

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
FLORESTAL**

**USO DA REFLECTÂNCIA DE IMAGENS  
LANDSAT 5 TM NA IDENTIFICAÇÃO DE  
PLANTIOS DE *Eucalyptus dunnii* e *Eucalyptus  
urograndis* E SUA CORRELAÇÃO COM O  
VOLUME DE MADEIRA**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**Laura Camila de Godoy Goergen**

Santa Maria, RS, Brasil

2014

**USO DA REFLECTÂNCIA DE IMAGENS LANDSAT  
5 TM NA IDENTIFICAÇÃO DE PLANTIOS DE *Eucalyptus  
dunnii* e *Eucalyptus urograndis* E SUA CORRELAÇÃO  
COM O VOLUME DE MADEIRA**

**Laura Camila de Godoy Goergen**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Florestal, Área de Concentração em Manejo Florestal, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM,RS), como requisito parcial para a obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Florestal.**

**Orientador: Prof. Dr. Rudiney Soares Pereira**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2014**

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Goergen, Laura Camila de Godoy  
USO DA REFLECTÂNCIA DE IMAGENS LANDSAT 5 TM NA  
IDENTIFICAÇÃO DE PLANTIOS DE *Eucalyptus dunnii* e  
*Eucalyptus urograndis* E SUA CORRELAÇÃO COM O VOLUME DE  
MADEIRA / Laura Camila de Godoy Goergen.-2014.  
100 p.; 30cm

Orientador: Rudiney Soares Pereira  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa  
Maria, Centro de Ciências Rurais, Programa de Pós-  
Graduação em Engenharia Florestal, RS, 2014

1. Reflectância 2. Sensoriamento Remoto 3. *Eucalyptus*  
sp. 4. Landsat 5 I. Pereira, Rudiney Soares II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
FLORESTAL

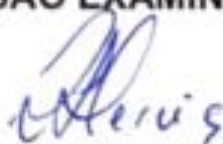
A Comissão Examinadora, abaixo assinada,  
aprova a Dissertação de Mestrado

USO DA REFLECTÂNCIA DE IMAGENS LANDSAT 5 TM NA  
IDENTIFICAÇÃO DE PLANTIOS DE *Eucalyptus dunnii* e  
*Eucalyptus urograndis* E SUA CORRELAÇÃO COM O VOLUME  
DE MADEIRA

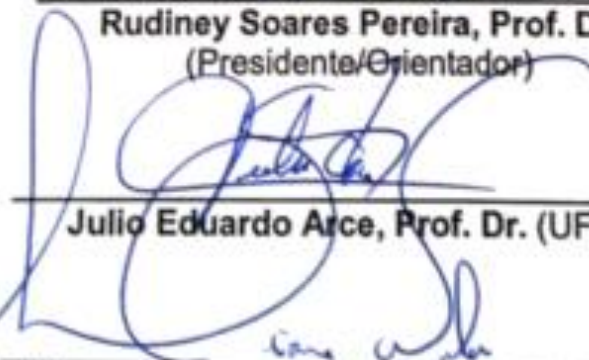
elaborada por  
Laura Camila de Godoy Goergen

como requisito parcial para obtenção do grau de  
Mestre em Engenharia Florestal


COMISSÃO EXAMINADORA:



Rudiney Soares Pereira, Prof. Dr.  
(Presidente/Orientador)



Julio Eduardo Arce, Prof. Dr. (UFPR)



Liane de Souza Weber, Prof. Drª. (UFSM)

Santa Maria, 22 de janeiro de 2014.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiro, agradeço a Deus, por me abençoar tanto e colocar pessoas tão especiais no meu caminho, às quais tenho enorme gratidão.

O meu mestrado iniciou em uma época bem conturbada da minha vida. No dia da matrícula do primeiro semestre, cinco de março de 2012 (lembro como se fosse hoje!), perdi meu avô materno. Uma perda inesperada, triste e dolorida. No mês anterior meu pai havia ficado internado no hospital com a suspeita de uma doença grave no pâncreas. Para nossa sorte, a suspeita não foi confirmada. E assim iniciou o meu primeiro semestre: dúvidas, questionamentos, tensão, tristeza e muita saudade. E nesse momento, a gente continua, pois existem pessoas ao nosso lado que não nos deixam desistir.

Minha família, minha fortaleza, meu porto seguro. Sem vocês, essa vitória não faria sentido. Vocês são essenciais! Muito obrigada, pai e mãe, pela educação, pois aqui está a prova de que ensino a gente adquire, educação vem de berço.

Meus amigos, que têm o poder de colocar sorrisos no meu rosto ou, mesmo quando choro, eles me emprestam o ombro e aquele olhar de carinho que parece estar falando: “Vai passar”. Não vou citar todos, eles automaticamente se reconhecerão ao ler essas palavras.

A turma antiga do Labsere (Kátia, Catize, Elias, Mateus Schuh e Kervald) e a turma mais recente (Emanuel, Matheus Caçapava, Daia, Ju, Carol, Cris, Adri e Badin), que também se encaixam nos amigos anteriormente citados. Vocês fizeram parte da construção do meu conhecimento, fundamental para eu alcançar essa etapa. Obrigada pela convivência, por deixaram meus dias mais felizes e por me fazerem acreditar que em equipe conseguimos chegar mais longe!

Ao professor Rudiney, o qual eu tive a honra de conhecer já no segundo semestre do curso de Engenharia Florestal. Tenho muito orgulho de ter sido tua orientada durante esses seis anos. Mais que um orientador, um amigo, um mestre que jamais deixou de lado o “humano” em prol das exigências da academia.

Ao Matheus, que conheci em um evento acadêmico em Curitiba e que rapidamente se tornou especial na minha vida. Obrigada por tornar meus dias mais felizes e especiais, por acreditar e me apoiar na realização deste trabalho.

Aos professores Liane Weber, Julio Arce e Catize Brandelero por aceitar o convite de fazer parte da comissão examinadora deste trabalho. A contribuição de vocês será enriquecedora.

À empresa StoraEnso, pela oportunidade de realização de estágio na graduação, no qual participei do levantamento dos dados e, em especial à Eng. Florestal Daniela Torres, pela ajuda e esclarecimentos.

À Universidade Federal de Santa Maria e ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Florestal (PPGEF), pela oportunidade de cursar uma Pós Graduação de qualidade e ampliar meus conhecimentos.

Àqueles que não citei mas que de alguma maneira contribuíram na realização deste trabalho.

A todos vocês, um sincero muito obrigada!

“Tudo que você fizer faça com carinho, amor e dedicação e o sucesso será apenas uma consequência.”

## RESUMO

Dissertação de Mestrado  
Universidade Federal de Santa Maria  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

### **USO DA REFLECTÂNCIA DE IMAGENS LANDSAT 5 TM NA IDENTIFICAÇÃO DE PLANTIOS DE *Eucalyptus dunnii* e *Eucalyptus urograndis* E SUA CORRELAÇÃO COM O VOLUME DE MADEIRA**

AUTORA: LAURA CAMILA DE GODOY GOERGEN

ORIENTADOR: RUDINEY SOARES PEREIRA

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 22 de janeiro de 2014.

O objetivo deste trabalho foi testar o potencial de imagem de satélite, TM/Landsat 5, na discriminação de plantios de diferentes idades de *Eucalyptus dunnii* e *Eucalyptus urograndis* e, correlacionar o volume desses plantios, obtidos a partir de inventário florestal, com as respostas espectrais. Os valores de reflectância espectral de superfície foram recuperados das imagens originais e após o georreferenciamento da imagem foram extraídos os valores das reflectâncias em seis bandas espectrais do sensor TM (B1, B2, B3, B4, B5 e B7) para os quatro povoamentos estudados: *E. dunnii* aos 3 anos e aos 5 anos e *E. urograndis* aos 2,2 anos e 4,2 anos de idade. Além das bandas espectrais foram utilizados os índices de vegetação SR, NDVI, SAVI\_0,5, SAVI\_0,25, MVI e GNDVI. Para avaliar o comportamento das variáveis espectrais para cada povoamento foi realizada uma análise de componentes principais em que, para o ano de 2009, as variáveis B2, B3, GNDVI, B4, B5 e B1, foram, em ordem decrescente, as mais significativas. E para o ano de 2011, os valores mais significativos corresponderam as variáveis SAVI\_0,25, SAVI\_0,5, B4, SR, MVI, NDVI e B2, em ordem decrescente. A partir da análise discriminante dos dados foram geradas três funções discriminantes ( $\lambda$ ) para separação dos quatro grupos. Os atributos estruturais com melhor poder de discriminação (em ordem de importância) foram: SAVI\_0,25, SAVI\_0,5, B5, MVI, B7, B1 e B3. O modelo discriminante gerado demonstrou que as funções classificaram 100% dos casos em seus grupos preditos, revelando que as variáveis espectrais foram boas preditoras para distinguir os plantios. A análise de correlação entre a variável biofísica (volume de madeira) não foi significativa para o plantio de *E. dunnii* aos 3 anos de idade. Para o plantio de *E. dunnii* aos 5 anos a variável mais correlacionada foi B2 ( $r = -0,55$ ). A B4 foi a variável com maior correlação com o volume nos plantios de *E. urograndis* aos 2,2 anos de idade ( $r = 0,75$ ) seguido do índice Ln (SAVI\_0,5) com  $r = 0,72$ . Para *E. urograndis* aos 4,2 anos de idade, as variáveis com maior correlação foram B2 ( $r = 0,67$ ), seguido de Ln (SAVI\_0,5) com  $r = 0,63$ . A partir dos coeficientes de correlação obtidos, foram modeladas equações para estimativa do volume. Para o povoamento de *E. dunnii* aos 5 anos, a melhor equação ajustada explicou 48% da variabilidade do volume. O povoamento de *E. urograndis* aos 2,2 anos obteve os melhores resultados, em que 57% da variabilidade do volume foi explicada pelas variáveis espectrais estudadas. O povoamento de *E. urograndis* aos 4,2 anos obteve os menores resultados, em que apenas 45% da variabilidade do volume foi explicada pelas variáveis espectrais. Conclui-se que a metodologia empregada pode ser utilizada para auxiliar na identificação de espécies a partir de imagens de satélite e novos estudos devem ser realizados para a estimativa de volume a partir de variáveis espectrais.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto. Índice de Vegetação. Inventário Florestal.



## ABSTRACT

Masters' Thesis  
Post-Graduate Program on Forest Engineering  
Santa Maria Federal University, RS, Brazil.

### **USE OF LANDSAT 5 TM IMAGES REFLECTANCE FOR IDENTIFICATION *Eucalyptus dunnii* and *Eucalyptus urograndis* AND ITS CORRELATION WITH THE VOLUME OF WOOD**

AUTHOR: LAURA CAMILA DE GODOY GOERGEN

ADVISOR: RUDINEY SOARES PEREIRA

Date and place of defense: Santa Maria, January 22, 2014.

The objective of this study was to test the potential of satellite imagery, TM/Landsat 5, for discrimination of plantations of different ages of *Eucalyptus dunnii* and *Eucalyptus urograndis* and correlate the volume of these plantations, obtained from forest inventory, with the spectral responses. The values of spectral reflectance of the surface of the original images were recovered and after image geocoding the values of reflectance were extracted in six spectral bands TM sensor (B1, B2, B3, B4, B5 and B7) stand for the four groups studied: *E. dunnii* age 3 and age 5 and *E. urograndis* to 2.2 years and 4.2 years of age. In addition to the spectral bands vegetation indices SR, NDVI, SAVI\_0.5, SAVI\_0.25, MVI and GNDVI were used. To evaluate the behavior of the spectral variables for each stand, it was performed an analysis of principal components which, for the year 2009, the variables B2, B3, GNDVI, B4, B5 and B1, were, in descending order, the most significant. And for the year 2011, the most significant values were the SAVI\_0.25, SAVI\_0.5, B4, SR, MVI, NDVI and B2 variables, in descending order. From the discriminant analysis data of three discriminant functions ( $\lambda$ ) to separate the four groups were generated. The structural attributes with better discriminatory power (in order of importance) were: SAVI\_0.25, SAVI\_0.5, B5, MVI, B7, B1 and B3. The discriminant model generated showed that functions correctly classified 100% of the cases in their predicted groups, revealing that the spectral variables were good predictors for distinguishing plantations. Correlation analysis between the biophysical variable (timber volume) was not significant for the planting of *E. dunnii* at 3 years old. For the planting of *E. dunnii* at 5 years was the most correlated variable B2 ( $r = -0.55$ ). The B4 was the variable most strongly correlated with the volume in plantations of *E. urograndis* at 2.2 years old ( $r = 0.75$ ) followed by the index  $\ln(\text{SAVI}_{0.5})$  with  $r = 0.72$ . For *E. urograndis* at 4.2 years of age, the variables with the highest correlation were B2 ( $r = 0.67$ ), followed by  $\ln(\text{SAVI}_{0.5})$  with  $r = 0.63$ . From the correlation coefficients obtained, equations to estimate the volume were modeled. For the settlement of *E. dunnii* at 5 years, the best fitted equation explained 48% of the variability in the volume. The population of *E. urograndis* at 2.2 years obtained the best results, in which 57% of the variability was explained by the volume of spectral variables. The population of *E. urograndis* at 4.2 years obtained the lowest results, where only 45% of the variability was explained by the volume spectral variables. It was concluded that the methodology can be used to aid in species identification from satellite images and further studies should be conducted to estimate volume from spectral variables.

Keywords: Remote Sensing. Vegetation Index. Forest Inventory.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Distribuição geográfica natural do gênero <i>Eucalyptus</i> na Oceania. ...	18
Figura 2 - Área de plantios florestais de <i>Eucalyptus</i> e <i>Pinus</i> no Brasil em 2011 e 2012 e distribuição da área de plantios florestais no Brasil por gênero, 2012. ....	19
Figura 3 - Histórico da área de plantios florestais de <i>Eucalyptus</i> no Brasil, 2006-2012. ....	20
Figura 4 - Distribuição de área de plantios florestais com <i>Eucalyptus</i> das associadas individuais da ABRAF por segmento industrial, 2012. ...	21
Figura 5 - Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia. .	25
Figura 6 - Uma breve linha do tempo de aplicação dos principais sensores remotos satélite úteis para a coleta de informações dos recursos florestais. ....	35
Figura 7 - Fluxograma da metodologia a ser utilizada. ....	48
Figura 8 - Mapa de localização da área de estudo. ....	49
Figura 9 - Talhões de <i>Eucalyptus</i> sp. localizados no município de Alegrete, RS. ....	50
Figura 10 - Talhões de <i>E. dunnii</i> e <i>E. urograndis</i> inventariados. ....	51
Figura 11- Croqui da configuração espacial das unidades amostrais, de acordo com o material genético (A) Árvores provindas de plantio clonal e (B) Árvores provindas de sementes. ....	52
Figura 12 - Média da reflectância espectral de superfície em unidades amostrais de <i>E. dunnii</i> e <i>E. urograndis</i> para diferentes idades em seis bandas espectrais do sensor TM. ....	64
Figura 13 - Mapas bidimensionais dos modelos de componentes principais para os anos de 2009 (A) e 2011 (B). Unidades amostrais 1 a 19: <i>E. urograndis</i> , unidades amostrais 20 a 42: <i>E. dunnii</i> . ....	68
Figura 14 - Mapa bidimensional com todos os 84 casos em seus respectivos grupos centróides ao longo das duas primeiras funções discriminantes. ....	71

Figura 15 – Imagens geradas pelos índices de vegetação para a área de estudo.....	72
Figura 16 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais das bandas e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. dunnii</i> com 5 anos de idade.....	74
Figura 17 - Gráfico de dispersão entre as reflectâncias espectrais da banda B4 e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. urograndis</i> com 2,2 anos de idade. ....	75
Figura 18 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais das bandas e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. urograndis</i> com 4,2 anos de idade. ....	76
Figura 19 - Gráfico de dispersão entre as reflectâncias espectrais do SAVI_0,5 e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. dunnii</i> com 5 anos de idade.....	80
Figura 20 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais dos índices de vegetação e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. urograndis</i> com 2,2 anos de idade. ....	80
Figura 21 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais dos índices de vegetação e o volume de madeira para o povoamento de <i>E. urograndis</i> com 4,2 anos de idade. ....	81
Figura 22 - Ilustração das diferenças entre as dimensões do pixel TM, em azul, e as dimensões da unidade amostral do inventário florestal, em vermelho.....	82
Figura 23 - Precipitação pluvial diária em uma estação de monitoramento no município de Alegrete, RS, em setembro de 2009. ....	83
Figura 24 - Precipitação pluvial diária em uma estação de monitoramento no município de Alegrete, RS, em outubro de 2011. ....	83
Figura 25 - Distribuição dos resíduos correspondentes aos modelos de regressão linear com função logarítmica em povoamentos de <i>E. dunnii</i> aos 5 anos (A), <i>E. urograndis</i> aos 2,2 anos (B) e <i>E. urograndis</i> aos 4,2 anos (C). ....	87

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Características do sensor TM a bordo do satélite Landsat 5. ....	31
Tabela 2 - Cubagens realizadas nas fazendas e material genético de cada espécie. ....	53
Tabela 3 - Volume por unidade amostral para <i>E. dunnii</i> , aos três e aos cinco anos de idade. ....	54
Tabela 4 - Volume por unidade amostral para <i>E. urograndis</i> , aos 2,2 e 4,2 anos de idade. ....	55
Tabela 5 - Parâmetros de calibração radiométrica do sensor TM/Landsat 5 com os intervalos espectrais, radiância mínima ( $L_{min\lambda}$ ) e máxima ( $L_{max\lambda}$ ) e irradiância solar exoatmosférica média ( $ESUN\lambda$ ). ....	57
Tabela 6 - Índices de Vegetação testados. ....	59
Tabela 7 - Estatísticas descritivas da reflectância espectral de superfície das bandas e índices de vegetação do sensor TM de um povoamentos de <i>Eucalyptus sp.</i> ....	63
Tabela 8 - Valores das médias, desvio padrão e significância dos testes de comparação de média e normalidade realizadas para as 12 variáveis (reflectâncias nas bandas espectrais e índices de vegetação). ....	65
Tabela 9 - Componentes principais gerados pelos modelos (2009 e 2011) seguido de seus valores de Alfa de Cronbach, autovalores e suas respectivas porcentagens de variância explicada. ....	66
Tabela 10 - Pesos das 12 variáveis nas duas primeiras componentes principais nos dois anos de estudo. ....	67
Tabela 11 - Sumario do modelo da análise discriminante de Fisher. ....	70
Tabela 12 - Porcentagens de casos classificados corretamente pelo modelo discriminante de Fisher. ....	71
Tabela 13 - Coeficientes de correlação linear de Pearson entre o volume de madeira $V$ ( $m^3/ha$ ) de <i>E. dunnii</i> e <i>E. urograndis</i> e a reflectância das bandas espectrais para as diferentes idades. ....	73
Tabela 14 - Coeficientes de correlação linear de Pearson entre o volume de madeira $V$ ( $m^3/ha$ ) de <i>E. dunnii</i> e <i>E. urograndis</i> e a reflectância dos índices de vegetação para as diferentes idades. ....	79

Tabela 15 - Equações resultantes utilizando o método de seleção de variáveis <i>stepwise</i> para estimar volume de madeira (V). .....	84
--	----

## LISTA DE SIGLAS

ABRAF	Associação Brasileira de Florestas Plantadas
ACP	Análise de Componente Principais
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
DOS	Dark Object Subtraction
ETM+	Enhanced Thematic Mapper
FLAASH	Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
GCP	Ground control points
GNDVI	Green NDVI
IMA	Incremento Médio Anual
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IVM	Infravermelho médio
IVP	Infravermelho próximo
LDCM	Landsat Data Continuity Mission
MANOVA	Análise de variância multivariada
MODTRAN	Moderate Resolution Atmospheric Transmission
MVI	Moisture Vegetation Index
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada
OLI	Operational Land Imager
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado para Influência do solo
SAVI_0,25	Índice de Vegetação Ajustado para Influência do solo com constante L=0,25
SAVI_0,5	Índice de Vegetação Ajustado para Influência do solo com constante L=0,50
SR	Índice de Razão Simples
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
TOA	Top Of Atmosphere

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>16</b>
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>18</b>
<b>2.1 O gênero <i>Eucalyptus</i></b> .....	<b>18</b>
2.1.1 <i>Eucalyptus dunnii</i> .....	21
2.1.2 <i>Eucalyptus urograndis</i> .....	22
<b>2.2 Sensoriamento Remoto</b> .....	<b>22</b>
2.2.1 Comportamento espectral da vegetação .....	23
2.2.2 Índices de Vegetação .....	27
2.2.3 Programa Landsat .....	31
2.2.4 Reconhecimento de espécies com o uso do sensoriamento remoto.....	32
2.2.5 Uso de técnicas de sensoriamento remoto no inventário florestal.....	34
2.2.6 Tratamento de imagens de satélite: pré-processamento.....	36
<b>2.3 Análise estatística</b> .....	<b>41</b>
2.3.1 Análise de Componente Principais – ACP .....	41
2.3.2 Análise discriminante.....	43
2.3.3 Análise de regressão.....	45
<b>3 MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	<b>48</b>
<b>3.1 Área de estudo</b> .....	<b>48</b>
<b>3.2 Dados de campo</b> .....	<b>50</b>
3.2.1 Determinação do diâmetro das árvores.....	52
3.2.2 Determinação da altura das árvores.....	52
3.2.3 Determinação do volume de madeira.....	53
<b>3.3 Características do povoamento inventariado</b> .....	<b>53</b>
<b>3.4 Imagens de Satélite</b> .....	<b>56</b>
3.4.1 Correção geométrica .....	56
3.4.2 Conversão de nível digital para radiância espectral incidente ao sensor	56
3.4.3 Conversão de radiância espectral incidente ao sensor para reflectância de superfície.....	57
3.4.4 Bandas espectrais e índices de vegetação.....	58

<b>3.5 Delineamento estatístico .....</b>	<b>59</b>
3.5.1 Análise de Componentes Principais .....	59
3.5.2 Análise discriminante.....	60
3.5.3 Análise de regressão.....	61
<b>4 RESULTADOS .....</b>	<b>63</b>
4.1 Análise de Componentes Principais.....	63
4.2 Análise discriminante .....	69
4.3 Relação entre o volume de madeira e bandas espectrais .....	73
4.4 Relação entre o volume de madeira e os índices de vegetação .....	78
4.5 Análise de regressão .....	84
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>88</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>89</b>



# 1 INTRODUÇÃO

A preocupação ambiental com os recursos naturais e o aumento da demanda por madeira por parte das indústrias siderúrgicas e de outros setores, como a construção civil, têm deixado diversos produtores e empresas com grandes expectativas em relação à produção de espécies de rápido crescimento.

No Brasil merecem destaque as espécies de *Pinus* e *Eucalyptus* que, em 2012 totalizaram mais de 6 milhões de hectares plantados, contribuindo com uma parcela importante da geração de produtos, tributos, divisas, empregos e renda (ABRAF, 2013).

No entanto, existe uma preocupação constante em garantir a eficiência dessas florestas e a conservação dos recursos naturais e da biodiversidade. Garantir a eficiência de produção depende fortemente de um plantio bem manejado, o qual possa oferecer um produto final de alta qualidade. Para isto, é essencial que se tenham informações do estado da floresta ao longo dos anos.

O monitoramento das características quantitativas e qualitativas é tradicionalmente realizado por amostragem nos inventários florestais. No entanto, por se tratar de uma atividade onerosa e que demanda tempo, o sensoriamento remoto tem se tornado uma alternativa para o monitoramento florestal (ARDÖ, 1992; TROTTER et al., 1997; BERRA, 2013) o qual oferece um método ágil e econômico para estimar características florestais (MCDONALD et al., 1998).

Atualmente, o sensoriamento remoto é um dos métodos mais rápidos que lidam com o mapeamento da superfície da Terra. No entanto, seu uso não está restrito a somente isso. A quantidade de radiação refletida e emitida por florestas de diferentes características pode permitir o reconhecimento das mesmas, reduzindo a necessidade de coleta de dados diretamente no campo. Yu et al (1999) utilizaram medições hiperespectrais para discriminar seis espécies de coníferas na Califórnia. Aardt e Wynne (2007) utilizaram o sensor hiperespectral aerotransportado AVIRIS para diferenciar espectralmente espécies de *Pinus*. Sensores multiespectrais como o TM da série Landsat 5,

também foram utilizados para discriminar o cerrado rupestre (Nascimento e Sano, 2010) e espécies florestais em regiões montanhosas do Canadá (FRANKLIN, 1994).

Utilizando imagens de satélite para modelar alterações nas propriedades biofísicas de florestas plantadas e nativas, muitos exemplos são encontrados na literatura (SOUZA e PONZONI, 1998; XAVIER, 1998; WATZLAWICK et al., 2009, ZAKARIA, 2010; BERRA, 2013)

A hipótese de pesquisa é que a quantidade de radiância espectral incidente pode ser utilizada como parâmetro para diferenciar duas espécies de *Eucalyptus* e diferentes idades do plantio. E que, as alterações nas propriedades biofísicas dos plantios florestais devido ao crescimento das árvores alteram o comportamento espectral, de tal maneira que se possa modelar essa relação.

Nesse contexto, define-se o objetivo geral: testar o potencial do sensor TM do satélite Landsat 5, de média resolução, na discriminação de plantios de diferentes idades de *Eucalyptus dunnii* e *Eucalyptus urograndis* e, correlacionar o volume desses plantios, obtidos a partir de inventário florestal, com as respostas espectrais do sensor TM/Landsat 5.

Como objetivos específicos destacam-se:

- a) Diferenciar espectralmente as duas espécies de *Eucalyptus*, utilizando seis bandas do sensor TM/Landsat 5 e índices de vegetação;
- b) Diferenciar espectralmente plantios de *Eucalyptus* com diferentes idades, utilizando seis bandas do sensor TM/Landsat 5 e índices de vegetação;
- c) Apontar quais variáveis são mais importantes para discriminar as duas espécies e as idades, utilizando estatística multivariada;
- d) Investigar se existe relação entre o volume de madeira e os dados espectrais (reflectância espectral e índices de vegetação);
- e) Propor modelos de regressão linear tendo como variável dependente o volume de madeira e como independentes as respostas espectrais.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 O gênero *Eucalyptus*

O gênero *Eucalyptus*, pertencente à família *Myrtaceae*, cobre mais de 50% do território australiano (Pryor e Johnson, 1971), ocorrendo ainda na Indonésia, sul das Filipinas e ilhas vizinhas, conforme apresentado na Figura 1.

