

Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação



sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/04.08.17.07-TDI

ESTUDO DAS VARIAÇÕES ESPECTRAIS E TEXTURAIS EM FLORESTAS PRIMÁRIAS E SUCESSÕES SECUNDÁRIAS NA FLONA TAPAJÓS USANDO DADOS ALI/EO-1

Ricardo Dal'Agnol da Silva

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Drs. Lênio Soares Galvão, e João Roberto dos Santos, aprovada em 28 de abril de 2014.

URL do documento original: <http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3G4LUD8>

> INPE São José dos Campos 2014

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE Gabinete do Diretor (GB) Serviço de Informação e Documentação (SID) Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970 São José dos Campos - SP - Brasil Tel.:(012) 3208-6923/6921 Fax: (012) 3208-6919 E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):

Presidente:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Antonio Fernando Bertachini de Almeida Prado - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Germano de Souza Kienbaum - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT) **REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID) Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID) EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID) André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação



sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/04.08.17.07-TDI

ESTUDO DAS VARIAÇÕES ESPECTRAIS E TEXTURAIS EM FLORESTAS PRIMÁRIAS E SUCESSÕES SECUNDÁRIAS NA FLONA TAPAJÓS USANDO DADOS ALI/EO-1

Ricardo Dal'Agnol da Silva

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, orientada pelos Drs. Lênio Soares Galvão, e João Roberto dos Santos, aprovada em 28 de abril de 2014.

URL do documento original: <http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3G4LUD8>

> INPE São José dos Campos 2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Silva, Ricardo Dal'Agnol da.

Si38e Estudo das variações espectrais e texturais em florestas primárias e sucessões secundárias na Flona Tapajós usando dados ALI/EO-1 / Ricardo Dal'Agnol da Silva. – São José dos Campos : INPE, 2014.

xx + 113 p.; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/04.08.17.07-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2014.

Orientadores : Drs. Lênio Soares Galvão, e João Roberto dos Santos .

 $1.~{\rm sucessões}$ secundárias. 2. florestas tropicais. 3. rede
s neurais artificiais. 4. ALI/EO-1. 5. textura.
 $\rm I.T{\it i} tulo.$

CDU 528.8:630*16(811.5)



Esta obra foi licenciada sob uma Licença Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License.

Aprovado (a) pela Banca Examinadora em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de **Mestre** em

Sensoriamento Remoto

Dr. Lênio Soares Galvão

Presidente / Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. João Roberto dos Santos

Fábio Marcelo Breunig

Veraldo Liesenberg

Sau

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Flávio Jorge Ponzoni

Dr.

Dr.

mas

Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Convidado(a) / UFSM / Sta Maria - RS

10

Convidado(a) / UNICAMP / Campinas - SP

Este trabalho foi aprovado por:

() maioria simples

(X unanimidade

Aluno (a): Ricardo Dal'Agnol da Silva

São José dos Campos, 28 de Abril de 2014

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de mestrado que possibilitou o desenvolvimento deste estudo e auxílio financeiro para levantamento de campo.

Ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), professores e servidores, pela oportunidade de realizar o mestrado, bem como, pelo apoio prestado durante o curso de mestrado.

Ao Dr. Lênio Soares Galvão e Dr. João Roberto dos Santos pelas valiosas orientações concedidas, que colaboraram na minha formação acadêmica e pessoal.

Ao apoio logístico do ICMBio/MMA através da licença SISBIO com projeto de número 35010-1, para acesso a Floresta Nacional do Tapajós.

Ao Museu Paraense Emílio Goeldi pela cessão do parabotânico Luiz Batista Lobato que realizou a identificação das espécies no trabalho de campo.

Ao LBA/Santarém pela logística e infra-estrutura cedida durante o trabalho de campo.

Aos amigos do SERE pelas conversas, discussões, apoio durante momentos difíceis e momentos de descontração. Em especial aos amigos Carlos e Yhasmin.

Aos amigos Dr. Mosar Botelho, Maurício e Aline pelo incentivo para ingressar no mestrado, torcida e pela amizade.

Ao grande irmão que a vida me proporcionou, Humberto, pelo incentivo, conversas, torcida, sermões e horas de lazer.

Ao meu pai Narciso e minha família, pelo incentivo e apoio constante em minha vida. Em especial, agradecimento póstumo a minha querida mãe Cloracildes Dal'Agnol. Obrigado por tudo o que me ensinaste.

RESUMO

As sucessões secundárias são tipologias importantes no monitoramento e conservação da biodiversidade, constituindo reservas de carbono para mitigação de mudanças climáticas. Com base na hipótese de que há um ganho no uso integrado de métricas de textura com dados espectrais no processo de mapeamento da cobertura da terra, especialmente das sucessões secundárias, os objetivos deste trabalho são: (1) mapear florestas primária e secundária, além de outros componentes de cena na Floresta Nacional do Tapajós (PA) e arredores usando Redes Neurais Artificiais (RNA) aplicada a dados espectrais (reflectância) e híbridos (reflectância e métricas texturais) do sensor Advanced Land Imager (ALI)/Earth Observing One (EO-1); (2) analisar as variações espectrais, texturais e de índices de vegetação provenientes de diferentes estádios de sucessão secundária presentes na cena ALI/EO-1, comparando os resultados com o monitoramento de uma sucessão secundária fixa com dados multi-temporais (1984-2010) do sensor Thematic Mapper (TM)/Landsat-5; e (3) avaliar a relação dos atributos espectrais, texturais e índices de vegetação, derivados dos dados ALI/EO-1, com parâmetros biofísicos das tipologias florestais (área basal, altura média, densidade de árvores, biomassa, IAF e percentual de cobertura de dossel) obtidos de um levantamento florístico e estrutural. Para o cálculo dos atributos texturais, matrizes de co-ocorrência de níveis de cinza (GLCM) foram utilizadas para determinar média, variância, contraste, dissimilaridade, homogeneidade, correlação, segundo momento angular e entropia das diferentes bandas dos sensores ALI e TM. RNA foi utilizada também para a seleção de atributos de textura para fins de mapeamento. Os resultados obtidos mostraram uma exatidão de mapeamento de 79% para os dados espectrais (reflectância) e 89% para dados híbridos, compostos pelas métricas texturais "média" e "dissimilaridade" e pelos dados de reflectância espectral do ALI, para mapear as classes de floresta primária (FP), sucessões inicial (SS1), intermediária (SS2) e avançada (SS3), pasto, culturas agrícolas, solo, vegetação não-fotossinteticamente ativa (NPV) e água. O padrão espectral-textural observado na análise multi-temporal de uma área fixa de regeneração natural da vegetação em cronossequência com dados TM e na análise de diferentes áreas de regeneração em uma data fixa com dados ALI foram consistentes entre si. Isso sugere que a influência de fatores locais sobre o desenvolvimento das sucessões secundárias, como por exemplo, o histórico do uso da terra e índice de sítio, apesar de introduzirem variabilidade espectral-textural nos dados, não foram suficientes para alterar o padrão geral observado nos dados ALI no desenvolvimento sucessional, quando comparado com os dados TM. Os atributos espectrais ALI apresentaram forte relação com os parâmetros biofísicos da floresta primária e das sucessões secundárias, mas apenas o atributo "textura média" foi útil para tais estimativas. Entretanto, as correlações obtidas não representam necessariamente causa e efeito, pois refletem apenas a transição das tipologias com estrutura menos desenvolvida e que apresentam alta reflectância (SS1 e SS2) para as tipologias mais desenvolvidas e de menor reflectância (SS3 e FP).

STUDY OF THE SPECTRAL AND TEXTURAL VARIATIONS IN PRIMARY FOREST AND SECONDARY SUCCESSIONS AT FLONA TAPAJÓS USING ALI/EO-1 DATA

ABSTRACT

Secondary successions are important typologies in the biodiversity monitoring and conservation, constituting carbon reserves to mitigate climate change. Based on the hypothesis that there is a gain in the integrated use of texture metrics with spectral data in the land-cover mapping, especially of secondary successions, the objectives of this study are: (1) to map primary and secondary forests as well as other land covers in the Tapajos National Forest (PA) and surroundings using Artificial Neural Networks (ANN) applied to spectral data (reflectance) and hybrid data (reflectance and textural metrics) of the Advanced Land Imager (ALI)/Earth Observing One (EO-1) sensor; (2) analyze the spectral, textural and vegetation indices variations for different secondary succession stages on ALI/EO-1 data, comparing the results with the monitoring of a fixed secondary succession with multi-temporal data (1984-2010) from the Thematic Mapper (TM)/Landsat-5 sensor; and (3) assess the relationship of spectral, textural and vegetation indices attributes derived from ALI/EO-1 data with biophysical parameters of the forest typologies (basal area, average height, tree density, biomass, leaf area index and percentage of canopy cover) obtained from a floristic and structural survey. For the calculation of textural attributes, gray-level co-occurrence matrixes (GLCM) were used to determine mean, variance, contrast, dissimilarity, homogeneity, correlation, angular second moment and entropy of the different bands of ALI and TM. ANN was also used for texture attribute selection for mapping purposes. Results showed classification accuracy of 79% using spectral data (reflectance) and of 89% using hybrid data, which was composed by the texture metrics "mean", "dissimilarity" and by the ALI spectral reflectance, to map the land-cover classes of primary forest (PF), initial (SS1), intermediate (SS2) and advanced (SS3) successions, pasture, crops, soil, non-photosynthethically active vegetation (NPV) and water. The spectral and textural pattern observed in the multi-temporal analysis on a fixed area of regeneration (chronosequence) with TM data and the analysis of different areas of regeneration in a fixed date with ALI data were fully consistent to each other. This comparison suggests that the influence of other local factors on the development of secondary succession, such as the history of land use and the site index, may have introduced spectral-textural variability in the data. However, they were not sufficient to alter the general pattern observed in the ALI data in the successional development when compared to the TM images. The ALI spectral attributes showed a strong relationship with the biophysical parameters of primary forest and secondary successions, but only the metric "mean" was the useful texture attribute for such estimations. However, the observed negative correlations did not necessarily mean cause and effect. They represented only the transition from typologies with less developed canopy structure and with high reflectance (SS1 and SS2) to the typologies with well-defined canopy structure and low reflectance (SS3 and PF).

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Arquitetura de uma RNA com uma camada oculta
Figura 3.1 – Localização da área de estudo no Estado do Pará e composição falsa-cor da imagem ALI/EO-1 com as bandas 4 (775-805 nm), 5 (1550-1750 nm) e 3 (630-690 nm) em vermelho, verde e azul, respectivamente. Imagem de 21/08/2012
Figura 3.2 – Ilustração das classes de cobertura florestal primária e secundária
Figura 3.3 – Aspectos gerais do uso da terra na região do Tapajós (PA) 28
Figura 4.1 – Etapas do desenvolvimento do trabalho
Figura 5.1 – Distribuição diamétrica para as tipologias florestais. Para SS1 e SS2, os indivíduos medidos foram de DAP \geq 5 cm; para SS3 e FP: DAP \geq 10 cm
Figura 5.2 – Distribuição de alturas para as tipologias florestais. Para SS1 e SS2, os indivíduos medidos foram de DAP \geq 5 cm; para SS3 e FP: DAP \geq 10 cm
Figura 5.3 – Análise do desempenho de cada variação do número de neurônios na camada oculta e pesos aleatórios iniciais. Cada ponto no gráfico representa um treinamento da RNA, onde as colunas de dados representam a variação de pesos iniciais sobre um número de neurônios na camada oculta
Figura 5.4 – Mapa de uso e cobertura da terra resultante da aplicação de redes neurais artificiais (RNA) com a reflectância das bandas do sensor ALI/EO-1 (atributos espectrais)
Figura 5.5 – Gráficos da contribuição relativa de cada métrica de textura para as bandas 3 a 9 do sensor ALI/EO-1 na classificação da cena
Figura 5.6 – Análise do desempenho de cada variação de neurônios na camada oculta e peso inicial. Cada ponto no gráfico representa um treinamento da RNA, onde as colunas de dados representam a variação de pesos iniciais sobre um número de neurônios na camada oculta
Figura 5.7 – Mapa de cobertura da terra gerado utilizando atributos híbridos (espectrais e texturais)
Figura 5.8 – Mapa diferença entre as classificações de cobertura da terra espectral e híbrida. A cor vermelha representa a diferença entre classificações, enquanto que a cor branca representa igualdade. Os polígonos pontilhados e nomeados pelas letras (a) até (h) representam exemplos de diferença e as letras (i) e (j) representam exemplos de igualdade

Figura 5.10 – Resposta das bandas 4 (NIR) e 5 (SWIR) do TM/Landsat-5 para áreas de floresta primária e sucessão secundária, com localização indicada na Figura 5.9. 67

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Bandas espectrais (µm) dos sensores TM/Landsat-5, ETM+/Landsat-7, ALI/EO-1 e OLI/Landsat-8. A primeira coluna contém a numeração das bandas do ALI que será usada ao longo do trabalho
Tabela 4.1 – Informações sobre a imagem ALI/EO-1 30
Tabela 4.2 – Relação dos ganhos e offsets para cada banda espectral ALI/EO-1 31
Tabela 4.3 – Classes de cobertura do solo mapeadas no presente estudo
Tabela 4.4 – Imagens TM/Landsat-5 selecionadas para a análise temporal 41
Tabela 5.1 – Parâmetros biofísicos e índices de diversidade por tipologia florestal 45
Tabela 5.2 – Parâmetros fitossociológicos das dez espécies de maior valor de importância (VI) obtidos para as classes de floresta primária e sucessões secundárias no Tapajós (PA). As abreviações são: N para número absoluto de indivíduos; U para o número de parcelas em que o indivíduo foi encontrado; DR para densidade relativa; FR para frequência relativa; DoA para dominância absoluta; DoR para dominância relativa; VI (%) para valor de importância percentual
Tabela 5.3 – Matriz de confusão do mapa gerado com dados espectrais (reflectância dos dados ALI/EO-1), em percentagem. As abreviações são: EC = erros de comissão; EO = erros de omissão; ECl = exatidão da classe; e EG = exatidão global
Tabela 5.4 – Métricas texturais selecionadas pelos limiares de contribuição relativa para compor o conjunto híbrido junto dos dados espectrais (reflectância das bandas 3 a 9 do ALI/EO-1)
Tabela 5.5 – Desempenho de cada conjunto híbrido de atributos quando comparado ao conjunto espectral
Tabela 5.6 – Matriz de confusão do mapa gerado com atributos híbridos, em percentagem. As abreviações são: EC = erros de comissão; EO = erros de omissão; EC1 = exatidão da classe; e EG = exatidão global
Tabela 5.7 – Valores médios e desvio-padrão para as métricas de textura da Banda 8 (SWIR 1650 nm) para cada tipologia florestal
Tabela 5.8 – Matriz de correlação entre parâmetros biofísicos e atributos espectrais (reflectância), índices de vegetação e textura "média". Dados em negrito correspondem aos maiores valores de correlação para cada tipo de atributo e parâmetro biofísico 76

Tabela 5.9 – Atributos de melhor relação com os parâmetros biofísicos, seu coeficiente de determinação (R ²), RMSE absoluto e percentual
Tabela A1 – Parcelas de inventário e suas coordenadas geográficas 105
Tabela B1 – Parâmetros de estrutura florestal por parcela 107
Tabela B2 – Parâmetros de diversidade florística por parcela 109
Tabela C1 – Matriz de correlação entre parâmetros biofísicos e atributos espectrais, índices de vegetação e métricas texturais derivados do ALI/EO-1 111

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

- 6S = Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum
- ALI = Advanced Land Imager
- CART = Classification And Regression Tree
- CDR = Climate Data Record
- DA = Densidade Absoluta
- DAP = Diâmetro a Altura do Peito
- DN = Digital Number
- DoA = Dominância Absoluta
- DoR = Dominância Relativa
- DR = Densidade Relativa
- EO-1 = Earth-Observing 1
- ETM+ = Enhanced Thematic Mapper Plus
- EVI = Enhanced Vegetation Index
- FA = Frequência Absoluta
- FLAASH = Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
- FNT = Floresta Nacional do Tapajós
- FOV = Field Of View
- FP = Floresta Primária

- FR = Frequência Relativa
- GLCM = Gray-Level Co-ocurrence Matrixes
- GPS = Global Positioning System
- H' = índice de diversidade de Shannon
- HRV = High Resolution Visible
- IAF = Índice de Área Foliar
- IAP = Índice de Área de Planta
- ICMBio = Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade
- J = índice de equabilidade de Pielou
- LBA = Large Scale Biosphere-Atmosphere Experiment in Amazonia
- LEISA = Linear Etalon Imaging Spectrometer Array
- LM = Levenberg-Marquardt
- MLP = Multi-Layer Perceptron
- MMA = Ministério do Meio Ambiente
- NDVI = Normalized Difference Vegetation Index
- NDWI = Normalized Difference Water Index
- NIR = Near InfraRed
- NPV = NonPhotosynthetic Vegetation
- OLI = Operational Land Imager
- $R^2 = coeficiente de determinação$

- RMSE = Root Mean Square Error
- RNA = Redes Neurais Artificiais
- ROI = Regions of Interest
- SADH = Sum And Difference Histograms
- SAR = Synthetic Aperture Radar
- SMA = Segundo Momento Angular
- SNR = Signal Noise Ratio
- SS1 = Sucessão Secundária Inicial
- SS2 = Sucessão Secundária Intermediária
- SS3 = Sucessão Secundária Avançada
- SWIR = ShortWave InfraRed
- TIR = Thermal InfraRed
- TM = Thematic Mapper
- USGS = United States Geological Survey
- VI = Valor de Importância
- VIS = Visível

SUMÁRIO

1 IN	TRODUÇÃO1
1.1.	Definição do problema e hipótese 4
1.2.	Objetivos gerais e específicos
2 FU	JNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 7
2.1. usano	Estudos realizados na região de influência da Floresta Nacional do Tapajós (FNT) lo dados de sensoriamento remoto
2.2.	Dados de sensoriamento remoto
2.2.1	Sensor orbital Advanced Land Imager (ALI) - EO-1
2.2.2	Thematic Mapper (TM)/Landsat-5 e produto CDR 11
2.3.	Textura da imagem 12
2.3.1	Estudos de mapeamento da cobertura da terra 14
2.3.2	Estudos de estimativa de parâmetros biofísicos florestais
2.4.	Redes neurais artificiais: Multi-Layer Perceptron
2.4.1	Funcionamento da RNA 19
2.4.2	Seleção de atributos por RNA
3 Á	REA DE ESTUDO 25
3 Ál 4 M	REA DE ESTUDO
 3 Á 4 M 4.1. 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30Caracterização florística e estrutural da vegetação33
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Percee 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30Caracterização florística e estrutural da vegetação33Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer ptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-137
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Percee 4.5. 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30Caracterização florística e estrutural da vegetação33Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer ptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-137Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária.40
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Perce 4.5. 4.5.1 difered 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30Caracterização florística e estrutural da vegetação33Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer ptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-137Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária.40Análise de uma sucessão secundária fixa com dados CDR – TM/Landsat-5 de entes datas no período seco (1984-2010)40
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Percee 4.5. 4.5.1 diferee 4.5.2 dados 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM30Caracterização florística e estrutural da vegetação33Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layerptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-137Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária40Análise de uma sucessão secundária fixa com dados CDR – TM/Landsat-5 de40Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa com42
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Percee 4.5.1 diferee 4.5.2 dados 4.6. texture 	REA DE ESTUDO25ATERIAL E MÉTODOS29Seleção da área de estudo.30Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM.30Caracterização florística e estrutural da vegetação33Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer ptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-137Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária.40Análise de uma sucessão secundária fixa com dados CDR – TM/Landsat-5 de entes datas no período seco (1984-2010).40Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa com s ALI/EO-142Relação dos parâmetros biofísicos da cobertura florestal com os dados espectrais e rais43
 3 Ál 4 M 4.1. 4.2. 4.3. 4.4. Percee 4.5.1 diferee 4.5.2 dados 4.6. textur 5 R 	REA DE ESTUDO 25 ATERIAL E MÉTODOS 29 Seleção da área de estudo. 30 Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM. 30 Caracterização florística e estrutural da vegetação 33 Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer ptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-1 37 Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária 40 Análise de uma sucessão secundária fixa com dados CDR – TM/Landsat-5 de entes datas no período seco (1984-2010). 40 Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa com s ALI/EO-1 42 Relação dos parâmetros biofísicos da cobertura florestal com os dados espectrais e trais 43 ESULTADOS E DISCUSSÃO. 45

5.2. Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Laye Perceptron	r I
5.2.1. Mapeamento com dados espectrais do ALI/EO-1	l
5.2.2. Seleção de atributos por redes neurais artificiais	5
5.2.3. Mapeamento com dados híbridos)
5.2.4. Mapa diferença entre os mapas de cobertura da terra espectral e híbrido 63	3
5.3. Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária	5
5.3.1. Análise de uma sucessão secundária fixa no período seco com dados CDR - TM/Landsat-5 de diferentes datas (1984-2010)	5
5.3.2. Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa no período seco com dados ALI/EO-1)
 5.4. Relação dos parâmetros biofísicos da cobertura florestal com os dados espectrais e texturais	э 5 7
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	l
APÊNDICE A – PARCELAS DE INVENTÁRIO FLORESTAL I COORDENADAS GEOGRÁFICAS	E 5
APÊNDICE B – PARÂMETROS DA ESTRUTURA F LORESTAI LEVANTADOS A CAMPO10'	7
B.1 Parâmetros da estrutura florestal	7
B.2 Parâmetros de diversidade florística 109)
APÊNDICE C – CORRELAÇÃO ENTRE PARÂMETROS BIOFÍSICOS H ATRIBUTOS DA IMAGEM111	C

1 INTRODUÇÃO

À medida que as florestas primárias são convertidas em áreas de agricultura ou de pecuária e posteriormente abandonadas, ocorrem processos de regeneração natural da cobertura florestal. Estimativas apontam que pelo menos 20% da área desmatada está se convertendo em sucessões secundárias na Amazônia Oriental (FEARNSIDE, 2008; HANSEN et al., 2008; FEARNSIDE et al., 2009). Esses processos em suas várias fases sucessionais contribuem com a re-organização e a manutenção da biodiversidade, com o estabelecimento da conectividade entre remanescentes florestais, na manutenção do regime hidrológico, bem como no controle do pH e da recuperação da fertilidade do solo (NEPSTAD et al., 1994; HOELSCHER, 1997; PAPARCIKOVA et al., 1999; SOMMER et al., 2000). Por isso, cada vez mais, as florestas em estádios sucessionais são entendidas como parte importante de processos de monitoramento e de conservação da biodiversidade ecológica (CHAZDON et al., 2009). Além disso, pelo acúmulo de carbono atmosférico no decorrer de seu desenvolvimento, elas colaboram para a mitigação de mudanças climáticas (SHEVLIAKOVA et al., 2009; YANG et al., 2010).

A maneira mais eficiente para reduzir as incertezas na caracterização da paisagem florestal e dos fatores nela atuantes, bem como na estimativa do fluxo de carbono, é através da melhoria nos procedimentos de mapeamento do uso e cobertura da terra e sua dinâmica, fazendo uso de produtos e técnicas de sensoriamento remoto, quer seja em nível aerotransportado ou orbital. Um aspecto que traz incertezas ao se utilizar esses produtos e técnicas está na capacidade operacional de diferenciação entre florestas primárias e sucessões secundárias devido a sua similaridade espectral (BROWN et al., 1993; KUMMER; TURNER, 1994; SKOLE, 1994). Não existe um protocolo bem definido para a classificação dessas áreas de sucessão, visto que existem diversos fatores que influenciam seu desenvolvimento, como: história de uso da terra, tamanho da área desmatada, frequência de corte ou fogo, fertilidade do solo, regime hídrico, etc. (MORAN et al., 2000; COCHRANE; LAURANCE, 2002; LUCAS et al., 2002; ALVES et al., 2002; FEARNSIDE, 2005; NUMATA et al., 2011). Apesar disso, um critério muito utilizado em ambientes amazônicos é do tempo/idade de regeneração

(UHL et al., 1988; VIEIRA et al., 2003), dividindo-as em sucessão inicial (SS1 – até 5 anos), intermediária (SS2 – 5 a 15 anos) e avançada (SS3 – mais de 15 anos).

Há grande dificuldade na extração de atributos florestais utilizando somente dados espectrais derivados de sensores remotos, devido à influência da sombra sobre o dossel florestal provocada pela diferença de altura das árvores, heterogeneidade intrínseca da estrutura da vegetação e a saturação do sinal de resposta espectral do alvo sob determinadas condições (STEININGER, 2000). Além disso, a composição de espécies, a estrutura, o ângulo de arranjo das folhas e o estado fenológico da planta, podem afetar a reflectância do alvo florestal medida pelos sensores remotos (LU, 2001). A combinação de dados espectrais de sensoriamento remoto com dados texturais tem minimizado problemas de classificação da cobertura da terra, sendo especialmente valiosa para análises de paisagens complexas (LU; WENG, 2007). Quando se trata da análise de áreas florestais, a textura pode refletir a heterogeneidade espacial da estrutura da vegetação e, portanto, pode ser utilizada para representar essas variações presentes, sobretudo nas sucessões florestais (SARKER; NICHOL, 2011, ASNER et al., 2003; LU; BATISTELLA, 2005).

O método de extração de textura mais comumente utilizado é o *Gray-Level Co-ocurrence Matrixes* (GLCM; HARALICK et al., 1973). Esse método quantifica a frequência em que diferentes combinações de níveis de cinza ocorrem numa imagem de acordo com uma distância e ângulo determinados, gerando uma matriz de probabilidades. Essa matriz é utilizada para o cálculo de métricas texturais (p. ex., média, variância, contraste, etc.), as quais são consideradas por alguns autores como superiores a outras métricas texturais da literatura (CONNERS; HARLOW, 1980; OHANIAN; DUBES, 1992).

