentes, banda ETM+5 (Figura 6.5); razão entre a banda ETM+4 e as bandas ETM+3 (Figura 6.6) e ETM+7 (Figura 6.7); diferença normalizada entre as bandas ETM+ e ETM+7 (Figura 6.8), bandas ETM+5 e ETM+3 (Figura 6.9) e bandas ETM+7 e ETM+3 (Figura 6.10); índice SAVI (Figura 6.11) e fração solo (Figura 6.12), novamente verificou-se a independência dos resíduos com relação às variáveis de entrada, mesmo observando um dos extremos das distribuições pouco povoados, nenhuma tendência de agrupamento de valores foi evidenciada nas nuvens de pontos.

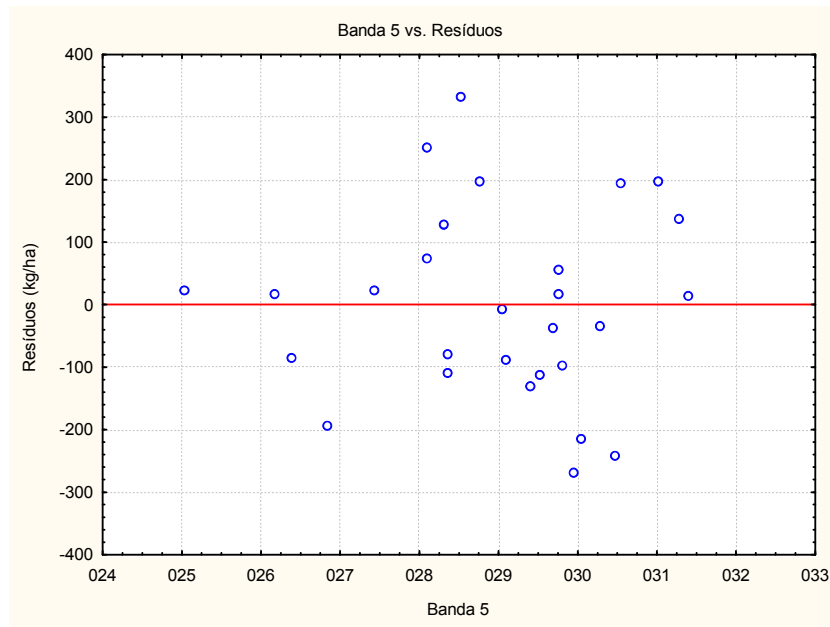


Figura 6.5 – Distribuição de resíduos pela variável independente Banda ETM+5.

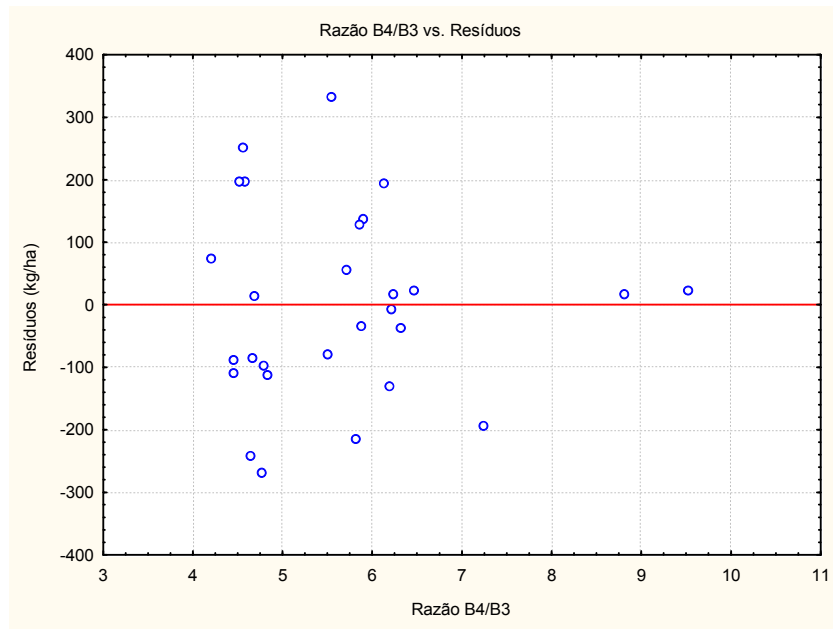


Figura 6.6 – Distribuição de resíduos pela variável independente Razão ETM+4/ETM+3.

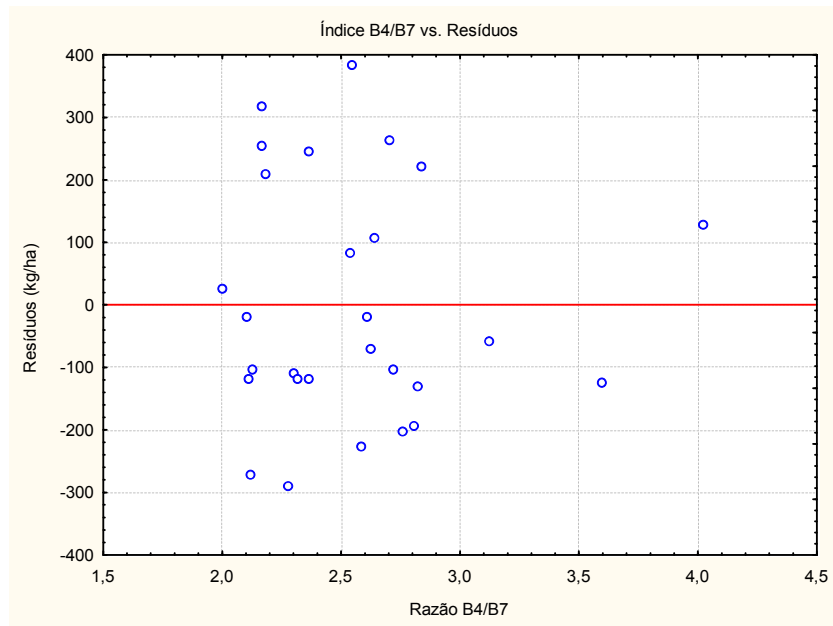


Figura 6.7 – Distribuição de resíduos pela variável independente Razão ETM+4/ETM+7.

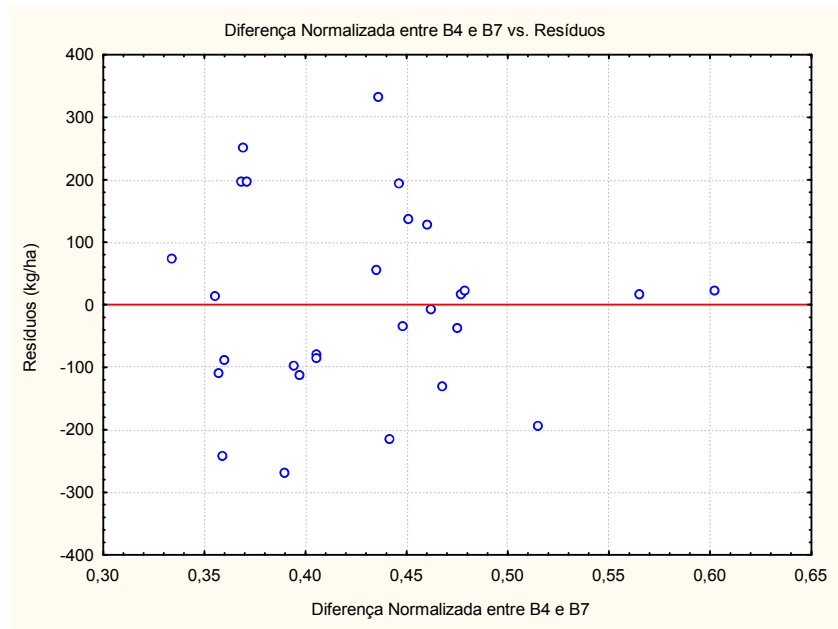


Figura 6.8 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+4 e ETM+7.

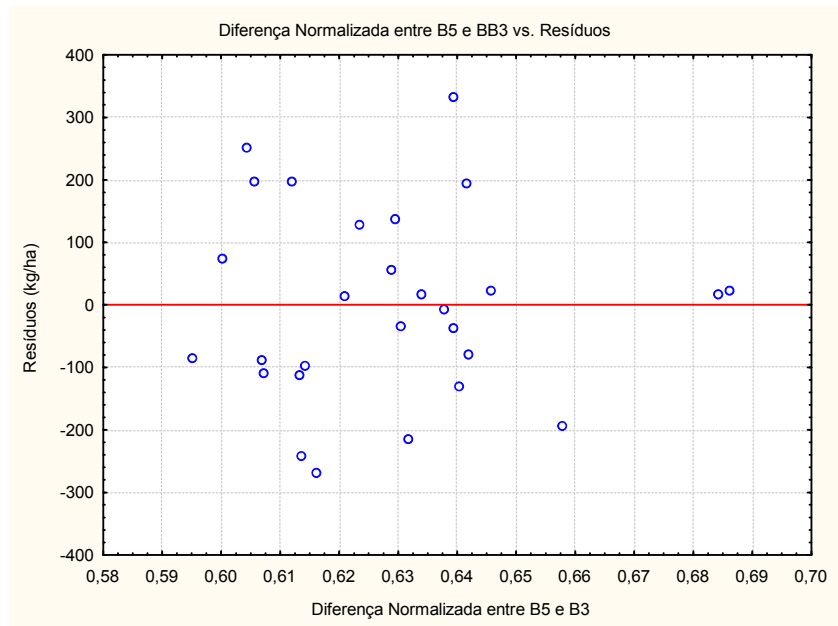


Figura 6.9 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+5 e ETM+3.

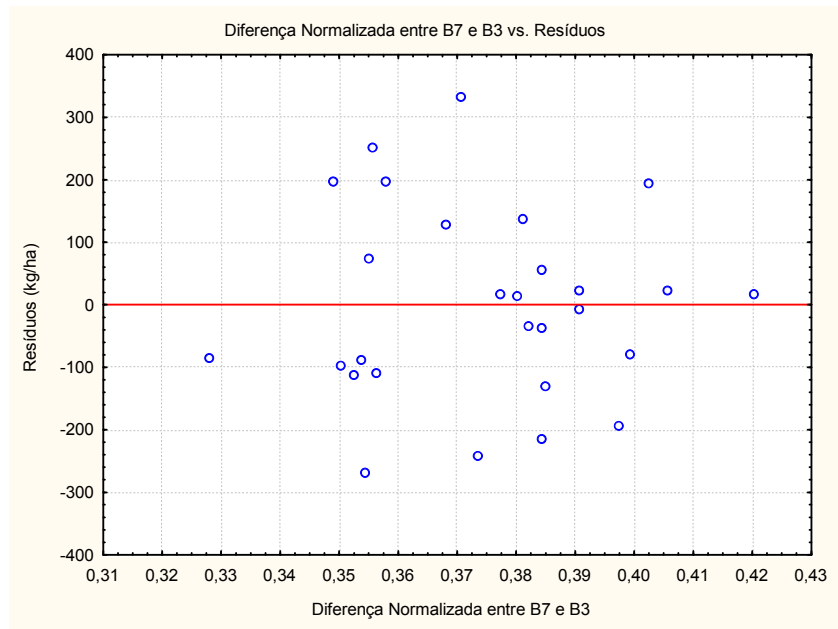


Figura 6.10 – Distribuição de resíduos pela variável independente ND entre ETM+7 e ETM+3.

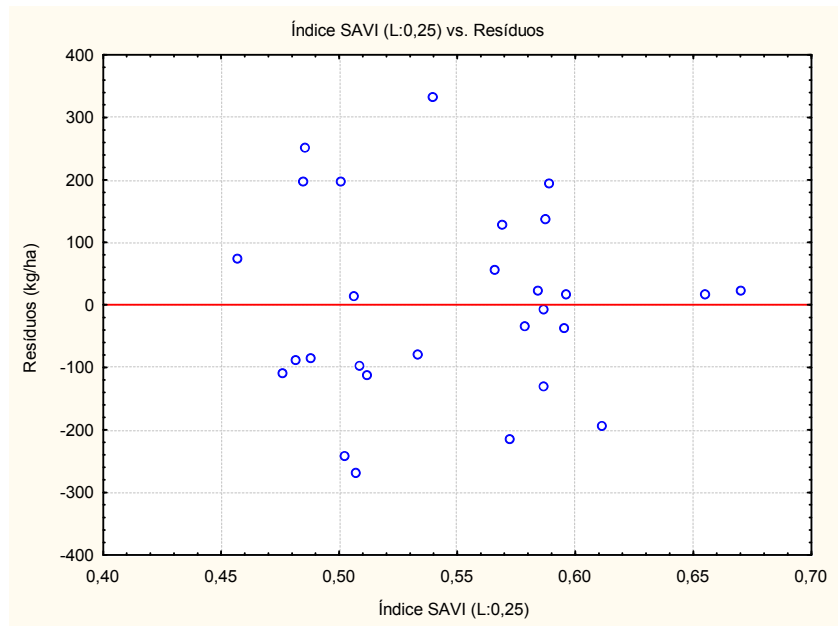


Figura 6.11 – Distribuição de resíduos pela variável independente Índice SAVI (L:0,25).

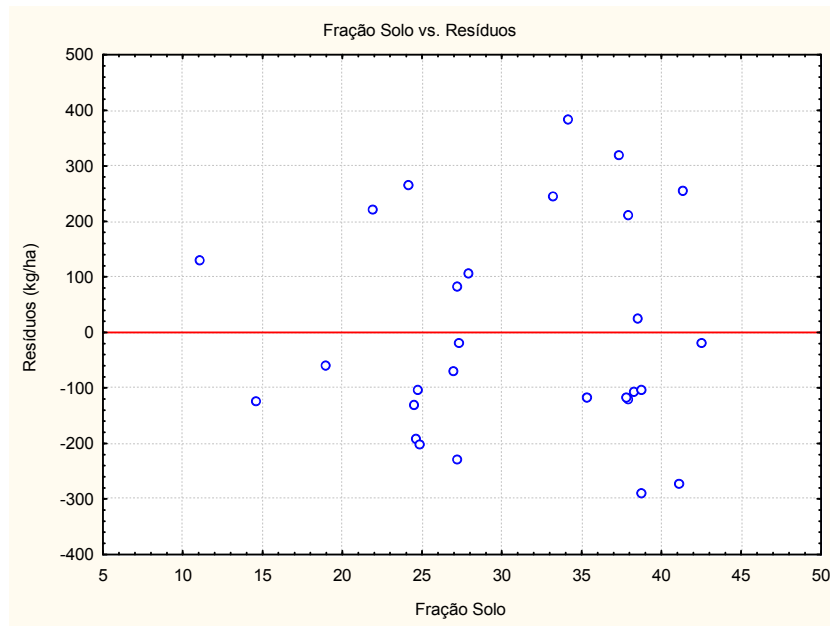


Figura 6.12 – Distribuição de resíduos pela variável independente fração solo.

As variáveis espectrais selecionadas pelo modelo de regressão linear múltiplo, que melhor expressaram as variações da disponibilidade de forragem e a contribuição do comportamento espectral dos diferentes substratos adjacentes aos dosséis vegetais, foram: a fração solo, resultante do modelo linear de mistura espectral; e os índices determinados pela razão simples entre a banda ETM+4 e as bandas ETM+3 e ETM+7. Esses resumem e relacionam as mesmas bandas espectrais anteriormente selecionadas por Fonseca (2004). Além desses, também foram selecionadas a diferença normalizada, entre as bandas sensíveis à variação do comportamento espectral dos solos, e o índice de vegetação ajustado para minimizar as contribuições espectrais dos substratos (SAVI). Essas variáveis independentes passaram a compor os novos submodelos espectrais.

6.3. Integração do submodelo espectral ao agrometeorológico

Definidas as novas equações representantes do submodelo espectral (Tabela 6.1), visando expressar as variações da disponibilidade inicial de forragem dos dosséis em conjunto com a contribuição espectral dos diferentes substratos, essas foram integradas à componente agrometeorológica, que apresenta as variáveis agrometeorológicas determinantes no crescimento vegetativo, definidas por Fonseca (2004), conforme a Equação 2.1. Os novos modelos agrometeorológico-espectrais obtidos são:

Modelo JONG modificado A:

$$\Delta DF = ((-5880,91 + 1518.B5 - 3765,09.B4/B3 + 12468,67.B4/B7 + 181754,44.ND47 - 145829.ND53 + 239750,86.ND73 - 226590,64.SAVI0,25) + \varepsilon_{CA} \cdot \sum_{t=0}^n \text{PAR}) \cdot \text{ETR/ETP} \quad (6.4)$$

Modelo JONG modificado C:

$$\Delta DF = ((- 1911,98 + 650,77.B4/B7 + 32,15.Solo) + \varepsilon_{CA} \cdot \sum_{t=0}^n \text{PAR}) \cdot \text{ETR/ETP} \quad (6.5)$$

Os valores das variáveis agrometeorológicas utilizadas para o cálculo da disponibilidade final de forragem acumulada num período de 16 dias, para os meses estudados, encontram-se na Tabela 6.4.

Tabela 6.4 – Variáveis agrometeorológicas usadas no cálculo na disponibilidade final de Biomassa.

Meses	ε_{CA} (gMS.MJ ⁻¹)	ETP _{total} (mm)	ETR _{total} (mm)	PAR _{total} (MJ.m ⁻²)
Novembro	0,38	82,6	82,6	112,01
Janeiro	0,50	135,0	86,9	179,63

A qualidade das estimativas de disponibilidade final de biomassa com a nova parametrização do submodelo espectral, calculadas a partir dos modelos JONG modificado A e C (Equações 6.4 e 6.5), foi avaliada através da comparação com os valores de acúmulo de forragem determinados pelos modelos JONG A e B (Fonseca, 2004), obtidos através da integração das equações da Tabela 6.2 com as variáveis agrometeorológicas (Tabela 6.4). As Figuras 6.13 e 6.14 apresentam as relações encontradas entre o modelo JONG modificado A e os modelos JONG A e B, respectivamente, enquanto que as comparações de estimativas entre o modelo JONG modificado C e os modelos JONG A e B são apresentadas, respectivamente, nas Figuras 6.15 e 6.16.

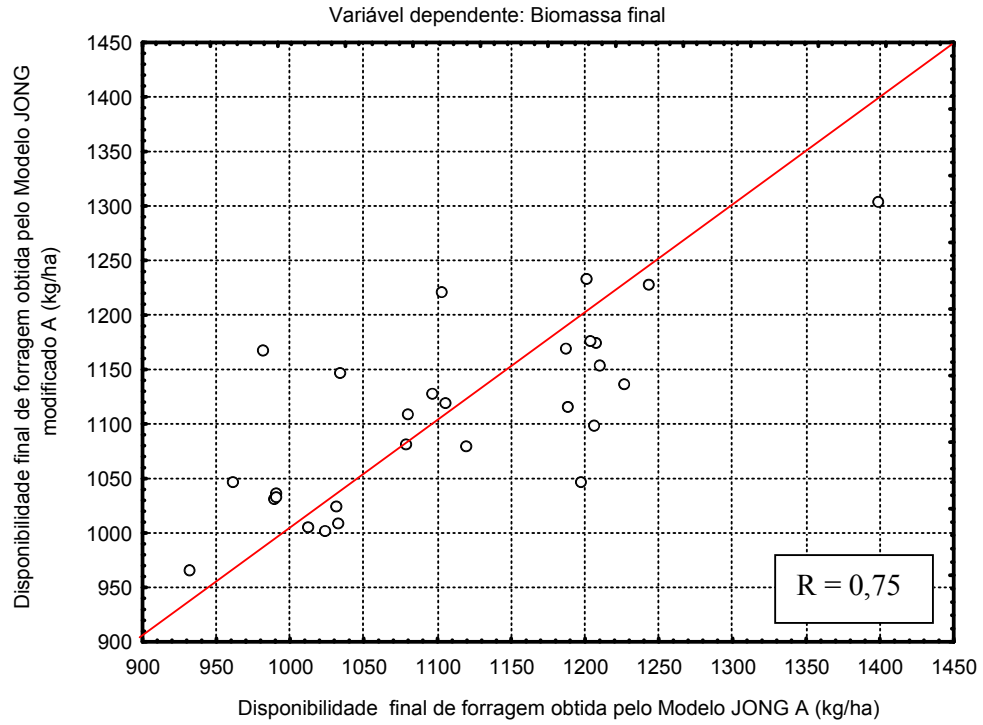


Figura 6.13 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado A e modelo JONG A.

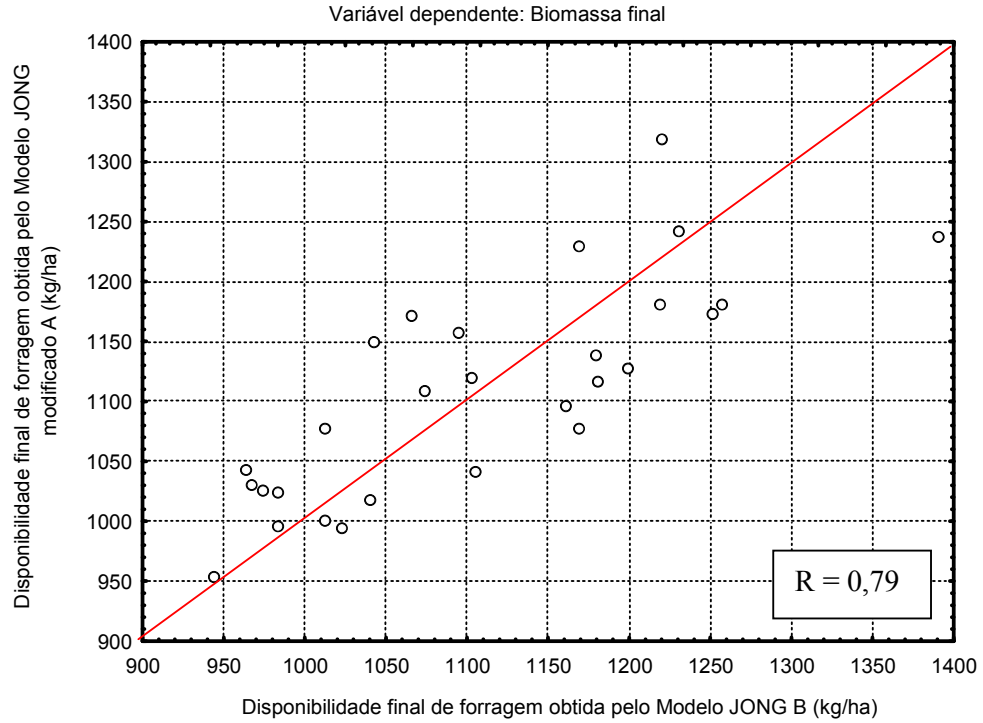


Figura 6.14 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado A e modelo JONG B.

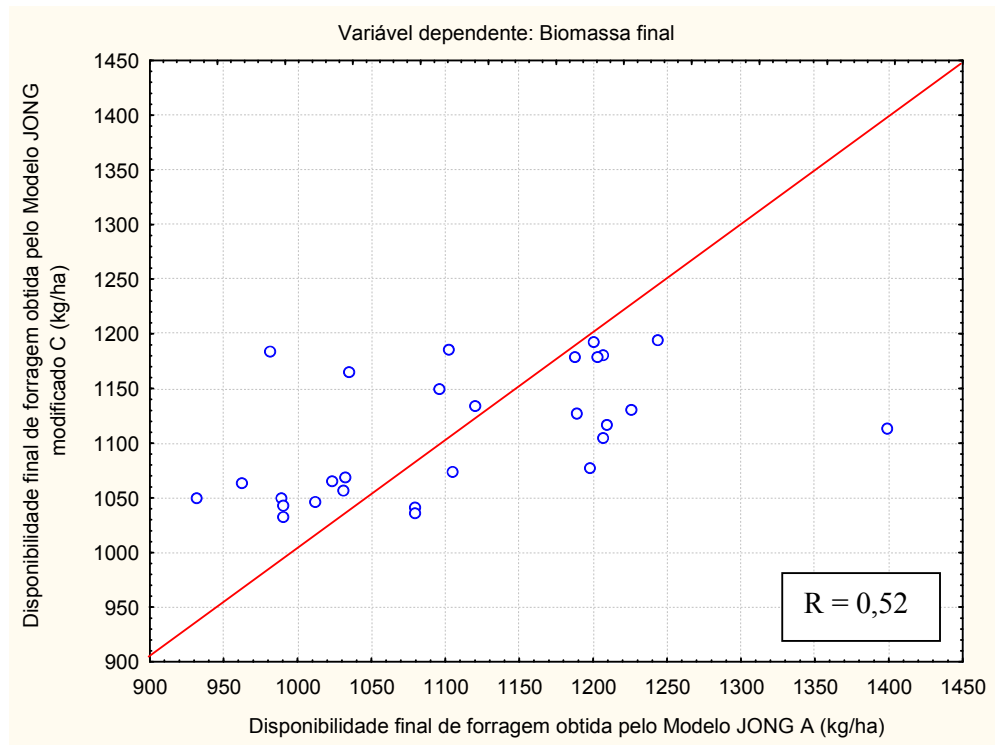


Figura 6.15 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado C e modelo JONG A.

