



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2013/01.08.11.36-TDI

ANÁLISE DAS IMAGENS DUAL MULTITEMPORAIS DO COSMO-SKYMED COMO SUBSÍDIO AO MAPEAMENTO DE USO E COBERTURA DA TERRA NO SUL DO AMAZONAS

Adriana Rodrigues de Azevedo

Dissertação de Mestrado do Curso
de Pós-Graduação em Sensoria-
mento Remoto, orientada pelos
Drs. João Roberto dos Santos, e
Fábio Furlan Gama, aprovada em
18 de fevereiro de 2013.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3DBLM8L>>

INPE
São José dos Campos
2013

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 INTELLECTUAL 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:

Vivêca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2013/01.08.11.36-TDI

ANÁLISE DAS IMAGENS DUAL MULTITEMPORAIS DO COSMO-SKYMED COMO SUBSÍDIO AO MAPEAMENTO DE USO E COBERTURA DA TERRA NO SUL DO AMAZONAS

Adriana Rodrigues de Azevedo

Dissertação de Mestrado do Curso
de Pós-Graduação em Sensoria-
mento Remoto, orientada pelos
Drs. João Roberto dos Santos, e
Fábio Furlan Gama, aprovada em
18 de fevereiro de 2013.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3DBLM8L>>

INPE
São José dos Campos
2013

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Az25a Azevedo, Adriana Rodrigues de.
Análise das imagens dual multitemporais do COSMO-SkyMed
como subsídio ao mapeamento de uso e cobertura da terra no sul
do Amazonas / Adriana Rodrigues de Azevedo. – São José dos
Campos : INPE, 2013.
xviii + 99 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m19/2013/01.08.11.36-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto
Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2013.

Orientadores : Drs. João Roberto dos Santos, e Fábio Furlan
Gama.

1. radar. 2. COSMO-SkyMed 3. mapeamento florestal. 4. uso
e cobertura da terra. 5. textura . I.Título.

CDU 528.8.044.2(811.2)

Copyright © 2013 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita do INPE, com exceção de qualquer material fornecido especificamente com o propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

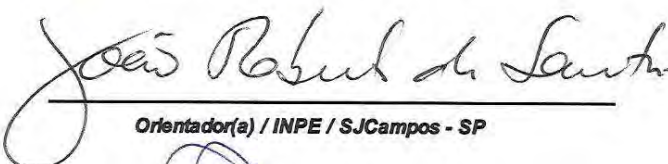
Copyright © 2013 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming, or otherwise, without written permission from INPE, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

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

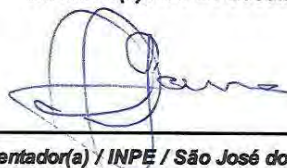
Dr. Yosio Edemir Shimabukuro


Presidente / INPE / São José dos Campos - SP

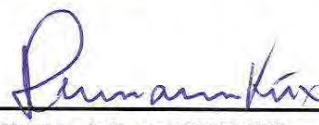
Dr. João Roberto dos Santos


Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Fábio Furlan Gama


Orientador(a) / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux


Membro da Banca / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Paulo Maurício Alencastro Graça


Convidado(a) / INPA / Manaus - AM

Este trabalho foi aprovado por:

() maioria simples

☒ unanimidade

Aluno (a): **Adriana Rodrigues de Azevedo**

São José dos Campos, 18 de Fevereiro de 2013

*“Quem não sabe o que busca, não
identifica o que acha”.*

Immanuel Kant

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família e aos meus queridos amigos e companheiros Clayton Borges, Pétala Bianchi e Juliana Silveira pelo apoio, carinho e amizade. Às minhas amigas de república, Laura Zoffoli e Annia Streher, pelo companheirismo.

Ao ICMBio, principalmente aos meus chefes Eliani Maciel, Bruna De Vita e Waldemar Dantas, que acreditaram em mim e me deram a oportunidade de estar aqui no INPE.

À Telespazio pela disponibilização das imagens COSMO-SkyMed para o desenvolvimento do trabalho, à FAPESP (Projeto no. 2011/05917-4) pelo suporte financeiro da pesquisa, à CAPES pela concessão da bolsa de pesquisa de pós-graduação, bem como à Coordenação do Programa de Pós-graduação em Sensoriamento Remoto do INPE.

Aos meus orientadores Dr. João Roberto dos Santos e Dr. Fábio Furlan Gama, além do Dr. José Cláudio Mura (DPI/INPE), pelo apoio e paciência. Ao Dr. Paulo Maurício Lima de Alencastro Graça (INPA/Manaus) pelo apoio em campo.

RESUMO

A porção sul do estado do Amazonas está incluída em uma região denominada de Arco de Desmatamento, caracterizada como área de fronteira agropecuária e, portanto, sendo necessário seu constante monitoramento, que tem sido realizado por meio da utilização de sensores ópticos. Porém, a constante presença de nuvens prejudica a utilização de tais ferramentas. Dessa forma, o emprego das imagens de radar de abertura sintética (SAR) tem se mostrando adequado ao mapeamento, subsidiando as tarefas de controle e fiscalização de processos antrópicos na paisagem florestal. Nesse contexto, o presente trabalho tem em seu escopo a análise da capacidade dos dados multitemporais do COSMO-SkyMed, nas polarizações HH-HV e VV-VH, no formato intensidade, isoladamente e agregados às informações texturais, em identificar classes de uso e cobertura da terra no município de Humaitá/AM. A metodologia desenvolvida compreendeu: o pré-processamento das imagens COSMO-SkyMed, as análises realizadas para utilização das quatro polarizações como um conjunto de dados *quad-pol*, sendo referenciadas neste trabalho como HH, VV e CROSS (média de HV e VH); a extração dos atributos texturais a partir da matriz de coocorrência (GLCM) e aqueles baseados em histograma; e a classificação dos grupos de imagens utilizando o classificador contextual *Context*. Para a validação dos resultados empregou-se a matriz de confusão e análise estatística dos valores do *Kappa*. As classificações, assim como a elaboração do mapa referência utilizado na etapa de validação, foram realizadas com subsídio dos pontos levantados em campo. O grupo formado pelas imagens intensidade nas três polarizações (HH+CROSS+VV), considerando 6 classes temáticas, apresentou o melhor desempenho, atingindo 65.67% de acurácia total e *Kappa* de 0.554. Porém, este resultado não apresenta diferença estatística significativa em relação àqueles alcançados pelos grupos de imagens formados pelos produtos dual, disponibilizados pelo COSMO-SkyMed, HH+CROSS (acurácia = 64.67% e *Kappa* = 0.553) e VV+CROSS (acurácia = 61.67% e *Kappa* = 0.519), com 6 temas. Também foi possível observar que a inclusão da informação textural não indicou melhora significativa no desempenho temático, sendo estatisticamente similar àquele alcançado pelo grupo formado somente pelas imagens intensidade, ao utilizar o classificador contextual *Context*. Dessa forma, concluímos que a utilização das imagens dual provenientes de imageamento multitemporal, no modo StripMap, submodo Ping Pong, do COSMO-SkyMed apresenta uma classificação de uso e cobertura da terra com concordância moderada.

ANALYSIS OF COSMO-SKYMED MULTITEMPORAL DUAL IMAGE FOR LAND USE AND LAND COVER MAPPING IN THE SOUTH OF AMAZONAS

ABSTRACT

The southern portion of Amazonas is included in the Arc of Deforestation region, characterized as agricultural frontier area and therefore requiring a constant monitoring, which has been accomplished by the use of optical sensors. However, the constant presence of clouds affect the use of such tools. Thus, the use of synthetic aperture radar (SAR) images has been shown suitable for mapping, supporting the tasks of monitoring and control processes in anthropogenic forest landscape. In this context, the objective of this work is to analyze the capability of COSMO-SkyMed multitemporal intensity images, in the HH-HV and VV-VH polarizations, singly and combined with textural information, to identify classes of land use and land cover in Humaita/AM. The methodology included: pre-processing of images COSMO-SkyMed, the analyzes of the four polarizations to use as a set of quad-pol data, being referenced in this work as HH, VV and CROSS (HV and VH average); the textural attributes extraction from the co-occurrence matrix (GLCM) and those based on histogram; and the image groups classifications using a contextual classifier (Context). To validate the results we used the confusion matrix and statistical analysis of the Kappa values. The classifications, as well as the reference map preparing, were subsidized by the field points. The group formed by the intensity images in the three polarizations (HH+VV+CROSS), considering 6 thematic classes, showed the best performance, reaching 65.67% of overall accuracy and Kappa 0.554. However, this result does not show a statistically significant difference when compared to those achieved by image groups compounded by the dual products, provided by COSMO-SkyMed, HH+CROSS (accuracy = 64.67% and Kappa = 0.553) and VV+CROSS (accuracy = 61.67% and Kappa = 0.519), with 6 themes. It was also observed that the inclusion of textural information indicated no significant improvement in the thematic performance, which was statistically similar to that achieved by the group formed only by the intensity images, when using the Context classifier. Thus, we conclude that the use of COSMO-SkyMed dual images, from multitemporal imagery, StripMap mode, Ping Pong submode, presents a moderate agreement of land use and land cover classification.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 - Relações angulares entre o pixel central e sua vizinhança, considerando 1 pixel de distância.	12
Figura 3.1 - Localização da área de estudo.	19
Figura 3.2 - Perfil geral da formação Floresta Ombrófila Aberta, apresentando (a) cipós, (b) palmeiras, (c) bambus, (d) sororocas.	20
Figura 3.3 - Blocos-diagramas das fitofisionomias Savana Arborizada (a) e Savana Gramíneo-Lenhosa (b).	20
Figura 3.4 - Modos e sub-modos de imageamento do COSMO-SkyMed.	22
Figura 3.5 - Descrição das classes de uso e cobertura da terra presentes na área de estudo.	24
Figura 3.6 - Gráfico de precipitação diária entre os dias 30 de agosto e 02 de setembro de 2011.	28
Figura 3.7 - Abordagem metodológica do processamento realizado nas imagens COSMO-SkyMed.	29
Figura 3.8 - Metodologia aplicada na fase de pré-processamento.	30
Figura 3.9 - Fluxograma da metodologia adotada para a correção das imagens adquiridas em datas diferentes.	35
Figura 3.10 - Ocorrência de sobreposição entre as funções de distribuição de probabilidade das classes ω_1 e ω_2 , no espaço do atributo x_1	38
Figura 3.11 - Distância Jeffries-Matusita como uma função da separação entre as médias das classes espectrais.	39
Figura 3.12 - Gráficos de dispersão dos valores de intensidade (em nível de cinza) das amostras sob análise.	40
Figura 3.13 - Esquema contendo a metodologia aplicada na elaboração do mapa referência.	44
Figura 3.14 - Matriz de confusão onde, n_{ij} = número de pontos da classe j (referência) classificados como classe i (classificação); n_{ii} = número de pontos classificados corretamente na classe i ; n_{+j} = número total de pontos avaliados da classe j (referência); n_{i+} = número total de pontos avaliados da classe i (classificação) e n = número total de pontos classificados corretamente.	46
Figura 4.1 - Perfil da imagem COSMO-SkyMed, polarizações HV e VH, e o respectivo comportamento radiométrico dos sinais, na linha 1671 da imagem, sendo VH verde e HV azul.	50
Figura 4.2 - Perfis das imagens originais e corrigidas das polarizações HH e VV.	51
Figura 4.3 - Análise comparativa entre os <i>boxplot</i> das imagens original e corrigida das polarizações HH, HV, VH e VV.	52
Figura 4.4 - <i>Boxplot</i> referentes à informação textural GLCM extraída das imagens HH, CROSS e VV, para as classes temáticas definidas na área de Humaitá/AM.	54

Figura 4.5 -	Gráficos de dispersão entre os atributos Dissimilaridade e Contraste, obtidos das imagens HH, CROSS e VV e seus coeficientes de correlação (r).....	58
Figura 4.6 -	Análise comparativa entre as imagens Landsat 5/TM de 05/07/2011 (a) e 06/08/2011 (b), composição colorida RGB/543, considerando os focos de calor entre 01/07/2011 e 06/08/2011, para identificação de áreas queimadas.	62
Figura 4.7 -	Análise comparativa entre as imagens Landsat 5/TM de 06/08/2011, COSMO-SkyMed de 01/09/2011 e IRS/LISS III de 13/09/2011, considerando os focos de calor ocorridos no período de 06/08/2011 e 01/09/2011, para atualização das áreas de queimada no mapa temático elaborado.	63
Figura 4.8 -	Mapa referência da área de estudo a ser utilizado na etapa de validação.....	64
Figura 4.9 -	Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 11 classes temáticas.	67
Figura 4.10 -	<i>Boxplot</i> referente aos valores de intensidade do sinal radar em amostras de Savana Arborizada queimada (Sav Arb Queima) e não queimada (Sav Arb), Pasto Limpo queimado (Pasto Limpo Queima) e não queimado (Pasto Limpo), coletadas para as polarizações HH, CROSS e VV.	69
Figura 4.11 -	Processo de agregação e supressão das classes de uso e cobertura da terra utilizadas nas classificações <i>Context</i>	72
Figura 4.12 -	Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 8 classes temáticas.	74
Figura 4.13 -	Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 6 classes temáticas.	76
Figura 4.14 -	Mapa da classificação <i>Context</i> utilizando o grupo de imagens HH+CROSS+VV, com 6 classes temáticas.	77
Figura 4.15 -	<i>Boxplot</i> referentes às medidas baseadas em histograma, extraídas das imagens HH, CROSS e VV, para as 6 classes temáticas.	78
Figura 4.16 -	Gráficos de dispersão entre os atributos Média, Desvio Médio da Média e Distância Euclidiana, obtidos das imagens HH, CROSS e VV e seu coeficientes de correlação (r).	84

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 2.1 - Bandas de sensores imageadores radar.	8
Tabela 3.1 - Características dos modos de operação do COSMO-SkyMed.	22
Tabela 3.2 - Características das imagens COSMO-SkyMed utilizadas.	23
Tabela 3.3 - Atributos de textura GLCM e baseado em histograma obtidos a partir das polarizações HH, VV e CROSS.	36
Tabela 3.4 - Amostras coletadas das 11 classes temáticas, que subsidiaram as classificações.	42
Tabela 4.1 - Valores de média (μ) e variância (σ^2) das classes Floresta, Savana e Pasto, nas polarizações VH e HV.	49
Tabela 4.2 - Grupos de textura GLCM e suas distâncias JM definidos a partir de análise exploratória.	59
Tabela 4.3 - Grupos de imagem inicialmente definidos e seus valores de acurácia, <i>Kappa</i> (k) e variância do <i>Kappa</i> ($Var(k)$) das classificações com 11 classes temáticas.	65
Tabela 4.4 - Novos grupos de imagens e seus valores de acurácia, <i>Kappa</i> (k) e variância do <i>Kappa</i> ($Var(k)$) das classificações com 11 classes temáticas.	66
Tabela 4.5 - Distância JM dos grupos de imagens HH+CROSS+VV e Text 1.	71
Tabela 4.6 - Valores de acurácia, <i>Kappa</i> (k) e variância do <i>Kappa</i> ($Var(k)$) das classificações com 8 classes temáticas.	73
Tabela 4.7 - Valores de acurácia, <i>Kappa</i> (k) e variância do <i>Kappa</i> ($Var(k)$) das classificações com 6 classes temáticas.	75
Tabela 4.8 - Grupo de imagens de medidas de histograma definido a partir da análise exploratória.	86

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. OBJETIVOS.....	4
1.1.1. Objetivo Geral.....	4
1.1.2. Objetivos Específicos.....	4
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	7
2.1. INTRODUÇÃO DE CONCEITOS SAR.....	7
2.2. POLARIZAÇÃO	10
2.3. TEXTURA.....	11
2.3.1. Matriz de Coocorrência de Níveis de Cinza.....	11
2.3.2. Textura Baseada em Histograma	15
2.4. TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO	16
3. METODOLOGIA.....	19
3.1. ÁREA DE ESTUDO.....	19
3.2. IMAGENS SAR	21
3.2.1. COSMO-SkyMed	21
3.3. DADOS DE CAMPO	23
3.4. DADOS AUXILIARES.....	27
3.5. <i>SOFTWARES</i>	29
3.6. PROCESSAMENTO SAR.....	29
3.6.1. Pré-processamento.....	30
3.6.2. Análise Exploratória dos Atributos Texturais	38
3.6.3. Análise Exploratória das Amostras das Classes Temáticas	40
3.6.4. Classificação Context.....	42
3.6.5. Validação	43
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	49
4.1. PRÉ-PROCESSAMENTO E ANÁLISE DAS IMAGENS DUAL-POLARIZADAS E TEMPORAIS	49
4.2. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS ATRIBUTOS TEXTURAIS GLCM	53
4.3. ELABORAÇÃO DO MAPA REFERÊNCIA.....	61
4.4. VALIDAÇÃO TEMÁTICA DA CLASSIFICAÇÃO <i>CONTEXT</i>	64
4.5. MEDIDAS DE TEXTURA BASEADAS EM HISTOGRAMA.....	77
5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	89
REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	91

1. INTRODUÇÃO

A porção sul do estado do Amazonas está incluída em uma região denominada de Arco de Desmatamento (BRASIL, 2004), caracterizada como área de fronteira agropecuária (MACEDO; TEIXEIRA, 2009), apresentando acelerada expansão da ocupação humana, concentração de centros urbanos e estradas, intensa atividade econômica, configurando uma ocupação consolidada se comparada a outras regiões da Amazônia (GRAÇA et al., 2007).

No município de Humaitá/AM o desmatamento concentra-se ao longo das rodovias BR-319 e BR-230 (Transamazônica), causados principalmente pelas atividades de agricultura, pecuária e extração madeireira (MACEDO; TEIXEIRA, 2009). A própria construção de estradas e rodovias implica na abertura de grandes áreas de floresta (FEARNSIDE, 2006), além de propiciar a expansão humana e a ocupação irregular de terras, inicialmente para a exploração de madeiras nobres e em seguida para a agricultura familiar e pecuária extensiva (FERREIRA et al., 2005).

A evolução da conversão florestal em outros usos da terra, com consequente degradação da paisagem tem impacto nos ciclos biogeoquímicos, com forte influência nos processos de emissão/sequestro de carbono. Isso coloca em risco a biodiversidade, impactando os ecossistemas locais através da degradação dos solos, provocando profundas alterações nos ciclos hidrológicos. Por sua vez, em determinadas regiões de expansão da fronteira de ocupação humana, ocorrem certas tensões sociais pelo uso e controle da terra (HOUGHTON et al., 2000; VIEIRA et al., 2005).

O monitoramento da expansão da atividade agrícola e pecuária na região Amazônica tem sido realizado extensamente por meio de sensores remotos ópticos, auxiliando no controle e fiscalização do desmatamento (GRAÇA et al., 2007). Porém, o uso de tais ferramentas é prejudicado pelas condições de intensa cobertura de nuvem, comuns nessa região tropical (ASNER, 2001). Dessa forma, o emprego das imagens de radar de abertura sintética (SAR) tem se mostrando uma ferramenta útil para o mapeamento, subsidiando nas tarefas de controle e fiscalização de processos antrópicos na paisagem florestal, por permitir a aquisição de dados independente da iluminação solar e das

condições climáticas, além de fornecer informações sobre textura, propriedades dielétricas e conteúdo de umidade presente no alvo (BALZTER, 2001; JENSEN, 2009).