Assim sendo, diversos estudos têm utilizado atributos de textura como complemento aos dados espectrais para: mapeamento de estádios de sucessão florestal (KIMES et al., 1999; ASNER et al., 2003; OTA et al., 2011); estimativa de idade de regeneração florestal (KIMES et al., 1999); estimativa de parâmetros biofísicos da floresta (LU et al., 2002; THENKABAIL et al., 2004; LU; BATISTELLA, 2005; KAYITAKIRE et al.,

2006; WIJAYA et al., 2010; SARKER; NICHOL, 2011; GALLARDO-CRUZ et al., 2012); detecção de corte seletivo em florestas (ASNER et al., 2002); e análise de fenologia de florestas (CULBERT et al., 2009). No entanto, há ainda a necessidade de melhor entendimento sobre a real contribuição das medidas de textura na diferenciação de estádios de sucessões secundárias e na estimativa de seus parâmetros biofísicos (LU; WENG, 2007; GALLARDO-CRUZ et al., 2012).

Os dados do sensor Advanced Land Imager (ALI) / Earth Observing 1 (EO-1), protótipo do Operational Land Imager (OLI) / Landsat-8, têm sido utilizados para estudos de mapeamento do uso e cobertura da terra, estimativa de parâmetros biofísicos, detecção de queimadas, identificação de culturas e estimativa de produção agrícola, etc. (LOBELL; ASNER, 2003; THENKABAIL et al., 2004; NEUENSCHWANDER et al., 2005; PU et al., 2008; HELMER et al., 2010; PETROPOULOS et al., 2012). Apesar de literatura reportar estudos em florestas tropicais, análises envolvendo sucessões secundárias em ambientes amazônicos não foram reportadas para esse sensor.

A aplicação de uma única cena para análise das variações espectro-texturais entre diferentes áreas de sucessão secundária está sujeita a alguns complicadores que podem introduzir variabilidade nos dados, como variações de iluminação do terreno e topografia, diferenças florístico-estruturais entre as sucessões decorrentes de diferentes trajetórias de regeneração, distúrbios antrópicos ou naturais e até de condições edáficas distintas. A utilização de séries temporais minimiza parte desses efeitos permitindo a inspeção da trajetória das sucessões secundárias com grande precisão (KIMES et al., 1999; PRATES-CLARK et al., 2009), e é principalmente útil para monitorar uma área fixa ao longo do tempo (cronossequência), minimizando ainda mais os efeitos complicadores citados. Apesar disso, não foram ainda reportados na literatura, estudos que utilizassem séries temporais para analisar as variações espectro-texturais em uma área fixa de contínuo desenvolvimento sucessional. Por isso, a disponibilidade recente do produto Surface Reflectance Climate Data Record (CDR) pela USGS (2013) em 2013, pode propiciar o cenário ideal para a inspeção das variações espectro-texturais de sucessões secundárias através do tempo. Esse produto corresponde a imagens Thematic Mapper (TM)/Landsat-5 de 1984 a 2013, georreferenciadas, e em valores de

reflectância de superfície corrigida pelo modelo de transferência radiativa *Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum* (6S) (MASEK et al., 2006). Devido à similaridade técnica do sensor TM/Landsat-5 com o ALI/EO-1, é possível comparar padrões espectro-texturais observados sobre diferentes áreas de sucessão com ambos os sensores em uma única data ou em diferentes datas.

Com relação às técnicas de integração dos dados espectrais e texturais, diversos autores têm utilizado as redes neurais artificiais (RNA), sendo o método mais aplicado o *Multi-Layer Perceptron* (MLP) (KIMES et al., 1998; KUPLICH, 2006; WIJAYA et al., 2010). Kimes et al. (1998, 1999) citam algumas vantagens da RNA, como: sua flexibilidade na modelagem de relações complexas não-lineares, como é o caso dos dados de textura e as classes de cobertura; o fato de não requerer conhecimento prévio sobre distribuição ou relação entre variáveis; o aspecto da modelagem poder servir de modelo inicial e este ser utilizado para comparação com outros modelos, como modelos físicos; a sua utilização para selecionar atributos mais relacionados com a variável resposta. Além disso, as RNA tendem a apresentar resultados superiores aos das técnicas de análise tradicionais, como regressões lineares múltiplas (KIMES et al., 1998; ATKINSON; TATNAL, 1997).

1.1. Definição do problema e hipótese

O presente estudo é baseado nas hipóteses de que o uso integrado de métricas de textura e dados espectrais proporciona uma melhoria de desempenho no processo de mapeamento da cobertura da terra em relação ao uso exclusivo de dados espectrais. Ele pressupõe que as métricas texturais podem contribuir para uma melhor interpretação das variações florístico-estruturais ao longo do desenvolvimento sucessional e para estimativa de parâmetros biofísicos das tipologias florestais.

1.2. Objetivos gerais e específicos

O presente estudo tem o objetivo de analisar as variações espectrais e texturais de dados ALI/EO-1 em florestas primárias e sucessões secundárias, no sentido de aprofundar o conhecimento da utilização do atributo textura como subsídio ao mapeamento da

cobertura da terra, sua relação com o processo de sucessão florestal e a estimativa de parâmetros biofísicos florestais. Um trecho da Floresta Nacional do Tapajós e área circunvizinha foram utilizados como sítio de investigação.

O trabalho tem os seguintes objetivos específicos:

1- Efetuar a caracterização florística-estrutural das tipologias vegetacionais secundárias, de forma a entender o comportamento espectro-textural dessas feições nas imagens ALI/EO-1.

2- Avaliar o desempenho da técnica de redes neurais artificiais *Multi-Layer Perceptron* e a importância das medidas de textura para o mapeamento de floresta primária e sucessões secundárias utilizando dados ALI/EO-1;

3- Analisar as variações espectrais, texturais e de índices de vegetação para diferentes estádios de sucessão secundária presentes na cena ALI/EO-1, comparando os resultados com o monitoramento de cerca de 30 anos de uma sucessão secundária fixa, usando uma série temporal de dados TM/Landsat-5 (produto CDR) no período seco de 1984 a 2010;

4- Avaliar a relação dos atributos espectrais, texturais e índices de vegetação, derivados dos dados ALI/EO-1, com os parâmetros biofísicos da floresta (área basal, altura média, densidade de árvores, biomassa, IAF e percentual de cobertura de dossel).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Estudos realizados na região de influência da Floresta Nacional do Tapajós (FNT) usando dados de sensoriamento remoto

O estudo do uso e cobertura da terra na Amazônia tem sido foco de estudos científicos devido aos distúrbios derivados de: incêndios florestais; da extração seletiva de madeira através de práticas ilegais de exploração; e da tradicional conversão das florestas para implantação de áreas agrícolas e de pastagens. Muitas destas pastagens são posteriormente abandonadas, iniciando-se um processo de regeneração da floresta (PRATES-CLARK et al., 2009). Por isso, grande parte das pesquisas científicas realizadas na Amazônia brasileira vem utilizando Unidades de Conservação como áreas experimentais. Essas áreas possuem uma grande importância ambiental e, no caso dos estudos científicos, apresentam um maior controle com relação aos distúrbios antrópicos. Uma dessas áreas é a Floresta Nacional do Tapajós (FNT), situada no Estado do Pará, a qual tem subsidiado diversos estudos relacionados ao sensoriamento remoto.

A caracterização da estrutura horizontal e vertical, florística e fitossociológica da floresta primária e sucessões secundárias é um assunto abordado por diversos trabalhos na FNT, sendo fundamental nos procedimentos de mapeamento e estimativa de parâmetros biofísicos da floresta a partir de dados remotos (BERNARDES, 1996; ESPIRITO-SANTO et al., 2005; GONÇALVES, 2007; NARVAES, 2010). A variabilidade espacial do índice de área foliar (IAF) sobre as classes de uso e cobertura também foi objeto de estudo na FNT (ARAGÃO et al., 2005). Nesse estudo, os autores realizaram medições de campo com equipamento LAI-2000, comparando os valores obtidos entre as diferentes classes de uso e cobertura. O IAF observado em florestas primárias densas foi de 5,1 \pm 0,66, enquanto que as sucessões secundárias apresentaram 3,46 \pm 0,42.

Dos dados de sensoriamento remoto óptico, o sensor TM/Landsat-5 foi o mais empregado para mapeamento do uso e cobertura e discriminação de sucessões secundárias (BERNARDES, 1996), bem como para análise da relação da escala de mapeamento inter-pixel (pixel a pixel) e sub-pixel (modelagem de mistura) para mapeamento do uso e cobertura da terra utilizando dados espectrais e texturais (ASNER et al., 2003).

Ainda no espectro óptico, Prates-Clark et al. (2009) realizaram um estudo do impacto do histórico de uso da terra na regeneração das sucessões secundárias através de séries temporais de produtos Landsat dos sensores MSS, TM e ETM+. Verificaram distúrbios causados por fogo em 1993 e 1998 nos arredores da FNT. Também constataram que essas áreas são geralmente destinadas para atividades de cultivos de subsistência. Após algumas rotações de uso, as áreas são deixadas em pousio para recuperação da fertilidade do solo e, posteriormente, retornam ao processo produtivo ou entram num processo de regeneração natural, tornando-se sucessões secundárias. Além disso, foi observado que áreas com uso mais intensivo da terra apresentaram menor capacidade de regeneração da biomassa florestal e da diversidade de espécies. Além dos sensores ópticos multiespectrais, Galvão et al. (2009) utilizaram dados do sensor hiperespectral multiangular CHRIS/PROBA e análise discriminante múltipla para discriminação das sucessões secundárias. Ao comparar a exatidão de classificação resultante da utilização de apenas uma imagem ao nadir com a oriunda do uso de imagens de diversos ângulos de apontamento, observou-se uma melhoria significativa de precisão de classificação de 83,3 para 98,3% em SS1, 53,3 para 70,0% em SS2, e 58,3 para 76,7% em SS3.

Os dados de radar de abertura sintética (SAR) foram muito utilizados na FNT, em dois principais temas de pesquisa: o mapeamento e discriminação de florestas primárias e sucessões secundárias, no qual os estudos aplicaram dados SIR-C (bandas C e L) (YANASSE et al., 1997) e dados RADARSAT modo *standard* e *fine* (SHIMABUKURO et al., 1998); e a estimativa de biomassa florestal, onde foram utilizados dados JERS-1, ERS-1, SIR-C (bandas C e L) (LUCKMAN et al., 1997), dados JERS-1 (banda L) (KUPLICH et al., 2000), dados AeS-1 (banda P) (SANTOS et al., 2003), dados SAR polarimétricos do sensor aerotransportado SAR-R99B (banda L) (GONÇALVES, 2007), e dados de SAR polarimétrico ALOS/PALSAR (banda L) (NARVAES, 2010).

2.2. Dados de sensoriamento remoto

2.2.1. Sensor orbital Advanced Land Imager (ALI) - EO-1

O *Advanced Land Imager* (ALI) é um sensor multiespectral a bordo da plataforma *Earth-Observing 1* (EO-1). Esse satélite faz parte do programa "Novo Milênio da NASA", tendo como seus três instrumentos primários: ALI, Hyperion e *Linear Etalon Imaging Spectrometer Array* (LEISA). O EO-1 é um projeto de demonstração da capacidade da tecnologia espacial, no qual foram desenvolvidos e colocados em órbita alguns sensores, com resoluções espacial e espectral comparáveis ou superiores àquelas da série Landsat, porém com diminuição significativa na massa, volume e custo dos instrumentos (LENCIONI et al., 2005). Foi lançado no dia 21 de novembro de 2000. Segue uma órbita Sol-síncrona quase polar com uma altitude de 705 km no equador, a mesma do sensor ETM+/Landsat-7 com defasagem de um minuto, permitindo, portanto, a intercalibração entre sensores. Seus instrumentos ainda estão em atividade, à exceção do LEISA. Porém, como o projeto não possui cunho operacional, suas imagens só podem ser obtidas via processo de requisição junto a USGS/NASA (LENCIONI et al., 2005).

O sensor ALI é o protótipo do sensor *Operational Land Imager* (OLI), a bordo do Landsat-8, aspecto que agrega importância aos estudos envolvendo seus dados. Opera com um sistema de varredura *pushbroom* com um *field of view* (FOV) em *cross-track* de 3° em FOV *in-track* de 1,256°. O plano focal do sensor é composto por um módulo com quatro assembleias, contendo 320 detectores em cada conjunto para cada banda espectral, e 960 detectores para a banda pancromática em cada conjunto. A cobertura total *cross-track* é de 37 km, sendo que os detectores multiespectrais amostram uma área de 10 metros da superfície terrestre (LENCIONI et al., 2005). As bandas espectrais do sensor ALI, bem como, as dos TM/Landsat-5, ETM+/Landsat-7 e OLI/Landsat-8 estão apresentadas na Tabela 2.1.

Bandas	ТМ	ETM+	ALI	OLI
PAN		0,52 - 0,90	0,48 - 0,69	0,50 - 0,68
1			0,433 - 0,453	0,433 - 0,453
2	0,45 - 0,52	0,45 - 0,52	0,45 - 0,515	0,45 - 0,515
3	0,52 - 0,60	0,53 - 0,61	0,525 - 0,605	0,525 - 0,60
4	0,63 - 0,69	0,63 - 0,69	0,63 - 0,69	0,63 - 0,68
5	0,76 - 0,90	0,78 - 0,90	0,775 - 0,805	
6			0,845 - 0,89	0,845 - 0,89
7			1,20 - 1,30	1,36 - 1,39
8	1,55 - 1,75	1,55 - 1,75	1,55 - 1,75	1,56 - 1,66
9	2,08 - 2,35	2,09 - 2,35	2,08 - 2,35	2,10 - 2,30

Tabela 2.1 – Bandas espectrais (μm) dos sensores TM/Landsat-5, ETM+/Landsat-7, ALI/EO-1 e OLI/Landsat-8. A primeira coluna contém a numeração das bandas do ALI que será usada ao longo do trabalho.

Obs: As principais diferenças em bandas espectrais do sensor ALI, comparadas com as do TM e ETM+, são: a banda adicional no azul (0,433 - 0,453 μ m); a subdivisão da banda do NIR em duas novas bandas (0,775 - 0,805 e 0,845 - 0,89 μ m); e a banda adicional no SWIR (1,20 - 1,30 μ m). As bandas termais não estão listadas, pois não foram utilizadas no presente estudo.

A relação sinal/ruído (*signal-to-noise ratio* - SNR) do sensor ALI varia de 200 a 300 para o espectro do visível, 200 a 250 para o NIR, e de 100 a 150 para o SWIR. Esses valores correspondem de quatro a dez vezes mais SNR do que as bandas ETM+, que variam de 15 a 50 (LENCIONI et al., 2005). O sistema de varredura *pushbroom* e a resolução radiométrica de 12 bits do ALI conferem maior sensibilidade e poder de discriminação quando comparado ao do ETM+ (IRONS; MASEK et al., 2006). Apesar de suas imagens só serem adquiridas via demanda, o sensor possui um sistema de apontamento, que, se necessário, pode propiciar uma maior revisita de cena.

Os dados ALI/EO-1 foram utilizados em estudos de diversas áreas de aplicação, como de delineação de áreas queimadas (PETROPOULOS et al., 2012), mapeamento de uso e cobertura da terra (NEUENSCHWANDER et al., 2005), mapeamento de florestas

(THENKABAIL et al., 2004; PU et al., 2008; HELMER et al., 2010), predição de produção e identificação de culturas agrícolas (LOBELL; ASNER, 2003), etc.. Além disso, esses mesmos estudos compararam dados do ALI com os de outros sensores, como TM, ETM+ e IKONOS. Os resultados mostraram a superioridade do ALI devido a melhor SNR, resolução radiométrica e espectral (THENKABAIL et al., 2004; PU et al., 2008; PETROPOULOS et al., 2012).

2.2.2. Thematic Mapper (TM)/Landsat-5 e produto CDR

O *Thematic Mapper* (TM) é um instrumento imageador multiespectral do USGS e NASA dos EUA que está a bordo da plataforma orbital Landsat-5. Foi lançado em 01 de março de 1984 e esteve imageando a superfície terrestre desde seu lançamento até 05 de junho de 2013. Era um sensor passivo, com sistema de varredura mecânica, que continha sete bandas largas correspondendo às faixas espectrais do visível (VIS), infravermelho próximo (NIR), infravermelho de ondas curtas (SWIR) e do infravermelho termal (TIR) (Tabela 2.1). O imageamento era realizado somente com visada quase ao nadir, com resolução espacial de 30 m nas bandas espectrais do VIS ao SWIR e 120 m na banda do TIR. Possuía resolução radiométrica de 8 bits e uma revisita de 16 dias.

Para os usuários de dados de satélite, um grande diferencial do sensor TM/Landsat-5 perante outros sensores é o seu enorme acervo de imagens, totalizando 29 anos de imagens, desde 1984 até 2013. Em maio de 2013, a USGS (2013) tornou disponível o produto *Climate Data Record* (CDR), que corresponde a imagens TM/Landsat-4, TM/Landsat-5 e ETM+/Landsat-7, georreferenciadas e com correção para reflectância de superfície (efeitos de espalhamento e absorção atmosférica) pelo modelo de transferência radiativa *Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum* (6S) (MASEK et al., 2006). O objetivo desse programa é de fornecer séries temporais de imagens para subsidiar estudos de detecção de mudanças na superfície terrestre, como de mudanças climáticas.

2.3. Textura da imagem

Não existe definição formal sobre textura, porém ela pode ser pensada como um fenômeno de organização de uma superfície/área. Pode ser observada tanto em nível microscópico, por exemplo, em imagens da estrutura celular em tecidos vivos, ou em imagens obtidas a partir de plataformas aéreas ou orbitais – as imagens utilizadas no sensoriamento remoto (HARALICK, 1979). Com relação às áreas de floresta, numa dada escala, a textura da imagem deve refletir sua heterogeneidade interna (SARKER; NICHOL, 2011). Os autores ressaltam que as diferenças estruturais (ex.: biomassa, IAF, etc.) e florísticas (ex. composição de espécies) de uma floresta causam tais variações na imagem.

Com objetivo de transformar aspectos visuais de textura em descritores quantitativos, diversas técnicas de processamento digital de imagem foram desenvolvidas, como: *gray-level co-ocurrence matrixes* (GLCM; HARALICK et al., 1973), *gray level run length method* (GALLOWAY, 1975), *gray-level difference matrixes* (WESZKA et al., 1976), *markov random field* (CROSS; JAIN, 1983), *sum and difference histograms* (UNSER, 1986), filtros fractais (KELLER et al., 1989), filtros Gabor (BOVIK et al., 1990), entre outros. Estudos comparativos comprovaram que a abordagem por GLCM é superior às outras medidas citadas para a classificação (CONNERS; HARLOW, 1980; OHANIAN; DUBES, 1992).

O GLCM é um método estatístico que quantifica a diferença de níveis de cinza de pixels vizinhos separados por uma distância e ângulo específico da imagem, através de uma janela móvel sobre a imagem (HARALICK et al., 1973). Tipicamente a distância utilizada é de 1 (um) pixel. O ângulo pode variar a cada 45°, permitindo quatro variações 0°, 45°, 90° e 135°, onde o procedimento mais comumente realizado é a extração da textura para todas as direções e o cálculo de uma média das medidas extraídas. A GLCM é também conhecida como um método de textura de segunda ordem, pois leva em consideração o arranjo espacial dos pixels, diferente de métodos de textura de primeira ordem. Através do GLCM, podem ser extraídas oito métricas

texturais (HARALICK et al., 1973), onde p(i,j) representa a frequência com que o valor de dois pixels (i e j) ocorrem em uma imagem (Equações 2.1 a 2.8):

Média (x) =
$$\sum_{i} \sum_{j} xp(i, j)$$
 (2.1)

Variância (x) =
$$\sum_{i} \sum_{j} (x - MÉDIAx)^2 p(i,j)$$
 (2.2)

$$Correlação = \sum_{i} \sum_{j} \frac{(i - \sum_{i} \sum_{j} ip(i,j))(j - \sum_{i} \sum_{j} ip(i,j)) p(i,j)}{\sum_{i} \sum_{j} (i - \sum_{i} \sum_{j} ip(i,j))^{2} p(i,j))}$$
(2.3)

Contraste =
$$\sum_{i} \sum_{j} (i - j)^2 p(i, j)$$
 (2.4)

Dissimilaridade =
$$\sum_{i} \sum_{j} |i - j| p(i, j)$$
 (2.5)

Homogeneidade =
$$\sum_{i} \sum_{j} \left(\frac{1}{1 + (i-j)^2} \right) * p(i,j)$$
 (2.6)

Segundo Momento Angular (SMA) =
$$\sum_{i} \sum_{j} p(i, j)^{2}$$
 (2.7)

Entropia =
$$-\sum_{i} \sum_{j} p(i,j) \log p(i,j)$$
 (2.8)

onde x representa i ou j, pois as medidas de Média e Variância podem ser calculadas para o eixo horizontal e vertical.

Dentre essas oito medidas, existem três categorias básicas: contraste, ordem e estatística (HALL-BEYER, 2007). A categoria contraste contempla as medidas de "contraste", "dissimilaridade" e "homogeneidade"; a ordem contempla o "segundo momento angular" e a "entropia"; e a estatística contempla a "média", "variância" e "correlação". Dentro de cada categoria, geralmente a correlação entre métricas é alta (HALL-BEYER, 2007).

Segundo Gallardo-Cruz et al. (2012), a métrica textural "média" é ligada diretamente a heterogeneidade espectral da imagem; a "variância" é uma medida de variação global, onde valores altos denotam alta variabilidade espectral; a "correlação" mede a dependência linear entre pixels vizinhos; o "contraste" é uma medida quadrática de variação local na imagem, onde valores altos indicam grandes diferenças entre pixels

vizinhos; a "dissimilaridade" representa uma medida linear de variação local; a "homogeneidade" é a medida de uniformidade nos tons de cinza da imagem, onde valores altos representam alta "homogeneidade"; o "segundo momento angular" representa uma medida de ordem na imagem; e a "entropia" representa uma medida de desordem na imagem.

O tamanho da janela móvel deve variar conforme a resolução espacial do dado remoto e a escala de observação do "fenômeno". Um aumento excessivo do número de pixels na janela móvel pode induzir a uma ideia muitas vezes equivocada, de que há melhor separação de classes ou melhores relações com parâmetros biofísicos florestais (LU; BATISTELLA, 2005). O que ocorre é que, muitas vezes, a janela móvel captura valores de áreas distintas daquelas que se está analisando, gerando grande disparidade nos valores, como por exemplo, capturando valores espectrais de uma área de sucessão secundária e de uma pastagem que lhe é limítrofe. No caso das sucessões secundárias, como muitas vezes elas ocupam uns poucos hectares, este problema é relativamente comum. Outro problema com relação ao tamanho da janela é o de efeitos de borda (HARALICK, 1979; FERRO; WARNER, 2002). Quanto maior a janela móvel de análise, maior serão as bordas nas regiões limítrofes entre as diferentes classes de cobertura da terra, prejudicando o mapa gerado.

2.3.1. Estudos de mapeamento da cobertura da terra

Diversos estudos na literatura têm analisado a inserção da textura em procedimentos de mapeamento do uso e cobertura da terra, sejam usando dados ópticos ou de micro-ondas (através de radares de abertura sintética- SAR). A maioria deles reportam ganhos significativos de desempenho de mapeamento. Kimes et al. (1999) realizaram mapeamento de sucessões secundárias e estimativa de idade da regeneração natural em áreas de Rondônia, fazendo uso do atributo textura GLCM com janela de 3x3 pixels, de técnicas de redes neurais artificiais (método *Cascade*) e análise discriminante no tratamento de imagens SPOT HRV (resolução espacial de 20 m). Obtiveram acerto de até 95% na discriminação entre floresta primária, sucessão secundária e áreas desflorestadas, utilizando a banda 3 (NIR) e a textura das bandas 2 (vermelho) e 3. Com
relação ao mapeamento do uso e cobertura, obteve-se acerto de 83,5% para os dados espectrais e de 89,9% com a adição de medidas de textura das bandas 2 e 3, ou seja, um ganho de 6,4%.

Outra questão levantada é sobre a influência da escala de observação do sensor. Ota et al. (2011) avaliaram a exatidão de classificação de florestas no Japão utilizando conjuntos de dados espectrais, texturais GLCM e conjuntos híbridos (espectral + textural), derivados de dados IKONOS-2 (4 m de resolução espacial). Além disso, foram realizadas reamostragens nos dados gerando imagens de 10, 15, 20, 25 e 30 m de tamanho de pixel a fim de avaliar a influência do tamanho de pixel (simulação de diferentes resoluções espaciais). O método de classificação utilizado foi árvore de decisão (*Classification And Regression Tree* - CART). Esses autores observaram que a textura apresentou melhoria significativa na exatidão de mapeamento para tamanhos de pixel de até 20 m. No entanto, não houve melhoria para tamanhos de pixel de 25 m, e apesar de se observar melhoria para 30 m, os autores não a julgaram como tal.

A mistura espectral nas regiões amazônicas é algo esperado devido à dinâmica do uso e cobertura da terra, visto que a disponibilidade de dados de satélite normalmente inclui até a resolução espacial moderada (≥ 30 m). Dessa forma, duas questões importantes a serem consideradas são: a da necessidade da utilização de classificação em nível de subpixel, e da sensibilidade da textura para identificação de variações biofísicas. Asner et al. (2003) realizaram a caracterização do uso e cobertura da terra nos arredores da FNT e analisaram o desempenho de classificações inter-pixel (pixel a pixel) e sub-pixel (mistura em um pixel) ao tratarem com dados TM/Landsat-5. Utilizaram atributos texturais de "variância" (extraído a partir das bandas do sensor TM) e da modelagem de mistura espectral (AutoMCU). Além disso, esses autores correlacionaram o atributo textural com as frações do modelo de mistura (vegetação verde, vegetação nãofotossinteticamente ativa e solo). Eles concluíram que: na caracterização de classes de uso e cobertura através de dados TM, as escalas de mapeamento inter e sub-pixel obtiveram desempenho similar; as bandas TM3 e TM5 foram as mais úteis para a diferenciação temática; e a banda TM5 foi mais sensível às variações biofísicas do dossel.