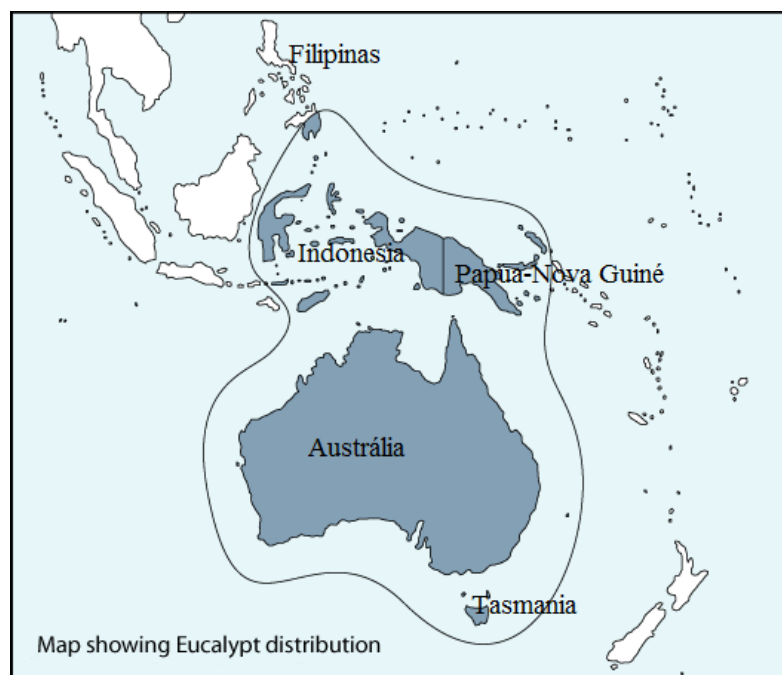


Figura 1- Distribuição geográfica natural do gênero *Eucalyptus* na Oceania.

Fonte: adaptada de ANBG (2013).

Existem cerca de 720 espécies reconhecidas do gênero, sendo que aproximadamente 250 delas são utilizadas para produtos de madeira. O gênero cobre cerca de 90% do território mundial, cujas espécies estão distribuídas em florestas de zonas tropicais, zonas de clima mediterrâneo e algumas em zonas áridas (MARCHIORI, 1997).

No Brasil, segundo Martini (2004) foi no ano de 1904 que Edmundo Navarro de Andrade deu início aos reflorestamentos experimentais de eucalipto

para obter matéria-prima destinada à produção de lenha e dormentes para a Companhia Paulista de Estradas de Ferro. Depois de mais de 100 anos de sua introdução, o eucalipto pode ser plantado em todos os estados de nosso país, utilizado para usos múltiplos. Além da produção de celulose, também é fonte de carvão vegetal para gerar energia e de madeira sólida usada em móveis, pisos, revestimentos e outras aplicações na construção civil.

O setor de florestas plantadas no Brasil ocupa atualmente lugar de destaque entre os diferentes segmentos no que se refere à geração de renda (geração de 4,4 milhões de empregos em 2012), arrecadação de tributos (0,5% da arrecadação nacional em 2012), programas sociais (investimento de R\$ 149 milhões em programas de inclusão social, educação e meio ambiente) (ABRAF, 2013). Ainda, segundo dados da ABRAF (2013), em 2012, a área brasileira de plantios de *Eucalyptus* e *Pinus* atingiu 6,66 milhões de hectares, um crescimento de 2,2% em relação ao indicador de 2011. Os plantios de *Eucalyptus* representaram 76,6% da área total e os plantios de *Pinus*, 23,4%, conforme Figura 2.

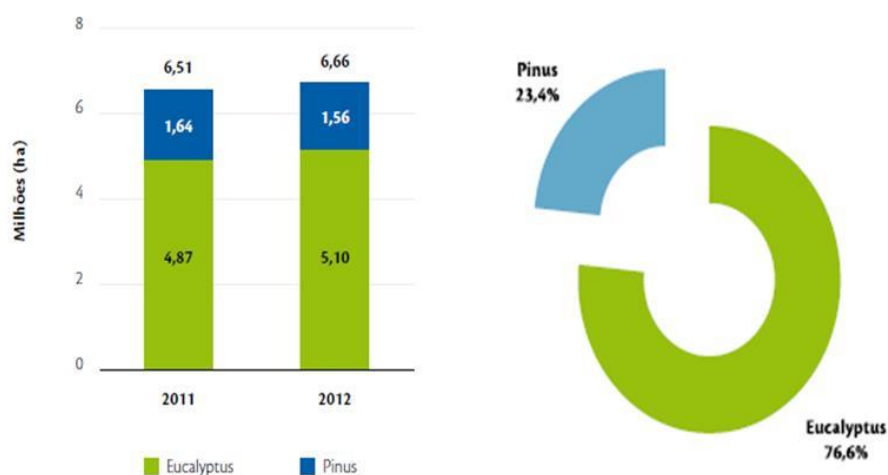


Figura 2 - Área de plantios florestais de *Eucalyptus* e *Pinus* no Brasil em 2011 e 2012 e distribuição da área de plantios florestais no Brasil por gênero, 2012.

Fonte: ABRAF (2013).

No período de 2006 a 2012, o crescimento médio anual foi de 2,8% nas áreas de plantios florestais de *Eucalyptus* no Brasil. Em 2012, o aumento da área plantada foi alavancado pelos investimentos realizados por empresas

nacionais do segmento de Papel e Celulose nos estados do Mato Grosso do Sul e Tocantins, conforme Figura 3.

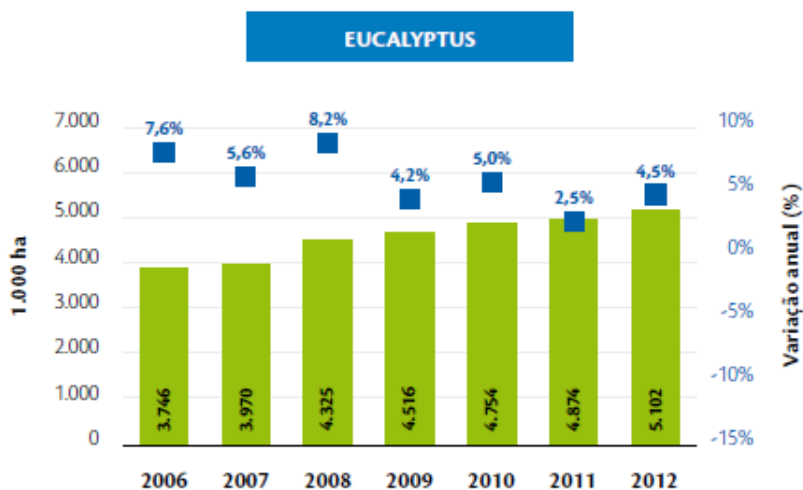


Figura 3 - Histórico da área de plantios florestais de *Eucalyptus* no Brasil, 2006-2012.

Fonte: ABRAF (2013)

O gênero *Eucalyptus* apresenta-se como matéria-prima de uso múltiplo, pois além da utilização preferencial do tronco das árvores para celulose e papel, outras aplicações foram agregadas, como o de madeira sólida serrada, energia e chapas, além da produção de óleos voláteis (RIZZINI, 1981). A Figura 4 traz um panorama dos principais destinos primários dos plantios de *Eucalyptus* no Brasil em 2012. Destaca-se a participação dos segmentos de Papel e Celulose e de Siderurgia a Carvão Vegetal, com 72,5% e 19,5% da área plantada, respectivamente.

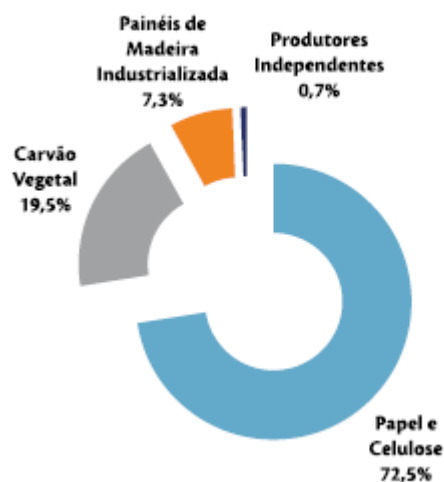


Figura 4 - Distribuição de área de plantios florestais com *Eucalyptus* das associadas individuais da ABRAF por segmento industrial, 2012.

Fonte: ABRAF (2013)

### 2.1.1 *Eucalyptus dunnii*

O *Eucalyptus dunnii* pode atingir 50 m de altura e 1 a 1,5 m de DAP, com fuste limpo de 30 a 35 m (IPEF 2013). Segundo Schneider (1997), a espécie responde bem ao crescimento em volume e altura, nas regiões onde ocorrem chuvas de verão bem distribuídas e possui maior resistência ao frio. Por esses motivos tem despertado atenção por parte das empresas de celulose, especialmente pela sua densidade o que traduz em maior rendimento no processo industrial.

A madeira é muito semelhante à do *E. grandis*, podendo ter as mesmas utilizações. Os primeiros estudos visando seu aproveitamento para celulose e papel são altamente animadores. As maiores restrições à espécie são a inexistência de produção de sementes em nosso meio, e a impossibilidade de importação de sementes em quantidades suficientes.

Na região da Campanha do RS, encontrou-se um incremento médio anual (IMA) para *E. dunnii* variando de 44,5 m<sup>3</sup>/ha a 55,9 m<sup>3</sup>/ha (GOERGEN, 2011).

### 2.1.2 *Eucalyptus urograndis*

Um dos motivos do sucesso do eucalipto no Brasil se deve, em grande parte, ao melhoramento genético realizado para as diferentes condições ambientais encontradas. Um dos exemplos desse sucesso é o híbrido de *Eucalyptus grandis* e *Eucalyptus urophylla*, conhecido como “urograndis”. Segundo Costa (2011), o urograndis possui uma madeira de maior densidade em relação às espécies que o originaram, sendo um dos clones mais plantados em reflorestamentos no Brasil, devido a sua grande capacidade de produção de celulose.

A primeira plantação com *E. urograndis* ocorreu no estado do Espírito Santo em 1979, mas foi na década de 1990 que essa espécie impulsionou o ritmo de crescimento florestal, bem como a qualidade mais homogênea das florestas plantadas (LOPES, 2008).

Segundo Carvalho (2000), o objetivo do cruzamento destas espécies é obter plantas com um bom crescimento, características do *E. grandis*, assim como um leve aumento na densidade da madeira e melhorias no rendimento e propriedades físicas da celulose, características do *E. urophylla*.

No Rio Grande do Sul, a espécie foi implantada em áreas com baixo potencial produtivo, como é o caso da região sul do estado do Rio Grande do Sul (Serra do Sudeste e Campanha). Nessa região encontrou-se um incremento médio anual (IMA) para a espécie de 49,4 m<sup>3</sup>/ha (GOERGEN, 2011).

## 2.2 Sensoriamento Remoto

O sensoriamento remoto é formalmente definido como a ciência e a arte de obter informações sobre um objeto, área ou fenômeno por meio da análise de dados adquiridos por um dispositivo que não está em contato com o objeto, área ou fenômeno sob investigação (CAMPBELL, 2008; LILLESAND et al, 2008).

A evolução da tecnologia de sensoriamento remoto ocorreu no período pós-guerra, na década de 60, quando surgiram os aviões norte-americanos de espionagem. Na década de 70 foram lançados os primeiros satélites com sensores acoplados a plataformas orbitais, mas ainda com baixa resolução espacial. Hoje, a tecnologia avançou de tal forma que é possível encontrar imagens multiespectrais e hiperespectrais de alta resolução espacial e disponíveis diariamente. Da mesma forma, a rápida evolução da engenharia de hardware e software computacionais, tem facilitado as pesquisas em sensoriamento remoto, permitindo o desenvolvimento de sofisticados métodos de análise e processamento digital de imagens.

Os sistemas de sensoriamento remoto possuem quatro componentes fundamentais para o seu funcionamento: a fonte de radiação, o meio de propagação, o alvo e um sensor. Para a realização deste trabalho foi considerada a superfície terrestre como objeto de estudo, o sol como origem da radiação eletromagnética (sensor passivo) e sensores orbitais e multiespectrais.

Nas imagens obtidas por câmeras instaladas em satélites ficam registradas as intensidades de radiação eletromagnética refletida e emitida pelos objetos imageados em diferentes intervalos de comprimento de onda, ou *bandas*. Uma imagem em tons de cinza é adquirida para cada banda. O conjunto de imagens adquiridas em várias bandas forma uma *imagem multiespectral*, que amostra as assinaturas espectrais de cada elemento ou região da área estudada, possibilitando que estes sejam identificados (FLORENZANO, 2002).

### 2.2.1 Comportamento espectral da vegetação

Grande parte da energia disponível para as plantas está na forma de radiação difusa que, por não ter dependência angular, atinge o interior da copa e as partes inferiores da vegetação (Bernardes, 1987, citado por Moreira,



2005). Entretanto, nem toda a radiação que atinge a planta tem efeito sobre ela.

Moreira (2005) relatou que ao incidir sobre um alvo, a radiação, proveniente do sol, interage com o seu material constituinte. A irradiância que incide numa superfície pode ser parcialmente refletida, absorvida ou transmitida. A equação geral para a interação do fluxo radiante espectral incidente na superfície é:

$$\Phi_{\lambda i} = \Phi_{\lambda r} + \Phi_{\lambda t} + \Phi_{\lambda a} \quad (1)$$

Onde:  $\Phi_i$ ,  $\Phi_r$ ,  $\Phi_t$  e  $\Phi_a$  são os fluxos (quantidades) de energia incidente, refletida, transmitida e absorvida, respectivamente.

Normalizando a equação descrita acima, em relação ao fluxo incidente ( $\Phi_i$ ), tem-se:

$$1 = \rho + \alpha + \tau \quad (2)$$

Onde: as razões adimensionais  $\rho$ ,  $\alpha$  e  $\tau$  são denominadas de reflectância, absortância e transmitância, respectivamente, cujos valores definem as propriedades radiométricas dos alvos analisados.

A reflectância é dada pela quantidade de energia refletida em razão da energia que incide na superfície das folhas ou do dossel. E a transmitância é a razão entre o fluxo transmitido através do dossel e das camadas que constituem a folha pelo fluxo incidente (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009; JENSEN, 2009).

As proporções de cada um destes processos dependem da natureza de cada superfície, dos comprimentos de onda e do ângulo de iluminação (CAMPBELL, 2008). A aplicação de técnicas de sensoriamento remoto para o estudo dos diferentes alvos presentes na superfície terrestre exige conhecimento sobre o comportamento espectral de cada um destes alvos.

Na vegetação, o comprimento de onda eletromagnético afeta diferentes partes da planta: folhas, caules, ramos e copa. De acordo com Zakaria (2010) as folhas das árvores e dosséis de culturas tendem a refletir mais nos comprimentos de onda mais curtos, enquanto troncos de árvores e galhos refletem mais nos comprimentos de onda mais longos. A densidade da árvore ou do dossel afetará a dispersão dos comprimentos de onda.

Uma folha verde sadia possui picos de reflexão nos comprimentos de onda nas faixas do visível (VIS): 0,4 – 0,72  $\mu\text{m}$ ; infravermelho próximo (IVP): 0,72 – 1,10  $\mu\text{m}$ ; e infravermelho médio (IVM): 1,10 – 3,20  $\mu\text{m}$  (Ponzoni et al, 2007). A

Figura 5 mostra as divisões nas regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio (em  $\mu\text{m}$ ) e o comportamento da folha verde sadia nestes comprimentos de onda.

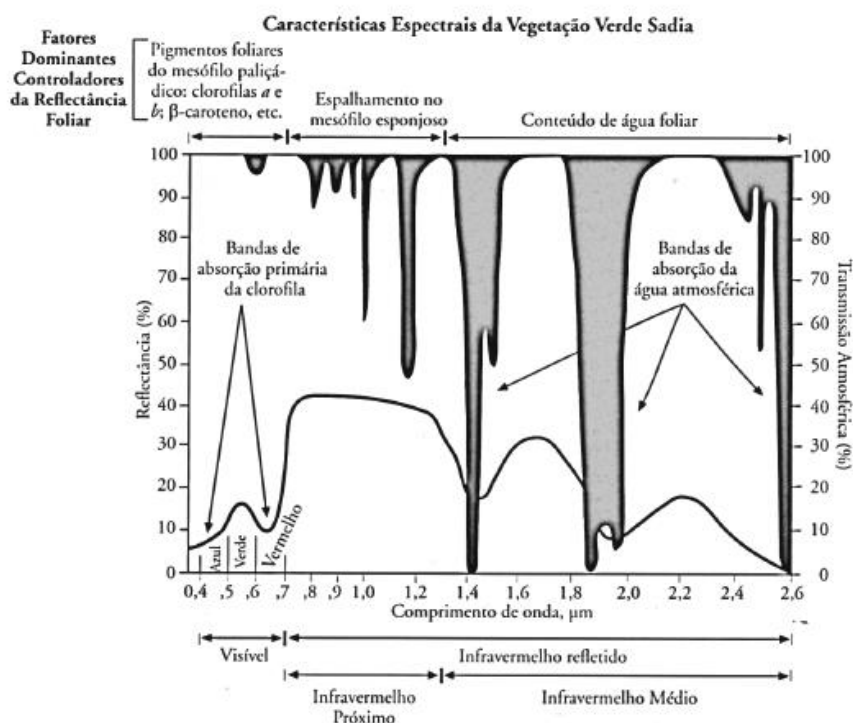


Figura 5 - Reflectância espectral característica da folha vegetal verde sadia.

Fonte: Jensen (2009).

A baixa reflectância na região do visível acontece devido à absorção da clorofila, centrada nos comprimentos de onda de 0,45 e 0,65  $\mu\text{m}$ . Outros pigmentos de interesse incluem os carotenos, xantofilas (pigmentos amarelos) e as antocianinas (pigmentos vermelhos). Os carotenos e as xantofilas estão frequentemente presentes em folhas verdes, tendo uma banda de absorção na porção azul do espectro (0,45  $\mu\text{m}$ ). Quando a vegetação atinge a fase senescente ocorre menor absorção da energia pelos pigmentos fotossintéticos nessa região caracterizando uma reflectância espectral maior na faixa visível do espectro (MOREIRA, 2005).

Na região do infravermelho próximo, é notado o aumento da reflectância. Nesta região, a vegetação verde saudável, é caracterizada pela alta reflectância, alta transmitância e baixa absorção, quando comparada com a região do visível. A estrutura interna das folhas é a maior controladora da reflectância na região do infravermelho próximo (HOFFER, 1978).

Jensen (2009) esclarece que a água é um bom absorvedor de energia no infravermelho médio, de tal forma que quanto maior a turgidez das folhas, menores as reflectâncias no infravermelho médio. Inversamente, à medida que o conteúdo de umidade das folhas diminui, a reflectância no infravermelho médio aumenta substancialmente. À medida que a água da planta nos espaços de ar intercelular diminui, a energia do infravermelho médio incidente nas folhas é mais intensamente espalhada pelas interfaces das paredes intercelulares, resultando em maiores índices de reflectância no infravermelho médio.

Knipling (1970) cita que a reflectância de um dossel, numa base percentual, é consideravelmente menor que a de uma folha individual, embora o formato da curva seja semelhante, tal fato ocorre devida à atenuação da radiação associada a fatores como: variação no ângulo de incidência da radiação, orientação das folhas, resposta de outros elementos do dossel (e.g. troncos e galhos), sombras e superfícies de fundo como o solo.

Em florestas com copas fechadas e folhagem densa, a radiação é tão fortemente absorvida (em alguns comprimentos de onda) na parte superior da copa que chega somente uma pequena parte à altura do tronco e ao solo (LARCHER, 2000).

Para interpretar dados de sensoriamento remoto de dosséis de florestas, é necessário o conhecimento dos fatores que afetam suas propriedades óticas, que podem ser externos ou internos ao dossel (Guyot et al., 1989). Para o autor, os seguintes fatores externos são importantes: ângulos azimutais e zenitais de iluminação e de visada, tamanho da área de visada do sensor, e condições atmosféricas. Entre os fatores internos mencionam a arquitetura do dossel e as propriedades espectrais da superfície do solo.

### 2.2.2 Índices de Vegetação

Índices de vegetação desempenham um papel importante no monitoramento de variações na vegetação (MATSUSHITA *et al.*, 2007). Segundo Jensen (2009) eles se configuram como medidas radiométricas adimensionais, que indicam abundância relativa e a atividade da vegetação verde, incluindo índice de área foliar, porcentagem de cobertura verde, teor de clorofila, biomassa verde, radiação fotossinteticamente ativa absorvida, entre outros.

Vários trabalhos têm sido realizados para estimar variáveis biofísicas por meio de imagens índices, como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) (Running et al., 1989, Freitas et al., 2005), o Índice de Vegetação Ajustado para Influência do solo (SAVI) (Huete, 1988) e o *Green* NDVI (GNDVI) e *Moisture Vegetation Index* (MVI) (SOUZA E PONZONI, 1998; BERRA, 2013).

O primeiro índice de vegetação estabelecido foi a razão simples ou *Simple Ratio* (SR), descrito por Jordan (1969), o qual utiliza divisão entre as bandas do infravermelho próximo e vermelho:

$$SR = \frac{\rho_{IVP}}{\rho_V} \quad (3)$$

Onde:  $\rho_{IVP}$  é a reflectância no infravermelho próximo e  $\rho_V$  é a reflectância no vermelho.

Este índice, apesar de sua simplicidade na formulação, fornece informações valiosas a respeito da biomassa e do índice de área foliar, sendo sensível a variações decorrentes destas variáveis em áreas florestais (HUETE *et al.*, 2002).

O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) conforme proposição de Rouse *et al.* (1973) normaliza a razão simples para o intervalo de -1 a +1, onde as áreas de vegetação mais intensa aproximam-se dos patamares superiores e áreas alagadiças, do limite inferior. Este índice é definido por Asner e Townsend (2000) como uma métrica utilizada para detecção de mudanças relativas do “verdor” do dossel florestal, o qual é proporcional a absorção da radiação fotossinteticamente ativa fracional, funcionalmente dependente do índice de área foliar (IAF). Constitui-se em um dos índices de vegetação de maior difusão, com larga aplicabilidade em estudos de culturas agrícolas, florestais e climáticos. A equação para o NDVI é a seguinte:

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (4)$$

Onde:  $\rho_{IVP}$  é a reflectância no infravermelho próximo e  $\rho_V$  é a reflectância no vermelho.

Todavia, experimentos realizados demonstraram que os produtos NDVI derivados empiricamente podem ser instáveis, variando como a cor do solo e com as suas condições de umidade, com efeitos da função de distribuição de reflectância bidirecional, com as condições atmosféricas e com a presença de material morto no próprio dossel (Qi *et al.*, 1995).

Embora Jensen (2009) afirme que este índice seja útil na estimativa de propriedades da vegetação, muitas influências internas e externas importantes restringem a sua utilidade, sem que haja a necessidade de calibrações por

medições *in situ*. Assim, de acordo com o mesmo autor, os índices melhorados incorporam um fator de ajuste para solos e/ou para as condições atmosféricas.

Huete (1988) observou que o valor de L é uma constante dependente da densidade de vegetação, sendo o valor  $L = 1$  utilizado para vegetações densas e para vegetações abertas. Para a realização deste trabalho foram testados dois valores de L, considerando  $L=0,5$  (mais usual, para dosséis médios) e  $L=0,25$  (para dosséis mais abertos).

Dessa forma, o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), surgiu como alternativa ao NDVI buscando minimizar o efeito do solo no seu valor final. Huete et al. (1988) se baseia no princípio de que a curva de vegetação tende a aproximar-se da curva de solo para baixas densidades de vegetação, passando por uma mistura de respostas espectrais para densidades médias e quase nenhuma influência do solo para densidades altas de vegetação. O SAVI consiste na própria fórmula do NDVI, acrescida de uma constante L, que varia de 0 a 1, dependendo do grau da maior ou menor cobertura do solo, respectivamente. O índice pode ser obtido conforme equação 5, descrita abaixo:

$$SAVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V + L} \times (1 + L) \quad (5)$$

Onde:  $\rho_{IVP}$  é a reflectância no infravermelho próximo;  $\rho_V$  é a reflectância no vermelho e L é a constante que minimiza o efeito do solo e varia de 0 a 1 ( $L= 1$  utilizado para vegetações densas,  $L= 0,5$  para dosséis médios e  $L= 0,25$  para vegetações abertas).

O índice Green NDVI (GNDVI) foi proposto por Souza e Ponzoni (1998) possui o mesmo princípio que o NDVI. No entanto, explora o contraste entre a alta reflectância na região do infravermelho próximo e a reflectância na região do verde, o que aumenta a sensibilidade quanto à presença de clorofila. Berra (2013), estudando a relação do volume em plantios de Pinus a partir de

respostas espectrais do sensor TM e LISS-III, encontrou para esse índice correlação de 0,79 com o volume.

$$GNDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{Verde}}{\rho_{IVP} + \rho_{Verde}} \quad (6)$$

Onde:  $\rho_{IVP}$  é a reflectância no infravermelho próximo e  $\rho_{Verde}$  é a reflectância no verde.

O índice *Moisture Vegetation Index* (MVI) foi também proposto por Souza e Ponzoni (1998), e tem como objetivo explorar o contraste entre a alta reflectância na região do infravermelho próximo e as baixas reflectâncias nas regiões do infravermelho médio. Segundo os autores, o comportamento destas duas regiões do espectro eletromagnético também são inversamente proporcionais, uma vez que com o aumento da vegetação, aumenta a absorção de REM pela água contida nas folhas na região do infravermelho médio.

Segundo Carreiras et al. (2006), o MVI é sensível a umidade da vegetação, melhorando o contraste entre a vegetação e áreas secas, e é menos afetado por efeitos atmosféricos. O índice pode ser obtido conforme equação 7, descrita abaixo.

$$MVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{IFM}}{\rho_{IVP} + \rho_{IFM}} \quad (7)$$

Onde:  $\rho_{IVP}$  é a reflectância no infravermelho próximo e  $\rho_{IFM}$  é a reflectância no infravermelho médio.

Embora sejam encontrados diversos índices de vegetação na literatura percebe-se que quase todos são obtidos de medidas da reflectância nas faixas espectrais do vermelho e infravermelho próximo do espectro eletromagnético.

Isso porque, nesse intervalo do espectro aproximadamente 76% da energia incidente é refletida (Jensen, 2009).

### 2.2.3 Programa Landsat

O programa Landsat, desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), surgiu no final da década de 60 e teve o primeiro satélite da série lançado em julho de 1972. O Landsat foi o primeiro satélite não-tripulado especificamente projetado para a aquisição de dados sobre a superfície da Terra de uma maneira sinóptica, sistemática e repetitiva.

O sensor *Thematic Mapper* (TM) do Landsat 5 é um sensor imageador terrestre que foi lançado em 1º de março de 1984 e permaneceu ativo até novembro de 2011, estabelecendo-se como o sensor de observação da Terra com maior período de operação: 28 anos (NASA, 2013a).

O satélite Landsat 5 operava em uma órbita circular, polar (sendo que o ângulo entre o plano da órbita e o plano equatorial é de 98,2º), heliossíncrona (sincronizada com o Sol, ou seja, a cada órbita o satélite cruza a linha do Equador no mesmo horário), repetitiva, a uma altitude nominal de 705 km no Equador. Circulando a Terra a 7,5 km/s, cada órbita gasta aproximadamente 99 minutos. O satélite completa 14 órbitas por dia, cobrindo toda a Terra a cada 16 dias. A cena terrestre imageada por este sensor é de 185 Km x 185 Km (EPIPHANIO, 2002).