A constante disponibilidade de imagens SAR é uma opção interessante para o monitoramento da paisagem sendo, contudo, ainda necessário aprimorar técnicas de tratamento desses dados. Atualmente existem sistemas de radar polarimétricos orbitais operando em diferentes bandas, como o Radarsat-2 (banda C), TerraSAR-X (dois satélites na banda X) e a constelação COSMO-SkyMed (quatro satélites na banda X).

O satélite italiano COSMO-SkyMed (*CO*nstellat*ion of small Sat*ellit*es for Med*iterranean basin *Ob*servat*ion*), foi idealizado como um sistema de observação terrestre para o uso civil e militar, com o objetivo de fornecer dados, produtos e serviços relacionados à gestão de riscos, aplicações científicas e comerciais, além do uso para atividades de inteligência e defesa. Dentre as qualidades oferecidas pelo sistema, encontra-se a disponibilidade de produtos que permitem a aplicação de técnicas polarimétricas (ASI, 2007), além da disponibilização de imagens multitemporais com resolução temporal de 1 dia. A baixa resolução temporal que os outros sensores SAR apresentam, como o caso do Envisat ou do Radarsat, prejudica a utilização de imagens multitemporais em estudos florestais uma vez que entre um imageamento e outro ocorre a decorrelação temporal (MADSEN; ZEBCKER, 1998), decorrente das alterações no alvo pela ação do vento, mudança na umidade da superfície ou da vegetação, além dos eventuais alagamentos do terreno, resultando em uma diferença no retroespalhamento do sinal (LECKIE; RANSON, 1998).

As imagens obtidas pelo modo de imageamento StripMap, submodo Ping Pong, apresentam uma instabilidade na informação de fase, causada durante a troca da polarização entre a emissão e recepção do sinal, o que não permitiu na presente pesquisa, o uso na sua forma complexa.

Os sistemas SAR têm sido muito utilizados em florestas tropicais para mapeamento de estrutura florestal e de uso e cobertura do solo. Para identificação das diferentes fitofisionomias em regiões tropicais, estudos mostram que as bandas P e L, nas polarizações cruzadas (HV e VH), têm apresentado significativo potencial

(KASISCHKE et al., 1997; YANASSE et al., 1997; SANTOS et al., 2003). Por sua vez, Santos et al. (2010) mostraram que a utilização das imagens TerraSAR-X (banda X), através da combinação de imagens-amplitude das componentes HH, VV, da diferença de fase entre HH e VV e de entropia, permitiu uma boa capacidade discriminatória entre as classes floresta primária, pasto, floresta degradada e solo exposto, apresentando uma acurácia total temática de 76%, usando o algoritmo de classificação MAXVER-ICM.

As imagens do COSMO-SkyMed têm sido muito utilizadas em diversas aplicações que se propõem: ao monitoramento de enchentes (PULVIRENTI et al., 2011), áreas cobertas por gelo (SCHELLENBERGER et al., 2011), derramamento de óleo (VESPE et al., 2011), deslizamentos de terra (BOVENGA et al., 2012), mapeamento de áreas agrícolas (SATALINO et al., 2011), áreas urbanas (PRATOLA et al., 2011), uso e cobertura da terra (GOMES et al., 2012; AZEVEDO et al., 2012), estudos florestais (WEYDAHL; ELDHUSET, 2012).

Igualmente, diversos estudos têm demonstrado que a agregação de informação dos atributos texturais às imagens SAR aumenta o potencial de discriminação de classes de uso e cobertura da terra (ULABY et al., 1986; KURVONEN; HALLIKAINEN, 1999; DEKKER, 2003; SARKER et al., 2012). Kurvonen e Hallikainen (1999) analisaram os efeitos da combinação das imagens intensidade dos sensores ERS-1 (banda C) e JERS-1 (banda L) com os atributos de textura GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), obtidos a partir das mesmas imagens, para a discriminação de classes de cobertura do solo e tipos florestais, alcançando acurácia total de 64,6% ao utilizar as imagens intensidade juntamente aos parâmetros texturais, e de 50% ao empregar somente as imagens intensidade, sendo ambas as classificações realizadas com o algoritmo MAXVER.

Dekker (2003), também analisou os efeitos da agregação de informações texturais às imagens intensidade do sensor ERS-1 (banda C), utilizando os atributos de textura baseados em histograma, além de texturas obtidas a partir da transformada *wavelet*, dimensões fractais e semivariograma. O autor identificou aumento na acurácia total da classificação com a agregação dos atributos de textura, sendo os melhores resultados

obtidos com o acréscimo de medidas texturais baseadas em histograma e em semivariograma, chegando ao valor de 52,4% de acurácia total, utilizando classificador orientado a objetos.

Visando ampliar o conhecimento acerca do potencial de uso radar no mapeamento e monitoramento da região amazônica, considerando inclusive como pioneiro o uso de imagens multitemporais do COSMO-SkyMed (banda X) no domínio tropical brasileiro, este trabalho tem como linha investigativa a análise da capacidade de imagens multitemporais, de distintas polarizações, na discriminação do uso e cobertura florestal na região de Humaitá/AM. No tratamento dessas imagens SAR, faz-se análise dos atributos texturais na caracterização temática, empregando-se um algoritmo de classificação contextual *Context* para o delineamento e distribuição espacial das classes em investigação.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo Geral

O objetivo geral do trabalho é avaliar o desempenho radiométrico e classificatório das imagens dual multitemporais HH-HV e VV-VH do COSMO-SkyMed (banda X), no formato intensidade, isoladamente e agregadas às informações texturais, para o mapeamento de classes de uso e cobertura da terra, na região sul do Estado do Amazonas.

1.1.2. Objetivos Específicos

Como objetivos específicos estão considerados:

- a. Analisar as imagens de polarização cruzada HV e VH do COSMO-SkyMed, decorrente de imageamento multitemporal, no modo intensidade, verificando a conformidade radiométrica dos sinais, de forma a permitir a combinação das imagens dual HH-HV e VV-VH no delineamento temático;

- b. Analisar o grau de separabilidade das imagens intensidade e dos atributos de textura decorrentes da matriz de coocorrência dos níveis de cinza (GLCM) e daqueles baseados em histograma, para as classes temáticas, através de técnicas de *boxplot* e de distância JM;
- c. Analisar o desempenho temático a partir da agregação das informações texturais às imagens intensidade, utilizando o classificador *Context*.
- d. Definir e avaliar estatisticamente os grupos de imagens, formados pelas imagens intensidade e textura, isoladas e/ou combinadas, que alcancem melhor desempenho na classificação temática através da aplicação do algoritmo *Context*;
- e. Elaborar o mapa de uso e cobertura da terra, utilizando a classificação de melhor desempenho.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Introdução de Conceitos SAR

As principais vantagens na utilização dos sensores radar são: independência das condições de iluminação solar, podendo realizar o imageamento nos períodos diurno e noturno; baixa dependência das condições meteorológicas, permitindo a observação de alvos até mesmo na presença de nuvens; observação em diferentes perspectivas proporcionada pela visada lateral; e permitir inferir informações sobre rugosidade superficial, propriedades dielétricas e conteúdo de umidade dos alvos (JENSEN, 2009).

Ao analisar uma imagem de radar, é necessário considerar que as informações contidas estão relacionadas a dois tipos de propriedades (OLIVER; QUEGAN, 1998). A primeira relaciona-se às características do alvo, como as propriedades geométricas e dielétricas. Dentre as propriedades geométricas de alvos florestais estão a rugosidade da superfície, relevo e estrutura da vegetação. As propriedades dielétricas estão relacionadas com a umidade do solo e quantidade de água presente nas folhas verdes (PARADELLA et al., 2000; ULABY et al., 1982). A segunda propriedade refere-se às características instrumentais do sistema, cuja configuração possibilita uma maior ou menor capacidade de discriminação dos alvos na imagem. Deste modo, os atributos do sinal retroespalhado a serem considerados são: o comprimento de onda (λ), a amplitude (indicador da intensidade do sinal) e a fase do sinal (VAN DER SANDEN, 1997). A frequência (f) é um parâmetro importante do imageamento SAR, pois a interação ocorre com alvos cujas dimensões são comparáveis ao comprimento de onda (λ) da radiação eletromagnética (REM) emitida. As bandas utilizadas e seus respectivos intervalos de comprimento de onda e de frequência estão descritos na Tabela 2.1.

Tabela 2.1 - Bandas de sensores imageadores radar.

Banda	Comprimento de onda (cm)	Frequência (GHz)
K_a	0,75 – 1,18	40,0 – 26,5
K	1,19 – 1,67	26,5 – 18,0
K_u	1,67 – 2,4	18,0 – 12,5
X	2,4 – 3,8	12,5 – 8,0
C	3,9 – 7,5	8,0 – 4,0
S	7,5 – 15,0	4,0 – 2,0
L	15,0 – 30,0	2,0 – 1,0
P	30,0 – 100,0	1,0 – 0,3

Fonte: Adaptada de JENSEN (2009).

A radiação na banda X praticamente não penetra no dossel, e como consequência a interação ocorre com folhas e pequenos galhos na superfície. Na banda C a penetração na vegetação é um pouco maior e a interação ocorre com folhas e galhos maiores. Nos maiores comprimentos de onda, como nas bandas L e P, dependendo da densidade, estrutura e umidade da vegetação, o pulso emitido pode penetrar o dossel e chegar ao solo. Nestes comprimentos de onda, há maior interação com troncos e galhos maiores (DOBSON, 2000; KASISCHKE et al., 1997).

Outro aspecto importante ao se utilizar imagens SAR diz respeito ao ângulo de incidência do pulso de microondas. Os diferentes ângulos de incidência afetam a profundidade de penetração da onda eletromagnética no dossel, determinando desta forma a extensão da interação. Conforme se aumenta o ângulo de incidência, diminui a capacidade de penetração da REM (VAN DER SANDEN, 1997). Em geral, a forma superficial dos alvos florestais, como o tamanho e a densidade dos elementos vegetais e sua propriedade dielétrica, irão determinar o tipo de espalhamento, apresentando relação direta no tipo de interação com a radiação incidente (JPL/NASA, 1986).

Os radares convencionais operam com uma antena única de polarização fixa, transmitindo e recebendo a radiação na polarização horizontal ou vertical. Esse sistema não possibilita medir por completo as propriedades da polarização da onda retroespalhada, registrando apenas a informação de amplitude (VAN DER SANDEN, 1997). Dessa forma o coeficiente de retroespalhamento medido refere-se a uma

determinada combinação de polarização (HH ou VV), representando somente uma componente da onda retroespalhada. Esse resultado configura uma caracterização da intensidade da onda, sem considerar as informações contidas nas propriedades da polarização da onda retroespalhada referentes à superfície (ZEBKER; VAN ZYL, 1991)

Os radares polarimétricos também operam com uma antena única, porém transmitindo e recebendo radiação em ambas as polarizações, horizontal e vertical. O sinal recebido configura uma soma coerente de reflexões individuais, estatisticamente independentes, dentro de uma célula de resolução, podendo ser representada por um vetor composto por um comprimento (amplitude) e ângulo (fase) (RANEY, 1998). A amplitude representa a eficiência de reflexão do alvo, enquanto que a informação de fase permite identificar os mecanismos de espalhamento que ocorrem em uma superfície e dessa forma caracterizá-lo (SCHARFENBERG, 2002). Para tanto, utiliza-se a polarimetria que permite medir as propriedades da polarização da radiação, permitindo a extração de informações sobre a superfície com a qual a radiação eletromagnética (REM) interagiu (ULABY; ELACHI, 1990).

No sistema SAR, o sinal de retorno também pode ser representado por um número complexo representado pela componente do sinal em fase (I - *In Phase*), parte real, e em quadratura de fase (Q - *Quadrature*), parte imaginária (RANEY, 1998). A imagem complexa (*Single Look Complex* – SLC) é o produto prévio, podendo ser processada para obtenção de imagem amplitude (A) e intensidade (I), conforme as equações 2.1 e 2.2 respectivamente (RANEY, 1998).

$$A = \sqrt{I^2 + Q^2} \quad (2.1)$$

$$I = A^2 = I^2 + Q^2 \quad (2.2)$$

A intensidade refere-se à potência média refletida em uma célula de resolução, sendo considerada proporcional à seção cruzada de radar normalizada (σ^0).

2.2. Polarização

A polarização da onda eletromagnética é determinada pelo plano de vibração do campo elétrico ($\vec{E}$), que pode ocorrer na horizontal (H) ou na vertical (V). As quatro combinações de polarização recebida e transmitida possíveis são (LEWIS; HENDERSON, 1998):

- HH – radiação é transmitida e recebida na polarização horizontal;
- VV – radiação é transmitida e recebida na polarização vertical;
- HV – radiação é transmitida na polarização horizontal e recebida na vertical; e
- VH – radiação é transmitida na polarização vertical e recebida na horizontal.

Os radares podem apresentar as seguintes polarizações (LEWIS; HENDERSON, 1998):

- Polarização simples (*single*): HH ou VV;
- Polarização dupla (*dual*): HH e HV, VV e VH ou HH e VV;
- Polarização quádrupla (*quad*) – HH, VV, HV, e VH; e
- Completamente polarimétrico (*full*) – HH, VV, HV, VH e a fase relativa entre as polarizações.

A polarização utilizada pelo sistema define o grau de penetração e o tipo de interação da onda. Troncos de árvores com orientação vertical predominante, por exemplo, apresentam maior interação com os pulsos verticalmente polarizados, enquanto que os galhos e o solo são componentes de maior interação com pulsos horizontalmente polarizados (LECKIE; RANSON, 1998).

Quando a radiação é espalhada mais de uma vez, pode ocorrer uma despolarização da onda, gerando uma polarização cruzada. O interior da copa das árvores favorece o aumento da radiação de polarização cruzada (espalhamento volumétrico) (LECKIE; RANSON, 1998). Em geral, as ondas co-polarizadas HH e VV apresentam

retroespalhamento com maior intensidade quando comparadas às ondas de polarização cruzada HV e VH (LEWIS; HENDERSON 1998).

Os espalhadores podem ser classificados como determinísticos e não-determinísticos. O alvo determinístico configura um espalhador que não despolariza a radiação, ou seja, reflete a radiação mantendo a polarização da onda incidente. Enquanto que o alvo não-determinístico despolariza a onda incidente (COLIN, 2007).

2.3. Textura

2.3.1. Matriz de Coocorrência de Níveis de Cinza

A informação textural tem sido uma das características mais importante utilizada na classificação e reconhecimento de objetos e cenas (AKSOY; HARALICK, 1998), estando intimamente relacionado ao conceito de tonalidade, que corresponde às variações dos níveis de cinza das células de resolução de uma imagem. A textura, por sua vez, representa a distribuição espacial dos tons de cinza (HARALICK et al., 1973). A textura é uma propriedade natural presente em quase todas as superfícies, indicando o arranjo estrutural da superfície e as inter-relações com a vizinhança, podendo ser qualitativamente avaliada como fina, grosseira, suave, granulosa, aleatória, linear, manchada e irregular (HARALICK, 1979).

Quantitativamente, a textura pode ser especificada pelas medidas estatísticas de primeira e segunda ordem. As medidas de primeira ordem referem-se aos momentos estatísticos dos pixels, como média, variância, assimetria e curtose, enquanto que as de segunda ordem descrevem a dependência estatística entre dois pixels, assumindo determinada distância e direção (KURVONEN; HALLIKAINEN, 1999). Nesse sentido, a informação textural pode ser decomposta em duas dimensões, a primeira dimensão corresponde à descrição dos níveis de cinza que compõem a textura da imagem, ou seja, suas propriedades locais, enquanto que a segunda dimensão descreve a dependência espacial ou interação entre os níveis de cinza (HARALICK, 1979).

A matriz de coocorrência de níveis de cinza (*Gray Level Co-occurrence Matrix* – GLCM), definida por Haralick et al. (1973), sumariza as informações texturais referentes à segunda dimensão supracitada, baseadas em estatísticas de segunda ordem (KURVONEN; HALLIKAINEN, 1999). A matriz GLCM é uma matriz de frequência relativa $P(i, j, d, \theta)$ considerando dois pixels vizinhos separados pela distância d e com orientação θ entre si, em uma sub-região da imagem, sendo um pixel de tom de cinza i e o outro de tom de cinza j . Para tanto são definidas quatro adjacências: horizontal (0°), vertical (90°), diagonal (45°) e diagonal (135°) (Figura 2.1).

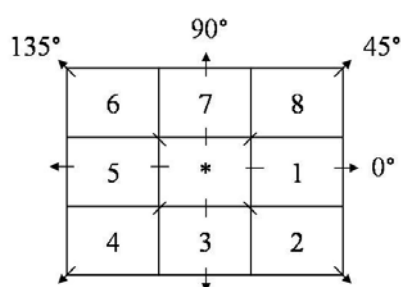


Figura 2.1 - Relações angulares entre o pixel central e sua vizinhança, considerando 1 pixel de distância.

Fonte: Haralick et al. (1973).

Dessa forma, as células 1 e 5, são os vizinhos mais próximos na horizontal (0°), 2 e 6 são os vizinhos mais próximos na diagonal de 135° , 3 e 7 são os vizinhos na vertical (90°) e 4 e 8 são os vizinhos na diagonal de 45° . Posteriormente calcula-se o número de células adjacentes com os níveis de cinza i e j e aloca o valor na posição (i, j) da GLCM P , resultando em quatro GLCM, uma para cada direção, P_0 , P_{90} , P_{45} e P_{135} . A partir de cada uma das matrizes é possível extrair 14 feições texturais, dentre as quais, segundo Haralick et al. (1973) e Baraldi e Parmiggiani (1995), são as mais utilizadas, como seguem descritas:

- a) Segundo Momento Angular (SMA) – também conhecido como Energia, mede a uniformidade textural da imagem, ou seja, a repetição dos pares de células de resolução. Os valores variam de 0 a 1, onde os valores próximos a 0 indicam áreas com textura mais homogênea, sugerindo células com níveis de cinza similares,

enquanto que valores próximos a 1 indicam regiões mais heterogêneas. Esta feição é definida pela Equação 2.3:

$$SMA = \sum_i \sum_j \{p_{(i,j)}\}^2 \quad (2.3)$$

Onde $p_{(i,j)}$ = é o valor de entrada na matriz de coocorrência de níveis de cinza normalizada. Essa normalização ocorre pela divisão de cada valor de entrada na matriz pelo número de pixels vizinhos utilizados no cálculo da matriz.

- b) Contraste (Con) – mede a diferença entre os maiores e menores valores de células de resolução contíguas (Equação 2.4). O baixo contraste não apresenta necessariamente uma estreita distribuição de níveis de cinza, ou seja, baixos valores de variância, mas indica baixas frequências espaciais.

$$Con = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_{(i,j)} \right\} \quad (2.4)$$

Onde N_g = quantidade de diferentes níveis de cinza presentes na imagem.