2.3.2. Estudos de estimativa de parâmetros biofísicos florestais

Partindo do pressuposto que a textura da imagem deva refletir a heterogeneidade do dossel florestal, e com o objetivo de melhorar a estimativa de parâmetros biofísicos florestais, estudos na literatura analisaram o uso de métricas texturais em modelagem estatística para extração de atributos da estrutura florestal.

Lu et al. (2002) fizeram a estimativa de biomassa seca em florestas primária e secundária na zona Bragantina e de Altamira, no Estado do Pará, através de dados TM/Landsat-5 e medidas de textura de primeira ordem. Considerando apenas as bandas TM individualmente, as melhores relações biofísicas foram obtidas pela banda TM5 em Altamira ($R^2 = 0,63$) e pela banda TM4 em Bragantina ($R^2 = 0,84$). Integrando, porém, medidas de textura no modelo, esses autores obtiveram R^2 de 0,88 para Altamira e Bragantina. Notaram ainda que os valores do comportamento espectral decorrente das sucessões iniciais, independente da banda TM utilizada, prejudicaram a modelagem da biomassa, causando perda de precisão de estimativas. Segundo eles, isso acontece devido à informação espectral capturada pelos sensores orbitais sobre as áreas de regeneração inicial ser composta de uma mistura do espalhamento da luz a partir do solo e da vegetação.

Ainda com dados TM/Landsat-5, Lu e Batistella (2005) avaliaram a relação dos dados espectrais TM e texturais GLCM com relação à biomassa seca de florestas primárias e sucessões secundárias no Estado de Rondônia. Nas sucessões secundárias, as bandas espectrais TM 2, 3, 4, 5, 7 obtiveram correlações de Pearson significativas de -0,51, -0,44, -0,68, -0,57, -0,42, respectivamente. Nas florestas primárias, as correlações não foram significativas, sendo a maior delas decorrente do uso da banda TM5 (r = -0,40). Para as métricas de textura, no caso das sucessões secundárias, a única medida significativa foi a textura "média", obtendo resultados inferiores as das bandas espectrais. Já nas florestas primárias, a métrica textural "média" da banda TM5 foi importante, assim como o "contraste" e a "dissimilaridade" que passaram a ser significativos a partir de um tamanho de janela de 15x15 pixels.

Thenkabail et al. (2004) avaliaram a estimativa de biomassa seca em florestas tropicais africanas utilizando dados espectrais IKONOS, ETM+, ALI e Hyperion. No ajuste de modelos entre essa variável biofísica e aquela de dados de sensores remotos obtiveram valores de R² de 0,13 (caso do IKONOS), 0,16 (ETM+), 0,60 (ALI) e 0,96 (Hyperion). O modelo com dados ALI utilizou cinco bandas espectrais, enquanto o do Hyperion fez uso de vinte bandas. Avaliando-se áreas de florestas, primária e secundária, separadamente, o ALI obteve R² de 0,75 e 0,59, respectivamente. Os autores atribuem o resultado superior do ALI, com relação aos outros sensores multiespectrais, devido ao maior número de bandas espectrais, melhor relação sinal/ruído e melhor resolução radiométrica.

Wijaya et al. (2010) analisaram a extração de parâmetros biofísicos de florestas tropicais da Indonésia usando dados espectrais ETM+, medidas de textura GLCM e técnicas de regressão múltipla e redes neurais artificiais *Multi-Layer Perceptron*. A métrica textural "média" da banda 5 apresentou correlações fortes com os atributos florestais de área basal (r = -0.52) e biomassa (r = -0.54). A modelagem da área basal obteve R² de 0,36 com 1,81 m²/ha (14,14%) de RMSE, enquanto que a biomassa obteve R² de 0,38 com 21,68 Mg/ha (12,94%) de RMSE.

Com uma melhor resolução espacial, Kayitakire et al. (2006) extraíram atributos estruturais de florestas temperadas da Bélgica com textura GLCM sobre a banda pancromática IKONOS-2. Os modelos resultaram em um R² de 0,82 (RMSE de 276 árvores – 29%) para densidade utilizando "contraste" (janela de 5x5 pixels); um R² de 0,76 (RMSE de 2,2 m – 10%) para altura utilizando "correlação" (15x15 pixels); e um R² de 0,35 (RMSE de 7,1 m²/ha – 16%) para área basal utilizando "contraste" (25x25 pixels).

Sarker e Nichol (2011) fizeram a modelagem de biomassa em florestas subtropicais da costa sudeste da China através de dados espectrais do sensor ALOS AVNIR-2 (10 m de resolução espacial nas bandas espectrais), texturas GLCM e textura da soma e diferença de histograma (SADH). Dos dados espectrais, o modelo utilizando a banda 4 (NIR)

sozinha apresentou R² de 0,48 (RMSE de 71 Mg/ha). O modelo multivariado utilizando texturas da banda 4 apresentou R² de 0,72 (RMSE de 51 Mg/ha).

Gallardo-Cruz et al. (2012) avaliaram a capacidade de predição de parâmetros biofísicos, como área basal, densidade, cobertura de dossel, altura, em florestas tropicais no México a partir de dados espectrais de alta resolução espacial do *Quickbird* (2,4 m de resolução espacial nas bandas espectrais) e métricas texturais GLCM. Eles observaram que a "média" da banda do infravermelho próximo e a "média" e "variância" da banda do vermelho foram os atributos texturais que melhor estimaram os parâmetros biofísicos, superando o desempenho de índices de vegetação como NDVI e EVI. Os modelos usando apenas uma variável obtiveram R² em torno de 0,80 enquanto os modelos que empregaram duas ou três variáveis alcançaram valores 0,95 de R².

2.4. Redes neurais artificiais: Multi-Layer Perceptron

As redes neurais artificiais (RNA) têm sido utilizadas com sucesso para a extração de informações do uso e cobertura da terra e de atributos florestais através de *inputs* espectrais e outros tipos de informação (KIMES et al., 1998). Os autores citam que a repetição de diversas funções não-lineares na estrutura da RNA confere a ela grande poder e flexibilidade na modelagem de relações complexas entre *inputs* e *outputs*, as quais, muitas vezes, não são intuitivas. Diversos estudos indicam que as RNA podem obter desempenho significantemente melhor que outros métodos de análise tradicionais, como regressões múltiplas ou análise discriminante (KIMES et al., 1998; ATKINSON; TATNAL, 1997).

Segundo Kimes et al. (1998, 1999), as RNAs possuem certas vantagens sobre outros métodos de análise, como: (a) podem ser utilizadas como um modelo inicial de um sistema florestal, sendo utilizadas para seleção de variáveis relevantes (seleção de atributos); (b) podem servir como comparativo de desempenho para modelos físicos, que quando obtenham valores inferiores ao da RNA, devem ser melhorados; (c) podem ser adaptáveis para incorporar qualquer tipo de informação contínua ou categórica; (d) são úteis para promover o entendimento de novas variáveis e informações auxiliares

para com a variável de interesse; (e) podem modelar relações lineares e não-lineares sem a necessidade do conhecimento prévio do tipo de relação entre as variáveis.

2.4.1. Funcionamento da RNA

A RNA é um algoritmo computacional formada por uma estrutura que contém, basicamente, três camadas: *input*, oculta e *output* (FU, 1994) (Figura 2.1). Pode existir mais de uma camada oculta, porém geralmente apenas uma camada é necessária para a maioria dos processamentos (ATKINSON; TATNAL, 1997).



Figura 2.1 – Arquitetura de uma RNA com uma camada oculta. Fonte: Adaptado de Kimes et al. (1998).

Os dados são apresentados para a RNA na camada de *input*, processados na camada oculta, e os resultados são obtidos na camada de *output*, que pode ser uma classe (no caso de uma classificação de cobertura da terra) ou uma variável resposta (no caso de uma estimativa; p. ex., biomassa). Na camada oculta estão presentes os neurônios: pequenas "unidades de processamento", que fazem conexão entre *inputs* e *outputs*, processam os sinais (dados, padrões) que vêm da camada de *input* e repassam o resultado para a camada de *output*. Além disso, cada conexão entre camada de *input* e neurônio é ponderada por um peso. Seguindo o *layout* de *feed-forward*, o sinal que sai da camada de *input* segue para os neurônios da camada oculta e em seguida passam para a camada de *outputs*, sem retorno (HAYKIN, 1999).

Cada neurônio possui uma ponderação (wi), também chamadas de pesos ou pesos sinápticos, e um bias (b), sendo otimizados durante o processo de aprendizado da rede. São nesses parâmetros que se concentram o conhecimento da rede. Cada sinal Si que vem dos *inputs* (i) é processado dentro de cada neurônio, gerando uma resposta I para um dado peso wi e bias b, como visto na Equação 2.9.

$$I = \sum_{i=1}^{n} w_i S_i + b \tag{2.9}$$

O *output* (Equação 2.10) é a resposta I comprimida por uma função de ativação, geralmente não-linear, aplicada sobre a soma ponderada dos *inputs* antes que passe para uma próxima camada. Essas funções têm como objetivo comprimir os valores para um intervalo conhecido, a fim de prevenir a saturação e a atenuação do sinal dos *inputs*, além de permitir o cálculo de gradientes.

$$0 = f(l) \tag{2.10}$$

Uma das funções de ativação mais utilizadas é a da "tangente hiberbólica sigmoidal" (Equação 2.11), que comprime os valores num intervalo de -1 a 1.

$$f(x) = \frac{2}{(1 + \exp(-2x))} - 1 \tag{2.11}$$

Durante a organização da arquitetura da RNA, é de praxe a realização de testes empíricos para determinar o número de neurônios da camada oculta. No entanto, do ponto de vista estatístico, é ideal que o número de equações de treinamento (Equação 2.12) relacionadas ao número de amostras de treino, seja superior ao número de pesos sinápticos (Equação 2.13) – relacionados à complexidade do modelo gerado (HEATH, 2010). Essa relação afeta diretamente o número de neurônios satisfatório para resolver o problema proposto.

$$N_Eq_Treino = N_Amostras_Treino * N_Classes$$
(2.12)

$$N_Pesos = ((N_Atrib + 1) * N_Neur) + ((N_Neur + 1) * N_Classes) (2.13)$$

onde: N_Eq_Treino corresponde ao número de equações de treino; N_Amostras_Treino, ao número de amostras de treino; N_Classes, ao número de classes de *output*; N_Pesos, ao número de pesos utilizados na RNA; N_Atrib, ao número de atributos de *input*; e N_Neur, ao número de neurônios da camada oculta.

É usual que seja realizada uma normalização ou padronização dos *inputs* antes do processo de treinamento (aprendizado) da RNA. Esse procedimento garante uma mesma escala, média e variância dos *inputs*, melhorando a condição numérica do problema de otimização (FU, 1994). A padronização (Equação 2.14) retorna um atributo com média igual a 0 e desvio padrão igual a 1.

$$Atributo_{norm} = (Atributo - Atributo_{média}) / Atributo_{desvio \ padrão}$$
(2.14)

Para iniciar o treinamento, os padrões de dados são introduzidos na camada de *input*. Esses sinais são passados para a camada de neurônios da frente (*feed-forward*) e um *output* é calculado e comparado com um *output* esperado, que deve ser informado à rede junto com os dados de *input* (FU, 1994). Calcula-se o erro do *output* simulado pelo *output* esperado. Um percentual desse erro é propagado para as camadas de trás, onde as conexões ponderadas (as quais possuem pesos aleatórios no início do processo) são atualizadas. O percentual de erro propagado é determinado por uma constante chamada de taxa de aprendizagem. Em seguida, novos padrões são apresentados para a RNA e esse processo iterativo continua até que seja atingido um critério de parada, como: um valor x de RMS, um número x de iterações (também chamadas de épocas), um número x de vezes em que não é observado melhoria no desempenho. Esses critérios de parada visam evitar um super treinamento (*overfitting*) do modelo.

Dos métodos de treinamento existentes, o de *Levenberg-Marquardt* (LM) está em evidência devido a sua rapidez e convergência estável com relação aos métodos clássicos de treinamento como o *Error Back Propagation* e o *Gauss-Newton* (HAGAN; MENHAJ, 1994). Esse é um método de solução de problemas de minimização de funções não-lineares originalmente desenvolvido por Kenneth Levenberg em 1944, aprimorado por Donald Marquardt em 1963, e utilizado pela primeira vez no campo das

redes neurais artificiais por Hagan e Menhaj (1994). A razão de seu sucesso é que ele é basicamente uma integração dos dois métodos tradicionais citados.

Após o treinamento, espera-se que a rede tenha aprendido o padrão dos dados e seja capaz da generalização – a habilidade de interpolar ou extrapolar resultados para conjuntos de dados nunca vistos antes (ATKINSON; TATNAL, 1997). Os autores enfatizam que esse processo é afetado por alguns fatores, como: (1) número de neurônios, ou seja, quanto mais neurônios, melhor a capacidade de interpolar e pior a capacidade de extrapolar; (2) tamanho do conjunto de dados, que deve representar todas as classes de interesse; (3) tempo de treinamento, sendo que quanto maior for o tempo, melhor a rede generaliza os dados parecidos com os dados de treinamento (*overfitting*) e tem mais dificuldade para generalizar para dados novos.

Por fim, é realizada uma avaliação/verificação utilizando dados independentes dos dados de treinamento para averiguar o quão bem o modelo da RNA foi capaz de generalizar. No caso de uma classificação, a avaliação pode ser realizada por meio da matriz de confusão. No caso de uma regressão, a validação pode ser feita comparando valores simulados com valores observados em campo, calculando o erro médio quadrático (RMSE).

2.4.2. Seleção de atributos por RNA

Apesar da RNA possibilitar a modelagem a partir de uma imensa quantidade de *inputs* sem qualquer conhecimento prévio da distribuição dos dados, há a necessidade da realização de uma seleção de atributos para remover variáveis irrelevantes. Estas variáveis podem contribuir de forma negativa para as relações não-lineares modeladas (KIMES et al., 1999).

Vários estudos propuseram métodos para a interpretação dos pesos da RNA e desmistificar esse modelo "caixa preta", como: a contribuição relativa de Garson (1991); o diagrama de interpretação neural de Özesmi e Özesmi (1999) e os diversos métodos de análise de sensibilidade (LEK et al., 1995; SCARDI; HARDING, 1999; MONTAÑO; PALMER, 2003).

O método de Garson (1991) calcula a contribuição/importância relativa de cada atributo para o resultado final usando a Equação 2.15. Dos métodos citados, o método de Garson (1991) apresenta algumas vantagens, como: (a) ser um método quantitativo, ou seja, não depende da interpretação do usuário; (b) permite interpretar grandes quantidades de atributos ao mesmo tempo de forma prática, diferente do método de sensibilidade, porém com a limitação de analisar somente a magnitude da contribuição do atributo, deixando de lado a direção (OLDEN; JACKSON, 2002; MONTAÑO; PALMER, 2003).

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^{L} \left(\frac{w_{ij}}{\sum_{r=1}^{N} w_{rj}} v_{jk} \right)}{\sum_{i=1}^{N} \left(\sum_{j=1}^{L} \left(\frac{w_{ij}}{\sum_{r=1}^{N} w_{rj}} v_{jk} \right) \right)}$$
(2.15)

onde: Q_{ik} representa a porcentagem da influência de cada *input i* para o *output k;* $\sum_{r=1}^{N} w_{rj}$ é a soma dos pesos de conexão entre a camada de *input i* e o neurônio *j*; N corresponde ao total de *inputs*; L, ao total de neurônios da camada oculta; v_{jk} , aos pesos da conexão entre o neurônio *j* e o *output k*.

3 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo engloba a parte norte da Floresta Nacional do Tapajós (FNT) e parte da zona limítrofe a essa Unidade de Conservação, onde tem havido forte implantação de projetos agrícolas e de pecuária (Figura 3.1). A FNT é uma unidade de conservação atualmente mantida pelo Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio) / Ministério do Meio Ambiente (MMA), localizada no Estado do Pará, a oeste da rodovia Cuiabá-Santarém (BR-163) e a leste do Rio Tapajós, ocupando áreas dos municípios de Belterra, Aveiro, Rurópolis e Placas.



Figura 3.1 – Localização da área de estudo no Estado do Pará e composição falsa-cor da imagem ALI/EO-1 com as bandas 4 (775-805 nm), 5 (1550-1750 nm) e 3 (630-690 nm) em vermelho, verde e azul, respectivamente. Imagem de 21/08/2012.

O clima da região, segundo a classificação de Köppen, é Ami, considerado tropical chuvoso, com uma média anual da precipitação de cerca de 1820 mm, com uma estação chuvosa de janeiro a maio. A temperatura média é de 25,5 °C (CORDEIRO, 2004). O

relevo da região é suave, com altitudes variando de 80 a 200 m. O solo da região é classificado como Latossolo Distrófico Amarelo, o qual tem a característica de ser profundo, ácido e friável (quebradiço). A vegetação natural é classificada como Floresta Ombrófila Densa, a qual apresenta dominância de árvores de grande dimensão diamétrica e alta abundância de lianas lenhosas, palmeiras e epífitas (GONÇALVES et al., 2011). Além disso, a variação local da topografia é fator determinante dos tipos de vegetação, podendo ocorrer variações, como aparecimento de árvores emergentes (GONÇALVES et al., 2011). A área de influência da FNT apresenta estádios de sucessão secundária inicial (SS1 - menos de 5 anos), intermediária (SS2 - de 5 a 15 anos) e avançada (SS3 - mais de 15 anos) (MORAN; BRONDÍZIO, 1998; LU et al., 2003; SANTOS et al., 2003).

A imagem apresentada na Figura 3.1 representa os 204.000 ha que serão utilizados como área de estudo. Dessa área, aproximadamente 52.000 ha correspondem a áreas dentro da FNT e os 152.000 ha restantes fora dela. No interior da FNT há predominância da floresta primária (FP), bem como ocorrência de áreas delimitadas de floresta sob regime de exploração sustentável; há ainda certas áreas de floresta anteriormente afetadas por fogo ocorrida a muitos anos, mas em processo de recomposição florestal e também poucas áreas de sucessão secundária avançada (SS3). As áreas externas a FNT, com elevada participação no sistema produtivo agrícolapecuário, apresentam uma variedade de cultivares em plantios extensos de arroz, soja, milho, feijão, ou de pequena escala, como mandioca, pimenta, banana, coco. Dependendo das condições ambientais e do período de plantio de culturas de ciclo curto, são identificadas áreas de solo preparado para plantio ou em pousio. Além dessas classes de uso da terra, áreas de pasto limpo e sujo são comumente encontradas, bem como pequenas áreas abandonadas após algum período produtivo e/ou em rotação dentro de lotes destinados à cultivos de subsistência, que atualmente estão em processo sucessional, nos estádios de secundária inicial (SS1), intermediária (SS2) e avançada (SS3). Ilustrações das classes de cobertura e uso da terra podem ser observadas nas Figuras 3.2 e 3.3, respectivamente.



Figura 3.2 – Ilustração das classes de cobertura florestal primária e secundária.



Figura 3.3 – Aspectos gerais do uso da terra na região do Tapajós (PA).

4 MATERIAL E MÉTODOS

Na Figura 4.1 são apresentadas as etapas que constituem o procedimento metodológico adotado na presente pesquisa. A seção 4.1 descreve os critérios para seleção da área de estudo; a seção 4.2 detalha o pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM; a seção 4.3 descreve o procedimento de coleta de dados para caracterização florística e estrutural da cobertura vegetal; na seção 4.4 discute-se o mapeamento temático pela técnica de redes neurais *Multi-Layer Perceptron* (MLP); a seção 4.5 aborda as variações espectrais e texturais expressas no processo de desenvolvimento da sucessão secundária; a seção 4.6 trata da relação dos dados espectrais e texturais com os parâmetros biofísicos da vegetação sob investigação.



Figura 4.1 – Etapas do desenvolvimento do trabalho.

4.1. Seleção da área de estudo

O processo de seleção que culminou na escolha da área sob influência da Floresta Nacional do Tapajós (FNT) como área de estudo foi baseado em alguns fatores:

• Ocorrência da cobertura florestal primária e secundária em diversos estádios sucessionais e de áreas agrícolas e de pastagem;

 Disponibilidade de imagem do sensor ALI/EO-1, pois esse sensor não realiza um recobrimento contínuo global, sendo em muitos casos, necessária uma requisição prévia de imageamento;

• É uma área foco de pesquisas científicas, com facilidades para coleta de dados de campo, conforme os estudos historicamente realizados na FNT, que conta com o programa de grande escala da biosfera-atmosfera na Amazônia (LBA).

4.2. Pré-processamento dos dados ALI/EO-1 e textura GLCM

A data de imageamento da imagem do sensor ALI (21/08/2012) corresponde àquela próxima ao período de trabalho de campo, maximizando a correlação temporal entre os dados espectrais e de campo. A imagem foi obtida a partir da plataforma *Earth Explorer* da USGS/NASA. As informações sobre a imagem podem ser observadas na Tabela 4.1.

Data de aquisição	21/08/2012
Ponto/Path	227
Órbita/Row	62
Coordenadas canto superior esquerdo	2°44'2,77"S, 54°57'45,62"W
Coordenadas canto inferior direito	3°16'36,75"S, 54°43'15,46"W
Ângulo de visada	+15,10°
Elevação solar	55,23°
Azimute solar	64,37°
Nível de processamento	L1T

Tabela 4.1 – Informações sobre a imagem ALI/EO-1.

Obs: ângulo de visada positivo significa direção de espalhamento frontal.

O nível de processamento L1T significa que a imagem passou por uma correção sistemática de radiometria, exatidão geométrica pela incorporação de pontos de controle derivados do *Global Land Survey* 2005 e exatidão topográfica pela utilização de um

modelo digital de elevação derivado do *Shuttle Radar Topography Mission* (NASA, 2013).

Os pré-processamentos subsequentes foram realizados no aplicativo ENVI 4.7 (ITT, 2009). Inicialmente os pixels da imagem em DN (*Digital Number*) foram convertidos para valores físicos de radiância aplicando-se uma equação de ganho e *offset*, descrita na Equação 4.1, sobre cada pixel de cada banda espectral, com exceção da banda pancromática que não foi utilizada. Os valores de ganhos e *offset* para cada banda foram apresentados na Tabela 4.2 (CHANDER et al., 2009):

$$Radiância(i, j, b) = (DN(i, j, b) * Ganho(b)) + Offset(b)$$

$$(4.1)$$

sendo que i e j correspondem as linhas e colunas da imagem, e b a banda espectral correspondente.

Bandas espectrais	Comprimento de onda central (nm)	Ganho	Offset
1	443,0	0,04500	-3,40
2	482,5	0,04300	-4,40
3	565,0	0,02800	-1,90
4	660,0	0,01800	-1,30
5	790,0	0,01100	-0,85
6	867,5	0,00910	-0,65
7	1250,0	0,00830	-1,30
8	1650,0	0,00280	-0,60
9	2215,0	0,00091	-0,21

Tabela 4.2 – Relação dos ganhos e *offsets* para cada banda espectral ALI/EO-1.

Fonte: CHANDER et al. (2009).

Na sequência operacional dessa pesquisa, os valores de radiância foram convertidos para Reflectância de Superfície através do algoritmo *Fast Line-of-Sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* (FLAASH), o qual é baseado na modelagem de transferência radiativa MODTRAN4, a fim de minimizar ou remover os efeitos de espalhamento atmosférico. Para a modelagem, foi utilizada a estimativa de aerossóis e visibilidade da cena utilizando o método 2-Band (K-T) de Kaufman et al. (1997), o qual

utiliza uma abordagem de busca de pixels escuros na banda localizada em 2100 nm e na razão de bandas localizadas em 660:2100 nm.

A partir da imagem de reflectância de superfície, foram obtidas oito métricas de textura pela GLCM (HARALICK et al., 1973) para cada uma das nove bandas espectrais: média, variância, contraste, dissimilaridade, homogeneidade, entropia, segundo momento angular e correlação. O significado de cada uma foi abordado no item 2.3. O resultado foi a geração de 72 atributos texturais. Para o cálculo das métricas, utilizou-se, após vários testes, uma janela móvel de 3x3 pixels, com deslocamento de 1 pixel e 64 níveis de cinza. Esta janela também foi utilizada por Asner et al. (2003) na região do Tapajós por apresentar melhor sensibilidade para distinção de alvos na cena. A banda pancromática não foi utilizada na análise.

Além das oito métricas texturais, foram calculados três índices de vegetação, que geralmente ressaltam as diferenças entre as classes de cobertura: índice de vegetação por diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI; ROUSE et al., 1973), índice de vegetação melhorado (*Enhanced Vegetation Index* – EVI; LIU; HUETE, 1995) e o índice de água por diferença normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI; ROUSE et al., 1973), índice de vegetação melhorado (*Enhanced Vegetation Index* – EVI; LIU; HUETE, 1995) e o índice de água por diferença normalizada (*Normalized Difference Water Index* – NDWI; GAO, 1996).

O NDVI é um índice tradicional no sensoriamento remoto, que está relacionado com a estrutura e arquitetura de dossel (reflectância do NIR) e com a absorção por clorofila (reflectância do vermelho) (PONZONI; SHIMABUKURO, 2010). A equação 4.2 mostra o cálculo do NDVI (ROUSE et al., 1973):

$$NDVI = (NIR - Vermelho)/(NIR + Vermelho)$$
(4.2)

onde para o ALI/EO-1, NIR corresponde a reflectância da banda 6 em 867,5 nm e Vermelho corresponde a reflectância da banda 4 em 660 nm.