O sensor TM operou em sete bandas espectrais, cujas principais características técnicas são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1- Características do sensor TM a bordo do satélite Landsat 5.

<b>Banda</b>	<b>Resolução espectral (µm)</b>	<b>Resolução espacial (m)</b>	<b>Resolução temporal</b>
TM 1 – Azul	0,45 – 0,52	30	
TM 2 – Verde	0,52 – 0,60	30	
TM 3 – Vermelho	0,63 – 0,69	30	
TM 4 – Infravermelho próximo	0,76 – 0,90	30	16 dias
TM 5 – Infravermelho médio	1,55 – 1,75	30	
TM 6 – Infravermelho termal	10,4 – 12,5	120	
TM 7 – Infravermelho médio	2,08 – 2,35	30	

Fonte: NASA (2013a)



O Programa Landsat é um dos principais precursores do largo uso que se dá hoje às imagens de satélites de sensoriamento remoto no mundo, tendo firmado conceitos como taxa de revisita, órbita-ponto fixa (*path-row*) e muitas outras (EMBRAPA, 2013).

Ponzoni et al (2007) ressaltam que as imagens do satélite Landsat têm sido amplamente utilizadas em estudos que incluem abordagens qualitativas, como estimativas de produtividade de algumas culturas agrícolas e a quantificação de parâmetros biofísicos de formações florestais.

Os resultados e o sucesso alcançados pela série Landsat foram tão expressivos que a NASA decidiu dar continuidade à série, que hoje está no oitavo satélite (Landsat 8). O LDCM (*Landsat Data Continuity Mission*) ou também denominado Landsat 8 foi lançado em fevereiro deste ano e possui dois instrumentos: o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). O sensor OLI dará continuidade aos produtos gerados a partir dos sensores TM e ETM+, a bordo das plataformas anteriores, além de incluir duas novas bandas espectrais, uma projetada para estudos de áreas costeiras e outra para detecção de nuvens do tipo cirrus (NASA, 2013b).

A continuação da série será importante para a utilização e aperfeiçoamento dos algoritmos desenvolvidos ao longo dos últimos 30 anos de pesquisas na área de sensoriamento remoto (EMBRAPA, 2013).

#### 2.2.4 Reconhecimento de espécies com o uso do sensoriamento remoto

A classificação da vegetação e de espécies utilizando sensoriamento remoto ganhou cada vez mais destaque nas últimas duas décadas por se tratar de uma técnica de custo acessível para determinar informações sobre florestas e por não exigir muito tempo. A disponibilidade de sensores de alta resolução, como SPOT 5, IKONOS, OrbView e Quickbird também acelerou o uso de dados espectrais em discriminação, mapeamento e classificação de espécies de vegetação (PUISSANT et al, 2005).

Dentre as diferentes formas de avaliação, planejamento e monitoramento dos recursos naturais o sensoriamento remoto tem se mostrado

com grande potencial para tais fins, e está dividido em multiespectral e hiperespectral. Ponzoni et al (2007) explicam que os sensores podem ser classificados de acordo com a amplitude espectral explorada e número de faixas espectrais disponíveis dentro dessa amplitude, podendo ser imageadores (sensores eletro-ópticos) ou não (radiômetros e espectrorradiômetros). Assim, na caracterização espectral de um objeto, os dados coletados pelo espectrorradiômetro oferecerão um nível de detalhamento espectral superior em relação ao radiômetro.

Nesse sentido, diversos trabalhos têm utilizado a espectrorradiometria em estudos para distinção espectral de espécies e para a elaboração de bibliotecas espectrais. Abbasi et al (2008) coletaram as assinaturas espectrais de cinco principais espécies de árvores da floresta do Irã e encontraram diferenças significativas para os índices de vegetação estudados. Berra et al (2009), ao analisar a distinção espectral entre as espécies, utilizaram os dados de espectrorradiometria de folhas extraídas de quatro diferentes espécies arbóreas e relacionaram com os dados nas faixas do visível e infravermelho próximo do sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*). Cassol e Gomez (2013) encontraram diferenças significativas entre os valores de reflectância em folhas isoladas do gênero *Eugenia*, que apresentam características botânicas muito similares.

Os dados obtidos em laboratório e/ou em campo permitem compreender os princípios químicos e físicos da reflectância destes alvos e são os principais responsáveis pela obtenção dos padrões espectrais dos alvos, o que poderá vir a ser utilizado para validação dos dados obtidos por sensores orbitais (BENDOR et al., 1999).

O reconhecimento de espécies também foi estudado a partir de dados coletados em sensores orbitais. Galvão et al. (2005) usaram imagens do sensor Hyperion/EO-1, convertidas para imagens de reflectância da superfície para discriminar cinco variedades de cana-de-açúcar usando, além das reflectâncias das bandas, vários índices espectrais e análise discriminante múltipla, alcançando 87,5% de acurácia na discriminação das variedades.

### 2.2.5 Uso de técnicas de sensoriamento remoto no inventário florestal

A imagem de satélite é um componente essencial para o desenvolvimento de novas ferramentas para manejo florestal. As informações de recursos para a silvicultura são úteis para dois tipos de atividades de gestão e planejamento: planejamento estratégico (da área florestal, crescimento de madeira, sanidade e mortalidade) e planejamento operacional (por exemplo, a colheita e tratamentos silviculturais).

Os dados de sensoriamento remoto de florestas são processados e interpretados para extrair informações sobre recursos, dos quais existem três níveis de detalhe. O primeiro refere-se ao nível de informação sobre a extensão espacial de cobertura florestal, que pode ser usado para avaliar a dinâmica da floresta, o segundo nível é composto por informações de espécies dentro da área florestada e o terceiro nível fornece informações sobre as propriedades biofísicas de florestas (BOYD e DANSON, 2005).

A evolução da tecnologia no sensoriamento remoto, já comentada anteriormente, permitiu o avanço em estudos ambientais, possibilitando estudar os recursos naturais em escala continental, a exemplo do sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), que possui baixa resolução espacial (1,1 km) e em escala local, como para o planejamento urbano e cartografia de precisão, como por exemplo, o sensor *Pléiades* que possui resolução espacial de 50 cm. A Figura 6 mostra o avanço dos sensores ocorrido nas últimas décadas.

Pode-se afirmar que a importância do sensoriamento remoto teve início quando este se tornou uma ferramenta para o monitoramento florestal. Ferreira et al (2008) apontam dois grandes levantamentos ocorridos no Brasil: o primeiro remonta à década de 1970, o Projeto Radam, que teve como objetivo conhecer principalmente a cartografia, a vegetação, a geologia e a natureza dos solos da Amazônia e do Nordeste brasileiros; o segundo, em 2006, em que Ministério do Meio Ambiente concluiu o mapeamento (à escala de 1:250.000) dos remanescentes da cobertura vegetal nos biomas brasileiros, tendo por base imagens Landsat ETM+, obtidas em 2001 e 2002, e analisadas por métodos de classificação automática e interpretação visual.

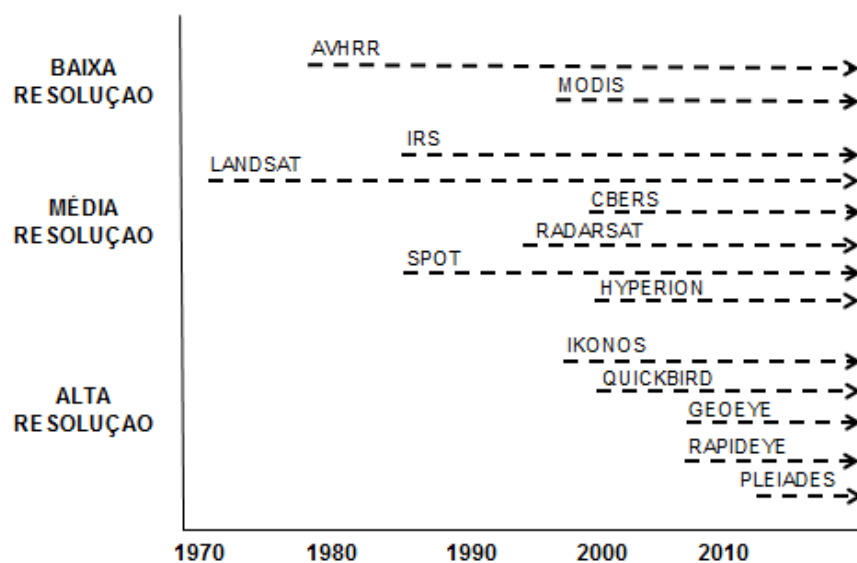


Figura 6 - Uma breve linha do tempo de aplicação dos principais sensores remotos satélite úteis para a coleta de informações dos recursos florestais.

Muitas mudanças separam esses dois levantamentos. Hoje, além de serem utilizados para monitoramento da paisagem, também servem para estudos e pesquisas que objetivam estimar os parâmetros biofísicos das florestas a partir de imagens, no Brasil e no mundo, como trabalhos já citados anteriormente.

O número de atributos florestais, que podem ser detectados remotamente com precisão suficiente para fins suporte em inventários florestais, é grande, e ainda não totalmente identificado, para diferentes sistemas de sensores e sob uma variedade de condições de floresta. Franklin (2005) declarou etapas gerais para a estimativa de parâmetros florestais: 1°. Estabelecer um número de unidades amostrais de campo em uma área de floresta; 2°. Coletar informações do estado das florestas nessas unidades amostrais; 3°. Adquirir imagens do local; 4°. Localizar as unidades amostrais sobre a imagem; 5°. Extrair os dados de sensoriamento remoto; 6°. Desenvolver um modelo relativo ao campo e aos dados espectrais; e finalmente, 7°. Utilizar o modelo para prever parâmetros florestais, com base nos dados espectrais.

## 2.2.6 Tratamento de imagens de satélite: pré-processamento

De acordo com Figueiredo (2005) o pré-processamento é a etapa preliminar do tratamento digital de imagens, e tem como finalidade corrigir as degradações radiométricas devidas a desajustes na calibração dos detetores, erros esporádicos na transmissão dos dados, influências atmosféricas, e distorções geométricas. Todas estas imperfeições, se não corrigidas, podem comprometer os resultados e produtos derivados das imagens. O autor cita três tipos principais de pré-processamento: correção radiométrica, correção atmosférica e correção geométrica.

### 2.2.6.1 Correção e conversão radiométrica

Os dados de satélite de sensoriamento remoto são representados em uma matriz de números digitais e encontram-se em um intervalo numérico, números de cinza ou números digitais (ND), que para as imagens TM/Landsat 5 variam de 0 a 255. Os ND são usados apenas por conveniência no processamento dos dados, pois eles não representam quantitativamente valores físicos reais (reflectância, radiância) (PEREIRA et al., 1996).

A conversão do ND para reflectância ou radiância é sempre desejável quando mais de uma imagem for utilizada para análise, ou quando se quer correlacionar com dados biofísicos, ou na utilização de mosaicos e séries temporais (ROBINOVE, 1982).

Os valores físicos comumente derivados dos números digitais são: a radiância e a reflectância. As radiâncias representam a energia solar refletida por cada pixel, por unidade de área, de tempo, de ângulo sólido e de comprimento de onda, medidas pelo satélite (BASTIAANSSEN et al., 2002).

O cálculo da radiação espectral incidente ao sensor é a etapa fundamental em converter dados de imagens oriundos de múltiplos sensores e plataformas em uma escala radiométrica comum com significado físico. A

calibração radiométrica de sensores envolve o reescalonamento dos números digitais brutos (Q) transmitidos do satélite para números digitais calibrados (Qcal), os quais possuem a mesma escala radiométrica para todas as cenas processadas em terra para um período específico (CHANDER et. al., 2009).

Durante a calibração radiométrica os valores dos pixels dos dados das imagens brutas sem processamento (Q) são convertidos para unidades de radiância espectral absoluta. Os valores de radiância absoluta são então escalonados para números de 8 bits (TM, Qcalmax=255) representando Qcal antes de sair para os meios de distribuição. A conversão de Qcal de volta para radiância espectral incidente ao sensor ( $L_\lambda$ ) (produtos nível 1) requer conhecimento dos limites inferiores e superiores dos fatores de reescalonamento originais (CHANDER et al., 2009).

A Equação 8, descrita por Markham e Barker (1986) é usada para realizar a conversão de Qcal para  $L_\lambda$ :

$$L_\lambda = LMIN_\lambda + \left( \frac{LMAX_\lambda - LMIN_\lambda}{QCALMAX} \right) QCAL \quad (8)$$

Onde:  $L_\lambda$  é a radiância Bidirecional aparente (radiância espectral na abertura do sensor ou incidente ao sensor) [ $W/(m^2 \text{ sr } \mu m)$ ];  $LMIN_\lambda$  é a radiância espectral mínima no sensor [ $(W/Esterradiano/m^2 / \mu m)$ ];  $LMAX_\lambda$  é a radiância espectral máxima no sensor [ $(W/Esterradiano/m^2 / \mu m)$ ]; QCAL é o número digital a ser convertido e  $QCALMAX$  é o número digital máximo (dependente da resolução radiométrica do sensor).

Uma redução na variabilidade entre cenas pode ser conseguida pela conversão da radiância espectral na abertura do sensor ( $L_\lambda$ ) para reflectância exoatmosférica no topo da atmosfera (TOA – *Top Of Atmosphere*), também denominada reflectância aparente. A conversão dos valores de radiância bidirecional aparente para valores de reflectância TOA (ou reflectância aparente) pode ser feita pela Equação 9 descrita por Markham e Barker (1986):

$$\rho_a = \frac{\pi \times L_\lambda \times d^2}{ESUN_\lambda \times \cos \theta} \quad (9)$$

Onde:

$\rho_a$  é o Fator de reflectância bidirecional (FRB) aparente ou reflectância planetária no topo da atmosfera, adimensional,  $\pi$  é a constante matemática igual a 3,14159,  $L_\lambda$  é a radiância espectral que chega ao sensor [ $W/(m^2 \text{ sr } \mu m)$ ],  $d$  é a Distância Sol-Terra em unidades astronômicas,  $ESUN_\lambda$  é a irradiância solar exoatmosférica média [ $W/(m^2 \mu m)$ ] e  $\theta$  é o Ângulo zenital solar, em graus.

### 2.2.6.2 Correção e conversão atmosférica

As imagens obtidas por sensores remotos são o produto de interações da radiação com a atmosfera e com a superfície. Os gases, principalmente vapor d'água, oxigênio, ozônio e dióxido de carbono, e os aerossóis (pequenas partículas em suspensão) refletem, refratam, absorvem e espalham a radiação desde quando ela atinge a atmosfera até quando a deixa, depois de refletida pelo solo (ZULLO Jr., 1994).

Dessa maneira, o sinal da atmosfera pode ser considerado como um ruído que atrapalha na obtenção de informações sobre os alvos de interesse. Gurtler et al. (2005) aponta que, para obter os valores físicos da imagem (reflectância) é necessário eliminar a interferência atmosférica e realizar uma série de cálculos que envolvem parâmetros do sensor e informações da própria imagem.

Os métodos de correção atmosférica podem ser divididos em métodos alternativos e métodos físicos (LATORRE et al, 2002):

- a) Os métodos alternativos são aqueles que utilizam informações intrínsecas das imagens, ou seja, utilizam números digitais existentes em pixels que são representativos de feições específicas. São correções que não dependem de parâmetros atmosféricos ou de dados da superfície, e sim das informações da própria imagem para determinar a contribuição da atmosfera em cada banda espectral. O DOS (*Dark Object Subtraction*) (Chavez, 1988) é o método empírico mais simples e amplamente usado;

- b) Nos métodos físicos, é fundamental o conhecimento das propriedades ópticas da atmosfera bem como do processo de interação da radiação com a atmosfera e com a superfície. Estes métodos são fundamentados na teoria da transferência radiativa (Chandrasekhar, 1960 citado por Latorre et al, 2005), a fim de retratar a complexidade da atmosfera, que irá variar com o tipo de modelo a ser utilizado e o resultado final a que se propõe. Dentre os códigos de transferência radiativa atmosférica os mais difundidos são: 5S, 6S, LOWTRAN e MODTRAN.

Neste último modelo, o MODTRAN (*Moderate Resolution Atmospheric Transmission*), a correção dos efeitos atmosféricos é realizada de acordo com a equação descrita por Adler-Golden et al. (1999):

$$L = \left( \frac{A \rho}{1 - \rho_e S} \right) + \left( \frac{B \rho_e}{1 - \rho_e S} \right) + L_a \quad (10)$$

Onde:  $L$  é a radiância no sensor,  $\rho$  é a reflectância de superfície do pixel,  $\rho_e$  é a média da reflectância de superfície do pixel e da região vizinha,  $S$  é o albedo esférico da atmosfera,  $L_a$  é a radiância retroespalhada na atmosfera e  $A$  e  $B$  são parâmetros que dependem das condições da atmosfera e da geometria de iluminação.

#### 2.2.6.3 Correção geométrica

As imagens geradas por sensores remotos estão sujeitas a uma série de distorções que podem ser corrigidas por meio de técnicas denominadas de correção geométrica. Figueiredo (2005) aponta diversos fatores como causa das distorções:

- a) as oscilações do satélite em torno de eixos definidos por um sistema cartesianos posicionado no mesmo, (eixos x, y, z);
- b) a variação da altitude do satélite afeta a escala da imagem;
- c) a variação da velocidade do satélite provoca uma superposição ou afastamento de varreduras consecutivas;



- d) o movimento de rotação da Terra provoca deslocamentos laterais graduais das linhas ao longo da imagem;
- e) as imperfeições do mecanismo de varredura do sensor também provocam distorções geométricas;
- f) os pixels das bordas laterais da imagem têm dimensões maiores que os pixels situados sob a órbita, isto decorre do fato de que o ângulo instantâneo de visada, que é o ângulo correspondente a um pixel, (IFOV em inglês), é constante ao longo da varredura da linha, conseqüentemente, este ângulo cobre uma área maior nas laterais do que sob o satélite.

A correção geométrica deve ser realizada sempre que se deseja sobrepor imagens em mapas (convencionais ou digitais) e quando se busca ajustar imagens entre si, o que é normalmente necessário em estudos multi-temporais.

Antunes (2005) faz uma distinção entre o conceito de correção geométrica e o registro da imagem: o processo de correção geométrica de imagens elimina as distorções geométricas sistemáticas introduzidas na etapa de formação das imagens, enquanto o registro apenas usa transformações geométricas simples (usualmente transformações polinomiais de 1º e 2º graus) para estabelecer um mapeamento entre coordenadas de imagem e coordenadas geodésicas. Ou seja, o registro ou georreferenciamento da imagem é uma transformação entre coordenadas de pixels (linhas, colunas) para um sistema geográfico (E,N).

Melo e Pachêco (2004) afirmam que o uso de transformações polinomiais do 1º e 2º graus é bastante comum no registro de imagens. As transformações polinomiais fazem o vínculo entre coordenadas de imagem e as coordenadas no sistema de referência por meio de pontos de controle (*ground control points* - GCP), ou seja, feições homólogas cujas coordenadas são conhecidas na imagem e no sistema de referência de maneira a formar um sistema de equações.

Após localizar os GCP's na imagem e escolher a função polinomial, a etapa final deste processo consiste em decidir qual técnica de interpolação deve ser utilizada para gerar a nova imagem georreferenciada (RICHARDS e JIA, 2006):

-Vizinho mais próximo: simplesmente escolhe o pixel que tem seu centro próximo do ponto locado na imagem.

-Bilinear: utiliza três interpolações lineares sobre os quatro pixels rodeando o ponto encontrado na imagem.

-Convolução cúbica: usa os 16 pixels vizinhos.

## 2.3 Análise estatística

Os métodos estatísticos, para analisar variáveis, estão dispostos em dois grupos: um que trata da estatística, que olha as variáveis dependentes de maneira isolada – a estatística univariada, e outro que olha as variáveis dependentes de forma conjunta – a estatística multivariada (VICINI, 2005). Corrar et al (2007) definiram a análise multivariada como um conjunto de métodos estatísticos que torna possível a análise simultânea de medidas múltiplas para cada indivíduo, objeto ou fenômeno observado.

Na análise multivariada, a organização básica dos dados é sumarizada em uma matriz com um conjunto das  $p$  variáveis medidas em cada  $n$  unidade amostral. Assim, a análise interpretativa dos dados multivariados considera sempre todas as variáveis, simultaneamente, mais que o conjunto das  $p$  variáveis independentemente (KENKEL et al., 2002).

A análise multivariada surgiu há muito tempo, no entanto, é considerada uma área recente da ciência, pois somente com o advento da computação foi possível realiza-la de forma rápida e prática.

### 2.3.1 Análise de Componente Principais – ACP

A Análise de Componentes Principais (ACP) ou PCA (do inglês *Principal Component Analysis*) é um dos métodos estatísticos mais usados quando se pretendem analisar dados multivariados. Ela permite transformar um conjunto

de variáveis originais, intercorrelacionadas, num novo conjunto de variáveis não correlacionadas, as componentes principais. O objetivo mais imediato da ACP é verificar se existe um pequeno número das primeiras componentes principais que seja responsável por explicar uma proporção elevada da variação total associada ao conjunto original (RODRIGUES e BRANCO, 2006).

Varella (2008) destaca algumas propriedades importantes das componentes principais:

- cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais, são independentes entre si e estimados com o propósito de reter, em ordem de estimação, o máximo de informação, em termos da variação total contida nos dados;

- a análise de componentes principais é associada à ideia de redução de massa de dados, com menor perda possível da informação. Procura-se redistribuir a variação observada nos eixos originais de forma a se obter um conjunto de eixos ortogonais não correlacionados. Esta técnica pode ser utilizada para geração de índices e agrupamento de indivíduos;

- a análise agrupa os indivíduos de acordo com sua variação, isto é, os indivíduos são agrupados segundo suas variâncias, segundo seu comportamento dentro da população, representado pela variação do conjunto de características que define o indivíduo. Em suma, a técnica agrupa os indivíduos de uma população segundo a variação de suas características.

Segundo Cruz e Topa (2009), os autovalores representam à variabilidade de cada componente e os autovetores compõem a base para se obter as cargas fatoriais. Assim, as  $p$ -variáveis originais geram por meio de suas combinações lineares,  $p$ -componentes principais, que têm como principal característica, além da ortogonalidade, obter as componentes principais em ordem decrescente de máxima variância, ou seja, a primeira componente principal detém mais informação estatística que a segunda componente principal, que por sua vez tem mais informação estatística que a terceira componente principal e assim sucessivamente.

Conforme Lírio (2004), os autovalores são essenciais para a análise das componentes principais, pois são responsáveis pela definição da proporção da variância explicada por meio de cada componente.

Para saber a consistência dos dados é importante avaliar sua confiabilidade. De acordo com Corrar et al. (2007), um modelo bastante utilizado é o Alfa de Cronbach, que trata da consistência interna baseada na correlação média entre os itens. Este modelo pode ser obtido a partir da seguinte equação:

$$\alpha = \frac{k \left(\frac{cov}{var}\right)}{1+(k-1)\left(\frac{cov}{var}\right)} \quad (11)$$

Onde: k= número de variáveis consideradas; cov é a média das covariâncias e var é a média das variâncias. Alfa pode assumir valores entre 0 e 1, e quanto mais próximo ao 1, maior a confiabilidade interna dos dados ou a correlação média entre as variáveis.

No sensoriamento remoto, a Análise de Componentes Principais é uma das técnicas utilizada para reduzir a variação das respostas espectrais, onde o primeiro componente usualmente representa o albedo e as sombras causadas pela topografia (CRÓSTA, 1992). No entanto, não considera as propriedades físicas do alvo.

### 2.3.2 Análise discriminante

Existem diversas técnicas multivariadas usadas especificamente para classificação ou distinção de grupos, entre elas as mais comuns são, a análise de agrupamentos (*cluster analysis*), a análise de variância multivariada (MANOVA) e a análise discriminante (*discriminant analysis*) (KILCA, 2009).

A análise discriminante tem como objetivo procurar distinguir estatisticamente dois ou mais grupos de casos e/ou contribuir para determinar como podem ser alocadas novas observações dentro dos grupos (RENCHER, 2002).

Segundo Kilca (2009), o procedimento para desenvolver uma análise discriminante segue dois passos: (1) primeiro, um teste de diferença nas variáveis explanatórias ( $X$ ), entre os grupos predefinidos, (2) depois, verificar por meio de testes de hipóteses a diferença entre os grupos devido às variáveis explanatórias, essa análise prossegue até encontrar uma combinação linear (chamada função discriminante) das  $X$  variáveis que melhor discriminam os grupos. Segundo Rencher (2002), o objetivo matemático da análise discriminante para a separação de grupos é desenvolver uma função linear das variáveis (funções discriminantes) para descrever as diferenças entre os grupos. Assim, a análise discriminante descritiva consiste em determinar a contribuição relativa das  $p$  variáveis para separação dos grupos e encontrar no plano os pontos que podem ser projetados em um plano bidimensional para melhor ilustrar as configurações dos grupos.

A análise discriminante de Fisher foi desenvolvida como uma técnica exploratória para: (a) descrever as características que são específicas para distinguir grupos e (b), classificar casos (i.e., indivíduos, sujeitos, participantes) dentro de grupos definidos a priori baseados em suas similaridades dos casos pertencentes aos grupos (BROWN & WICKER, 2000).

A função discriminante de Fisher obtém-se maximizando a diferença de médias dos grupos em relação à variância dentro dos grupos e produz um novo eixo resultante da combinação linear das variáveis independentes que permite encontrar uma separação máxima entre grupos previamente formados (KILCA, 2009). Assim, procura-se encontrar um ou mais eixos sobre os quais se projetarão os grupos de tal modo que seja maximizada a soma de quadrados entre os grupos relativamente à soma de quadrados dentro dos grupos (REIS, 1997).

No Brasil, existem poucos trabalhos realizados que utilizam a análise discriminante em estudos de vegetação (FREITAS e CRUZ, 2005; SOUZA et al., 2003; LONGHI, 1997). Kilca (2009) observou que no estado do Rio Grande do Sul, Longhi (1997) foi o primeiro a utilizar diversas técnicas multivariadas para identificar prováveis diferenças entre fisionomias florestais de uma mesma formação fitoecológica a partir de atributos estruturais da vegetação.

Em trabalhos envolvendo reflectância, Demattê et al (2005) avaliaram como positivo o potencial da análise discriminante para diferenciar tipos de solo mediante informações espectrais obtidas pelo sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper*)/Landsat7. Damascena e Macedo (2011) aplicaram a análise discriminante a fim de diferenciar subformações da Caatinga a partir de suas variações espectrais obtidas com o sensor TM/Landsat 5.

### 2.3.3 Análise de regressão

A análise de regressão tem sido usada com ênfase na solução de grande parte dos problemas florestais, especialmente quando se pretende obter estimativas de parâmetros da floresta, utilizando-se de relações biométricas que possibilitam obter valores estimados de forma indireta por meio de equações de regressão (SCHNEIDER et al, 2009).

Harris (2001) define a regressão múltipla como uma técnica utilizada para estimar valores de uma variável dependente  $Y$  com base nos valores de várias variáveis independentes  $X_i$ s.