- c) Correlação (Cor) – é a medida de dependência linear dos tons de cinza de uma imagem. É expressa pelo coeficiente de correlação entre duas variáveis aleatórias i e j , onde i representa os possíveis resultados de tom de cinza para o primeiro elemento e j para o segundo elemento (Equação 2.5). Os valores variam de 0 a 1, sendo os valores próximos a 1 (alta correlação) a indicação de relação linear entre os tons de cinza dos pares de células de resolução.

$$Cor = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p_{(i,j)} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.5)$$

Considerando $p_{x(i)}$ (Equação 2.6) e $p_{y(j)}$ (Equação 2.7) as i -ésima e j -ésima entradas na matriz de probabilidade marginal obtidas respectivamente pela soma da linha e da coluna de $p_{(i,j)}$, temos que μ_x e μ_y , são os seus valores médios e σ_x e σ_y os valores de desvio padrão.

$$p_{x(i)} = \sum_{j=1}^{N_g} p_{(i,j)} \quad (2.6)$$

$$p_{y(j)} = \sum_{i=1}^{N_g} p_{(i,j)} \quad (2.7)$$

- d) Variância (Var) – é uma medida de heterogeneidade e está intimamente relacionada com o parâmetro Desvio Padrão. Os valores de variância aumentam quando os valores dos níveis de cinza diferem da sua média. A variância não é dependente do parâmetro Contraste, podendo uma imagem apresentar baixo contraste e valores de variância altos ou baixos. A Equação 2.8 determina o atributo Variância.

$$\text{Var} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p_{(i,j)} \quad (2.8)$$

- e) Homogeneidade (Hom) – também chamada de Momento da Diferença Inversa, indica a homogeneidade da imagem (Equação 2.9). Valores maiores indicam menores diferenças de tons de cinza entre os pares de pixel. Esta medida é inversamente correlacionada aos parâmetros de Contraste e Segundo Momento Angular.

$$\text{Hom} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p_{(i,j)} \quad (2.9)$$

- f) Entropia (Ent) – mede a desordem da imagem. Os valores de entropia são altos quando a textura não é uniforme. Esse parâmetro é inversamente proporcional ao Segundo Momento Angular (SMA) e é definido pela Equação 2.10:

$$\text{Ent} = - \sum_i \sum_j p_{(i,j)} \log\{p_{(i,j)}\} \quad (2.10)$$

Além dessas medidas, também se encontram entre as feições obtidas a partir da GLCM, a média da soma, variância da soma, entropia da soma, variância da diferença, entropia da diferença, duas medidas de correlação e coeficiente de máxima correlação. Outra medida textural possível de ser obtida a partir da matriz de coocorrência é a dissimilaridade, configurando um atributo similar ao contraste, definida pela Equação 2.11 (PUISSANT et al., 2005).

$$\text{Dis} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} p_{(i,j)} |i - j| \quad (2.11)$$

2.3.2. Textura Baseada em Histograma

As distribuições de probabilidade dos valores de uma imagem podem ser estimadas a partir das medidas de histograma, que podem ser de primeira e de segunda ordem (PRATT, 2001). Segundo Dekker (2003), as medidas estatísticas baseadas em histograma, definidas por Unser (1986), são consideradas as mais comuns, e dentre as mais conhecidas estão as informações de média (μ), distância Euclidiana média (dEm), variância (σ^2), assimetria (Ass), curtose (Cur), entropia (H), energia (E) e a razão hierárquica ponderada (RHP) (*weighted-rank fill ratio*, definida por Novak et al. (1993)). As referidas medidas são determinadas, respectivamente, pelas Equações 2.12 a 2.19 (UNSER, 1986).

$$\mu = \frac{\sum_{i,j} x_{ij}}{n} \quad (2.12)$$

$$\text{dEm} = \frac{\sqrt[n]{\sum_{i,j} (x_{ij} - \mu)^2}}{n-1} \quad (2.13)$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i,j} (x_{ij} - \mu)^2}{n-1} \quad (2.14)$$

$$\text{Ass} = \frac{\sum_{i,j} (x_{ij} - \mu)^3}{(n-1)\sigma^3} \quad (2.15)$$

$$\text{Cur} = \frac{\sum_{i,j} (x_{ij} - \mu)^4}{(n-1)\sigma^4} \quad (2.16)$$

$$H = \sum_{i,j} p_{ij} \log(p_{ij}) \quad (2.17)$$

$$\text{Onde, } p_{(ij)} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i,j} x_{ij}}$$

$$E = \sum_{i,j} x_{ij}^2 \quad (2.18)$$

$$\text{RHP} = \frac{\text{Soma de } k\% \text{ dos pixels mais brilhantes}}{\text{Soma de todos os pixels}} \quad (2.19)$$

Onde, x_{ij} = valor do pixel na posição (i,j), em sub-região da imagem envolvida por uma janela de tamanho específico sobre a qual é realizada a somatória; n = número de pixels somados; x_c = valor do pixel central na sub-região envolvida pela janela; p_{ij} = valor do pixel normalizado; Valor mais comum de $k = 5\%$.

2.4. Técnicas de Classificação

Segundo Mather (2004), a classificação pode ser considerada como um processo de extração de informação em imagens, que visa reconhecer padrões ou objetos homogêneos presentes na superfície da Terra. As técnicas classificatórias analisam cada pixel da imagem de acordo com determinado atributo, rotulando-o e associando-o a um conjunto de elementos com características comuns.

Os classificadores podem ser discriminados pelo tipo, podendo ser "pixel a pixel" (pontual) ou por regiões (contextual), pela aprendizagem supervisionada ou não-supervisionada, e pela abordagem estatística, determinística ou estrutural que adota (NEGRI et al., 2009). Os classificadores "pixel a pixel" utilizam apenas a informação espectral de cada pixel para achar regiões homogêneas, enquanto que os contextuais utilizam além da informação espectral, a informação espacial que envolve a relação com seus vizinhos (MATHER, 2004).

O classificador não supervisionado não requer a definição *a priori* das classes temáticas a serem descritas. Este tipo de classificação é utilizado como um procedimento exploratório dos dados, visando identificar o número de classes temáticas distinguíveis na imagem e alocar os pixels nestas categorias. Dentre os métodos de classificação não supervisionada podemos citar os algoritmos *k-means* e ISODATA (MATHER, 2004).

A classificação supervisionada é composta por duas etapas, sendo a primeira a definição *a priori* do número e natureza das classes temáticas a serem descritas e a segunda a rotulagem dos pixels amostrados, cujas propriedades serão utilizadas como base para a classificação. Em geral, os métodos supervisionados utilizam abordagem estatística e de redes neurais artificiais. Os algoritmos estatísticos, chamados de paramétricos, utilizam parâmetros obtidos a partir das amostras de cada classe, como valor máximo e mínimo

das feições, valor médio e matrizes de variância-covariância, enquanto que os métodos neurais, não-paramétricos, não utilizam as informações estatísticas, mas são treinados diretamente pelos dados amostrados (MATHER, 2004).

Segundo Richards e Jia (1999), a classificação supervisionada é o método mais utilizado para análise quantitativa de dados de sensoriamento remoto. Dentre os métodos supervisionados, pixel-a-pixel, de abordagem estatística estão os algoritmos de paralelepípedo, máxima verossimilhança, mínima distância, mahalanobis e outros (RICHARDS; JIA, 1999).

Na classificação contextual a vizinhança do pixel é definida e a função de vizinhança $Q_m(\omega_i)$ determinada, permitindo dessa forma que os pixels presentes nessa vizinhança influenciem a possível classificação do pixel m . Essa influência é realizada pela multiplicação entre a probabilidade do pixel pertencer à determinada classe e a função de vizinhança. Para que a soma desse novo conjunto de probabilidades tenha valor 1, esses valores são divididos pela sua soma, conforme a Equação 2.20 (RICHARDS; JIA, 1999).

$$p'_m(\omega_i) = \frac{p_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)}{\sum_i p_m(\omega_i)Q_m(\omega_i)} \quad (2.20)$$

Onde, $p_m(\omega_i)$ = a probabilidade de ω_i ser a classe correta para o pixel m .

Segundo o autor, esse procedimento é realizado por meio de uma janela de tamanho específico que percorre toda a imagem a partir do lado superior esquerdo até o lado inferior direito. Dessa forma, à medida que a janela percorre a imagem, as probabilidades dos pixels são modificadas, e então a vizinhança de um dado pixel também será modificada no decorrer do processamento. Consequentemente, novas estimativas de probabilidades deverão ser realizadas tantas vezes seja necessário até que os valores de probabilidade $p'_m(\omega_i)$ se estabilizem, ou seja, não mudem com as novas iterações. Assim, as novas probabilidades representam o correto conjunto de probabilidades para os pixels, considerando tanto a informação espectral, na determinação inicial das probabilidades, como o contexto espacial, através da função de

vizinhança. Incluindo as iterações, o cálculo das probabilidades dos pixels passa a ser descrita conforma a Equação 2.21.

$$p_m^{k+1}(\omega_i) = \frac{p_m^k(\omega_i)Q_m^k(\omega_i)}{\sum_i p_m^k(\omega_i)Q_m^k(\omega_i)} \quad (2.21)$$

Onde k = número de iterações.

Dentre as classificações contextuais podemos citar o *Context* desenvolvido por Gong e Howarth (1992) e implementado no software PCI Geomatica. Esta metodologia permite a redução da dimensionalidade dos dados e, consequentemente, alterando o vetor de níveis de cinza do espaço multiespectral. Dessa forma, o dado multiespectral é reduzido para uma única imagem, com pequena perda de informação, a partir da qual é possível definir, para uma determinada janela de pixels, a tabela de frequência de ocorrência dos níveis de cinza utilizada na classificação.

Lim *et al.* (2008) utilizaram o classificador *Context* em imagens ALOS/PALSAR para classificar a cobertura do solo no Norte da Península da Malásia., demonstrando bom desempenho para estudos em região tropical. Garcia et al. (2012) comparou os classificadores *Context* e MAXVER em imagem amplitude TerraSAR-X para identificar classes de uso do solo, em que o melhor desempenho foi observado com o primeiro classificador.

3. METODOLOGIA

3.1. Área de Estudo

A área de estudo localiza-se no município de Humaitá, sul do Estado do Amazonas, entre as coordenadas de 7° 23' - 7° 41' S e 63° 03' e 63° 24' W, perfazendo uma área de aproximadamente 1.007 km² (Figura 3.1).

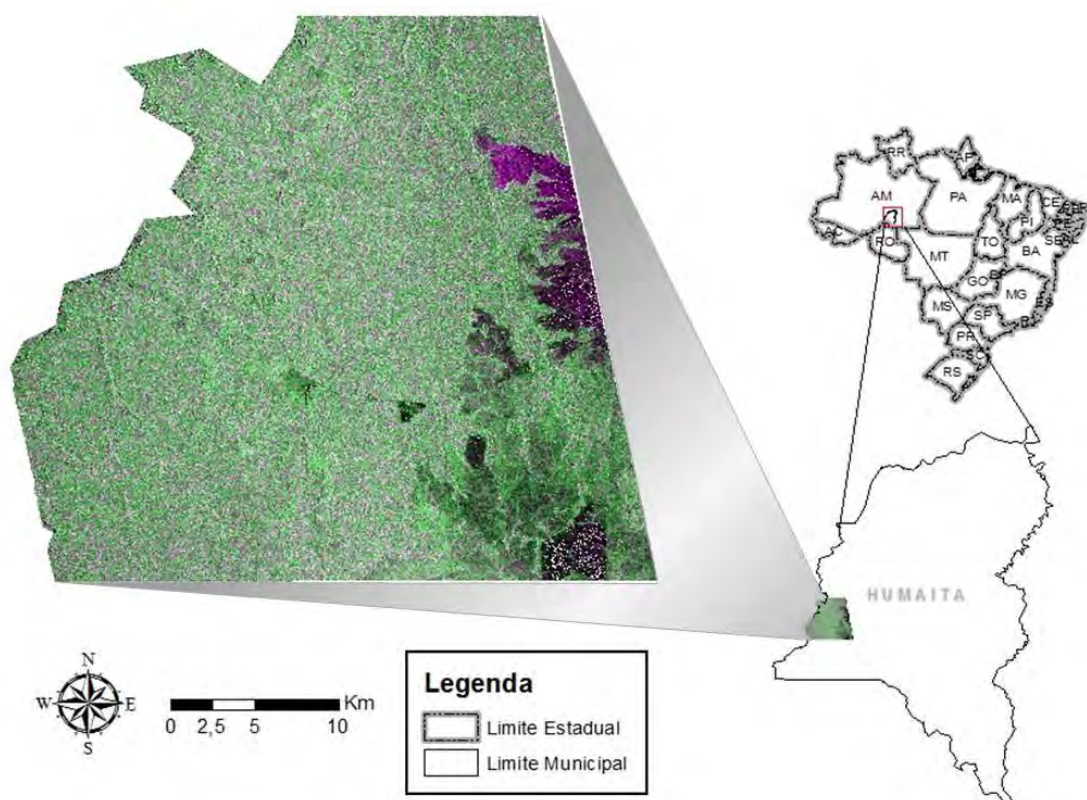


Figura 3.1 - Localização da área de estudo.

A área selecionada para investigação encontra-se na sub-região do Rio Madeira, sobre a Planície Amazônica (MARTINS et al., 2006), composto pelas unidades pedológicas de argissolo, latossolo, cambissolo, gleissolo e plintossolo (IBGE, 2010a). A geologia local compreende coberturas cenozóicas, composta por terraços e aluviões holocênicos e formação Içá (IBGE, 2010b).

A cobertura vegetal da área é formada por Floresta Ombrófila Aberta das Terras Baixas, com manchas de Savana (Cerrado) (IBGE, 2010c). Em geral, compreende indivíduos

arbóreos bem espaçados, destacando-se no dossel, cipós lenhosos (Figura 3.2a), palmeiras (Figura 3.2b), bambus (Figura 3.2c) e sororocas (Figura 3.2d), ocupando espaços intermediários entre as formações de Floresta Ombrófila Densa e Floresta Estacional Semidecidual, podendo formar também pequenos mosaicos em meio à Floresta Densa (IBGE, 2010c).



Figura 3.2 - Perfil geral da formação Floresta Ombrófila Aberta, apresentando (a) cipós, (b) palmeiras, (c) bambus, (d) sororocas.

Fonte: Veloso et al. (1991).

O domínio Savana, também chamado de Cerrado, é definido pela presença de vegetação xeromorfa, aparece na região de estudo na forma de contato (encraves), ocorrendo em meio à floresta, destacando duas formações: Savana Arborizada e Savana Gramíneo-Lenhosa, em acordo com a nomenclatura estabelecida por Veloso et al. (1991) e seguida no presente trabalho. A Savana Arborizada (Figura 3.3a) é caracterizada por árvores mais espaçadas, com estrato graminóide contínuo, muito suscetível às queimadas anuais. As árvores em geral são baixas, medindo de 4 a 6 m de altura. A Savana Gramíneo-Lenhosa (Figura 3.3b) é uma formação campestre com fisionomia de gramado entremeado por plantas lenhosas raquíticas, sem cobertura arbórea, exceto nas faixas de floresta de galeria.

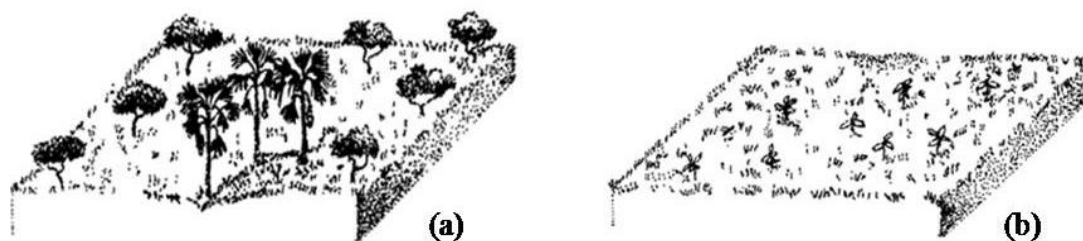


Figura 3.3 - Blocos-diagramas das fitofisionomias Savana Arborizada (a) e Savana Gramíneo-Lenhosa (b).

Fonte: Veloso et al. (1991).

O clima da região de estudo é do tipo Am (tropical úmido), segundo Köppen, caracterizado por apresentar temperatura média anual entre 24°C e 26°C e uma estação seca de pequena duração, entre os meses de junho e agosto. Os elevados índices de precipitação na estação chuvosa compensam a estiagem, com valores entre 2050 a 2650 mm por ano, com elevada umidade do ar, variando entre 85 e 90% (INMET, 2009).

Segundo CEPAL (2007), a principal atividade econômica desenvolvida na região é a agropecuária, que vem apresentando expansão de suas fronteiras no sul do Estado do Amazonas através de três importantes vias:

- a) A expansão agropecuária na região de Apuí, Manicoré e Novo Aripuanã, com as áreas de assentamento do INCRA (Acari, Juma e Matupi) caracterizada pelo processo de abandono da produção familiar, levando à prática da pecuária extensiva.
- b) As atividades nas regiões fronteiriças com o Acre e a Rondônia, nos municípios de Lábrea e Boca do Acre, com processos migratórios oriundos dos estados vizinhos, ao longo das BR-364 e BR-317, e expansão das atividades de pecuária e extração predatória de madeira.
- c) As áreas de campos naturais nos municípios de Manicoré, Humaitá, Canutama e Lábrea, nas quais têm sido implantadas culturas intensivas de grãos, com tecnologia e investimentos iniciais de programas governamentais.

O município de Humaitá apresenta, também, cultivo de grãos tais como arroz, soja e milho (IBGE, 2010d).

3.2. Imagens SAR

3.2.1. COSMO-SkyMed

O sistema COSMO-SkyMed possui uma constelação de quatro satélites de tamanho médio, operando com sensor SAR na banda X, posicionado a cerca de 620km de

altitude. Possui cinco modos de operação: um modo SpotLight, dois modos StripMap e dois modos ScanSAR, conforme mostra a Tabela 3.1 e a Figura 3.4 (ASI, 2007).

Tabela 3.1 - Características dos modos de operação do COSMO-SkyMed.

Modo	Spotlight	StripMap		ScanSAR	
		HIMAGE	Ping Pong	Wide Region	Huge Region
Polarização	Single	Single	Dual	Single	Single
Dimensão	10x10 km	40x40 km	30x30 km	100x100 km	200x200 km
Resolução	1 m	3 m	15 m	30 m	100 m

Fonte: ASI (2007).