O NDVI apresenta saturação para valores relativamente baixos de IAF em florestas tropicais. Desta forma, o índice EVI foi criado na tentativa de reduzir ou minimizar os efeitos atmosféricos, a influência do solo e os problemas de saturação de sinal existentes

no NDVI (LIU; HUETE, 1995). Por esses motivos, o EVI incorpora uma banda no azul e alguns coeficientes de ajuste. Seu cálculo é realizado conforme a equação 4.3 (LIU; HUETE, 1995):

$$EVI = [G * (IVP - Verm)] / [(NIR + (C1 * Verm) - (C2 * Azul) + L)]$$
(4.3)

onde: G é um fator de escala; C1 e C2 são coeficientes de ajuste par a efeito de aerossóis da atmosfera; L é o fator de ajuste para o solo; NIR, Verm e Azul são os valores de reflectância das bandas espectrais 6 (867,5 nm), 4 (660 nm) e 2 (482,5 nm) do ALI em nosso estudo, respectivamente; G = 2.5, C1 = 6, C2 = 7.5, L = 1 são os valores adotados no produto Índice de Vegetação do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) (SOLANO et al., 2010).

O NDWI, proposto por Gao (1996), é um índice de vegetação sensível à quantidade de água nos dosséis florestais. Esse índice é baseado na reflectância do NIR em 867,5 nm e no SWIR em 1250 nm, correspondentes no espectro eletromagnético ao platô do infravermelho de alta reflectância do dossel florestal. O primeiro comprimento de onda não apresenta relação direta com o conteúdo de água, porém o segundo compreende aproximadamente ao centro da banda de absorção de água pela vegetação. O índice pode ser calculado pela Equação 4.4:

$$NDWI = (NIR - SWIR)/(NIR + SWIR)$$
(4.4)

onde para o ALI/EO-1, NIR corresponde a reflectância da banda 6 (867,5 nm) e SWIR corresponde a reflectância da banda 7 (1250 nm).

4.3. Caracterização florística e estrutural da vegetação

Para caracterizar a florística e a estrutura da floresta primária e das sucessões secundárias foram realizados levantamentos de campo (observações de classes de cobertura e inventário florestal) dos dias 7 a 18 de agosto de 2012. Para a caracterização florístico-estrutural da tipologia florestal foi realizada uma etapa de inventário, cujas parcelas foram escolhidas a partir de conhecimento prévio da área e da observação de uma série temporal de imagens TM/Landsat-5 de 1984 até 2010 e da imagem ALI/EO-1

de 2012. Foram levantadas 12 parcelas de floresta primária (FP), 10 de sucessões iniciais (SS1), 14 de sucessões intermediárias (SS2) e 4 de sucessões avançadas (SS3). As coordenadas geográficas para cada parcela encontram-se listadas na Tabela A1 do Apêndice A.

A classificação da sucessão secundária baseou-se no critério de idade, reforçada com a análise do aspecto fisionômico ao se observar a coerência da distribuição diamétrica e de altura das árvores com a tipologia indicada (UHL et al., 1988; VIEIRA et al., 2003; MORAN; BRONDÍZIO, 1998; TUCKER et al., 1998). Foi considerada SS1 para sucessões com até 5 anos de idade, SS2 entre 5 e 15 anos e SS3 para regeneração da vegetação superior a 15 anos. Para determinar a idade, utilizou-se a metodologia de seguir a trajetória de cada sucessão através de uma série histórica de imagens do produto CDR do TM/Landsat-5 (a mesma descrita no tópico 4.5.2), de forma similar àquele procedimento adotado por Kimes et al. (1999).

As unidades amostrais utilizadas no processo de inventário foram do tipo transecto, tendo 25 x100 metros para as classes de estrutura florestal consolidada (FP e SS3), e de 20 x 50 metros para as SS1 e SS2. Foram medidas todas as árvores com diâmetro a altura do peito (DAP) maior ou igual a 10 cm nas parcelas de estrutura florestal consolidada (SS3 e FP), e DAP maior ou igual a 5 cm naquelas de regeneração natural inicial e intermediária. Foi realizada a identificação botânica de todos os indivíduos, assinaladas a posição espacial deles na parcela, bem como mensurado o DAP, a altura comercial e a total. A identificação botânica foi realizada por um para-botânico do Museu Paraense Emílio Goeldi, apoiada pelas informações contidas no "Brazilian Species Name Index 2013" (http://floradobrasil.jbrj.gov.br/) com a base de dados florísticos do "Missouri Botanical Garden 2013" (http://www.tropicos.org/); a altura das árvores foi estimada por método expedito realizado por um especialista, cujos valores a *posteriori* foram integrados num modelo de altura, constante do trabalho de Gonçalves e Santos (2008), para a estimativa corrigida. As coordenadas geográficas das parcelas foram adquiridas com uso de sistema de posicionamento global (GPS) de navegação para permitir sua localização na imagem.

Os dados de inventário coletados foram tabelados e o cálculo dos parâmetros biofísicos da tipologia florestal, como área basal (Equação 4.5) e densidade (Equação 4.6), por parcela, foi realizado conforme adotado por Martins (1991).

$$\text{ \tilde{A}rea basal (m^2.ha^{-1}) = A } \sum_{1}^{n} \frac{DAPi^2 * \pi}{40000}$$

$$(4.5)$$

$$Densidade \ (ind. ha^{-1}) = A n \tag{4.6}$$

onde: DAPi corresponde ao valor do diâmetro na altura do peito de cada árvore (cm), n corresponde ao número de árvores na parcela, i corresponde ao iésimo indivíduo na parcela, A corresponde a um fator de ajuste de parcela para hectare, expresso por A = 10000/Área, cujo termo Área corresponde a dimensão da parcela inventariada na etapa de campo, sendo 2500 m² para FP e SS3 e de 1000 m² para as classes SS1 e SS2.

Por outro lado, o cálculo da biomassa foi baseado na equação alométrica (Equação 4.7) de Chave et al. (2005), utilizada em diversos estudos para estimativa da biomassa florestal (PYLE et al., 2008; GONÇALVES et al., 2011; STARK et al., 2012). Essa estimativa é baseada numa equação polinomial para modelagem da biomassa acima do solo baseando-se no DAP, altura (H) e na densidade relativa média das árvores (σ), a qual foi utilizada $\sigma = 0,69$ (FEARNSIDE, 1997). A construção desse modelo foi baseada em inventários de florestas tropicais úmidas, cujos dados biofísicos tratados por Chave et al. (2005) mostraram 12,5% de desvio padrão na estimativa.

$$Biomassa (Mg.ha^{-1}) = 0,004 \sum_{i}^{n} \exp(-2,977 + \ln(\sigma * DAPi^{2} * Hi))$$
(4.7)

onde: DAPi corresponde ao valor do diâmetro na altura do peito de cada árvore (cm), Hi corresponde a altura de cada árvore (m), ρ corresponde a densidade específica da madeira, n corresponde ao número de árvores na parcela, i corresponde ao i'ésimo indivíduo na parcela.

No caso das áreas de sucessão secundária inicial e intermediária, a estimativa de biomassa foi calculada pela equação alométrica modelada por Uhl et al. (1988), de uso típico para áreas de regeneração em estádios mais jovens (Equação 4.8):

Biomassa (Mg. ha^{-1}) = 0.01 $\sum_{i}^{n} \exp(-2.17 + 1.02 \ln DAPi^{2} + 0.39 \ln Hi)$ (4.8)

Durante os inventários florestais, também foi obtida uma série de fotografias hemisféricas para estimativa do índice de área de planta (IAP), o qual inclui outros componentes do dossel em suas estimativas, como galhos e troncos. O IAP calculado será chamado de índice de área foliar (IAF), apesar de saber-se que ele é uma subestimativa do IAF. Para tanto, foi utilizada uma câmera digital Nikon equipada com lente olho-de-peixe de 180° (Sigma EX DG 8 mm), onde foram obtidas seis fotografias em intervalos de 20 m no transecto inventariado. A câmera foi montada com um tripé posicionando-a a 1,5 m do chão, orientada para o norte através de uma bússola. As fotografias foram adquiridas observando o dossel florestal de baixo para cima. Para garantir que houvesse diferenciação entre o céu e o dossel nas fotografias, foram evitados períodos entre 09:00 e 15:00 h, onde a elevação solar é mais alta e causa efeitos de reflexão excessiva sobre as lentes da câmera.

O processamento das fotografias e a estimativa do IAF foi realizado pelo aplicativo HemiView 2.1 (DELTA-T DEVICES LTD, 2009). Inicialmente, as fotos foram submetidas a um limiar pré-definido, a fim de separar o céu do dossel. O limiar utilizado foi de 200 para quase todas as parcelas. Em seguida, calcularam-se as frações de abertura e luz para o hemisfério de 0-90° a partir do ângulo zenital (KEELING; PHILLIPS, 2007). A estimativa do IAF foi realizada a partir de um modelo de inversão baseado na lei de Beer-Lambert, onde o IAF é inferido a partir da distribuição da fração abertura em função do ângulo zenital (HANSSEN; SOLBERG, 2007). Essa estimativa utilizada nesse estudo deve ser entendida como um índice relativo de área de planta, por não ter sido realizada a correção que remove a contribuição dos materiais lenhosos.

A fim de descrever a estrutura florestal de cada tipologia foram construídos gráficos de distribuição diamétrica e de altura, média e desvio padrão para cada parâmetro biofísico. Adicionalmente, foi realizada uma caracterização florístico-estrutural através da análise de parâmetros fitossociológicos (MÜLLER-DOMBOIS; ELLEMBERG, 1974), tais como: densidade absoluta (DA), densidade relativa (DR), frequência absoluta (FA), frequência relativa (FR), dominância absoluta (DoA), dominância relativa (DoR) e valor

de importância (VI). A partir da tabela de fitossociologia foram calculados o índice de diversidade de Shannon (H') (SHANNON, 1948) e índice de equabilidade de Pielou (J) (PIELOU, 1969). Esses procedimentos foram realizados no aplicativo estatístico R (R CORE TEAM, 2013) através do pacote Fitossociologia_R (http://snipt.org/Amhd2).

Além da mensuração florestal e da aquisição de fotografias hemisféricas nas parcelas, foram obtidos pontos de observação temática distribuídos aleatoriamente na área de estudo e devidamente georreferenciados. Isso serviu de referência para caracterização e localização das diversas classes temáticas, tanto de uso como de cobertura da terra. As coordenadas desses pontos de observação e também de inventário florestal serviram como suporte na vetorização e rotulação das áreas observadas em campo, úteis no procedimento de mapeamento e de validação do mapa gerado. Foram coletados 34 pontos observacionais representativos de culturas agrícolas, 10 de solo, 51 de pastagem e 14 referentes a corpos d' água.

4.4. Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer Perceptron e dados espectrais e texturais ALI/EO-1

O total de classes que se buscou mapear foram nove (Tabela 4.3).

CLASSE DE MAPEAMENTO	ABREVIAÇÃO
Corpos d'água	Água
Cultura Agrícola	Culturas
Pasto Limpo ou Sujo	Pasto
Solo exposto ou em pousio	Solo
Vegetação não-fotossinteticamente ativa	NPV
Floresta Primária	FP
Sucessão Secundária Inicial	SS1
Sucessão Secundária Intermediária	SS2
Sucessão Secundária Avançada	SS3

Tabela 4.3 – Classes de cobertura do solo mapeadas no presente estudo.

As áreas correspondentes aos pontos de observação em campo, para cada classe, foram vetorizados como regiões de interesse (ROIs), fazendo-se uso do aplicativo ENVI 4.7 (ITT, 2009). A partir dessas ROIs foram aleatorizados 100 pixels por classe, gerando um conjunto amostral. Na delimitação e escolha de cada ROI procurou-se evitar áreas

contendo pixels de borda, minimizando assim, a captura de zonas de transição de classes vizinhas que poderiam prejudicar o real cálculo da textura, como reportado por Ferro e Warner (2002). Valores espectrais, além daqueles texturais, foram extraídos dessas ROIs amostradas. As bandas da região do espectro eletromagnético do azul (bandas 1 e 2) do ALI não foram utilizadas no mapeamento devido a instabilidade radiométrica ou presença de ruído.

Para fins de aplicação das redes neurais, inicialmente o conjunto amostral (100 pixels por classe) foi repartido aleatoriamente nos conjuntos amostrais de treinamento, validação e teste, com 50, 25 e 25 pixels por classe, respectivamente. O número limitado de pixels deve-se ao pequeno número de amostras de sucessões secundárias, os quais, além disso, também são pouco extensos em área. Esse procedimento foi realizado para garantir que os pixels utilizados no treinamento não fossem os mesmos utilizados para validação e teste. Os pixels de treinamento foram aqueles utilizados para o ajuste dos pesos sinápticos, ou seja, para promover o aprendizado da rede sobre o padrão apresentado. Os pixels de validação foram utilizados para o monitoramento do desempenho da classificação durante o treinamento da rede e também como critério de parada. Assim quando já não havia melhorias no desempenho classificatório da rede, esta encerrou o processo de treinamento. Os pixels de teste foram utilizados como um conjunto independente, para avaliação da classificação. Procurou-se estratificar as áreas amostrais de cada classe entre os conjuntos de dados. Dessa forma, selecionando pixels de áreas distintas para cada conjunto, maximizando a independência estatística e espacial.

O processo de classificação e avaliação foi realizado através de programação em ambiente MATLAB 2013a[®]. A rede neural artificial foi criada a partir da função *patternnet* do pacote *Neural Network Toolbox*, possuindo três camadas (*input*, oculta, *output*). O treinamento da rede foi realizado pelo algoritmo *backpropagation* de *Levenberg-Marquardt* (HAGAN; MENHAJ, 1994), pela função *trainlm*. Esse método de treinamento foi escolhido por manter bom desempenho e rapidez de treinamento, apesar do grande número de *inputs* a ser empregado (HAGAN; MENHAJ, 1994). Foi utilizada uma taxa de aprendizagem de 0,01 e dois critérios de parada: RMS de 0,009 e

de 10 épocas sem melhoria no desempenho. O treinamento é encerrado quando um dos critérios de parada é alcançado. O mapeamento consistiu em seis etapas: importação; normalização; cálculo de parâmetros; treinamento; avaliação; simulação.

Inicialmente, os dados de treinamento, validação e teste foram importados no MATLAB. Os *inputs* foram padronizados, com média igual a 0 e desvio padrão igual a 1. Foi calculado um número de neurônios satisfatório (HEATH, 2010) numa relação de 10 vezes mais equações de treinamento do que de pesos. Em seguida, foi realizado um processo iterativo de treino testando variações no número de neurônios da camada oculta em cinco para mais e para menos do número de neurônios satisfatório. Esse treinamento iterativo com variação de neurônios teve a finalidade de maximizar o potencial de interpolar e extrapolar da RNA (ATKINSON; TATNAL, 1997). Também foram testadas dez variações de pesos sinápticos iniciais – determinados aleatoriamente.

Para cada treinamento foi calculada a matriz de confusão, extraindo a exatidão global e o índice Kappa (COHEN, 1960) através das amostras independentes de teste, como critérios para determinar o conjunto de pesos de melhor desempenho. Até então, os procedimentos citados foram realizados para os dados espectrais e texturais separadamente.

Para o conjunto de pesos de melhor desempenho utilizando métricas de textura, foi realizada seleção de atributos através do cálculo da importância relativa de cada métrica (GARSON, 1991). Os valores de contribuição de cada atributo foram dispostos em forma de gráfico para análise e quatro limiares empíricos de contribuição foram determinados, onde os atributos mais importantes para cada limiar foram incorporados ao conjunto espectral gerando conjuntos híbridos para fins de classificação das imagens. Esses conjuntos foram comparados pela exatidão global, índice Kappa e teste Z sobre o índice Kappa (Equação 4.9), como visto em Congalton e Mead (1983).

$$Z = \frac{\hat{\kappa}_1 - \hat{\kappa}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_{k1} + \hat{\sigma}_{k2}}} \tag{4.9}$$

onde K₁ and K₂ são os indices kappa para as classificações 1 e 2, e $\hat{\sigma}_{k1}$ e $\hat{\sigma}_{k2}$ são as variância kappa para as classificações 1 e 2.

Para o conjunto híbrido de melhor resultado, bem como para o conjunto espectral, foram gerados mapas de cobertura da terra. Seus desempenhos classificatórios foram comparados quantitativamente através da matriz de confusão, exatidão global e índice Kappa. Além disso, também gerou-se um mapa diferença entre as duas classificações a fim de analisar espacialmente onde ocorreram modificações. Esse mapa foi gerado através de uma comparação pixel a pixel da classe alocada entre os dois mapas, apontando se ocorreu igualdade ou diferença de resultado.

4.5. Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária

Para analisar as variações espectrais e texturais ao longo do desenvolvimento da estrutura florestal foram adotadas duas estratégias: (1) monitorar uma única área de sucessão ao longo de seus 30 anos de desenvolvimento com uma série histórica TM/Landsat-5 através do produto CDR, obtida no período seco da área de estudo; (2) verificar diferenças entre áreas de sucessão secundária com diferentes idades, fatores ambientais e processos de regeneração, utilizando uma cena ALI/EO-1 também do período seco. Os resultados foram comparados entre si.

4.5.1. Análise de uma sucessão secundária fixa com dados CDR – TM/Landsat-5 de diferentes datas no período seco (1984-2010)

Foram analisadas as variações nos dados espectrais (reflectância e índices de vegetação) e de métricas de textura, do ano de 1984 até 2010, em uma área de sucessão avançada que se encontra dentro da FNT, centralizada nas coordenadas geográficas Lat/Long 3°3'25"S 54°55'50"W, e cujo histórico não teve efeitos de distúrbios de nenhuma natureza ao longo de seu processo de regeneração (~30 anos de idade). No presente experimento, a vantagem de se fixar uma área e de um período curto na estação seca para seleção das imagens é de que as variações espectro-texturais na imagem são decorrentes de variações florístico-estruturais ao longo do desenvolvimento da cronossequência sucessional e não influenciadas por variações na iluminação

decorrentes de certas variáveis geomorfométricas do relevo e da elevação solar. Uma área de floresta primária, próxima das coordenadas geográficas Lat/Long 2°55'45"S 54°59'30"W, foi escolhida para comparação de valores.

Dessa forma, foram selecionadas 16 imagens TM/Landsat-5 do produto de reflectância de superfície CDR (USGS, 2013), num período de tempo de 1984 até 2010, conforme a Tabela 4.4. A maioria das imagens selecionadas abrangeu os meses de julho e agosto, de cada ano, a fim de minimizar variações no ângulo de elevação solar, e consequentemente, as variações na reflectância. Não foram necessários préprocessamentos, pois o produto CDR já possui correção para reflectância de superfície e georreferenciamento, detalhados no tópico 2.2.2.

Cenas	Dia	Mês	Ano	Elevação Solar
TM/Landsat-5				-
1	8	Agosto	1984	49°
2	13	Julho	1986	45°
3	18	Julho	1988	47°
4	27	Julho	1991	46°
5	29	Julho	1992	47°
6	25	Agosto	1996	49°
7	25	Junho	1997	46°
8	2	Agosto	1999	50°
9	5	Setembro	2000	56°
10	29	Agosto	2003	55°
11	1	Julho	2005	50°
12	5	Agosto	2006	54°
13	23	Julho	2007	52°
14	10	Agosto	2008	53°
15	12	Julho	2009	50°
16	29	Junho	2010	50°

Tabela 4.4 – Imagens TM/Landsat-5 selecionadas para a análise temporal.

Para as bandas TM 1, 2, 3, 4, 5, 7, foram calculadas as oito métricas de textura pela GLCM (HARALICK et al., 1973), utilizando janela móvel de 3x3 pixels, com deslocamento de 1 pixel em todas as direções e 64 níveis de cinza. Também foram obtidos os índices de vegetação NDVI e EVI, descritos no tópico 4.2. Foram

selecionados 125 pixels aleatórios para cada área (sucessão e floresta primária), extraindo-se o valor corresponde de todos os atributos para cada pixel.

Com base nessas 125 amostras de cada área foram gerados gráficos cruzando o tempo de sucessão florestal (eixo x) com os atributos espectrais (reflectância e índices de vegetação) e texturais (eixo y), para as médias dos valores de cada área. A partir desses gráficos, procurou-se identificar se há uma tendência de variação dos atributos com relação ao tempo de desenvolvimento da estrutura florestal.

4.5.2. Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa com dados ALI/EO-1

Partindo do pressuposto de que é possível visualizar uma tendência entre as condições da cronossequência sucessional e os atributos espectrais e texturais da imagem para uma área fixa, procurou-se observar se esta tendência era a mesma quando diferentes áreas de sucessão secundária com idades distintas foram estudadas em uma mesma cena ALI/EO-1. O cenário aqui é mais complexo do que a etapa anterior (sucessão secundária fixa ou regeneração contínua da vegetação), visto que diferentes áreas de sucessão implicam em diferentes condições ambientais, histórico de uso que impactam o processo regenerativo em termos de composição florística e tempo de crescimento vegetativo. Para tanto, amostras de diferentes sucessões secundárias, com idades identificadas com base na inspeção de imagens históricas da série Landsat e de observações de campo, feitas próximas a data de imageamento, foram obtidas da imagem ALI/EO-1.

Assim sendo, foram coletados 100 pixels sobre cada classe (SS1, SS2, SS3 e FP) e extraídos os valores médios e desvio padrão da reflectância das nove bandas espectrais do ALI/EO-1, das oito métricas de textura GLCM, índices de vegetação NDVI, EVI e NDWI. Em seguida foram gerados gráficos similares aos da análise do item 4.5.1. Os resultados foram então comparados para identificar possíveis similaridades nos padrões espectrais (reflectância e índices de vegetação) e texturais em ambos os conjuntos de dados.

4.6. Relação dos parâmetros biofísicos da cobertura florestal com os dados espectrais e texturais

A fim de identificar quais atributos da imagem são mais relevantes para eventuais processos de modelagem de parâmetros biofísicos da floresta, analisou-se a correlação de cada atributo com os parâmetros de: área basal, biomassa, IAF, percentual de cobertura de dossel, altura média e densidade de árvores. Para tanto, gerou-se uma matriz de correlação de Pearson cruzando os dados espectrais (reflectância das nove bandas ALI/EO-1 e índices de vegetação NDVI, EVI e NDWI) e texturais (oito métricas GLCM com base nas bandas ALI/EO-1) com os seis parâmetros biofísicos, obtendo-se os valores r de correlação de Pearson e de p-valor que indica a significância estatística dessa relação. Para os atributos de maior correlação significativa, foram realizados ajustes exponenciais, logarítmicos e polinomiais de 2° e 3° grau, e avaliados pelo coeficiente de determinação (R²), raiz do erro médio quadrático (RMSE) absoluta (Equação 4.10) e percentual (Equação 4.11) (MUUKKONEN; HEISKANEN, 2005). Os melhores resultados foram plotados em gráfico para observar a tendência do atributo e a dispersão dos dados.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_{sim} - y_{obs})^2}$$
(4.10)

$$RMSE(\%) = RMSE * 100/y_m \tag{4.11}$$

onde: n corresponde ao número de observações; y_{sim} , ao valor simulado pela regressão; y_{obs} , ao valor original observado; y_m , ao valor médio do y_{obs} .

5 **RESULTADOS E DISCUSSÃO**

5.1. Caracterização florística e estrutural da vegetação

Os dados florísticos e de parâmetros biofísicos inventariados em cada parcela encontram-se nas Tabelas B1 (estrutura) e B2 (diversidade) do Apêndice B. A tabela 5.1, abaixo, mostra um resumo desses parâmetros biofísicos e de diversidade florística, classificados por tipologia florestal.

PARÂMETRO	TIPOLOGIA				
	SS1	SS2	SS3	FP	
Número de parcelas	11	13	4	12	
Biomassa (Mg.ha ⁻¹)	$14,63 \pm 7,55$	$62,22 \pm 28,36$	$109,8\pm21,6$	$300{,}5\pm51{,}6$	
Altura média (m)	$7,4 \pm 1,1$	$10,35 \pm 1,3$	$14{,}9\pm0{,}6$	$16,\!26\pm1,\!0$	
Área basal (m².ha ⁻¹)	$4,34 \pm 2,38$	$13,\!87 \pm 5,\!56$	$20{,}87 \pm 3{,}9$	$28{,}5\pm4{,}47$	
Densidade (ind.ha ⁻¹)	$954,55 \pm 476,05$	$1034,62 \pm 269,93$	$472 \pm 46{,}3$	$470 \pm 52{,}56$	
Índice de Área Foliar	$1,\!82\pm0,\!53$	$2,\!49\pm0,\!30$	$2{,}79\pm0{,}37$	$3,\!09\pm0,\!21$	
Cobertura de Dossel (%)	$75,97 \pm 12,32$	$89 \pm 3{,}54$	$92{,}08\pm0{,}90$	$92,\!32\pm3,\!03$	
Riqueza (esp.)	58	128	125	214	
Shannon-Wiener (H')	2,44	3,90	4,36	4,77	
Pielou (J')	0,60	0,80	0,90	0,89	

Tabela 5.1 – Parâmetros biofísicos e índices de diversidade por tipologia florestal.

No início da sucessão ecológica (SS1; < 5 anos), observa-se uma grande densidade de indivíduos de pequeno porte e pequena dimensão diamétrica e de altura (configurando certa regularidade no dossel), com baixa diversidade de espécies (baixo H'), porém com dominância de algumas espécies sobre as demais (baixo J'). Essa configuração confere a SS1 área basal e biomassa muito baixas, com valores próximos de 15 Mg.ha⁻¹.