A regressão linear múltipla é uma extensão da regressão linear simples para um número ilimitado de variáveis independentes. Um modelo linear é descrito pela equação a seguir:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i,1} + \beta_2 X_{i,2} + \dots + \beta_m X_{i,m} + \varepsilon_i \quad (12)$$

Onde:  $Y_i$  é o valor da ocorrência  $i$  da variável dependente,  $X_{ij}$  é o valor da ocorrência  $i$  da variável independente  $X_j$ ,  $\beta_j$  é o coeficiente de regressão, isto é, o peso aplicado à variável independente  $X_j$  na equação de regressão para a estimativa de  $Y$  a partir dos  $X_j$ s,  $\varepsilon_i$  é o valor residual, ou seja, a diferença entre o valor real de  $Y$  e sua estimativa.

Na análise de regressão aplicada em imagens de sensoriamento remoto, a variável causal física resulta em um comportamento espectral capaz de ser

observado a partir das imagens. Então, a medida biofísica assume a posição de variável dependente ou a ser estimada (BORBA, 2003).

Para a escolha das variáveis independentes podem ser utilizadas algumas técnicas de seleção: *Backward elimination* (eliminação do fim para o início); *Forward selection* (seleção do início para o fim); e *Stepwise regression* (regressão passo a passo) (MONTGOMERY e PECK, 1982).

Esta análise tem como objetivo identificar as variáveis independentes que estejam correlacionadas entre si e identificar as que possam dar maior contribuição para a estimativa da variável dependente, eliminando as variáveis que não contribuem significativamente para a regressão de forma a melhorar a análise futura.

Segundo Neter e Wasserman (1974), o método de seleção de variáveis *stepwise* é o mais utilizado dentre os métodos de seleção, pois não requer o cálculo de todas as regressões possíveis. Este método evita maiores esforços computacionais, se comparado com a abordagem de todas as regressões possíveis, para chegar ao "melhor" conjunto de variáveis independentes.

Além do coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{aj}$ ) e do erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ ), usualmente utilizados para escolha do melhor modelo de estimativa, a variação em percentagem (CV%) e o Índice de Furnival em percentagem (IF%) são necessários quando se comparam modelos matemáticos aritméticos que sofreram transformação logarítmica da variável dependente (SCHNEIDER, 1993). Assim, para os modelos logarítmicos, o erro padrão da estimativa deve ser corrigido na escala original da variável dependente, o qual é obtido com o índice Furnival (Furnival, 1961):

$$IF = EXP \left[ \frac{\sum \ln(V_{real})}{n} \right] \times S_{yx} \quad (13)$$

Onde:  $IF$  é o índice de Furnival,  $V_{real}$  é o volume individual real em  $m^3$ ,  $S_{yx}$  é o erro padrão da estimativa e  $n$  é o número de árvores amostradas.

O índice de Furnival de um modelo logarítmico deve ser comparado com o erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ ) do modelo aritmético.

Para as equações em que a variável dependente sofreu algum tipo de transformação logarítmica, antes de proceder ao recálculo, deve-se multiplicar o volume estimado pelo fator de correção de Meyer:

$$F_M = e^{0,5 \times S_{yx}^2} \quad (14)$$

Onde:  $e = 2,718281828$  e  $S_{yx}$  é o erro padrão da estimativa ( $m^3$ ).



### 3 MATERIAL E MÉTODOS

A metodologia proposta para a realização do trabalho pode ser visualizada na forma de um fluxograma, o qual está apresentado na Figura 7.

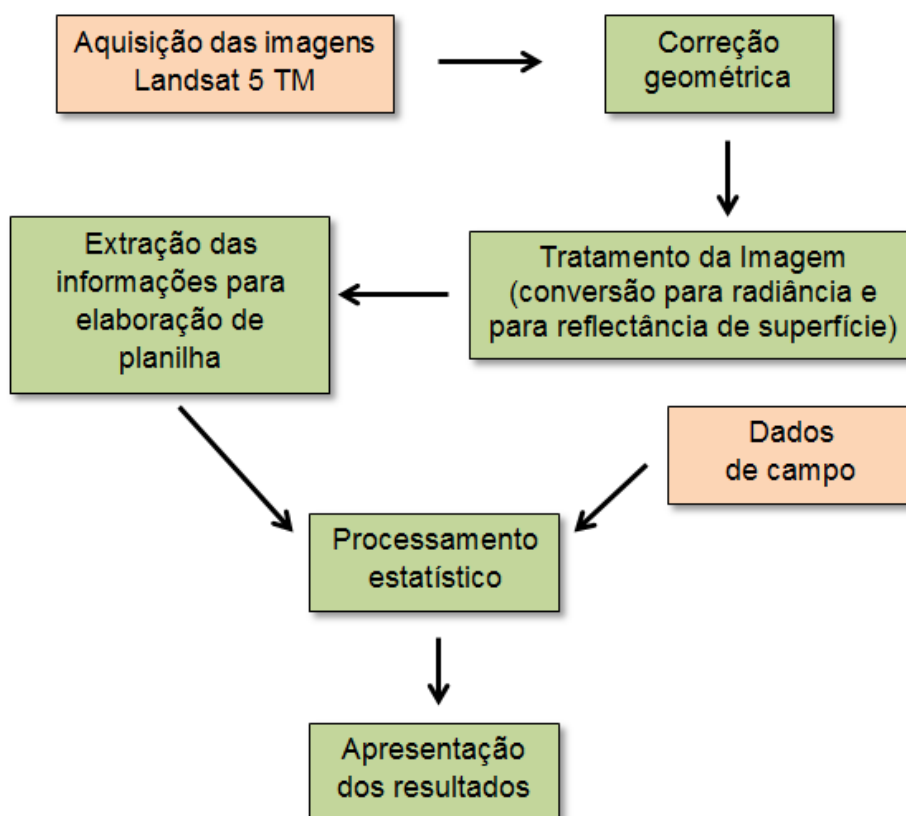


Figura 7 - Fluxograma da metodologia a ser utilizada.

#### 3.1 Área de estudo

A área de estudo localiza-se no município de Alegrete, na região da Campanha do Rio Grande do Sul, em uma das fazendas de propriedade da empresa Stora Enso (Figura 8). A fazenda Cabanha da Prata possui área total de 612,9 ha, desses, 219,4 ha são plantios comerciais de *E. dunnii*, 167,2 ha são plantios de *E. urograndis* e o restante compreende área de preservação permanente (APP), reserva legal, açudes, bosques, benfeitorias, etc.

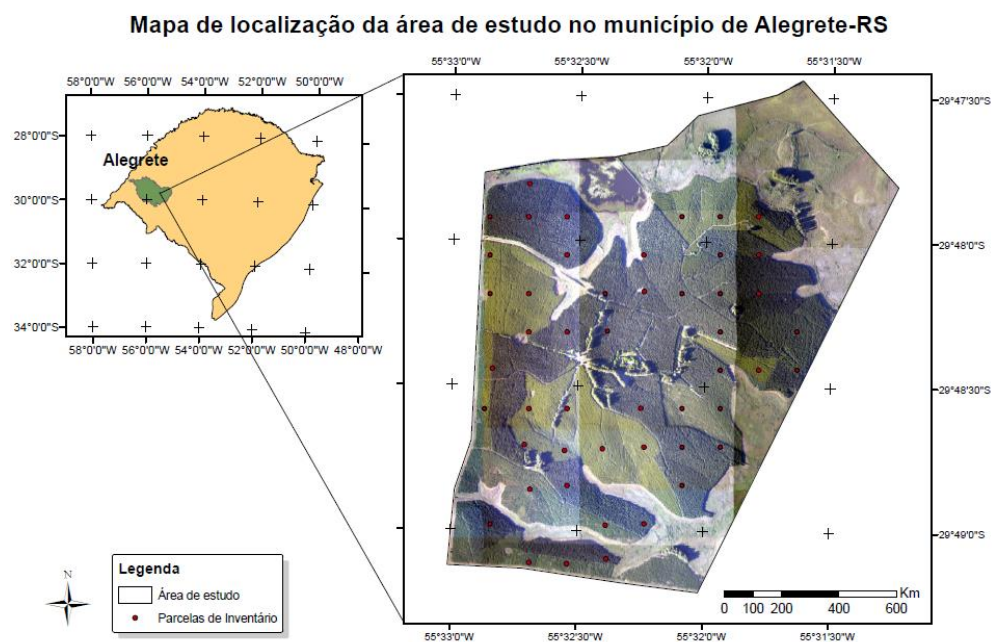


Figura 8 - Mapa de localização da área de estudo.

O clima da região, segundo Köppen é subtropical (Cfa), temperado quente, com chuvas bem distribuídas e estações bem definidas. A distância em relação ao Oceano Atlântico é de cerca de 600 quilômetros (km), no sentido de leste para oeste, sendo responsável pelos verões quentes e pelos dias de inverno frios que ocorrem no oeste do estado. A média de precipitação no município de Alegrete é de 1525 mm anuais. A menor média de precipitação acontece em agosto e a maior em outubro. As precipitações intensas, dentro de um período de 24 horas, são de até 115mm. A temperatura média anual é de 18,6°C. O mês mais quente do ano é janeiro com uma temperatura média de 24,8 °C e o mês mais frio é julho, com temperatura média de 12,9 °C. A formação de geadas ocorre eventualmente entre maio e setembro. A umidade relativa média do ar é de aproximadamente 75% em todos os meses do ano.

O solo da região foi classificado como Argissolo Vermelho eutrófico arênico moderado, com textura arenosa desde a superfície do solo até no mínimo 50cm e no máximo 100cm de profundidade e horizonte B textural dentro de 200cm da superfície do solo (Embrapa, 2006).

A vegetação na região do município de Alegrete constitui, predominantemente, de espécies de gramíneas, características do Bioma Pampa (Ministério do Meio Ambiente, 2013).

A StoraEnso cultiva diversas espécies de *Eucalyptus*, provindos de diferentes materiais genéticos. A Figura 9 mostra alguns talhões de *Eucalyptus* sp. em uma das fazendas de propriedade da empresa no município de Alegrete, RS.



Figura 9 - Talhões de *Eucalyptus* sp. localizados no município de Alegrete, RS.

### 3.2 Dados de campo

Os dados de inventário florestal referentes a 2011 foram levantados por Goergen (2011) em plantios de *E. dunnii* e *E. urograndis* durante os meses de novembro e dezembro de 2011, na fazenda Cabanha da Prata de propriedade da empresa Stora Enso.

Os dados do inventário florestal referentes ao ano de 2009 foram levantados entre setembro e outubro por uma empresa terceirizada contratada pela empresa.

Os talhões inventariados estão destacados na Figura 10. A obtenção dos dados foi realizada por amostragem sistemática, com alocação de unidades de amostra proporcional à área, na intensidade de uma unidade a cada oito hectares. As unidades amostrais permanentes são de formato circular de 10 metros de raio contendo, aproximadamente, 314 m<sup>2</sup> de área, sendo consideradas 30 a 45 árvores (conforme material genético). A Figura 11 ilustra a configuração a campo para dois diferentes espaçamentos.

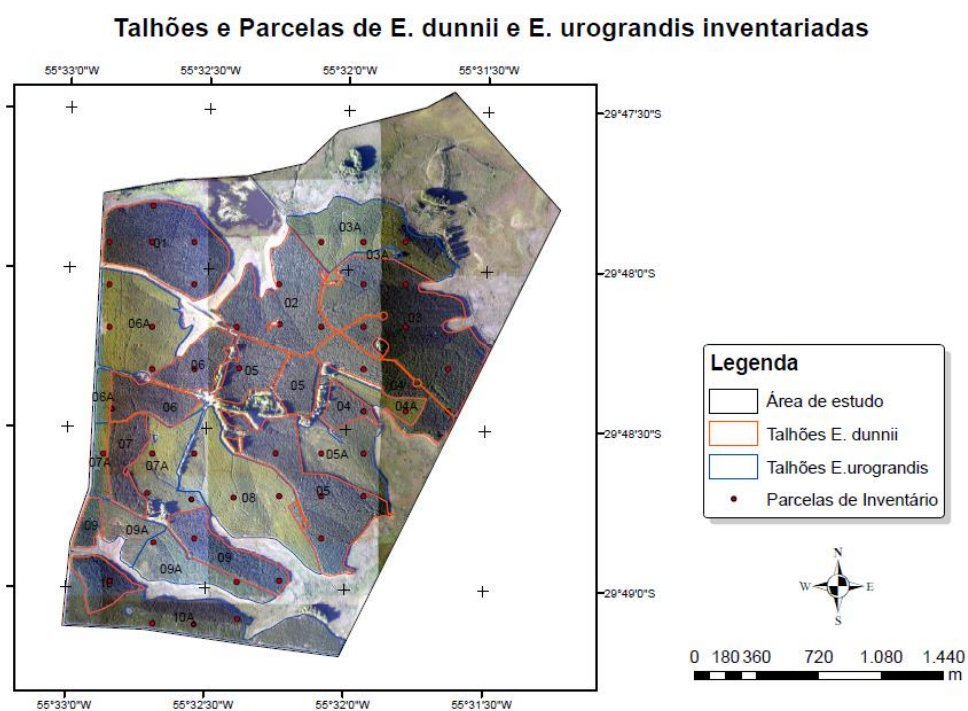


Figura 10 - Talhões de *E. dunnii* e *E. urograndis* inventariados.

Ao total, foram inventariadas 49 unidades amostrais. Dessas, sete foram excluídas no trabalho pois tratavam-se de unidades amostrais muito próximas da borda dos talhões, o que interferia na reflectancia obtida.

Das 42 unidades amostrais utilizadas no presente estudo, 23 pertencem a plantios de *E. dunnii* e 19 de *E. urograndis*.

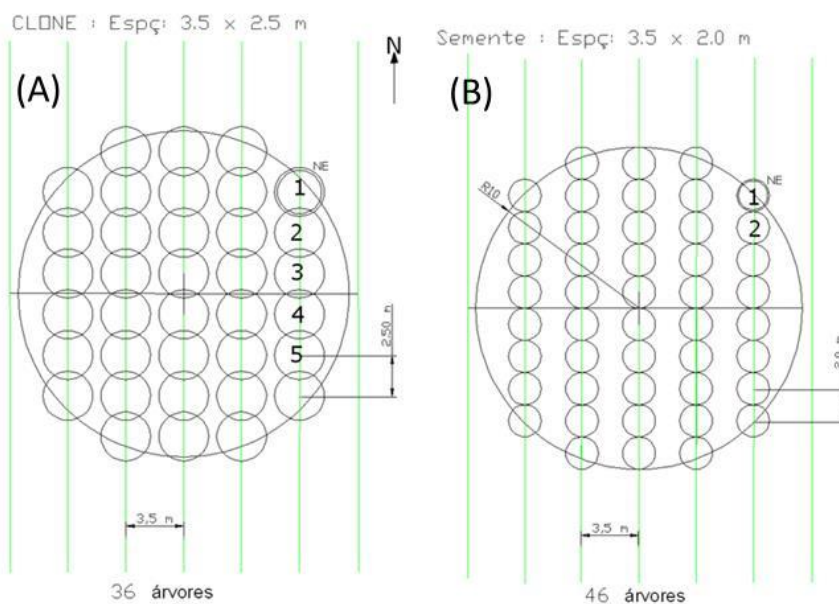


Figura 11- Croqui da configuração espacial das unidades amostrais, de acordo com o material genético (A) Árvores providas de plantio clonal e (B) Árvores providas de sementes.

O GPS Garmim Etrex Legend® foi empregado para a localização da unidade amostral no sistema de coordenadas UTM *datum* SIRGAS-2000. A coordenada foi tomada no centro da unidade amostral.

### 3.2.1 Determinação do diâmetro das árvores

O diâmetro a altura do peito (dap) das árvores vivas foi medido com a fita métrica e anotado em um coletor de dados eletrônico, com a respectiva altura. Foram contabilizados os dap's maiores ou iguais a 5 cm.

### 3.2.2 Determinação da altura das árvores

A mensuração das alturas ocorreu por meio do hipsômetro de Haglof, tomando-se o cuidado de escolher a escala ideal de afastamento em relação a árvore. Paralelamente foi obtido o diâmetro de todos os indivíduos.

Foram obtidas as alturas das 15 (quinze) primeiras árvores da unidade amostral e a altura das 4 (quatro) árvores dominantes. As demais alturas foram

calculadas a partir da relação hipsométrica que, segundo Finger (2006), esta relação é usada para fornecer as alturas de árvores que tiveram apenas o diâmetro medido a partir de uma pequena sub-amostra, e na determinação de alturas dominantes.

Para determinar o melhor modelo matemático que descreve a relação hipsométrica de uma população, devem-se avaliar alguns e selecionar o mais adequado segundo os critérios de seleção estatísticos utilizados e, bem como considerar, a facilidade na sua aplicação.

O modelo estatístico selecionado para a relação hipsométrica de *E. dunnii* e *E. urograndis* foi  $1/\sqrt{h-1,3} = \beta_0 + \beta_1/d + \epsilon$ , o qual apresentou 82,3% e 71,3% da variância explicada pela regressão, respectivamente.

### 3.2.3 Determinação do volume de madeira

Depois de estimadas as alturas realizou-se a estimativa de volume para cada espécie a partir dos dados de cubagem realizada em plantios da empresa para cada espécie, conforme mostra a Tabela 2.

Tabela 2 - Cubagens realizadas nas fazendas e material genético de cada espécie.

<b>Espécie</b>	<b>Nº cubagens</b>	<b>Fazenda</b>	<b>Material Genético</b>
<i>E. dunnii</i>	30	Chica Barbosa	Semente Rigesa
<i>E. urograndis</i>	30	Cabanha da Prata	3301

Para *E. dunnii*, o melhor modelo ajustado foi  $V = \beta_0 + \beta_1 \cdot d + \beta_2 \cdot d^2 + \beta_3 \cdot (d \cdot h) + \beta_4 \cdot (d^2 \cdot h) + \beta_5 \cdot h + \epsilon_i$ , explicando 99,5% da variância. Para *E. urograndis*, o melhor modelo ajustado foi o modelo de Spurr  $\text{Log}(v) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \log(d^2 \cdot h) + \epsilon_i$ , que explicou 98,3 % da variância encontrada.

### 3.3 Características do povoamento inventariado

As áreas dos plantios de *Eucalyptus* inventariadas são divididas em talhões com o objetivo de produzir árvores homogêneas dentro dos limites do

mesmo. Nestes, são implantadas mudas da mesma espécie e com a mesma idade, resultando em um povoamento comercial equiâneo. Em nenhum deles foram realizadas técnicas de manejo, como poda e desbastes.

Contudo, percebeu-se uma alta variabilidade nos dados amostrados. O que pode ser explicado, principalmente, pelos efeitos de sítio (solos, proximidade de banhados em alguns talhões, etc).

Para o *E. dunnii*, a produtividade encontrada variou de 87,8 m<sup>3</sup>/ha a 120,3 m<sup>3</sup>/ha aos três anos de idade e de 217,8 m<sup>3</sup>/ha a 325,8 m<sup>3</sup>/ha aos cinco anos. O incremento médio anual (IMA) variou de 29,3 m<sup>3</sup>/ha/ano a 40,1 m<sup>3</sup>/ha/ano aos três anos de idade e de 43,6 m<sup>3</sup>/ha/ano a 65,2 m<sup>3</sup>/ha/ano aos cinco anos de idade (Tabela 3).

Tabela 3– Volume por unidade amostral para *E. dunnii*, aos 3 e aos 5 anos de idade.

Unidade amostral	Espécie	V (m <sup>3</sup> /ha)	V (m <sup>3</sup> /ha)	IMA	IMA
		3 anos	5 anos	(m <sup>3</sup> /ha/ano) 3 anos	(m <sup>3</sup> /ha/ano) 5 anos
4		96,5	238,7	32,2	47,7
6		106,7	276,8	35,6	55,4
9		91,9	247,2	30,6	49,4
14		108,4	321,3	36,1	64,3
15		93,3	217,8	31,1	43,6
19		108,4	286,5	36,1	57,3
22		114,3	298,0	38,1	59,6
23		114,4	325,8	38,1	65,2
27		109,0	304,2	36,3	60,8
28		107,6	263,8	35,9	52,8
29	<i>E. dunnii</i>	111,4	319,7	37,1	63,9
33		116,5	304,9	38,8	61,0
34		108,7	293,3	36,2	58,7
35		99,7	255,9	33,2	51,2
36		120,3	291,3	40,1	58,3
37		87,8	235,6	29,3	47,1
39		93,3	240,1	31,1	48,0
40		119,0	304,1	39,7	60,8
41		102,5	253,2	34,2	50,6
42		105,1	234,9	35,0	47,0
43		105,5	246,4	35,2	49,3
44		117,7	307,6	39,2	61,5
45		102,6	235,2	34,2	47,0

Nota: V (Volume com casca em m<sup>3</sup>/ha).

Para o *E. urograndis*, a produtividade encontrada variou de 31,1 m<sup>3</sup>/ha a 48,0 m<sup>3</sup>/ha aos 2,2 anos de idade e de 172,0 m<sup>3</sup>/ha a 233,0 m<sup>3</sup>/ha aos 4,2 anos de idade. O incremento médio anual (IMA) variou de 14,1 m<sup>3</sup>/ha/ano a 21,8 m<sup>3</sup>/ha/ano aos 2,2 anos de idade e de 41,0 m<sup>3</sup>/ha/ano a 55,5 m<sup>3</sup>/ha/ano aos 4,2 anos de idade (Tabela 4).

Tabela 4 – Volume por unidade amostral para *E. urograndis*, aos 2,2 e 4,2 anos de idade.

Unidade amostral	Espécie	V (m <sup>3</sup> /ha)		IMA (m <sup>3</sup> /ha/ano)	
		2,2 anos	4,2 anos	2,2 anos	4,2 anos
1		34,6	184,2	15,7	43,9
2		31,1	172,0	14,1	41,0
5		35,8	194,2	16,3	46,2
7		36,5	195,7	16,6	46,6
10		41,9	233,0	19,0	55,5
12		43,9	224,0	20,0	53,3
16		43,6	221,3	19,8	52,7
17		34,5	224,5	15,7	53,5
18		45,5	220,7	20,7	52,5
20	<i>E. urograndis</i>	32,8	189,7	14,9	45,2
21		37,6	210,8	17,1	50,2
24		38,0	191,6	17,3	45,6
26		48,0	221,0	21,8	52,6
31		40,4	209,2	18,4	49,8
32		40,7	208,3	18,5	49,6
38		39,2	193,9	17,8	46,2
46		37,0	199,0	16,8	47,4
47		41,6	214,2	18,9	51,0
48		45,6	225,0	20,7	53,6

Nota: V (Volume com casca em m<sup>3</sup>/ha).

Em relação aos aspectos qualitativos levantados no inventário florestal, os povoamentos de *E. dunnii* apresentaram maior percentual de árvores mortas e falhas, totalizando 18,4% e 18,4% do total da área em hectares em 2009 e 2011, respectivamente, comparado a 8,2% e 10,3% do total da área para o povoamento de *E. urograndis*, em 2009 e 2011, respectivamente.



### 3.4 Imagens de Satélite

Foram utilizadas imagens do satélite Landsat 5, sensor TM, órbita-ponto 224/81 dos dias 25 de setembro de 2009 e 17 de outubro de 2011. Tanto em 2009 como em 2011 as imagens coincidem com o período em que foi realizado o inventário florestal (outubro de 2009 e novembro de 2011).

Ressalta-se que o critério inicial para escolha das imagens de satélite foi a disponibilidade de dados de média resolução espacial (melhor que 30 m) de forma gratuita disponível na data de interesse.

Das sete bandas espectrais existente no sensor TM, somente a banda seis não foi utilizada, por possuir resolução espacial diferente das demais.

#### 3.4.1 Correção geométrica

O georreferenciamento das imagens foi realizado com a finalidade de localizar espacialmente as Unidades Amostrais inventariadas sobre as imagens para que se pudessem relacionar os dados espectrais com os dados do inventário florestal.

Foi utilizado o software ENVI versão 4.5 para o georreferenciamento das imagens, utilizando como base uma imagem Geocover ortorretificada do site da NASA, referente ao programa *Global Land Cover Facility*, da Universidade de Maryland (GLCF, 2000). Neste processo, foram escolhidos pontos notáveis bem distribuídos na imagem, onde a função de mapeamento utilizada foi a de primeiro grau e reamostragem pelo método de interpolação bilinear.

#### 3.4.2 Conversão de nível digital para radiância espectral incidente ao sensor

Para que seja possível utilizar a imagem de satélite para a realização de cálculos, os valores de nível digital (ND) da imagem original foram transformados em valores de radiância no topo da atmosfera, que é um valor com significado físico.

Para fazer a transformação de ND em radiância, foi resolvida a equação para cada banda espectral (Equação 8, página 36), utilizando os parâmetros que são fornecidos (e atualizados) pela *United States Geological Survey* (USGS), os quais são expostos na Tabela 5. Assim, tem-se como saída valores de radiância em  $\text{watts/m}^2 \cdot \text{esterradiano} \cdot \text{mm}$  no topo da atmosfera (ou no sensor) nos intervalos correspondentes às bandas espectrais.

Tabela 5 - Parâmetros de calibração radiométrica do sensor TM/Landsat 5 com os intervalos espectrais, radiância mínima ( $L_{\min\lambda}$ ) e máxima ( $L_{\max\lambda}$ ) e irradiância solar exoatmosférica média ( $ESUN_{\lambda}$ ).

Banda	Intervalo espectral	Comprimento de onda central	Largura da banda	$L_{\min\lambda}$	$L_{\max\lambda}$	$ESUN_{\lambda}$
Unidades	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$	$\text{W/m}^2\text{sr}$	$\text{W/m}^2\text{sr}$	$\text{W/m}^2$
1	0,452– 0,518	0,485	0,07	-1,52	193	1957
2	0,528 -0,609	0,569	0,08	-2,84	365	1826
3	0,626 -0,693	0,660	0,06	-1,17	264	1554
4	0,776 -0,904	0,840	0,14	-1,51	221	1036
5	1,567 -1,784	1,676	0,20	-0,37	30,2	215
7	2,097 – 2,349	2,222	0,27	-0,15	16,5	80,67

Fonte: [landsat.usgs.gov/science\\_L5\\_cpf.php](http://landsat.usgs.gov/science_L5_cpf.php)

### 3.4.3 Conversão de radiância espectral incidente ao sensor para reflectância de superfície

Por se tratar de um modelo de correção atmosférica amplamente usado (GUANTER, 2006), empregou-se nessa pesquisa o modelo de correção atmosférico MODTRAN 4, o qual foi implementado no *aplicativo Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* (FLAASH) do programa Envi v.4.5.

Esse método provê meios acurados de compensação dos efeitos atmosféricos considerando a elevação, vapor d'água e aerossol (ADLER-GOLDEN et al., 1999).

Para garantir a eficiência da correção atmosférica pelo método MODTRAN, foi necessário fornecer parâmetros com dados reais das condições atmosféricas do dia em que a imagem de satélite foi capturada. Esses

parâmetros correspondem aos dados de coordenadas geográficas, altitude, elevação solar, data da passagem do satélite, horário de voo, intervalo das bandas espectrais e parâmetros de calibração. Alguns autores (ADLER-GOLDEN et al., 1999 e ZAKARIA, 2010) descrevem com maiores detalhes o funcionamento do FLAASH.