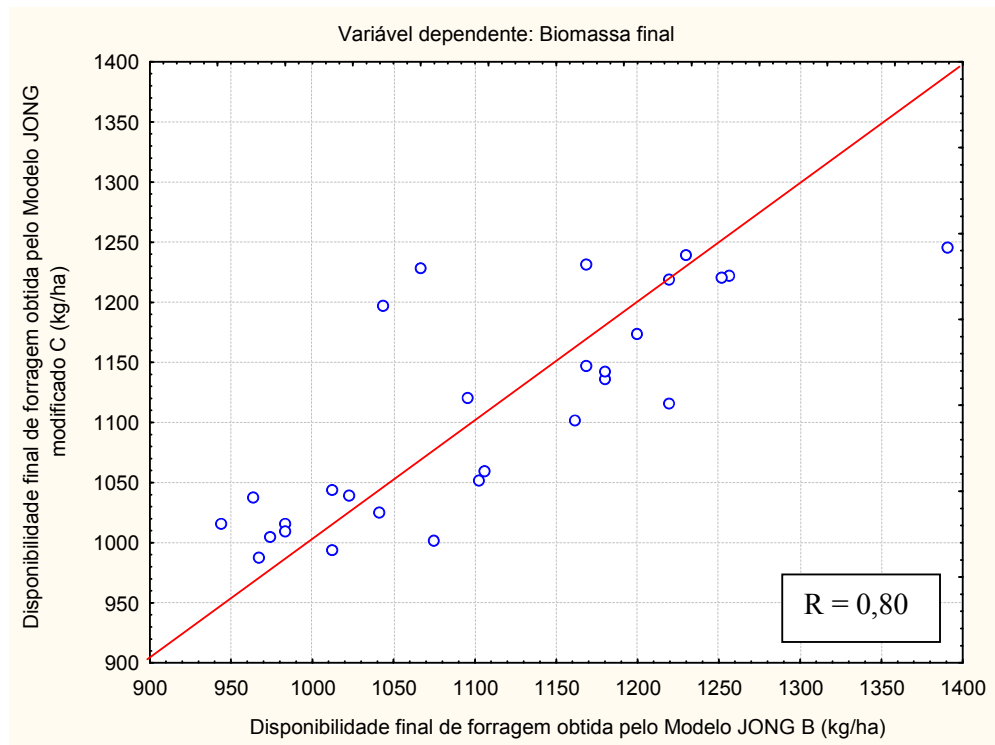


Figura 6.16 – Comparação entre valores de disponibilidade final de forragem estimados a partir do modelo JONG modificado C e modelo JONG B.

Com a modificação dos modelos JONG obtida através da nova parametrização dos submodelos espectrais, as novas Equações (6.4 e 6.5) apresentaram uma menor gama de valores de disponibilidade final de forragem diretamente relacionados aos estimados anteriormente pelos modelos JONG A e B.

Comparando os valores estimados pelo modelo modificado A com as disponibilidades apresentadas pelos modelos JONG A (Figura 6.13) e B (Figura 6.14) observa-se de maneira geral que os altos valores de disponibilidade final calculados pelos modelos JONG foram subestimados, enquanto que os baixos valores foram superestimados. Essa mesma tendência de subestimação dos altos valores de disponibilidade e de comportamento inverso para os baixos valores também foi evidenciada na comparação entre as estimativas produzidas pelo modelo modificado C e pelos modelos JONG A (Figura 6.15), onde a tendência fica bem explícita, e JONG B (Figura 6.16).

Uma melhor avaliação dos resultados de biomassa acumulada, estimados pelos modelos JONG modificado, poderia ser realizada através da comparação com os valores de disponibilidade final de forragem medidos em campo se esses dados tivessem sido coletados. Tal coleta que não pôde ser realizada visto que a área não era exclusiva para a pesquisa estava sendo utilizada sob o sistema de pastejo.

CAPÍTULO VII

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Com base nos resultados da espectroradiometria, é possível a caracterização dos diferentes substratos do Bioma Pampa com a utilização dos parâmetros químicos e mineralógicos dos solos amostrados, aliados aos fatores de reflectâncias bidirecionais. Ao contrário do que ocorre em regiões tropicais, onde os processos de intemperismo atuam de forma intensa, os solos analisados apresentaram grande contribuição dos substratos litológicos locais, rochas sedimentares e ígneas ácidas, de comportamento espectral semelhante exibindo alto albedo e feições de absorção bem marcantes em 1400, 1900 e 2200 nm, característico de materiais altamente reflectivos.

O método de remoção do espectro contínuo, aliado às análises de correlação linear com os constituintes químicos dessas amostras, permitiu explicar o surgimento das bandas de absorção e o relacionamento com a concentração dos teores que as causam.

O tratamento por Componentes Principais mostra-se adequado na separação das amostras com base nos espectros radiométricos, possibilitando a formação de grupos por similaridade química. Esta relação de similaridade pode ser melhor explicada pelo cálculo dos coeficientes de correlação entre as reflectâncias, os atributos químicos e os escores (CP1 e CP2) resultantes da Análise de Componentes Principais.

O agrupamento das unidades amostrais nas imagens, baseado nas semelhanças entre as proporções de solo e vegetação que compõem os pixels, apresenta-se como um critério para a comparação das grandezas espectrais dessas unidades na intenção de estudar a influência dos diferentes tipos de solos como componentes dessas variáveis espectrais estudadas. O agrupamento permite que essa comparação seja realizada entre unidades com quantidades semelhantes de vegetação e solo, evitando que diferenças

nessas quantidades venham a mascarar a resposta das variáveis espectrais atrapalhando as comparações.

De maneira geral, as variáveis espectrais testadas no modelo JONG (Fonseca, 2004) mostram-se sensíveis às variações do comportamento espectral dos substratos. Destacam-se os índices espectrais das diferenças normalizadas que apresentaram resultados de maior valor para as unidades correspondentes às amostras de solo de menor albedo.

Com a nova parametrização da componente espectral dos modelos JONG, verifica-se uma maior sensibilidade desses em representar a variabilidade espacial da disponibilidade de forragem, provocada tanto por deficiência nas condições de nutrição, sanidade e status hídrico das plantas, quanto pelas variações do comportamento espectral dos diferentes solos na contribuição dos valores de reflectância da cobertura vegetal.

Os resultados alcançados reforçam a importância da utilização de uma base radiométrica para conhecimento da variação espectral dos diferentes tipos de substratos, avaliando as regiões do espectro mais sensíveis a essas manifestações, com vistas a considerar a contribuição do comportamento espectral dos solos na componente espectral dos modelos agrometeorológicos-espectrais, a fim de melhorar a acurácia dos mesmos.

Sugere-se a aplicação do modelo JONG modificado em outras áreas, dentro do mesmo Bioma Pampa, que contemplem substratos cujas diferenças de comportamento espectral sejam mais significativas do que as verificadas entre as unidades amostrais selecionadas por Fonseca (2004). Esta avaliação sugerida tem por finalidade confirmar a acurácia do modelo em estimar valores de biomassa, considerando a contribuição espectral dos diferentes solos adjacentes aos dosséis vegetais. Para tanto, recomenda-se uma nova parametrização das variáveis espectrais selecionadas, feita a partir de um outro conjunto de dados de disponibilidade de forragem observados em campo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Acharya, P. K.; Berk, A.; Anderson, G. P.; Larsen, N. F.; Tsay, S. C.; Stammes, K. H. MODTRAN4: Multiple scattering and bi-directional reflectance distribution function (BRDF) upgrades to MODTRAN. **Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers**, v. 3756, p. 199-207, 1999.

Agbu, A. P.; Fehrenbacher, D. J.; Jansen, I. J. Division S-5 – Soil genesis, morphology & classification. **Soil Science Society American Journal**, v. 54, p. 807-812, 1990.

Appi, V. T. Características multiespectrais de rochas metamórficas em imagens Landsat Thematic Mapper: Análise de uma área em Madagascar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 8.. 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1996. Artigos, p. 603-604 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700014-5. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2004/08.25.13.20>>. Acesso em: mai. 2006.

Baret, F. Guyot, G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 161-173, 1991.

Baumgardner, M. F.; Silva, L. F.; Biehl, L. L.; Stoner, E. R. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, v. 38, p. 1-43, 1985.

Ben-Dor, E.; Irons, J. R.; Epema, G. Soil Reflectance. In: Rencz, A. N. **REMOTE SENSING for the Earth Sciences**. Canada: John Wiley & Sons Inc, 1999. 706 p. Cap. 3, p. 111-188.

Berlato, M. A. **Modelo de relação entre o rendimento de grãos de soja no Rio Grande do Sul e disponibilidade hídrica**. 1987. 94 p. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1987.

Boardman, J. W. Inversion of imaging spectrometry data using singular value decomposition. In: 12th Canadian Symposium on Remote Sensing. **Proceedings...** IGARSS'89, v. 4, p. 2069-2072, 1989.

Boardman, J. W. Geometric mixture analysis of imaging spectrometry data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. , p. 2369-2371, 1994.

Boldrini, I. I. **Boletim do Instituto de Biologia: campos do Rio Grande do Sul, caracterização fisionômica e problemática ocupacional**. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1997. 39 p.

Boldrini, I. I. Biodiversidade dos Campos Sulinos. In: Simpósio de forrageiras e produção animal, 1., 2006, Porto Alegre. **Anais...** Porto Alegre: UFRGS, 2006a. Artigos, p. 11-24.

Boldrini, I. I. Diversidade florística nos campos do Rio Grande do Sul. In: Congresso Nacional de Botânica, 57., 2006, Gramado. **Anais...** Porto Alegre: Sociedade Botânica do Brasil, 2006b. Artigos, p. 321-324.

Bowers, S. A.; Hanks, J. R. Reflection of radiant energy from soil. **Soil Science**, v.100, n. 3, p. 441-451, 2004.

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.

Chavez Jr, P. S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, p. 459-479, 1988.

Chavez Jr, P. S. Image-based atmospheric corrections – Revisited and improved. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 62, n. 9, p. 1025-1036, 1996.

Chuvieco, E. **Fundamentos de teledetección especial**. Madrid: Ediciones Rialp, 1996. 586p.

Clark, R. N.; Roush, T. L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. **Journal of Geophysical Research**, v. 89, n. B7, p. 6329-6340, 1984.

Clark, R. N. Spectroscopy of rocks and minerals and principles of spectroscopy. In: Rencz, A. N. **Remote Sensing for the Earth Sciences**. Canada: John Wiley & Sons Inc, 1999. 706 p. Cap. 1, p. 3-58.

Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM). 2000. **Carta geológica** Disponível em: <<http://www.cprm.gov.br>>. Acesso em jun. 2006.

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, p. 256-263, 1984.

Crist, E. P.; Kauth, R. J. The tasseled cap de-mystified. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 52, n. 1, p. 81-86, 1986.

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

D'Arco, E.; Alvarenga, B. S.; Moura, P.; Teixeira, C. G. Estudos de reflectância de amostras de 5 tipos de solos brasileiros, em condições de laboratório. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. Artigos, p. 2327-2334 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700017-x. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>> . Acesso em: nov. 2006.

Demattê, J. A. M; Nanni, M. R. Weathering sequence of soils developed from basalt as evaluated by laboratory (IRIS), airborne (AVIRIS) and orbital (TM) sensors. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 23, p. 4715-4738, 2003.

Demattê, J. A. M.; Moreti, D. Vasconcelos, A. C. F.; Genú, A. M. Imagem de satélite na discriminação química e granulométrica de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 95-102 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: abr. 2006.

Departamento Nacional de Meteorologia (DNMET). **Normas climáticas (1961-1990)**. Brasília: DNMET, 1992. 84p.

Du, Y.; Teillet, P. M.; Cihlar, J. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for a land cover change detection. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, p. 123-134, 2002.

Elvidge, C D.; Lyon, R. J. P. Influence of rock-soil spectra variation on the assessment of green biomass. **Remote Sensing of Environment**, v. 17, p. 265-279, 1985.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa). **A Embrapa nos biomas brasileiros**. Disponível em: <<http://www.Embrapa.br>>. Acesso em jan. 2007.

Environment for Visualizing Images (ENVI). **FLAASH User's Guide**. Disponível em <<http://www.rsinc.com/envi/>>. Acesso em: jul. 2006.

Fiorio, P. R.; Demattê, J. A. M.; Nanni, M. R. Dados radiométricos nos níveis de laboratório, campo e orbital na discriminação de solos desenvolvidos numa topossequência. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Artigos, p. 1393-1397 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700016-1. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/12.28.15.53>>. Acesso em: jul. 2006.

Fiorio, P. R.; Demattê, J. A. M.; Nanni, M. R.; Genú, A. M. Regressões lineares múltiplas utilizando-se dados espectrais obtidos por sensores em laboratório e orbital, na estimativa de atributos do solo. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003a. Artigos, p. 85-92 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700017-x. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>> . Acesso em: abr. 2006.

Fiorio, P. R.; Demattê, J. A. M.; Formaggio, A. R.; Nanni, M. R. Estimativa de atributos dos solos usando dados espectrais obtidos por sensores em laboratório e em satélites. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003b. Artigos, p. 2335-2342 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700017-x. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>> . Acesso em: abr. 2006.

Fiorio, P. R.; Demattê, J. A. M.; Nanni, M. R.; Formaggio, A. R.; Epiphanyo, A. R. Equações discriminantes para solos, utilizando variáveis espectrais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005a, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 111-118 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8.

Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: abr. 2006.

Fiorio, P. R.; Demattê, J. A. M.; Nanni, M. R. Equações discriminantes de solos utilizando-se características espectrais orbitais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005a, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 119-126 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: abr. 2006.

Fonseca, E. L. **Desenvolvimento de um modelo da disponibilidade de fitomassa aérea para as formações campestres naturais a partir de dados espectrais orbitais e agrometeorológicos.** 2004. 181 p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2004.

Fonseca, E. L.; Formaggio, A. R.; Ponzoni, F. J. Parametrização do modelo agrometeorológico-espectral para estimativa da produção das pastagens do bioma Campos Sulinos (RS). In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 127-134 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: nov. 2006.

Fonseca, E. L.; Gleriani, J. M. Avaliação do efeito da correção atmosférica e retificação radiométrica no cálculo da transformação tasseled cap. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 513-519 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: jun. 2006.

Fontana, D. C. **Índice de vegetação global para o monitoramento da vegetação e sua correlação com elementos agrometeorológicos e rendimento de grãos de soja.** 1995. 133 p. Tese (Doutorado em Fitotecnia-Agrometeorologia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 1995.

Fontana, D. C.; Berlatto, M. A. Modelo agrometeorológico-espectral para a estimativa do rendimento de soja no Rio Grande do Sul: um estudo preliminar. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 9., 1998, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. Artigos, p. 17-24 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700015-3. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2004/08.11.17.13>>. Acesso em: mai. 2006.

Fontana, D. C.; Weber, E.; Ducati, J. R.; Figueiredo, D. C.; Bergamaschi, H.; Berlatto, M. A. Monitoramento e previsão de safras no Brasil. In: Simpósio Latino Americano de Percepción Remota, 9., 2000, Puerto Iguazú. **Anais...** Puerto Iguazú: SELPER, 2000. 1 CD-ROM.

Formaggio, A. R.; Epiphanyo, J. C. N.; Valeriano, M. M.; Oliveira, J. B. Comportamento espectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 20, p. 467-474, 1996.

Formaggio, A. R.; Epiphanyo, J. C. N. Feições espectrais e parâmetros analíticos de solos tropicais brasileiros. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Artigos, p. 1339-1401 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700016-1. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/12.28.15.53>>. Acesso em: mai. 2006.

Genú, A. M.; Demattê, J. A. M. Estimativa de atributos de solos utilizando sensor em laboratório. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 11., 2003, Belo Horizonte. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2003. Artigos, p. 2501-2502 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700017-x. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: abr. 2006.

Galvão, L. S.; Formaggio, A. R.; Vitorello, I.; de Freitas Filho, J.; Mazzocato, M. E.; Torres, R. B.; Espinoza, H. F. Caracterização da reflectância espectral de perfis de solos da região sudeste do Brasil. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 8., 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1996. Artigos, p. 909-913 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700014-5. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2004/08.25.13.20>>. Acesso em: ago. 2006.

Galvão, L. S.; Pizarro, M. A.; Epiphanyo, J. C. N. Variations in reflectance of tropical soils: spectral-chemical compositions relationships from AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 75, p. 245-255, 2001.

Galvão, L. S.; Vitorello, I. Quantitative approach in the spectral reflectance-lithostratigraphy of the Wind River and southern Bighorn basins, Wyoming. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16, n. 9, p. 1617-1631, 1995.

Galvão, L. S.; Vitorello, I. Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, n. 10, p. 1969-1979, 1998.

Galvão, L. S.; Vitorello, I.; Formaggio, A. R. Relationships of spectral reflectance and color among surface and subsurface horizons of tropical soil profiles. **Remote Sensing of Environment**, v. 61, p. 24-33, 1997.

Galvão, L. S.; Vitorello, I.; Paradella, W. R. Spectroradiometric discrimination of laterites with principal components analysis and additive modeling. **Remote Sensing of Environment**, v. 53, p. 70-75, 1995.

Gamon, J. A.; Field, C. B.; Goulden, M. L.; Griffin, K. L.; Hartley, A. E.; Joel, G.; Peñuelas, J.; Valentini, R. Relationships between NDVI, canopy structure and photosynthesis in tree californian vegetation types. **Ecological Applications**, v. 5, n. 1, p. 28-41, 1995.

Garica-Haro, F. J.; Gilbert, M. A.; Meliá, J. Linear spectral mixture modeling to estimate vegetation amount from optical spectral data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 17, p. 3373-3400, 1996.

Gilabert, M. A.; González-Piqueras, F.; Garcá-Haro, F. J.; Meliá, J. A generalized soil-adjusted vegetation index. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, p. 303-310, 2002.

Girardi-Deiro, A. M.; Gonçalves, J. O. N.; Gonzaga, S. S. Composição florística de primavera e relação com a qualidade de forragem em campos naturais na Apa do Ibirapuitã, RS. In: Congresso Nacional de Botânica, 55., 2004, Viçosa. **Anais...** Viçosa: Sociedade Botânica do Brasil, 2004. Artigos, p. 321-324.

Gonçalves, M. B.; Demattê, J. A. M.; Lima, K. N. S.; Genú, A. M.; Campos, R. C.; Bortoletto, M. A. M. Satélite CEBERS-2 na determinação de teores de atributos químicos e granulométricos de solos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 159-166 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: nov. 2006.

Green, A. A.; Berman, M.; Switzer, P.; Craig, M. D. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for a noise removal. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 26, n. 1, p. 16-20, 1988.

Gürtler, S.; Epiphânio, J. C. N.; Luiz, A. J. B.; Formaggio, A. C. Planilha eletrônica para o cálculo da reflectância em imagens TM e ETM+ Landsat. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 57/02, p. 162-167, 2005.

Hall, F. G.; Strebel, D. E.; Nickeson, J. E.; Goetz, S. J. Radiometric rectification: Toward a common radiometric response among multitemporal, multisensor images. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 11-27, 1991.

Huang, C.; Wylie, B.; Yang, L.; Homer, C.; Zylstra, G. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 23, n. 8, p. 1741-1748, 2002.

Huete, A. R.; Jackson, R. D.; Post, D. F. Spectra response of a plant canopy with different soil backgrounds. **Remote Sensing of Environment**, v. 17, p. 37-53, 1985.

Huete, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, p. 295-309, 1988.

Hunt, G. R.; Salisbury, J. W. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: I silicate minerals. **Modern Geology**, v. 1, p. 283-300, 1970.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). 2002. **Mapas exploratório de solos do Estado do Rio Grande do Sul**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em jun. 2006.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). 2004. **Mapas de vegetação do Brasil e Mapa de Biomas do Brasil**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em nov. 2006.

Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA). 2004. **Ecosistemas Brasileiros**. Disponível em: <<http://www.ibama.gov.br>>. Acesso em nov. 2006.

Jasinski, M. F.; Eagleson, P. S. The structure of red-infrared scattergrams of semivegetated landscapes. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 27, n. 4, p. 441-451, 1989.

Jensen, J. R. **REMOTE SENSING OF THE ENVIRONMENT an Earth Resource Perspective**. New Jersey: Prentice Hall, 2000. 544p.

Jensen, M. E. Water consumption by agricultural plants. In: Kozlowzky, T. T.; (ed.) **Water deficits and plant growth**. New York: Academic Press, 1968. v. 2. cap. 1, p. 1-22.

Kauth, R. J.; Thomas, G. S. The tasseled cap – a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen in Landsat. In: Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, 1976, West Lafayette. **Proceedings...** West Lafayette, Indiana, 1976. p. 1303-1325.

King, D. **Remote sensing and agrometeorological models for yield forecasts**. Ispra: Joint Research Centre, 1989. 25p.

Kruse, F. A.; Lefkoff, A. B.; Dietz, J. B. Expert system-based mineral mapping in Northern Death Valley, California/Nevada, using the airborne/infrared imaging spectrometer (AVIRIS). **Remote Sensing of Environment**, v. 44, p. 309-336, 1993.

Ling, S.; Fang, H.; Chen, M. Atmospheric correction of Landsat ETM+ land surface imagery – Part I: methods. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 11, p. 2490-2498, 2001.

Macedo, W. **Levantamento de reconhecimento dos solos do Município de Bagé, RS**. Bagé: Embrapa, 1984. 69p.

Madeira Netto, J. Comportamento espectral dos solos. In: Meneses, P. R.; Madeira Netto, J. S. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UnB, Planaltina, Embrapa Cerrados, 2001. 262 p. Cap. 4, p. 127-154.

Marchiori, L. A. C. **Avaliação da estimativa da evapotranspiração obtida através do modelo BRAMS visando o uso em modelo de estimativa de rendimento da soja no Rio Grande do Sul**. 2006. 71 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 2006.

Matthew, M. W.; Adler-Golden, S. M.; Berk, A.; Richtsmeier, S. C.; Levine, R. Y.; Bernstein, L. S.; Acharya, P. K.; Anderson, G. P.; Felde, G. W.; Hoke, M. P.; Ratkowski, A.; Burke, H. H.; Kaiser, R. D.; Miller, D. P. Status of atmospheric correction using a MODTRAN4-based algorithm. **Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers**, v. 4049, p. 199-207, 2000.

Melo, R. W. **Desenvolvimento de um modelo agrometeorológico espectral de estimativa do rendimento de soja para o estado do Rio Grande do Sul**. 2003. 82 p. Dissertação (Mestrado em Fitotecnia-Agrometeorologia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 2003.

Meneses, P. R. Fundamentação da radiometria óptica espectral. In: Meneses, P. R.; Madeira Netto, J. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UnB, Planaltina, Embrapa Cerrados, 2001. 262 p. Cap. 1, p. 15-40.

Meneses, P. R.; Ferreira Jr., L. G. Comportamento espectral de minerais e rochas. In: Meneses, P. R.; Madeira Netto, J. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UnB, Planaltina, Embrapa Cerrados, 2001. 262 p. Cap. 3, p. 63-123.

Menezes, J. R. C. Estratigrafia do Neopermiano da Bacia do Paraná no Rio Grande do Sul. In: Holz, M.; De Ros, L. F. **A geologia do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. 445p. Cap. 11, p. 323-334.

Milton, E. J. Principles of field spectroscopy. **International Journal of Remote Sensing**, v. 8, n. 12, p. 1807-1827, 1987.

Moreno, J. A. **Clima do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: Secretaria da Agricultura do Estado do Rio Grande do Sul, 1961. 30p.

Muller Filho, I. L. Notas para o estudo da geomorfologia do Rio Grande do Sul, Brasil. **Mineralogical Magazine**, n. 1, p. 9-33, 1970.