Com a regeneração da vegetação com o tempo, a sucessão em estádio intermediário (SS2; 5-15 anos) apresenta dossel um pouco mais irregular. Condições edáficas propiciam o recrutamento de espécies secundárias tardias, as quais, com o passar do tempo, irão agregar grande valor em biomassa para a comunidade florestal. A densidade

de árvores ainda é muito alta (~1000 árvores.ha⁻¹). Há, contudo, aumento no IAF comparado à fase sucessional mais jovem, de 1,82 para 2,49, o mesmo acontecendo com o conteúdo de biomassa (14,63 para 62,22 Mg.ha⁻¹).

Por sua vez, na sucessão avançada (SS3; > 15 anos), há aumento em biomassa comparada com o estádio intermediário, de 62,22 para 109,8 Mg.ha⁻¹, de altura média (10,35 para 14,9 m), de área basal (13,87 para 20,87 m².ha⁻¹) e mesmo de IAF (2,49 para 2,79). Porém, foi constatada diminuição considerável na densidade (~472 árvores.ha⁻¹). Não houve significativa diminuição no número de espécies (~125 identificadas) comparado ao estádio sucessional intermediário, mas houve aumento na diversidade de espécies (3,90 para 4,36), com maior equabilidade de espécies na comunidade (0,80 para 0,90). No entanto, cabe salientar que um fator que pode ter influenciado um resultado de menor riqueza de espécies encontrada, pode ser explicado pelo baixo valor de esforço amostral – apenas com 4 parcelas amostrais em SS3. Estudos em sucessões secundárias amazônicas, como os de Vieira et al. (2003), realizado na região de Bragantina no Estado do Pará, de Espírito-Santo et al. (2005) e Narvaes (2010) realizados na região do Tapajós no Estado do Pará, mostraram porém, resultados concordantes com os do presente estudo.

Tratando-se da floresta primária (FP), observou-se elevada riqueza de espécies, com média de área basal e de altura ligeiramente maiores daqueles encontrados na sucessão avançada, como esperado. A presença de alguns poucos indivíduos arbóreos numa condição de desenvolvimento e de posição na estrutura considerada "dominante", com valores diamétricos e de altura muito elevados, favorece um conteúdo de biomassa num intervalo muito mais elevado do que o observado para SS3. No entanto, no quesito IAF, percentual de cobertura de dossel e de equabilidade, a FP é similar à configuração da SS3.

Observou-se que os valores de IAF calculados estão abaixo da realidade local. O IAF médio observado na FP (3,09) deveria ser próximo de 5, enquanto que da SS3 (2,79) deveria ser cerca de 3,5 (ARAGÃO et al., 2005). A subestimativa pode ter ocorrido devido ao uso do limiar fixo na discriminação do céu/dossel nas fotografias

hemisféricas. Além disso, o uso de fotografias hemisféricas tende a subestimar o IAF quando comparado com outros métodos, embora os valores resultantes sejam correlacionados entre si.

Outra forma de observar a evolução de uma sucessão secundária é através de gráficos de distribuição diamétrica (Figura 5.1) e de altura (Figura 5.2). SS1 possui a maior parte de seus indivíduos com menos de 10 cm de DAP e num intervalo de 5 a 10 m de altura. SS2 já apresenta indivíduos melhor distribuídos nas variadas classes de diâmetro, com 60% deles com até 10 cm, 35% com valores de DAP de 10 a 20 cm e o restante entre 20 e 40 cm. Os indivíduos distribuem-se nos poucos estratos dessa formação, com alturas concentradas entre 5 a 10 e 10 a 15 m de altura (Figura 5.2). Para SS3, a distribuição tem uma forma de J invertido apresentando um crescimento equilibrado, com os indivíduos da SS3 possuem DAP de 10 a 20 cm e o restante ocorre disperso nas classes superiores de diâmetro até 80 cm. Em termos de altura, a maioria dos indivíduos tem valores entre 10 e 20 m, mas indivíduos de até 35 m de altura também foram observados. A classe FP mostra distribuição diamétrica similar à de SS3, com certo diferencial por apresentar alguns indivíduos emergentes, chegando a ter 140 cm de diâmetro e alturas superiores a 40 m.



Figura 5.1 – Distribuição diamétrica para as tipologias florestais. Para SS1 e SS2, os indivíduos medidos foram de DAP >= 5 cm; para SS3 e FP: DAP >= 10 cm.



Figura 5.2 – Distribuição de alturas para as tipologias florestais. Para SS1 e SS2, os indivíduos medidos foram de DAP \geq 5 cm; para SS3 e FP: DAP \geq 10 cm.

Para um melhor detalhamento da análise florística de cada tipologia, foram calculados parâmetros fitossociológicos a partir de todos os indivíduos inventariados nos transectos. Porém, na Tabela 5.2, são mostradas apenas as dez espécies de maior Valor de Importância (VI):

Tabela 5.2 – Parâmetros fitossociológicos das dez espécies de maior valor de importância (VI) obtidos para as classes de floresta primária e sucessões secundárias no Tapajós (PA). As abreviações são: N para número absoluto de indivíduos; U para o número de parcelas em que o indivíduo foi encontrado; DR para densidade relativa; FR para frequência relativa; DoA para dominância absoluta; DoR para dominância percentual.

Tipologia	Espécies	N	U	DR	FR	DoA	DoR	VI (%)
FP	Erisma uncinatum	26	6	3,03	1,40	3,95	12,82	5,75
	Protium hebetatum	56	7	6,53	1,63	1,16	3,76	3,98
	Lecythis lurida	26	6	3,03	1,40	1,66	5,41	3,28
	Tachigali alba	22	7	2,57	1,63	1,44	4,69	2,96
	Coussarea grandifolia	55	4	6,42	0,93	0,45	1,45	2,93
	Manilkara huberi	11	6	1,28	1,40	1,59	5,17	2,62
	Couratari stellata	26	7	3,03	1,63	0,58	1,89	2,18
	Chimarrhis turbinata	8	5	0,93	1,16	1,22	3,96	2,02
	Goupia glabra	5	5	0,58	1,16	1,14	3,72	1,82
	Iryanthera paraensis	21	6	2,45	1,40	0,43	1,41	1,75
	Cecropia palmata	59	4	10,28	1,82	0,59	3,06	5,05
	Jacaranda copaia	20	4	3,48	1,82	1,50	7,77	4,36
	Bagassa guianensis	15	2	2,61	0,91	0,97	5,01	2,84
	Guatteria schomburgkiana	17	3	2,96	1,36	0,78	4,06	2,8
553	Geissospermum sericeum	4	3	0,70	1,36	1,16	6,01	2,69
665	Inga alba	18	5	3,14	2,27	0,45	2,33	2,58
	Cecropia sciadophylla	17	3	2,96	1,36	0,59	3,07	2,46
	Couratari stellata	18	4	3,14	1,82	0,43	2,23	2,4
	Tapirira guianensis	15	4	2,61	1,82	0,50	2,57	2,33
	Hevea brasiliensis	8	1	1,39	0,45	0,99	5,14	2,33
	Swartzia flaemingii	109	5	6,45	1,30	2,14	12,76	6,84
	Casearia grandiflora	119	12	7,05	3,13	0,76	4,52	4,90
	Cecropia palmata	114	11	6,75	2,86	0,85	5,06	4,89
	Jacaranda copaia	80	8	4,74	2,08	0,99	5,90	4,24
557	Guatteria schomburgkiana	68	13	4,03	3,39	0,75	4,49	3,97
552	Vismia guianensis	107	7	6,34	1,82	0,43	2,54	3,57
	Inga alba	36	11	2,13	2,86	0,91	5,40	3,47
	Cordia scabrifolia	70	10	4,14	2,60	0,59	3,50	3,42
	Aspidosperma album	42	1	2,49	0,26	1,00	5,98	2,91
	Annona exsucca	55	10	3,26	2,60	0,28	1,68	2,51
	Cecropia palmata	408	11	37,99	7,75	1,69	37,87	27,87
SS1	Vismia guianensis	152	10	14,15	7,04	0,46	10,29	10,49
	Banara guianensis	111	7	10,34	4,93	0,30	6,71	7,33
 Annona exsucca	72	7	6,70	4,93	0,32	7,19	6,28	
-------------------------	----	---	------	------	------	------	------	
Swartzia flaemingii	24	4	2,23	2,82	0,31	7,00	4,02	
Jacaranda copaia	18	6	1,68	4,23	0,14	3,06	2,99	
Casearia grandiflora	32	4	2,98	2,82	0,11	2,50	2,77	
Poecilanthe effusa	26	3	2,42	2,11	0,15	3,45	2,66	
Aparisthmium cordatum	36	2	3,35	1,41	0,12	2,67	2,48	
 Lacistema pubescens	14	5	1,30	3,52	0,06	1,30	2,04	

SS1 e SS2 apresentaram grande número das espécies pioneiras de sucessão ecológica, sendo as principais: *Cecropia palmata Willd*. (embaúba branca), *Casearia grandiflora Cambess*. (sardinheira), *Swartzia flaemingii* Raddi (tento flamengo) e *Vismia guianensis* (Aubl.) Choisy (lacre branco). A espécie pioneira *Cecropia palmata* Willd. (embaúba branca) destaca-se como dominante em SS1 com elevado VI, perdendo importância nos estádios seguintes. Com o desenvolvimento florestal, nas sucessões SS2 e SS3, foram observadas espécies como *Inga alba* (Sw.) Willd. (ingá vermelho), *Guatteria schomburgkiana* Mart. (envira preta) e *Jacaranda copaia* (Aubl.) D. Don (pará-pará). A espécie secundária tardia *Couratari stellata* A.C. Sm. (tauarí) foi encontrada tanto em SS3 quanto FP. Outros estudos também realizados na FNT reportaram resultados similares (ESPÍRITO-SANTO et al., 2005; NARVAES, 2010).

5.2. Mapeamento da cobertura da terra através das redes neurais artificiais Multi-Layer Perceptron

5.2.1. Mapeamento com dados espectrais do ALI/EO-1

Para os dados de reflectância das bandas ALI/EO-1, foram analisadas arquiteturas de RNA utilizando o intervalo de neurônios na camada oculta entre 18 e 28 (Figura 5.3). Observou-se pequena tendência de melhoria no desempenho com o aumento do número de neurônios na camada oculta.



Figura 5.3 – Análise do desempenho de cada variação do número de neurônios na camada oculta e pesos aleatórios iniciais. Cada ponto no gráfico representa um treinamento da RNA, onde as colunas de dados representam a variação de pesos iniciais sobre um número de neurônios na camada oculta.

A arquitetura com 27 neurônios na camada oculta foi selecionada para o mapeamento, por apresentar o melhor índice kappa de teste, além de estar no sentido de aumento de precisão observado pela reta no gráfico. O treinamento com essa arquitetura foi concluído após 16 iterações, pois a RNA não apresentou melhoria no desempenho nas 10 iterações seguintes, especialmente após a de número 16. O RMSE nessa iteração foi de 0,035. Esse melhor resultado foi utilizado para a geração de um mapa de cobertura da terra (Figura 5.4).



Figura 5.4 – Mapa de uso e cobertura da terra resultante da aplicação de redes neurais artificiais (RNA) com a reflectância das bandas do sensor ALI/EO-1 (atributos espectrais).

A partir do cruzamento entre o mapa e o conjunto amostral de teste foi gerada a matriz de confusão (Tabela 5.3), em percentual de pixels, e calculados a exatidão global e o índice kappa, possibilitando uma análise quantitativa.

Tabela 5.3 – Matriz de confusão do mapa gerado com dados espectrais (reflectância dos dados ALI/EO-1), em percentagem. As abreviações são: EC = erros de comissão; EO = erros de omissão; ECl = exatidão da classe; e EG = exatidão global.

Classes	Água	Solo	CA	NPV	Pasto	SS1	SS2	SS3	FP	Total	EC (%)
Água	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
Solo	0	32	0	68	0	0	0	0	0	100	68
CA	0	0	100	0	0	0	0	0	0	100	0
NPV	0	4	0	96	0	0	0	0	0	100	4
Pasto	0	0	0	0	100	0	0	0	0	100	0
SS1	0	0	20	0	0	80	0	0	0	100	20
SS2	0	0	28	0	0	16	44	0	12	100	56
SS3	0	0	0	0	0	0	24	64	12	100	36
FP	0	0	0	0	0	0	0	4	96	100	4
Total	100	36	148	164	100	96	68	68	120	FC(0/) - 70.11
EO (%)	0	11	32	41	0	17	35	6	20	EG(70 Konne	y = 19,11 y = 0.765
ECl (%)	100	31	68	57	100	69	35	62	77	карра	a = 0,703

As áreas de FP (verde escuro) contidas no interior da FNT, no setor oeste da imagem, confundiram-se, em 12% com áreas de SS2, representadas na cor amarelo (Fig. 5.4) e em 12% com SS3, representada na cor vermelho, obtendo uma exatidão de classe de 77%. Essa confusão ocorreu provavelmente devido as diferenças na iluminação do relevo ou por terem um comportamento espectral influenciado por algum evento antrópico em pequena escala, não característico do comportamento padrão. Portanto, entende-se que essas áreas que diferiram espectralmente do padrão de FP, foram consideradas pelo classificador como florestas "menos desenvolvidas", ou seja, similares aos padrões de SS2 ou SS3.

Com relação às sucessões secundárias, classificaram-se com uma exatidão de 62% as áreas de SS3, onde a maior área de referência de SS3, localizada no interior da FNT (mesma área analisada no item 5.3.2), foi classificada com sucesso. No entanto, houve mais áreas classificadas como SS3 na porção de estudo mais ao sul, dentro da FNT.

Segundo as observações de campo em certos setores (conforme ilustrado na Figura 5.8 do item 5.3.1), foram notadas certas alterações estruturais em áreas de floresta, indicando algum tipo de distúrbio antrópico, como a retirada de madeira numa exploração de baixo impacto e/ou efeito de incêndios florestais ocorridos em tempos remotos. Observando essas áreas na imagem ALI/EO-1 nota-se um padrão que configura essa transição espectral da formação primária daquela de sucessão avançada, corroborando com o bom desempenho no delineamento por parte do algoritmo classificador utilizado. Quanto a SS1 e SS2, essas obtiveram 69% e 35% de exatidão de classe. As áreas classificadas nessas tipologias encontraram-se, em geral, nas bordas da FP, próximas as áreas de pasto e daquelas destinadas aos cultivos agrícolas, muitas das quais, naqueles locais onde há uma ocupação por pequenos proprietários, onde a terra é destinada ao cultivo de subsistência. Essas classes temáticas de regeneração inicial e intermediária, além de apresentarem, entre si, certa zona de similaridade espectral na imagem ALI/EO-1, também podem se sobrepor a algumas classes de culturas agrícolas, em função do período de imageamento e do aspecto dos cultivares quanto ao período do seu específico crescimento vegetativo. Cerca de 20 e 28% dos pixels de SS1 e SS2 foram classificados como culturas agrícolas. Essa superposição do espaço de atributos espectrais entre fácies de capoeiras e áreas cultivadas foi observada por Carreiras et al. (2006), ao realizar mapeamento de uso e cobertura da terra na região Amazônica, a partir de imagens SPOT-4 Vegetation.

Com relação às demais classes, o pasto obteve 100% de acerto, sem confusões. As culturas agrícolas apresentaram 68% de acerto devido a inclusão de áreas de SS1 (20%) e SS2 (28%) também como culturas agrícolas, como discutido previamente. NPV obteve 57% de exatidão, com inclusão de 68% das áreas de solo, o que é de se esperar devido suas similaridades espectrais. Enquanto isso, solo obteve apenas 31% de exatidão devido a essa confusão com NPV. Finalmente, a água foi 100% classificada corretamente.

5.2.2. Seleção de atributos por redes neurais artificiais

A fim de tentar minimizar as confusões de classificação e gerar um mapa mais verossímil, foi avaliado o poder discriminativo das métricas texturais GLCM calculados a partir dos dados ALI/EO-1. Esse procedimento foi realizado a partir de uma análise dos pesos sinápticos de uma classificação por redes neurais artificiais usando o conjunto de oito métricas texturais correspondentes às sete bandas ALI utilizadas, totalizando 56 atributos. Após o processo de treinamento da rede com os atributos de textura, foram salvos os valores dos pesos sinápticos entre a camada de *input* e a camada oculta, e entre a camada oculta e a camada de *output*, e aplicados sobre a equação do cálculo da contribuição de cada atributo, conforme feito por Garson (1991). O resultado desse cálculo é o valor da contribuição relativa de cada atributo, os quais foram apresentados em forma de gráfico (Figura 5.5).



Figura 5.5 – Gráficos da contribuição relativa de cada métrica de textura para as bandas 3 a 9 do sensor ALI/EO-1 na classificação da cena.

É evidente que a "média" é a métrica de textura que apresentou maior contribuição relativa, especialmente para as bandas 3 (565 nm), 4 (660 nm), 6 (867,5 nm) e 8 (1650 nm). A banda 5 (790 nm) apresentou contribuição muito baixa, ao passo que a banda 6, também do NIR, apresentou alta contribuição. Entende-se que a banda 5 foi, de certa forma, "descartada" pelas redes neurais por possuir alta correlação com a banda 6. A banda 9 (2215 nm) não foi selecionada devido a sua correlação com a banda 8, também do espectro do SWIR. Com relação ao restante das métricas texturais, estas tiveram contribuições relativas muito inferiores ao atributo "média", com exceção da

"dissimilaridade" das bandas 7 (1250 nm) e 8 e do contraste da banda 8. Tanto "contraste" quanto "dissimilaridade" são métricas texturais relacionadas à medição de diferenças entre pixels vizinhos (contraste), capturando a irregularidade do dossel florestal, como diferenças de altura na estrutura florestal e diferenças no sombreamento do dossel (GALLARDO-CRUZ et al., 2012).

Essas métricas texturais de maior contribuição relativa foram adicionadas ao conjunto de dados espectrais (reflectância das bandas 3 a 9 do ALI/EO-1), gerando quatro conjuntos híbridos de dados, de acordo com os limiares testados de 2, 2,5, 3 e 5% de contribuição (Tabela 5.4). O limiar 2 corresponde a um valor baixo, que permite a inclusão de mais atributos. Conforme se aumenta esse limiar, menos atributos texturais são selecionados.

Tabela 5.4 – Métricas texturais selecionadas pelos limiares de contribuição relativa para compor o conjunto híbrido junto dos dados espectrais (reflectância das bandas 3 a 9 do ALI/EO-1).

MEDIDA E BANDA	LIMIAR 2	LIMIAR 2,5	LIMIAR 3	LIMIAR 5
Média B3	Х	Х	Х	Х
Média B4	Х	Х	Х	Х
Média B7	Х	Х	Х	Х
Média B6	Х	Х	Х	
Média B8	Х	Х	Х	
Dissimilaridade B8	Х	Х	Х	
Média B9	Х	Х		
Contraste B8	Х	Х		
Dissimilaridade B7	Х	Х		
Dissimilaridade B6	Х			
Variância B8	Х			
Entropia B5	Х			
SMA B3	X			

Os quatro conjuntos híbridos serviram de *input* para a classificação por redes neurais artificiais, gerando quatro mapas que foram, em seguida, cruzados com as amostras de teste para cálculo das matrizes de confusão, exatidão global e índice Kappa (Tabela 5.5).

Conjunto de Dados	Exatidão Global (%)	Kappa	Atributos adicionais
Espectral	79,11	0,765	-
Híbrido (Limiar 2,0)	87,11	0,855*	13
Híbrido (Limiar 2,5)	88,00	0,865*	9
Híbrido (Limiar 3,0)	88,89	0,875*	6
Híbrido (Limiar 5,0)	85,33	0,835*	3

Tabela 5.5 – Desempenho de cada conjunto híbrido de atributos quando comparado ao conjunto espectral.

* Significativamente maior que o Kappa espectral (p < 0.01)

Observou-se que, comparando o índice Kappa, todos os mapas híbridos foram significativamente superiores ao mapa puramente espectral (p < 0,01), com melhoria de 6 a 10% na exatidão de classificação. O conjunto híbrido com limiar igual a 3 teve melhor desempenho (9,78% de melhoria no desempenho com relação ao mapa espectral), sendo sutilmente melhor que o restante dos mapas híbridos. Não houve diferença significativa entre o Kappa do mapa de limiar 3 para com o dos limiares 2 e 2,5. Porém, o Kappa do mapa híbrido de limiar 3 foi significativamente superior ao de limiar 5 (p = 0,012).

Comparando os resultados entre os limiares 3 e 5, há de se ressaltar que a adição das métricas "média" da banda 6, "média" da banda 8 e "dissimilaridade" da banda 8 causaram melhoria sutil na exatidão de mapeamento. A textura de "dissimilaridade", como é relacionada ao contraste entre pixels vizinhos, pode ter capturado diferenças nas tonalidades da banda 8 correspondente a irregularidades no dossel florestal, resultando numa melhor distinção entre classes. A adição dos demais atributos ao conjunto híbrido (limiar 2,5 e 2) contribuiu de forma negativa para o resultado, possivelmente corroborando com o problema reportado por Olden e Jackson (2002) e Montaño e Palmer (2003) com relação à metodologia de Garson (1991).

5.2.3. Mapeamento com dados híbridos

Para o mapeamento utilizando os dados híbridos, que corresponde a união dos dados espectrais (reflectância das bandas 3 a 9 do ALI/EO-1) e métricas texturais GLCM préselecionadas ("média" das bandas 3, 4, 6, 7 e 8, e "dissimilaridade" da banda 8), foram analisadas arquiteturas de redes neurais com intervalo de neurônios na camada oculta de 12 a 22 (Figura 5.6). A linha de tendência mostra que não há relação entre o desempenho de classificação (avaliado pelo índice Kappa) e o número de neurônios na camada oculta.



Figura 5.6 – Análise do desempenho de cada variação de neurônios na camada oculta e peso inicial. Cada ponto no gráfico representa um treinamento da RNA, onde as colunas de dados representam a variação de pesos iniciais sobre um número de neurônios na camada oculta.

A arquitetura da RNA de melhor desempenho foi a de 12 neurônios na camada oculta, com melhor índice kappa e menor complexidade. O treinamento foi realizado sobre 19 iterações, a partir da qual o sistema convergiu e não houve melhora no desempenho nas próximas 10 iterações. O RMSE final foi de 0,017. Assim sendo, foi gerado um mapa de cobertura da terra com base nos dados híbridos (Figura 5.7).





Para entender em quais classes houve melhoria de classificação, a matriz de confusão do mapa híbrido foi calculada (Tabela 5.6).

Tabela 5.6 – Matriz de confusão do mapa gerado com atributos híbridos, em percentagem. As abreviações são: EC = erros de comissão; EO = erros de omissão; ECl = exatidão da classe; e EG = exatidão global.

Classes	Água	Solo	CA	NPV	Pasto	SS1	SS2	SS3	FP	Total	EC (%)
Água	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
Solo	0	76	0	12	12	0	0	0	0	100	24
CA	0	0	96	0	0	4	0	0	0	100	4
NPV	0	8	0	92	0	0	0	0	0	100	8
Pasto	0	0	0	0	100	0	0	0	0	100	0
SS1	0	0	0	0	0	100	0	0	0	100	0
SS2	0	0	16	0	0	8	76	0	0	100	24
SS3	0	0	0	0	0	0	20	64	16	100	36
FP	0	0	0	0	0	0	0	4	96	100	4
Total	100	84	112	104	112	112	96	68	112	FC(0/) - 00 00
EO (%)	0	10	14	12	11	11	21	6	14	EG(70 Konne	y = 0.0000
ECl (%)	100	70	83	82	89	89	63	62	83	карра	a – 0,873

O mapa híbrido apresentou exatidão global de 88,9%, superior a encontrada no mapa espectral (79,1%) devido ao aumento no acerto das classes de Solo, NPV, SS1 e SS2. A literatura também reporta ganhos de exatidão com a adição de métricas de textura, em outras condições de mapeamento, resolução espacial e espectral de dados (KIMES et al., 1999; OTA et al., 2011). O resultado do presente estudo concordou com o obtido por Kimes et al. (1999), que utilizaram imagens SPOT HRV (resolução espacial de 20 m) para mapear florestas primárias tropicais e sucessões secundárias no estado de Rondônia. Os autores obtiveram exatidões de 83,5% utilizando somente os dados espectrais e de 89,9% com a adição das medidas de textura das bandas 2 (vermelho) e 3 (NIR) no processo de classificação. No entanto, Ota et al. (2011), quando analisaram dados do sensor IKONOS-2 (resolução espacial de 4 m) e a influência do tamanho de pixel na extração de métricas de textura para mapear florestas no Japão, observaram que a adição de métricas texturais melhorava significativamente a exatidão de mapeamento quando considerados pixels de até 20 m, não havendo ganho significativo de 20-30 m. É possível que a melhor resolução espectral e radiométrica do sensor ALI/EO-1, em comparação com a do sensor IKONOS-2, tenha sido a contrapartida para promover o ganho na adição das métricas de textura ao mapeamento, em função da sua resolução espacial inferior.

A adição das métricas texturais proporcionou melhoria expressiva na classificação da classe Solo, onde no mapa espectral a classe era confundida em 68% com NPV (Tabela 5.3). No mapa híbrido, a confusão caiu para 12% com NPV e 12% com Pasto (Tabela 5.6), totalizando apenas 24% de confusão. A confusão entre solo e NPV é um problema conhecido da literatura, onde fatores como o tipo de solo, o tipo da vegetação que compõe o NPV e o modo como essa vegetação está disposta (ex. cana de açúcar em pé ou caída), são determinantes para a discriminação, cujas chances aumentam com a melhoria da resolução espectral do sensor (ROBERTS et al., 1993). Após a confusão a classe Solo sofreu uma melhoria de 31 para 70% de exatidão de classe, enquanto a classe NPV sofreu um aumento de 57 para 82% de exatidão. Apesar disso, a classe pastagem sofreu uma pequena diminuição de exatidão (100 para 89%) devido ao aumento de sua confusão com as classes solo e NPV.