Além dos parâmetros da própria imagem, foram definidos os seguintes parâmetros de entrada no FLAASH:

- Atmospheric model: Mid-Latitude Summer;
- Aerosol model: Rural;
- Aerosol retrieval (utilizado para sensores hiperespectrais): None;
- Initial Visibility (km): 100.

Como resultado de saída obtiveram-se imagens reflectância de superfície (Fator de Reflectância Bidirecional de superfície) em cada banda espectral.

#### 3.4.4 Bandas espectrais e índices de vegetação

Após realizadas as correções necessárias para extração das informações, foram selecionados os pixels da imagem contendo a unidade amostral, aonde foi identificada a reflectância das seis bandas espectrais. As bandas espectrais foram utilizadas tanto individualmente como na forma de índices de vegetação para caracterizar espectralmente a floresta sob análise. Os índices de vegetação utilizados são expostos na Tabela 6.

O objetivo de escolher vários índices de vegetação, que consideram diferentes aspectos (solo e atmosfera, por exemplo), foi comparar seus desempenhos e suas sensibilidades e identificar uma explicação para possíveis diferenças entre eles.

Tabela 6 - Índices de Vegetação testados.

<b>Índice de Vegetação</b>	<b>Fórmula</b>	<b>Autor</b>
<b>SR</b>	$\frac{\rho_{IVP}}{\rho_V}$	Jordan (1969)
<b>NDVI</b>	$\frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V}$	Rouse et al. (1973)
<b>SAVI_0,5</b>	$\frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V + L} \times (1 + L)$	Huete et al. (1988)
<b>SAVI_0,25</b>	$\frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V + L} \times (1 + L)$	
<b>GNDVI</b>	$\frac{\rho_{IVP} - \rho_{Verde}}{\rho_{IVP} + \rho_{Verde}}$	Gitelson et al. (1996)
<b>MVI</b>	$\frac{\rho_{IVP} - \rho_{IFM}}{\rho_{IVP} + \rho_{IFM}}$	Souza e Ponzoni (1998)

Nota:  $\rho_{IVP}$  = Fator de Reflectância Bidirecional (FRB) no infravermelho próximo

$\rho_V$  = FRB no vermelho

$\rho_{IFM}$  = FRB no infravermelho médio

$\rho_{Verde}$  = FRB no verde

L = 0, 5 e 0,25 (Constante que minimiza o efeito do solo e pode variar de 0 a 1)

### 3.5 Delineamento estatístico

#### 3.5.1 Análise de Componentes Principais

Os atributos de resposta espectral e o volume de madeira foram representados por meio de suas respectivas médias e desvios-padrão para as duas espécies nos dois períodos de análise. Portanto, a análise foi realizada para quatro diferentes alvos, ou seja, a resposta da vegetação coincidente com a localização das 23 unidades amostrais de *E. dunnii* com idade de três e cinco anos e das 19 unidades amostrais de *E. urograndis* com idade de 2,2 e 4,2 anos.

A normalidade dos dados foi comprovada pelo teste Shapiro-Wilk e as diferenças entre os valores médios foram testadas com Anova de um fator seguido do teste t de Student que, segundo Bonini et al. (1972) é utilizado para

amostras com um número de elementos inferior a 30 ( $n < 30$ ). O nível de significância utilizado foi de 5%.

Para avaliar a relação entre as variáveis e as diferenças na resposta de grupos de bandas espectrais (comprimentos de onda distintos) nos plantios das duas espécies foi realizada uma análise exploratória de dados multivariados denominada análise de componentes principais (MANLY, 2005). Todas as variáveis foram padronizadas para média zero e variância um para permitir similares pesos durante a análise. Dois modelos foram gerados, o primeiro para os plantios no ano de 2009 e outro modelo para o ano de 2011. Foram utilizados nos modelos a matriz de covariância dos dados, não tendo sido utilizada nenhuma rotação ortogonal dos eixos para as duas primeiras componentes. A fim de avaliar a confiabilidade interna dos dados, foi realizado o teste de fidedignidade de Cronbach.

### 3.5.2 Análise discriminante

Para conduzir a análise discriminante foram realizados testes estatísticos preliminares para confirmar a sua utilização (Klecka, 1975; Brown and Wicker 2000; Huberty and Olejnik 2006): a existência de grupos mutualmente exclusivos (comprovados pela ACP); tamanho amostral satisfatório (de acordo com Hair et al., 2007, a razão entre os casos e variáveis pode estar 5:1 até 20:1); a escolha de variáveis que não são altamente correlacionadas (Testes de correlação de Pearson); normalidade dos dados (teste de Shapiro-Wilk) e a homogeneidade das matrizes de covariâncias (Teste M de Box). Após os testes descritos os dados foram padronizados para elaboração do modelo discriminante porque esse procedimento diminui o problema de escala de medição entre as variáveis preditivas (MANLY, 2005).

A matriz de dados final foi gerada com 84 casos e doze variáveis independentes. A seleção das variáveis dentro do modelo foi avaliada pelo teste Lambda de Wilk ( $\lambda$ ) e a estatística F. Quando o valor for próximo a 1 isso indica que a variável independente apresentou alto grau de variabilidade no grupo.

A fim de identificar um subconjunto útil de variáveis para concretizar a discriminação das espécies estudadas, foi empregado o método *Stepwise* para a seleção das variáveis independentes no modelo. Este método começa por determinar a variável para a qual a média é mais diferente e continua, passo a passo, a juntar a próxima melhor variável.

O critério do lambda de Wilks foi empregado para a identificar o ranking das variáveis independentes mais importantes e a estatística F para selecionar as variáveis que devem entrar ou não no modelo. A variável é incluída no modelo discriminante se o F ter nível de significância  $\leq 0,05$ , maior que esse valor a variável foi removida do modelo (BROWN E WICKER, 2000). A probabilidade de um caso pertencer a um determinado grupo foi calculada por meio do menor valor da distância de *Mahalanobis*, que representa a distância do caso em relação ao centróide do grupo no espaço multidimensional definido pelas medias dos vetores da matriz de covariância das variáveis preditoras. Para a realização da análise discriminante múltipla linear de Fisher foi utilizado o Software SPSS 13.0.

### 3.5.3 Análise de regressão

Com o intuito de encontrar equações que melhor estimassem o volume a partir de variáveis espectrais provenientes de imagens de satélite, se utilizou análise de regressão. Foram consideradas como variáveis independentes a reflectância das bandas espectrais (B1, B2, B3, B4, B5 e B7) e os índices de vegetação (NDVI, SR, SAVI\_0,5, SAVI\_0,25, MVI e GNDVI) e como dependente o volume de madeira observado.

A fim de investigar a relação entre os dados espectrais e o volume de madeira, foram plotados gráficos de dispersão entre o volume e as reflectâncias espectrais e entre volume e os índices de vegetação. Após, foram calculados os coeficientes de correlação linear de Pearson ( $r$ ) para este conjunto de dados. Como neste tipo de estudo são esperadas tanto relações lineares como não lineares, os valores de correlação linear entre o volume e as reflectâncias foram calculados de duas maneiras, tal como Ardö (1992) e Berra

(2013): 1) com as variáveis na forma natural e, 2) com o logaritmo natural das variáveis. O objetivo foi observar em quais conjuntos de variáveis e em que magnitude o logaritmo melhorou o coeficiente de determinação ( $R^2$ ). Além disso, as variáveis que apresentaram maior correlação foram transformadas, calculando-se a raiz quadrada, a raiz cúbica e o inverso das variáveis. Foram realizados testes de normalidade para as variáveis transformadas assim como para as originais.

O procedimento *stepwise* foi empregado para selecionar variáveis que melhor explicassem a variância dos dados.

A partir do ajuste dos dados, foi realizada a seleção dos melhores modelos matemáticos, com base nos seguintes critérios estatísticos: o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), o erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ ) e o valor da estatística F. Em seguida, foi realizada a análise gráfica dos resíduos para os melhores modelos matemáticos.

## 4 RESULTADOS

### 4.1 Análise de Componentes Principais

Uma análise exploratória dos dados permite identificar o comportamento de cada banda e índice espectral (Tabela 7). As bandas que apresentaram uma maior amplitude correspondem à do infravermelho próximo (B4), seguida do infravermelho médio (B5). A banda do azul (B1) apresentou a menor amplitude.

Já o coeficiente de variação (CV) foi maior para as bandas do azul (B1). Os plantios mais maduros (4,2 e 5 anos) apresentaram uma menor variabilidade comparada com plantios mais jovens (2,2 e 3 anos).

Tabela 7 - Estatísticas descritivas da reflectância espectral de superfície das bandas e índices de vegetação do sensor TM de um povoamentos de *Eucalyptus sp.*

	vcc(m <sup>3</sup> /ha)	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI	SR	SAVI-0.5	SAVI-0.25	MVI	GNDVI	
<i>E. dunnii</i> 3 anos	<b>Média</b>	106,12	0,0008	0,0133	0,0119	0,2969	0,0914	0,0315	0,9231	26,2155	0,5283	0,6373	0,5292	0,9140
	<b>Desvio padrão</b>	9,11	0,0017	0,0031	0,0028	0,0136	0,0056	0,0052	0,0169	6,0560	0,0164	0,0160	0,0221	0,0200
	<b>Mínimo</b>	87,85	-0,0022	0,0094	0,0065	0,2751	0,0798	0,0269	0,8847	16,3532	0,4965	0,6057	0,4927	0,8663
	<b>Máximo</b>	120,32	0,0042	0,0207	0,0184	0,3232	0,1059	0,0488	0,9545	42,9845	0,5569	0,6631	0,5594	0,9410
	<b>Amplitude</b>	32,47	0,0064	0,0113	0,0120	0,0482	0,0262	0,0219	0,0698	26,6313	0,0604	0,0574	0,0667	0,0747
	<b>CV (%)</b>	8,58	211,97	23,43	23,21	4,58	6,12	16,58	1,83	23,10	3,11	2,50	4,18	2,19
<i>E. dunnii</i> 5 anos	<b>Média</b>	274,02	0,0081	0,0179	0,0178	0,2333	0,0796	0,0275	0,8583	13,2128	0,4303	0,5374	0,4913	0,8578
	<b>Desvio padrão</b>	33,54	0,0014	0,0020	0,0016	0,0091	0,0050	0,0029	0,0120	1,1857	0,0127	0,0129	0,0174	0,0142
	<b>Mínimo</b>	217,77	0,0054	0,0150	0,0148	0,2188	0,0714	0,0220	0,8280	10,6279	0,4090	0,5153	0,4608	0,8226
	<b>Máximo</b>	325,82	0,0100	0,0214	0,0215	0,2552	0,0897	0,0332	0,8758	15,0976	0,4629	0,5705	0,5203	0,8745
	<b>Amplitude</b>	108,05	0,0046	0,0065	0,0067	0,0364	0,0184	0,0112	0,0478	4,4697	0,0539	0,0552	0,0595	0,0519
	<b>CV (%)</b>	12,24	17,66	11,39	8,98	3,90	6,23	10,63	1,40	8,97	2,96	2,41	3,55	1,65
<i>E. urograndis</i> 2,2 anos	<b>Média</b>	39,38	0,0013	0,0195	0,0147	0,3694	0,1060	0,0332	0,9235	26,3046	0,6006	0,6978	0,5518	0,9002
	<b>Desvio padrão</b>	4,67	0,0029	0,0038	0,0036	0,0345	0,0127	0,0104	0,0180	5,3368	0,0339	0,0292	0,0636	0,0161
	<b>Mínimo</b>	31,12	-0,0034	0,0128	0,0092	0,3156	0,0905	0,0227	0,8736	14,8263	0,5383	0,6359	0,3794	0,8530
	<b>Máximo</b>	47,95	0,0080	0,0260	0,0227	0,4278	0,1469	0,0677	0,9435	34,3924	0,6567	0,7448	0,6215	0,9228
	<b>Amplitude</b>	16,83	0,0114	0,0132	0,0135	0,1122	0,0564	0,0450	0,0699	19,5660	0,1184	0,1088	0,2421	0,0698
	<b>CV (%)</b>	11,85	230,03	19,52	24,71	9,33	11,98	31,46	1,94	20,29	5,65	4,19	11,53	1,79
<i>E. urograndis</i> 4,2 anos	<b>Média</b>	206,96	0,0085	0,0231	0,0177	0,3401	0,0857	0,0243	0,9009	19,3460	0,5632	0,6623	0,5966	0,8732
	<b>Desvio padrão</b>	16,78	0,0020	0,0037	0,0018	0,0216	0,0043	0,0033	0,0095	1,8597	0,0222	0,0193	0,0250	0,0145
	<b>Mínimo</b>	171,99	0,0043	0,0150	0,0135	0,3029	0,0764	0,0182	0,8773	15,2955	0,5161	0,6179	0,5383	0,8510
	<b>Máximo</b>	233,04	0,0130	0,0290	0,0201	0,3708	0,0960	0,0322	0,9163	22,9065	0,5928	0,6879	0,6196	0,9066
	<b>Amplitude</b>	61,05	0,0087	0,0141	0,0066	0,0679	0,0196	0,0140	0,0391	7,6110	0,0767	0,0701	0,0813	0,0556
	<b>CV (%)</b>	8,11	23,24	16,04	10,35	6,35	4,97	13,57	1,05	9,61	3,94	2,92	4,19	1,66

Com os valores médios das reflectâncias espectrais (Tabela 7), construiu-se o gráfico da Figura 12. Este apresenta o comportamento espectral



das unidades amostrais de *E. dunnii* e *E. urograndis* para as diferentes idades nas bandas do azul (B1), verde (B2), vermelho (B3), IVP (B4) e IVM (B5 e B7). A assinatura espectral simulada com os valores médios de reflectância indica que houve coerência na transformação de ND em reflectância, uma vez que a curva apresentou comportamento típico para uma vegetação verde e sadia: baixa reflectância no visível (maior absorção no azul e no vermelho decorrente de forte absorção dos pigmentos do grupo da clorofila), um aumento da reflectância no IVP e um novo decréscimo da reflectância no IVM. As quatro curvas apresentaram a mesma tendência (direção), com uma diferença mais acentuada de magnitude na banda do IVP (B4).

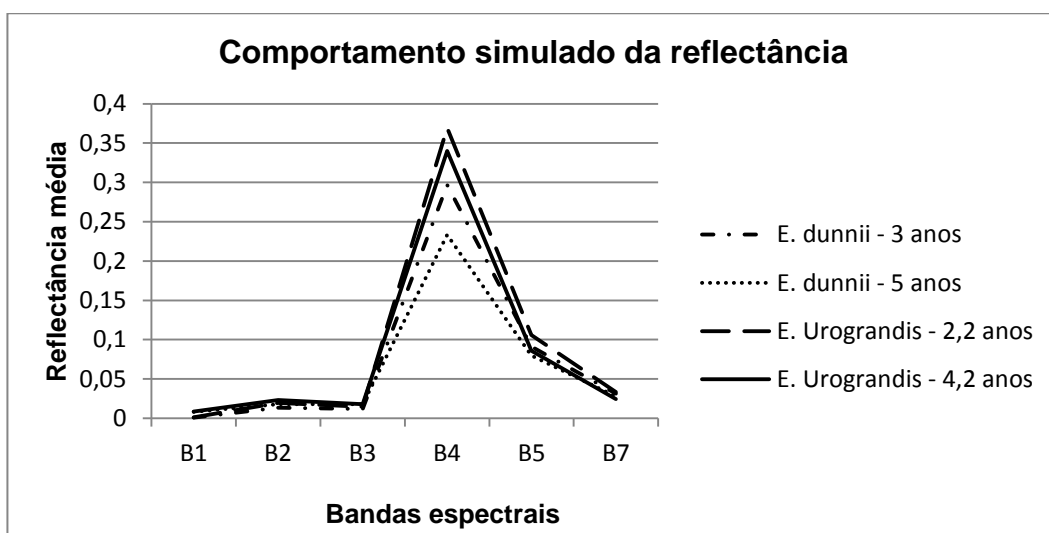


Figura 12 - Média da reflectância espectral de superfície em unidades amostrais de *E. dunnii* e *E. urograndis* para diferentes idades em seis bandas espectrais do sensor TM.

O teste de comparação de médias, teste t-Student, entre as duas espécies revelou que suas médias não diferiram para cinco variáveis (B1, B7, NDVI, SR, MVI) no ano de 2009 e duas variáveis (B1, B3) no ano de 2011. Para as demais variáveis houve diferença estatística entre as médias indicando o potencial de uso da reflectância espectral de imagens Landsat TM para diferenciação entre espécies de eucalipto.

Para a mesma espécie em diferentes anos (2009 e 2011) os valores médios de todas as variáveis demonstraram diferenças significativas quando

foram analisados (Tabela 8) revelando a eficácia das reflectâncias para identificar, além da espécie, as diferenças de idade.

Tabela 8 - Valores das médias, desvio padrão e significância dos testes de comparação de média e normalidade realizadas para as 12 variáveis (reflectâncias nas bandas espectrais e índices de vegetação).

Variáveis	Espécies	N	2009	2011	S-W 2009-2011
B1 ( $\lambda = 0,45-0,52 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,0012 $\pm$ 0,002 <sup>ab</sup>	0,0085 $\pm$ 0,0019 <sup>ab</sup>	0,321-0,942
	<i>E. dunnii</i>	23	0,0008 $\pm$ 0,001 <sup>ab</sup>	0,0081 $\pm$ 0,0014 <sup>ab</sup>	0,730-0,049
B2 ( $\lambda = 0,52 - 0,60 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,019 $\pm$ 0,0038 <sup>Ab</sup>	0,023 $\pm$ 0,0037 <sup>Ab</sup>	0,852-0,245
	<i>E. dunnii</i>	23	0,013 $\pm$ 0,003 <sup>ab</sup>	0,017 $\pm$ 0,0020 <sup>ab</sup>	0,035- <b>0,032</b>
B3 ( $\lambda = 0,63 - 0,69 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,014 $\pm$ 0,003 <sup>Ab</sup>	0,017 $\pm$ 0,0018 <sup>ab</sup>	0,161- <b>0,036</b>
	<i>E. dunnii</i>	23	0,011 $\pm$ 0,002 <sup>ab</sup>	0,017 $\pm$ 0,0015 <sup>ab</sup>	0,131-0,604
B4 ( $\lambda = 0,76 - 0,90 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,36 $\pm$ 0,034 <sup>Ab</sup>	0,34 $\pm$ 0,021 <sup>Ab</sup>	0,267-0,128
	<i>E. dunnii</i>	23	0,29 $\pm$ 0,013 <sup>ab</sup>	0,23 $\pm$ 0,0091 <sup>ab</sup>	0,763-0,624
B5 ( $\lambda = 1,55 - 1,75 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,10 $\pm$ 0,012 <sup>Ab</sup>	0,085 $\pm$ 0,0042 <sup>Ab</sup>	<b>0,004</b> -0,630
	<i>E. dunnii</i>	23	0,09 $\pm$ 0,005 <sup>ab</sup>	0,079 $\pm$ 0,0049 <sup>ab</sup>	0,848-0,800
B7 ( $\lambda = 2,08 - 2,35 \mu\text{m}$ )	<i>E. urograndis</i>	19	0,033 $\pm$ 0,010 <sup>ab</sup>	0,024 $\pm$ 0,0032 <sup>ab</sup>	<b>0,000</b> -0,583
	<i>E. dunnii</i>	23	0,031 $\pm$ 0,005 <sup>ab</sup>	0,027 $\pm$ 0,0029 <sup>Ab</sup>	<b>0,000</b> -0,359
NDVI	<i>E. urograndis</i>	19	0,92 $\pm$ 0,017 <sup>ab</sup>	0,90 $\pm$ 0,009 <sup>Ab</sup>	<b>0,013</b> -0,089
	<i>E. dunnii</i>	23	0,92 $\pm$ 0,016 <sup>ab</sup>	0,85 $\pm$ 0,011 <sup>ab</sup>	0,160-0,264
SR	<i>E. urograndis</i>	19	26,30 $\pm$ 5,33 <sup>ab</sup>	19,34 $\pm$ 01,85 <sup>Ab</sup>	0,694-0,320
	<i>E. dunnii</i>	23	26,21 $\pm$ 6,05 <sup>ab</sup>	13,21 $\pm$ 01,18 <sup>ab</sup>	0,097-0,300
SAVI_0,5	<i>E. urograndis</i>	19	0,60 $\pm$ 0,033 <sup>Ab</sup>	0,56 $\pm$ 0,022 <sup>Ab</sup>	0,354-0,155
	<i>E. dunnii</i>	23	0,52 $\pm$ 0,016 <sup>ab</sup>	0,43 $\pm$ 0,012 <sup>ab</sup>	0,935-0,739
SAVI_0,25	<i>E. urograndis</i>	19	0,69 $\pm$ 0,029 <sup>Ab</sup>	0,66 $\pm$ 0,019 <sup>Ab</sup>	0,500-0,150
	<i>E. dunnii</i>	23	0,63 $\pm$ 0,015 <sup>ab</sup>	0,53 $\pm$ 0,012 <sup>ab</sup>	0,771-0,752
MVI	<i>E. urograndis</i>	19	0,55 $\pm$ 0,063 <sup>ab</sup>	0,59 $\pm$ 0,025 <sup>Ab</sup>	<b>0,002</b> - <b>0,004</b>
	<i>E. dunnii</i>	23	0,52 $\pm$ 0,022 <sup>ab</sup>	0,49 $\pm$ 0,017 <sup>ab</sup>	<b>0,046</b> -0,542
GNDVI	<i>E. urograndis</i>	19	0,90 $\pm$ 0,016 <sup>ab</sup>	0,87 $\pm$ 0,014 <sup>Ab</sup>	<b>0,033</b> -0,390
	<i>E. dunnii</i>	23	0,91 $\pm$ 0,019 <sup>Ab</sup>	0,85 $\pm$ 0,014 <sup>ab</sup>	<b>0,044</b> -0,058

Nota: *E. urograndis* (19 unidades amostrais), *E. dunnii* (23 unidades amostrais). Letras minúsculas entre as duas espécies na vertical (a) ou entre a mesma espécie na horizontal (b) significam que os dados não indicaram diferenças de médias para os testes t-Student para amostras independentes ou dependentes, respectivamente. A normalidade dos dados foi aceita quando  $p > 0,05$  pelo teste de Shapiro-Wilk (S-W).

O emprego da análise multivariada, por meio dos componentes principais (ACP), apresentou elevados valores de variância explicada pelos modelos (as duas primeiras componentes explicaram uma variância total maior que 70%). Os valores para o coeficiente alfa de fidedignidade de Cronbach, nos dois primeiros componentes dos modelos gerados, foram superiores a 0,8, apontando alta confiabilidade interna dos dados ou seja, alta correlação média entre as variáveis, conforme mostra Tabela 9.

Tabela 9 - Componentes principais gerados pelos modelos (2009 e 2011) seguido de seus valores de Alfa de Cronbach, autovalores e suas respectivas porcentagens de variância explicada.

Anos	Componentes	Alfa de Cronbach	Autovalores	% da Variância
2009	1	0,885	5,302	44,731
	2	0,829	4,159	34,655
	<b>Total</b>	<b>0,976</b>	<b>9,460</b>	<b>78,836</b>
2011	1	0,937	7,087	59,061
	2	0,674	2,615	21,789
	<b>Total</b>	<b>0,978</b>	<b>9,702</b>	<b>80,850</b>

A importância relativa ou a influência de cada variável do estudo sobre os componentes foi dada pelas cargas dos componentes nos dois modelos (Tabela 10). Os valores mais significativos em cada componente estão em negrito.

Considerando que as variáveis mais importantes são as de maiores pesos e que o sinal dos pesos indica se a correlação é positiva ou negativa tem-se que: para o ano de 2009, as variáveis B2, B3, GNDVI, B4, B5 e B1, são, em ordem decrescente, as mais significativas. Diferente do encontrado para o ano de 2011 em que os valores mais significativos aparecem para SAVI\_0,25, SAVI\_0,5, B4, SR, MVI, NDVI e B2, em ordem decrescente.

Muitas das unidades amostrais que representaram os dois plantios (*Eucalyptus urograndis* e *Eucalyptus dunnii*) foram agrupadas separadamente nos dois mapas bidimensionais dos modelos. As unidades amostrais com *Eucalyptus urograndis* predominaram na porção positiva do eixo (unidades amostrais de número 1 a 19) e *Eucalyptus dunnii* distribuídos na porção

negativa do eixo (unidades amostrais de número 20 a 42) da componente 1 (que explica a maior variabilidade do modelo) (Figura 13).

Tabela 10 - Pesos das 12 variáveis nas duas primeiras componentes principais nos dois anos de estudo.

Variáveis	Componentes			
	2009		2011	
	1	2	1	2
B1	<b>0,568</b>	-0,126	0,124	<b>0,716</b>
B2	<b>0,945</b>	0,134	<b>0,703</b>	0,620
B3	<b>0,896</b>	-0,263	-0,121	<b>0,837</b>
B4	<b>0,705</b>	0,682	<b>0,988</b>	0,077
B5	<b>0,695</b>	-0,101	0,583	0,540
B7	0,352	<b>-0,721</b>	-0,577	0,356
NDVI	-0,621	<b>0,712</b>	<b>0,939</b>	-0,267
SR	-0,575	<b>0,768</b>	<b>0,974</b>	-0,138
SAVI_0,5	0,657	<b>0,730</b>	<b>0,990</b>	0,060
SAVI_0,25	0,626	<b>0,750</b>	<b>0,991</b>	0,037
MVI	0,346	<b>0,816</b>	<b>0,974</b>	-0,031
GNDVI	<b>-0,721</b>	0,451	0,414	<b>-0,705</b>

Os valores positivos e negativos das cargas dos componentes na tabela anterior definiram sua localização nos mapas. Os mapas também complementam as correlações dos autovetores com as unidades amostrais onde três variáveis (NDVI, GNDVI, e SR) estariam mais correlacionadas com *E. dunnii* e as demais variáveis com *E. urograndis* no ano de 2009 (Figura 13A). No ano de 2011, apenas B7 e B3 estiveram correlacionadas com as unidades amostrais de *E. dunnii*, as demais foram correlacionadas com *E. urograndis* (Figura 13B).

A ACP revelou características importantes da resposta espectral das duas espécies nos dois diferentes anos de análise. Em 2009, na primeira componente principal (CP1), as variáveis com escores positivos que se correlacionaram junto às unidades amostrais de *E. urograndis* foram as mesmas que apresentaram maiores valores de média para essa mesma

espécie em relação ao *E. dunnii* (ver Tabela 7). Assim, pode-se concluir que em 2009, o *E. urograndis* apresentou uma resposta espectral com maior correlação com as bandas B2, B3, B4, B5, SAVI\_0,25 e SAVI\_0,50 sendo que *E. dunnii* apresentou menor correlação com essas bandas.