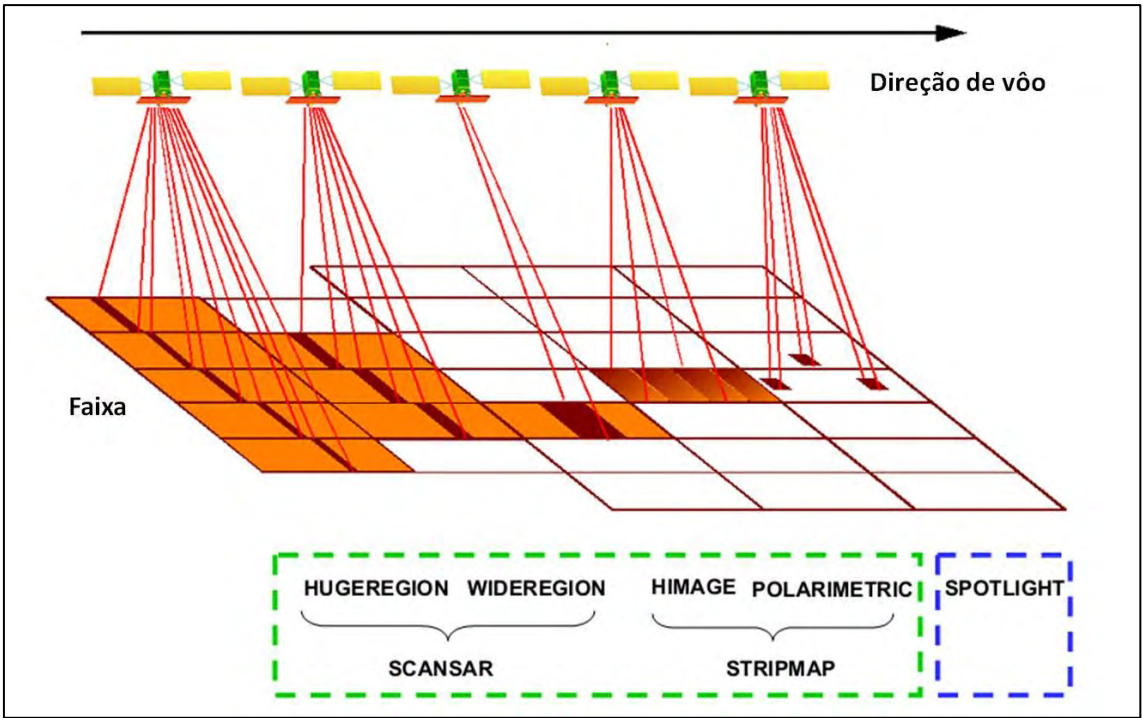


Figura 3.4 - Modos e sub-modos de imageamento do COSMO-SkyMed.

Fonte: ASI (2007).

As cenas utilizadas neste trabalho foram adquiridas no modo StripMap, submodo Ping Pong, em passagens de dias consecutivos. As imagens obtidas nesse modo de imageamento apresentam uma alteração na informação de fase, decorrente de um

problema operacional de imageamento durante a troca da polarização entre a emissão e recepção do sinal. Por conseguinte, registra-se que não foi possível utilizar os dados na sua forma complexa, minimizando o nível de exploração de toda a potencialidade esperada das imagens desse modo StripMap, sub-modo Ping Pong.

A primeira imagem foi obtida pelo sensor em 01/09/2011, nas polarizações HH e HV, e a segunda em 02/09/2011, nas polarizações VV e VH. As imagens originais foram disponibilizadas em formato *Single Look Complex* (SLC), apresentando as características contidas na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 - Características das imagens COSMO-SkyMed utilizadas.

	Imagem 1	Imagem 2
Modo/Sub-modo	StripMap/Ping Pong	StripMap/Ping Pong
Passagem	Ascendente	Ascendente
Data	01/09/2011	02/09/2011
Dimensão (km)	30x40	30x40
Resolução (m)	15x15	15x15
Polarizações	HH e HV	VV e VH
Ângulo de Incidência	27,5°	27,5°

3.3. Dados de Campo

Como dados auxiliares foram utilizadas informações de campo, coletados em setembro de 2011, em período simultâneo ao imageamento do COSMO-SkyMed. Foram selecionadas 210 amostras temáticas em campo, cujos pontos de observação foram devidamente georreferenciados e fotografados, para subsidiar a identificação temática de uso e cobertura da terra nos produtos sensoriados.

Na amostragem de campo foram identificadas 11 classes temáticas (Figura 3.5), cuja legenda segue a classificação definida por Veloso *et al.* (1991), sendo elas:

1. Floresta - caracterizada pela Floresta Ombrófila Aberta, descrita no item 3.1, incluindo as áreas manejadas.	
2. Floresta Aluvial – também conhecida como mata ciliar, que ocorre ao longo dos cursos d’água ocupando terraços antigos das planícies quaternárias.	
3. Sucessão Secundária – decorrente da conversão de florestas em classes de uso da terra, porém abandonadas após certo período de utilização apresentando, por conseguinte, um processo de regeneração com espécies pioneiras num determinado estágio de sucessão. Na área de estudo há ocorrência dos três estágios sucessionais (inicial, intermediária e avançada), sendo o intermediário o mais abundante na região.	

Figura 3.5 – Descrição das classes de uso e cobertura da terra presentes na área de estudo.

(Continua)

4. Savana Gramíneo-Lenhosa – descrita no item 3.1.	
5. Savana Arborizada – caracterizada no item 3.1.	
6. Savana Antropizada – compreende áreas de Savana Gramíneo-Lenhosa alteradas pela remoção dos componentes florísticos naturais e substituição por práticas agrícolas (principalmente o cultivo de arroz e milho) e/ou de pecuária em determinado período sazonal.	

Figura 3.5 – Continuação

(Continua)

7. Reflorestamento – representa a área com plantação de Teca (<i>Tectona grandis</i>). Foi encontrada somente uma área de reflorestamento.	
8. Pasto Sujo – corresponde às áreas de pastagem abandonadas, com presença de babaçu (<i>Attalea speciosa</i> Mart. ex Spreng).	
9. Pasto Limpo – são as áreas de pastagem onde há o predomínio de vegetação graminóide, em geral formada por <i>Brachiaria</i> sp.	

Figura 3.5 – Continuação

(Continua)

10. **Queimada** – compreende regiões que passaram por processo de queima recente, caracterizada principalmente por áreas de Savana Arborizada. Abrange também áreas de floresta derrubada com converção para agricultura familiar e/ou pastagem, sendo a queima utilizada como processo de limpeza do terreno.



11. **Corpo d'água** - corresponde à rede de drenagem e pequenas áreas alagadas.



Figura 3.5 – Conclusão

3.4. Dados Auxiliares

a. Dados de Precipitação

Considerando a multitemporalidade dos produtos utilizadas neste trabalho, foram levantados dados de precipitação acumulada nos períodos que precederam ao imageamento, sobretudo nos dias 01 e 02 de setembro (Figura 3.6), correspondentes à aquisição das imagens no modo dual COSMO-SkyMed. Essas informações auxiliaram na análise das referidas imagens, com intuito de avaliar possíveis diferenças causadas pelo teor de umidade nos alvos. Os dados climáticos provêm do Sistema Nacional de Dados Ambientais (SINDA/INPE - <http://sinda.crn2.inpe.br/PCD>).

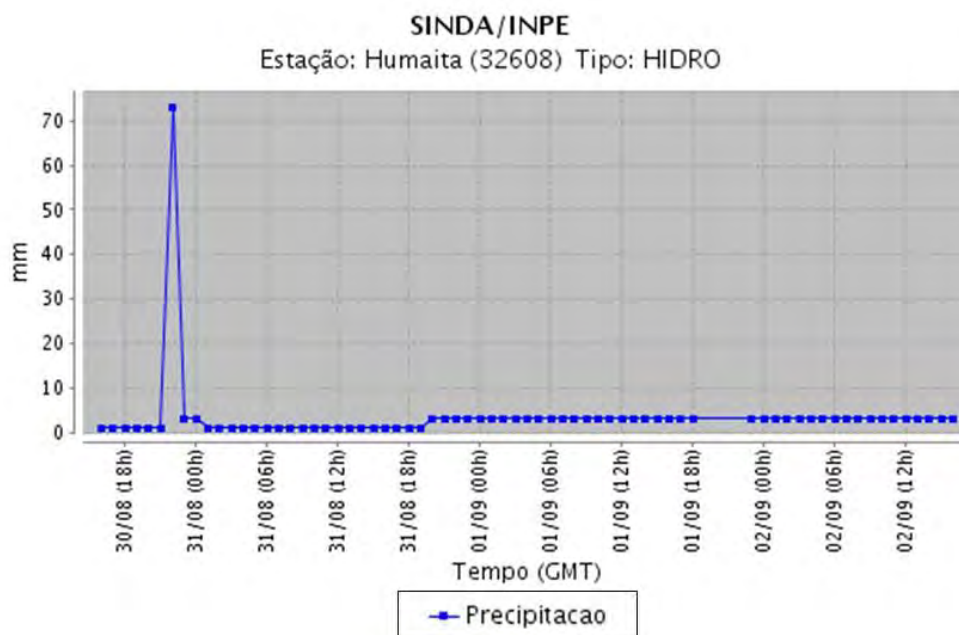


Figura 3.6 – Gráfico de precipitação diária entre os dias 30 de agosto e 02 de setembro de 2011.

Fonte: SINDA/INPE.

b. Imagens Ópticas

Imagens ópticas dos sensores TM/Landsat-5, nas datas de 05/07/2011 e 06/08/2011, e LISS III/IRS, de 20/08/2011 e 13/09/2011, foram utilizadas como suporte para o planejamento da fase de trabalho de campo e de pré-definição temática, bem como subsídio na análise de possíveis alterações decorrentes do uso do solo, no decorrer desse período de investigação.

c. Focos de Calor

Considerando que um dos principais agentes transformador da paisagem é a queimada, foram também utilizados os dados de focos de calor no período de 01/07 a 02/09/2011, oriundos do projeto PROARCO/INPE (<http://www.dpi.inpe.br/proarco/bdqueimadas/>). Esse tipo de levantamento subsidiou a caracterização posterior nas imagens SAR desse tema de queimada, pois na fase de trabalho de campo em certos locais percorridos diariamente foram detectados e catalogados pouquíssimos pontos de queima.

Entretanto, com a disponibilização das imagens ópticas (Landsat 5/TM: 05/07/2011, 06/08/2011; IRS/LISS III: 20/08/2011, 13/09/2011) e COSMO-SkyMed (01/09/2011 e 02/09/2011), constatou-se que houve uma maior incidência de queima, que foi devidamente registrada no decorrer do monitoramento da área, sobretudo em manchas de savana que não constaram do percurso referente aos planos de observação. Por conseguinte, a identificação de focos de queima através da conjunção dos dados ópticos e SAR permitiram assegurar tal fenômeno da incidência e distribuição espacial das áreas afetadas pelo fogo, registradas e radiometricamente caracterizadas nessas imagens do COSMO-SkyMed.

3.5. Softwares

Os *softwares* utilizados para processamento das imagens neste trabalho foram ENVI 4.8 e sua extensão SARscape, PCI Geomatics e ARCGIS 9.3.

3.6. Processamento SAR

O processamento das imagens SAR inclui quatro fases: pré-processamento, análise exploratória, classificação e validação, conforme demonstrado na Figura 3.7 e explicitadas detalhadamente a seguir.

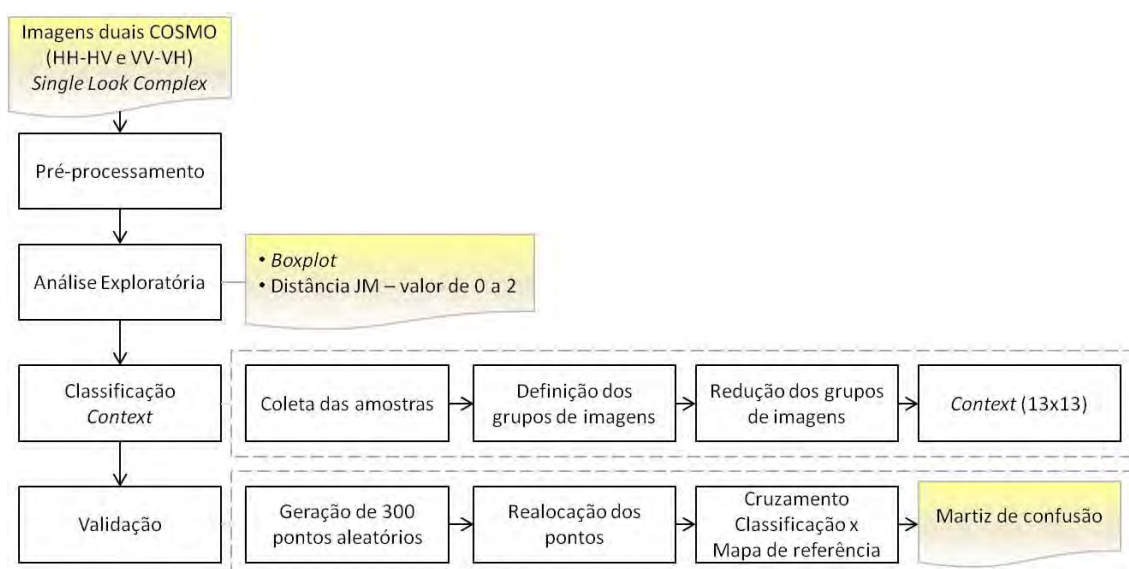


Figura 3.7 - Abordagem metodológica do processamento realizado nas imagens COSMO-SkyMed.

3.6.1. Pré-processamento

As etapas envolvidas na fase de pré-processamento estão indicadas na Figura 3.8 e pormenorizadas em seguida.

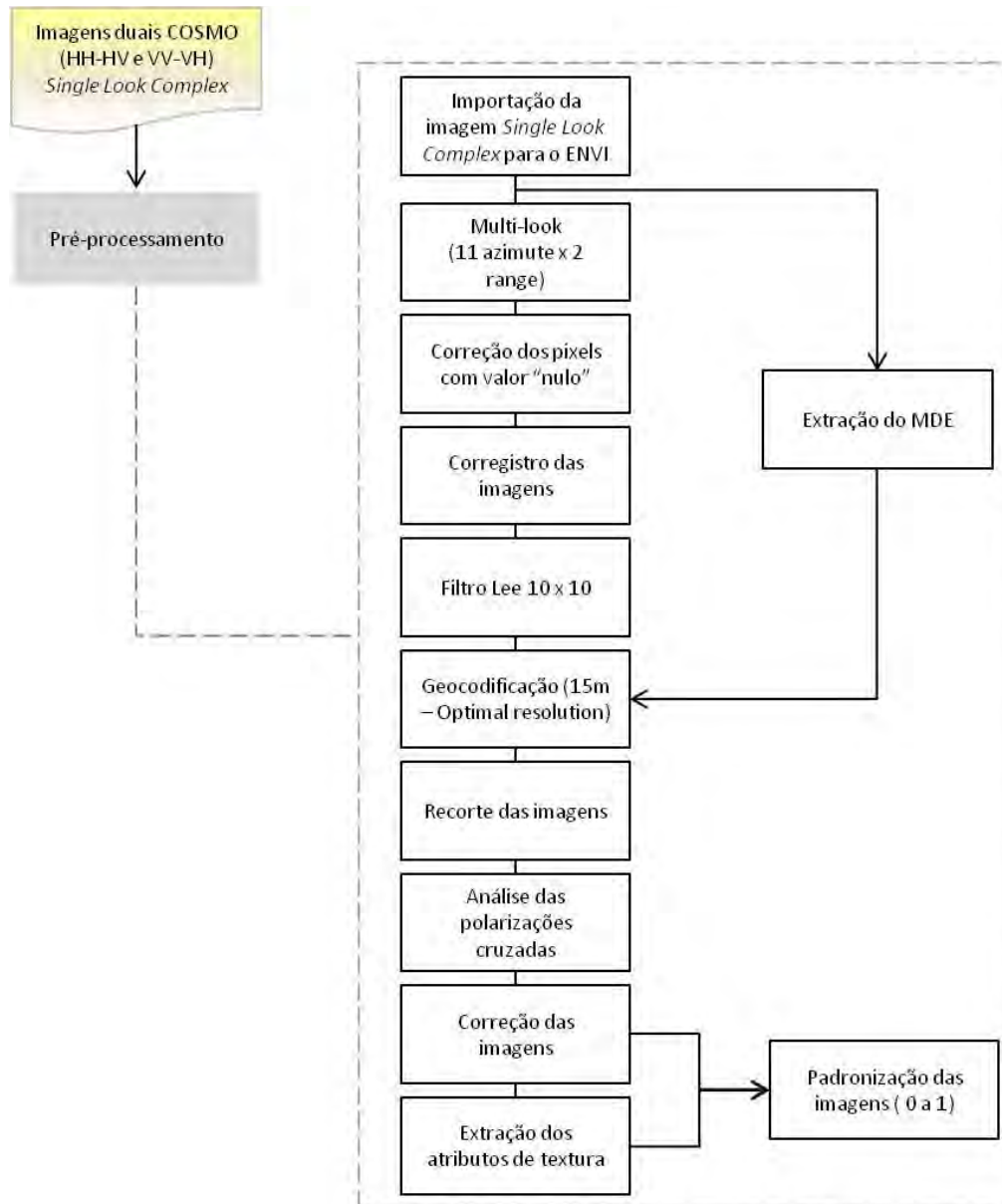


Figura. 3.8 - Metodologia aplicada na fase de pré-processamento.

Inicialmente os arquivos no formato *Single Look Complex* foram importados para o ambiente SARscape/ENVI 4.8, sendo desmembrado em quatro imagens referentes às polarizações HH, HV, VV e VH. A partir desses produtos foi extraído o Modelo Digital

de Elevação (MDE), baseado no SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), obtido no endereço eletrônico do *Consortium for Spatial Information* - CGIAR-CSI (<http://srtm.csi.cgiar.org/>). Posteriormente foi realizado o processamento multilook.

a. Multilook

As imagens de radar apresentam uma resolução radiométrica baixa, quando comparadas às imagens ópticas, devido à presença do ruído *speckle*. Esse ruído ocorre devido à natureza coerente da onda incidente, ou seja, apresenta uma frequência única e alcança o alvo também com uma única fase. O sinal incidente é retroespalhado pelos alvos que compõem o pixel, resultando em diversos sinais que são combinados, podendo ocorrer interferências construtivas e destrutivas, formando, respectivamente, pixels claros e escuros, chamados de *speckle* (RICHARDS, 2009).