Com relação às sucessões secundárias SS1 e SS2, é provável que o aspecto espacial capturado pelas métricas texturais incluídas no processo de classificação tenha colaborado para diminuição do erro de classificação entre SS1 e SS2, incluindo as culturas agrícolas. Observou-se grande melhoria na exatidão de classe em SS1 (69% para 89%) e SS2 (35% para 63%). No entanto, não se observou grandes melhorias para a classificação de SS3, que continuou com 62% de exatidão de classe. Esperava-se que devido à existência de um dossel mais irregular em SS3 do que em SS2, houvesse uma maior intensidade de variações na textura interna dessa classe na imagem, e, portanto, que a classe SS3 fosse mais bem discriminada com a adição das métricas texturais, o que não se verificou.

5.2.4. Mapa diferença entre os mapas de cobertura da terra espectral e híbrido

Através da comparação pixel a pixel dos mapas de cobertura da terra espectral (Figura 5.4) e híbrido (Figura 5.7) foi possível a geração de um mapa diferença (Figura 5.8).



Figura 5.8 – Mapa diferença entre as classificações de cobertura da terra espectral e híbrida. A cor vermelha representa a diferença entre classificações, enquanto que a cor branca representa igualdade. Os polígonos pontilhados e nomeados pelas letras (a) até (h) representam exemplos de diferença e as letras (i) e (j) representam exemplos de igualdade.

No mapa diferença pode-se notar um grande número de pixels de diferença "espalhados" pela imagem, os quais estão quase que totalmente concentrados nas classes florestais. Algumas áreas exemplo para tal efeito podem ser observadas nas letras (e) (sul da FNT), (f) (interior da FNT), (g) e (h). Essas áreas foram caracterizadas por uma mudança de classes de FP e SS3 (anteriormente com pixels "espalhados" sobre a imagem) para classe de SS2 (com regiões homogêneas e bem delineadas). Esse mesmo efeito "sal e pimenta" foi observado sobre as classes florestais no mapa de cobertura da terra espectral (Figura 5.4), sendo minimizado ou removido no mapa híbrido (Figura 5.7) com a inserção da textura.

Algumas áreas com maior concentração de pixels diferença foram analisadas e observou-se que se tratavam de modificações entre classes de NPV, solo e pastagem. Na maior parte delas havia uma melhoria no processo de mapeamento, com regiões mais homogêneas. Algumas áreas-exemplo podem ser vistas de (a) até (d). Algumas áreas de concentração de pixels de igualdade também foram analisadas, como as da letras (i) e (j). As da letra (i) representam classes de NPV, solo e pastagem, enquanto que as da letra (j) representam áreas de FP. Essas áreas de FP próximas de (j) não sofreram o mesmo efeito de "espalhamento" de pixels nas FP contidas próximas a (f), no interior da FNT. As possíveis explicações para tal acontecimento podem estar relacionadas a fatores, como impactos antrópicos dentro da FNT relacionados ao manejo seletivo, incidência de fogo e/ou variações de relevo.

5.3. Variações espectrais e texturais no processo de sucessão secundária

5.3.1. Análise de uma sucessão secundária fixa no período seco com dados CDR – TM/Landsat-5 de diferentes datas (1984-2010)

A Figura 5.9 apresenta algumas imagens da série temporal TM/Landsat-5 (produto CDR) utilizadas na análise. A inspeção visual permite observar em local fixo no interior do parque variações espectro-texturais da sucessão secundária ao longo dos 30 anos de seu desenvolvimento, da floresta primária (referência) e de uma área de manejo florestal dentro da FNT (corte seletivo legalizado em meados dos anos 80). Após mais de 30 anos de regeneração natural da vegetação, ainda é possível a identificação da área de sucessão secundária na imagem mais atual.



Figura 5.9 – Áreas de sucessão secundária e de floresta primária, escolhidas para a análise, vistas sobre composição da imagem TM/Landsat-5 (bandas 4, 5 e 7 em vermelho, verde e azul, respectivamente).

Com relação aos valores espectro-texturais extraídos da área de floresta primária, observou-se oscilação nas respostas da floresta primária para todos os atributos testados. Essas oscilações não estão relacionadas às mudanças na estrutura florestal, mas provavelmente são decorrentes de incertezas na correção atmosférica do produto CDR ou na calibração radiométrica do sensor TM/Landsat-5. Apesar disso, essas oscilações não comprometem a visualização do comportamento das sucessões secundárias em direção a floresta primária.

Na Figura 5.10 pode-se observar a variação na reflectância da banda 4 do TM/Landsat-5 (NIR), que possui valores mais altos no início do processo de sucessão secundária, diminuindo com o decorrer do desenvolvimento da estrutura do dossel (aumento do IAF, aparecimento de árvores emergentes, geração de sombra sobre o dossel), aproximando-se aos valores da floresta primária por volta dos 20 anos de regeneração. Na banda 5 (SWIR), o resultado é similar, porém menos acentuado que na faixa espectral do NIR, observando-se um encontro dos desvios-padrão das duas tipologias a partir dos 20 anos de regeneração. Apesar dos desvios-padrão se cruzarem a partir dessa idade, ainda há uma diferença nos valores médios, sugerindo que a sucessão ainda possui uma resposta espectral diferente da floresta primária.



Figura 5.10 – Resposta das bandas 4 (NIR) e 5 (SWIR) do TM/Landsat-5 para áreas de floresta primária e sucessão secundária, com localização indicada na Figura 5.9.

Como visto na Figura 5.11, o índice EVI apresentou padrão similar ao comportamento da reflectância da banda do NIR, com a sucessão secundária mostrando valores superiores aos da floresta primária no início da regeneração e diminuindo ao longo do tempo com o desenvolvimento de sua estrutura florestal. Essa dependência do índice EVI da resposta espectral da banda do NIR foi reportada por Galvão et al. (2011) e Moura et al. (2012). O NDVI também apresentou valores maiores no início da sucessão florestal. Porém, diferentemente do EVI, saturou rapidamente com o desenvolvimento da estrutura do dossel ou IAF, não permitindo a diferenciação entre sucessões secundárias intermediárias/avançadas e floresta primária.



Figura 5.11 – Resposta dos índices de vegetação NDVI e EVI com o desenvolvimento da sucessão secundária e comparação com valores de floresta primária, com localização indicada na Figura 5.9.

A variação da métrica de textura "média" da Banda 4 (NIR), observada na Figura 5.12, segue o mesmo padrão do NIR, porém com muito mais oscilação em seus valores do que nas bandas espectrais e índices de vegetação. Não foi possível identificar uma

tendência para o restante das métricas de textura com a regeneração da vegetação. Gallardo-Cruz et al. (2012) indicaram que uma alta resolução espacial é desejada para uma melhor relação da textura com a estrutura florestal, o que não é o caso dos dados TM/Landsat-5 com 30 m de resolução espacial. Os mesmos autores identificaram que as métricas de textura que apresentam melhor relação com a estrutura florestal foram a "média" e a "variância". Com relação à textura "média", os valores da sucessão são maiores que os da floresta primária no início do processo de regeneração, momento em que a sucessão apresenta baixa complexidade estrutural e diversidade florística, e alta dominância de algumas espécies pioneiras, tendo, assim, um dossel regular/homogêneo devido à alta competição dos indivíduos por luz. A disparidade entre os valores das duas áreas diminui com o decorrer do tempo devido a evolução da estrutura florestal, aumento da diversidade florística, com o aparecimento de indivíduos de sucessão tardia, tornando o dossel florestal mais irregular. Porém, a "variância" não apresentou bons resultados na análise dos dados TM/Landsat-5. A floresta primária apresentou uma maior "variância" do que a sucessão secundária, sem um padrão bem definido ao longo do tempo.



Figura 5.12 – Resposta da métrica textural "média" da Banda 4 e "variância" da Banda 5 com o desenvolvimento da sucessão secundária, quando comparada com a da floresta primária, com localização indicada na Figura 5.9.

5.3.2. Análise de sucessões secundárias de diferentes idades em uma data fixa no período seco com dados ALI/EO-1

Na Figura 5.13 pode-se observar o espectro de reflectância para as bandas ALI/EO-1 com relação as tipologias florestais analisadas, com as bandas nominadas de (1) a (9).



Figura 5.13 – Espectro de reflectância das bandas ALI/EO-1 para as tipologias florestais.

Na Figura 5.14, bem como na Figura 5.13, observa-se a tendência da banda 6 (NIR em 867,5 nm) e da banda 8 (SWIR 1650 nm) do ALI/EO-1, que é a mesma observada na análise das bandas TM correspondentes: maior reflectância para os estádios jovens de sucessão, que vai decrescendo conforme o desenvolvimento da estrutura florestal (Figura 5.2). Para a banda do NIR, a reflectância varia de 30 a 35% para SS1, 28 a 33% para SS2, 24 a 29% para SS3 e 23 a 28% para FP, ficando evidente uma separação entre SS1/SS2 e SS3/FP. Enquanto isso, a banda 8 apresenta intervalos de 12 a 14% para SS1, 11 a 13% para SS2, 11 a 12% para SS3 e 9 a 11% para FP, o que denota uma confusão entre SS1 e SS2, e entre SS2 e SS3. Há, porém, uma alta separabilidade de FP com relação a estas classes. Comparando as duas bandas, nota-se que a banda do SWIR apresenta uma melhor discriminação entre as sucessões e a FP. Portanto, ainda é possível separar SS3 de FP provavelmente devido às diferenças no conteúdo de água

das folhas que não foram medidas em campo, e presença de sombras no dossel florestal – que causam uma diminuição do espalhamento da energia eletromagnética. Para a banda do NIR, uma sucessão avançada já é mais similar a uma FP pelas menores diferenças na estrutura dos dosséis discutidas anteriormente na seção 5.1. Essas duas observações também puderam ser vistas na Figura 5.10 da análise da série temporal TM/Landsat-5 (item 5.3.1).



Figura 5.14 – Resposta espectral das bandas 6 (NIR em 837,5 nm) e 8 (SWIR em 1650 nm) do sensor ALI/EO-1 para sucessões secundárias de diferentes idades e para floresta primária.

As respostas do EVI e do NDVI (Figura 5.15) foram similares às observadas na análise da série temporal TM/Landsat-5 (Figura 5.11). O EVI reproduziu a resposta espectral da banda do NIR diminuindo de SS1 para FP, enquanto o NDVI não apresentou grandes variações entre as tipologias devido à saturação do índice.



Figura 5.15 – Resposta dos índices de vegetação EVI e NDVI para as diferentes tipologias estudadas.

A resposta da métrica textural "média" da banda 6 (NIR) diferenciou os estádios iniciais e intermediários de sucessão (SS1 e SS2) da sucessão avançada (SS3) e FP (Figura 5.16). Esse resultado é concordante com o da análise prévia da série temporal TM/Landsat-5 de uma sucessão secundária fixa na Figura 5.12. A "variância" da banda 8 (SWIR), assim como na análise da série temporal TM/Landsat-5, não apresentou uma tendência clara com a idade de regeneração da vegetação.



Figura 5.16 – Resposta das métricas texturais "média" da banda 6 (NIR) e "Variância" da banda 8 (SWIR) para as diferentes tipologias estudadas.

A banda 8 (SWIR em 1650 nm) foi escolhida para demonstrar o padrão de variação de todas as medidas de texturas por ser uma das bandas com melhor contraste para diferenciação de classes de cobertura (ASNER et al., 2003). Além da "média", foi observada relação das tipologias com a textura "entropia" e "segundo momento angular" (SMA) da banda 8 (Tabela 5.7). Apesar do alto desvio padrão, houve aumento da textura "entropia" (desordem) na direção do desenvolvimento da estrutura florestal (SS1 para FP) e uma diminuição da textura "segundo momento angular" (ordem). Essas variações texturais corroboram com o desenvolvimento sucessional, que promove o aumento da desordem no dossel florestal com o aumento da complexidade estrutural da floresta. O restante das métricas de textura não apresentou uma tendência relacionada com os diferentes estágios de sucessão secundária, possivelmente devido a resolução espacial. Outras métricas como "correlação" e "dissimilaridade" foram importantes em outros estudos associados com o tema (KAYITAKIRE et al., 2006; LU; BATISTELLA, 2005).

Textura da Banda 8	SS1	SS2	SS3	FP
Média	$17,\!62 \pm 1,\!37$	$16,\!14 \pm 1,\!57$	$14,\!86\pm0,\!55$	$12,\!49\pm0,\!64$
Variância	$0,79\pm1,9$	$1,32 \pm 3,20$	$0,\!45 \pm 0,\!31$	$0,\!93\pm0,\!73$
Homogeneidade	$0{,}68 \pm 0{,}16$	$0{,}63 \pm 0{,}18$	$0,\!64 \pm 0,\!13$	$0{,}57\pm0{,}13$
Contraste	$1,\!77\pm3,\!09$	$6{,}54 \pm 19{,}05$	$1,\!30\pm1,\!37$	$1,\!96\pm1,\!36$
Dissimilaridade	$0{,}78 \pm 0{,}58$	$1,23 \pm 1,40$	$0,\!80\pm0,\!36$	$1,\!04\pm0,\!42$
Entropia	$1,\!33\pm0,\!43$	$1,\!50 \pm 0,\!41$	$1{,}54\pm0{,}32$	$1{,}79\pm0{,}31$
SMA	$0,\!32\pm0,\!14$	$0{,}28\pm0{,}14$	$0,\!25\pm0,\!11$	$0{,}20\pm0{,}08$
Correlação	$0,\!10\pm0,\!42$	$0{,}28\pm0{,}40$	$0{,}08\pm0{,}38$	$0,\!05\pm0,\!43$

Tabela 5.7 – Valores médios e desvio-padrão para as métricas de textura da Banda 8 (SWIR 1650 nm) para cada tipologia florestal.

Apesar de ser possível uma distinção entre algumas sucessões a partir de uma análise visual das imagens de texturas GLCM "média", a provável causa para o baixo desempenho do restante das métricas texturais é a resolução espacial de 30 m (escala de observação) do ALI/EO-1. Essa resolução espacial não é suficientemente fina para a observação da textura de outras métricas, exceto "média", nas sucessões secundárias (GALLARDO-CRUZ et al., 2012).

5.4. Relação dos parâmetros biofísicos da cobertura florestal com os dados espectrais e texturais

Foi calculada a matriz de correlação de Pearson entre os dados biofísicos florestais e os atributos espectrais, índices de vegetação e as métricas texturais extraídas da imagem ALI/EO-1. A matriz completa encontra-se na Tabela C1 do Apêndice C, enquanto que um resumo contendo apenas os atributos de maior correlação significativa foi apresentado na Tabela 5.8. As melhores correlações para cada tipo de atributo (espectral, textural ou índice de vegetação) foram destacadas em negrito. Todos os valores apresentaram correlação significativa com um nível de significância de 5%, exceto os valores assinalados.

Diversos autores reportaram que a correlação entre alguns atributos florestais (p. ex., área basal, altura e biomassa) e espectrais apresenta valores negativos (LU; BATISTELLA, 2005; WIJAYA et al., 2010; GALLARDO-CRUZ et al., 2012), enquanto que outros (p.ex., densidade de árvores) apresentam uma correlação positiva (GALLARDO-CRUZ et al., 2012). As relações da Tabela 5.8 mostram o mesmo efeito e por isso devem ser vistas com cuidado porque são controladas pela transição entre todos os três estádios de sucessão secundária até a floresta primária. Por exemplo, em FP, um aumento de IAF normalmente produz maiores valores de reflectância no NIR (correlações positivas; espalhamento da radiação pelos componentes do dossel) e menores na banda do vermelho (correlações negativas; absorção por clorofila), o que não ocorre na Tabela 5.8. As correlações são negativas, pois a reflectância nas diferentes bandas diminui de SS1 para SS3 e FP, enquanto que o IAF aumenta.

Tabela 5.8 – Matriz de correlação entre parâmetros biofísicos e atributos espectrais (reflectância), índices de vegetação e textura "média". Dados em negrito correspondem aos maiores valores de correlação para cada tipo de atributo e parâmetro biofísico.

Atributo	Biomassa (Mg/ha)	Área Basal (m²/ha)	Densidade (arv./ha)	Altura Média (m)	IAF	Cobertura de Dossel (%)
Banda 1	-0,67	-0,60	0,38	-0,60	-0,60	-0,45
Banda 2	-0,64	-0,62	0,33	-0,60	-0,65	-0,54
Banda 3	-0,68	-0,73	0,37	-0,71	-0,77	-0,65
Banda 4	-0,55	-0,60	0,21	-0,58	-0,65	-0,61
Banda 5	-0,44	-0,44	0,51	-0,41	-0,43	-0,21
Banda 6	-0,47	-0,47	0,52	-0,44	-0,46	-0,23
Banda 7	-0,65	-0,65	0,49	-0,61	-0,67	-0,46
Banda 8	-0,72	-0,73	0,43	-0,71	-0,74	-0,60
Banda 9	-0,69	-0,71	0,31	-0,69	-0,73	-0,64
NDVI	0,33	0,38	0,05 ^{ns}	0,37	0,42	0,50
NDWI	0,40	0,39	0,05 ^{ns}	0,37	0,44	0,47
EVI	-0,40	-0,38	0,51	-0,35	-0,36	-0,12
Média B1	-0,70	-0,63	0,40	-0,63	-0,63	-0,48
Média B2	-0,67	-0,65	0,32	-0,66	-0,68	-0,56
Média B3	-0,69	-0,75	0,33	-0,73	-0,81	-0,70
Média B4	-0,60	-0,64	0,20	-0,63	-0,69	-0,63
Média B5	-0,50	-0,49	0,57	-0,47	-0,48	-0,23
Média B6	-0,52	-0,52	0,58	-0,49	-0,51	-0,26
Média B7	-0,71	-0,70	0,53	-0,67	-0,72	-0,50
Média B8	-0,76	-0,76	0,44	-0,75	-0,78	-0,64
Média B9	-0.71	-0.74	0.31	-0.73	-0.76	-0.67

^{ns} = correlação não-significativa a 5% de nível de significância

Considerando-se todas as amostras (n = 40 parcelas), observou-se que, no geral, a reflectância das bandas espectrais apresentou boas correlações com os parâmetros biofísicos, onde a maior parte dos valores ocorreu entre -0,4 e -0,8. No entanto, a banda 3 (verde) se destacou das demais mostrando as melhores correlações para a maioria dos parâmetros biofísicos analisados (p.ex., área basal, altura média, IAF e percentual de cobertura do dossel). A banda 8 (SWIR em 1650 nm) mostrou fortes correlações, similares àquelas da banda 3, com os mesmos parâmetros biofísicos, porém apresentando resultados superiores para biomassa e inferior para IAF e percentual de cobertura de dossel.

Similarmente ao presente estudo, Lu e Batistella (2005) analisaram a relação de dados espectrais e texturais GLCM do TM/Landsat-5 com parâmetros biofísicos em florestas tropicais na região de Bragantina e Altamira, no Estado do Pará. Eles obtiveram correlações de Pearson significativas para as sucessões secundárias de -0,508, -0,441, - 0,68, -0,571, -0,424, para as bandas TM 2, 3, 4, 5 e 7, respectivamente. No caso das florestas primárias, as correlações não foram significativas, sendo a maior delas a da Banda 5 com um valor r de -0,397. Apesar desse estudo considerar separadamente as sucessões secundárias e a floresta primária, esses resultados foram concordantes com os encontrados no presente trabalho com os dados ALI/EO-1, onde as correlações foram negativas, e a banda 5 do TM/Landsat-5. A única métrica textural significativa observada por Lu e Batistella (2005) foi a textura "média", resultado consistente com o do presente estudo.

Assim como em Gallardo-Cruz (2012), todas as relações espectrais com os parâmetros biofísicos foram negativas, exceto da densidade de árvores que foram positivas. Analisando do ponto de vista espectral, os resultados do presente estudo são influenciados pela maior densidade de árvores e maior reflectância de SS1, quando comparado com as demais tipologias. A densidade foi o parâmetro que apresentou pior correlação com os atributos da imagem, num geral, resultado também confirmado em Gallardo-Cruz (2012).

Em geral, os índices de vegetação não apresentaram correlações muito fortes com os parâmetros biofísicos (em torno de 0,3 a 0,5). Isto ocorreu provavelmente devido a utilização de bandas do NIR (867,5 nm) e SWIR (1250 nm) em suas formulações. Tais bandas, por si só, não apresentaram as melhores correlações com os parâmetros biofísicos. Além disso, índices como o NDVI rapidamente saturam em florestas tropicais com o aumento do IAF.

As métricas de textura apresentaram, em geral, correlações fracas (valores de r entre 0,4 e 0,5) com os parâmetros biofísicos. Algumas destas relações não foram estatisticamente significativas a 5% de nível de significância. A exceção foi a textura "média" que apresentou os melhores resultados, superando os dados espectrais em cerca de 0,04 para cada r. Os piores resultados foram obtidos para as métricas texturais "correlação", "segundo momento angular" e "contraste". Em um estudo de florestas temperadas na Bélgica utilizando IKONOS-2, as métricas texturais "contraste" e "correlação" apresentaram as melhores correlações com parâmetros biofísicos (KAYITAKIRE et al., 2006).

As relações dos atributos espectrais, índices de vegetação e das métricas texturais com os parâmetros biofísicos não são necessariamente lineares. Diversos ajustes foram testados (lineares, logarítmicos, polinomiais de segunda e terceira ordem), calculando-se o coeficiente de determinação (R²), a raiz do erro médio quadrático (RMSE) absoluto e percentual e a significância estatística da relação (p-valor). Os três melhores resultados para cada parâmetro biofísico são indicados na Tabela 5.9.

Tabela 5.9 – A	Atributos de melhor relação com os parâmetros biofísicos, se	u coeficiente
(le determinação (R ²), RMSE absoluto e percentual.	

Parâmetro Biofísico	Atributo	Ajuste	R ²	RMSE	RMSE (%)
	Média B9	Pol. 3º Grau	0,81	52,61	44,58
Biomassa (Mg.ha ⁻¹)	B9	Pol. 3º Grau	0,80	55,16	47,03
	Média B8	Pol. 3º Grau	0,79	55,9	52,10
	B3	Pol. 2º Grau	0,74	5,28	32,31
Área Basal (m².ha ⁻¹)	Média B3	Pol. 2º Grau	0,72	5,43	33,23
	B 8	Pol. 2º Grau	0,71	5,52	33,78
Índice de Área Foliar	Média B3	Linear	0,73	0,31	12,38

	B3	Pol. 3º Grau	0,71	0,33	13,18
	Média B8	Pol. 3º Grau	0,67	0,35	13,98
	Média B8	Pol. 3º Grau	0,67	2,16	18,35
Altura Média (m)	B3	Pol. 2º Grau	0,65	2,22	18,86
	Média B3	Logarítmico	0,65	2,24	19,03
	Média B3	Pol. 3º Grau	0,65	5,65	6,52
Cobertura de Dossel (%)	B3	Pol. 3º Grau	0,60	6,00	6,92
	Média B8	Pol. 2º Grau	0,53	6,54	7,54
	EVI	Pol. 2º Grau	0,47	282,12	35,54
Densidade (arv.ha ⁻¹)	Média B6	Pol. 2º Grau	0,45	289,15	36,43
	B6	Pol. 3º Grau	0,43	294,92	37,15

Observa-se que, em geral, os atributos das imagens conseguem explicar mais de 50% dos valores de parâmetros biofísicos florestais, com RMSE baixos, à exceção da biomassa (44,58%), densidade de árvores (35,54%) e área basal (32,31%), que apresentaram valores relativamente altos de RMSE. De forma consistente com a Tabela 5.8, os atributos de maior destaque foram a reflectância das bandas 3 e 8 e a métrica textural "média" dessas bandas. Todas as regressões apresentaram p-valor menor que 0,01.

A biomassa foi o parâmetro de melhor relação com os atributos da imagem. O atributo "média" da Banda 9 (SWIR em 2215 nm) explicou até 81% de sua variação com RMSE de 52,61 Mg/ha (44,58%). Apesar destes resultados não serem diretamente comparáveis com os da literatura, ajustados sob diferentes ambientes e com dados de diferentes sensores, sua magnitude é similar a de vários estudos, como, por exemplo: R² de 0,63 para a banda TM 5 em Altamira e R² de 0,84 para a banda TM 4 em Bragantina, em florestas tropicais no Pará (LU et al., 2002); R² de 0,60 utilizando 5 bandas espectrais do sensor ALI/EO-1 em florestas tropicais africanas (THENKABAIL et al., 2004). O RMSE relativo da biomassa foi o mais alto dentre todos os parâmetros biofísicos.

O gráfico de dispersão da "média" da banda 8 mostra que há uma relação bem clara entre o atributo analisado e a biomassa das diferentes tipologias (Figura 5.17). Quanto menor o valor da "média" desta banda, maior a quantidade de biomassa que aumenta de

SS1 para SS3 e FP. Observou-se uma saturação a partir de aproximadamente 200 Mg.ha⁻¹, coerente com o reportado por Steininger (2000) na Amazônia (150 Mg.ha⁻¹).



Figura 5.17 – Relação entre a métrica textural "média" da Banda 8 (SWIR em 1650 nm) e a Biomassa (Mg.ha⁻¹) para as sucessões secundárias de diferentes idades (SS1 a SS3) e para floresta primária (FP).