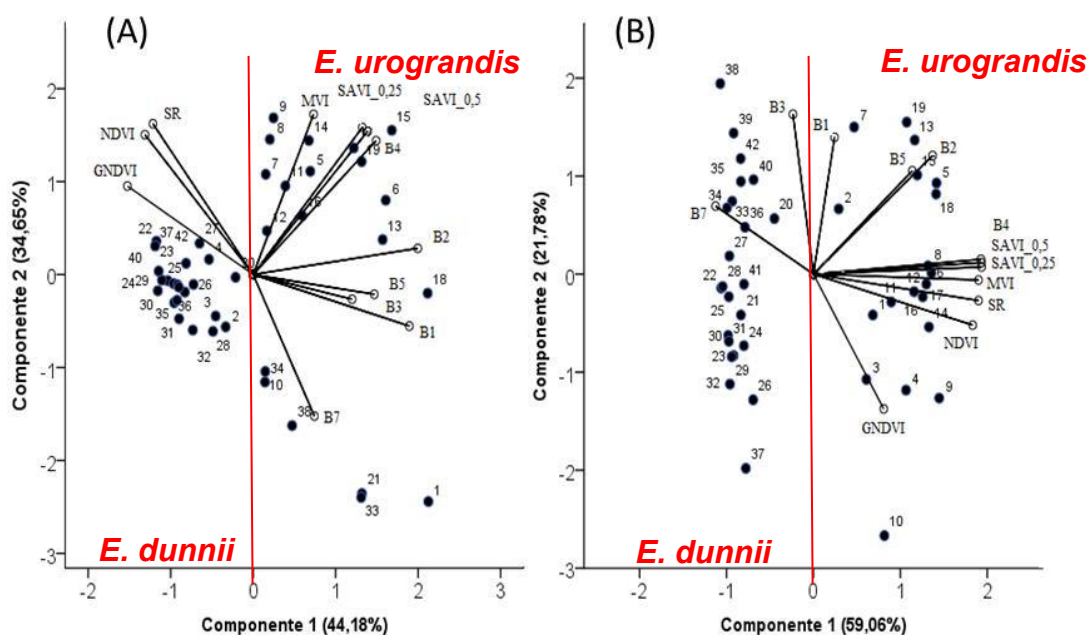


Figura 13 - Mapas bidimensionais dos modelos de componentes principais para os anos de 2009 (A) e 2011 (B). Unidades amostrais 1 a 19: *E. urograndis*, unidades amostrais 20 a 42: *E. dunnii*.

Em 2011, o modelo revelou outro padrão de correlação das variáveis com as unidades amostrais onde B1, B4, NDVI, SR, SAVI\_0,25 e SAVI\_0,50 apresentaram forte correlação com *E. urograndis*, que também foram as mesmas que apresentaram maiores valores de média para essa mesma espécie em relação ao *E. dunnii* (ver Tabela 7). Essas mesmas variáveis demonstraram-se como boas descritoras para caracterização dessa espécie em campo ou podem ser utilizadas para distinguir *E. urograndis* de *E. dunnii*.

As correlações entre as respostas espectrais das espécies nos dois anos revelaram que o comportamento espectral para cada banda ou índice de vegetação pode sofrer mudanças ao longo do tempo. Assim, a idade do povoamento passa a ser um importante parâmetro para estimativa de variáveis biofísicas.

## 4.2 Análise discriminante

O teste de homogeneidade das matrizes de variância-covariância (Tabela 11) foi atendido. O teste  $M$  de Box determinou que as matrizes de covariâncias não são iguais ( $M = 698,808$ ;  $F = 6,17$ ;  $P \ll 0,01$ ).

O método Stepwise selecionou sete das 12 variáveis inseridas inicialmente no modelo discriminante. Os atributos estruturais com melhor poder de discriminação (em ordem de importância) foram: SAVI\_0,25, SAVI\_0,5, B5, MVI, B7, B1 e B3 (Tabela 11).

A combinação linear dessas variáveis gerou três funções discriminantes ( $\lambda$ ) para separação dos quatro grupos, sendo que as duas primeiras funções apresentaram as maiores porcentagens da variância explicada pelas variáveis dependentes (Variação<sub>FD1</sub> = 74,3% e Variação<sub>FD2</sub> = 18,8%). As duas primeiras funções discriminantes também apresentaram os maiores valores de correlação canônica ( $CC > 0,90$ ).

Esses elevados autovalores e respectivas porcentagens de variação explicada e correlação canônica indicam um elevado poder discriminatório da função discriminante e a importância das variáveis selecionadas pelo modelo na separação dos grupos (BROWN e WICKER, 2000, HUBERTY e OLEJNIK, 2006).

Os resultados dos coeficientes representam uma prévia associação entre a variável e uma determinada função discriminante, sendo aqueles com maiores valores as que contribuem mais para o poder discriminatório dos grupos (KLECKA 1975, BROWN e WICKER 2000, MANLY 2005).

Os resultados demonstraram que três variáveis tiveram maior grau de contribuição na FD1 (SAVI\_0,25, SAVI\_0,5 e B5) e, portanto, essas representaram o maior poder discriminatório na separação dos grupos. Duas variáveis tiveram maior peso na FD2 (B7 e MVI), que podem ser consideradas com médio poder discriminatório do modelo e duas variáveis tiveram maiores pesos na FD 3 (B3 e B1) que representam as variáveis com menores capacidades de discriminação dos grupos (Tabela 11).

Tabela 11 - Sumario do modelo da análise discriminante de Fisher.

	Funções		
	1	2	3
Autovalores	24,52	6,20	2,27
% de variância	74,3	18,8	6,9
Variância	74,3	93,1	100,0
Correlação	0,98	0,928	0,833
Teste M de Box	698,808		
Prob. do teste F	<0,001		

Variáveis predictoras	Funções Discriminantes		
	1	2	3
Zscore: SAVI_0,25	<b>0,616</b>	0,170	0,331
Zscore: SAVI_0,5	<b>0,578</b>	0,173	0,420
Zscore (B5)	<b>0,233</b>	-0,231	0,190
Zscore (MVI)	0,148	<b>0,305</b>	0,182
Zscore B7)	0,059	<b>-0,191</b>	-0,074
Zscore (B1)	-0,260	0,429	<b>0,491</b>
Zscore (B3)	-0,119	0,165	<b>0,465</b>

Embora estes coeficientes indiquem as variáveis que mais contribuem para o poder discriminatório dos grupos, eles não nos dizem entre que grupos as respectivas funções discriminam. Essa interpretação é obtida a partir de uma representação gráfica apresentada na Figura 14.

No mapa bi-dimensional os casos foram representados por pontos cujas coordenadas são dadas pelos valores das  $p$  variáveis para esse mesmo indivíduo. Por meio dessa análise verificou-se a localização espacial de cada unidade amostral dentro dos plantios (plantios representado pelo valor do seu centróide e dos 19 (*E. urograndis*) ou 23 (*E. dunnii*) escores das funções discriminantes em cada unidade amostral) no eixo das duas primeiras funções discriminantes (Figura 14). A localização dos centróides dos grupos bem distantes entre si representam as diferenças entre grupos quanto ao conjunto de suas variáveis predictoras e os escores dos casos próximos ao centróide de cada grupo representou pouca variabilidade de dados existentes dentro das variáveis discriminatórias (HUBERTY e OLEJNIK, 2006).

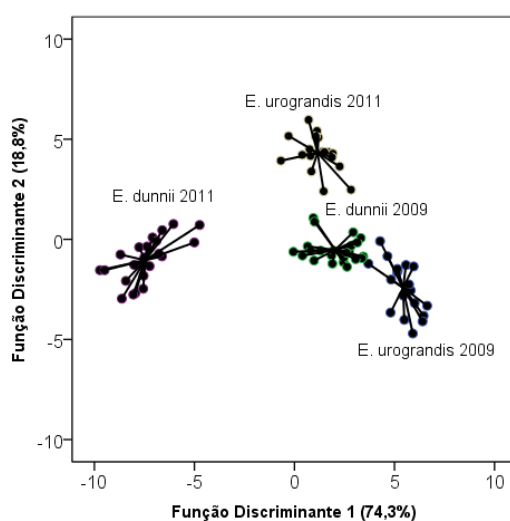


Figura 14 - Mapa bidimensional com todos os 84 casos em seus respectivos grupos centróides ao longo das duas primeiras funções discriminantes.

As funções de classificação podem ser utilizadas para determinar a que grupo cada caso pertence. O modelo discriminante gerado demonstrou que as funções classificaram 100% dos casos em seus grupos preditos (Tabela 12). Os dados obtidos dentro de cada unidade amostral expressam exatamente a característica de seu grupo de origem, revelando que as variáveis obtidas representaram fortes similaridades entre si e foram boas predictoras para distinguir os plantios.

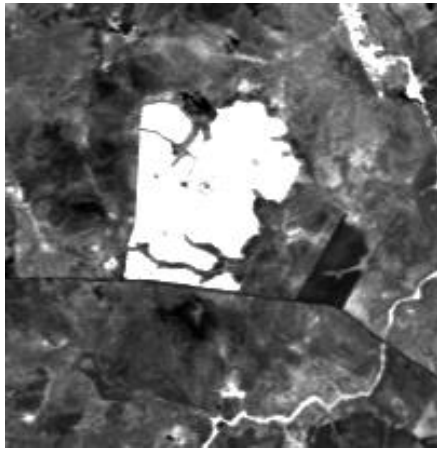
Uma análise visual das imagens geradas a partir dos índices de vegetação testados nos permite confirmar o poder discriminatório das variáveis SAVI\_0,25 e SAVI\_0,5, conforme mostra a Figura 15.

Tabela 12 - Porcentagens de casos classificados corretamente pelo modelo discriminante de Fisher.

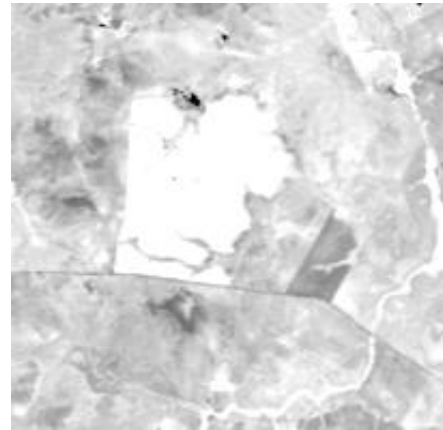
Grupos	<i>E. urograndis</i>	<i>E. dunnii</i>	<i>E. urograndis</i>	<i>E. dunnii</i>	Total
<i>E. urograndis</i>	19	0	0	0	1
<i>E. dunnii</i>	0	23	0	0	2
<i>E. urograndis</i>	0	0	19	0	1
<i>E. dunnii</i>	0	0	0	23	2

100% dos casos foram classificados corretamente.

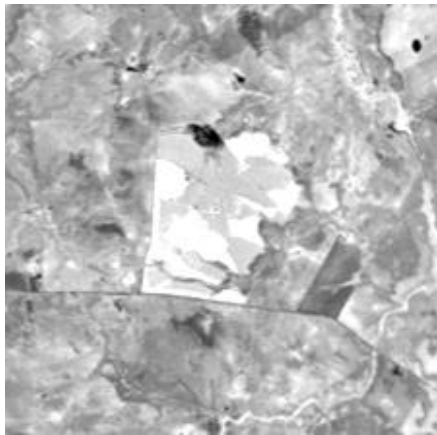




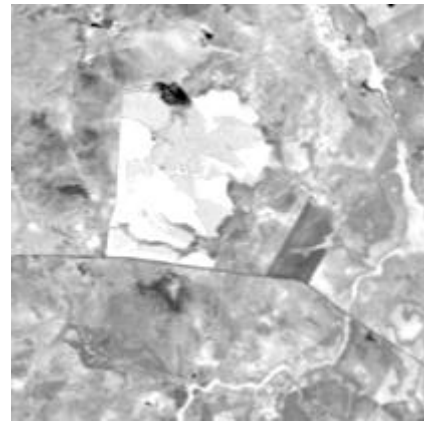
(A) Imagem gerada pelo índice SR.



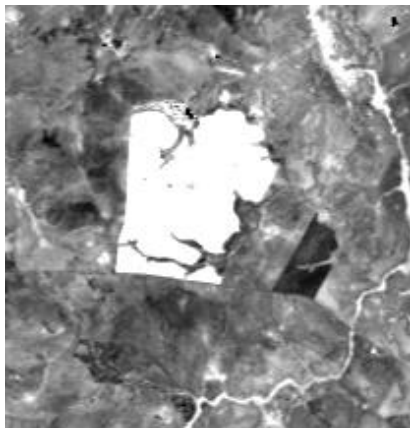
(B) Imagem gerada pelo índice NDVI.



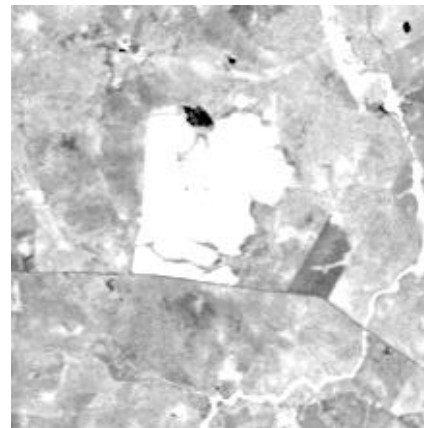
(C) Imagem gerada pelo índice SAVI\_0,5.



(D) Imagem gerada pelo índice SAVI\_0,25.



(E) Imagem gerada pelo índice MVI.



(F) Imagem gerada pelo índice GNDVI.

Figura 15 – Imagens geradas pelos índices de vegetação para a área de estudo.

### 4.3 Relação entre o volume de madeira e bandas espectrais

Em estudos realizados por Ripple et al. (1991), Ardö (1992) e Berra (2013), foram observados comportamentos não lineares (mais especificamente curvilíneo ou log-linear) entre variáveis florestais de coníferas e as derivadas de imagens de satélite, sendo usual aplicar logaritmo nas variáveis para analisá-las por técnicas lineares e melhorar os resultados.

Em vista disso, foi testada a correlação linear entre o volume e as variáveis espectrais em dois formatos: 1) com as variáveis na forma natural e, 2) com o logaritmo natural das variáveis. Assim, pode-se observar na Tabela 13, em quais conjuntos de variáveis e em que magnitude o logaritmo aumentou o coeficiente de correlação linear de Pearson ( $r$ ) para povoamentos de *E. dunnii* e *E. urograndis*.

Tabela 13 - Coeficientes de correlação linear de Pearson entre o volume de madeira  $V$  ( $m^3/ha$ ) de *E. dunnii* e *E. urograndis* e a reflectância das bandas espectrais para as diferentes idades.

Variável	<i>E. dunnii</i>	<i>E. dunnii</i>	<i>E.</i>	<i>E.</i>
	(3 anos)	(5 anos)	<i>urograndis</i>	<i>urograndis</i>
	$V(m^3/ha)$	$V(m^3/ha)$	$V(m^3/ha)$	$V(m^3/ha)$
B1	-0,032	-0,295	0,096	<b>0,511*</b>
B2	0,210	<b>-0,555**</b>	0,408	<b>0,673**</b>
B3	-0,058	-0,311	0,249	0,379
B4	-0,320	<b>-0,514*</b>	<b>0,725**</b>	<b>0,648**</b>
B5	-0,293	<b>-0,458*</b>	-0,394	-0,060
B7	-0,245	<b>-0,505*</b>	-0,455	<b>-0,457*</b>
	Ln(V)	Ln(V)	Ln(V)	Ln(V)
Ln (B1)	0,354	-0,303	0,353	0,445
Ln (B2)	0,258	<b>-0,545**</b>	<b>0,472*</b>	<b>0,667**</b>
Ln (B3)	-0,043	-0,299	0,273	0,374
Ln (B4)	-0,313	<b>-0,524*</b>	<b>0,749**</b>	<b>0,658**</b>
Ln (B5)	-0,291	<b>-0,450*</b>	-0,406	-0,055
Ln (B7)	-0,270	<b>-0,504*</b>	<b>-0,471*</b>	-0,450

Nota: \* Correlação significativa ao nível de confiança de 95%.

\*\* Correlação significativa ao nível de confiança de 99%.

De acordo com a Tabela 13 observa-se que não houve correlação significativa para todas as variáveis testadas. Para o povoamento de *E. dunnii* aos 3 anos nenhuma correlação foi significativa. Observa-se ainda que, a

correlação entre o volume e as variáveis espectrais pode ser negativa ou positiva, de acordo com a espécie e idade em questão. Segundo Jensen (2009), no geral o comportamento espectral relacionado com a biomassa de plantas apresenta tendências: uma relação direta com as bandas do IVP e relação inversa com as demais bandas. Berra (2013) relacionado o volume com plantios de Pinus também encontrou essa tendência.

Para ilustrar melhor o comportamento dos pares de dados compostos pelo volume de madeira e as variáveis espectrais, foram elaborados gráficos de dispersão para aquelas variáveis em que a correlação com o volume foi significativa. Em cada gráfico de dispersão foi ajustada uma equação de regressão linear ou curvilínea (potência), conforme melhor ajuste encontrado. (Figuras 16, 17 e 18). Os ajustes com dados de *E. dunnii* produziram valores de  $R^2$  menores que aos ajustes com *E. urograndis*.

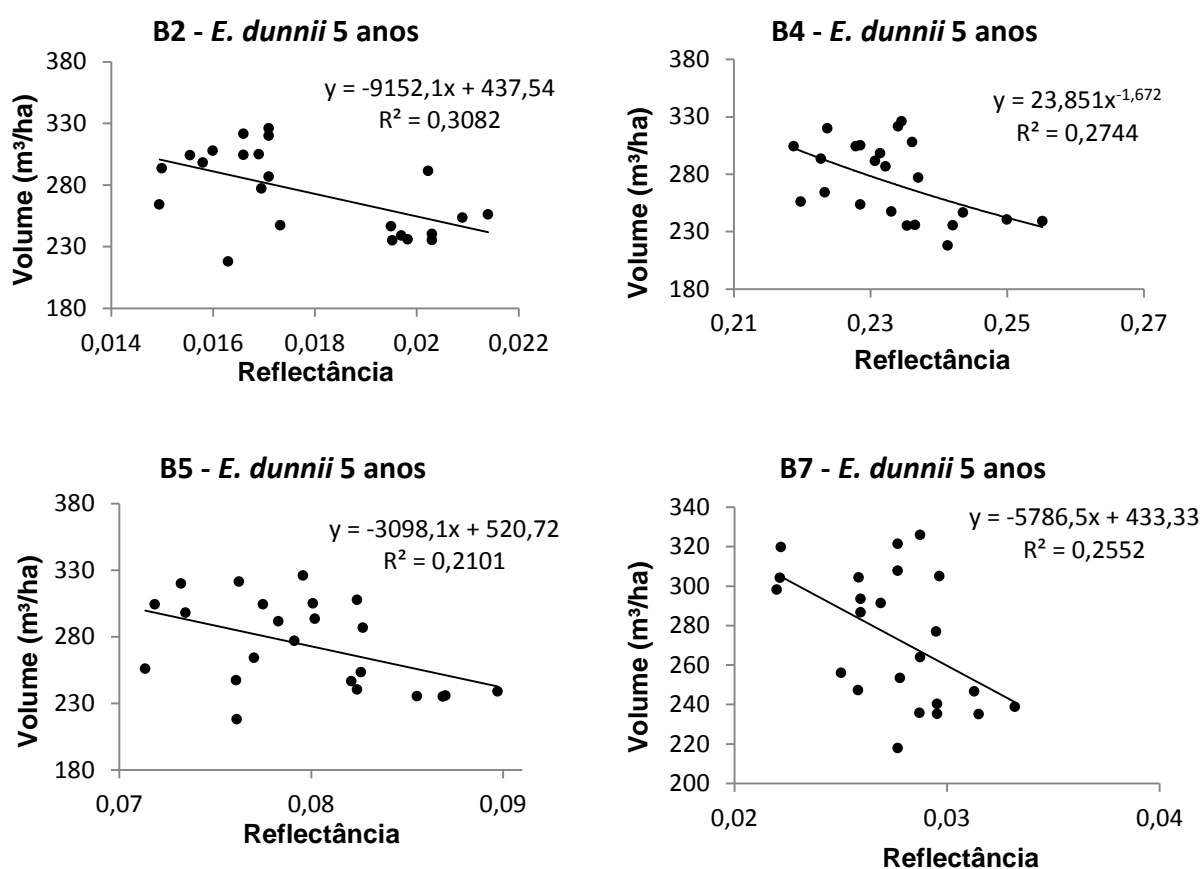


Figura 16 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais das bandas e o volume de madeira para o povoamento de *E. dunnii* com 5 anos de idade.

Para o plantio de *E. dunnii* aos cinco anos de idade, todas as bandas com correlação significativa com o volume (B2, B4, B5, B7) apresentaram relação inversa, ou seja, conforme aumenta o volume, diminui a reflectância.

Esse comportamento difere do encontrado para *E. urograndis* aos 2,2 anos, em que a única banda com correlação positiva com o volume (B4) apresentou relação direta, concordando com o resultado encontrado por Jensen (2009) e Berra (2013).

Em estudos realizados em florestas de coníferas, autores como RIPPLE et al., 1991; ARDO, 1992; BERRA, 2013, observaram que, com exceção da banda 4, as bandas do Landsat TM mostram uma correlação negativa com o volume de madeira e com os parâmetros relacionados com este volume.

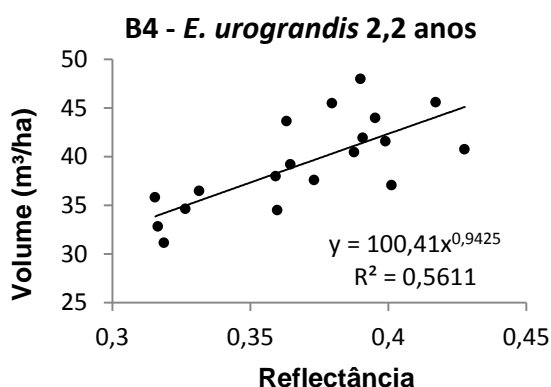


Figura 17 - Gráfico de dispersão entre as reflectâncias espectrais da banda B4 e o volume de madeira para o povoamento de *E. urograndis* com 2,2 anos de idade.

Wink et al (2012) observaram que o índice de abrangência (IA), razão entre o diâmetro de copa e a altura total da árvore, diminuiu em povoamentos de *Eucalyptus* sp. com 44 meses de idade quando comparado ao povoamento com 24 meses. Assim como o índice de saliência (IS), relação entre o diâmetro de copa e o DAP, que também diminuiu com o aumento da idade dos povoamentos. Isso comprova que o crescimento em volume não é uma relação direta com o aumento da copa e conseqüentemente, com a quantidade de folhas verdes. Esse comportamento modifica a intensidade dos sinais recebidos pelo sensor da seguinte maneira (Figura 18): nas bandas do visível

(B1 e B2) para *E. urograndis* com 4,2 anos de idade, o aumento do volume acarretou em um aumento na reflectância, a qual segundo Myers (1970); Gates (1970) e Woolley (1971) pode ser atribuída a menor absorção da radiação visível pelos pigmentos foliares.

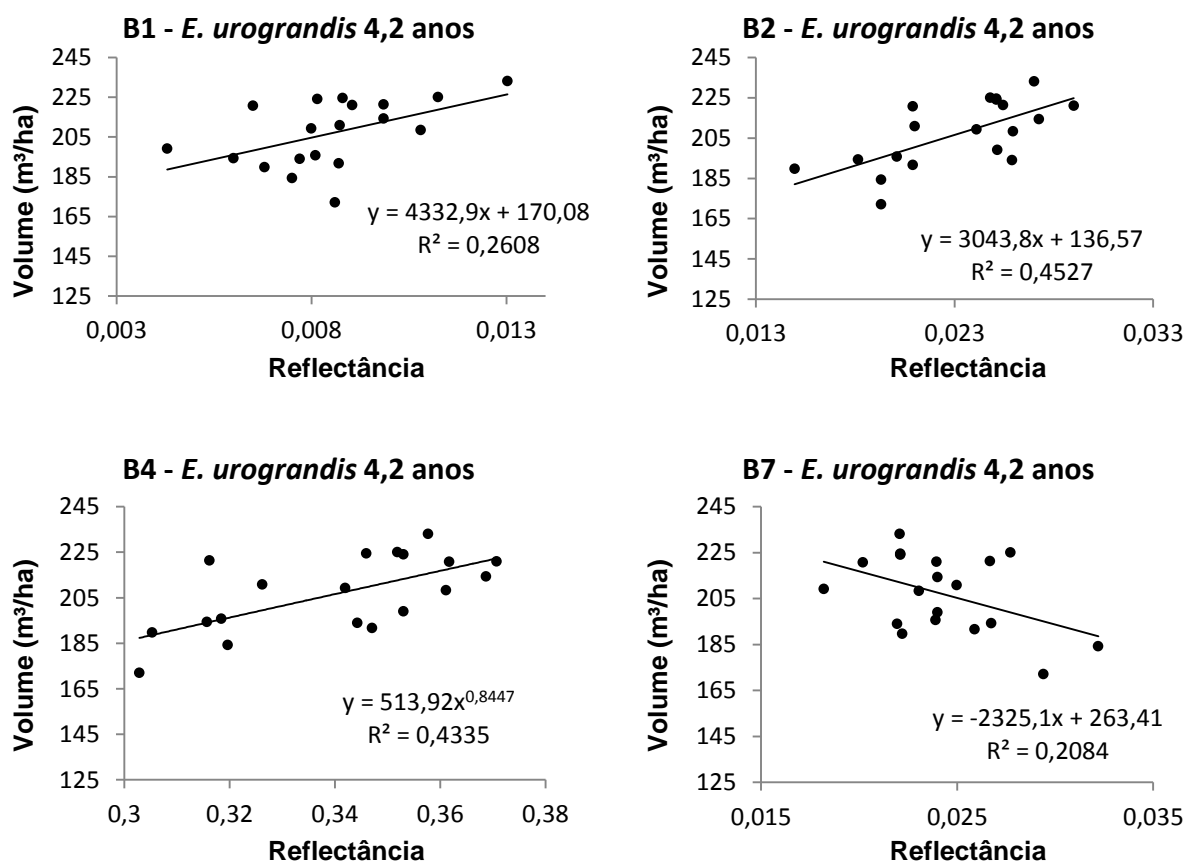


Figura 18 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais das bandas e o volume de madeira para o povoamento de *E. urograndis* com 4,2 anos de idade.

Em trabalhos de associação entre dados florestais de campo e imagens de satélite, as relações para o IVP podem ser variadas (FRANKLIN, 1986; PETERSON et al., 1987; SPANNER et al., 1990; PUHR e DONOGHUE, 2000). Os trabalhos que reportam relação inversa entre a banda do IVP e as variáveis florestais atribuem essa relação, principalmente, a presença de sub-bosque e/ou sombreamento (TROTTER et al., 1997; RIPPLE et al., 1991; PUHR e

DONOGHUE, 2000). Spanner et al. (1990) observaram forte relação linear positiva entre IAF e a radiância da banda TM 4 somente nos povoamentos onde tinha pouca ou nenhuma contribuição do sub-bosque. No presente trabalho, foi encontrada uma relação direta entre o IVP e volume de madeira para as duas idades de *E. urograndis* (Figuras 17 e 18), e uma relação inversa para o *E. dunnii*.