Nanni, M. R.; Demattê, J. A. M. Quantification and discrimination of soils developed from basalt as evaluated by terrestrial, airborne and orbital sensor. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Artigos, p. 1441-1449 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700016-1. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/12.28.15.53>>. Acesso em: mai. 2006.

Nanni, M. R.; Demattê, J. A. M.; Fiorio, P. R. Análise discriminante dos solos por meio de resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, n. 10, p. 995-1006, 2004.

Nanni, M. R.; Demattê, J. A. M.; Fiorio, P. R. Resposta espectral na análise discriminante dos solos. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. Artigos, p. 407-414 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700018-8. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2005/02.12.16.31>>. Acesso em: abr. 2006.

National Aeronautics and Space Administration (NASA). **Landsat 7: Sciences data users handbook**. Disponível em: <<http://itpwww.gsfc.nasa.gov/IAS/handbook>>. Acesso em: jul. 2006.

Nielsen, A. A.; Conradsen, K.; Simpson, J. J. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 64, p. 1-19, 1998.

Nouvellon, Y.; Moran, M. S.; Seen, D. L.; Bryant, R.; Rambal, S.; Ni, W.; Bégué, A.; Chehbouni, A.; Emmerich, W. E.; Heilman, P.; Qi, J. Coupling a grassland ecosystem model with landsat imagery for a 10-year simulation carbon and water budgets. **Remote Sensing of Environment**, v. 78, n. 2, p. 131-149, 2001.

Paruelo, J. M.; Epstein, H. E.; Laurenroth, W. K.; Burke, I. C. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the United States. **Ecology**, v. 78, n. 3, p. 953-958, 1997.

Paruelo, J. M.; Oesterheld, M.; Di-Bella, C. M.; Arzadum, M.; Lafontaine, J.; Cahuep, M.; Rebella, C. M. Estimation of primary production of subhumid rangelands from remote sensing data. **Applied Vegetation Sciences**, v. 3, n. 2, p. 189-195, 2000.

Pizarro, M. A. **Sensoriamento remoto hiperespectral para a caracterização e identificação mineral em solos tropicais**. 1999. 195 p. (INPE-7249-TDI/693). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1999.

Pizarro, M. A.; Epiphanyo, J. C. N.; Galvão, L. S. Caracterização mineralógica de solos tropicais por sensoriamento remoto hiperespectral. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 36, n. 10, p. 1277-1286, 2001a.

Pizarro, M. A.; Galvão, L. S.; Epiphanyo, J. C. N. Caracterização de solos tropicais através de componentes principais e da correlação entre reflectâncias e análises químicas. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10., 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001b. Artigos, p. 1451-1460 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700016-1. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/12.28.15.53>>. Acesso em: mai. 2006.

Plummer, S. E. Perspectives on combining ecological process models and remotely sensed data. **Ecological Modelling**, V. 129, n.2, p. 157-199.

Ponzoni, F. J. Comportamento espectral da vegetação. In: Meneses, P. R.; Madeira Netto, J. **Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília: UnB, Planaltina, Embrapa Cerrados, 2001. 262 p. Cap. 5, p. 157-199.

Qi, j.; Chehbouni, A.; Huete, A. R.; Kerr, Y. H.; Sorooshian, S. A modified soil-adjusted vegetation index. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, p. 119-126, 1994.

Reeves, M. C.; Winslow, J. C.; Running, S. W. Mapping weekly rangeland vegetation productivity using MODIS algorithms. **Journal of Range Management**, v. 54, n.2, p. A90-A102, 2001.

Richards, J. A. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. Berlin: Springer-Verlag, 1993. 340p.

Rondeaux, G.; Steven, M.; Baret, F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 55, p. 95-107, 1996.

Rudorff, B. F. T.; Batista, G. T. Yield estimation of sugarcane base on agrometeorological-spectral models. **Remote Sensing of Environment**, v. 33, n. 3, p. 183-192, 1990.

Saldanha, D. L.; Cunha, M. C. Análise do comportamento espectral de solos derivados de rochas máficas e ultramáficas do Cerro Mantiqueira, RS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 10.. 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2001. Artigos, p. 1469-1470 CD-ROM, On-line, ISBN 85-1700016-1. Disponível em: <<http://martem.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/12.28.15.53>>. Acesso em: jun. 2006.

Saldanha, D. L. **Características espectrais de unidades ultramáficas do sudoeste do Rio Grande do Sul – Integração de dados orbitais, geobotânicas e geoquímicas**. 2003. 279 p. Tese (Doutorado em Geociências) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. 2003.

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.

Shimabukuru, E. Y.; Smith, A. The least-square mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 29, n. 1, p. 16-20, 1991.

Siegal, B. S.; Goetz, A. F. H. Effect of vegetation on rock and soil type discrimination. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 43, n. 2, p. 191-196, 1977.

Small, C. The Landsat ETM+ spectral mixing space. **Remote Sensing of Environment**, v. 93, p. 1-17, 2004.

Smith, M. O.; Johnson, P. E.; Adams, J. B. Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analyses. **Journal of Geophysical Research**, v. 90, p. C797-C804, 1985.

Soliani Jr, E.; Koester, E.; Fernandes, L. A. D. A geologia isotópica do Escudo Sul-rio-grandense – Parte II: os dados isotópicos e interpretações petrogênicas. In: Holz, M.; De Ros, L. F. **A geologia do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. 445p. Cap. 7, p. 175-230.

Song, C.; Woodcock, C. E.; Seto, K. C.; Lenney, M. P.; Macomber, S. A. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects?. **Remote Sensing of Environment**, v. 75, p. 230-244, 2001.

Souza, G. S. **Introdução aos modelos de regressão linear e não linear**. Brasília: Embrapa, 1998. 505p.

Steffen, C. A.; Moraes, E. C.; Gama, F. F. Radiometria óptica espectral: Tutorial. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8., 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos, INPE/SELPER, 1996. v. 1, p. 1-17.

Stoner, E. R.; Baumgardner, M. F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. **Soil Sci. Soc. Am. J**, v. 45, p. 1161-1165, 1981.

Todd, S. W. Hoffer, R. M. Responses of spectral indices to variations in vegetation cover and soil background. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 64, n. 9, p. 915-921, 1998.

Tucker, C. J.; Miller, L. D. Soil spectra contributions to grass canopy spectral reflectance. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 43, n. 6, p. 721-726, 1977.

Valeriano, M. M.; Epiphanyo, J. C. N.; Formaggio, A. R.; Oliveira, J. B. Bi-directional reflectance factor of 14 soil classes from Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16, n. 1, p. 113-128, 1995.

Veloso, H. P.; Rangel Filho, A. L. R.; Lima, J. C. A. **Classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991. 124p.

Vermote, E. F.; Tanré, D.; Deuzé, J. L.; Herman, M.; Morcrette, J. J. Seconde simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: An overview. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, p. 675-686, 1994.

Tanré, D.; Deroo, C.; Duhaut, P.; Herman, M.; Mockette, J. J.; Perbos, J.; Deschamps, P. Y. Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 4, p. 659-668, 1990.

ANEXO 1

Coordenadas dos pontos de amostragem

Obs: todas as coordenadas estão na projeção UTM, datum SAD 69 e fuso 22.

Amostras	E	N
1	217638,4545	6520880,0322
2	217215,4539	6512231,0326
3	190685,4205	6492063,9926
4	190536,4202	6493988,9951
5	194935,4266	6483826,9820
6	200196,4344	6471267,8657
7	200395,4346	6471661,9663
8	201283,4393	6519376,8979
9	240943,4853	6521353,0340
10	242858,4879	6519672,0319
11	251759,5006	6498376,0043
12	253140,5026	6495319,0003
13	285416,5446	6499310,0071
14	227217,4661	6542308,0610
15	231389,4713	6549526,0708

Descrição das classificações geológicas e dos solos

Unidades Geológicas:

Cobertura Sedimentar da Bacia do Paraná

Grupo Passo Dois:

Formação Estrada Nova - argilitos e siltitos cinza-escuros, maciços, com fratura conchoidal e intercalações de lentes e concreções calcíferas, que gradam superiormente para arenitos cinza-claros, muito finos, com lentes e camadas de calcários com oólitos e estruturas *cone-in-cone*.

Formação Irati - folhelhos e siltitos cinza-escuros a pretos, laminação paralela, com intercalações de folhelhos pirobetuminosos e de lentes e camadas de margas dolomíticas, localmente com marcas onduladas, laminação cruzada, oólitos, brechas intraformacionais e laminação algálica.

ANEXO 1 – Continuação...

Grupo Guatá:

Formação Rio Bonito - arenitos médios a grossos, cinza-claros, arcossianos, localmente conglomeráticos, com acamadamento normal e estratos cruzados de médio a grande porte, que gradam superiormente para arenitos finos com ocorrências subordinadas de pelitos cinza-esverdeados, carbonosos; siltitos de cores cinza a preto, carbonosos, com interlaminações de arenitos com *wavy* e *linsen* e de leitos e camadas de carvão. Arenitos quartzosos, finos a médios, cinza-claros a esbranquiçados, silicificados, com gradação normal e estratificação cruzada de médio a grande porte, sobrepostos ao pacote carbonoso.

Coberturas Cenozóicas

Formação Santa Tecla - arenitos finos avermelhados, friáveis, com cimento ferruginoso e arenitos esbranquiçados com cimento silicoso aos quais se associam concreções silicosas mamelonares, formando um pacote homogêneo, sem estratificação visível. Localmente, conglomerados róseos a esbranquiçados, com cimento silicoso ou carbonático, matriz arenosa ou caulínica envolvendo grânulos e seixos arredondados de granito e quartzo.

Domínio Ocidental

Suíte Intrusiva Santo Afonso - monzogranitos isótipos, leucocráticos cinza, granulação média a grossa, texturas equigranular a porfirítica, contendo frequentes xenólitos gnáissicos com até 1km de diâmetro.

Suíte Granítica Dom Feliciano

Domínio Oriental

(Cinturão Dom Feliciano):

Fácies sienogranito-stocks alongados NE-SW de sienogranitos róseo-avermelhados, equigranulares médios a grossos, localmente porfiríticos, compostos predominantemente por feldspato alcalino (ortoclásio e microclínio micropertítico), quartzo, plagioclásio e biotita subordinada.

ANEXO 1 – Continuação...

Classes dos solos:

Planossolo eutrófico (planossolos háplicos e planossolos hidromórficos):

PLe2 - planossolo eutrófico Ta A moderado textura arenosa/média e média/argilosa e gleissolo moderado Ta A moderado textura média e argilosa relevo plano;

Brunizém vértico (chernossolos ebânicos):

BT7 – brunizém vértico cálcico e não cálcico textura média/argilosa e argilosa e solos litólicos eutróficos a moderado e chernozêmico textura média e argilosa substrato folhelhos relevo ondulado e suave ondulado;

BT9 – brunizém vértico e não vértico cálcico e não cálcico textura argilosa e vertissolo cálcico A chernozêmico textura argilosa e muito argilosa relevo suave ondulado;

Planossolo vértico (planossolos háplicos):

PLV2 – planossolo vértico cálcico e não cálcico A chernozêmico e moderado textura média/argilosa e brunizém vértico cálcico e não cálcico textura média/argilosa relevo suave ondulado;

Podzólico vermelho-amarelo distrófico (argissolos vermelho-amarelos):

PVd12 – podzólico vermelho-amarelo distrófico e eurófico Tb e Ta plíntico e não plíntico A moderado textura média/argilosa e podzólico vermelho-escuro distrófico Tb abruptico não abruptico a moderado textura média/argilosa relevo suave ondulado e ondulado;

PVd13 – podzólico vermelho-amarelo distrófico e eurófico Tb A proeminente e moderado textura média cascalhenta/argilosa, podzólico bruno-acinzentado eutrófico e distrófico Tb e Ta A moderado textura média/argilosa e brunizem avermelhado textura média/argilosa e argilosa relevo suave ondulado e ondulado;

PVd14 – podzólico vermelho-amarelo distrófico e eurófico Tb A proeminente e moderado textura média cascalhenta/argilosa cascalhenta e média cascalhenta/argilosa, podzólico bruno-acinzentado eutrófico e distrófico Tb A moderado textura média cascalhenta/argilosa e solos litólicos distróficos e eutróficos A proeminente e moderado textura média cascalhenta substrato mignatito relevo ondulado e forte ondulado;

ANEXO 1 – Continuação...

Vertissolo (vertissolo ebânico):

V2 – vertissolo cálcico A chernozêmico textura argilosa e muito argilosa relevo ondulado e suave ondulado;

Solos litólicos distróficos (neossolos litólicos):

Rd6 – Associação complexa de solos litólicos distróficos A moderado textura média cascalhenta substrato migmatito com cambissolo distrófico Tb A moderado textura média cascalhenta e argilosa cascalhenta e podzólico vermelho-amarelo distrófico Tb cascalhento A moderado textura média/argilosa relevo ondulado e suave ondulado;

Podzólico vermelho-escuro distrófico (argissolos vermelhos):

PEd4 – podzólico vermelho-escuro distrófico e eutrófico Tb abrupto A moderado textura média/argilosa relevo suave ondulado;

ANEXO 2

Análises de correlação linear com significância de 5%

Valores de reflectância para o cálculo da ACP, das 15 amostras para as 15 bandas escolhidas.

Bandas(λ)nm	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
500	0,061	0,102	0,078	0,115	0,085	0,126	0,061	0,076	0,065	0,098	0,093	0,080	0,054	0,091	0,076
625	0,092	0,165	0,122	0,183	0,135	0,291	0,088	0,122	0,118	0,153	0,165	0,135	0,093	0,164	0,136
750	0,143	0,260	0,195	0,284	0,208	0,383	0,128	0,203	0,185	0,237	0,261	0,214	0,167	0,243	0,216
875	0,196	0,339	0,251	0,357	0,268	0,403	0,171	0,272	0,229	0,306	0,320	0,272	0,232	0,289	0,278
1000	0,243	0,397	0,288	0,403	0,312	0,439	0,221	0,323	0,260	0,358	0,355	0,315	0,286	0,319	0,329
1125	0,282	0,437	0,316	0,436	0,345	0,485	0,267	0,360	0,285	0,395	0,389	0,348	0,327	0,339	0,379
1250	0,307	0,463	0,336	0,461	0,367	0,514	0,306	0,387	0,299	0,420	0,409	0,372	0,356	0,351	0,426
1412	0,299	0,444	0,315	0,427	0,329	0,490	0,308	0,371	0,289	0,410	0,389	0,352	0,334	0,344	0,401
1625	0,339	0,493	0,356	0,481	0,379	0,534	0,369	0,413	0,314	0,452	0,424	0,392	0,382	0,366	0,466
1750	0,343	0,498	0,358	0,483	0,378	0,539	0,378	0,415	0,319	0,455	0,426	0,394	0,383	0,372	0,466
1910	0,257	0,402	0,263	0,357	0,250	0,481	0,265	0,322	0,273	0,382	0,359	0,311	0,294	0,336	0,341
2125	0,328	0,494	0,335	0,458	0,340	0,545	0,365	0,392	0,322	0,434	0,416	0,376	0,353	0,391	0,428
2205	0,290	0,448	0,298	0,404	0,295	0,474	0,325	0,358	0,284	0,380	0,364	0,335	0,297	0,364	0,360
2325	0,293	0,453	0,295	0,404	0,294	0,496	0,318	0,346	0,290	0,385	0,360	0,337	0,297	0,370	0,353
2400	0,271	0,440	0,276	0,379	0,249	0,488	0,283	0,327	0,276	0,388	0,362	0,318	0,283	0,372	0,335

Valores dos escores dos dois primeiros componentes principais.

amostras	CP1	CP2
1	-1,19716	-0,2618
2	1,26437	-1,28811
3	-0,77609	0,95777
4	1,06513	0,37682
5	-0,57944	1,1931
6	2,29607	0,75888
7	-1,07649	-1,55009
8	-0,09348	-0,64887
9	-1,11154	1,14862
10	0,59181	-0,48551
11	0,40516	0,60216
12	-0,23645	0,27211
13	-0,76615	-0,86863
14	-0,03487	1,24254
15	0,24913	-1,44899

ANEXO 2 – Continuação...

Coefficientes de correlação linear entre os atributos químicos das amostras e os valores de reflectância, para os diferentes comprimentos de onda.

λ (nm)	SiO ₂	Al ₂ O ₃	TiO ₂	Fe ₂ O ₃	MnO	MgO	CaO	Na ₂ O	K ₂ O	P ₂ O ₅	P.F.
400	0,227	-0,262	0,004	-0,081	-0,218	-0,002	-0,145	-0,251	-0,391	-0,057	-0,191
500	0,280	-0,282	0,040	-0,005	-0,040	-0,105	-0,247	-0,226	-0,281	0,046	-0,357
600	0,276	-0,242	0,061	0,064	0,139	-0,175	-0,302	-0,189	-0,128	0,139	-0,438
700	0,319	-0,281	0,019	0,016	0,042	-0,238	-0,373	-0,221	-0,144	0,069	-0,491
800	0,339	-0,302	-0,020	-0,029	-0,067	-0,287	-0,424	-0,235	-0,153	-0,001	-0,518
900	0,335	-0,306	-0,052	-0,073	-0,182	-0,306	-0,442	-0,239	-0,170	-0,072	-0,500
1000	0,293	-0,268	-0,046	-0,060	-0,203	-0,294	-0,424	-0,208	-0,134	-0,078	-0,463
1050	0,261	-0,237	-0,028	-0,034	-0,188	-0,283	-0,408	-0,178	-0,101	-0,057	-0,441
1100	0,227	-0,204	-0,007	-0,004	-0,168	-0,270	-0,389	-0,146	-0,065	-0,035	-0,419
1200	0,158	-0,138	0,047	0,064	-0,116	-0,241	-0,349	-0,075	-0,001	0,019	-0,371
1300	0,098	-0,082	0,088	0,114	-0,086	-0,209	-0,306	-0,015	0,044	0,055	-0,320
1400	0,155	-0,145	0,046	0,069	-0,075	-0,249	-0,340	-0,074	-0,006	0,031	-0,350
1500	0,094	-0,086	0,092	0,126	-0,038	-0,208	-0,297	-0,025	0,037	0,071	-0,300
1600	0,048	-0,043	0,115	0,155	-0,030	-0,171	-0,254	0,024	0,071	0,090	-0,260
1700	0,042	-0,041	0,115	0,159	-0,019	-0,159	-0,239	0,028	0,070	0,094	-0,250
1800	0,073	-0,073	0,083	0,129	-0,018	-0,177	-0,252	-0,002	0,054	0,075	-0,269
1900	0,352	-0,331	-0,099	-0,071	-0,056	-0,430	-0,517	-0,286	-0,106	-0,058	-0,503
2000	0,286	-0,276	-0,048	-0,018	-0,031	-0,327	-0,417	-0,220	-0,105	-0,014	-0,433
2100	0,240	-0,235	-0,017	0,022	-0,007	-0,272	-0,357	-0,163	-0,077	0,018	-0,402
2200	0,346	-0,350	-0,112	-0,093	-0,036	-0,278	-0,363	-0,245	-0,191	-0,051	-0,457
2300	0,364	-0,358	-0,110	-0,083	-0,028	-0,312	-0,405	-0,273	-0,178	-0,051	-0,493
2400	0,461	-0,454	-0,182	-0,186	-0,062	-0,416	-0,499	-0,363	-0,251	-0,107	-0,557
2500	0,346	-0,354	0,013	-0,055	0,069	-0,287	-0,346	-0,147	-0,236	0,064	-0,474

Coefficientes de correlação linear entre os atributos químicos das amostras e os valores das componentes principais.

Atributos	PC1	PC2
SiO ₂	0,256	0,360
Al ₂ O ₃	-0,244	-0,337
TiO ₂	0,001	-0,090
Fe ₂ O ₃	0,009	-0,219
MnO	-0,059	-0,035
MgO	-0,261	0,038
CaO	-0,370	-0,074
Na ₂ O	-0,169	-0,350
K ₂ O	-0,109	-0,455
P ₂ O ₅	0,011	-0,054
P.F.	-0,423	-0,237

ANEXO 2 – Continuação...

Coefficientes de correlação linear entre os atributos químicos.

	Al ₂ O ₃	TiO ₂	Fe ₂ O ₃	MnO	MgO	CaO	Na ₂ O	K ₂ O	P ₂ O ₅	P.F.	SiO ₂
Al ₂ O ₃	1,000										
TiO ₂	0,758	1,000									
Fe ₂ O ₃	0,828	0,925	1,000								
MnO	0,408	0,674	0,691	1,000							
MgO	0,686	0,593	0,648	0,431	1,000						
CaO	0,675	0,548	0,623	0,444	0,961	1,000					
Na ₂ O	0,850	0,749	0,775	0,481	0,589	0,648	1,000				
K ₂ O	0,734	0,314	0,466	0,183	0,182	0,210	0,672	1,000			
P ₂ O ₅	0,613	0,747	0,829	0,721	0,563	0,633	0,698	0,305	1,000		
P.F.	0,773	0,654	0,644	0,367	0,794	0,791	0,530	0,233	0,481	1,000	
SiO ₂	-0,989	-0,779	-0,839	-0,426	-0,743	-0,743	-0,843	-0,654	-0,638	-0,842	1,000

Coefficientes de correlação linear entre o somatório dos teores de Fe₂O₃, CaO, MgO, TiO₂ e MnO com SiO₂.

	Si	Ti/Fe/Ca/Mg/Mn
Si	1,000	-0,881
Ti/Fe/Ca/Mg/Mn	-0,881	1,000

Coefficientes de correlação linear entre as frações vegetação e solo e os valores de reflectância média de superfície.

	Outubro		Novembro		Janeiro	
	Vegetação	Solo	Vegetação	Solo	Vegetação	Solo
485	-0,298	0,490	-0,010	0,824	-0,681	0,904
570	0,209	0,122	0,294	0,684	-0,502	0,838
660	-0,431	0,527	-0,010	0,789	-0,750	0,888
840	0,908	-0,578	0,764	0,155	0,664	-0,182
1650	0,292	0,127	0,037	0,868	-0,208	0,691
2220	-0,409	0,684	-0,324	0,965	-0,713	0,944
Vegetação	1,000	-0,767	1,000	-0,426	1,000	-0,808
Solo	-0,767	1,000	-0,426	1,000	-0,808	1,000

ANEXO 3

Parâmetros utilizados na determinação dos valores de reflectância de superfície para as unidades amostrais

Características das imagens LANDSAT 7 (ETM+) utilizadas.

Características	2/10/2002	19/11/2002	6/1/2003
Latitude Norte	-30,79889	-30,79504	-30,80256
Longitude Oeste	-54,23	-54,24509	-54,42858
Latitude Sul	-32,70093	-32,69701	-32,70605
Longitude Leste	-52,45414	-52,47353	-52,42858
Tempo Central (GMT)	13:13:00	13:13:22	13:13:36
Orientação da imagem	189.618	189.669	189.661
Azimute solar	53,7427	73,0237	82,8238
Elevação solar	48,986	60,0925	57,5055

Parâmetros de calibração radiométrica

Valores máximos e mínimos de radiância ($Wcm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$).

Bandas	2/10/2002		19/11/2002		6/1/2003	
	Lmín	Lmáx	Lmín	Lmáx	Lmín	Lmáx
1	-6,20	191,60	-6,20	191,60	-6,20	191,60
2	-6,40	196,50	-6,40	196,50	-6,40	196,50
3	-5,00	152,90	-5,00	152,90	-5,00	152,90
4	-5,10	241,10	-5,10	241,10	-5,10	241,10
5	-1,00	31,06	-1,00	31,06	-1,00	31,06
7	-0,35	10,80	-0,35	10,80	-0,35	10,80

Valores de irradiância solar no topo da atmosfera (exoatmosfera) em $Wm^{-2}\mu m^{-1}$.

Bandas	ESUN
1	1969,00
2	1840,00
3	1551,00
4	1044,00
5	225,70
7	82,07

ANEXO 3 – Continuação...

Valores dos coeficientes utilizados na geração das imagens Tasseled Cap, para o sensor LANDSAT/ETM+

Índices	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
Brighness	0,3561	0,3972	0,3904	0,6966	0,2286	0,1596
Greenness	-0,3344	-0,3544	-0,4556	0,6966	-0,0242	-0,2630
Wetness	0,2626	0,2141	0,0926	0,0656	-0,7629	-0,5388
Quarta	0,0805	-0,0498	0,1950	-0,1327	0,5752	-0,7775
Quinta	-0,7252	-0,0202	0,6683	0,0631	-0,1494	-0,0274
Sexta	0,4000	-0,8172	0,3832	0,0602	-0,1095	0,0985

Reflectância média das FPIs antes do procedimento de normalização, para as todas as bandas no conjunto multitemporal de imagens estudadas.