Dentre os métodos para reduzir os *speckle*, encontra-se o processamento *multilook* que consiste na geração da média das células de resolução da imagem, tanto na direção de range como em azimuth, o que permite ter um aumento da resolução radiométrica (SARMAP, 2009), além do melhor ajuste das dimensões da imagem. O número de *looks* é uma função do espaçamento do pixel em azimuth e em *slant range* e do ângulo de incidência, obtendo, dessa forma, na imagem *multilook*, pixels aproximadamente quadrados considerando a resolução em *ground range*, e não em *slant range* (Equação 3.1) (SARMAP, 2009).

$$\text{Espaçamento em ground range} = \frac{\text{espaçamento em slant range}}{\text{seno (ângulo de incidência)}} \quad (3.1)$$

Para as imagens utilizadas neste trabalho foram adotados 2 *looks* na direção de *range* e 11 *looks* na direção de azimuth, sendo considerado os valores de melhor ajuste da imagem, calculados automaticamente pelo SARscape/ENVI. O produto gerado correspondeu às imagens em *slant range* no formato intensidade para as polarizações HH, HV, VV e VH.

b. Correção dos pixels nulos

As imagens de polarização cruzada HV e VH apresentavam pixels com valores nulos, sendo necessária a correção dos mesmos. Esse procedimento foi realizado no ambiente ENVI 4.8, utilizando a ferramenta *Band Math*, no qual os pixels de valores nulos foram retirados e posteriormente seus valores foram estimados por interpolação, durante o processo de geocodificação.

c. Corregistro das imagens

O corregistro configura um simples processo de superposição, em geometria de *slant range*, de duas ou mais imagens SAR que apresentam o mesmo modo de aquisição e órbita, possibilitando corrigir deslocamentos translacionais e diferenças rotacionais e de escala (SARMAP, 2009). As imagens HH e HV apresentavam pequeno deslocamento em relação às imagens VV e VH, devido à aquisição das imagens dual terem ocorrido em passagens diferentes. Portanto, para correção de tais deslocamentos, foi realizado o referido procedimento, optando-se pela utilização da imagem HH como referência para o corregistro das demais.

d. Filtros

Apesar do processamento *multilook* promover a redução do *speckle*, muitas vezes é necessário realizar uma redução mais aprofundada do ruído por meio da utilização de filtros com intuito de melhorar a interpretabilidade do dado (RICHARDS, 2009). Segundo esse autor, os filtros adaptativos reduzem a variação causada pelo *speckle* em áreas relativamente homogêneas, porém preservando as bordas, uma vez que a suavização varia de acordo com a posição da imagem. Os filtros adaptativos mais conhecidos se baseiam no modelo multiplicativo do ruído *speckle* (Equação 3.2), utilizando estatísticas locais (RICHARDS, 2009).

$$z = xS \quad (3.2)$$

Onde, $x =$ é a propriedade do pixel na ausência do *speckle*, é o valor que se tenta estimar com a aplicação do filtro; $z =$ é a propriedade do pixel medida; $s =$ é o ruído *speckle*.

A aplicação dos filtros ocorre por meio de uma janela, de tamanho determinado, que percorre toda a imagem, pixel a pixel, analisando os vizinhos e centrada no pixel de interesse. Para estimar o valor de x , muitos filtros adaptativos utilizam a Equação 3.3 (RICHARDS, 2009):

$$\hat{x} = \langle z \rangle + b(z - \langle z \rangle) \quad (3.3)$$

Onde, $b =$ é o coeficiente de ponderação adaptativo e $\langle z \rangle =$ é a média dos valores da vizinhança inserida na janela, do pixel cujo valor $\hat{x}$ se busca.

Dentre os filtros adaptativos mais utilizados estão Frost, Lee, Kuan e Gamma. Para a definição do tamanho da janela, foram realizados testes com janelas de 5x5, 10x10 e 15x15 pixels. O melhor resultado, decorrente da aplicação do filtro Lee, considerando maior redução do ruído e menor suavização das bordas, foi obtido com a utilização da janela de 10x10 pixels, conforme constante no pacote ENVI 4.8, e, portanto, foi determinada a aplicação deste tamanho de janela nas imagens. Segundo Lee (1981), este filtro mantém a nitidez das bordas, além de realçar detalhes sutis na imagem e permitir o processamento de cada pixel independentemente. O algoritmo deste filtro é descrito pela Equação 3.2, porém este método difere dos demais por considerar os valores de média e variância locais, ou seja, da região circunscrita pela janela. O valor do coeficiente de ponderação b é calculado a partir da Equação 3.4 (LEE, 1981).

$$b = \frac{Var(x)}{\langle z \rangle Var(z) + Var(x)} \quad (3.4)$$

e. Geocodificação

As imagens SAR apresentam grande distorção na direção de *range* causado principalmente pelo relevo. Para correção dessas distorções realiza-se a geocodificação, que configura o processo de conversão de imagens SAR, tanto em geometria *slant*

range como em *ground range*, para um sistema de referência cartográfica. Esse processo pode ser realizado de duas formas, utilizando o dado de MDE (geocodificação terrena) ou sem a utilização deste dado (geocodificação elipsoidal) (SARMAP, 2009).

A geocodificação das imagens foi realizada utilizando o MDE, com o método de reamostragem *Optimal Resolution* que otimiza a fase de reamostragem, tanto geometricamente como radiometricamente, com um tamanho de pixel de saída para 15m. Posteriormente as imagens foram recortadas na área de estudo definida.

f. Análise das polarizações cruzadas

Com o intuito de se utilizar as quatro polarizações como um conjunto de dados *quad-pol*, foi realizada análise das polarizações cruzadas HV e VH, considerando o princípio da reciprocidade (RANEY, 1998), ou seja, que as intensidades dos sinais retroespalhados em HV e VH são iguais. Essas análises foram realizadas sobre o perfil do comportamento radiométrico dos sinais e dos valores de média e variância de polígonos das classes Floresta, Savana e Pasto nas imagens HV e VH, avaliando a significância das diferenças encontradas, por meio do teste de hipótese de diferença de médias populacionais (Equação 3.5), considerando 5% de significância. Foram escolhidos dois polígonos representativos de cada classe, sendo considerado para a análise o valor médio entre eles. A utilização de apenas três classes foi considerada suficiente uma vez que se trata de uma análise exploratória do sinal.

$$Z = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{2 \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{n_1 + n_2}}} \quad (3.5)$$

Tendo em vista a possibilidade de utilização do produto originário do imageamento multitemporal como dado *quad-pol*, a metodologia a ser aplicada nessas imagens, para correção de diferenças na amplitude do sinal decorrente do multi-imageamento, pode ser verificada na Figura 3.9.

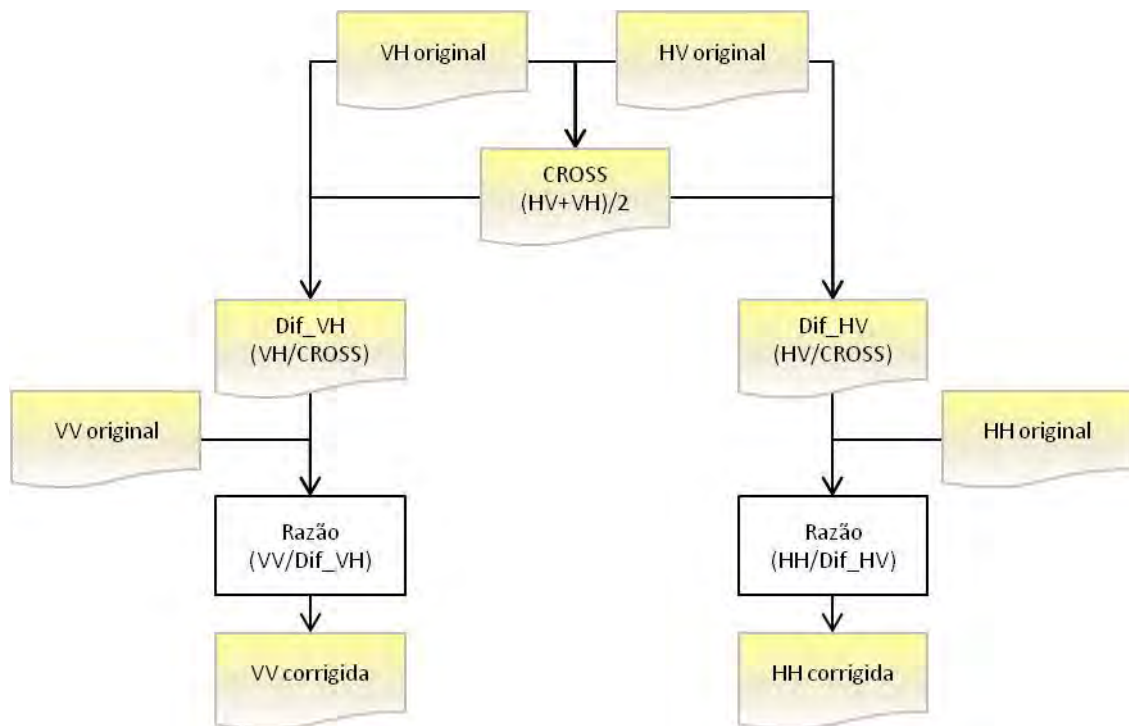


Figura. 3.9 - Fluxograma da metodologia adotada para a correção das imagens adquiridas em datas diferentes.

Inicialmente obtém-se a imagem "CROSS", referente à operação aritmética de média entre as polarizações HV e VH, e em seguida são produzidas as imagens-diferença para ambas as polarizações, "Dif_VH" e "Dif_HV", através da razão entre as imagens VH e HV e a imagem "CROSS". A partir desses produtos, realizam-se as correções das imagens co-polarizadas VV e HH, por meio das razões $\frac{VV}{Dif_VH}$ e $\frac{HH}{Dif_HV}$, resultando nas imagens VV corrigida e HH corrigida.

g. Extração dos atributos texturais

Os atributos texturais foram extraídos a partir das imagens HH, VV e CROSS, isoladamente, adotando os parâmetros de textura GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) (HARALICK et al., 1973) e os baseados em histograma, utilizando em ambos a janela com tamanho de 11x11 pixels. Dentre as texturas GLCM, foram extraídas as informações de homogeneidade, contraste, dissimilaridade, média, desvio padrão,

entropia e correlação. Dessa forma, foram obtidas 7 imagens texturais a partir da imagem HH, 7 de VV e 7 de CROSS, totalizando 21 atributos texturais GLCM.

As medidas baseadas em histograma utilizadas neste trabalho foram: média, mediana, desvio médio da média, desvio médio da mediana, distância Euclidiana média, variância, coeficiente de variação normalizada, assimetria, curtose, energia, entropia e razão hierárquica ponderada (*weighted-rank fill ratio*). Para o cálculo deste último atributo, foi adotado o valor de 5% para a variável k , ou seja, foi considerada a soma de 5% dos pixels mais brilhantes, conforme Dekker (2003). Assim, foram geradas 12 medidas de histograma para cada polarização, totalizando 36 imagens de textura baseada em histograma (Tabela 3.3).

Tabela 3.3 - Atributos de textura GLCM e baseado em histograma obtidos a partir das polarizações HH, VV e CROSS.

Polarizações	Texturas GLCM	Medidas de Histograma
HH	1. Homogeneidade 2. Contraste 3. Dissimilaridade 4. Média 5. Desvio Padrão 6. Entropia 7. Correlação	1. Média 2. Mediana 3. Desvio médio da média 4. Desvio médio da mediana 5. Distância Euclidiana média 6. Variância 7. Coeficiente de variação normalizada 8. Assimetria 9. Curtose 10. Energia 11. Entropia 12. Razão hierárquica ponderada

(Continua)

Tabela 3.3 - Conclusão

VV	8. Homogeneidade 9. Contraste 10. Dissimilaridade 11. Média 12. Desvio Padrão 13. Entropia 14. Correlação	13. Média 14. Mediana 15. Desvio médio da média 16. Desvio médio da mediana 17. Distância Euclidiana média 18. Variância 19. Coeficiente de variação normalizada 20. Assimetria 21. Curtose 22. Energia 23. Entropia 24. Razão hierárquica ponderada
CROSS	15. Homogeneidade 16. Contraste 17. Dissimilaridade 18. Média 19. Desvio Padrão 20. Entropia 21. Correlação	25. Média 26. Mediana 27. Desvio médio da média 28. Desvio médio da mediana 29. Distância Euclidiana média 30. Variância 31. Coeficiente de variação normalizada 32. Assimetria 33. Curtose 34. Energia 35. Entropia 36. Razão hierárquica ponderada
Total	21 imagens	36 imagens

h. Padronização das imagens intensidade e texturais

Os atributos de textura apresentam distintas faixas de valores, entre si e em relação às imagens intensidade. Com o intuito de evitar supervalorizar os atributos que apresentam valores maiores, durante o processo de classificação, optou-se por padronizar todos os atributos, passando então a apresentarem valores entre 0 e 1, conforme metodologia aplicada por Soares et al. (1997). Esse procedimento foi realizado aplicando a Equação 3.6 nas imagens. Para o cálculo dos valores máximos e mínimos foram considerados três desvios padrões para as imagens intensidade e dois desvios padrões para os atributos de textura.

$$Imagem_{padr} = \left(\frac{b1 - \text{mín}}{(\text{máx} - \text{mín}) > 0} \right) < 1 \quad (3.6)$$

Onde, $b1$ = valor do pixel; mín = valor mínimo calculado para a imagem; máx = valor máximo calculado para a imagem.

3.6.2. Análise Exploratória dos Atributos Texturais

Essa análise exploratória tem como objetivo avaliar a capacidade de separabilidade de cada atributo textural para as classes temáticas encontradas na área de estudo. Para tanto, foram analisados os *boxplot* e as distâncias Jeffries-Matusita de cada informação de textura para as 11 classes de uso da terra. Para a elaboração dos *boxplot*, foram utilizados os valores médios de intensidade de cada polígono amostrado para cada classe temática.

Segundo Richards e Jia (2006), a capacidade do atributo x_1 em discriminar duas classes ω_1 e ω_2 pode ser avaliada pelas medidas de separabilidade, que analisam as sobreposições existentes entre as funções de distribuição de probabilidade (FDP) das classes. Havendo pequena sobreposição (Figura 3.10), considera-se improvável que o classificador faça confusão entre as classes. Esses métodos quantificam a separação entre o par de distribuições de probabilidade, utilizando a distância entre as médias e os valores de desvios padrões, indicando dessa forma o grau de sobreposição existente (RICHARDS; JIA, 2006).

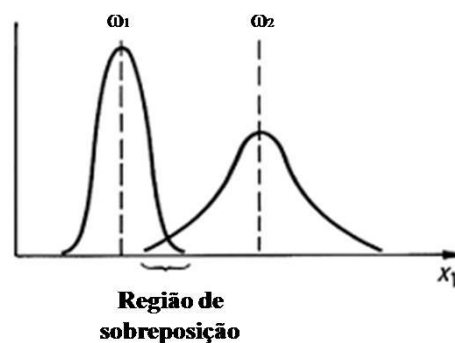


Figura 3.10 - Ocorrência de sobreposição entre as funções de distribuição de probabilidade das classes ω_1 e ω_2 , no espaço do atributo x_1 .

Fonte: Richards e Jia (2006).

A distância Jeffries-Matusita (JM) quantifica essa separação entre as classes, sendo definida como a medida da distância média entre as FDP de duas classes (WACKER; LANDGREBE, 1972). Considerando a normalidade das distribuições, a distância Jeffries-Matusita é obtida pela Equação 3.7.

$$J_{ij} = 2(1 - e^{-B}) \quad (3.7)$$

Sendo a variável B definida por Kailath (1967) como a distância Bhattacharya e determinada pela Equação 3.8.

$$B = \frac{1}{8}(m_i - m_j)^t \left\{ \frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right\}^{-1} (m_i - m_j) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\left| \frac{\Sigma_i + \Sigma_j}{2} \right|}{|\Sigma_i|^{1/2} |\Sigma_j|^{1/2}} \right\} \quad (3.8)$$

Onde, m_i e m_j = valores de média das classes i e j , respectivamente; Σ_i e Σ_j = covariância das classes i e j .

Os valores de distância Jeffries-Matusita variam de 0 a 2, onde o valor 2 indica alta distância entre as classes (Figura 3.11), ou seja, a classificação dos pixels entre as duas classes terá 100% de acurácia (RICHARDS; JIA, 2006).

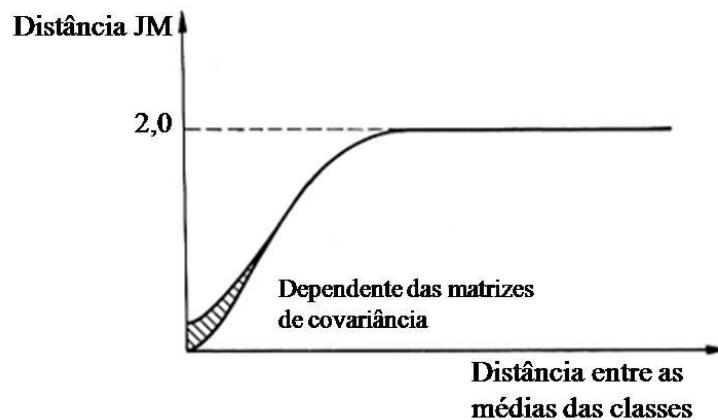


Figura 3.11 - Distância Jeffries-Matusita como uma função da separação entre as médias das classes espectrais.
Fonte: Richards e Jia (2006).

Neste trabalho a distância JM foi obtida utilizando o *software* ENVI 4.8, baseada nas amostras coletadas das 11 classes temáticas. Após a análise exploratória dos dados, foram definidos os grupos de imagens texturais, sobre os quais foram realizadas classificações com o objetivo de selecionar o melhor conjunto de texturas.

3.6.3. Análise Exploratória das Amostras das Classes Temáticas

Na etapa de treinamento, foram coletadas amostras representativas para as 11 classes temáticas, subsidiadas pelas informações de campos e imagem Landsat 5/TM, de 06 de agosto de 2011. Posteriormente, a qualidade das amostras coletadas foi analisada por meio de gráficos de dispersão, utilizando o valor médio de intensidade de cada polígono amostrado para as classes temáticas, excetuando o tema Reflorestamento, que apresenta somente um polígono amostrado. Esses valores foram obtidos a partir da imagem CROSS, não sendo necessário analisar as demais imagens, uma vez que se trata de uma análise exploratória. A partir dessa avaliação, algumas amostras foram descartadas por apresentarem valores muito diferentes das demais, sendo, portanto, consideradas como não representativas de suas respectivas classes. Na Figura 3.12 é possível verificar as amostras consideradas representativas para cada classe temática e que, portanto, subsidiaram as classificações.