Aqui, cabe ressaltar o diferente comportamento das espécies no campo. Por se tratar de um plantio provindo de sementes, o *E. dunnii* apresenta muito mais falhas e árvores mortas quando comparado ao plantio de *E. urograndis*, provindo de clones e portanto, mais homogêneo, conforme observado por Goergen (2011). Isso interfere no efeito das sombras e a mistura espectral com o sub-bosque, pois quando a cobertura vegetal é incompleta, o sinal espectral mais forte é do brilho do solo ou sub-bosque, modificado pela quantidade de vegetação cobrindo ele (FRANKLIN, 1986).

Berra (2013) observou que em povoamentos jovens de Pinus, como não tem sub-bosque, apenas serapilheira, tende a ocorrer um grande contraste entre o brilho da copa das árvores e o da serapilheira. Este fato pode ser bastante positivo, uma vez que, as diferenças nas respostas espectrais do dossel nas diferentes idades devem ser devidas ao aumento do fechamento das copas (aumento da cobertura verde ou da porção vegetação).

Além disso, outro fator que pode ter influenciado na baixa correlação entre o volume e a reflectância para *E. dunnii*, pode estar relacionado ao erro na estimativa de volume para essa espécie, já que a equação utilizada para estimativa foi obtida a partir de cubagens realizadas em outro sítio (Tabela 2).

Trotter et al. (1997), Orué (2002) e Berra (2013) encontraram a reflectância no infravermelho próximo como sendo a melhor correlacionada com o volume. Phur e Donoghue (2000), não encontraram correlação dessa banda com os parâmetros florestais e sugerem que os resultados variam com as áreas de estudo.

No presente trabalho, isso só foi observado para o povoamento de *E. urograndis* com 2,2 anos de idade. Para *E. dunnii* aos cinco anos e *E. urograndis* aos 4,2 anos, a maior correlação entre bandas e volume ocorreu com B2 (-0,555 e 0,673, respectivamente).

Ardo (1992) ainda acrescenta que as sombras provavelmente têm uma função importante na resposta da modificação no volume em todas as bandas. É tão importante quanto o conteúdo de água do dossel, na determinação da resposta no infravermelho médio. Muitos estudos têm identificado a região do infravermelho médio como a mais sensível às modificações no volume da madeira, sendo a reflectância nesta faixa diretamente relacionada com a densidade do dossel (HORLER e AHERN, 1986; ARDO, 1992).

#### **4.4 Relação entre o volume de madeira e os índices de vegetação**

Existe uma tendência entre variáveis biofísicas florestais e índices de vegetação encontrada por diversos autores (TUCKER, 1979; PETERSON et al., 1986; GONÇALVES et al., 2010; FERNANDES et al., 2011; BERRA et al., 2012) em que um aumento do volume de madeira em uma floresta plantada jovem, aumenta os valores dos índices de vegetação. É possível notar esse comportamento para *E. urograndis* aos 2,2 anos de idade. Para os demais povoamentos, *E. dunnii* aos 5 anos e *E. urograndis* aos 4,2 anos nem todos os índices apresentaram este comportamento, conforme apresenta Tabela 14.

Assim como para as bandas espectrais, a correlação linear entre o volume e os índices de vegetação em dois formatos foi testada com as variáveis na forma natural e com o logaritmo natural das variáveis. Assim, pode-se observar na Tabela 14, em quais conjuntos de variáveis e em que magnitude o logaritmo aumentou o coeficiente de correlação linear de Pearson ( $r$ ) para povoamentos de *E. dunnii* e *E. urograndis*.

Bernardes (1996), analisando imagens NDVI e SAVI em área de floresta tropical primária e vegetação secundária com variáveis biofísicas, biomassa e área basal, encontrou elevada correlação com o SAVI, o mesmo não ocorrendo com o NDVI.

Tabela 14 - Coeficientes de correlação linear de Pearson entre o volume de madeira V(m<sup>3</sup>/ha) de *E. dunnii* e *E. urograndis* e a reflectância dos índices de vegetação para as diferentes idades.

Variável	<i>E. dunnii</i>	<i>E. dunnii</i>	<i>E.</i>	<i>E.</i>
	(3 anos)	(5 anos)	<i>urograndis</i>	<i>urograndis</i>
	V(m <sup>3</sup> /ha)	V(m <sup>3</sup> /ha)	V(m <sup>3</sup> /ha)	V(m <sup>3</sup> /ha)
NDVI	-0,003	0,096	0,042	0,026
SR	0,007	0,071	-0,03	-0,041
SAVI_0,5	-0,298	<b>-0,418*</b>	<b>0,702**</b>	<b>0,622**</b>
SAVI_0,25	-0,270	-0,369	<b>0,672**</b>	<b>0,599**</b>
MVI	0,059	0,183	<b>0,644**</b>	<b>0,582**</b>
GNDVI	-0,269	0,405	-0,081	<b>-0,575**</b>
	Ln(V)	Ln(V)	Ln(V)	Ln(V)
Ln (NDVI)	-0,018	0,089	0,054	0,049
Ln (SR)	-0,018	0,076	0,028	0,013
Ln (SAVI_0,5)	-0,293	<b>-0,429*</b>	<b>0,724**</b>	<b>0,633**</b>
Ln (SAVI_0,25)	-0,267	-0,380	<b>0,692**</b>	<b>0,612**</b>
Ln (MVI)	0,065	0,180	<b>0,651**</b>	<b>0,599**</b>
Ln (GNDVI)	-0,269	0,394	-0,084	<b>-0,573*</b>

Nota: \*\* Correlação significativa ao nível de confiança de 99%.

\* Correlação significativa ao nível de confiança de 95%.

O NDVI não apresentou correlação significativa para nenhum dos povoamentos estudados. Xavier (1998) correlacionando dados de índice de área foliar de eucalipto com dados espectrais do sensor TM, encontrou melhor correlação com SAVI que o NDVI. O autor explica que isso se deve pelo fato de que o SAVI é mais sensível às variações de exposição do solo, enquanto que o NDVI não leva este fato em consideração. O mesmo autor testou três constantes (0,25, 0,5 e 0,75) para correlação com índice de área foliar (IAF) e não observou diferença significativa, mostrando que, desta forma, todas as três constantes minimizam as variações do solo para as classes de densidade de plantação de eucalipto. Ao contrário do resultado encontrado no presente trabalho, em que houve diferença entre os índices SAVI com diferentes L, mostrando que, a constante 0,5 apresentou maior correlação com o volume.

As Figuras 19, 20 e 21 apresentam os gráficos de dispersão para os pares de dados compostos pelo volume de madeira e os índices de vegetação para os povoamentos de *E. dunnii* aos 5 anos, *E. urograndis* aos 2,2 e 4,2 anos respectivamente. No eixo das abscissas encontram-se os diferentes índices de



vegetação que tiveram correlação significativa com o volume e no eixo das ordenadas o volume de madeira. Em cada gráfico de dispersão foi ajustada uma equação de regressão linear ou curvilínea (potencia), conforme melhor ajuste encontrado.

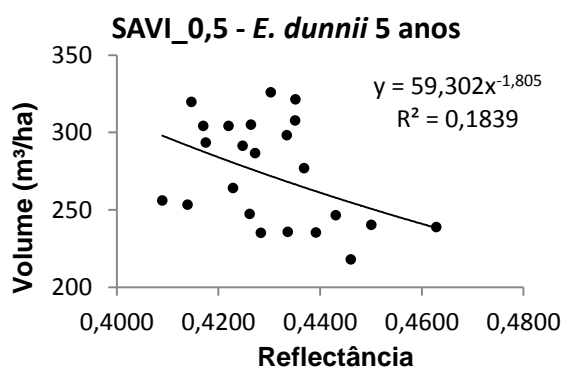


Figura 19 - Gráfico de dispersão entre as reflectâncias espectrais do SAVI\_0,5 e o volume de madeira para o povoamento de *E. dunnii* com 5 anos de idade.

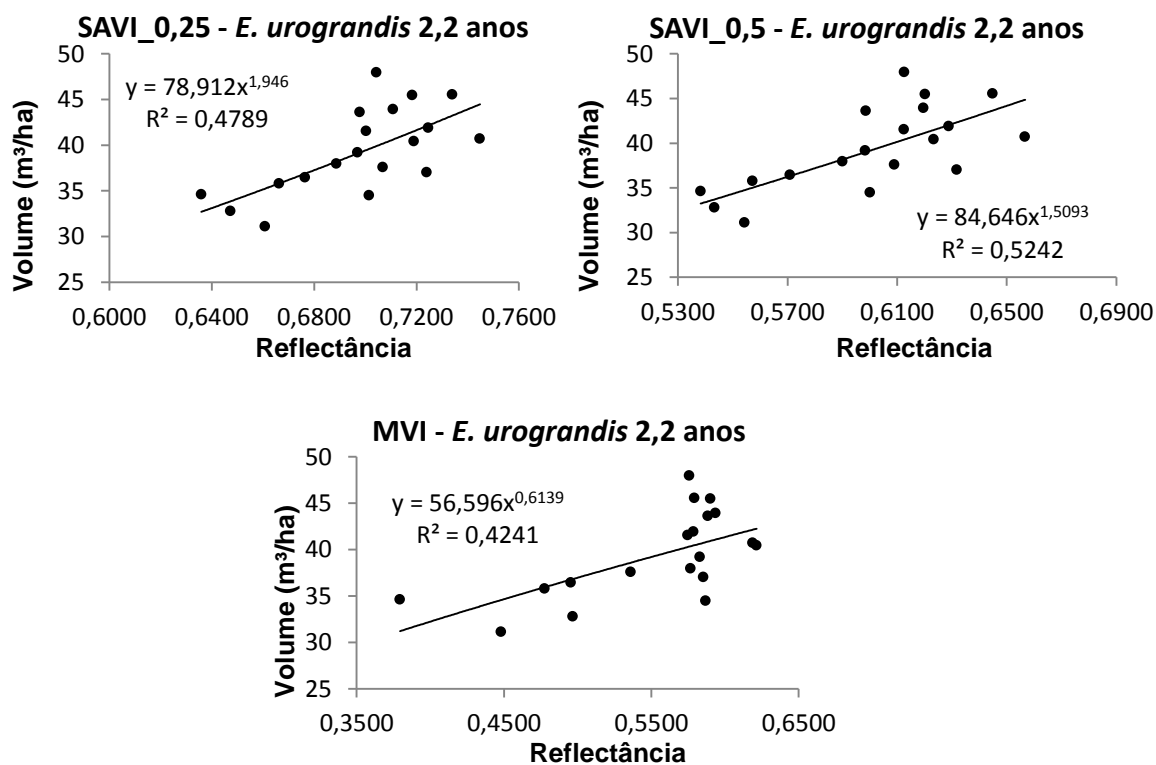


Figura 20 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais dos índices de vegetação e o volume de madeira para o povoamento de *E. urograndis* com 2,2 anos de idade.

Para Brockhause e Khorram (1992) as bandas do IVM do SPOT e TM foram importantes para determinação de volume de madeira, classes de idade e área basal devido a sua correlação com umidade e densidade florestal. O uso da reflectância do IVM no índice de vegetação MVI forneceu a mais forte relação com a biomassa total da floresta em trabalho de Boyd et al. (1999).

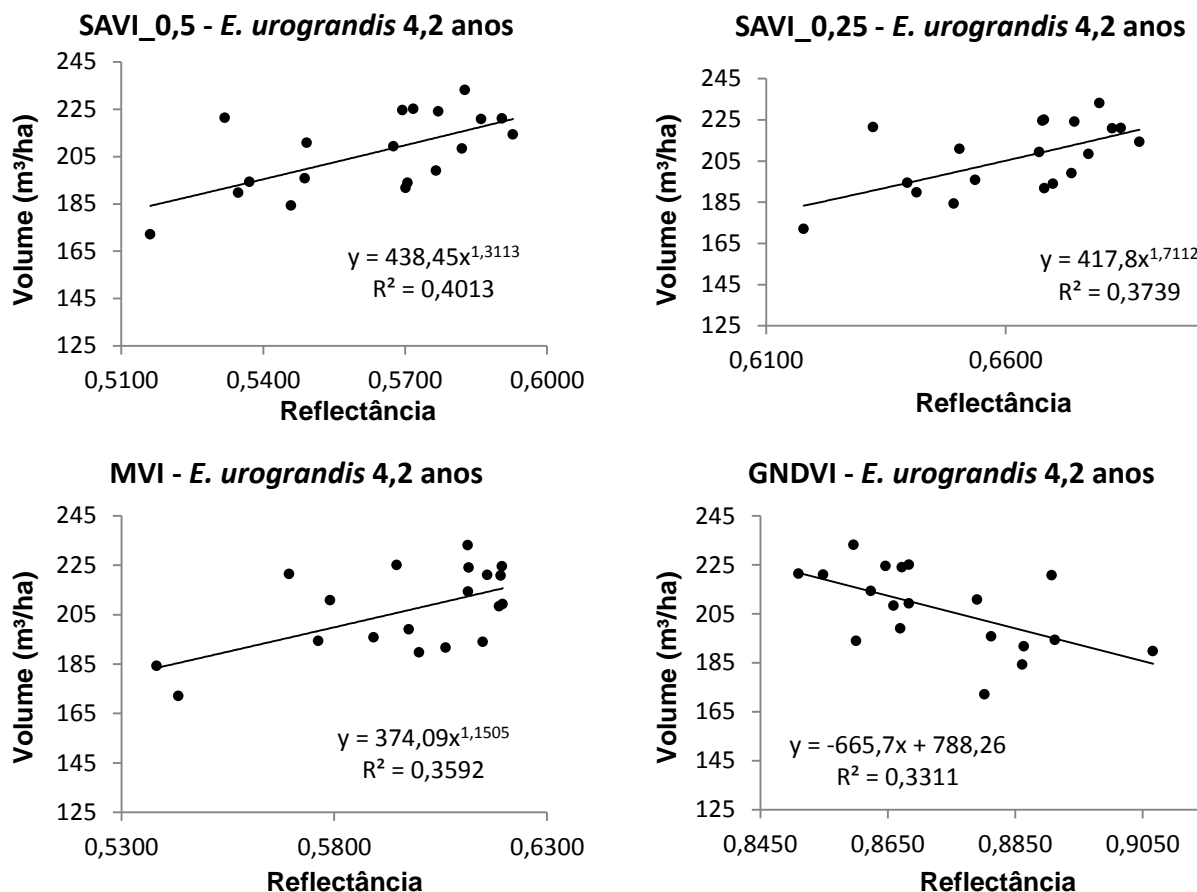


Figura 21 - Gráficos de dispersão entre as reflectâncias espectrais dos índices de vegetação e o volume de madeira para o povoamento de *E. urograndis* com 4,2 anos de idade.

Alguns fatores contribuíram para a baixa correlação encontrada. Um deles é a resolução espacial da imagem. As unidades amostrais de inventário, que foram utilizadas para obtenção dos dados biométricos, possuem área de 314m² enquanto que um pixel da imagem possui 900m², conforme ilustra a Figura 22. Mesmo o plantio sendo homogêneo quanto à composição de espécies, cada unidade amostral tende a ser diferente da outra, mesmo que

minimamente. Essa diferença ocasiona uma extrapolação da área e uma possível combinação com dados vizinhos.

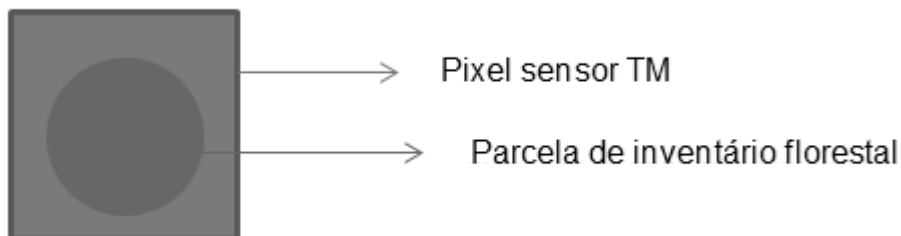


Figura 22 - Ilustração das diferenças entre as dimensões do pixel TM, em azul, e as dimensões da unidade amostral do inventário florestal, em vermelho.

Outro fator contributivo foi o erro do GPS utilizado para a marcação do centro das unidades amostrais. De acordo com SCHMIDT et al (2013), quando se trabalha com receptores GPS sob floresta densa, há uma atenuação na intensidade do sinal, o que conseqüentemente afeta a precisão do receptor. Assim, quanto maior a densidade do dossel da floresta, menor será a força do sinal GPS. Esses erros foram observados no campo, e alcançavam até 50 metros.

Além disso, o teor de umidade do alvo influencia na quantidade de energia refletida e, sabendo que este teor é influenciado pela ocorrência de chuvas, foram investigados junto às estações de monitoramento do Instituto Nacional de Meteorologia (<http://www.inmet.gov.br>) a ocorrência de chuvas nos dias precedentes à passagem do Landsat 5 (25/09/2009 e 17/10/2011). Foram obtidos dados da estação automática Alegrete/A826 localizada à aproximadamente 11 km ao norte da área de estudo (Fazenda Cabanha da Prata), cujos dados estão expostos nas Figuras 23 e 24.

Para os dados de 2009, percebe-se a ocorrência de chuva no dia 23, porém com pouca intensidade, permanecendo seco até o dia 25 quando o Landsat 5 realizou a passagem (Figura 23).

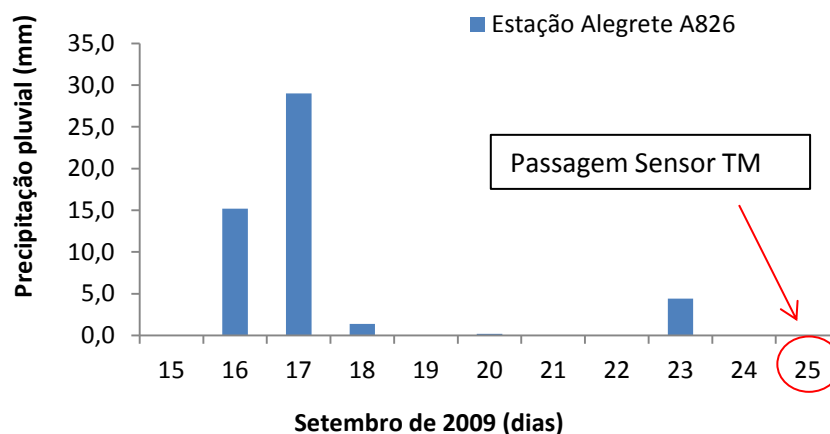


Figura 23 - Precipitação pluvial diária em uma estação de monitoramento no município de Alegrete, RS, em setembro de 2009.

Fonte: INMET (2013).

Para os dados de 2011 (Figura 24) percebe-se a ocorrência de chuvas nos dias 12 e 13, permanecendo sem chuvas até a passagem do satélite, no dia 17.

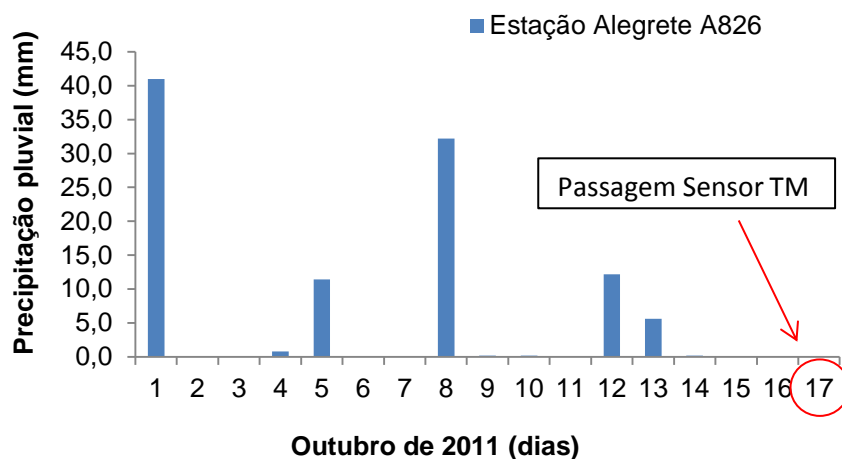


Figura 24 - Precipitação pluvial diária em uma estação de monitoramento no município de Alegrete, RS, em outubro de 2011.

Fonte: INMET (2013).

Assim, o sensor TM observou a área de estudo em 2009 e 2011 após um dia e três dias sem chuva, respectivamente. Isso indica que para os dados

de 2009 o teor de umidade dos alvos deva ser diferente do teor de umidade em 2011. Este fato deve propiciar, portanto, uma interação entre a REM e o alvo de maneira diferenciada em cada uma das datas.

#### 4.5 Análise de regressão

As variáveis independentes (bandas espectrais e os índices de vegetação) que apresentaram correlações significativas com o volume foram transformadas e testadas para a modelagem de regressão *stepwise*. O modelo resultante para cada povoamento está apresentado na Tabela 15.

Tabela 15 - Equações resultantes utilizando o método de seleção de variáveis *stepwise* para estimar volume de madeira (V).

Plantio	Equação de Regressão	F	R <sup>2</sup>	S <sub>yx</sub>	F <sub>M</sub>
<i>E. dunnii</i> 5 anos	$\ln(V) = 16,07966 - 109604(B2)^3 - 11,45311(GNDVI)$	9,11**	0,48	25,48*	1,047
	$V = 3037,25589 - 29271832(B2)^3 - 3019,17640(GNDVI)$	9,02**	0,47	25,50	
<i>E. urograndis</i> 2,2 anos	$\ln(V) = 4,13882 - 0,46806 \ln^2(B4)$	22,74**	0,57	3,14*	1,003
	$V = 57,44694 - 17,90564 \ln^2(B4)$	20,59**	0,55	3,23	
<i>E. urograndis</i> 4,2 anos	$\ln(V) = 4,98291 + 14,97921(B2)$	14,07**	0,45	17,10*	1,032
	$V = 136,56537 + 3043,83090(B2)$	14,06**	0,45	12,77	

Nota: \*\*Significância de 0,000

ln= Logaritmo natural

V=Volume de madeira em m<sup>3</sup>/ha

F= Valor de F calculado

R<sup>2</sup>= Coeficiente de determinação

S<sub>yx</sub>= Erro padrão da estimativa

\* = valores do índice de Furnival (a variável dependente destes modelos é uma variável transformada).

Comparando-se os resultados referentes aos ajustes, percebe-se que as equações ajustadas para *E. urograndis* aos 2,2 anos obtiveram os melhores resultados (maior  $R^2$  e menor  $Syx$ ).

Stenberg et al (2008) detalhou as razões que influenciam a relação entre os atributos da floresta e dados de satélite. Ele afirmou que a contribuição do sinal espectral de sensoriamento remoto desde o fundo tipicamente é composto pela mistura com o verde do sub-bosque, e como separar os sinais da camada de dossel da floresta e do sub-bosque para a correta interpretação de variáveis biofísicas do dossel das árvores a partir de imagens de satélites é o grande desafio. Alguns estudos descobriram que sombra tem um efeito sobre a correlação entre a reflectância e atributos da floresta (RIPPLE et al, 1991; TROTTER et al, 1997).

Para a correlação de *E. urograndis*, observou-se valores maiores quando o povoamento tinha idade de 2,2 anos. Esse resultado corrobora com estudos realizados por Franklin (1986) e Horler e Ahern (1986) que afirmaram que a correlação entre os dados espectrais e volume de madeira tende a ser mais forte para povoamentos mais jovens do que para povoamentos mais velhos. Peterson et al. (1986) também concluíram que a área basal total pode ser predita com maior sucesso em povoamentos jovens equiâneos.

Ardö (1992) estudou as relações entre a radiância do TM/Landsat 5 e dados de volume de florestas produtivas (com valores entre 1 a 300 m<sup>3</sup>/ha), cujas espécies dominantes eram *Pinus silvestris* e *Picea abies*. Ele separou o volume em duas classes (1-11 m<sup>3</sup>/ha; 151-300 m<sup>3</sup>/ha) e encontrou que as correlações com Ln TM5 (Logarítmo natural da banda 5 do TM) foram significativamente diferentes para as duas classes. Para a classe com menor volume houve uma melhor correlação ( $r=-0,81$ ); já a floresta com maior volume apresentou fraca correlação ( $r=-0,45$ ). Ardö (1992), concordando com Franklin (1986), explica que isso ocorre devido ao efeito de saturação que ocorre no sinal do sensor a partir do momento que a cobertura vegetal se aproxima dos 100%, haja vista que a área basal (e conseqüentemente o volume) continua aumentando com o envelhecimento do povoamento, porém o sinal recebido no sensor não é afetado por este aumento porque ele é mais sensível ao grau de fechamento das copas. Este comportamento tende a gerar relações não

lineares entre as variáveis biofísicas e as espectrais. Isso explica a melhor correlação que aconteceu no povoamento de *E. urograndis* com 2,2 anos quando comparada ao povoamento mais maduro, com 4,2 anos.

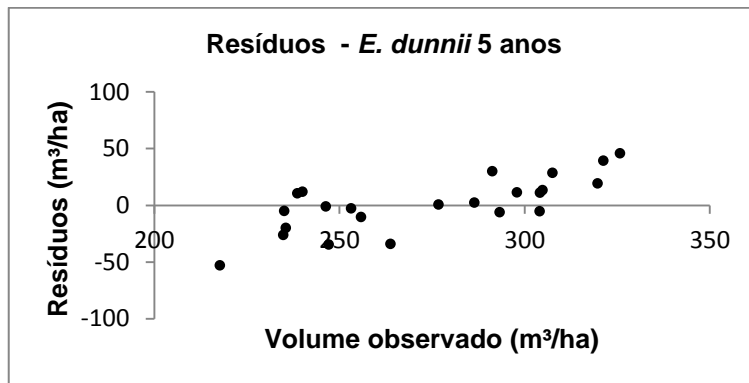
Para Brockhause e Khorram (1992), embora tenham encontrado correlação significativa entre algumas das bandas de TM e SPOT XS com a área basal e a classe de idade, os coeficientes da correlação não foram suficientemente altos para permitir o desenvolvimento de modelos relacionando estas variáveis com os dados das bandas. Apoiando-se nestes resultados concluíram que uma determinação com maior detalhe da área basal e classes de idade, usando dados do SPOT e do TM, não foi possível na área de estudo. Esses autores opinam que a curta rotação, aproximadamente 30 anos, pode ser responsável pela impossibilidade de encontrar modelos para estimar estas variáveis dendrométricas.

Orué (2002) correlacionando o volume de plantios de Pinus com aproximadamente 23 anos de idade encontrou equação de regressão com  $R^2$  que explica somente 43% da variação observada nos dados.