Bandas ETM+	Pontos Claros			Pontos Escuros		
	OUT	NOV	JAN	OUT	NOV	JAN
B1	0,1565	0,2039	0,1376	0,1094	0,1133	0,0447
B2	0,1498	0,2231	0,1894	0,0898	0,0961	0,0690
B3	0,1725	0,2655	0,2412	0,0851	0,0902	0,0812
B4	0,2604	0,4008	0,4047	0,0522	0,0565	0,0467
B5	0,3125	0,4839	0,5329	0,0110	0,0204	0,0133
B7	0,2275	0,4031	0,4761	0,0059	0,0114	0,0075

Reflectância média das FPIs após o procedimento de normalização, para as todas as bandas no conjunto multitemporal de imagens estudadas.

Bandas ETM+	Pontos Claros			Pontos Escuros		
	OUT	NOV	JAN	OUT	NOV	JAN
B1	0,1365	0,1365	0,1376	0,0427	0,0427	0,0447
B2	0,1863	0,1875	0,1894	0,0659	0,0678	0,0690
B3	0,2396	0,2392	0,2412	0,0792	0,0788	0,0812
B4	0,4024	0,4031	0,4047	0,0451	0,0447	0,0467
B5	0,5310	0,5302	0,5329	0,0122	0,0125	0,0133
B7	0,4741	0,4741	0,4765	0,0063	0,0063	0,0075

ANEXO 4

Reflectância média de superfície referente a cada unidade amostral

Outubro

Unidade amostral	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	0,0310	0,0583	0,0475	0,2946	0,2248	0,1063
2	0,0263	0,0678	0,0434	0,4206	0,2088	0,0865
3	0,0507	0,0864	0,0823	0,3836	0,3025	0,1721
4	0,0466	0,0822	0,0742	0,3739	0,2840	0,1549
5	0,0548	0,0912	0,0981	0,3335	0,2669	0,1757
6	0,0475	0,0786	0,0904	0,2897	0,2356	0,1583
7	0,0393	0,0658	0,0643	0,2766	0,2041	0,1139
8	0,0409	0,0754	0,0701	0,3345	0,2680	0,1459
9	0,0383	0,0614	0,0671	0,1938	0,2091	0,1524
10	0,0434	0,0763	0,0861	0,3043	0,2630	0,1635
11	0,0377	0,0681	0,0643	0,3155	0,2373	0,1285
12	0,0418	0,0845	0,0706	0,4318	0,2859	0,1483
13	0,0320	0,0605	0,0625	0,2771	0,2080	0,1283
14	0,0462	0,0805	0,0757	0,3651	0,2707	0,1535
15	0,0383	0,0762	0,0658	0,3739	0,2481	0,1302

Novembro

Unidade amostral	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	0,0396	0,0729	0,0669	0,3249	0,2792	0,1520
2	0,0304	0,0679	0,0537	0,3722	0,2311	0,1131
3	0,0478	0,0874	0,0816	0,3627	0,3217	0,1773
4	0,0458	0,0829	0,0744	0,3298	0,3066	0,1617
5	0,0385	0,0714	0,0647	0,3338	0,2484	0,1309
6	0,0335	0,0602	0,0585	0,2836	0,1939	0,1020
7	0,0278	0,0500	0,0453	0,2395	0,1887	0,1116
8	0,0446	0,0809	0,0742	0,3423	0,2928	0,1605
9	0,0348	0,0640	0,0676	0,2437	0,2316	0,1607
10	0,0361	0,0728	0,0666	0,3221	0,2458	0,1341
11	0,0325	0,0688	0,0623	0,3210	0,2315	0,1189
12	0,0423	0,0850	0,0763	0,3880	0,2914	0,1517
13	0,0314	0,0599	0,0513	0,3093	0,1832	0,0990
14	0,0361	0,0731	0,0708	0,3314	0,2435	0,1254
15	0,0376	0,0758	0,0673	0,3741	0,2444	0,1210

Anexo 4 – Continuação...

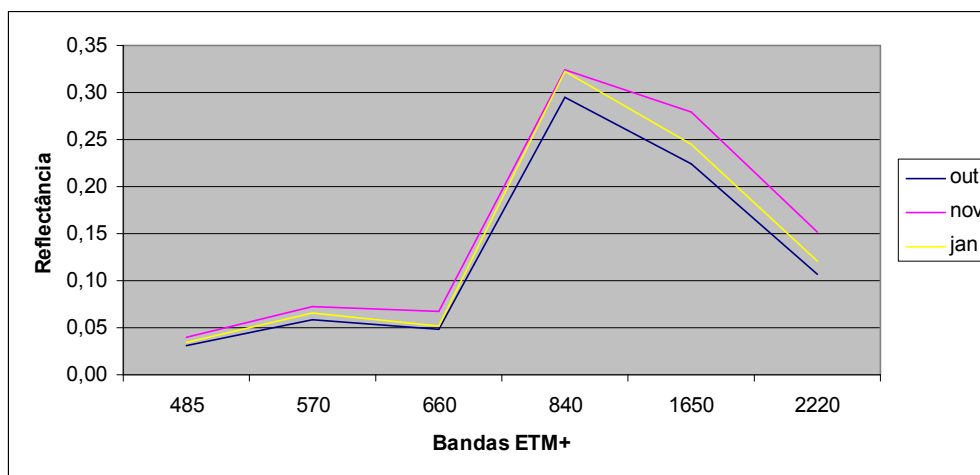
Janeiro

Unidade amostral	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	0,0348	0,0652	0,0521	0,3232	0,2440	0,1208
2	0,0409	0,0773	0,0683	0,3754	0,2435	0,1170
3	0,0527	0,0942	0,0840	0,3929	0,3271	0,1751
4	0,0460	0,0852	0,0736	0,3861	0,3015	0,1599
5	0,0537	0,0924	0,0946	0,3555	0,2824	0,1708
6	0,0439	0,0758	0,0802	0,2956	0,2105	0,1257
7	0,0353	0,0641	0,0567	0,2829	0,2229	0,1320
8	0,0481	0,0841	0,0744	0,3716	0,2981	0,1566
9	0,0722	0,1085	0,1502	0,2723	0,3174	0,2693
10	0,0443	0,0773	0,0818	0,3097	0,2616	0,1555
11	0,0297	0,0643	0,0502	0,3270	0,2289	0,1083
12	0,0423	0,0782	0,0758	0,3657	0,2737	0,1391
13	0,0304	0,0578	0,0491	0,3062	0,1795	0,0908
14	0,0351	0,0742	0,0589	0,3916	0,2633	0,1348
15	0,0457	0,0818	0,0916	0,3003	0,2683	0,1651

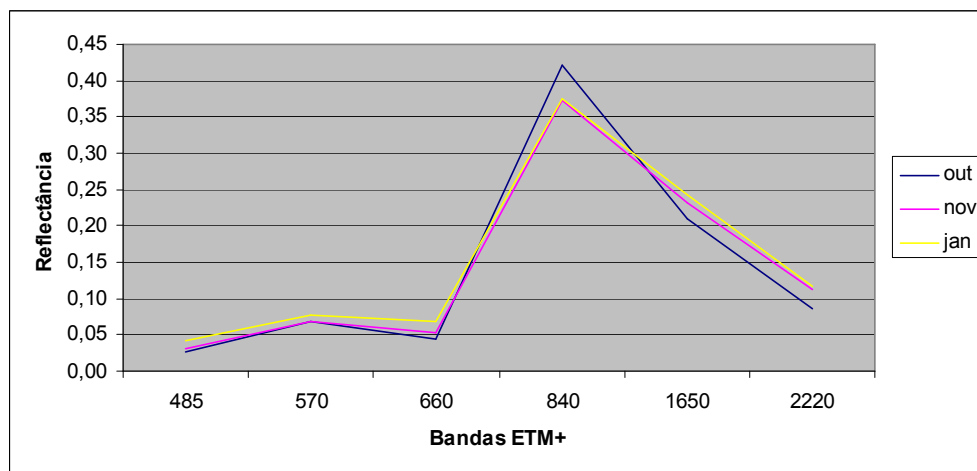
ANEXO 5

Comportamento espectral das unidades amostrais para os períodos estudados

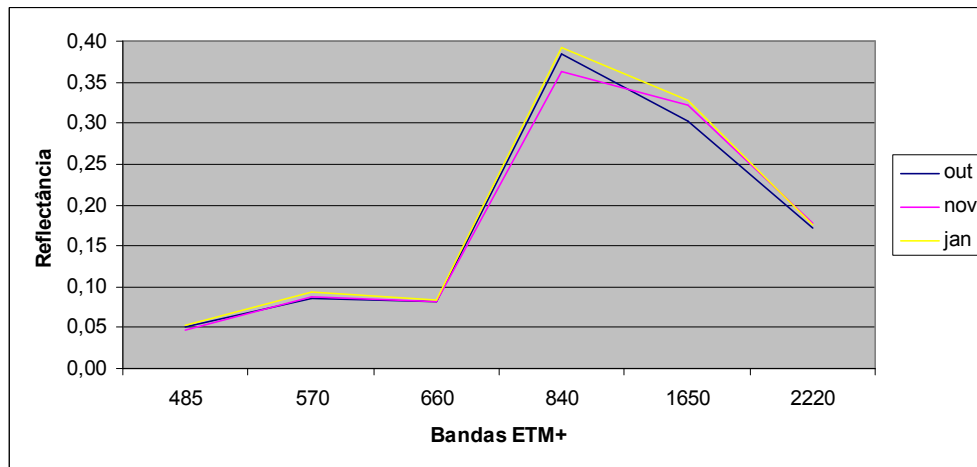
Unidade amostral 1



Unidade amostral 2

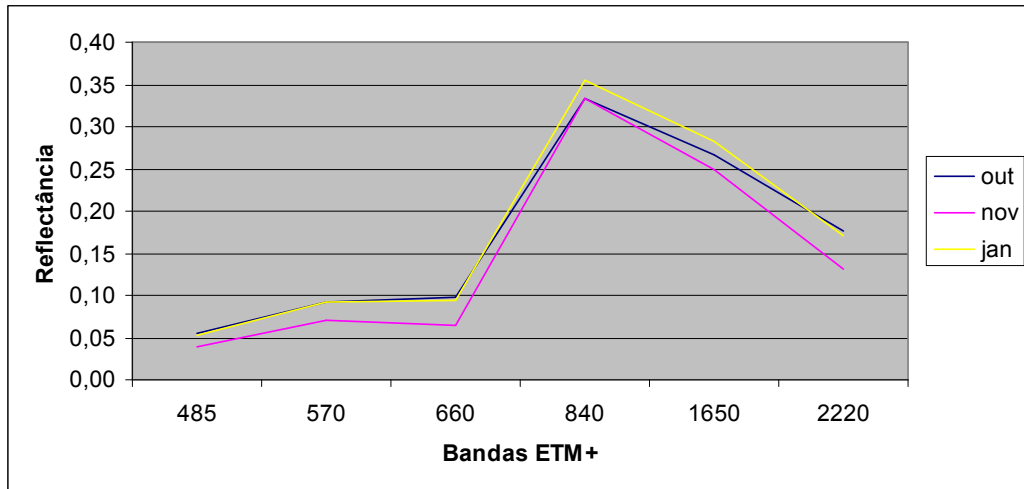


Unidade amostral 3

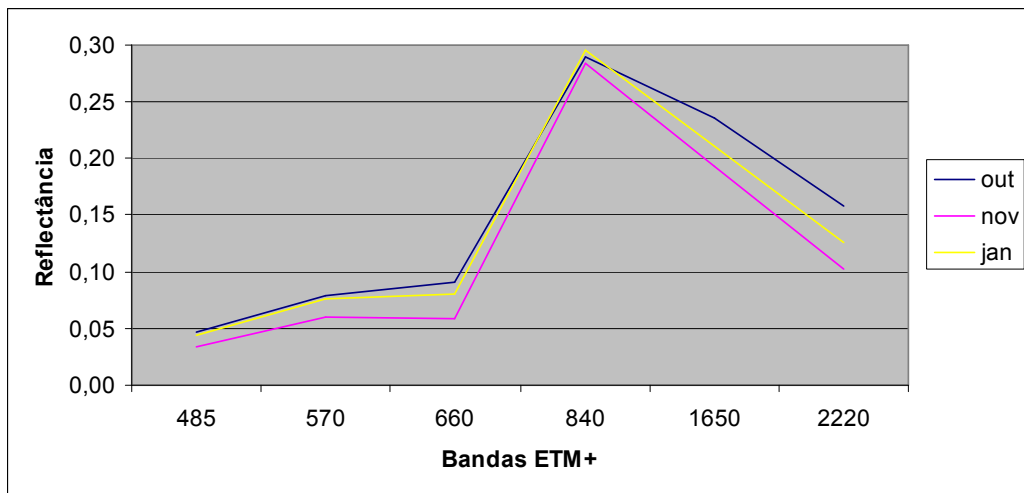


ANEXO 5 – Continuação...

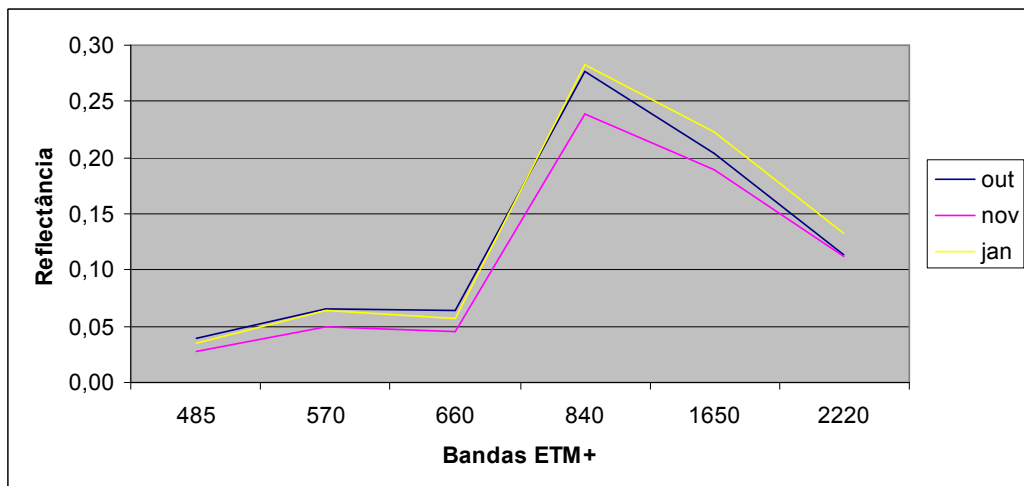
Unidade amostral 5



Unidade amostral 6

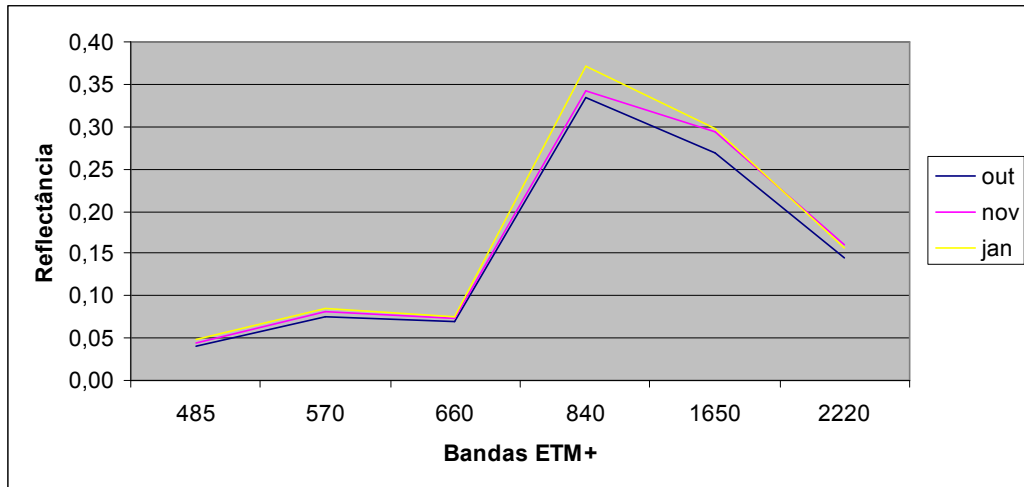


Unidade amostral 7

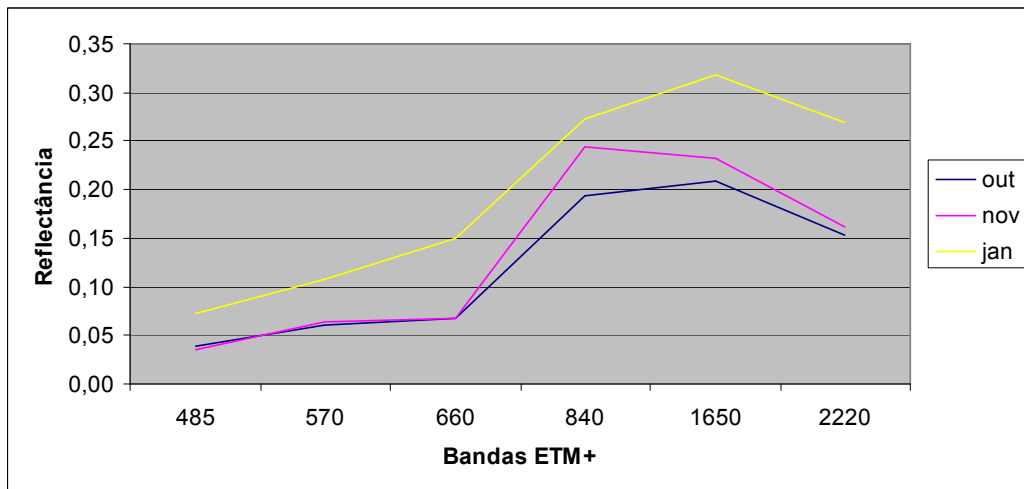


ANEXO 5 – Continuação...

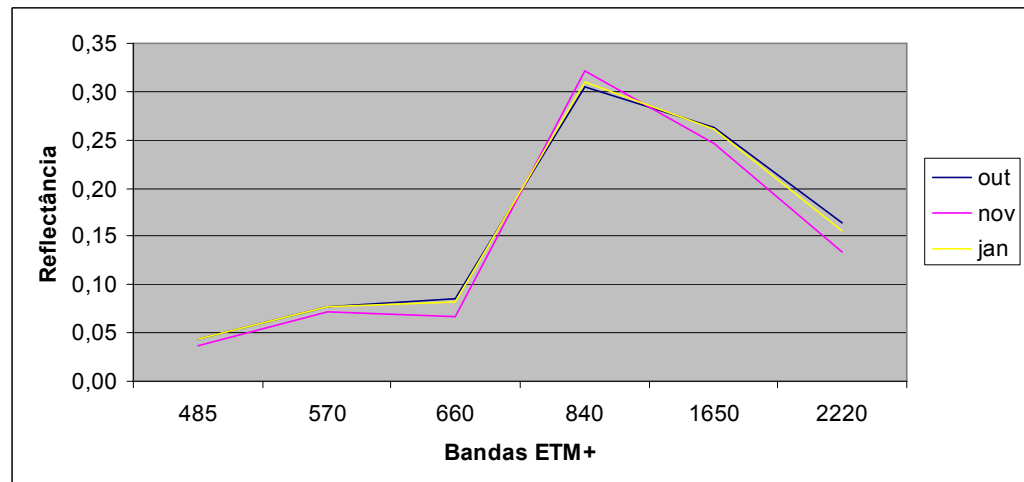
Unidade amostral 8



Unidade amostral 9

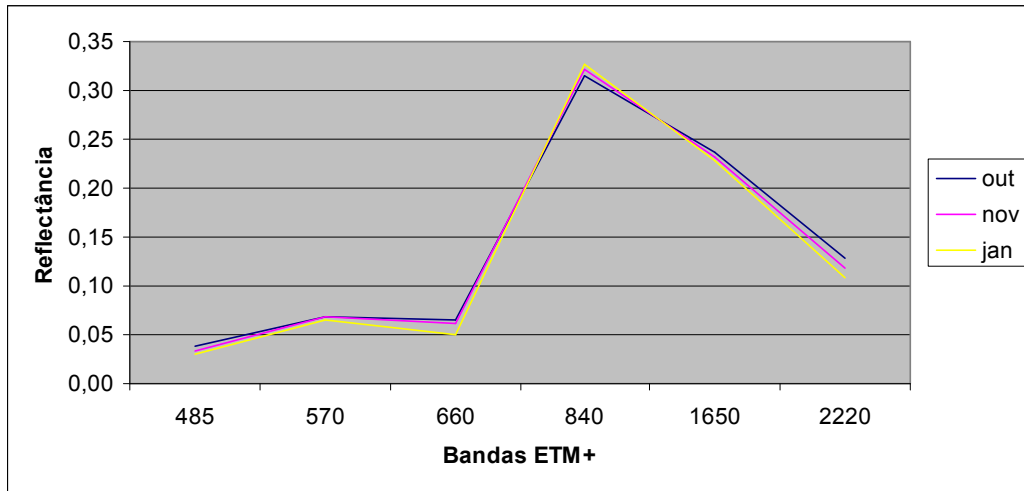


Unidade amostral 10

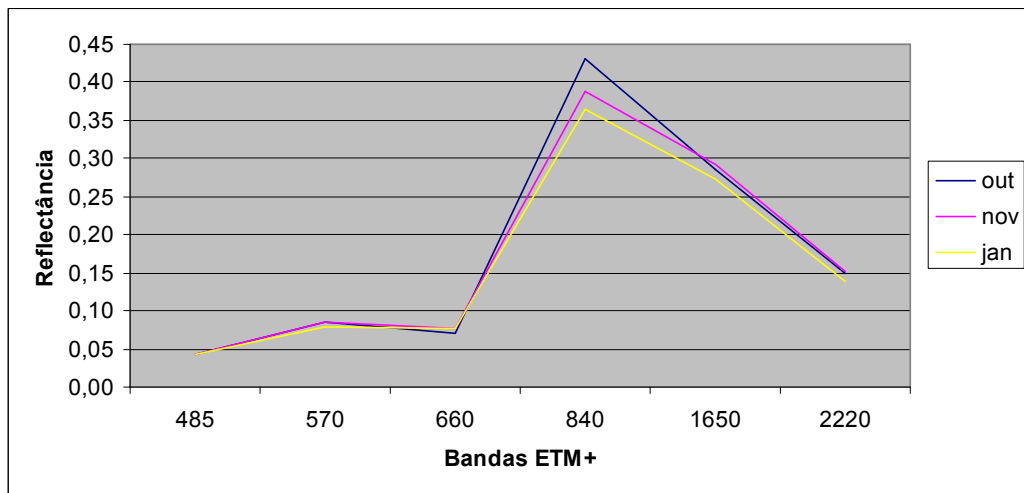


ANEXO 5 – Continuação...