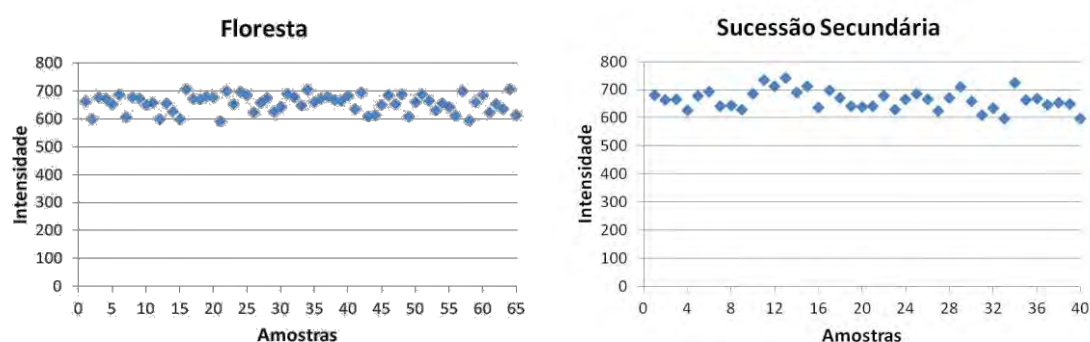


Figura 3.12 - Gráficos de dispersão dos valores de intensidade (em nível de cinza) das amostras sob análise. (Continua)

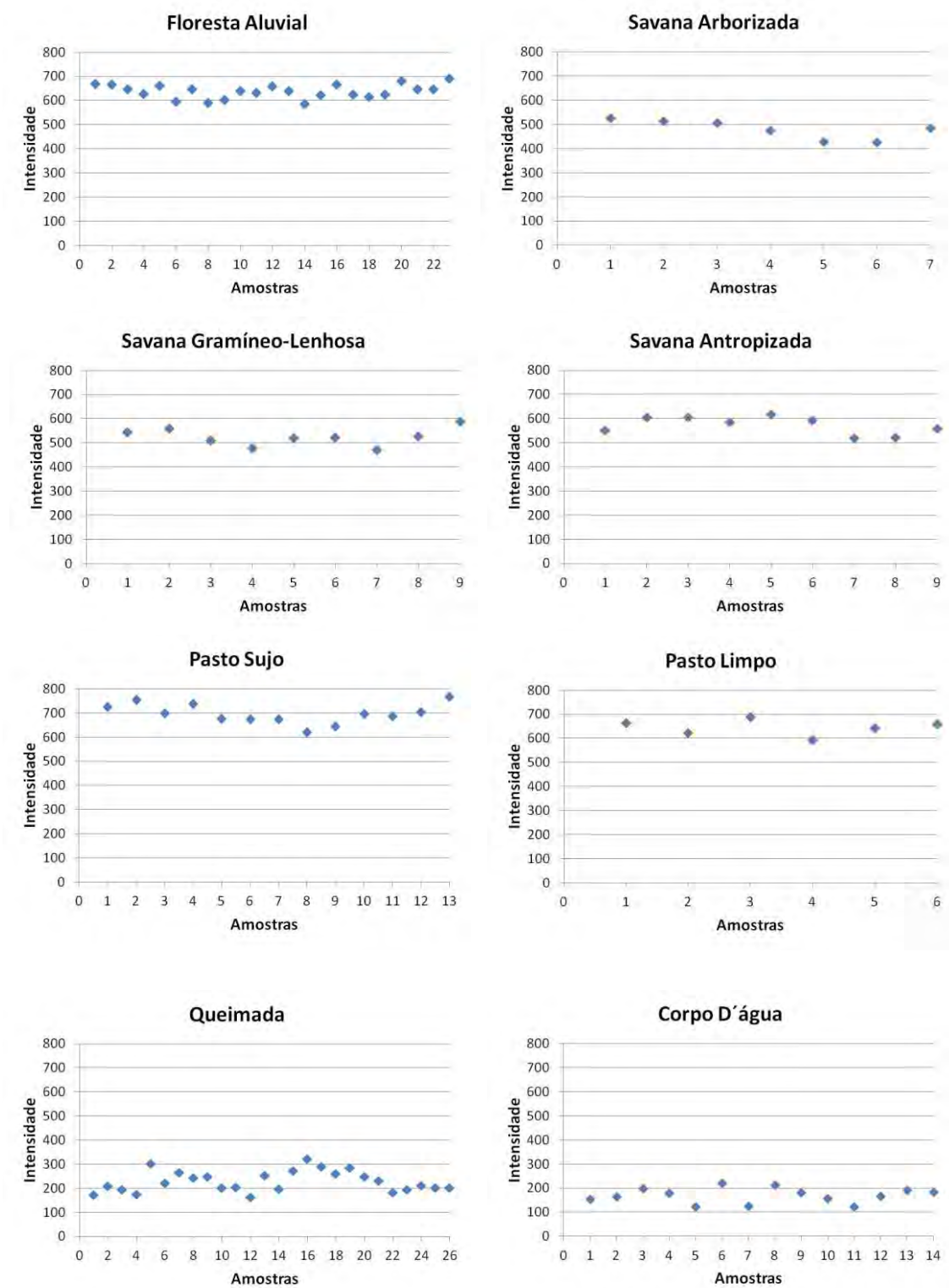


Figura 3.12 - Conclusão.

A quantidade de polígonos e pixels amostrados para cada classe, que subsidiaram a etapa de classificação, encontra-se descrita na Tabela 3.4.

Tabela 3.4 - Amostras coletadas das 11 classes temáticas, que subsidiaram as classificações.

Classe	Qtd regiões	Qtd pixels
Floresta	65	164.001
Floresta Aluvial	23	2.085
Sucessão Secundária	40	7.474
Savana Arborizada	7	3.927
Savana Gramíneo-Lenhosa	10	2.642
Savana Antropizada	9	3.207
Reflorestamento	1	1.032
Pasto Sujo	13	8.559
Pasto Limpo	6	1.443
Queimada	26	20.644
Corpo d'água	14	145

3.6.4. Classificação Context

Neste trabalho foi utilizada a classificação contextual, baseada em frequência, chamada *Context*, implementada no *software* PCI Geomatics. O primeiro passo é criar uma imagem reduzida a partir de um grupo de imagens, onde os valores de níveis de cinza na imagem de saída variam de 0 a 50, utilizando a ferramenta *REDUCE*. Para tanto foram definidos os grupos de imagens, que incluem as imagens intensidade e texturais, e em seguida, esse grupos foram reduzidos, gerando as imagens que subsidiaram as classificações. Para a definição do tamanho de janela a ser utilizada na classificação, foram realizadas avaliações com janelas de 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13, 15x15, 17x17, 19x19 e 21x21 pixels. O melhor resultado foi alcançado pela janela de tamanho 13x13 pixels, sendo este o tamanho aplicado para as classificações. Inicialmente as classificações foram realizadas utilizando as 11 classes temáticas. Posteriormente, por

meio da análise das matrizes de confusão e distância JM, algumas classes foram agrupadas e outras retiradas, sendo geradas novas classificações com 8, 7 e 6 classes temáticas.

3.6.5. Validação

Como subsídio ao processo de validação das classificações, foi elaborado um mapa referência a partir da imagem Landsat 5/TM, órbita/ponto 232/65, de 06 de agosto de 2011, acrescida das informações de campo, dos focos de calor entre 01 de julho e 01 de setembro de 2011, além das imagens Landsat 5/TM de 05 de julho de 2011, IRS/LISS III, órbita/ponto 312/81, de 20 de agosto e 13 de setembro de 2011. As etapas para a elaboração do mapa referência foram realizadas nos ambientes SPRING 5.2 e ArcGis 9, podendo ser visualizadas na Figura 3.13.

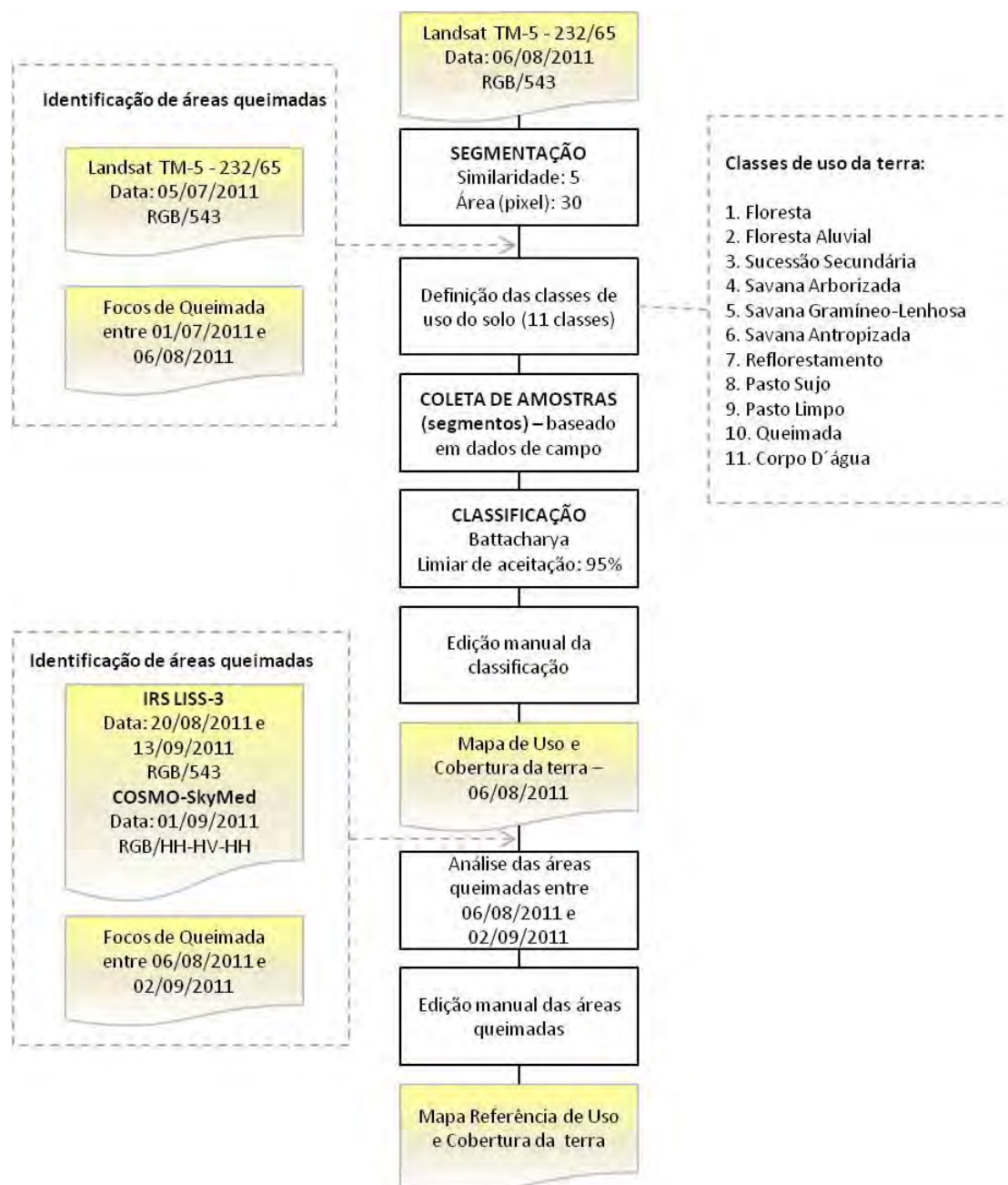


Figura 3.13 - Esquema contendo a metodologia aplicada na elaboração do mapa referência.

A partir da identificação das áreas queimadas entre 06/08/2011 e 01/09/2011, foi realizada a edição manual do mapa temático previamente elaborado, no *software* ArcGis 9, obtendo dessa forma o mapa de uso e cobertura da terra atualizado para a data de

01/09/2011, representando assim o mapa referência a ser utilizado na etapa de validação das classificações realizadas com as imagens SAR intensidade e texturais.

A fase de validação foi realizada no software ArcGis 9, para tanto, as imagens classificadas foram exportadas do ambiente PCI para o ArcGis. Foram criados 300 pontos aleatoriamente utilizando a ferramenta *Create random points* e posteriormente foi realizada análise da localização dos pontos e realocação dos mesmos, com base no mapa referência e com apoio do conhecimento de campo, com o intuito de que todas as classes fossem contempladas com o maior número de pontos possível. Em seguida foi realizado o cruzamento entre os pontos de validação criados e o mapa referência, associando uma classe temática a cada ponto, de acordo com a sua localização.

Dessa forma, o arquivo vetorial dos pontos de validação apresentava em sua tabela de atributos uma coluna referente às classes temáticas do mapa referência. Esses pontos de validação foram cruzados com as imagens classificadas, criando uma nova coluna na tabela de atributos do arquivo vetorial de pontos de validação, referente às classes temáticas da imagem classificada. Para cada classificação foi criado um arquivo final de pontos de validação, sobre os quais foram realizadas consultas com o intuito de elaborar as matrizes de confusão.

As matrizes de confusão (Figura 3.14) são formadas por linhas e colunas que expressam, respectivamente, as classes mapeadas na classificação e a referência, ou seja, a informação observada (ROSSITER, 2004).

		Referência (j = colunas)			
		1	2	k	Total (n_{i+})
Classificação (i = linhas)	1	n_{11}	n_{12}	n_{1k}	n_{1+}
	2	n_{21}	n_{22}	n_{2k}	n_{2+}
	k	n_{k1}	n_{k2}	n_{kk}	n_{k+}
	Total (n_{+j})	n_{+1}	n_{+2}	n_{+k}	n

Figura 3.14 - Matriz de confusão onde, n_{ij} = número de pontos da classe j (referência) classificados como classe i (classificação); n_{ii} = número de pontos classificados corretamente na classe i ; n_{+j} = número total de pontos avaliados da classe j (referência); n_{i+} = número total de pontos avaliados da classe i (classificação) e n = número total de pontos classificados corretamente.

Fonte: Congalton e Green (2008)

As matrizes de confusão foram geradas no ambiente *Microsoft Office Excel*. A partir dessas informações é possível obter a acurácia global (Equação 3.9), além do índice *Kappa* ($\hat{k}$) e sua variância (CONGALTON; GREEN, 2008).

$$Acurácia\ total = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n} \quad (3.9)$$

O índice *Kappa* ($\hat{k}$) é uma medida de concordância de dados categóricos, desenvolvido por Cohen (1960), que permite comparar as classificações obtidas automaticamente com a verdade de campo (referência) (ROSSITER, 2004). Esta medida é baseada na diferença de concordância presente na matriz de confusão, ou seja, a concordância entre a classificação e a referência, indicada na diagonal principal, e a chance de concordância que é indicada nos valores marginais das linhas e colunas (CONGALTON; GREEN, 2008). O valor de *kappa* é determinado pela Equação 3.10 e

sua variância pela Equação 3.11, cujos parâmetros são definidos pelas Equações 3.12 a 3.15 ((CONGALTON; GREEN, 2008).

$$\hat{k} = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+j}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+j}} \quad (3.10)$$

$$var(\hat{k}) = \frac{1}{n} \left\{ \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_1)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2-\theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4-4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right\} \quad (3.11)$$

Onde,

$$\theta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k n_{ii} \quad (3.12)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+j} \quad (3.13)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^k n_{ii} (n_{i+} + n_{+j}) \quad (3.14)$$

$$\theta_4 = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k n_{ij} (n_{i+} + n_{+j})^2 \quad (3.15)$$

Posteriormente foram realizadas análises estatísticas, utilizando o teste Z (Equação 3.16) e o valor p (Equação 3.17), com o objetivo de comparar a significância da diferença entre os valores de *Kappa* obtidos nas classificações.

$$Z = \frac{\hat{k}_1 - \hat{k}_2}{\sqrt{\frac{1}{2} [Var(\hat{k}_1) + Var(\hat{k}_2)]}} \quad (3.16)$$

$$valor\ p = 1 - dist.normp(z) \quad (3.17)$$

Onde, *dist.normp(z)* corresponde à distribuição cumulativa normal padrão de Z, definida pela Equação 3.18.

$$dist.normp(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-z^2}{2}} \quad (3.18)$$

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Pré-processamento e Análise das Imagens dual-polarizadas e temporais

Conforme exposto no item 3.6.1, foram realizadas análises das polarizações cruzadas, HV e VH, com o objetivo de avaliar a possibilidade de utilização das quatro polarizações como um conjunto de dados *quad-pol*. A Tabela 4.1 indica os valores de média e variância do sinal em ambas as polarizações.

Tabela 4.1 - Valores de média (μ) e variância (σ^2) das classes Floresta, Savana e Pasto, nas polarizações VH e HV.

Classe	Nº pixels	VH		HV		$\mu_{VH} - \mu_{HV}$ Valor Z
		μ	σ^2	μ	σ^2	
Floresta	36.904	762,14	67.325,04	532,29	30.881,41	140,90
Savana	4.471	729,76	62.744,81	522,49	28.332,05	40,72
Pasto	3.516	808,60	69.496,10	612,99	37.625,75	39,96

A partir da análise dos resultados constantes na tabela, foi verificado que os valores de média e variância do sinal retroespalhado na polarização VH são estatisticamente maiores em relação aos de HV. Porém, nota-se o mesmo comportamento do sinal retroespalhado em ambas as polarizações, quando comparamos a variação dos valores de média e variância entre as classes. Assim, pode ser identificado que o valor de média (μ) da classe Pasto é maior do que o valor de Floresta, e, por conseguinte, este é maior do que o valor de Savana, tanto na polarização VH como em HV. Essa relação no comportamento radiométrico do sinal entre as polarizações, também pode ser verificado no perfil traçado da linha 1671 da imagem (Figura 4.1).

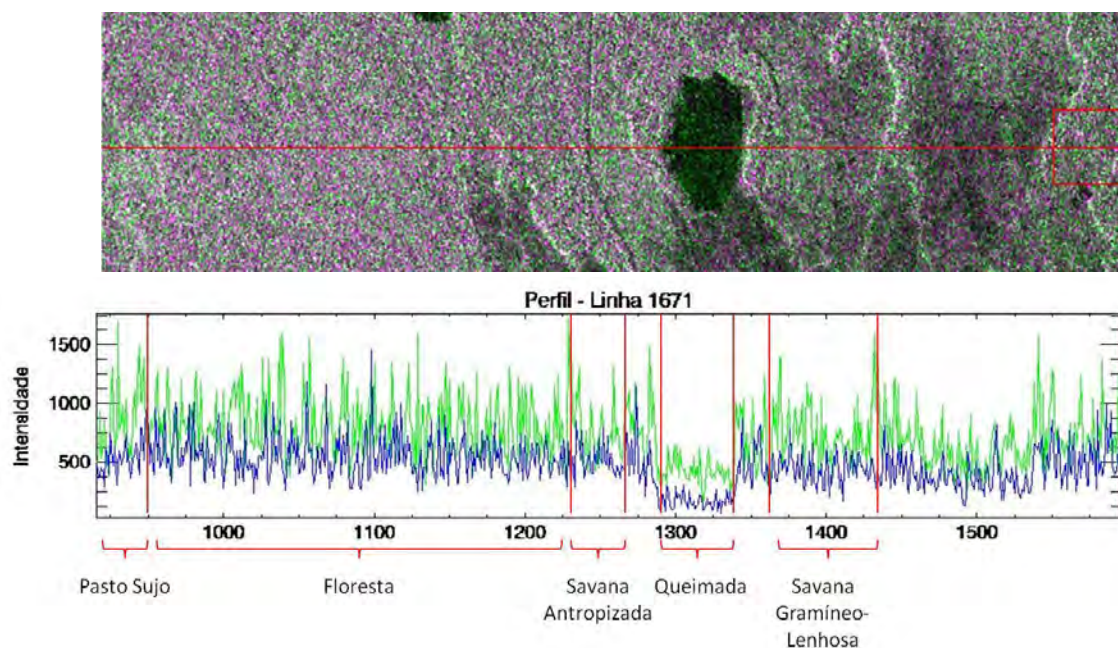


Figura 4.1 - Perfil da imagem COSMO-SkyMed, polarizações HV e VH, e o respectivo comportamento radiométrico dos sinais, na linha 1671 da imagem, sendo VH verde e HV azul.

Considerando que não houve alteração do teor de umidade na região entre as datas dos dois imageamentos, podemos aceitar como premissa, que a diferença na intensidade do sinal é consequência exclusivamente de uma possível diferença nas potências de emissão ou mesmo variação no ganho das antenas dos radares utilizados nas duas passagens. Apesar disso, o comportamento radiométrico dos sinais indica que possivelmente não houve alteração na paisagem entre as duas datas, sendo possível, dessa forma, utilizar os dados como *quad-pol*. Para tanto, foi realizada a correção das imagens, conforme indicado na Figura 3.18 (item 3.6.1), de modo a retirar as diferenças entre as imagens adquiridas em datas diferentes.