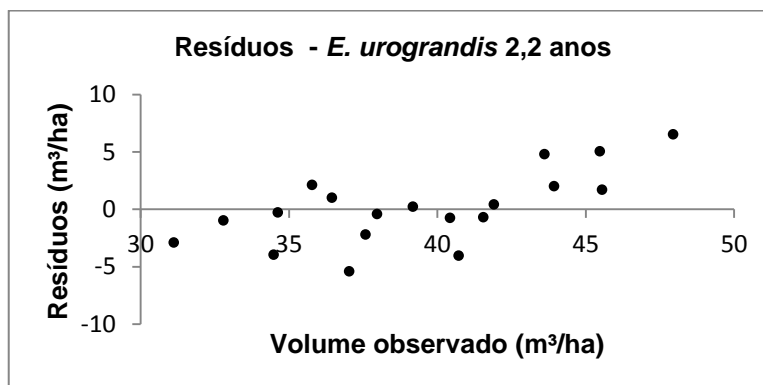
Os resultados dos ajustes foram mais baixos que os encontrados por Ponzoni et al (1996) que correlacionaram dados radiométricos e dados dendrométricos em plantios de *Eucalyptus* sp. colhidos no campo, com valores de coeficientes de correlação em torno de 80%.

Berra et al. (2012), estudando a estimativa do volume florestal com imagem Landsat 5, procuraram estimar o volume arbóreo utilizando-se técnicas de sensoriamento remoto e imagem do satélite Landsat 5, aliados aos dados de campo obtidos por inventário florestal em povoamentos de *Eucalyptus* sp. Os autores concluíram que o método stepwise selecionou o índice Razão entre bandas e a banda TM2 como variáveis mais explicativas do volume, apresentando um coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,68.

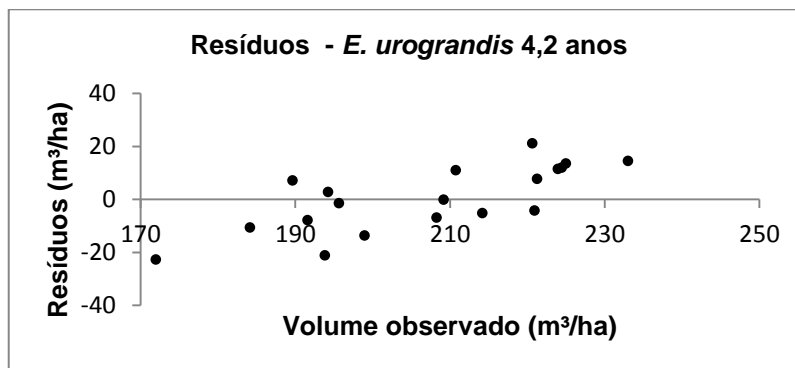
Os gráficos de resíduos ( $V_{\text{observado}} - V_{\text{estimado}}$ ), apresentados na Figura 25 apontam os maiores desvios ocorrendo nos povoamentos em que o volume é acima de 170 m<sup>3</sup>/ha. Observa-se que esses valores correspondem aos plantios com idades de 5 e 4,2 anos.



(A)



(B)



(C)

Figura 25 - Distribuição dos resíduos correspondentes aos modelos de regressão linear com função logarítmica em povoamentos de *E. dunnii* aos 5 anos (A), *E. urograndis* aos 2,2 anos (B) e *E. urograndis* aos 4,2 anos (C).

Esse comportamento dos resíduos também foi observado por Berra (2013) que constatou um maior desvio quando o volume foi acima de 100m³/ha.



## 5 CONCLUSÃO

A quantidade de radiância espectral incidente pode ser utilizada para diferenciar as espécies *Eucalyptus dunnii* e *Eucalyptus urograndis* e diferentes idades do plantio. Embora existam relações entre as variáveis espectrais e o volume, elas não são suficientes para estimativa precisa do estoque existente nos povoamentos deste estudo.

O teste de comparação de médias entre as espécies revela que *E. dunnii* e *E. urograndis* não diferem suas médias para cinco variáveis (B1, B7, NDVI, SR, MVI) nas idades de 3 e 2,2 anos, respectivamente, e duas variáveis (B1, B3) nas idades de 5 e 4,2 anos. Por outro lado, os valores médios de todas as variáveis demonstram diferenças significativas quando analisada a mesma espécie em diferentes idades.

A análise de componentes principais mostra que é possível uma redução dos parâmetros utilizados para avaliar o comportamento espectral das espécies e para as diferentes idades avaliadas.

Os atributos estruturais com melhor poder de discriminação (em ordem de importância) são: SAVI\_0,25, SAVI\_0,5, B5, MVI, B7, B1 e B3. De modo que, conhecidas as características de um novo indivíduo, é possível prever a que grupo pertence.

As equações que melhor estimaram o volume para os povoamentos de *E. dunnii* aos 5 anos, *E. urograndis* aos 2,2 anos e *E. urograndis* aos 4,2 anos foram, respectivamente,  $\ln(V) = 16,07966 - 109604(B2)^3 - 11,45311(GNDVI)$ ,  $\ln(V) = 4,13882 - 0,46806 \ln^2(B4)$  e  $V = 136,56537 + 3043,83090 (B2)$ , explicando 48%, 57% e 45% da variabilidade do volume, respectivamente.

É aconselhável que, novos estudos incluam uma maior amostragem, uma melhoria de alguns aspectos de medidas (por exemplo, imagens de maior resolução espacial), um posicionamento correto das unidades amostrais utilizando GPS de maior precisão, cubagem de árvores para a determinação de equações volumétricas específica para cada sítio e o estabelecimento de unidades amostrais permanentes para permitir o monitoramento periódico.

Para validação desses resultados, sugere-se testar o comportamento dessas variáveis para a mesma espécie provindas de outro sítio florestal.

## REFERÊNCIAS

AARDT, J. A. N. V.; WYNNE, R.H Examining pine spectral separability using hyperspectral data from an airborne sensor: An extension of field-based results. **International Journal of Remote Sensing**, V. 28, N. 2, p. 431–436, 2007.

ABBASI, M. et al. Spectroradiometric measurements of tree species in the caspian forests of Iran. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 37, Beijing, p.291-296, 2008.

ADLER-GOLDEN, S.M. et al. Atmospheric correction for short-wave spectral imagery based on MODTRAN. In: SPIE Imaging Spectrometry, 5., 1999. Proceedings... v. 3753, 1999. p. 61-69.

ANTUNES, A.F.B. Fundamentos de Sensoriamento Remoto em Ambiente de Geoprocessamento. CIEG/UFPR, 2005.

ARDÖ, J. Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper. **International Journal of Remote Sensing**, v. 13, n. 9, p. 1779-1786, 1992.

ASNER, G. P.; TOWNSEND, A. R. Satellite observation of El Niño effects on Amazon forest phenology and productivity. **Geophysical Research Letters**, v. 27, n. 7, p. 981-984, 2000.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE FLORESTAS PLANTADAS (ABRAF). **Anuário Estatístico da ABRAF 2013- Ano base 2012**. Brasília: 2013. 142 p.  
AUSTRALIAN NATIONAL BOTANIC GARDENS (ANBG). **Learn about eucalypts**. 2013. Disponível em: <<http://www.anbg.gov.au/cpbr/cd-keys/euclid3/euclidsample/html/learn.htm>>. Acesso em: 31 Out.2013.

BASTIAANSSEN et al. SEBAL - Surface Energy Balance Algorithms for Land: Advanced Training and Users Manual. Idaho: Idaho Department of Water Resources, 2002. 98p.

BEN-DOR, E., et al. Soil reflectance. In: RENAZ, A. N. (Ed.). Remote sensing for the Earth Sciences. Manual of remote sensing. 3th ed. [San Francisco]: Wiley, 1999. p. 111-188.

BERNARDES, S. **Índices de vegetação e valores de proporção na caracterização de floresta tropical primária e estágios sucessionais na área de influência da Floresta Nacional do Tapajós - Estado do Pará**. (Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1996. 86 p.

BERRA, E. F. **Avaliação e comparação de imagens Liss-III/Resourcesat-1 E TM/Landsat 5 para estimar volume de madeira de um plantio de *Pinus***

**elliottii**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – CEP SRM, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013. 127 p.

BERRA, E. F. et al. Caracterização espectral de folhas extraídas de quatro diferentes espécies arbóreas nas bandas VNIR do sensor ASTER. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 14., Natal. **Anais...**, Natal, 2009, INPE, p. 2571-2578.

BERRA, E. F. et al. Estimativa do volume total de madeira em espécies de eucalipto a partir de imagens de satélite Landsat. **Ciência Florestal**, v. 22, p. 853-864, 2012.

BONINI, E. E.; BONINI, S. E. Estatística. Edições Loyola. São Paulo, 1972. 439p.

BORBA, A. C. L. **Avaliação de dados do Landsat 5 TM, componentes de mistura obtidos de mínimos quadrados e um método de conjuntos contínuos na estimativa de variáveis dendrométricas de florestas de Eucalyptus ssp, município de Barra do Ribeiro, RS**. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – CEP SRM, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

BOYD, D. S.; DANSON, F. M. Satellite remote sensing of forest resources: three decades of research development progress. **Physical Geography**, 29 (1): 1-26, 2005.

BOYD, D.S. et al. The relationship between the biomass of Cameroonian tropical forests and radiation reflected in middle infrared wavelengths 3,0-5,0  $\mu\text{m}$ . **International Journal of Remote Sensing**, 20, 1017–24, 1999.

BROCKHAUSE, J. A., KHORAM, S. A comparison of Spot and Landsat-TM Data for Use in Conducting Inventories of Forest Resources, **International Journal of Remote Sensing**, vol. 13, n. 16, p. 3035-3043, 1992.

BROWN, M. T., WICKER, L. R. Discriminant analysis. In: **Handbook of applied multivariate statistics and mathematical modelin**. Academic Press, San Diego, 2000. Cap. 8, p. 209-234.

CAMPBELL, J.B. **Introduction to Remote Sensing**. New York: The Guilford Press, 2008. 667 p.

CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C.; PEREIRA, J. S. Estimation of tree canopy cover in evergreen oak woodlands using remote sensing. **Forest Ecology and Management**, 223, p. 45–53, 2006.

CARVALHO, A. M. **Valorização da madeira do híbrido Eucalyptus grandis x Eucalyptus urophylla através da produção conjunta de madeira serrada em pequenas dimensões, celulose e lenha**. 2000. 129 f.

Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Madeiras) – Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2000.

CASSOL, H. L. G.; GOMEZ, A. A. Espectrorradiometria como auxílio na diferenciação de espécies com características botânicas muito similares: *Eugenia rostrifolia* D. Legrand e *Eugenia ramboi* D. Legrand. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16, Foz do Iguaçu. **Anais...**, Foz do Iguaçu, 2013, INPE, p.3074-3081.

CHANDER, G.; MARKHAM, B.L.; HELDER, D.L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, 113, p. 893–903, 2009.

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.

CHUVIECO, E. **Fundamentos de teledetección espacial**. Madrid, Ediciones Realp.1990. 551 p.

CORRAR, L.J. et al. **Análise multivariada**: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. São Paulo: Atlas, 2007. 542p.

COSTA. A.J. **Qualidade da madeira de E. urograndis plantado no Distrito Federal, para a produção de celulose Kraft**. 2011. 86 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais)- Universidade de Brasília, Brasília, 2011.

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

CRUZ, I. C. da; TOPA, M. A. **Análise multivariada como ferramenta de gerenciamento de fornecedores visando um relacionamento com vantagem competitiva**. 2009. 82f. Monografia (Bacharelado em estatística) – Universidade Federal do Paraná (UFPR), Curitiba, 2009.

DAMASCENA, L. S.; MACEDO, L. R. de L. Avaliação da delimitação subfisionômica da caatinga a partir da aplicação de análise discriminante em valores de reflectância de imagem do sensor Landsat TM 5. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15, Curitiba. **Anais...**, Curitiba, 2011. p.4382.

DANSON, F.M; CURRAN, P. J. Factors Affecting the Remotely Sensed Response of coniferous Forest Plantations. **Remote Sensing of Environment**, 43, p. 55-65, 1993.

DEMATTE, J. A. M. et al. Uso de imagens de satélite na discriminação de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista. **Pesquisa agropecuária brasileira**. Brasília , v.40, n.7, p.697-706, jul. 2005.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). Monitoramento por satélite. **Satélites de Monitoramento**. Campinas: Embrapa Monitoramento por

Satélite, 2013. Disponível em: <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br>>. Acesso em: 30 out. 2013

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2006. 306 p.

EPIPHANIO, J. C. N. **Satélites de sensoriamento remoto**. In: RUDORFF, B. F. et al (Ed.). Curso de uso de sensoriamento remoto no estudo do meio ambiente. São José dos Campos: INPE, 2002. p. 37.

FERNANDES, D. H. F. et al. Uso de imagens ALOS para estimar parâmetros biofísicos em plantações de eucaliptos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. p. 1674-1681.

FERREIRA, L. G. et al. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. **Acta Sci. Biol. Sci**, v. 30, n. 4, p. 379-390, 2008.

FIGUEIREDO, D. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. São Paulo, 2005.

FINGER, C.A.G. **Biometria Florestal**. Santa Maria, RS: UFSM/CEPEF/FATEC, 2006. 314p.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de Satélite para Estudos Ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos. 2002.

FRANKLIN, J. Thematic mapper analysis of coniferous forest structure and composition. **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n. 10, p. 1287-1301, 1986.

FRANKLIN, S. E. **Satellite-based grizzly bear habitat mapping and models**, Case study in remote sensing for GIS managers, GIS Book Series, ESRI Redlands, California, 2005, p. 361-364.

FRANKLIN, S.E. Discrimination of subalpine forest species and canopy density using digital CASI, SPOT PLA and Landsat TM data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, 60, p. 1233–1241, 1994.

FREITAS, S. R.; CRUZ, C. B. M. Análise de Componentes Principais e Modelo Linear de Mistura na discriminação de classes de vegetação na Mata Atlântica. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** Goiânia, 2005, p. 1529-1536.

GALVÃO, L. S. et al. Discriminação de variedades de cana-de-açúcar com dados hiperespectrais do sensor EO-1/Hyperion. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12. (SBSR), 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 381-388.

GITELSON, A.; KAUFMAN, Y.; MERZLYAK, M. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, p. 289–298, 1996.

GLCF. *Global Land Cover Facility. A Landcover Earth Science Information Partnership*, 2000. 40p.

GOERGEN, L. C. de G. **Relatório de estágio supervisionado**. Relatório apresentado ao curso de Engenharia Florestal da Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2011. 44 p.

GONÇALVES, F. G.; YATSKOV, M.; SANTOS, J. R.; TREUHAF, R. N.; LAW, B. E. Relacionando LANDSAT ETM+ e dados de inventário florestal para mapeamento de estágios sucessionais em uma floresta tropical úmida. **Ambiência**, v. 6, p. 167-174, 2010.

GUANTER, L. **New algorithms for atmospheric correction and retrieval of biophysical parameters in Earth Observation**. Application to ENVISAT/MERIS data. Tese (Doutorado em Física) – Departamento de física aplicada, Universidade de Valencia, Espanha, 2006.

GÜRTLER, S. et al. Planilha eletrônica para o cálculo da reflectância em imagens TM e ETM+ LANDSAT. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 57, p. 162- 167, 2005.

GUYOT, M.; et al. Factors affecting the spectral response of forest canopies: a review. **Geocarto International**, 4(3), p.3-18, 1989.

HAIR, J.F. et al. **Multivariate Data Analysis**. 6th. Edition. Prentice-Hall, New Jersey, 2006.

HARRIS, Richard J. **A Primer of Multivariate Statistics**. Terceira Edição. Editora Lawrence Erlbaum Associates Publishers. Mahawah. 2001.

HOFFER, R.M. Biological and physical considerations in applying computer-aided analysis techniques to remote sensor data. In: Swain P. H.; Davis S. M. ed. **Remote sensing: the quantitative approach**. s.l., McGraw-Hill. p. 227-290, 1978.

HORLER D. N. H.; AHERN F. J. Forestry information content of thematic Mapper data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n. 3, p. 405-428, 1986.

HUBERTY, C. J.; OLEJNIK, S. **Applied MANOVA and Discriminant Analysis**. JohnWiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2006.

HUETE, A. R. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, n.83, p.195-

213, 2002.

HUETE, A.R. A soil adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.

INSTITUTO DE PESQUISAS E ESTUDOS FLORESTAIS (IPEF). **Chave de Identificação de Espécies Florestais (CIEF)**. Piracicaba, SP, 2013. Disponível em: <<http://www.ipef.br/identificacao/cief/especies/dunnii.asp>>. Acesso em: 1 out. 2013.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). **Estações automáticas**. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br>>. Acesso em 23 nov. 2013.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 598 p.

JORDAN, C. F. Derivation of leaf area index from quality of light on the Forest floor. **Ecology**, v. 50, p. 663-666, 1969.

KENKEL, N.C. et al. Multivariate analysis in weed science research. **Weed Science**, v.50, p. 281-292, 2002.

KILCA, R. de V. **Análise discriminante de Fisher e seu poder preditivo para distinguir tipos de florestas no Bioma Pampa, RS. 2009**. 105p. Monografia (Especialização em Estatística)–Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2009.

KLECKA, W. R. Discriminant Analysis. In: Statistical Package for the Social Sciences. McGraw-Hill, New York, 1975, cap. 23, p 434-467.

KNIPLING, E.B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and nearinfrared radiation from vegetation. **Remote Sensing of Environment**, 1(3), p. 155-159, 1970.

LARCHER, W. **Ecofisiologia vegetal**. RIMA, São Carlos. 2000, 531p.

LATORRE, M. et al. Correção Atmosférica: Conceitos e Fundamentos. **Espaço & Geografia**, v. 5, p. 153-178, 2002.

LILLESAND, T., M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. 6th ed. John Wiley e Sons Press, 2008. 756 p.

LÍRIO, G. S. W. **Métodos Multivariados: uma metodologia para avaliar a satisfação dos clientes da RBS-TV na região noroeste do estado do RS**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2004. 95 f.

LONGHI, S.J. **Agrupamento e análise fitossociológica de comunidades florestais na sub-bacia hidrográfica do Rio Passo Fundo** - RS. 1997, 193 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1997.

LOPES, J. L. W. **Qualidade de mudas clonais do híbrido *Eucalyptus grandis* vs. *Eucalyptus urophylla*, submetidas a diferentes regimes hídricos**. 2008. 171f. Tese (Doutorado em Agronomia – Irrigação e Drenagem) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2008.

MANLY, B.F.J. **Multivariate Statistical Methods: A Primer**, 3° ed. Chapman &. Hall/CRC, New York, 2005. 214p.

MARCHIORI, J.N.C. **Dendrologia das angiospermas: myrtales**. Santa Maria: UFSM, 1997.304p.

MARKHAM, B. L., BARKER, J. L. Landsat MSS and TM Post-Calibration Dynamic Ranges, Exoatmospheric Reflectances and At-Satellite Temperatures. **EOSAT Landsat Technical Notes**, n. 1, 1986.

MARTINI, A. J. **O plantador de eucaliptos: a questão da preservação florestal no Brasil e o resgate documental do legado de Edmundo Navarro de Andrade**. 2004. Dissertação (Mestrado em História Social) - Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

MATSUSHITA, B.; YANG, W.; ONDA, Y.; QIU, G. Sensitivity of the Enhanced Vegetation Index (EVI) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to topographic effects: A case study in high-density cypress forest. **Sensors**, v. 7, p. 2636-2651, 2007.

MCDONALD, A J.; GEMMELL, F.M.; LEWIS, P. E. Investigation of the utility of spectral vegetation indices for determining information on coniferous forests. **Remote Sensing of Environment**, 66, p.250-272, 1998.

MELO, I. D. F. de; PACHÊCO, A. P. Aspectos da correção geométrica de imagens orbitais. In: I Simpósio em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 1. Recife. **Anais...**, Recife, UFPE, 2004.

Ministério do Meio Ambiente (MMA). Folder **Pampa – Conhecimentos e Descobertas**. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/biomas/pampa>. Acesso em: 13 ago 2013.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A. **Introduction to linear regression analysis**. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1982, 504 p.

MOREIRA, M.A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicações**. 3. ed. Viçosa: Ed. UFV, 2005. 320 p.



NASCIMENTO, E. R. P.; SANO, E. E. Identificação de Cerrado Rupestre por Meio de Imagens Multitemporais do Landsat: Proposta Metodológica. **Sociedade & Natureza**, 22 (1), p. 93-106, 2010.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). **Landsat 5 (L5) Thematic Mapper (TM) calibration parameter files (CPFs)**. Disponível em: <[http://landsat.usgs.gov/science\\_L5\\_cpf.php](http://landsat.usgs.gov/science_L5_cpf.php)>. Acesso em: 10 Mar.2013.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). **Landsat 5**. Disponível em: < [http://landsat.gsfc.nasa.gov/?page\\_id=2290](http://landsat.gsfc.nasa.gov/?page_id=2290)>. Acesso em: 30 out. 2013. 2013a.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). **Landsat 8**. Disponível em: < <http://landsat.gsfc.nasa.gov/?p=3186>>. Acesso em: 30 out. 2013. 2013b.

NETER, J.; WASSERMAN, W. **Applied linear statistical models: regression, analysis of variance, and experimental design**. Homewood: Richard D. Irwin, 1974, 842 p.

ORUE, N. E. **Estimativa de volume de povoamentos de Pinus spp. utilizando dados do satélite Landsat 7**. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2002.

PEREIRA, J. L. G. et al. Reflectância de Coberturas Vegetais na Amazônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, 1996, Salvador. **Anais...** São José dos Campos, SP: INPE, 1996. p. 551-556.

PETERSON, D. L. et al. Relationship of Thematic Mapper simulator data to leaf area index of temperate coniferous forests. **Remote Sensing of Environment**, 22, 323-341, 1987.

PONZONI F. J. et al. **Coleta de dados radiométricos e biométricos e estimativas de Índice de Área Foliar em florestas implantadas de Eucalyptus spp. em Cachoeira do Manteiga (MG)**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1996. (INPE-5973-NCT/326).

PONZONI, F. J. et al. **Calibração absoluta de sensores orbitais : conceituação, principais procedimentos e aplicação**. São José dos Campos, SP: Parentese, 2007, 72p.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: A. Silva Vieira, 2009.

PRYOR, L.D.; JOHNSON, L.A. **A classification of the Eucalyptus**. Canberra: Australian National University, 1971, 192p.

PUHR, G.B.; DONOGHUE, D.N.M. Remote sensing of upland conifer plantations using Landsat TM data: a case study from Galloway, south-west Scotland. **International Journal of Remote Sensing**, 21, 633–46, 2000.

PUISSANT, A, et al. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. **International Journal of Remote Sensing**, 26: 4, 2005, p. 733 – 745.

QI, J.; et al. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index. **Remote Sensing of Environment**, 48, p. 119-126, 1995.

REIS, E. **Estatística multivariada aplicada**. Lisboa: Edições Silabo, 1997. 343 p.

RENCHER, A.C. **Methods of Multivariate Analysis**. New York: Wiley, 2002. 708 p.

RICHARDS, J.A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 4. ed. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 454 p.

RIPPLE, W. J.; WANG, S.; ISAACSON D. L.; PAINE D. P. A preliminary comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-1 HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume. **International Journal Remote Sensing**, v. 12, n. 9, p.1971-1977, 1991.

RIZZINI, C. T. **Árvores e madeiras úteis no Brasil: manual de dendrologia**. 2. Ed. São Paulo: Edgard Brucher, 294 p. 1981.

ROBINOVE, C. J. Computation with physical values from Landsat digital data. **Photogramm. Eng. Remote Sens.**, vol. 48, p. 781–784, 1982.

RODRIGUES, P.C.; BRANCO, J.A. **A Análise de Componentes Principais sobre dados dependentes**. Faculdade de Ciências e Tecnologia - Universidade Nova de Lisboa, 2006.

ROUSE, J.W.; et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: ERTS Symposium, 3., 1973. **Proceedings...**NASA SP-351, NASA, Washington, DC, v. 1, p. 309-317, 1973.

RUNNING, S.W.; et al. Mapping regional forest evapotranspiration and photosynthesis by coupling satellite data with ecosystem simulation. **Ecology**, 70(4), p. 1090-1101, 1989.

SCHMIDT, A. B. et al. Análise do posicionamento obtido via Global Positioning System (GPS) em diferentes situações de obstrução. In: VIII Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas, 2013. **Anais...** Curitiba, UFPR, 2013.

SCHNEIDER, P. R. et al. Equações de volume para *Eucalyptus dunnii* Maiden, determinadas para a depressão central do Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 27, n. 3, p. 425-228, 1997.

SCHNEIDER, P. R. **Introdução ao manejo florestal**. Santa Maria: CEPEF/FATEC, 1993. 320p.

SCHNEIDER, P.R. **Análise de regressão aplicada à Engenharia Florestal**. 2 ed. rev e ampl. Santa Maria: FACOS, 2009. 294p.

SOUSA, C. L.; PONZONI, F. J. Avaliação de índices de vegetação e de bandas TM/Landsat para estimativa de volume de madeira em floresta implantada de *Pinus* spp. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 9. (SBSR), 1998, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. p. 1537-1547.

SOUZA, D.R. et al. Emprego de análise multivariada para estratificação vertical de florestas inequidistantes. **Revista Árvore**, v.27, n.1, p. 59-63, 2003.

SPANNER, M. A. PIERCE, L. L.; PETERSON, D. L.; RUNNING, S. W. Remote Sensing temperate coniferous forest leaf area index. The influence of canopy closure, understory and background reflectance. **International Journal of Remote Sensing**, v. 11, n. 1, p. 95-111, 1990.

STERNBERG, H.; et al. Terrestrial 3D laser scanning - data acquisition and object modelling for industrial Aas-built documentation and architectural applications. In: The international archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 35, 7, p. 942-947. 2004.

TROTTER, C.; et al. Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM. **International Journal of Remote Sensing**, 18, 10, 2209– 2223, 1997.

TUCKER, C. J. Red and Photographic Infrared linear Combinations for Monitoring Vegetation. **Remote Sensing of Environment**, 8, p. 127-150, 1979.

VARELLA, C.A.A. **Análise de componentes principais-** Análise Multivariada Aplicada as Ciências Agrárias. URRJ. Seropédica, 2008.

VICINI, L. **Análise multivariada da teoria à prática**. Monografia de especialização - Universidade Federal de Santa Maria, 2005.

WATZLAWICK, L.F. et al. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 19, p.169-181, 2009.

WINK, C.; et al. Parâmetros da copa e a sua relação com o diâmetro e altura das árvores de eucalipto em diferentes idades. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v. 40, n. 93, p. 057-067, 2012.

XAVIER, A. C.; SOARES, J. V.; ALMEIDA, A. C.; FREITAS, C. C. Estimativa de IAF de plantações de eucaliptos a partir de dados TM/Landsat. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 9. (SBSR), 1998, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. p. 1585-1596.

YU, B. et al. Penalized discriminant analysis of in situ hyperspectral data for conifer species recognition. **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing**, v. 37, n. 5, p. 2569-2577, 1999.

ZAKARIA, H. E. A. **Integration of Remote Sensing and GIS in Studying Vegetation Trends and Conditions in the Gum Arabic Belt in North Kordofan, Sudan**. Thesys (Doctor of Natural Science) - Technical University of Dresden, Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Dresden, 2010.

ZULLO Jr., J. **Correção Atmosférica de Imagens de Satélite e Aplicações**. Tese de Doutorado, DCA/ FEE/UNICAMP, 1994.