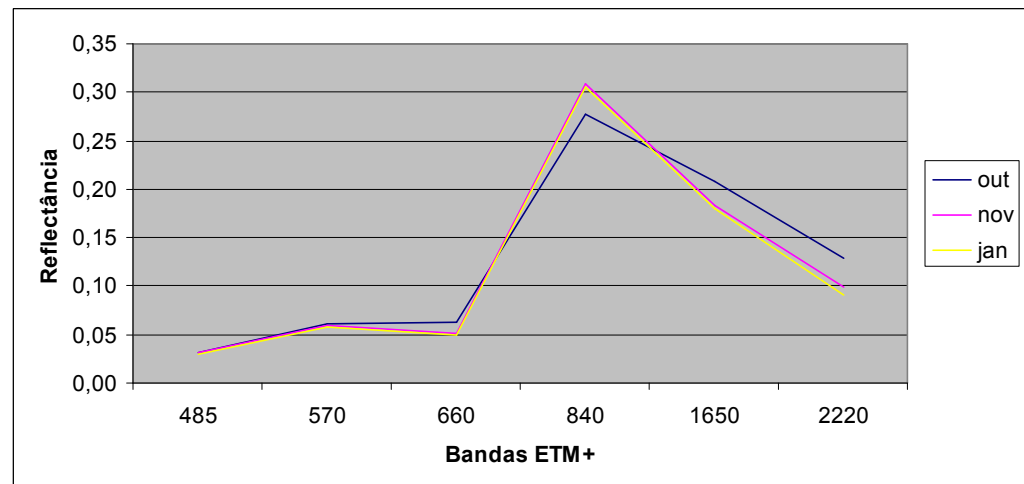
Unidade amostral 11



Unidade amostral 12

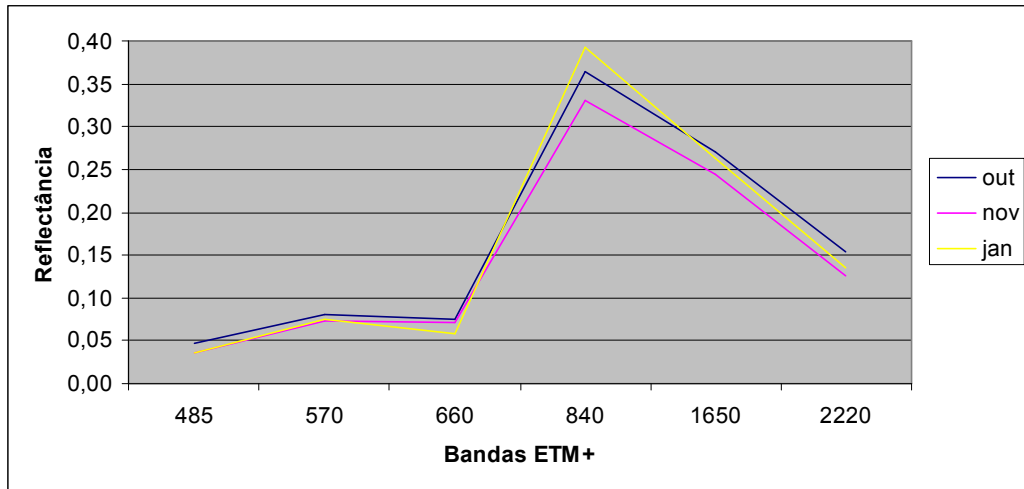


Unidade amostral 13

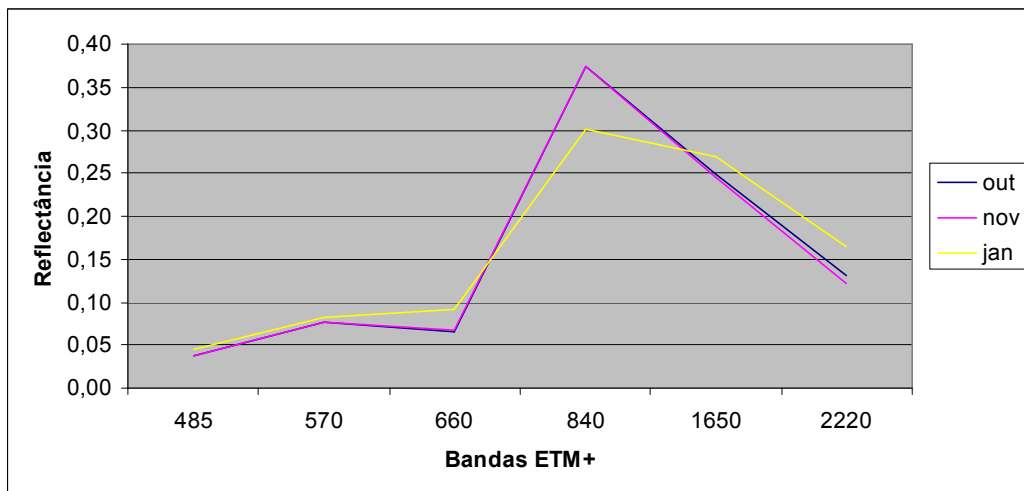


ANEXO 5 – Continuação...

Unidade amostral 14



Unidade amostral 15



ANEXO 6

Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias das amostras

Banda 2 (530 a 610nm)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05						
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7
13	81	0,0748						
7	81	0,0762						
1	81	0,0777						
9	81		0,0947					
8	81		0,1003					
3	81		0,1021					
15	81			0,1101				
12	81			0,1101				
5	81			0,1124				
10	81				0,1272			
14	81				0,1303	0,1303		
11	81				0,1342	0,1342		
2	81					0,1370		
4	81						0,1530	
6	81							0,2260
Sig.		0,9943	0,0847	0,9996	0,1330	0,1864	1,0000	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 81,000.

Banda 3 (630 a 690nm)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05							
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7	8
7	61	0,0979							
1	61		0,1050						
13	61		0,1114						
9	61			0,1359					
3	61			0,1411					
8	61			0,1420					
5	61				0,1533				
12	61				0,1551				
15	61				0,1564				
10	61					0,1749			
14	61						0,1851		
2	61						0,1893		
11	61						0,1906		
4	61							0,2094	
6	61								0,3156
Sig.		1,0000	0,0988	0,1551	0,9710	1,0000	0,2809	1,0000	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 61,000.

ANEXO 6 – Continuação...

Banda 4 (780 a 900nm)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05											
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
7	121	0,1592											
1	121		0,1817										
13	121			0,2151									
9	121			0,2188									
3	121				0,2371								
5	121					0,2530							
8	121					0,2547							
12	121					0,2579	0,2579						
15	121						0,2629						
14	121							0,2789					
10	121								0,2884				
11	121									0,3068			
2	121										0,3190		
4	121											0,3389	
6	121												0,4016
Sig.		1,0000	1,0000	0,8161	1,0000	0,3821	0,3547	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 121,000.

Banda 5 (1550 a 1750nm)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05														
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
9	201	0,315														
1	201		0,339													
3	201			0,356												
14	201				0,367											
7	201					0,370										
5	201						0,378									
13	201							0,382								
12	201								0,392							
8	201									0,412						
11	201										0,424					
10	201											0,452				
15	201												0,465			
4	201													0,481		
2	201														0,493	
6	201															0,534
Sig.		1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 201,000.

ANEXO 6 – Continuação...

Banda 7 (2090 a 2350nm)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05												
Amostras	N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
9	261	0,303												
1	261	0,307	0,307											
3	261		0,311	0,311										
5	261			0,313										
13	261				0,321									
7	261					0,338								
12	261						0,351							
8	261							0,367						
14	261								0,379					
15	261									0,386				
11	261									0,387				
10	261										0,404			
4	261											0,427		
2	261												0,466	
6	261													0,513
Sig.		0,176	0,133	0,996	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 261,000.

ANEXO 7

Resultados do teste de Tukey para a comparação das reflectâncias médias de superfície das bandas individuais (LANDSAT 7-ETM+) e variáveis espectrais das imagens dentro de cada agrupamento

Grupo 2

Banda 2

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
9	nov	9	0,0639	
10	out	9	0,0763	0,0763
6	out	9	0,0785	0,0785
5	out	9		0,0912
Sig.			0,1805	0,0534

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,0675
10	out	9	0,0861
6	out	9	0,0904
5	out	9	0,0980
Sig.			0,0650

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 4

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
9	nov	9	0,2437	
6	out	9	0,2897	0,2897
10	out	9	0,3043	0,3043
5	out	9		0,3335
Sig.			0,0964	0,3577

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Banda 5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,2316
6	out	9	0,2356
10	out	9	0,2629
5	out	9	0,2668
	Sig.		0,2862

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
6	out	9	0,1583
9	nov	9	0,1607
10	out	9	0,1635
5	out	9	0,1756
	Sig.		0,8321

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

NDVI

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,5259
6	out	9	0,5354
5	out	9	0,5456
10	out	9	0,5593
	Sig.		0,1217

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 2

SAVI (L – 0,25)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,6572
6	out	9	0,6694
5	out	9	0,6820
10	out	9	0,6990
Sig.			0,1202

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,50)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,7886
6	out	9	0,8030
5	out	9	0,8182
10	out	9	0,8388
Sig.			0,1209

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,75)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,9200
6	out	9	0,9368
5	out	9	0,9543
10	out	9	0,9784
Sig.			0,1212

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 2

SAVI (L – 1)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	1,0513
6	out	9	1,0707
5	out	9	1,0909
10	out	9	1,1181
Sig.			0,1212

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,0218
10	out	9	0,0774
6	out	9	0,1069
5	out	9	0,1099
Sig.			0,1053

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
9	nov	9	0,2156
5	out	9	0,3094
10	out	9	0,3096
6	out	9	0,3097
Sig.			0,0770

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 2

ND 5-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
6	out	9	0,4620	
5	out	9	0,4686	
10	out	9	0,5040	0,5040
9	nov	9	0,5180	0,5180
Sig.			0,7648	0,1675

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 7-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
6	out	9	0,2771
5	out	9	0,2924
10	out	9	0,2991
9	nov	9	0,3596
Sig.			0,2158

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Brightness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
9	nov	9	3125,5556	
6	out	9	3644,0000	3644,0000
10	out	9	3775,8889	3775,8889
5	out	9		4154,2222
Sig.			0,1195	0,4044

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 2

Greenness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
9	nov	9	608,4444	
6	out	9	694,4444	694,4444
10	out	9	817,2222	817,2222
5	out	9	842,2222	842,2222
Sig.			0,5874	0,1002

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Wetness

Tukey HSD		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	unidade_mês	N	1
5	out	9	-2333,4444
10	out	9	-2330,6667
9	nov	9	-2182,2222
6	out	9	-2084,0000
Sig.			0,6926

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Grupo 3

Banda 1

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
7	nov	9	0,0277	
1	out	9	0,0310	
13	out	9	0,0319	0,0319
6	nov	9	0,0335	0,0335
7	jan	9	0,0353	0,03531
11	out	9	0,0376	0,0376
7	out	9	0,0393	0,0393
6	jan	9		0,0438
Sig.			0,0674	0,0528

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

Banda 2

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
7	nov	9	0,0500		
1	out	9	0,0583	0,0583	
6	nov	9	0,0602	0,0602	
13	out	9	0,0605	0,0605	0,0605
7	jan	9	0,0640	0,0640	0,0640
7	out	9		0,0658	0,0658
11	out	9		0,0681	0,0681
6	jan	9			0,0757
Sig.			0,1011	0,4921	0,0550

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
7	nov	9	0,0452	
1	out	9	0,0474	
7	jan	9	0,0567	0,0567
6	nov	9	0,0584	0,0584
13	out	9	0,0625	0,0625
11	out	9	0,0642	0,0642
7	out	9	0,0642	0,0642
6	jan	9		0,0802
Sig.			0,2270	0,0612

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 4

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	unidade	mês	N	1	2
7		nov	9	0,2394	
7		out	9	0,2765	0,2765
13		out	9	0,2770	0,2770
7		jan	9		0,2828
6		nov	9		0,2835
1		out	9		0,2945
6		jan	9		0,2956
11		out	9		0,3155
Sig.				0,0987	0,0769

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

Banda 5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
7	nov	9	0,1887		
6	nov	9	0,1938		
7	out	9	0,2040	0,2040	
13	out	9	0,2079	0,2079	
6	jan	9	0,2104	0,2104	0,2104
7	jan	9		0,2229	0,2229
1	out	9		0,2247	0,2247
11	out	9			0,2372
Sig.			0,2542	0,3132	0,0757

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
6	nov	9	0,1019
1	out	9	0,1063
7	nov	9	0,1115
7	out	9	0,1139
6	jan	9	0,1257
13	out	9	0,1283
11	out	9	0,1285
7	jan	9	0,1320
Sig.			0,0864

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

NDVI

Tukey HSD		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
6	jan	9	0,5834	
7	out	9	0,6239	0,6239
13	out	9	0,6312	0,6312
11	out	9	0,6616	0,6616
7	nov	9	0,6627	0,6627
7	jan	9	0,6649	0,6649
6	nov	9	0,6670	0,6670
1	out	9		0,7224
Sig.			0,3337	0,1539

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

SAVI (L – 0,25)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1	2
6	jan	9	0,7293	
7	out	9	0,7798	0,7798
13	out	9	0,7889	0,7889
11	out	9	0,8269	0,8269
7	nov	9	0,8281	0,8281
7	jan	9	0,8310	0,8310
6	nov	9	0,8339	0,8339
1	out	9		0,9031
Sig.			0,3303	0,1515

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,5)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1	2
6	jan	9	0,8751	
7	out	9	0,9357	0,9357
13	out	9	0,9464	0,9464
11	out	9	0,9923	0,9923
7	nov	9	0,9937	0,9937
7	jan	9	0,9973	0,9973
6	nov	9	1,0006	1,0006
1	out	9		1,0836
Sig.			0,3303	0,1520

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,75)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1	2
6	jan	9	1,0209	
7	out	9	1,0913	1,0913
13	out	9	1,1043	1,1043
11	out	9	1,1574	1,1574
7	nov	9	1,1591	1,1591
7	jan	9	1,1632	1,1632
6	nov	9	1,1671	1,1671
1	out	9		1,2639
Sig.			0,3316	0,1521

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

SAVI (L – 1)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
6	jan	9	1,1667	
7	out	9	1,2474	1,2474
13	out	9	1,2621	1,2621
11	out	9	1,3227	1,3227
7	nov	9	1,3247	1,3247
7	jan	9	1,3294	1,3294
6	nov	9	1,3339	1,3339
1	out	9		1,4446
Sig.			0,3316	0,1530

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
7	nov	9	0,0996
7	jan	9	0,1187
1	out	9	0,1354
11	out	9	0,1419
13	out	9	0,1419
7	out	9	0,1513
6	jan	9	0,1727
6	nov	9	0,1890
Sig.			0,1411

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
7	nov	9	0,3410
7	jan	9	0,3643
13	out	9	0,3698
6	jan	9	0,4133
7	out	9	0,4177
11	out	9	0,4228
1	out	9	0,4700
6	nov	9	0,4738
Sig.			0,1196

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

ND 5-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
6	jan	9	0,4612		
7	out	9	0,5239	0,5239	
13	out	9	0,5392	0,5392	
6	nov	9	0,5513	0,5513	0,5513
11	out	9		0,5733	0,5733
7	jan	9		0,5966	0,5966
7	nov	9		0,6141	0,6141
1	out	9			0,6506
Sig.			0,1390	0,1380	0,0734

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 7-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
6	jan	9	0,2264			
7	out	9	0,2818	0,2818		
6	nov	9	0,2919	0,2919	0,2919	
11	out	9	0,3303	0,3303	0,3303	0,3303
13	out	9	0,3423	0,3423	0,3423	0,3423
1	out	9		0,3822	0,3822	0,3822
7	jan	9			0,3991	0,3991
7	nov	9				0,4188
Sig.			0,0550	0,1466	0,0974	0,2772

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Brightness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
7	nov	9	2752,1111		
6	nov	9		3167,8889	
7	out	9		3227,5556	3227,5556
13	out	9		3239,5556	3239,5556
1	out	9		3256,2222	3256,2222
7	jan	9		3292,4444	3292,4444
6	jan	9		3511,7778	3511,7778
11	out	9			3601,3333
Sig.			1,0000	0,1557	0,0924

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 3

Greenness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
7	nov	9	852,0000
6	jan	9	896,1111
7	out	9	919,1111
7	jan	9	965,3333
6	nov	9	1067,8889
13	out	9	1130,0000
11	out	9	1141,4444
1	out	9	1191,0000
Sig.			0,1835

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Wetness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
11	out	9	-1991,1111	
7	jan	9	-1943,5556	
1	out	9	-1821,3333	-1821,3333
13	out	9	-1783,1111	-1783,1111
6	jan	9	-1737,5556	-1737,5556
7	out	9	-1686,0000	-1686,0000
7	nov	9	-1661,8889	-1661,8889
6	nov	9		-1571,5556
Sig.			0,0597	0,2965

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

Banda 1

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
1	nov	9	0,0395	
8	out	9	0,0408	
10	jan	9	0,0443	0,0443
8	nov	9	0,0446	0,0446
4	nov	9	0,0458	0,0458
4	out	9	0,0465	0,0465
3	nov	9	0,0477	0,0477
8	jan	9	0,0480	0,0480
3	out	9	0,0507	0,0507
3	jan	9		0,0527
5	jan	9		0,0536
Sig.			0,0785	0,2521

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 2

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
1	nov	9	0,0729			
8	out	9	0,0754	0,0754		
10	jan	9	0,0773	0,0773		
8	nov	9	0,0809	0,0809	0,0809	
4	out	9	0,0822	0,0822	0,0822	0,0822
4	nov	9	0,0828	0,0828	0,0828	0,0828
8	jan	9	0,0840	0,0840	0,0840	0,0840
3	out	9		0,0864	0,0864	0,0864
3	nov	9		0,0874	0,0874	0,0874
5	jan	9			0,0923	0,0923
3	jan	9				0,0941
Sig.			0,1312	0,0770	0,1094	0,0776

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

Banda 3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
1	nov	9	0,0669	
8	out	9	0,0701	
4	out	9	0,0742	0,0742
8	nov	9	0,0742	0,0742
8	jan	9	0,0744	0,0744
4	nov	9	0,0744	0,0744
3	nov	9	0,0815	0,0815
10	jan	9	0,0818	0,0818
3	out	9	0,0823	0,0823
3	jan	9	0,0840	0,0840
5	jan	9		0,0945
Sig.			0,2999	0,1053

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 4

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05					
unidades	mês	N	1	2	3	4	5
10	jan	9	0,3096				
1	nov	9	0,3249	0,3249			
4	nov	9	0,3298	0,3298	0,3298		
8	out	9	0,3344	0,3344	0,3344		
8	nov	9	0,3423	0,3423	0,3423	0,3423	
5	jan	9	0,3554	0,3554	0,3554	0,3554	0,3554
3	nov	9		0,3626	0,3626	0,3626	0,3626
8	jan	9		0,3716	0,3716	0,3716	0,3716
4	out	9			0,3739	0,3739	0,3739
3	out	9				0,3836	0,3836
3	jan	9					0,3928
Sig.			0,0837	0,0717	0,1122	0,1741	0,2981

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

Banda 5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05						
unidades	mês	N	1	2	3	4	5	6
10	jan	9	0,2616					
8	out	9	0,2679	0,2679				
1	nov	9	0,2791	0,2791	0,2791			
5	jan	9	0,2824	0,2824	0,2824	0,2824		
4	out	9	0,2840	0,2840	0,2840	0,2840		
8	nov	9		0,2927	0,2927	0,2927		
8	jan	9			0,2980	0,2980	0,2980	
3	out	9			0,3025	0,3025	0,3025	0,3025
4	nov	9				0,3065	0,3065	0,3065
3	nov	9					0,3216	0,3216
3	jan	9						0,3271
Sig.			0,1678	0,0813	0,1266	0,1009	0,1184	0,0871

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
8	out	9	0,1458
1	nov	9	0,1519
4	out	9	0,1548
10	jan	9	0,1554
8	jan	9	0,1565
8	nov	9	0,1605
4	nov	9	0,1617
5	jan	9	0,1707
3	out	9	0,1720
3	jan	9	0,1751
3	nov	9	0,1772
Sig.			0,0544

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

NDVI

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	l
4	nov	9	0,5791
10	jan	9	0,5851
5	jan	9	0,5890
3	nov	9	0,6327
8	nov	9	0,6436
3	out	9	0,6470
3	jan	9	0,6477
8	out	9	0,6536
1	nov	9	0,6584
8	jan	9	0,6663
4	out	9	0,6687
Sig.			0,5696

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,25)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	l
4	nov	9	0,7239
10	jan	9	0,7312
5	jan	9	0,7362
3	nov	9	0,7907
8	nov	9	0,8043
3	out	9	0,8087
3	jan	9	0,8096
8	out	9	0,8169
1	nov	9	0,8232
8	jan	9	0,8328
4	out	9	0,8360
Sig.			0,5674

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

SAVI (L – 0,5)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	l
4	nov	9	0,8687
10	jan	9	0,8773
5	jan	9	0,8836
3	nov	9	0,9489
8	nov	9	0,9652
3	out	9	0,9699
3	jan	9	0,9714
8	out	9	0,9800
1	nov	9	0,9876
8	jan	9	0,9994
4	out	9	1,0030
Sig.			0,5694

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,75)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	l
4	nov	9	1,0132
10	jan	9	1,0234
5	jan	9	1,0308
3	nov	9	1,1070
8	nov	9	1,1261
3	out	9	1,1316
3	jan	9	1,1334
8	out	9	1,1433
1	nov	9	1,1521
8	jan	9	1,1658
4	out	9	1,1700
Sig.			0,5688

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

SAVI (L – 1)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
4	nov	9	1,1580
10	jan	9	1,1699
5	jan	9	1,1778
3	nov	9	1,2650
8	nov	9	1,2868
3	out	9	1,2932
3	jan	9	1,2951
8	out	9	1,3067
1	nov	9	1,3166
8	jan	9	1,3323
4	out	9	1,3372
Sig.			0,5680

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
4	nov	9	0,0033	
3	nov	9	0,0600	0,0600
1	nov	9	0,0761	0,0761
8	nov	9	0,0781	0,0781
10	jan	9	0,0854	0,0854
3	jan	9	0,0916	0,0916
8	jan	9	0,1098	0,1098
8	out	9	0,1108	0,1108
5	jan	9	0,1173	0,1173
3	out	9	0,1184	0,1184
4	out	9		0,1366
Sig.			0,1017	0,6374

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

ND 4-7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
4	nov	9	0,2944
10	jan	9	0,3358
3	nov	9	0,3433
5	jan	9	0,3613
8	nov	9	0,3616
1	nov	9	0,3632
3	out	9	0,3816
3	jan	9	0,3839
8	out	9	0,3930
8	jan	9	0,4070
4	out	9	0,4142
Sig.			0,2718

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 5-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
5	jan	9	0,5172		
10	jan	9	0,5273	0,5273	
8	out	9		0,5850	0,5850
3	out	9			0,5913
3	jan	9			0,5913
3	nov	9			0,5954
8	nov	9			0,5954
8	jan	9			0,6004
4	out	9			0,6076
4	nov	9			0,6091
1	nov	9			0,6133
Sig.			1,0000	0,1020	0,9193

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

ND 7-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
5	jan	9	0,3029		
10	jan	9	0,3118	0,3118	
8	out	9	0,3504	0,3504	0,3504
3	jan	9	0,3510	0,3510	0,3510
4	out	9	0,3517	0,3517	0,3517
3	out	9	0,3520	0,3520	0,3520
8	jan	9	0,3559	0,3559	0,3559
8	nov	9		0,3674	0,3674
4	nov	9			0,3696
3	nov	9			0,3697
1	nov	9			0,3878
Sig.			0,0919	0,0615	0,5349

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Brightness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05					
unidades	mês	N	1	2	3	4	5
10	jan	9	3747,5556				
1	nov	9	3835,6667	3835,6667			
8	out	9	3895,5556	3895,5556			
8	nov	9		4080,5556	4080,5556		
4	nov	9			4271,4444	4271,4444	
4	out	9			4283,0000	4283,0000	
8	jan	9			4315,6667	4315,6667	
5	jan	9			4321,6667	4321,6667	
3	nov	9				4380,2222	
3	out	9				4483,5556	4483,5556
3	jan	9					4653,5556
Sig.			0,7073194	0,0728317	0,0826458	0,1990023	0,5130432

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 4

Greenness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
10	jan	9	895,778		
5	jan	9	1020,222	1020,222	
1	nov	9	1099,667	1099,667	1099,667
8	nov	9	1116,556	1116,556	1116,556
3	nov	9	1140,000	1140,000	1140,000
8	out	9	1155,333	1155,333	1155,333
4	nov	9		1243,222	1243,222
3	out	9		1295,556	1295,556
3	jan	9		1303,000	1303,000
8	jan	9		1306,111	1306,111
4	out	9			1342,778
Sig.			0,163	0,082	0,238

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Wetness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
3	nov	9	-2783,1111			
3	jan	9	-2763,5556			
4	nov	9	-2605,0000	-2605,0000		
3	out	9	-2587,7778	-2587,7778	-2587,7778	
8	nov	9	-2514,4444	-2514,4444	-2514,4444	-2514,4444
8	jan	9	-2498,7778	-2498,7778	-2498,7778	-2498,7778
1	nov	9		-2423,5556	-2423,5556	-2423,5556
5	jan	9		-2415,4444	-2415,4444	-2415,4444
4	out	9		-2388,6667	-2388,6667	-2388,6667
8	out	9			-2280,5556	-2280,5556
10	jan	9				-2218,8889
Sig.			0,1219319	0,4759206	0,0669159	0,0915798