A Figura 4.2 mostra os perfis da linha 1671 nas imagens originais e corrigidas das polarizações HH e VV, evidenciando o efeito da correção das imagens no comportamento radiométrico das referidas polarizações.

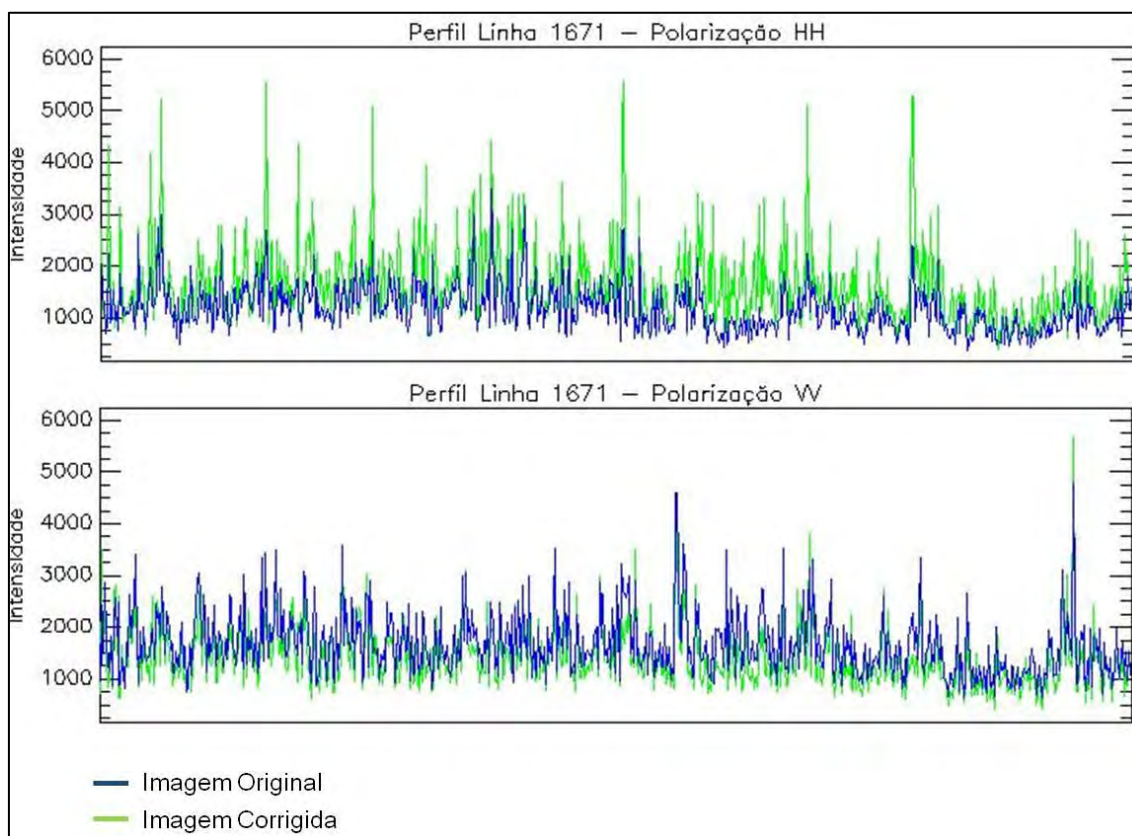


Figura 4.2 - Perfis das imagens originais e corrigidas das polarizações HH e VV.

Na polarização HH nota-se o aumento do sinal, enquanto que na polarização VV ocorre uma pequena diminuição. Possivelmente a ampliação do sinal em HH ocorreu devido aos ruídos remanescentes, apesar dos processamentos *multilook* e de filtragem. Dessa forma, foi realizada uma análise exploratória entre as imagens original e corrigida nas polarizações HH, HV, VV e VH, por meio de *boxplot* (Figura 4.3), com o intuito de verificar se houve diminuição na capacidade de separabilidade das classes temáticas encontradas em campo.

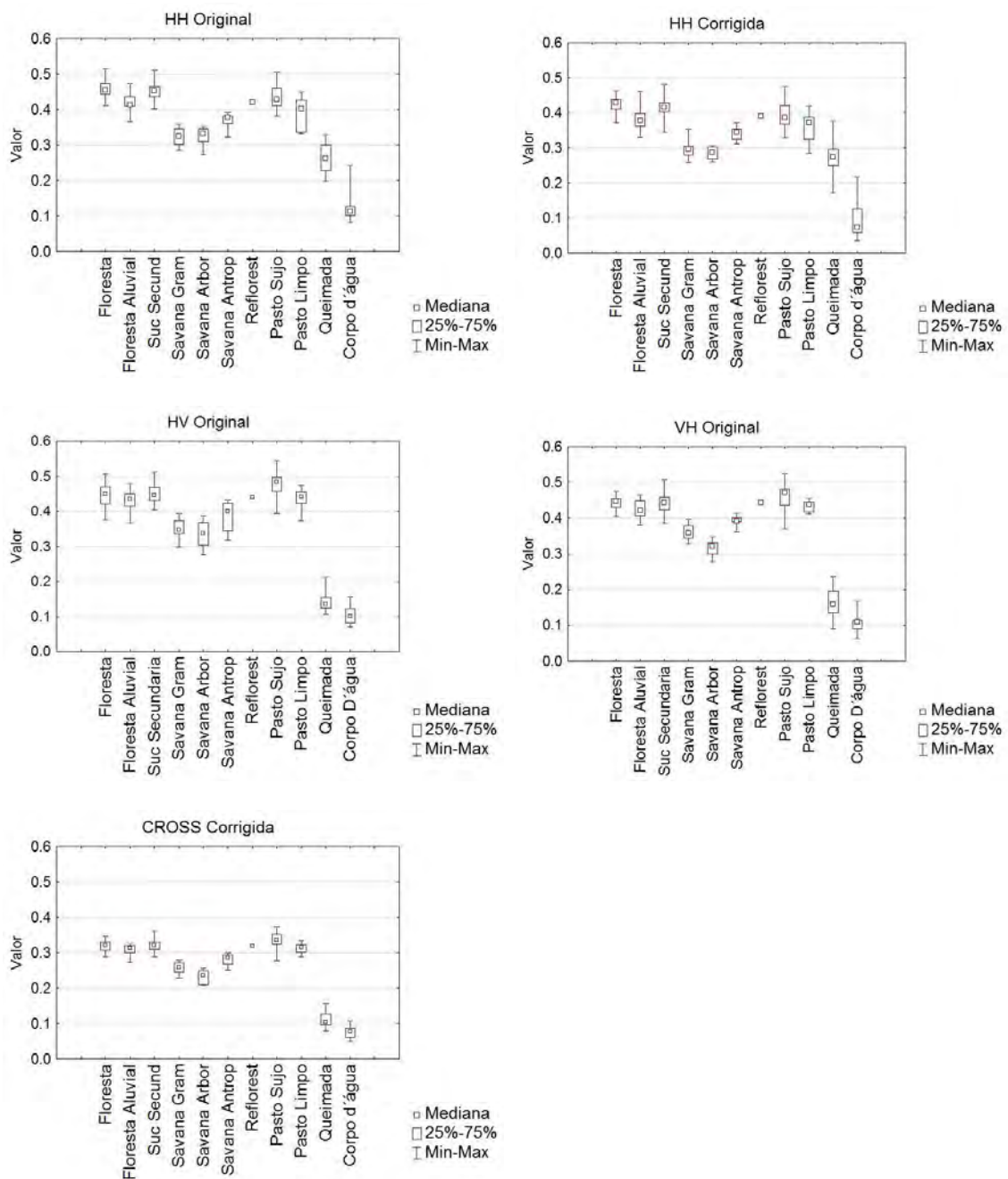


Figura 4.3 - Análise comparativa entre os *boxplot* das imagens original e corrigida das polarizações HH, HV, VH e VV.

(Continua)

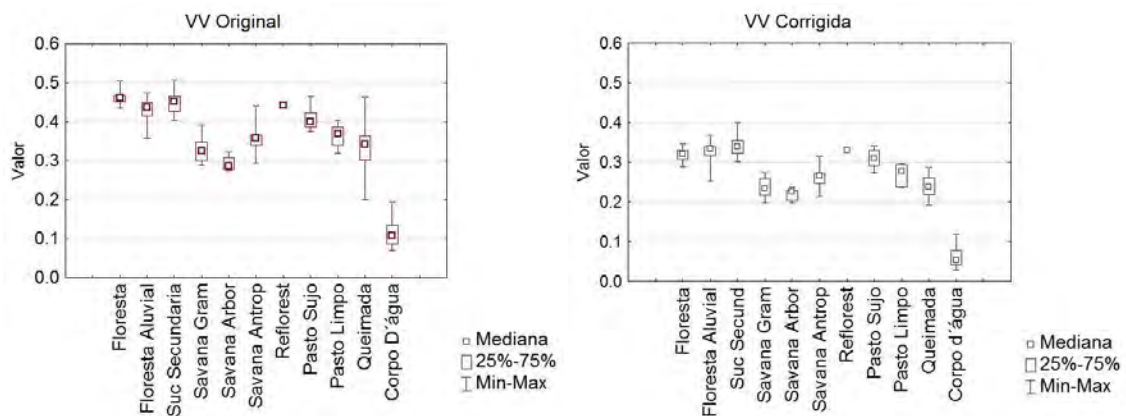


Figura 4.3 - Conclusão

Pela análise dos *boxplot* foi possível perceber um aumento na variação do sinal de HH em 1%, e uma diminuição de 4% em VV, 5% em HV e 3% em VH, porém, sem alterar a capacidade de separabilidade entre as classes. Assim, as etapas posteriores de processamento foram realizadas utilizando as imagens corrigidas, sendo referenciadas ao longo deste trabalho como HH, VV e CROSS (média entre HV e VH).

4.2. Análise Exploratória dos Atributos Texturais GLCM

A definição dos grupos de imagens texturais GLCM foi realizada por meio da análise do *boxplot* de cada atributo de textura (Figura 4.4) e do valor da distância JM encontrado para esses citados grupos de informações, considerando-se 11 classes temáticas definidas. Os valores representados nos *boxplots* referem-se aos valores de média de cada polígono amostrado a partir das imagens texturais padronizadas entre 0 e 1.

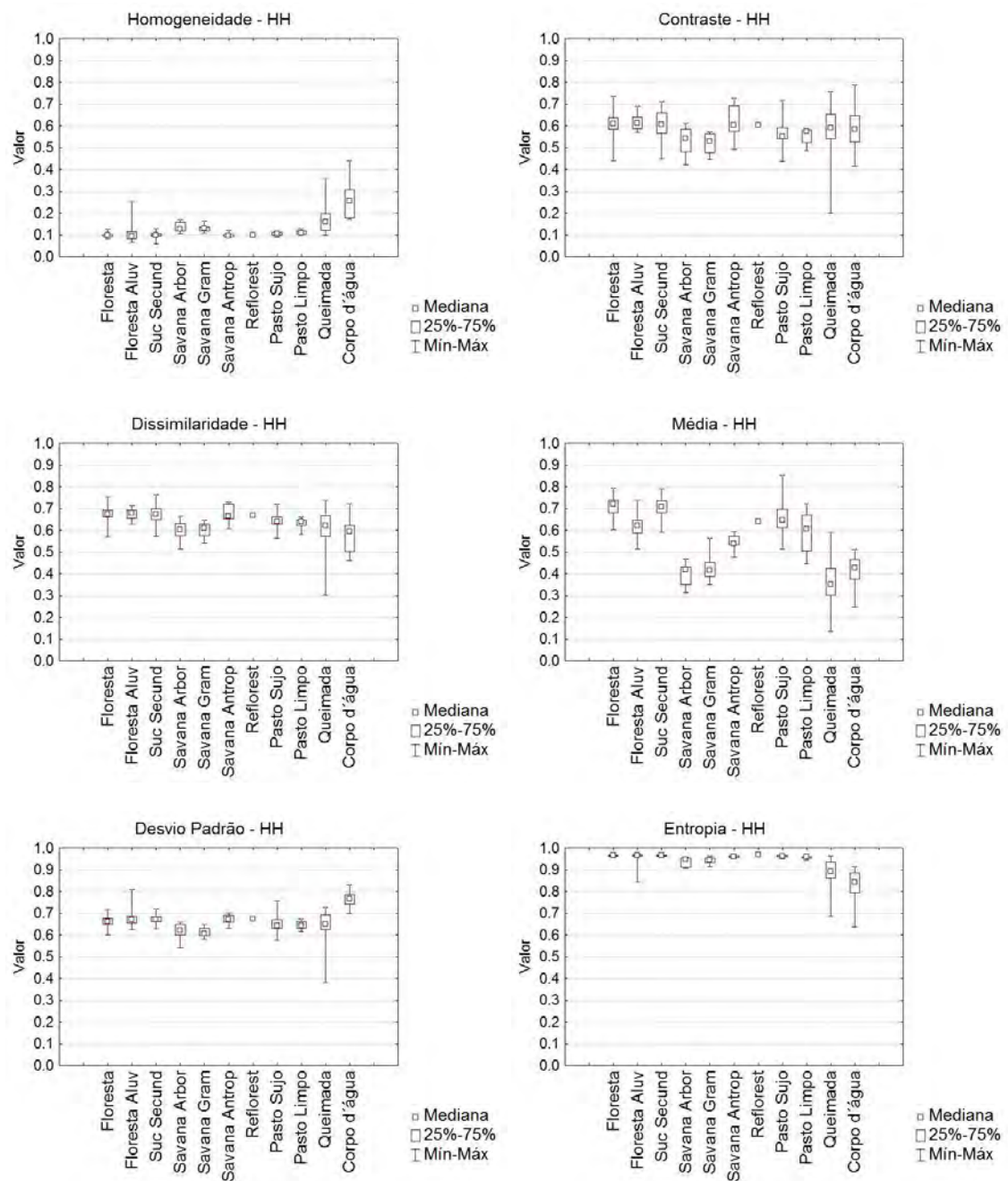


Figura 4.4 - *Boxplot* referentes à informação textural GLCM extraída das imagens HH, CROSS e VV, para as classes temáticas definidas na área de Humaitá/AM.

(Continua)

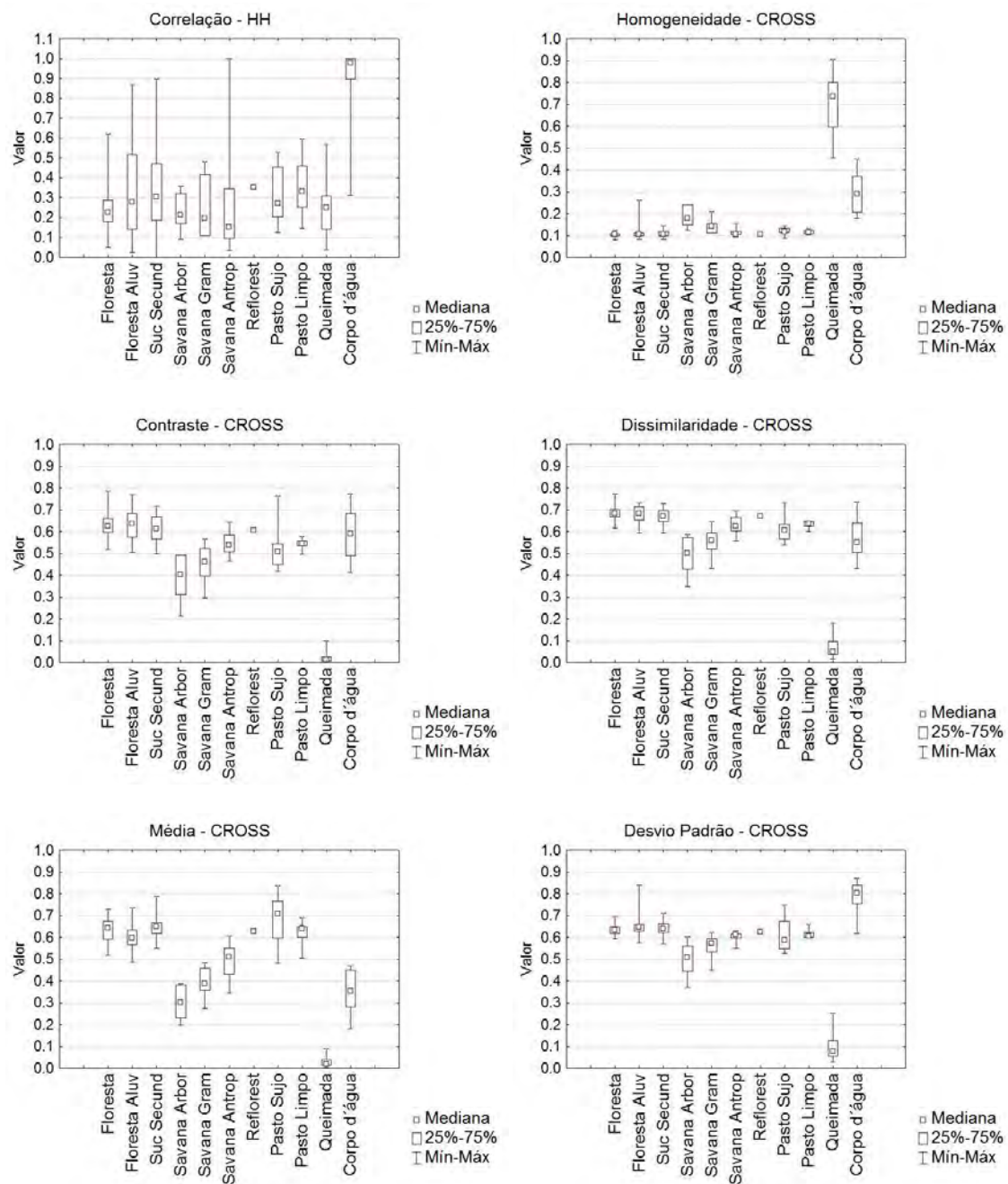


Figura. 4.4 - Continuação.