O ajuste de regressão para a área basal com a reflectância da banda 3 apresentou R² de 0,74 com 5,28 m².ha⁻¹ (32,31%) de RMSE (Figura 5.18). A relação também não foi linear, e satura ao se aproximar de SS1. Entretanto, há um gradiente bem definido de variação da área basal com relação aos valores de reflectância da banda 3 entre FP, SS3 e SS2.



Figura 5.18 – Gráfico da relação entre a reflectância da Banda 3 (verde em 565 nm) e a Área Basal (m².ha⁻¹).

O IAF e o percentual de cobertura de dossel apresentaram relações fortes com os atributos. A relação entre a "média" da Banda 3 (verde) apresentou valores de R² de 0,73 (RMSE de 0,31 – 12,38%) e 0,65 (RMSE de 5,65% - 6,52%) para o IAF e percentual de cobertura de dossel, respectivamente. Estudos da literatura mostram que o IAF é correlacionado com a banda do verde, o que condiz com o observado no presente estudo (FASSNACHT, 1997). O gráfico da Figura 5.19 apresenta a dispersão dos valores de IAF contra os valores da "média" da Banda 3 em função das tipologias. Observando a Figura 5.16, nota-se a relação linear entre as variáveis e que a maior parte dos dados estão aglomerados entre 2,5 e 3,5 de IAF, bem como entre 4 e 5 unidades de textura "média" da Banda 3.



Figura 5.19 – Gráfico da relação entre a textura "média" da Banda 3 (verde em 565 nm) e o Índice de Área Foliar (IAF).

O gráfico da Figura 5.20 apresenta a dispersão dos valores de percentual de cobertura de dossel com relação à "média" da banda 3. À medida em que aumenta a cobertura do dossel de SS1 para SS3/FP, a métrica textural "média" da banda 3 diminui com saturação dos valores em torno de 90% de cobertura.



Figura 5.20 – Gráfico da relação entre a textura "média" da Banda 3 (verde em 565 nm) e o percentual de cobertura de dossel.

A relação da altura média com o atributo textural "média" da banda 8 obteve R² de 0,67 com RMSE de 2,16 m (18,35%). A Figura 5.21 apresenta o gráfico da relação entre estas variáveis. A relação é próxima da linear.



Figura 5.21 – Gráfico da relação entre a textura "média" da Banda 8 (SWIR em 1650 nm) e a altura média para as diferentes tipologias.

A densidade apresentou um R² de 0,47 com RMSE de 282,12 (35,54%) para a relação com o atributo EVI. Esse R² foi o pior dentre todos os parâmetros biofísicos, mas aparentemente está coerente com a literatura, como pode ser visto em Gallardo-Cruz et al. (2012). Os autores desse estudo encontraram valores de R² de 0,50 na estimativa de densidade de árvores utilizando dados VHR *Quickbird*. A Figura 5.22 apresenta o gráfico de dispersão dos valores entre as duas variáveis. Observando o gráfico, nota-se que a relação realmente não é forte. Ela é fortemente influenciada por uma parcela de 2000 arv.ha⁻¹ de SS1, conforme ilustrado no canto superior direito do gráfico. Algumas inconsistências nessa relação são: por volta de 500 árv./ha, há variação da textura de 30 a 34 unidades, porém não correspondentes à densidade de árvores; a classe SS1 apresenta, ao mesmo tempo, o menor e o maior valor da textura "média" da banda 6.



Figura 5.22 – Gráfico da relação entre a textura "média" da Banda 6 (NIR em 867 nm) e a densidade de árvores para as diferentes tipologias.

Com relação ao restante dos atributos, esperava-se que pelo menos a "variância" apresentasse boa relação com os parâmetros biofísicos, como reportado por Gallardo-Cruz et al. (2012) para florestas tropicais, e Kayitakire et al. (2006) para florestas temperadas. Além disso, Kayitakire et al. (2006) ressaltaram que, além da "variância", o "contraste" e a "correlação" são bons descritores dos atributos florestais. Possivelmente, a resolução espacial média do sensor ALI/EO-1 (30 m) seja responsável pela baixa relação da maioria das métricas texturas GLCM com os parâmetros biofísicos das diferentes tipologias e, sobretudo, decorrente da complexidade estrutural dessas coberturas vegetal, primárias e secundárias, na zona tropical.
6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A análise dos dados coletados em campo propiciou a caracterização florística e estrutural das sucessões secundárias e da floresta primária na FNT e subsidiou as estimativas dos parâmetros biofísicos com dados remotos. Com relação à estrutura florestal, observou-se uma grande diferença na biomassa seca da SS3 (109,8 \pm 21,6 Mg.ha⁻¹), com cerca de 30 anos de regeneração, com relação a FP (300,5 \pm 51,6 Mg.ha⁻¹). Comparando com outros trabalhos da literatura, notou-se que o IAF medido foi subestimado. Apesar disso, as classes SS3 e FP apresentaram valores de IAF próximos uma da outra. As sucessões secundárias também apresentaram uma diversidade de espécies muito distinta das FP, onde a SS3 apresentou uma riqueza de 125 espécies contra 214 espécies da FP.

O uso integrado dos dados espectrais ALI/EO-1 com métricas de textura GLCM apresentou um ganho de exatidão sobre a utilização de somente dados espectrais (reflectância) no processo de mapeamento da cobertura da terra utilizando a técnica de redes neurais artificiais *Multi-Layer Perceptron*. O conjunto híbrido, que continha os dados espectrais (reflectância das bandas 3 a 9 do ALI/EO-1) e métricas texturais GLCM pré-selecionadas ("média" das bandas 3, 4, 6, 7 e 8, e dissimilaridade da banda 8 do ALI/EO-1) obteve 89% de exatidão global, contra 79% do mapa que utilizou somente os dados espectrais. A inclusão da textura "média" e da textura "dissimilaridade" no processo de classificação junto aos dados espectrais causou um aumento de 10% de exatidão. As classes de sucessão secundária SS1, SS2 e SS3 e FP puderam ser discriminadas com 100, 76, 64 e 96% de acerto, respectivamente, com confusões na ordem de 20% entre SS2/SS3 e SS3/FP.

As variações espectrais e texturais no processo de regeneração da vegetação observadas da análise multitemporal de dados TM/Landsat-5 (1984-2010) em uma área fixa de sucessão secundária, quando comparadas com as de diferentes estádios de sucessões observadas em uma mesma data em uma cena ALI/EO-1, foram plenamente consistentes entre si. Isto sugere que a influência de outros fatores sobre o desenvolvimento das sucessões secundárias como, por exemplo, o histórico do uso da

terra ou a ação do fogo, podem ter introduzido variabilidade espectral-textural nos dados. Tais variações, no entanto, não foram suficientes para alterar o padrão geral observado na transição de SS1 para SS3 observado com dados ALI. Atributos importantes na diferenciação das tipologias foram a reflectância das bandas do NIR, SWIR, a métrica textural "média" do NIR e o EVI. A sucessão avançada e floresta primária apresentaram apenas uma sutil diferença nos dados espectrais e texturais. Apesar disto, a área de sucessão avançada estudada na análise multitemporal TM/Landsat-5 ainda pôde ser observada em imagens recentes, mesmo após 30 anos de regeneração da vegetação, devido às diferenças florístico-estruturais entre a sucessão secundária e a floresta primária.

Verificou-se uma diminuição na reflectância do NIR e do SWIR ao longo do desenvolvimento sucessional, aproximando-se do comportamento espectral da floresta primária, num estágio regenerativo por volta de 20 anos, apesar de ainda haver diferença nos valores médios. O SWIR apresentou melhor separação entre sucessão avançada e floresta primária que o NIR. O índice de vegetação EVI diminuiu com o desenvolvimento sucessional, similar ao comportamento da reflectância da banda do NIR do TM/Landsat-5, enquanto que o NDVI não apresentou uma forte tendência, apresentando valores mais altos para sucessões iniciais, todavia saturando rapidamente com o desenvolvimento sucessional. A textura "média" do NIR apresentou um decaimento ao longo do desenvolvimento da sucessão, como observado com a banda espectral. Por sua vez, a métrica "variância" do SWIR não apresentou uma tendência clara com relação ao processo de sucessão. O restante das métricas de textura não apresentou boa relação com o processo de sucessão secundária, com ressalva para a "entropia" e "segundo momento angular", que apresentaram certa tendência nos valores médios, porém com alto desvio padrão.

Os atributos do ALI/EO-1 apresentaram fortes relações com parâmetros biofísicos de biomassa, área basal, altura média, IAF e percentual de cobertura de dossel, e uma relação não tão forte com densidade de árvores. As bandas de melhor relação foram as bandas 3 (verde em 565 nm) e 8 (SWIR em 1650 nm). A textura "média" foi a única métrica textural útil para estimativa dos parâmetros biofísicos, apresentando uma

melhora sutil nas relações com relação às bandas espectrais. As correlações não são necessariamente causa e efeito, refletindo a transição das tipologias de alta reflectância dos estádios iniciais de sucessão secundária (SS1 com menores valores de biomassa, área basal, altura média, IAF e percentual de cobertura de dossel) para as tipologias de menor reflectância (SS3 e FP) e com maiores valores destes parâmetros biofísicos.

Recomenda-se em futuros trabalhos a utilização de dados com melhor resolução espacial para testar a hipótese de que as métricas texturais podem capturar de forma mais eficiente as variações da estrutura florestal das sucessões secundárias na Amazônia, como se deduz de Ota et al. (2011) e Gallardo-Cruz et al. (2012). Uma melhor resolução espectral também é desejada para uma melhor discriminação dos componentes de cena em geral. Estudos futuros nessa linha de investigação devem explorar aspectos de sazonalidade e de ângulo de apontamento usado pela maioria dos sensores de resolução espacial submétrica para analisar a variação das métricas texturais no processo de sucessão secundária face aos efeitos de iluminação, os quais influenciam diretamente na ocorrência de sombras no dossel florestal, e consequentemente, na textura da vegetação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, D. S. Space-time dynamics of deforestation in Brazilian Amazônia. **International Journal of Remote Sensing**, v.23, p.2903-2908, 2002.

ARAGÃO, L. E. O. C.; SHIMABUKURO, Y. E.; ESPÍRITO-SANTO, F. D. B.; WILLIAMS, M. Landscape pattern and spatial variability of leaf area index in Eastern Amazonia. **Forest Ecology and Management**, v.211, p.240-256, 2005.

ASNER, G. P.; KELLER, M.; PEREIRA, R.; ZWEEDED, J. C. Remote sensing of selective logging in Amazonia Assessing limitations based on detailed field observations, Landsat ETM+, and textural analysis. **Remote Sensing of Environment**, v.80, p.483-496, 2002.

ASNER, G. P.; BUSTAMANTE, M. M. C.; TOWNSEND, A. R. Scale dependence of biophysical structure in deforested areas bordering the Tapajós National Forest, Central Amazon. **Remote Sensing of Environment,** v.87, p.507-520, 2003.

ATKINSON, P. M.; TATNALL, A. R. L. Neural networks in remote sensing. International Journal of Remote Sensing, v.18, p.699-709, 1997.

BERNARDES, S. Índices de vegetação e valores de proporção na caracterização de floresta tropical primária e estados sucessionais na área da Floresta Nacional do Tapajós. 1996. 117 p. (INPE-6890-TDI/651). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São Jose dos Campos, 1996. Disponível em: <http://urlib.net/6qtX3pFwXQZ3r59YD6/GPfcV>. Acesso em: 07 maio 2014.

BOVIK, A.; CLARK, M.; GEISLER, W. Multichannel texture analysis using localized spatial filters. **IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v.12, n.1, p.55-73, 1990.

BROWN, S. Tropical forest and the global carbon cycle: The need for sustainable landuse patterns. Agriculture, Ecosystems & Environment, v.46, p.31-44, 1993.

CARREIRAS, J. M. B.; PEREIRA, J. M. C.; CAMPAGNOLO, M. L.; SHIMABUKURO, Y. E. Assessing the extent of agriculture/pasture and secondary succession forest in the Brazilian Legal Amazon using SPOT VEGETATION data. **Remote Sensing of Environment**, v.101, n.3, p.283-298, 2006.

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**, v. 113, p.893-903, 2009.

CHAVE, J.; ANDALO, C.; BROWN, S.; CAIRNS, M. A.; CHAMBERS, J. Q.; EAMUS, D.; FOLSTER, H.; FROMARD, F.; HIGUCHI, N.; KIRA, T.; LESCURE, J.; NELSON, B. W.; OGAWA, H.; PUIG, H.; RIERA, B.; YAMAKURA, T. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. **Oecologia**, v.145, p.87-99, 2005.

CHAZDON, R. L.; PERES, C. A.; DENT, D.; SHEIL, D.; LUGO, A. E.; LAMB, D.; STORK, N. E.; MILLER, S. E. The potential for species conservation in tropical secondary forests. **Conservation Biology**, v.23, p.1406-1417, 2009.

COCHRANE, M. A.; LAURANCE, W. F. Fire as a large-scale edge effect in Amazonian forests. Journal of Tropical Ecology, v.18, p.311-325, 2002.

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. Journal of Educational and Measurement, v.20, n.1, p.37-46, 1960.

CONGALTON, R. G.; MEAD, R. A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.49, n.1, p.69-74, 1983.

CONNERS, R. W.; HARLOW, C. A. A theoretical comparison of texture algorithms. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v.PAMI-2, n.3, p.204-222, 1980. CORDEIRO, A. Floresta Nacional do Tapajós: plano de manejo. Coord. Belterra, PA: IBAMA, 2004.

CROSS, G.; JAIN, A. Markov random fields texture models, IEEE Trans. **Pattern Analysis on Machine Intelligence**, v.5, p.25-39, 1983.

CULBERT, P. D.; PIDGEON, A. M.; ST.-LOUIS, V.; BASH, D.; RADELOFF, V. C. The Impact of Phenological Variation on Texture Measures of Remotely Sensed Imagery. **IEEE Journal of selected topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v.2, n.4, p.299-309, 2009.

DELTA-T DEVICES LTD (2009). **HemiView user manual**. Cambridge, UK: Burwell 79 p.

ESPÍRITO-SANTO; F. D. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; ARAGÃO, L. E. O. C.; MACHADO, E. L. M. Análise da composição florística e fitossociológica da floresta nacional do Tapajós com o apoio geográfico de imagens de satélites. **Acta Amazonica**, v.35, n.2, p.155-173, 2005.

FASSNACHT, K. S.; GOWER, S. T.; MACKENZIE, M. D.; NORDHEIM, E. V.; LILLESAND, T. M. Estimating the leaf area index of North Central Wisconsin forests using the Landsat thematic mapper. **Remote Sensing of Environment**, v.61, p.229-245, 1997.

FEARNSIDE, P. M. Wood density for estimating forest biomass in Brazilian Amazonia. **Forest Ecology and Management**, v.90, p.59-87, 1997.

FEARNSIDE, P. M. Deforestation in Brazilian Amazonia: History, rates, and consequences. **Conservation Biology**, v.19, p.680-688, 2005.

FEARNSIDE, P. M. Amazon forest maintenance as a source of environmental services. Anais da Academia Brasileira de Ciências, v.80, p.101-114, 2008.

FEARNSIDE, P. M.; RIGHI, C. A.; GRAÇA, P. M. L. A.; KEIZER, E. W. H.; CERRI, C. C.; NOGUEIRA, E. M.; BARBOSA, R. I. Biomass and greenhouse-gas emissions

from land-use change in Brazil's Amazonian "arc of deforestation": the states of Mato Grosso and Rondônia. **Forest Ecology and Management,** v. 258, n.9, p.1968-1978, 2009.

FERRO, C. J. S.; WARNER, T. A. Scale and Texture in Digital Image Classification. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.68, n.1, p. 51-63, 2002.

FU, L. Neural Networks in Computer Intelligence. New York: McGraw-Hill, 1994.

GALLARDO-CRUZ, J. A.; MEAVE, J. A.; GONZÁLEZ, E. J.; LEBRIJA-TREJOS, E. E.; ROMERO-ROMERO, M. A.; PÉREZ-GARCÍA, E. A.; GALLARDO-CRUZ, R.; HERNÁNDEZ-STEFANONI, J. L.; MARTORELL, C. Predicting Tropical Dry Forest Successional Attributes from Space: Is the Key Hidden in Image Texture? **PLoS ONE**, v.7, n.2, p.1-12, 2012.

GALLOWAY, M. M. Texture analysis using gray level run lengths. **Comput. Graphics Image Processing**, v.4, p. 172-179, 1975.

GALVÃO, L. S.; PONZONI, F. J.; LIESENBERG, V.; SANTOS, J. R. Possibilities of discriminating tropical secondary succession in Amazônia using hyperspectral and multiangular CHRIS/PROBA data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v.11, p. 8-14, 2009.

GALVÃO, L. S.; SANTOS, J. R.; ROBERTS, D. A.; BREUNIG, F. M.; TOOMEY, M.; MOURA, Y. M. On intra-annual EVI variability in the dry season of tropical forest: a case study with MODIS and hyperspectral data. **Remote Sensing of Environment**, v.115, n. 9, p. 2350-2359, 2011.

GAO, B. C. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, v.58, p.257-266, 1996.

GARSON, G. D. Interpreting neural-network connection weights. **AI Expert**, v.6, p.47-51, 1991.

GONÇALVES, F. B. Avaliação de dados SAR polimétricos para estimativa volumétrica de florestas tropicais. 2007. 107 p. (INPE-14777-TDI/1230). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007. Disponível em:

http://urlib.net/6qtX3pFwXQZGivnK2Y/Q5ccp>. Acesso em: 07 maio 2014.

GONÇALVES, F. G.; SANTOS, J. R. Composição florística e estrutural de uma unidade de manejo florestal sustentável na Floresta Nacional do Tapajós, Pará. Acta Amazônica, v.38, p.155-173, 2008.

GONÇALVES, F. G.; SANTOS, J. R.; TREAUHAFT, R. N. Stem volume of tropical forests from polarimetric radar. **International Journal of Remote Sensing**, v.32, n.2, p.503-522, 2011.

HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v.5, n.6, p.989-993, 1994.

HALL-BEYER, M. **GLCM Texture**: A Tutorial, Version 2.10. 2007. Disponível em: http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm. Acesso em: 19 de fevereiro.2013.

HANSEN, M. H.; SHIMABUKURO, Y. E.; POTAPOV, P.; PITTMAN, K. Comparing annual MODIS and PRODES forest cover change data for advancing monitoring of Brazilian forest cover. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n.10, p.3784-3793, 2008.

HANSSEN, K. H.; SOLBERG, S. Assessment of defoliation during a pine sawfly outbreak: calibration of airborne laser scanning data with hemispherical photography. **Forest Ecology and Management**, v.250, p.9-16, 2007.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEIN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v.SMC-3, n.6, p.610-621, 1973.

HARALICK, R. M. Statistical and structural approaches to texture. **Proceedings of the IEEE**, v.67, n.5, p.786-804, 1979.

HAYKIN, S. **Neural networks:** a comprehensive foundation. 2.ed. Ontario-CA: Prentice Hall International, 1999.

HEATH, G. E. **Training, testing and validating data set in Neural Network**. 2010. Disponível em: http://www.mathworks.com/matlabcentral/newsreader/view_thread/295781#917734>. Acesso em: 04 de jul.2013.

HELMER, E. H.; RUZYCKI, T. S.; WUNDERLE, J. M.; VOGESSER, S.; RUEFENACHT, B.; KWIT, C.; BRANDEIS, T. J.; EWERT, D. N. Mapping tropical dry forest height, foliage height profiles and disturbance type and age with a time series of cloud-cleared Landsat and ALI image mosaics to characterize avian habitat. **Remote Sensing of Environment,** v.114, p.2457-2473, 2010.

HOELSCHER, D. Shifting cultivation in Eastern Amazonia: a case study on the water and nutrient balance. **Plant Research and Development**, v.46, p.68-87, 1997.

IRONS, J. R.; MASEK, J. G. Requirements for a Landsat data continuity mission. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.72, p.1102-1108, 2006.

ITT. **ENVI user's guide**. ITT visual information solutions: ITT visual information solutions, 2009.

KAUFMAN, Y. J.; TANRE, D.; NAKAJIMA, T.; LENOBLE, J.; FROUIN, R.; GRASSL, H.; HERMAN, B. M.; KING, M. D.; TEILLET, P. M. Passive remote sensing of tropospheric aerosol and atmospheric correction for the aerosol effect. **Journal of Geophysical Research**, v.102, p.16815-16830, 1997.

KAYITAKIRE, F.; HAMEL, C.; DEFOURNY, P. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery. **Remote Sensing of Environment**, v.102, p.390-401, 2006.

KEELING, H. C.; PHILLIPS, O. L. A calibration method for the crown illumination index foker assessing forest light environments. **Forest Ecology and Management**, v.242, p.431-437, 2007.

KELLER, J. M.; CHEN, S.; CROWNOVER, R. M. Texture description and segmentation through fractal geometry. **Computer, Vision Graphics and Image Processing**, v.45, p.150-166, 1989.

KIMES, D. S.; NELSON, R. F.; MANRY, M. T.; FUNG, A. K. Attributes of neural networks for extracting continuous vegetation variables from optical and radar measurements. **International Journal of Remote Sensing**, v.19, n.14, p.2639-2663, 1998.

KIMES, D. S.; NELSON, R. F.; SALAS, W. A.; SKOLE, D. L. Mapping secondary tropical forest and forest age from SPOT HRV data. **International Journal of Remote Sensing**, v.20, n.18, p.3625-3640, 1999.

KUMMER, D. M.; TURNER, B. L. The human causes of deforestation in southeast Asia. **Bioscience**, v.44, p.323-328, 1994.

KUPLICH, T. M.; SALVATORI, V.; CURRAN, P. J. JERS-1/SAR backscatter and its relationship with biomass of regenerating forests. **International Journal of Remote Sensing**, v.21, n.12, p.2513-2518, 2000.

KUPLICH, T. Classifying regenerating forest stages in Amazônia using remotely sensed images and a neural network. **Forest Ecology and Management**, v.234, n.1-3, p.1-9, 2006.

LEK, S.; BELAND, A.; DIMOPOULOS, I.; LAUGA, J.; MOREAU, J. Improved estimation, using neural networks, of the food consumption of fish populations. **Marine and Freshwater Research**, v.46, p.1229-1236, 1995.

LENCIONI, D. E.; HEARN, D. R.; DIGENIS, C. J.; MENDENHALL, J. A.; BICKNELL, W. E. The EO-1 Advanced Land Imager: An Overview. Lincoln Laboratory Journal, v.15, n.2, p.165-180, 2005.

LIU, H.Q.; HUETE, A.R. A feedback based modification of the NDV I to minimize canopy background and atmospheric noise. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.33, p.457-465, 1995.

LOBELL, D. B.; ASNER, G. P. Comparison of Earth Observing-1 ALI and Landsat ETM+ for Crop Identification and Yield Prediction in Mexico. **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing**, v.41, n.6, p.1277-1282, 2003.

LU, D. Estimation of forest stand parameters and application in classification and change detection of forest cover types in the Brazilian Amazon Basin. Dissertation (PhD) - Indiana State University, Terre Haute, IN, 2001.

LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDIZIO, E.; MORAN, E. Above-ground biomass estimation of successional and mature forest using TM images in the Amazon Basin. In:
D. E. RICHARDISON et al. (eds.). Advances in Spatial Data Handling. Berlin, Heidelberg: Springer Verlag, 2002.

LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDIZIO, E.; MORAN, E. Classification of successional forest stages in the Brazilian Amazon basin. **Forest Ecolology and Management**, v.181, p.301-312, 2003.

LU, D.; BATISTELLA, M. Exploring TM Image Texture and its Relationships with Biomass Estimation in Rondônia, Brazilian Amazon. **Acta Amazonica**, v.35, n.2, p.249-257, 2005.

LU, D.; WENG, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. **International Journal of Remote Sensing**, v.28, n.5, p.823-870, 2007.

LUCAS, R. M.; HONZÁK, M.; AMARAL, I. D.; CURRAN, P. J.; FOODY, G. M. Forest regeneration on abandoned clearances in central Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**, v.23, p.965-988, 2002.

LUCKMAN, A. J.; BAKER, J.; KUPLICH, T. M.; YANASSE, C. C. F.; FRERY, A. C. A study of the relationship between radar backscatter and regenerating tropical forest biomass for spaceborn SAR instruments. **Remote Sensing of Environment**, v.60, p.1-13, 1997.

MARTINS, R. Estrutura de uma floresta mesófila. 2.ed. Campinas: UNICAMP, 1991.

MASEK, J. G.; VERMOTE, E. F.; SALEOUS, N.; WOLFE, R.; HALL, F. G.; HUEMMRICH, F.; GAO, F.; KUTLER, J.; LIM, T. K. A Landsat surface reflectance data set for North America, 1990-2000. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v.3, p.68-72, 2006.

MATH WORKS INC. MATLAB 2013a. Natick, MA, 2013.

MONTAÑO, J. J.; PALMER, A. Numeric sensitivity analysis applied to feedforward neural networks. **Neural Computing & Applications**, v.12, p.119-125, 2003.

MORAN, E. F.; BRONDÍZIO, E. S. Land-use change after deforestation in Amazônia. In: LIVERMAN, D.; MORAN, E. F.; RINDFUSS, R. R.; STERN, P. C. (Eds.). **People and Pixels:** Linking Remote Sensing and Social Science. National Academy Press, Washington, DC, p. 94-120, 1998.

MORAN, E. F.; BRONDIZIO, E. S.; TUCKER, J. M.; DA SILVA-FORSBERG, M. C.; MCCRACKEN, S.; FALESI, I. Effects of soil fertility and land-use on forest succession in Amazonia. Forest Ecology and Management, v.139, p.93-108, 2000.