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

Banda 1

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
11	jan	9	0,0297			
11	nov	9	0,0325	0,0325		
1	jan	9	0,0348	0,0348	0,0348	
10	nov	9	0,0360	0,0360	0,0360	
14	nov	9	0,0361	0,0361	0,0361	
15	out	9		0,0383	0,0383	0,0383
5	nov	9		0,0385	0,0385	0,0385
2	jan	9			0,0408	0,0408
15	jan	9				0,0457
Sig.			0,1530	0,2272	0,2087	0,0524

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 2

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
11	jan	9	0,0643		
1	jan	9	0,0652		
11	nov	9	0,0687	0,0687	
5	nov	9	0,0714	0,0714	
10	nov	9	0,0728	0,0728	
14	nov	9	0,0730	0,0730	0,0730
15	out	9		0,0761	0,0761
2	jan	9		0,0773	0,0773
15	jan	9			0,0818
Sig.			0,0585	0,0675	0,0597

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

Banda 3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
11	jan	9	0,0501			
1	jan	9	0,0521	0,0521		
11	nov	9	0,0623	0,0623	0,0623	
5	nov	9		0,0647	0,0647	
15	out	9		0,0658	0,0658	
10	nov	9			0,0665	
2	jan	9			0,0682	
14	nov	9			0,0708	
15	jan	9				0,0916
Sig.			0,1446	0,0630	0,5962	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 4

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
15	jan	9	0,3003		
11	nov	9	0,3210	0,3210	
10	nov	9	0,3220	0,3220	
1	jan	9	0,3232	0,3232	
11	jan	9	0,3270	0,3270	
14	nov	9	0,3314	0,3314	
5	nov	9		0,3338	
15	out	9			0,3738
2	jan	9			0,3754
Sig.			0,0563	0,9299	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

Banda 5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
11	jan	9	0,2289	
11	nov	9	0,2314	
2	jan	9	0,2434	0,2434
14	nov	9	0,2435	0,2435
1	jan	9	0,2439	0,2439
10	nov	9	0,2457	0,2457
15	out	9	0,2480	0,2480
5	nov	9	0,2483	0,2483
15	jan	9		0,2683
Sig.			0,6056	0,2779

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
11	jan	9	0,1082		
2	jan	9	0,1170	0,1170	
11	nov	9	0,1188	0,1188	
1	jan	9	0,1207	0,1207	
14	nov	9	0,1253	0,1253	
15	out	9	0,1302	0,1302	
5	nov	9	0,1309	0,1309	
10	nov	9		0,1340	
15	jan	9			0,1650
Sig.			0,0798	0,3729	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

NDVI

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,5312			
14	nov	9		0,6459		
10	nov	9		0,6564	0,6564	
5	nov	9		0,6738	0,6738	0,6738
11	nov	9		0,6754	0,6754	0,6754
2	jan	9		0,6933	0,6933	0,6933
15	out	9		0,7013	0,7013	0,7013
1	jan	9			0,7227	0,7227
11	jan	9				0,7340
Sig.			1,0000	0,2157	0,0689	0,1346

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,25)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,6639			
14	nov	9		0,8076		
10	nov	9		0,8206	0,8206	
5	nov	9		0,8423	0,8423	0,8423
11	nov	9		0,8443	0,8443	0,8443
2	jan	9		0,8668	0,8668	0,8668
15	out	9		0,8766	0,8766	0,8766
1	jan	9			0,9033	0,9033
11	jan	9				0,9177
Sig.			1,0000	0,2216	0,0693	0,1346

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

SAVI (L – 0,5)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,7966			
14	nov	9		0,9687		
10	nov	9		0,9847	0,9847	
5	nov	9		1,0106	1,0106	1,0106
11	nov	9		1,0132	1,0132	1,0132
2	jan	9		1,0401	1,0401	1,0401
15	out	9		1,0520	1,0520	1,0520
1	jan	9			1,0840	1,0840
11	jan	9				1,1012
Sig.			1,0000	0,2135	0,0689	0,1314

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,75)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,9294			
14	nov	9		1,1301		
10	nov	9		1,1486	1,1486	
5	nov	9		1,1788	1,1788	1,1788
11	nov	9		1,1822	1,1822	1,1822
2	jan	9		1,2131	1,2131	1,2131
15	out	9		1,2268	1,2268	1,2268
1	jan	9			1,2644	1,2644
11	jan	9				1,2844
Sig.			1,0000	0,2192	0,0686	0,1318

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

SAVI (L – 1)

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	1,0618			
14	nov	9		1,2917		
10	nov	9		1,3127	1,3127	
5	nov	9		1,3473	1,3473	1,3473
11	nov	9		1,3509	1,3509	1,3509
2	jan	9		1,3864	1,3864	1,3864
15	out	9		1,4020	1,4020	1,4020
1	jan	9			1,4451	1,4451
11	jan	9				1,4680
Sig.			1,0000	0,2212	0,0688	0,1329

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-5

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,0587			
10	nov	9		0,1348		
1	jan	9		0,1400		
5	nov	9		0,1481	0,1481	
14	nov	9		0,1510	0,1510	
11	nov	9		0,1623	0,1623	0,1623
11	jan	9		0,1791	0,1791	0,1791
15	out	9			0,2022	0,2022
2	jan	9				0,2133
Sig.			1,0000	0,3428	0,1232	0,1766

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

ND 4-7

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,2917			
10	nov	9		0,4132		
5	nov	9		0,4374	0,4374	
14	nov	9		0,4493	0,4493	0,4493
1	jan	9		0,4562	0,4562	0,4562
11	nov	9		0,4607	0,4607	0,4607
15	out	9		0,4836	0,4836	0,4836
11	jan	9			0,5042	0,5042
2	jan	9				0,5253
Sig.			1,0000	0,1633	0,2170	0,0994

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 5-3

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
15	jan	9	0,4879			
14	nov	9	0,5531	0,5531		
2	jan	9		0,5639		
10	nov	9		0,5737	0,5737	
11	nov	9		0,5772	0,5772	
15	out	9		0,5813	0,5813	0,5813
5	nov	9		0,5844	0,5844	0,5844
11	jan	9			0,6372	0,6372
1	jan	9				0,6483
Sig.			0,0861	0,8806	0,1035	0,0702

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

ND 7-3

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2	3
2	jan	9	0,2656		
15	jan	9	0,2827	0,2827	
14	nov	9	0,2840	0,2840	
11	nov	9	0,3132	0,3132	0,3132
15	out	9	0,3289	0,3289	0,3289
10	nov	9	0,3348	0,3348	0,3348
5	nov	9	0,3354	0,3354	0,3354
11	jan	9		0,3614	0,3614
1	jan	9			0,3976
Sig.			0,2233	0,1104	0,0671

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Brightness

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2	3
11	jan	9	3521,3333		
11	nov	9	3587,4444		
1	jan	9	3608,7778		
10	nov	9	3760,6667	3760,6667	
14	nov	9	3761,5556	3761,5556	
5	nov	9	3775,6667	3775,6667	
15	jan	9		3970,8889	3970,8889
15	out	9			4075,3333
2	jan	9			4077,7778
Sig.			0,0934	0,2788	0,9444

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 5

Greenness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
14	nov	9	1217,5556	
11	nov	9	1230,5556	
5	nov	9	1243,3333	
1	jan	9	1289,0000	1289,0000
10	nov	9	1349,3333	1349,3333
11	jan	9	1368,7778	1368,7778
15	jan	9	1467,4444	1467,4444
15	out	9		1504,5556
2	jan	9		1526,3333
Sig.			0,0634	0,0936

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Wetness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
5	nov	9	-2067,4444
1	jan	9	-2021,0000
15	out	9	-2017,6667
10	nov	9	-2011,4444
14	nov	9	-1998,8889
15	jan	9	-1989,2222
11	nov	9	-1905,2222
2	jan	9	-1481,5556
11	jan	9	-1331,5556
Sig.			0,2309

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

Banda 1

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1	2
14	jan	9	0,0350	
12	out	9		0,0418
12	jan	9		0,0422
12	nov	9		0,0423
4	jan	9		0,0459
14	out	9		0,0462
Sig.			1,0000	0,1212

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 2

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3	4
14	jan	9	0,0742			
12	jan	9	0,0782	0,0782		
14	out	9		0,0805	0,0805	
12	out	9			0,0844	0,0844
12	nov	9				0,0850
4	jan	9				0,0852
Sig.			0,1058	0,6669	0,1164	0,9966

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 3

Tukey HSD ^a			Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1	2
14	jan	9	0,0589	
12	out	9		0,0706
4	jan	9		0,0736
14	out	9		0,0757
12	jan	9		0,0758
12	nov	9		0,0763
Sig.			1,0000	0,5145

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

Banda 4

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
14	out	9	0,3651		
12	jan	9	0,3656		
4	jan	9	0,3860	0,3860	
12	nov	9	0,3879	0,3879	
14	jan	9		0,3915	
12	out	9			0,4318
Sig.			0,0552	0,9798	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
14	jan	9	0,2633			
14	out	9	0,2707			
12	jan	9	0,2737	0,2737		
12	out	9		0,2859	0,2859	
12	nov	9			0,2914	0,2914
4	jan	9				0,3015
Sig.			0,1738	0,0714	0,7997	0,1979

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Banda 7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
14	jan	9	0,1347			
12	jan	9	0,1391	0,1391		
12	out	9		0,1482	0,1482	
12	nov	9			0,1516	0,1516
14	out	9			0,1534	0,1534
4	jan	9				0,1598
Sig.			0,8456	0,1526	0,7257	0,2526

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

NDVI

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05	
unidades	mês	N	1
4	jan	9	0,5791
14	jan	9	0,6459
14	out	9	0,6559
12	nov	9	0,6713
12	jan	9	0,6713
12	out	9	0,7186
Sig.			0,0888

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,25)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
14	out	9	0,8197		
12	jan	9	0,8210		
12	nov	9	0,8390		
14	jan	9	0,8496	0,8496	
12	out	9		0,8982	0,8982
14	jan	9			0,9217
Sig.			0,6019	0,1153	0,8069

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 0,5)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
14	out	9	0,9836		
12	jan	9	0,9852		
12	nov	9	1,0067		
4	jan	9	1,0193	1,0193	
12	out	9		1,0776	1,0776
14	jan	9			1,1060
Sig.			0,6046	0,1174	0,7998

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

SAVI (L – 0,75)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
14	out	9	1,1473		
12	jan	9	1,1493		
12	nov	9	1,1743		
4	jan	9	1,1893	1,1893	
12	out	9		1,2572	1,2572
14	jan	9			1,2900
Sig.			0,5972	0,1171	0,8073

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

SAVI (L – 1)

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
14	out	9	1,3111		
12	jan	9	1,3133		
12	nov	9	1,3422		
4	jan	9	1,3590	1,3590	
12	out	9		1,4369	1,4369
14	jan	9			1,4744
Sig.			0,5986	0,1139	0,8050

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 4-5

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
4	jan	9	0,1230	
12	nov	9	0,1421	
12	jan	9	0,1438	
14	out	9	0,1474	
14	jan	9		0,1952
12	out	9		0,2030
Sig.			0,3529	0,9874

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

ND 4-7

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
14	out	9	0,4071	
4	jan	9	0,4147	
12	nov	9	0,4379	
12	jan	9	0,4493	0,4493
14	jan	9		0,4871
12	out	9		0,4884
Sig.			0,0565	0,0933

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 5-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
12	jan	9	0,5672	
14	out	9	0,5757	
12	nov	9	0,5850	
12	out	9	0,6052	0,6052
4	jan	9	0,6076	0,6076
14	jan	9		0,6343
Sig.			0,0785	0,3545

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ND 7-3

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
12	jan	9	0,2958		
12	nov	9	0,3304	0,3304	
14	out	9	0,3406	0,3406	
12	out	9		0,3568	0,3568
4	jan	9		0,3694	0,3694
14	jan	9			0,3916
Sig.			0,0928	0,1925	0,3041

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 7 – Continuação...

Grupo 6

Brightness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05			
unidades	mês	N	1	2	3
12	jan	9	4152,4444		
14	out	9	4187,6667		
14	jan	9	4194,2222		
12	nov	9		4397,1111	
4	jan	9		4423,3333	
12	out	9			4658,4444
Sig.			0,9773	0,9973	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Greenness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05		
unidades	mês	N	1	2
14	out	9	1277,5556	
12	jan	9	1350,3333	
4	jan	9	1403,8889	
12	nov	9	1441,3333	
14	jan	9		1660,4444
12	out	9		1787,2222
Sig.			0,1695	0,4301

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

Wetness

Tukey HSD ^a		Agrupamentos para alfa = 0,05				
unidades	mês	N	1	2	3	4
4	jan	9	-2526,0000			
12	out	9		-2341,0000		
14	out	9		-2288,7778	-2288,7778	
12	jan	9		-2249,5556	-2249,5556	
14	jan	9			-2172,6667	
12	nov	9				-1562,2222
Sig.			1,0000	0,4681	0,2139	1,0000

São apresentadas as médias para grupos em homogêneos agrupamentos.

a. Usa média harmônica com tamanho de amostra = 9,000.

ANEXO 8

Comparação entre os valores médios de reflectância dos solos e as variáveis espectrais das unidades amostrais

Grupo 3							
unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)	Unidades_Mês	Imag (B1)	Amostras	FRB (B1)
1	out	0,0310	0,059	7_nov(1)	0,0278	13(1)	0,052
7	out	0,0393	0,059	1_out(1)	0,0310	7(2)	0,059
11	out	0,0377	0,088	13_out(1,2)	0,0320	7(2)	0,059
13	out	0,0320	0,052	6_nov(1,2)	0,0335	7(2)	0,059
6	nov	0,0335	0,119	7_janj(1,2)	0,0353	1(2)	0,059
7	nov	0,0278	0,059	11_out(1,2)	0,0377	11(6)	0,088
6	jan	0,0439	0,119	7_out(1,2)	0,0393	6(10)	0,119
7	jan	0,0353	0,059	6_jan(2)	0,0439	6(10)	0,119
		Imag (B2)	FRB (B2)		Imag (B2)		FRB (B2)
1	out	0,0583	0,078	7_nov(1)	0,0500	13(1)	0,075
7	out	0,0658	0,076	1_out(1,2)	0,0583	7(1)	0,076
11	out	0,0681	0,134	6_nov(1,2)	0,0602	7(1)	0,076
13	out	0,0605	0,075	13_out(1,2,3)	0,0605	7(1)	0,076
6	nov	0,0602	0,226	7_janj(1,2,3)	0,0641	1(1)	0,078
7	nov	0,0500	0,076	7_out(2,3)	0,0658	11(4,5)	0,134
6	jan	0,0758	0,226	11_out(2,3)	0,0681	6(7)	0,226
7	jan	0,0641	0,076	6_jan(3)	0,0758	6(7)	0,226
		Imag (B3)	FRB (B3)		Imag (B3)		FRB (B3)
1	out	0,0475	0,105	7_nov(1)	0,0453	7(1)	0,098
7	out	0,0643	0,098	1_out(1,2)	0,0475	7(1)	0,098
11	out	0,0643	0,191	7_janj(1,2)	0,0567	7(1)	0,098
13	out	0,0625	0,111	6_nov(1,2)	0,0585	1(2)	0,105
6	nov	0,0585	0,316	13_out(1,2)	0,0625	13(2)	0,111
7	nov	0,0453	0,098	7_out(1,2)	0,0643	11(6)	0,191
6	jan	0,0802	0,316	11_out(1,2)	0,0643	6(8)	0,316
7	jan	0,0567	0,098	6_jan(2)	0,0802	6(8)	0,316
		Imag (B4)	FRB (B4)		Imag (B4)		FRB (B4)
1	out	0,2946	0,182	7_nov(1)	0,2395	7(1)	0,159
7	out	0,2766	0,159	7_out(1,2)	0,2766	7(1)	0,159
11	out	0,3155	0,307	13_out(1,2)	0,2771	7(1)	0,159
13	out	0,2771	0,215	7_janj(2)	0,2829	1(2)	0,182
6	nov	0,2836	0,402	6_nov(2)	0,2836	13(3)	0,215
7	nov	0,2395	0,159	1_out(2)	0,2946	11(9)	0,307
6	jan	0,2956	0,402	6_jan(2)	0,2956	6(12)	0,402
7	jan	0,2829	0,159	11_out(2)	0,3155	6(12)	0,402
		Imag (B5)	FRB (B5)		Imag (B5)		FRB (B5)
1	out	0,2248	0,339	7_nov(1)	0,1887	1	0,339
7	out	0,2041	0,370	6_nov(1)	0,1939	7	0,370
11	out	0,2373	0,424	7_out(1,2)	0,2041	7	0,370
13	out	0,2080	0,382	13_out(1,2)	0,2080	7	0,370
6	nov	0,1939	0,534	6_jan(1,2,3)	0,2105	13	0,382
7	nov	0,1887	0,370	7_jan(2,3)	0,2229	11	0,424
6	jan	0,2105	0,534	1_out(2,3)	0,2248	6	0,534
7	jan	0,2229	0,370	11_out(3)	0,2373	6	0,534

		NDVI		NDVI
1	out	0,722	6_jan(1)	0,583
7	out	0,624	7_out(1,2)	0,624
11	out	0,662	13_out(1,2)	0,631
13	out	0,631	11_out(1,2)	0,662
6	nov	0,667	7_nov(1,2)	0,663
7	nov	0,663	7_jan(1,2)	0,665
6	jan	0,583	6_nov(1,2)	0,667
7	jan	0,665	1_out(2)	0,722
		SAVI 0,25		SAVI 0,25
1	out	0,903	6_jan(1)	0,729
7	out	0,780	7_out(1,2)	0,780
11	out	0,827	13_out(1,2)	0,789
13	out	0,789	11_out(1,2)	0,827
6	nov	0,834	7_nov(1,2)	0,828
7	nov	0,828	7_jan(1,2)	0,831
6	jan	0,729	6_nov(1,2)	0,834
7	jan	0,831	1_out(2)	0,903
		SAVI 0,5		SAVI 0,5
1	out	1,084	6_jan(1)	0,875
7	out	0,936	7_out(1,2)	0,936
11	out	0,992	13_out(1,2)	0,947
13	out	0,947	11_out(1,2)	0,992
6	nov	1,000	7_nov(1,2)	0,994
7	nov	0,994	7_jan(1,2)	0,997
6	jan	0,875	6_nov(1,2)	1,000
7	jan	0,997	1_out(2)	1,084
		SAVI 0,75		SAVI 0,75
1	out	1,264	6_jan(1)	1,021
7	out	1,091	7_out(1,2)	1,091
11	out	1,157	13_out(1,2)	1,104
13	out	1,104	11_out(1,2)	1,157
6	nov	1,167	7_nov(1,2)	1,159
7	nov	1,159	7_jan(1,2)	1,163
6	jan	1,021	6_nov(1,2)	1,167
7	jan	1,163	1_out(2)	1,264
		SAVI 1		SAVI 1
1	out	1,445	6_jan(1)	1,167
7	out	1,247	7_out(1,2)	1,247
11	out	1,323	13_out(1,2)	1,262
13	out	1,262	11_out(1,2)	1,323
6	nov	1,334	7_nov(1,2)	1,325
7	nov	1,325	7_jan(1,2)	1,330
6	jan	1,167	6_nov(1,2)	1,334
7	jan	1,330	1_out(2)	1,445
		ND 5-3		ND 5-3
1	out	0,650	6_jan(1)	0,461
7	out	0,524	7_out(1,2)	0,524
11	out	0,573	13_out(1,2)	0,539
13	out	0,539	6_nov(1,2)	0,551
6	nov	0,551	11_out(2,3)	0,573
7	nov	0,614	7_jan(2,3)	0,596
6	jan	0,461	7_nov(2,3)	0,614
7	jan	0,596	1_out(3)	0,650

		ND 7-3			ND 7-3
1	out	0,382		6_jan(1)	0,226
7	out	0,282		7_out(1,2)	0,282
11	out	0,330		6_nov(1,2,3)	0,292
13	out	0,342		11_out(1,2,3,4)	0,330
6	nov	0,292		13_out(1,2,3,4)	0,342
7	nov	0,419		1_out(2,3,4)	0,382
6	jan	0,226		7_jan(3,4)	0,399
7	jan	0,399		7_nov(4)	0,419
		BRIGHT			BRIGHT
1	out	3256		7_nov(1)	2752
7	out	3228		6_nov(2)	3168
11	out	3601		7_out(2,3)	3228
13	out	3240		13_out(2,3)	3240
6	nov	3168		1_out(2,3)	3256
7	nov	2752		7_jan(2,3)	3292
6	jan	3512		6_jan(2,3)	3512
7	jan	3292		11_out(3)	3601
		WET			WET
1	out	-1821		11_out(1)	-1991
7	out	-1686		7_jan(1)	-1944
11	out	-1991		1_out(1,2)	-1821
13	out	-1783		13_out(1,2)	-1783
6	nov	-1572		6_jan(1,2)	-1738
7	nov	-1662		7_out(1,2)	-1686
6	jan	-1738		7_nov(1,2)	-1662
7	jan	-1944		6_nov(2)	-1572

* Médias seguidas pelo mesmo número (entre parênteses) na coluna não diferem entre si pelo teste de Tukey para $\alpha = 5\%$.

Grupo 4							
Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)	Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)
3	out	0,0507	0,074	1_nov(1)	0,0396	1(2)	0,059
4	out	0,0466	0,110	8_out(1)	0,0409	8(3)	0,072
8	out	0,0409	0,072	10_jan(1,2)	0,0443	8(3)	0,072
1	nov	0,0396	0,059	8_nov(1,2)	0,0446	8(3)	0,072
3	nov	0,0478	0,074	4_nov(1,2)	0,0458	3(3,4)	0,074
4	nov	0,0458	0,110	4_out(1,2)	0,0466	3(3,4)	0,074
8	nov	0,0446	0,072	3_nov(1,2)	0,0478	3(3,4)	0,074
3	jan	0,0527	0,074	8_jan(1,2)	0,0481	4(5)	0,082
5	jan	0,0537	0,082	3_out(1,2)	0,0507	10(7)	0,094
8	jan	0,0481	0,072	3_jan(2)	0,0527	4(9)	0,110
10	jan	0,0443	0,094	5_jan(2)	0,0537	4(9)	0,110
		Imag (B2)	FRB (B2)		Imag (B2)		FRB (B2)
3	out	0,0864	0,102	1_nov(1)	0,0729	1(1)	0,078
4	out	0,0822	0,153	8_out(1,2)	0,0754	8(2)	0,100
8	out	0,0754	0,100	10_jan(1,2)	0,0773	8(2)	0,100
1	nov	0,0729	0,078	8_nov(1,2,3)	0,0809	8(2)	0,100
3	nov	0,0874	0,102	4_out(1,2,3,4)	0,0822	3(2)	0,102
4	nov	0,0829	0,153	4_nov(1,2,3,4)	0,0829	3(2)	0,102
8	nov	0,0809	0,100	8_jan(1,2,3,4)	0,0841	3(2)	0,102
3	jan	0,0942	0,102	3_out(2,3,4)	0,0864	5(3)	0,112

5	jan	0,0924	0,112	3_nov(2,3,4)	0,0874	10(4)	0,127
8	jan	0,0841	0,100	5_jan(3,4)	0,0924	4(6)	0,153
10	jan	0,0773	0,127	3_jan(4)	0,0942	4(6)	0,153
		Imag (B3)	FRB (B3)		Imag (B3)		FRB (B3)
3	out	0,0823	0,141	1_nov(1)	0,0669	1(2)	0,105
4	out	0,0742	0,209	8_out(1)	0,0701	3(3)	0,141
8	out	0,0701	0,142	4_out(1,2)	0,0742	3(3)	0,141
1	nov	0,0669	0,105	8_nov(1,2)	0,0742	3(3)	0,141
3	nov	0,0816	0,141	4_nov(1,2)	0,0744	8(3)	0,142
4	nov	0,0744	0,209	8_jan(1,2)	0,0744	8(3)	0,142
8	nov	0,0742	0,142	3_nov(1,2)	0,0816	8(3)	0,142
3	jan	0,0840	0,141	10_jan(1,2)	0,0818	5(4)	0,153
5	jan	0,0946	0,153	3_out(1,2)	0,0823	10(5)	0,175
8	jan	0,0744	0,142	3_jan(1,2)	0,0840	4(7)	0,209
10	jan	0,0818	0,175	5_jan(2)	0,0946	4(7)	0,209
		Imag (B4)	FRB (B4)		Imag (B4)		FRB (B4)
3	out	0,3836	0,237	10_jan(1)	0,3097	1(2)	0,182
4	out	0,3739	0,339	1_nov(1,2)	0,3249	3(4)	0,237
8	out	0,3345	0,255	4_nov(1,2,3)	0,3298	3(4)	0,237
1	nov	0,3249	0,182	8_out(1,2,3)	0,3345	3(4)	0,237
3	nov	0,3627	0,237	8_nov(1,2,3,4)	0,3423	5(5)	0,253
4	nov	0,3298	0,339	5_jan(1,2,3,4,5)	0,3555	8(5)	0,255
8	nov	0,3423	0,255	3_nov(2,3,4,5)	0,3627	8(5)	0,255
3	jan	0,3929	0,237	8_jan(2,3,4,5)	0,3716	8(5)	0,255
5	jan	0,3555	0,253	4_out(3,4,5)	0,3739	10(8)	0,288
8	jan	0,3716	0,255	3_out(4,5)	0,3836	4(11)	0,339
10	jan	0,3097	0,288	3_jan(5)	0,3929	4(11)	0,339
		Imag (B5)	FRB (B5)		Imag (B5)		FRB (B5)
3	out	0,3025	0,356	10_jan(1)	0,2616	1	0,339
4	out	0,2840	0,481	8_out(1,2)	0,2680	3	0,356
8	out	0,2680	0,412	1_nov(1,2,3)	0,2792	3	0,356
1	nov	0,2792	0,339	5_jan(1,2,3,4)	0,2824	3	0,356
3	nov	0,3217	0,356	4_out(1,2,3,4)	0,2840	5	0,378
4	nov	0,3066	0,481	8_nov(2,3,4)	0,2928	8	0,412
8	nov	0,2928	0,412	8_jan(3,4,5)	0,2981	8	0,412
3	jan	0,3271	0,356	3_out(3,4,5,6)	0,3025	8	0,412
5	jan	0,2824	0,378	4_nov(4,5,6)	0,3066	10	0,452
8	jan	0,2981	0,412	3_nov(5,6)	0,3217	4	0,481
10	jan	0,2616	0,452	3_jan(6)	0,3271	4	0,481
		ND 4-5			ND 4-5		
3	out	0,119		4_nov(1)	0,003		
4	out	0,137		3_nov(1,2)	0,060		
8	out	0,111		1_nov(1,2)	0,076		
1	nov	0,076		8_nov(1,2)	0,078		
3	nov	0,060		10_jan(1,2)	0,085		
4	nov	0,003		3_jan(1,2)	0,092		
8	nov	0,078		8_jan(1,2)	0,110		
3	jan	0,092		8_out(1,2)	0,111		
5	jan	0,117		5_jan(1,2)	0,117		
8	jan	0,110		3_out(1,2)	0,119		
10	jan	0,085		4_out(2)	0,137		
		ND 5-3					
3	out	0,572		5_jan(1)	0,517		
4	out	0,586		10_jan(1,2)	0,527		

8	out	0,585	3_out(2,3)	0,572
1	nov	0,613	8_out(3)	0,585
3	nov	0,595	4_out(3)	0,586
4	nov	0,609	3_jan(3)	0,591
8	nov	0,595	8_nov(3)	0,595
3	jan	0,591	3_nov(3)	0,595
5	jan	0,517	8_jan(3)	0,600
8	jan	0,600	4_nov(3)	0,609
10	jan	0,527	1_nov(3)	0,613
		ND 7-3		ND 7-3
3	out	0,352	5_jan(1)	0,303
4	out	0,352	10_jan(1,2)	0,312
8	out	0,350	8_out(1,2,3)	0,350
1	nov	0,388	3_jan(1,2,3)	0,351
3	nov	0,370	4_out(1,2,3)	0,352
4	nov	0,369	3_out(1,2,3)	0,352
8	nov	0,367	8_jan(1,2,3)	0,356
3	jan	0,351	8_nov(2,3)	0,367
5	jan	0,303	4_nov(3)	0,369
8	jan	0,356	3_nov(3)	0,370
10	jan	0,312	1_nov(3)	0,388
		BRIGHT		BRIGHT
3	out	4484	10_jan(1)	3748
4	out	4283	1_nov(1,2)	3836
8	out	3896	8_out(1,2)	3896
1	nov	3836	8_nov(2,3)	4081
3	nov	4380	4_nov(3,4)	4271
4	nov	4271	4_out(3,4)	4283
8	nov	4081	8_jan(3,4)	4316
3	jan	4654	5_jan(3,4)	4322
5	jan	4322	3_nov(4)	4380
8	jan	4316	3_out(4,5)	4484
10	jan	3748	3_jan(5)	4654
		GREEN		GREEN
3	out	1296	10_jan(1)	896
4	out	1343	5_jan(1,2)	1020
8	out	1155	1_nov(1,2,3)	1100
1	nov	1100	8_nov(1,2,3)	1117
3	nov	1140	3_nov(1,2,3)	1140
4	nov	1243	8_out(1,2,3)	1155
8	nov	1117	4_nov(2,3)	1243
3	jan	1303	3_out(2,3)	1296
5	jan	1020	3_jan(2,3)	1303
8	jan	1306	8_jan(2,3)	1306
10	jan	896	4_out(3)	1343
		WET		WET
3	out	-2588	3_nov(1)	-2783
4	out	-2389	3_jan(1)	-2764
8	out	-2281	4_nov(1,2)	-2605
1	nov	-2424	3_out(1,2,3)	-2588
3	nov	-2783	8_nov(1,2,3,4)	-2514
4	nov	-2605	8_jan(1,2,3,4)	-2499
8	nov	-2514	1_nov(2,3,4)	-2424
3	jan	-2764	5_jan(2,3,4)	-2415

5	jan	-2415	4_out(2,3,4)	-2389
8	jan	-2499	8_out(3,4)	-2281
10	jan	-2219	10_jan(4)	-2219

* Médias seguidas pelo mesmo número (entre parênteses) na coluna não diferem entre si pelo teste de Tukey para $\alpha = 5\%$.

Grupo 5							
Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)	Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)
15	out	0,0383	0,072	11_jan(1)		0,0297	1(2) 0,059
5	nov	0,0385	0,082	11_nov(1,2)		0,0325	15(3) 0,072
10	nov	0,0361	0,094	1_jan(1,2,3)		0,0348	15(3) 0,072
11	nov	0,0325	0,088	10_nov(1,2,3)		0,0361	5(5) 0,082
14	nov	0,0361	0,086	14_nov(1,2,3)		0,0361	14(6) 0,086
1	jan	0,0348	0,059	15_out(2,3,4)		0,0383	11(6) 0,088
2	jan	0,0409	0,098	5_nov(2,3,4)		0,0385	11(6) 0,088
11	jan	0,0297	0,088	2_jan(3,4)		0,0409	10(7) 0,094
15	jan	0,0457	0,072	15_jan(4)		0,0457	2(8) 0,098
		Imag (B2)	FRB (B2)			Imag (B2)	FRB (B2)
15	out	0,0762	0,110	11_jan(1)		0,0643	1(1) 0,078
5	nov	0,0714	0,112	1_jan(1)		0,0652	15(3) 0,110
10	nov	0,0728	0,127	11_nov(1,2)		0,0688	15(3) 0,110
11	nov	0,0688	0,134	5_nov(1,2)		0,0714	5(3) 0,112
14	nov	0,0731	0,130	10_nov(1,2)		0,0728	10(4) 0,127
1	jan	0,0652	0,078	14_nov(1,2,3)		0,0731	14(4,5) 0,130
2	jan	0,0773	0,137	15_out(2,3)		0,0762	11(4,5) 0,134
11	jan	0,0643	0,134	2_jan(2,3)		0,0773	11(4,5) 0,134
15	jan	0,0818	0,110	15_jan(3)		0,0818	2(5) 0,137
		Imag (B3)	FRB (B3)			Imag (B3)	FRB (B3)
15	out	0,0658	0,156	11_jan(1)		0,0502	1(2) 0,105
5	nov	0,0647	0,153	1_jan(1,2)		0,0521	5(4) 0,153
10	nov	0,0666	0,175	11_nov(1,2,3)		0,0623	15(4) 0,156
11	nov	0,0623	0,191	5_nov(2,3)		0,0647	15(4) 0,156
14	nov	0,0708	0,185	15_out(2,3)		0,0658	10(5) 0,175
1	jan	0,0521	0,105	10_nov(3)		0,0666	14(6) 0,185
2	jan	0,0683	0,189	2_jan(3)		0,0683	2(6) 0,189
11	jan	0,0502	0,191	14_nov(3)		0,0708	11(6) 0,191
15	jan	0,0916	0,156	15_jan(4)		0,0916	11(6) 0,191
		Imag (B4)	FRB (B4)			Imag (B4)	FRB (B4)
15	out	0,3739	0,263	15_jan(1)		0,3003	1(2) 0,182
5	nov	0,3338	0,253	11_nov(1,2)		0,3210	5(5) 0,253
10	nov	0,3221	0,288	10_nov(1,2)		0,3221	5(5) 0,263
11	nov	0,3210	0,307	1_jan(1,2)		0,3232	15(6) 0,263
14	nov	0,3314	0,279	11_jan(1,2)		0,3270	14(7) 0,279
1	jan	0,3232	0,182	14_nov(1,2)		0,3314	10(8) 0,288
2	jan	0,3754	0,319	5_nov(2)		0,3338	11(9) 0,307
11	jan	0,3270	0,307	15_out(3)		0,3739	11(9) 0,307
15	jan	0,3003	0,263	2_jan(3)		0,3754	2(10) 0,319
		Imag (B5)	FRB (B5)			Imag (B5)	FRB (B5)
15	out	0,2481	0,465	11_jan(1)		0,2289	1 0,339
5	nov	0,2484	0,378	11_nov(1)		0,2315	14 0,367
10	nov	0,2458	0,452	14_nov(1,2)		0,2435	5 0,378
11	nov	0,2315	0,424	2_jan(1,2)		0,2435	11 0,424

14	nov	0,2435	0,367	1_jan(1,2)	0,2440	11	0,424
1	jan	0,2440	0,339	10_nov(1,2)	0,2458	10	0,452
2	jan	0,2435	0,493	15_out(1,2)	0,2481	15	0,465
11	jan	0,2289	0,424	5_nov(1,2)	0,2484	15	0,465
15	jan	0,2683	0,465	15_jan(2)	0,2683	2	0,493
		Imag (B7)	FRB (B7)		Imag (B7)		FRB (B7)
15	out	0,1302	0,386	11_jan(1)	0,1083	1(1,2)	0,307
5	nov	0,1309	0,313	2_jan(1,2)	0,1170	5(3)	0,313
10	nov	0,1341	0,404	11_nov(1,2)	0,1189	14(8)	0,379
11	nov	0,1189	0,387	1_jan(1,2)	0,1208	15(9)	0,386
14	nov	0,1254	0,379	14_nov(1,2)	0,1254	15(9)	0,386
1	jan	0,1208	0,307	15_out(1,2)	0,1302	11(9)	0,387
2	jan	0,1170	0,466	5_nov(1,2)	0,1309	11(9)	0,387
11	jan	0,1083	0,387	10_nov(2)	0,1341	10(10)	0,404
15	jan	0,1651	0,386	15_jan(3)	0,1651	2(12)	0,466
		NDVI			NDVI		
15	out	0,701		15_jan(1)	0,531		
5	nov	0,674		14_nov(2)	0,646		
10	nov	0,656		10_nov(2,3)	0,656		
11	nov	0,676		5_nov(2,3,4)	0,674		
14	nov	0,646		11_nov(2,3,4)	0,676		
1	jan	0,723		2_jan(2,3,4)	0,693		
2	jan	0,693		15_out(2,3,4)	0,701		
11	jan	0,734		1_jan(3,4)	0,723		
15	jan	0,531		11_jan(3)	0,734		
		SAVI 0,25			SAVI 0,25		
15	out	0,877		15_jan(1)	0,664		
5	nov	0,842		14_nov(2)	0,807		
10	nov	0,821		10_nov(2,3)	0,821		
11	nov	0,844		5_nov(2,3,4)	0,842		
14	nov	0,807		11_nov(2,3,4)	0,844		
1	jan	0,903		2_jan(2,3,4)	0,867		
2	jan	0,867		15_out(2,3,4)	0,877		
11	jan	0,918		1_jan(3,4)	0,903		
15	jan	0,664		11_jan(3)	0,918		
		SAVI 0,5			SAVI 0,5		
15	out	1,052		15_jan(1)	0,797		
5	nov	1,011		14_nov(2)	0,969		
10	nov	0,985		10_nov(2,3)	0,985		
11	nov	1,013		5_nov(2,3,4)	1,011		
14	nov	0,969		11_nov(2,3,4)	1,013		
1	jan	1,084		2_jan(2,3,4)	1,040		
2	jan	1,040		15_out(2,3,4)	1,052		
11	jan	1,101		1_jan(3,4)	1,084		
15	jan	0,797		11_jan(3)	1,101		
		SAVI 0,75			SAVI 0,75		
15	out	1,227		15_jan(1)	0,929		
5	nov	1,179		14_nov(2)	1,130		
10	nov	1,149		10_nov(2,3)	1,149		
11	nov	1,182		5_nov(2,3,4)	1,179		
14	nov	1,130		11_nov(2,3,4)	1,182		
1	jan	1,265		2_jan(2,3,4)	1,213		
2	jan	1,213		15_out(2,3,4)	1,227		
11	jan	1,285		1_jan(3,4)	1,265		

15	jan	0,929	11_jan(3)	1,285
		SAVI 1		SAVI 1
15	out	1,402	15_jan(1)	1,062
5	nov	1,347	14_nov(2)	1,292
10	nov	1,313	10_nov(2,3)	1,313
11	nov	1,351	5_nov(2,3,4)	1,347
14	nov	1,292	11_nov(2,3,4)	1,351
1	jan	1,445	2_jan(2,3,4)	1,386
2	jan	1,386	15_out(2,3,4)	1,402
11	jan	1,468	1_jan(3,4)	1,445
15	jan	1,062	11_jan(3)	1,468
		ND 4-5		ND 4-5
15	out	0,202	15_jan(1)	0,059
5	nov	0,148	10_nov(2)	0,135
10	nov	0,135	1_jan(2)	0,140
11	nov	0,162	5_nov(2,3)	0,148
14	nov	0,151	14_nov(2,3)	0,151
1	jan	0,140	11_nov(2,3,4)	0,162
2	jan	0,213	11_jan(2,3,4)	0,179
11	jan	0,179	15_out(3,4)	0,202
15	jan	0,059	2_jan(4)	0,213
		ND 4-7		ND 4-7
15	out	0,484	15_jan(1)	0,292
5	nov	0,437	10_nov(2)	0,413
10	nov	0,413	5_nov(2,3)	0,437
11	nov	0,461	14_nov(2,3,4)	0,449
14	nov	0,449	1_jan(2,3,4)	0,456
1	jan	0,456	11_nov(2,3,4)	0,461
2	jan	0,525	15_out(2,3,4)	0,484
11	jan	0,504	11_jan(3,4)	0,504
15	jan	0,292	2_jan(4)	0,525
		ND 5-3		ND 5-3
15	out	0,581	15_jan(1)	0,488
5	nov	0,584	14_nov(1,2)	0,553
10	nov	0,574	2_jan(2)	0,564
11	nov	0,577	10_nov(2,3)	0,574
14	nov	0,553	11_nov(2,3)	0,577
1	jan	0,648	15_out(2,3,4)	0,581
2	jan	0,564	5_nov(2,3,4)	0,584
11	jan	0,637	11_jan(3,4)	0,637
15	jan	0,488	1_jan(4)	0,648
		ND 7-3		ND 7-3
15	out	0,329	2_jan(1)	0,266
5	nov	0,335	15_jan(1,2)	0,282
10	nov	0,335	14_nov(1,2)	0,284
11	nov	0,313	11_nov(1,2,3)	0,313
14	nov	0,284	15_out(1,2,3)	0,329
1	jan	0,397	5_nov(1,2,3)	0,335
2	jan	0,266	10_nov(1,2,3)	0,335
11	jan	0,361	11_jan(2,3)	0,361
15	jan	0,282	1_jan(3)	0,397
		BRIGHT		BRIGHT
15	out	4075	11_jan(1)	3521
5	nov	3776	11_nov(1)	3587

10	nov	3761	1_jan(1)	3609
11	nov	3587	10_nov(1,2)	3761
14	nov	3762	14_nov(1,2)	3762
1	jan	3609	5_nov(1,2)	3776
2	jan	4078	15_jan(2,3)	3971
11	jan	3521	15_out(3)	4075
15	jan	3971	2_jan(3)	4078
		GREEN		GREEN
15	out	1505	14_nov(1)	1218
5	nov	1243	11_nov(1)	1231
10	nov	1349	5_nov(1)	1243
11	nov	1231	1_jan(1,2)	1289
14	nov	1218	10_nov(1,2)	1349
1	jan	1289	11_jan(1,2)	1369
2	jan	1526	15_jan(1,2)	1467
11	jan	1369	15_out(3)	1505
15	jan	1467	2_jan(3)	1526

* Médias seguidas pelo mesmo número (entre parênteses) na coluna não diferem entre si pelo teste de Tukey para $\alpha = 5\%$.

Grupo 6								
Unidades	Mês	Imag (B1)	FRB (B1)	Unidades	Mês	Imag (B1)	Amostras	FRB (B1)
12	out	0,0418	0,076	14	jan(1)	0,0351	12(4)	0,076
14	out	0,0462	0,086	12	out(2)	0,0418	12(4)	0,076
12	nov	0,0423	0,076	12	nov(2)	0,0423	12(4)	0,076
4	jan	0,0460	0,110	12	jan(2)	0,0423	14(6)	0,086
12	jan	0,0423	0,076	4	jan(2)	0,0460	14(6)	0,086
14	jan	0,0351	0,086	14	out(2)	0,0462	4(9)	0,110
		Imag (B2)	FRB (B2)			Imag (B2)		FRB (B2)
12	out	0,0845	0,110	14	jan(1)	0,0742	12(3)	0,110
14	out	0,0805	0,130	12	jan(1,2)	0,0782	12(3)	0,110
12	nov	0,0850	0,110	14	out(2,3)	0,0805	12(3)	0,110
4	jan	0,0852	0,153	12	out(3,4)	0,0845	14(4,5)	0,130
12	jan	0,0782	0,110	12	nov(4)	0,0850	14(4,5)	0,130
14	jan	0,0742	0,130	4	jan(4)	0,0852	4(6)	0,153
		Imag (B3)	FRB (B3)			Imag (B3)		FRB (B3)
12	out	0,0706	0,155	14	jan(1)	0,0589	12(4)	0,155
14	out	0,0757	0,185	12	out(2)	0,0706	12(4)	0,155
12	nov	0,0763	0,155	4	jan(2)	0,0736	12(4)	0,155
4	jan	0,0736	0,209	14	out(2)	0,0757	14(6)	0,185
12	jan	0,0758	0,155	12	jan(2)	0,0758	14(6)	0,185
14	jan	0,0589	0,185	12	nov(2)	0,0763	4(7)	0,209
		Imag (B4)	FRB (B4)			Imag (B4)		FRB (B4)
12	out	0,4318	0,258	14	out(1)	0,3651	12(5,6)	0,258
14	out	0,3651	0,279	12	jan(1)	0,3657	12(5,6)	0,258
12	nov	0,3880	0,258	4	jan(1,2)	0,3861	12(5,6)	0,258
4	jan	0,3861	0,339	12	nov(1,2)	0,3880	14(7)	0,279
12	jan	0,3657	0,258	14	jan(2)	0,3916	14(7)	0,279
14	jan	0,3916	0,279	12	out(3)	0,4318	4(11)	0,339
		Imag (B5)	FRB (B5)			Imag (B5)		FRB (B5)
12	out	0,2859	0,392	14	jan(1)	0,2633	14	0,367
14	out	0,2707	0,367	14	out(1)	0,2707	14	0,367

12	nov	0,2914	0,392	12_jan(1,2)	0,2737	12	0,392
4	jan	0,3015	0,481	12_out(2,3)	0,2859	12	0,392
12	jan	0,2737	0,392	12_nov(3,4)	0,2914	12	0,392
14	jan	0,2633	0,367	4_jan(4)	0,3015	4	0,481
		Imag (B7)	FRB (B7)		Imag (B7)		FRB (B7)
12	out	0,1483	0,351	14_jan(1)	0,1348	12(6)	0,351
14	out	0,1535	0,379	12_jan(1,2)	0,1391	12(6)	0,351
12	nov	0,1517	0,351	12_out(2,3)	0,1483	12(6)	0,351
4	jan	0,1599	0,427	12_nov(3,4)	0,1517	14(8)	0,379
12	jan	0,1391	0,351	14_out(3,4)	0,1535	14(8)	0,379
14	jan	0,1348	0,379	4_jan(4)	0,1599	4(11)	0,427
		SAVI 0,25			SAVI 0,25		
12	out	0,898		14_out(1)	0,820		
14	out	0,820		12_jan(1)	0,821		
12	nov	0,839		12_nov(1)	0,839		
4	jan	0,850		4_jan(1,2)	0,850		
12	jan	0,821		12_out(2,3)	0,898		
14	jan	0,922		14_jan(3)	0,922		
		SAVI 0,5			SAVI 0,5		
12	out	1,078		14_out(1)	0,984		
14	out	0,984		12_jan(1)	0,985		
12	nov	1,007		12_nov(1)	1,007		
4	jan	1,019		4_jan(1,2)	1,019		
12	jan	0,985		12_out(2,3)	1,078		
14	jan	1,106		14_jan(3)	1,106		
		SAVI 0,75			SAVI 0,75		
12	out	1,257		14_out(1)	1,147		
14	out	1,147		12_jan(1)	1,149		
12	nov	1,174		12_nov(1)	1,174		
4	jan	1,189		4_jan(1,2)	1,189		
12	jan	1,149		12_out(2,3)	1,257		
14	jan	1,290		14_jan(3)	1,290		
		SAVI 1			SAVI 1		
12	out	1,437		14_out(1)	1,311		
14	out	1,311		12_jan(1)	1,313		
12	nov	1,342		12_nov(1)	1,342		
4	jan	1,359		4_jan(1,2)	1,359		
12	jan	1,313		12_out(2,3)	1,437		
14	jan	1,474		14_jan(3)	1,474		
		ND 4-5					
12	out	0,203		4_jan(1)	0,123		
14	out	0,147		12_nov(1)	0,142		
12	nov	0,142		12_jan(1)	0,144		
4	jan	0,123		14_out(1)	0,147		
12	jan	0,144		14_jan(2)	0,195		
14	jan	0,195		12_out(2)	0,203		
		ND 4-7					
12	out	0,488		14_out(1)	0,407		
14	out	0,407		4_jan(1)	0,414		
12	nov	0,438		12_nov(1)	0,438		
4	jan	0,414		12_jan(1,2)	0,449		
12	jan	0,449		14_jan(2)	0,487		
14	jan	0,487		12_out(2)	0,488		
		ND 5-3					

12	out	0,605	12_jan(1)	0,567
14	out	0,575	14_out(1)	0,575
12	nov	0,585	12_nov(1)	0,585
4	jan	0,608	12_out(1,2)	0,605
12	jan	0,567	4_jan(1,2)	0,608
14	jan	0,634	14_jan(2)	0,634
ND 7-3				
12	out	0,357	12_jan(1)	0,296
14	out	0,341	12_nov(1,2)	0,330
12	nov	0,330	14_out(1,2)	0,341
4	jan	0,369	12_out(2,3)	0,357
12	jan	0,296	4_jan(2,3)	0,369
14	jan	0,392	14_jan(3)	0,392
BRIGHT				
12	out	4658	12_jan(1)	4152
14	out	4188	14_out(1)	4188
12	nov	4397	14_jan(1)	4194
4	jan	4423	12_nov(2)	4397
12	jan	4152	4_jan(2)	4423
14	jan	4194	12_out(3)	4658
GREEN				
12	out	1787	14_out(1)	1278
14	out	1278	12_jan(1)	1350
12	nov	1441	4_jan(1)	1404
4	jan	1404	12_nov(1)	1441
12	jan	1350	14_jan(2)	1660
14	jan	1660	12_out(2)	1787
WET				
12	out	-2341	4_jan(1)	-2526
14	out	-2289	12_out(2)	-2341
12	nov	-1562	14_out(2,3)	-2289
4	jan	-2526	12_jan(2,3)	-2250
12	jan	-2250	14_jan(3)	-2173
14	jan	-2173	12_nov(4)	-1562

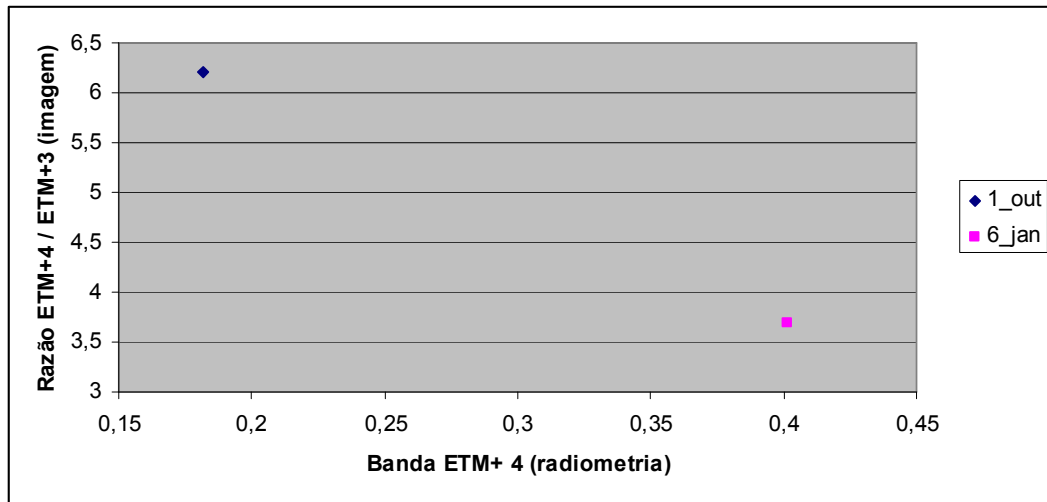
* Médias seguidas pelo mesmo número (entre parênteses) na coluna não diferem entre si pelo teste de Tukey para $\alpha = 5\%$.