MOURA, Y. M.; GALVÃO, L. S.; SANTOS, J. R.; ROBERTS, D. A.; BREUNIG, F. M. Use of MISR/Terra data to study intra- and inter-annual EVI variations in the dry season of tropical forests. **Remote Sensing of Environment**, v. 127, p. 260-270, 2012.

MUELLER-DOMBOIS, D.; ELLENBERG, H. Aims and Methods of Vegetation Ecology. Wiley: New York, 1974. 547 p.

MUUKKONEN, P.; HEISKANEN, J. Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data. **Remote Sensing of Environment**, v.99, p.434-447, 2005.

NARVAES, I. S. Avaliação de dados SAR polarimétricos para estimativa de biomassa em diferentes fitofisionomias de florestas tropicais. 2010. 167 p. (INPE-16771-TDI/1698). Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010. Disponível em: <urlib.net/8JMKD3MGP7W/3837N9S>. Acesso em: 07 maio 2014.

NASA. Landsat File Formats. Disponível em: <https://imageseer.gsfc.nasa.gov/imagepedia/articles.php?article=Overview+of+IMAG ESEER+Dataset+Collection>. Acesso em: 14 de fev.2013.

NEPSTAD, D. C.; DE CARVALHO, C.R.; DAVIDSON, E.; JIPP, P.H.; LEVEBVRE, P.A.; NEGREIROS, G.H.; DA SILVA, E.D.; STONE, T.A.; TRUMBORE, S.E.; VIEIRA, S. The role of deep roots in the hydrological and carbon cycles of Amazonian forests and pastures. **Nature**, v.372, p.666-669, 1994.

NEUENSCHWANDER, A. L.; CRAWFORD, M. M.; RINGROSE, S. Results from the EO-1 experiment - A comparative study of Earth Observing-1 Advanced Land Imager (ALI) and Landsat ETM+ data for land cover mapping in the Okavango Delta, Botswana. **International Journal of Remote Sensing**, v.26, n.19, p.4321-4337, 2005.

NUMATA, I.; COCHRANE, M. A.; GALVÃO, L. S. Analyzing the impacts of frequency and severity of forest fire on the recovery of disturbed forest using Landsat time series and EO-1 Hyperion in the Southern Brazilian Amazon. **Earth Interactions**, v.15, n.13, p.1-17, 2011.

OHANIAN, P. P.; DUBES, R. C. Performance evaluation for four classes of textural features. **Pattern Recognition**, v.25, n.8, p.819-833, 1992.

OLDEN, J. D.; JACKSON, D. A. Illuminating the "black box": a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. **Ecological Modelling**, v.154, p.135-150, 2002.

OTA, T.; MIZOUE, N.; YOSHIDA, S. Influence of using texture information in remote sensed data on the accuracy of forest type classification at different levels of spatial resolution. **Journal of Forest Research**, v.16, p.432-437, 2011.

ÖZESMI, S. L.; ÖZESMI, U. An artificial neural network approach to spatial habitat modeling with interspecific interaction. **Ecological Modelling**, v.116, p.15-31, 1999.

PAPARCIKOVA, L.; VLEK, P.L.G.; LANGEL, R.; REINEKING, A. Nitrogen cycling in a forest succession of the Eastern Amazon: comparison of two regions with different geological formations. **Isotopes in Environmental and Health Studies**, v.35, n.4, p.310, 1999.

PETROPOULOS, G. P.; KONTOES, C. C.; KERAMITSOGLOU, I. Land cover mapping with emphasis to burnt area delineation using co-orbital ALI and Landsat TM imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.18, p.344-355, 2012.

PIELOU, E. C. An introduction to mathematical ecology. New York: Wiley, 1969.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. 2.ed. São José dos Campos: A. Silva Vieira Ed., 2010. 127 p.

PRATES-CLARK, C. DA C.; LUCAS, R. M.; SANTOS, J. R. Implications of land-use history for forest regeneration in the Brazilian Amazon. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v.35, n.6, p.534-553, 2009.

PU, R.; GONG, P.; YU, Q. Comparative Analysis of EO-1 ALI and Hyperion, and Landsat ETM+ Data for Mapping Forest Crown Closure and Leaf Area Index. **Sensors**, v.8, p.3744-3766, 2008.

PYLE, E.H.; SANTONI, G.W.; NASCIMENTO, H.E.M.; HUTYRA, L.R.; VIEIRA,
S.; CURRAN, D.J.; HAREN, J. VAN; SALESKA, S.R.; CHOW, V.Y.; CARMAGO,
P.B.; LAURENCE, W.F.; WOFSY, S.C. Dynamics of carbon, biomass, and structure in
two Amazonian forests. Journal of Geophysical Research, v.113, p. G00B08, 2008.

R CORE TEAM. **R**: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: http://www.R-project.org/. Acesso em: 16 de mai.2013.

ROBERTS, D. A.; SMITH, M. O.; ADAMS, J. B. Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation, and soils in AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, v.44, p.255-269, 1993.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Proceedings of Third ERTS-1 Symposium**, Washington, DC, NASA, SP-351, v.1, p.309-317, 1973.

SANTOS, J. R.; FREITAS, C. C.; ARAUJO, L. S.; DUTRA, L. V.; MURA, J. C.; GAMA, F. F.; SOLER, L. S.; SANT'ANNA, S. J. S. Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in the Brazilian tropical rainforest. **Remote Sensing of Environment**, v.87, p.482-493, 2003.

SARKER, L. R.; NICHOL, J. E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices. **Remote Sensing of Environment**, v.115, p.968-977, 2011.

SCARDI, M.; HARDING, L.W. Developing an empirical model of phytoplankton primary production: a neural network case study. **Ecological Modelling**, v.120, p.213-223, 1999.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell System Technical Journal**, v.27, p. 379-423 and 623-656, 1948.

SHEVLIAKOVA, E.; PACALA. S.; MALYSHEV, S.; HURTT, G.; MILLY, P.; CASPERSEN, J. P.; SENTMAN, L. T.; FISK, J. P.; WIRTH, C.; CREVOISIER, C. Carbon cycling under 300 years of land use change: Importance of the secondary vegetation sink. **Global Biogeochemical Cycles**, v.23, GB2022, 2009.

SHIMABUKURO, Y. E.; AMARAL, S.; AHERN, F. J.; PIETSCH, R. W. Land Cover Classification from RADARSAT data of the Tapajós National Forest, Brazil. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 24, n.4, p. 393-401, 1998.

SKOLE, D. L.; CHOMENTOWSKI, W. H.; SALAS, W. A.; NOBRE, A. D. Physical and human dimensions of deforestation in Amazonia. **Bioscience**, v.44, p.314-322, 1994.

SOLANO, R.; DIDAN, K.; JACOBSON, A.; HUETE, A. **MODIS Vegetation Index User's Guide (MOD13 Series)**. Vegetation Index and Phenology Lab, The University of Arizona, 2010.

SOMMER, R.; DENICH, M.; VLEK, P.L.G. Carbon storage and root penetration in deep soils under small-farmer land-use systems in the Eastern Amazon region, Brazil. **Plant and Soil**, v.219, p.231-241, 2000.

STARK, S. C.; LEITOLD, V.; WU, J. L.; HUNTER, M. O.; CASTILHO, C. V.; COSTA, F. R. C.; MCMAHON, S. M.; PARKER, G. G.; SHIMABUKURO, M. T.; LEFSKY, M. A.; KELLER, M.; ALVES, L. F.; SCHIETTI, J.; BRANDÃO, D. O.; WOODCOCK, T. K.; HIGUCHI, N.; CAMARGO, P. B.; OLIVEIRA, R. C.; SALESKA, S. R. Amazon forest carbon dynamics predicted by profiles of canopy leaf area and light environment. **Ecology Letters**, v.15, p.1406-1414, 2012.

STEININGER, M. K. Satellite estimation of tropical secondary forest aboveground biomass data from Brazil and Bolivia. **International Journal of Remote Sensing**, v.21, p. 1139-1157, 2000.

THENKABAIL, P. S.; ENCLONA, E. A.; ASHTON, M. S.; LEGG, C.; DIEU, M. J. D. Hyperion, IKONOS, ALI and ETM+ sensors in the study of African rainforests. **Remote Sensing of Environment**, v.90, p.23-43, 2004. TUCKER, J. M.; BRONDÍZIO, E. S.; MORAN, E. F. Rates of forest regrowth in Eastern Amazônia: a comparison of Altamira and Bragantina regions, Para State, Brazil. **Interciencia**, v.23, 64-73, 1998.

UHL, C.; BUSCHBACHER, R.; SERRAO, E.A.S. Abandoned pastures in eastern Amazônia, I: Patterns of plant succession. Journal of Ecology, v.76, p.663-681, 1988.

UNSER, M. Sum and difference histograms for texture classification. IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, v.PAMI-8, p.118-125, 1986.

U.S. GEOLOGICAL SURVEY (USGS). Climate Data Record (CDR) Product. 2013. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/CDR_ECV.php. Acesso em: 01 de dez.2013.

VIEIRA, I. C. G.; DE ALMEIDA, A. S.; DAVIDSON, E. A.; STONE, T. A.; DE CARVALHO, C. J. R.; GUERRERO, J. B. Classifying successional forests using Landsat spectral properties and ecological characteristics in eastern Amazonia. **Remote sensing of Environment**, v.87, p.470-481, 2003.

WESZKA, J. S.; DYER, C. R.; ROSENFELD, A. A comparative study of texture measures for terrain classification. **IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics**, v.SMC-6, n.4, p.2269-2285, 1976.

WIJAYA, A.; LIESENBERG, V.; GLOAGUEN, R. Retrieval of forest attributes in complex successional forests of Central Indonesia: Modeling and estimation of bitemporal data. Forest Ecology and Management, v.259, p.2315-2326, 2010.

YANASSE, C. C. F.; SANT'ANNA, S. J. S.; FRERY, A. C.; RENNO, C. D.; SOARES, J. V.; LUCKMAN, A. J. Exploratory Study of the Relationship between Tropical Forest Regeneration Stages and SIR-C L and C Data. **Remote Sensing of Environment**, v.59, p.180-190, 1997.

YANG, X.; RICHARDSON, T.; JAIN, A. Contributions of secondary forest and nitrogen dynamics to terrestrial carbon uptake. **Biogeosciences**, v.7, p.3041-3050, 2010.

APÊNDICE A – PARCELAS DE INVENTÁRIO FLORESTAL E COORDENADAS GEOGRÁFICAS

PARCELA	TIPOLOGIA	Latitude (S)	Longitude (W)
1	FP	3° 1' 24,4"	54° 58' 16,5"
2	FP	2° 56' 13,9"	54° 56' 41,1"
3	FP	2° 56' 5,3"	54° 57' 23,7"
4	FP	2° 56' 18,6"	54° 58' 55,9"
5	FP	2° 56' 12,7"	54° 58' 28''
6	SS2	3° 7' 47,6"	54° 54' 7,8"
7	SS3	3° 8' 55,6"	54° 53' 53,6"
8	FP	3° 9' 2,5"	54° 49' 39,7"
9	SS2	3° 9' 32,2"	54° 51' 3,9"
10	SS2	3° 8' 1,1"	55° 0' 34,3"
11	SS1	3° 7' 48''	54° 59' 16,4"
12	SS1	3° 11' 22,8"	54° 58' 38,5"
13	SS1	3° 11' 27"	54° 58' 37,3"
14	SS3	3° 4' 6"	54° 55' 31,6"
15	FP	3° 1' 24,4"	54° 58' 16,5"
16	FP	2° 59' 53,7"	54° 58' 33,2"
17	SS2	3° 4' 50,2"	54° 55' 38,9"
18	SS2	3° 4' 53,7"	54° 55' 47,8"
19	SS1	3° 4' 15,8"	54° 54' 21,9"
20	SS3	3° 3' 47,5"	54° 55' 33,5"
21	FP	2° 53' 54,5"	54° 57' 12,2"
22	FP	2° 53' 52,2"	54° 57' 9,5"
23	FP	2° 53' 52,4"	54° 57' 7,7"
24	FP	2° 53' 52,4"	54° 57' 9,2"
25	SS1	2° 56' 50,2"	54° 54' 35''
26	SS2	2° 54' 30"	54° 49' 36,9"
27	SS1	2° 53' 21,9"	54° 48' 11''
28	SS2	2° 53' 21,2"	54° 48' 14,5"
29	SS2	2° 54' 24,9"	54° 50' 23,7"
30	SS1	3° 1' 17,6"	54° 51' 38,2"
31	SS1	3° 1' 58"	54° 51' 41,5"
32	SS2	3° 1' 58,3"	54° 52' 30''
33	SS1	3° 0' 13,2"	54° 55' 34,2"
34	SS1	2° 59' 39,3"	54° 55' 52,2"

Tabela A1 – Parcelas de inventário e suas coordenadas geográficas.

35	SS3	3° 2' 54,7"	54° 55' 40''
36	SS2	2° 56' 41,5"	54° 50' 34"
37	SS2	2° 58' 15,3"	54° 51' 43,9"
38	SS1	2° 58' 45,1"	54° 52' 6,7"
39	SS2	2° 58' 59,4"	54° 51' 56,9"
40	SS2	2° 56' 27''	54° 52' 39,9"

APÊNDICE B – PARÂMETROS DA ESTRUTURA FLORESTAL LEVANTADOS A CAMPO

B.1 Parâmetros da estrutura florestal

PARC	TIPOLOGIA	BIOMASSA (Mg/ha)	ÁREA BASAL (m²/ha)	DENSIDADE (ind./ha)	IAF	COBERTURA DE DOSSEL (%)
1	FP	254,25	22,21	484	3,24	94,85
2	FP	286,32	26,30	464	2,79	93,46
3	FP	284,10	27,72	416	3,35	88,20
4	FP	396,75	34,38	480	2,97	93,86
5	FP	276,71	25,92	500	3,29	92,92
6	SS2	45,70	11,43	1200	2,39	84,02
7	SS3	135,92	25,60	540	3,30	93,30
8	FP	313,05	29,86	528	3,13	93,32
9	SS2	106,94	22,41	1100	2,95	93,93
10	SS2	83,71	18,16	1140	2,83	89,92
11	SS1	24,95	6,61	750	2,41	89,90
12	SS1	7,74	2,29	670	1,54	68,95
13	SS1	15,74	3,95	780	1,80	69,58
14	SS3	83,35	16,04	436	2,54	91,70
15	FP	305,63	26,53	368	3,01	93,90
16	FP	223,70	23,82	480	3,03	92,56
17	SS2	96,35	20,18	770	2,60	91,38
18	SS2	56,75	12,27	910	2,74	91,12

Tabela B1 – Parâmetros de estrutura florestal por parcela.

19	SS1	9,14	2,89	910	1,07	62,42
20	SS 3	113,57	20,91	456	2,82	92,15
21	FP	338,52	34,99	572	2,84	93,98
22	FP	238,13	26,07	428	3,45	84,23
23	FP	372,39	36,10	460	2,93	93,56
24	FP	316,75	28,10	460	3,03	93,05
25	SS1	27,93	7,80	1570	1,96	84,80
26	SS2	59,83	13,74	1020	2,13	87,60
27	SS1	6,240	1,90	640	1,99	77,00
28	SS2	47,79	11,57	1300	2,63	91,73
29	SS2	76,03	16,87	920	2,79	89,15
30	SS1	22,23	8,84	2060	1,72	79,82
31	SS1	11,70	3,46	1120	2,27	82,70
32	SS2	17,33	4,51	580	2,51	89,50
33	SS1	16,07	4,58	930	2,18	85,60
34	SS1	12,64	3,44	660	2,32	85,80
35	SS3	106,58	20,94	456	2,50	91,18
36	SS2	68,61	15,08	1560	2,18	88,52
37	SS2	93,18	19,89	1100	2,33	90,18
38	SS1	6,53	2,03	410	0,75	49,10
39	SS2	26,03	6,67	650	1,92	80,12
40	SS2	30,65	7,55	1200	2,45	89,73

PARCELA	TIPOLOGIA	RIQUEZA (esp.)	SHANNON	PIELOU
1	FP	58	3,69	0,91
2	FP	60	3,89	0,95
3	FP	59	3,91	0,96
4	FP	60	3,75	0,92
5	FP	65	3,80	0,91
6	SS2	25	2,51	0,78
7	SS3	64	3,82	0,92
8	FP	70	4,02	0,95
9	SS2	50	3,54	0,91
10	SS2	26	2,46	0,75
11	SS1	17	2,58	0,91
12	SS1	7	1,13	0,58
13	SS1	12	1,66	0,67
14	SS3	50	3,61	0,92
15	FP	51	3,71	0,94
16	FP	55	3,65	0,91
17	SS2	33	3,07	0,88
18	SS2	31	2,70	0,79
19	SS1	13	1,80	0,70
20	SS3	50	3,61	0,92
21	FP	68	3,92	0,93
22	FP	58	3,71	0,91

Tabela B2 – Parâmetros de diversidade florística por parcela.

Parâmetros de diversidade florística

B.2

23	FP	58	3,73	0,92
24	FP	51	3,48	0,88
25	SS1	15	1,86	0,69
26	SS2	27	2,89	0,88
27	SS1	12	1,61	0,65
28	SS2	32	2,74	0,79
29	SS2	30	2,99	0,88
30	SS1	5	0,24	0,15
31	SS1	20	2,04	0,68
32	SS2	24	2,92	0,92
33	SS1	16	2,24	0,81
34	SS1	12	1,49	0,6
35	SS3	44	3,51	0,93
36	SS2	33	2,82	0,81
37	SS2	23	2,49	0,80
38	SS1	13	2,15	0,84
39	SS2	24	2,89	0,91
40	SS2	26	2,70	0,83

APÊNDICE C – CORRELAÇÃO ENTRE PARÂMETROS BIOFÍSICOS E ATRIBUTOS DA IMAGEM

Atributo	Biomassa (Mg/ha)	Área Basal (m²/ha)	Densidade (arv./ha)	Altura Média (m)	IAF	Cobertura de Dossel (%)
Banda 1	-0,67	-0,60	0,38	-0,60	-0,60	-0,45
Banda 2	-0,64	-0,62	0,33	-0,60	-0,65	-0,54
Banda 3	-0,68	-0,73	0,37	-0,71	-0,77	-0,65
Banda 4	-0,55	-0,60	0,21	-0,58	-0,65	-0,61
Banda 5	-0,44	-0,44	0,51	-0,41	-0,43	-0,21
Banda 6	-0,47	-0,47	0,52	-0,44	-0,46	-0,23
Banda 7	-0,65	-0,65	0,49	-0,61	-0,67	-0,46
Banda 8	-0,72	-0,73	0,43	-0,71	-0,74	-0,60
Banda 9	-0,69	-0,71	0,31	-0,69	-0,73	-0,64
NDVI	0,33	0,38	0,05 ^{ns}	0,37	0,42	0,50
NDWI	0,40	0,39	0,05 ^{ns}	0,37	0,44	0,47
EVI	-0,40	-0,38	0,51	-0,35	-0,36	-0,12
Contraste B1	-0,05 ^{ns}	-0,06	-0,03 ^{ns}	-0,09	-0,06	-0,06
Contraste B2	-0,12	-0,13	0,00	-0,12	-0,11	-0,09
Contraste B3	-0,12	-0,11	0,07	-0,12	-0,11	-0,07
Contraste B4	-0,13	-0,13	0,07	-0,14	-0,12	-0,08
Contraste B5	0,29	0,28	-0,13	0,29	0,29	0,22
Contraste B6	0,26	0,23	-0,11	0,25	0,27	0,19
Contraste B7	0,19	0,19	-0,02 ^{ns}	0,18	0,21	0,20
Contraste B8	-0,09	-0,09	0,04 ^{ns}	-0,10	-0,05 ^{ns}	-0,01 ^{ns}
Contraste B9	-0,12	-0,13	0,02 ^{ns}	-0,13	-0,08	-0,05 ^{ns}
Correlação B1	-0,13	-0,14	-0,01 ^{ns}	-0,07	-0,13	-0,16
Correlação B2	0,17	0,11	-0,02 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,02 ^{ns}	-0,07
Correlação B3	-0,11	-0,16	0,03 ^{ns}	-0,21	-0,17	-0,20
Correlação B4	-0,08	-0,06 ^{ns}	0,16	-0,15	-0,17	-0,17
Correlação B5	-0,04 ^{ns}	-0,08	0,04 ^{ns}	-0,09	-0,10	-0,07
Correlação B6	-0,05 ^{ns}	-0,08	0,04 ^{ns}	-0,10	-0,10	-0,04 ^{ns}
Correlação B7	0,01 ^{ns}	0,01 ^{ns}	0,06	-0,02 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	0,02 ^{ns}
Correlação B8	-0,13	-0,14	0,07	-0,17	-0,21	-0,21
Correlação B9	-0,25	-0,22	0,08	-0,22	-0,26	-0,16
Dissim. B1	0,07	0,08	-0,05 ^{ns}	$0,00^{ns}$	0,07	0,09

Tabela C1 – Matriz de correlação entre parâmetros biofísicos e atributos espectrais, índices de vegetação e métricas texturais derivados do ALI/EO-1.

Dissim. B2	-0,21	-0,19	0,04 ^{ns}	-0,15	-0,14	-0,07
Dissim. B3	-0,14	-0,11	0,11	-0,11	-0,10	0,01
Dissim. B4	-0,21	-0,22	0,07	-0,20	-0,16	-0,10
Dissim. B5	0,43	0,42	-0,22	0,43	0,41	0,33
Dissim. B6	0,43	0,41	-0,24	0,43	0,43	0,33
Dissim. B7	0,40	0,42	-0,15	0,40	0,43	0,38
Dissim. B8	0,00 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	0,02 ^{ns}	0,04 ^{ns}
Dissim. B9	-0,18	-0,21	0,06 ^{ns}	-0,23	-0,16	-0,13
Entropia B1	0,03	0,04	-0,05 ^{ns}	-0,05	0,05	0,07
Entropia B2	-0,25	-0,22	0,02 ^{ns}	-0,16	-0,18	-0,09
Entropia B3	-0,07	-0,05 ^{ns}	0,07	-0,03 ^{ns}	-0,08	0,03 ^{ns}
Entropia B4	-0,24	-0,27	-0,05 ^{ns}	-0,21	-0,19	-0,15
Entropia B5	0,32	0,32	-0,10	0,33	0,35	0,34
Entropia B6	0,36	0,39	-0,14	0,40	0,47	0,45
Entropia B7	0,45	0,49	-0,15	0,47	0,55	0,53
Entropia B8	0,26	0,23	-0,30	0,19	0,23	0,12
Entropia B9	-0,05 ^{ns}	-0,10	0,00 ^{ns}	-0,18	-0,15	-0,18
Homog. B1	-0,13	-0,14	0,06 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,13	-0,15
Homog. B2	0,23	0,19	-0,04 ^{ns}	0,14	0,13	0,05 ^{ns}
Homog. B3	0,13	0,08	-0,10	0,07	0,07	-0,06 ^{ns}
Homog. B4	0,24	0,27	0,00 ^{ns}	0,21	0,16	0,11
Homog. B5	-0,33	-0,34	0,16	-0,36	-0,36	-0,31
Homog. B6	-0,41	-0,42	0,26	-0,44	-0,43	-0,38
Homog. B7	-0,44	-0,47	0,20	-0,46	-0,49	-0,45
Homog. B8	-0,17	-0,13	0,21	-0,13	-0,15	-0,12
Homog. B9	0,13	0,19	-0,02 ^{ns}	0,22	0,16	0,16
Média B1	-0,70	-0,63	0,40	-0,63	-0,63	-0,48
Média B2	-0,67	-0,65	0,32	-0,66	-0,68	-0,56
Média B3	-0,69	-0,75	0,33	-0,73	-0,81	-0,70
Média B4	-0,60	-0,64	0,20	-0,63	-0,69	-0,63
Média B5	-0,50	-0,49	0,57	-0,47	-0,48	-0,23
Média B6	-0,52	-0,52	0,58	-0,49	-0,51	-0,26
Média B7	-0,71	-0,70	0,53	-0,67	-0,72	-0,50
Média B8	-0,76	-0,76	0,44	-0,75	-0,78	-0,64
Média B9	-0,71	-0,74	0,31	-0,73	-0,76	-0,67
SMA B1	-0,06 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	0,07	0,03 ^{ns}	-0,07	-0,09
SMA B2	0,25	0,21	-0,02 ^{ns}	0,15	0,16	0,07
SMA B3	0,04 ^{ns}	0,01 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,06
SMA B4	0,20	0,24	0,08	0,16	0,15	0,11
SMA B5	-0,30	-0,31	0,09	-0,31	-0,33	-0,33

SMA B6	-0,35	-0,37	0,12	-0,39	-0,46	-0,45
SMA B7	-0,41	-0,46	0,13	-0,44	-0,52	-0,51
SMA B8	-0,25	-0,23	0,31	-0,18	-0,22	-0,11
SMA B9	0,03 ^{ns}	0,07	0,00 ^{ns}	0,15	0,12	0,16
Variância B1	-0,06	-0,10	-0,09	-0,12	-0,17	-0,22
Variância B2	-0,13	-0,16	-0,07	-0,15	-0,23	-0,27
Variância B3	-0,13	-0,15	-0,03 ^{ns}	-0,16	-0,22	-0,24
Variância B4	-0,16	-0,20	-0,04 ^{ns}	-0,20	-0,26	-0,29
Variância B5	0,49	0,45	-0,28	0,45	0,42	0,30
Variância B6	0,47	0,43	-0,28	0,42	0,42	0,29
Variância B7	0,46	0,43	-0,25	0,41	0,39	0,31
Variância B8	-0,08	-0,11	-0,08	-0,13	-0,14	-0,17
Variância B9	-0,17	-0,21	-0,04 ^{ns}	-0,22	-0,23	-0,25

 n^{s} = correlação não-significativa a 5% de nível de significância