ANEXO 9

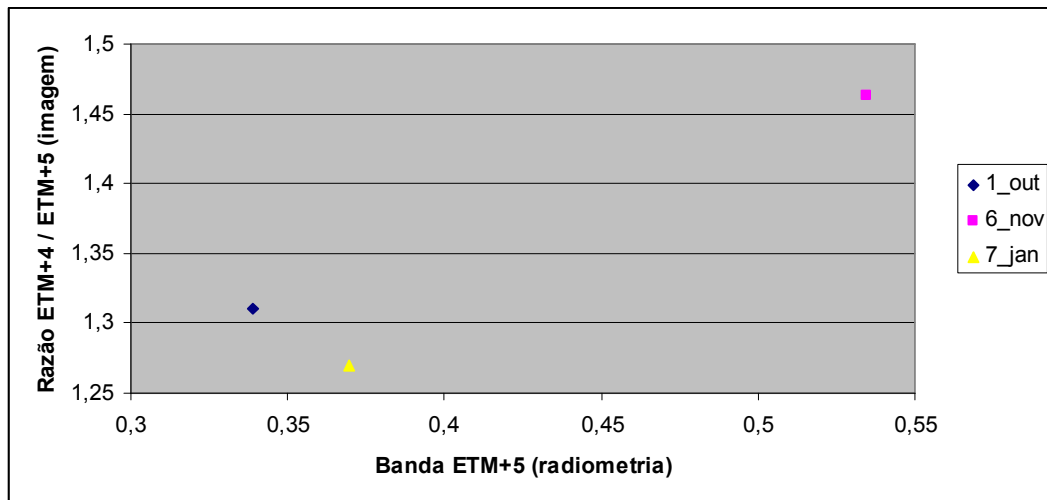
Relações entre as razões de bandas ETM+ e as reflectâncias das amostras de solo para o mesmo agrupamento

Grupo 3

Bandas: ETM+4 e ETM+3



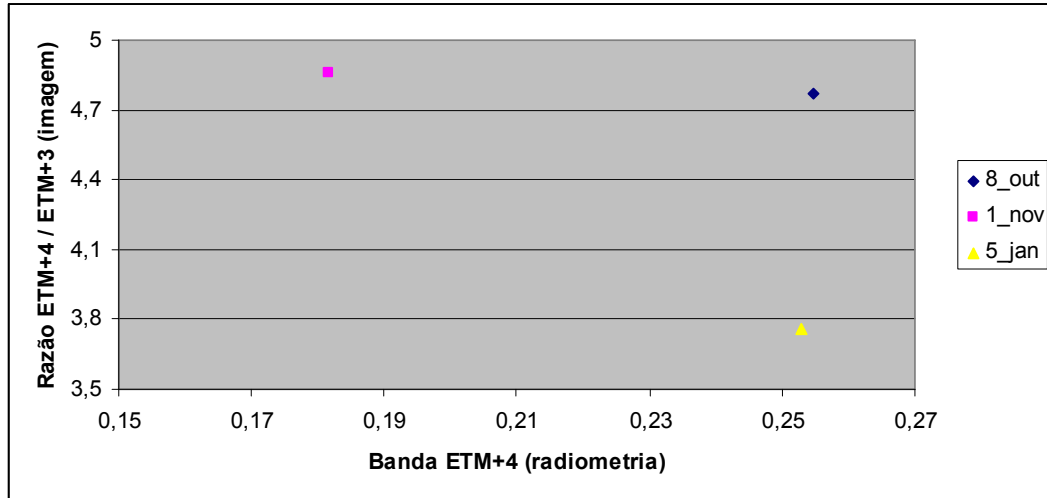
Bandas: ETM+4 e EM+5



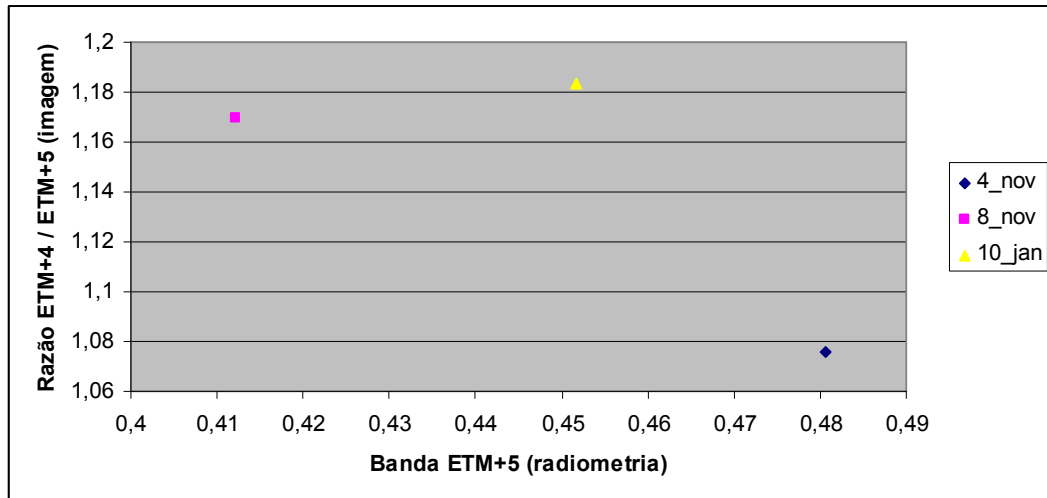
ANEXO 9 – Continuação...

Grupo 4

Bandas: ETM+4 e ETM+3



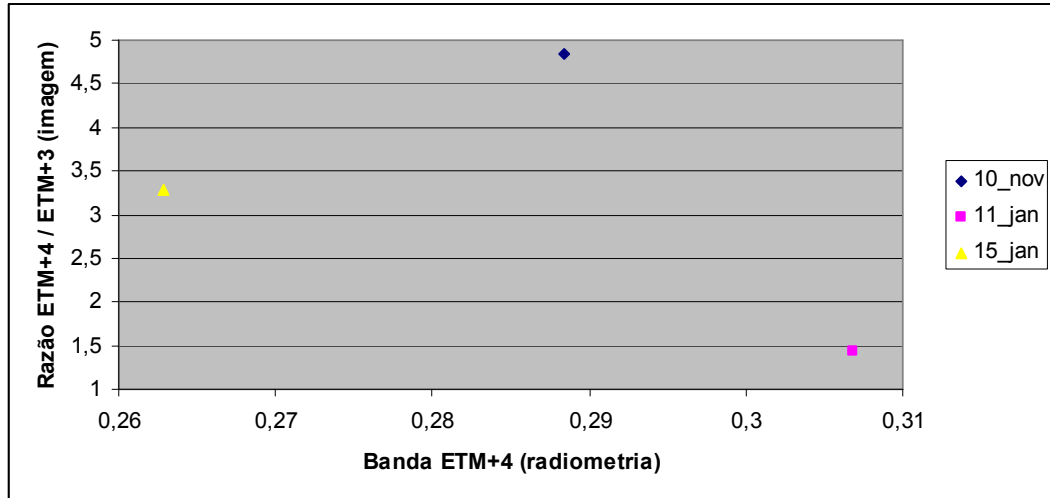
Bandas: ETM+4 e ETM+5



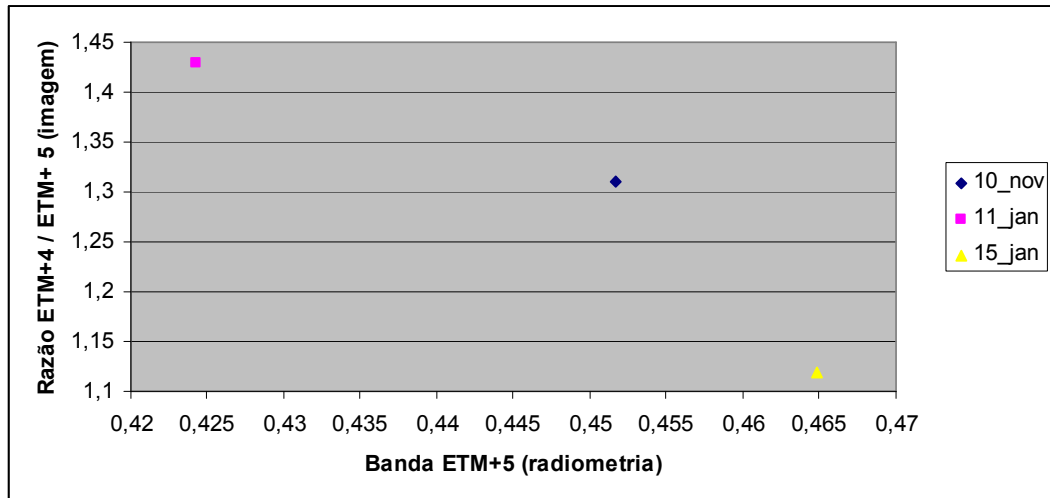
ANEXO 9 – Continuação...

Grupo 5

Bandas: ETM+4 e ETM+3



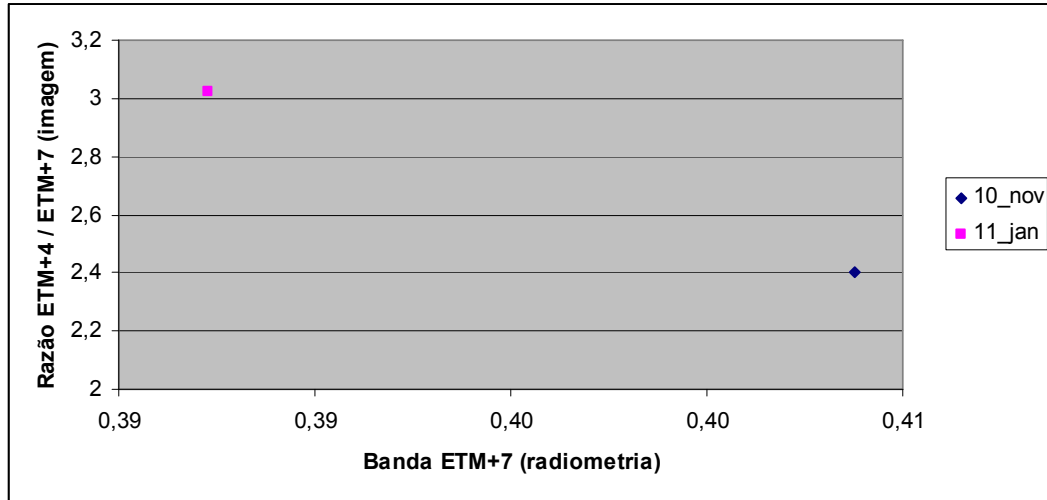
Bandas: ETM+4 e ETM+5



ANEXO 9 – Continuação...

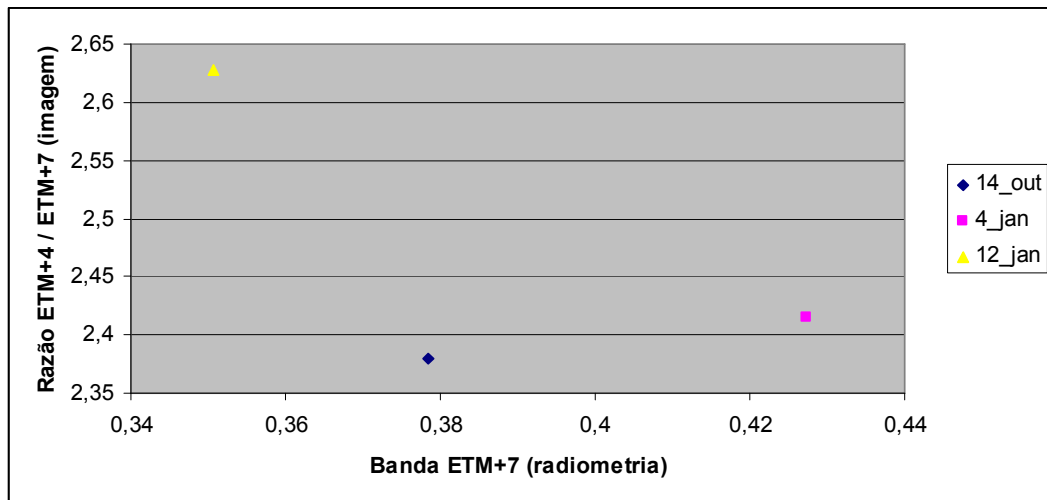
Grupo 5

Bandas: ETM+4 e ETM+7



Grupo 6

Bandas: ETM+4 e ETM+7



ANEXO 10

Dados espectrais utilizados como variáveis independentes no modelo de regressão linear múltiplo

Bandas individuais

Unidade amostral	Novembro de 2002			
	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
1	7,13	34,05	29,80	14,81
2	7,34	34,33	31,39	16,35
3	7,30	33,86	30,46	15,99
4	7,08	34,18	29,51	14,78
5	7,11	33,87	29,93	14,90
6	7,47	34,15	31,01	15,78
7	7,02	29,51	28,08	14,75
8	6,93	30,77	28,35	14,59
9	6,19	33,99	28,34	14,41
10	6,27	34,77	28,52	13,66
11	6,70	31,24	26,37	13,24
12	7,11	31,65	29,08	14,90
13	6,93	31,57	28,08	14,58
14	7,06	31,82	28,74	14,62
	Janeiro de 2002			
1	6,53	41,13	29,67	14,67
2	7,11	41,84	31,27	15,86
3	6,67	40,78	30,52	15,64
4	6,67	41,55	29,74	14,74
5	6,45	39,93	29,39	14,51
6	6,86	40,21	30,28	15,34
7	5,90	38,14	27,41	13,47
8	5,54	40,05	26,83	12,84
9	4,91	43,18	26,17	12,02
10	4,66	44,34	25,03	11,02
11	6,57	38,40	28,30	14,22
12	6,78	38,66	29,75	15,24
13	6,43	39,83	29,04	14,66
14	6,78	39,33	30,03	15,24

ANEXO 10 – Continuação...

Diferença e razão simples entre bandas

Unidade amostral	Novembro de 2002					
	B4/B3	B4/B5	B4/B7	B4-B3	B4-B5	B4-B7
1	4,78	1,14	2,30	26,92	4,24	19,24
2	4,67	1,09	2,10	26,99	2,94	17,99
3	4,64	1,11	2,12	26,56	3,40	17,86
4	4,83	1,16	2,31	27,10	4,66	19,40
5	4,77	1,13	2,27	26,76	3,95	18,97
6	4,57	1,10	2,16	26,68	3,14	18,37
7	4,20	1,05	2,00	22,49	1,43	14,76
8	4,44	1,09	2,11	23,84	2,42	16,18
9	5,49	1,20	2,36	27,81	5,65	19,58
10	5,54	1,22	2,55	28,50	6,25	21,11
11	4,66	1,18	2,36	24,54	4,87	18,01
12	4,45	1,09	2,12	24,54	2,58	16,75
13	4,56	1,12	2,17	24,64	3,49	16,99
14	4,51	1,11	2,18	24,76	3,08	17,20
	Janeiro de 2003					
1	6,30	1,39	2,80	34,60	11,46	26,46
2	5,88	1,34	2,64	34,72	10,57	25,97
3	6,12	1,34	2,61	34,12	10,26	25,14
4	6,23	1,40	2,82	34,88	11,81	26,81
5	6,19	1,36	2,75	33,48	10,54	25,42
6	5,86	1,33	2,62	33,35	9,93	24,87
7	6,46	1,39	2,83	32,24	10,73	24,67
8	7,23	1,49	3,12	34,51	13,22	27,21
9	8,80	1,65	3,59	38,27	17,00	31,16
10	9,51	1,77	4,02	39,67	19,30	33,31
11	5,85	1,36	2,70	31,83	10,10	24,18
12	5,70	1,30	2,54	31,88	8,91	23,42
13	6,20	1,37	2,72	33,40	10,78	25,16
14	5,80	1,31	2,58	32,55	9,30	24,09

ANEXO 10 – Continuação...

Índices de vegetação e diferença normalizada entre bandas

Unidade amostral	Novembro de 2002								
	NDVI	ND45	NDi47	ND53	ND73	SAVI 0,5	SAVI 0,25	SAVI 0,75	SAVI 1
1	0,65	0,07	0,39	0,61	0,35	0,44	0,51	0,41	0,38
2	0,65	0,04	0,35	0,62	0,38	0,44	0,51	0,40	0,38
3	0,65	0,05	0,36	0,61	0,37	0,44	0,50	0,40	0,38
4	0,66	0,07	0,40	0,61	0,35	0,45	0,51	0,41	0,38
5	0,65	0,06	0,39	0,62	0,35	0,44	0,51	0,40	0,38
6	0,64	0,05	0,37	0,61	0,36	0,44	0,50	0,40	0,38
7	0,62	0,02	0,33	0,60	0,35	0,39	0,46	0,35	0,33
8	0,63	0,04	0,36	0,61	0,36	0,41	0,48	0,37	0,35
9	0,69	0,09	0,40	0,64	0,40	0,46	0,53	0,42	0,40
10	0,69	0,10	0,44	0,64	0,37	0,47	0,54	0,43	0,40
11	0,65	0,08	0,40	0,59	0,33	0,42	0,49	0,38	0,36
12	0,63	0,04	0,36	0,61	0,35	0,41	0,48	0,38	0,35
13	0,64	0,06	0,37	0,60	0,36	0,42	0,49	0,38	0,36
14	0,64	0,05	0,37	0,61	0,35	0,42	0,48	0,38	0,36
	Janeiro de 2003								
1	0,73	0,16	0,47	0,64	0,38	0,53	0,60	0,49	0,47
2	0,71	0,14	0,45	0,63	0,38	0,53	0,59	0,49	0,47
3	0,72	0,14	0,45	0,64	0,40	0,53	0,59	0,49	0,46
4	0,72	0,17	0,48	0,63	0,38	0,53	0,60	0,50	0,47
5	0,72	0,15	0,47	0,64	0,38	0,52	0,59	0,48	0,46
6	0,71	0,14	0,45	0,63	0,38	0,52	0,58	0,48	0,45
7	0,73	0,16	0,48	0,65	0,39	0,51	0,58	0,47	0,45
8	0,76	0,20	0,51	0,66	0,40	0,54	0,61	0,50	0,47
9	0,80	0,25	0,56	0,68	0,42	0,59	0,65	0,54	0,52
10	0,81	0,28	0,60	0,69	0,41	0,60	0,67	0,56	0,53
11	0,71	0,15	0,46	0,62	0,37	0,50	0,57	0,46	0,44
12	0,70	0,13	0,43	0,63	0,38	0,50	0,57	0,46	0,44
13	0,72	0,16	0,46	0,64	0,39	0,52	0,59	0,48	0,46
14	0,71	0,13	0,44	0,63	0,38	0,51	0,57	0,47	0,45

ANEXO 10 – Continuação...

Variáveis fração do modelo linear de mistura espectral

Unidade amostral	Novembro de 2002		
	Fração Solo	Fração Sombra	Fração Veget
1	38,24	16,94	43,35
2	42,45	14,18	41,73
3	41,00	16,06	41,50
4	37,84	17,00	43,84
5	38,69	17,06	42,81
6	41,29	15,13	42,04
7	38,45	25,85	34,25
8	37,79	23,54	37,13
9	35,29	18,58	44,68
10	34,06	17,50	46,94
11	33,17	25,50	40,00
12	38,71	21,43	38,29
13	37,28	22,61	38,72
14	37,86	21,71	39,00
Janeiro de 2003			
1	24,59	9,71	64,06
2	27,82	6,73	64,00
3	27,22	9,11	62,28
4	24,47	9,11	64,89
5	24,81	11,75	61,69
6	26,92	10,17	61,25
7	21,90	16,85	59,65
8	18,92	14,58	64,79
9	14,55	11,00	72,94
10	11,00	10,83	76,78
11	24,08	15,08	59,00
12	27,14	13,14	58,14
13	24,67	12,17	61,56
14	27,14	11,86	59,43

ANEXO 10 – Continuação...

Variáveis fração da transformação Tasseld Cap

Unidade amostral	Novembro de 2002					
	Brightness	Greenness	Wetness	Quarta	Quinta	Sexta
1	100,29	131,12	34,41	5,65	98,59	95,65
2	103,55	129,27	29,91	5,05	97,45	95,36
3	101,72	129,06	31,83	4,61	98,11	95,33
4	100,26	131,32	35,05	5,05	98,58	95,95
5	100,38	130,50	34,06	5,63	98,44	95,44
6	102,63	129,50	31,13	5,63	98,21	95,33
7	90,55	123,90	36,70	4,90	98,65	96,60
8	92,63	126,29	36,67	5,00	98,67	96,67
9	97,23	133,35	37,00	3,87	98,26	96,32
10	98,78	134,94	37,89	5,44	98,50	96,00
11	91,33	128,67	42,08	4,42	99,33	96,75
12	95,29	127,14	35,00	5,00	98,43	96,43
13	94,56	127,22	37,61	4,39	98,28	96,00
14	95,29	127,57	36,29	5,29	98,57	96,14
	Janeiro de 2003					
1	113,76	143,00	36,88	3,06	97,71	94,82
2	117,50	142,14	32,64	3,05	97,68	94,86
3	114,67	141,00	34,06	2,56	97,00	94,56
4	114,79	143,58	36,79	2,95	98,05	94,74
5	111,06	141,19	37,25	3,31	97,44	95,06
6	113,00	140,54	34,63	3,08	97,75	95,08
7	104,40	140,75	41,30	2,80	98,30	95,35
8	106,92	144,92	43,58	2,29	98,29	94,96
9	110,45	152,45	46,00	1,74	98,71	95,45
10	110,83	155,83	49,28	1,50	99,33	95,61
11	107,00	139,33	39,17	2,92	98,17	96,08
12	109,71	138,14	35,43	2,71	97,71	95,00
13	110,72	140,94	37,72	2,39	97,67	95,06
14	111,14	139,14	35,29	3,14	98,00	95,14

ANEXO 10 – Continuação...

Valores de disponibilidade de forragem medidos em campo (kg/ha)

Unidade amostral	Novembro de 2002	Janeiro de 2003
	Biomassa	Biomassa
1	706,40	511,20
2	801,60	805,60
3	512,80	640,80
4	691,20	579,20
5	522,40	474,40
6	1078,40	591,20
7	652,80	857,60
8	558,40	667,20
9	640,80	770,40
10	1225,60	1188,80
11	937,60	885,60
12	613,60	695,20
13	1016,00	547,20
14	932,80	413,60