(Continua)

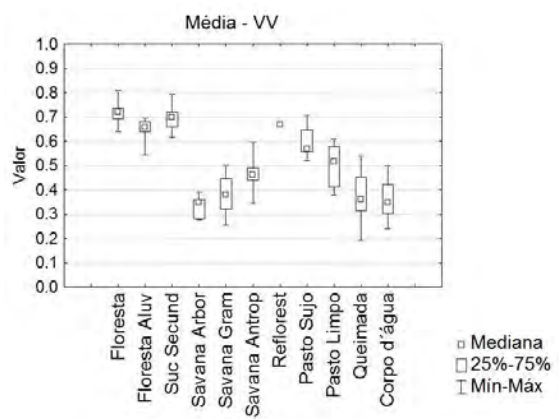
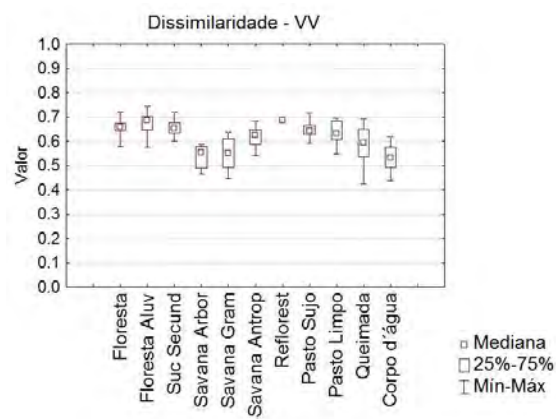
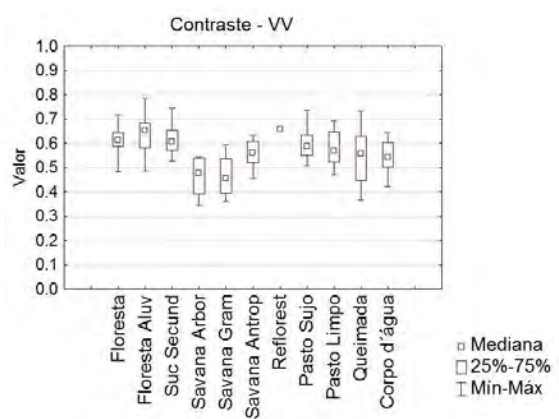
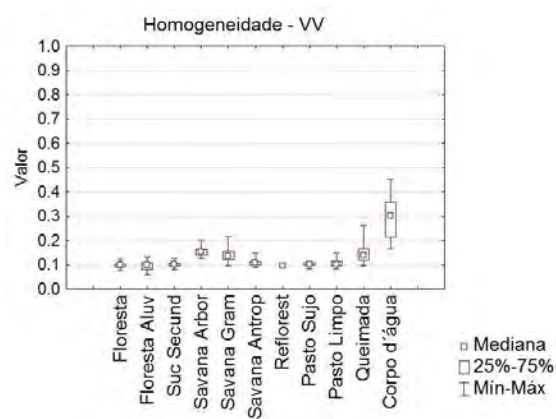
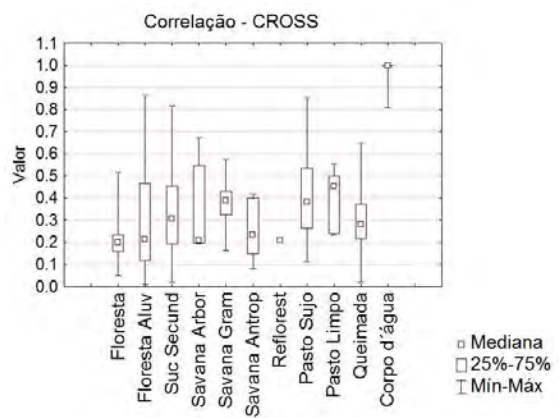
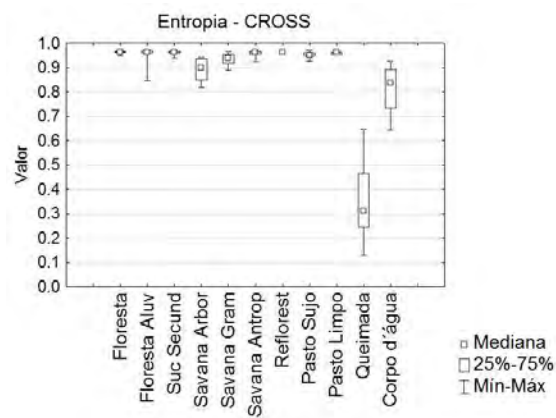


Figura 4.4 - Continuação.

(Continua)

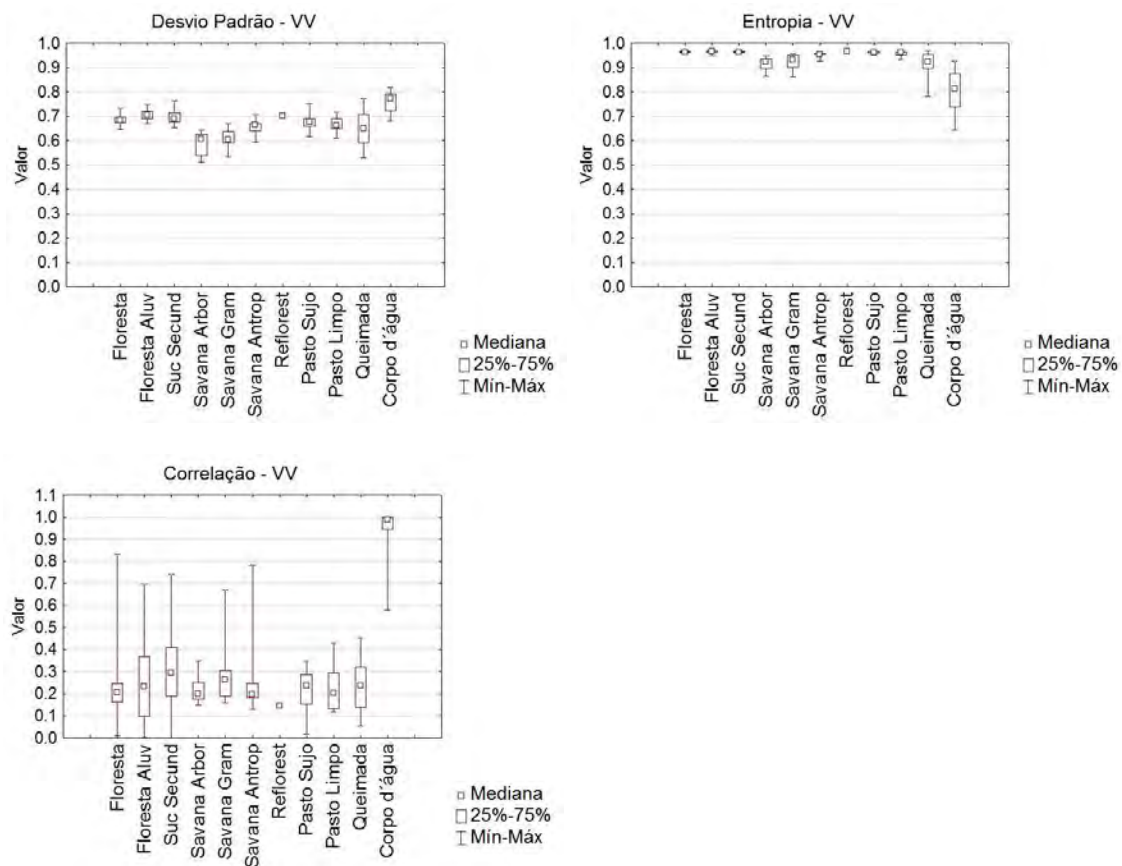


Figura 4.4 - Conclusão.

A análise dos *boxplots* permitiu observar que, em geral, as texturas obtidas da imagem CROSS (média entre HV e VH) apresentaram melhor capacidade de discriminação das classes temáticas, quando comparadas àquelas obtidas pelas imagens HH e VV. As classes de melhor separabilidade foram Queimada e Corpo d'água, sendo a primeira destacada nos atributos Homogeneidade, Contraste, Dissimilaridade, Média, Desvio Padrão e Entropia, obtidas da imagem CROSS, e a segunda, no atributos Correlação da imagem HH; Homogeneidade, Entropia e Correlação, da imagem CROSS; Homogeneidade e Correlação, obtidas da imagem VV.

Entre as classes Floresta, Floresta Aluvial, Sucessão Secundária e Reflorestamento, foram identificadas a formação de agrupamentos, quando se utilizou certos atributos texturais, por constituírem temas com estrutura florestal mais complexa, devido a distribuição espacial de seus indivíduos arbóreos nos vários estratos. Há uma relativa discriminação desse grupo em relação às demais classes nas informações de

Dissimilaridade da imagem CROSS e de Média da imagem VV. Por sua vez, as classes das Savanas Arborizada e Gramíneo-Lenhosa apresentaram similaridade no posicionamento do espaço de atributos espectrais e texturais, o que causa confusão na capacidade discriminatória entre elas, compondo assim um agrupamento. Porém, pode-se perceber certa potencialidade de discriminação desses dois temas savânicos em relação ao agrupamento das classes de estrutura florestal acima mencionado, bem como, na sua separabilidade com classes Pasto Sujo e Pasto Limpo ao se fazer simples uso dos atributos texturais Média de HH e de CROSS, além de Entropia de VV.

Os atributos de textura Contraste e Dissimilaridade, obtidas a partir das imagens HH, CROSS e VV, apresentaram capacidades de discriminação similares. Para quantificar essa correlação, foi elaborado o gráfico de dispersão entre essas variáveis e calculado os coeficientes de correlação (r) (Figura 4.5).

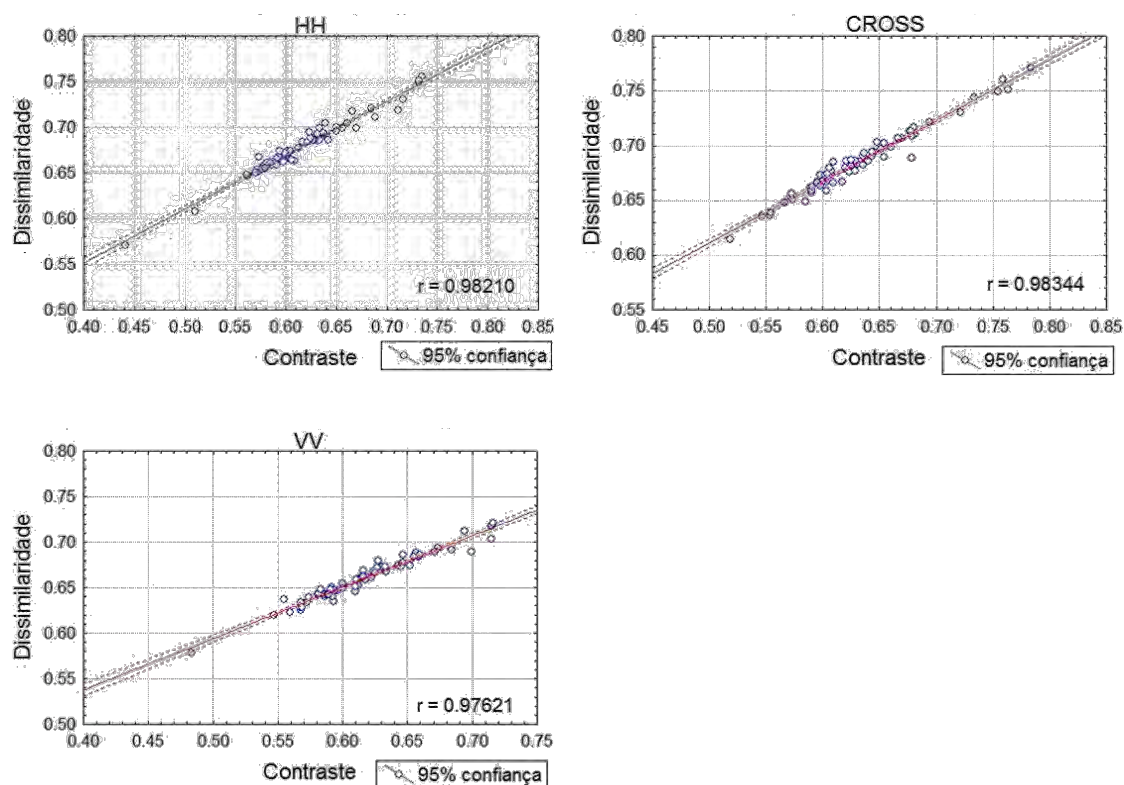


Figura 4.5 - Gráficos de dispersão entre os atributos Dissimilaridade e Contraste, obtidos das imagens HH, CROSS e VV e seus coeficientes de correlação (r).

Os gráficos permitem observar o alto grau de correlação entre esses atributos, que atingiram um coeficiente de correlação (r) de 0,98 nas imagens das três polarizações. Apesar da alta correlação, o atributo Contraste apresentou uma maior variação dos valores dentro de cada classe, alcançando em média 24% de variabilidade, enquanto que a Dissimilaridade atingiu cerca de 17%. Dessa forma, foram realizados testes utilizando ambos os atributos e também somente com a Dissimilaridade, uma vez que esta exibiu uma menor variação dos valores.

Adicionalmente à análise dos *boxplot*, foram calculadas as distâncias JM de diversas combinações de imagens texturais para a definição dos grupos de imagens, considerando assim uma avaliação quantitativa da informação. Desse modo, foram determinados oito grupos, denominados de Text 1, Text 2, Text 3, Text 4, Text 5, Text 6, Text 7 e Text 8, cujas composições de imagens estão listadas na Tabela 4.2, juntamente com seus valores médios de distância JM.

Tabela 4.2 - Grupos de textura GLCM e suas distâncias JM definidos a partir de análise exploratória.

	HH	CROSS	VV	Distância JM média
Text 1	Homogeneidade Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia	Homogeneidade Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia	Homogeneidade Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia	1,803
Text 2	Homogeneidade Média	Contraste Dissimilaridade Média Desvio Padrão	Dissimilaridade Média Desvio Padrão	1,676
Text 3	Média	Média	Média	1,418
Text 4	Homogeneidade Média Desvio Padrão Entropia	Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Contraste Correlação	Homogeneidade Contraste Média Desvio Padrão Entropia	1,803

(Continua)

Tabela 4.2 - Conclusão

Text 5	Homogeneidade Média Desvio Padrão Entropia	Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Contraste	Homogeneidade Média Desvio Padrão Correlação Entropia Contraste	1,800
Text 6	Homogeneidade Média Desvio Padrão	Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Contraste	Homogeneidade Média Desvio Padrão Correlação Entropia Contraste	1,780
Text 7	-	Homogeneidade Contraste Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Correlação	-	1,477
Text 8	-	Homogeneidade Contraste Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Correlação	Homogeneidade Contraste Dissimilaridade Média Desvio Padrão Entropia Correlação	1,740

Nessa Tabela 4.2 é possível observar que o atributo de Média, referente à intensidade do sinal restroespalhado, está presente em todos os grupos, sendo identificada, a partir das análises exploratórias, como a informação de melhor capacidade de discriminação entre as classes. Importante ressaltar que a banda X interage com a superfície do dossel, onde a posição e estrutura das folhas determinam a maior ou menor interação com o sinal incidente.

Nas três polarizações o atributo de Média apresentou altos valores para as classes caracterizadas por indivíduos de porte arbóreo, indicando a presença tanto de estruturas horizontais como verticais no dossel. As classes Pasto Sujo e Pasto Limpo apresentaram grande variação de Média, chegando a atingir valores relativamente altos nas polarizações HH e CROSS. Isto pode ser decorrente da interação com indivíduos

arbustivos e/ou presença de palmeiras (babaçu), caracterizados pelas folhas horizontalmente dispostas. Nas demais classes foram observados baixos valores de Média nas três polarizações.

Os atributos Homogeneidade, Desvio Padrão e Entropia também se destacam, ocorrendo na maioria dos grupos. Estes parâmetros indicam haver maior ou menor variabilidade no espaço de atributos radiométricos por parte dos alvos. De uma maneira geral, nas polarizações HH e VV a Homogeneidade apresentou valores baixos e, conseqüentemente, Entropia e Desvio Padrão tem valores mais altos, demonstrando a heterogeneidade das imagens. Os atributos de textura que demonstraram maior aptidão em discriminar as classes temáticas, foram aqueles provenientes da polarização CROSS, que faz uma integração entre as informações derivadas de HV e VH, e, portanto, os mais utilizados na composição dos grupos de imagens investigados.

Os grupos Text 1, Text 4 e Text 5 apresentaram os maiores valores médios de distância JM. Esses grupos texturais, através das análises exploratórias, foram formados por 15 atributos, apresentando, porém, diversidade em suas composições de imagens (Tabela 4.2), decorrentes das informações integradas oriundas das diferentes polarizações (HH, CROSS e VV).

4.3. Elaboração do Mapa Referência

Conforme demonstrado no fluxograma metodológico de elaboração do mapa referência (Figura 3.22, item 3.6.5), inicialmente foi realizada a segmentação da imagem Landsat 5/TM de 06/08/2011, atribuindo aos parâmetros de similaridade e área (pixels), os valores, respectivamente, de 5 e 30. Objetivando identificar as áreas de queimada presentes nesta imagem, foi utilizada a imagem Landsat 5/TM de 05/07/2011, para realizar análise comparativa entre possíveis áreas queimadas identificadas, e os focos de calor ocorridos no período de 01/07/2011 e 06/08/2011 (Figura 4.6).

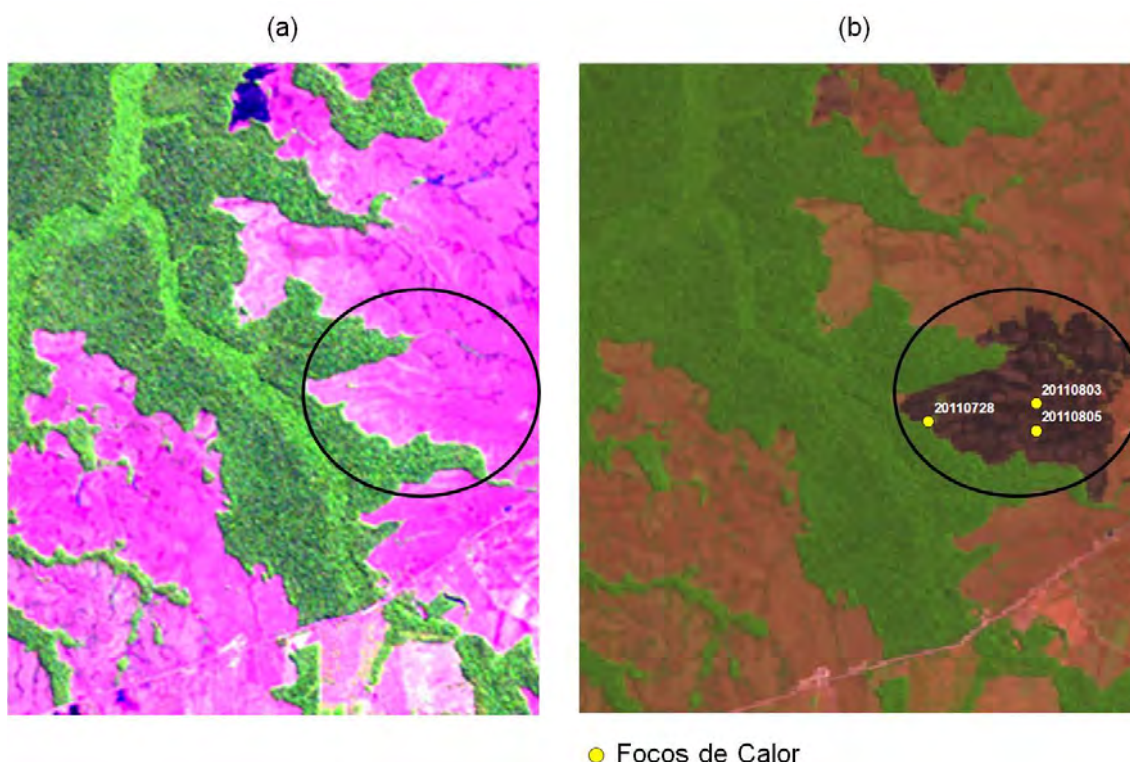


Figura 4.6 - Análise comparativa entre as imagens Landsat 5/TM de 05/07/2011 (a) e 06/08/2011 (b), composição colorida RGB/543, considerando os focos de calor entre 01/07/2011 e 06/08/2011, para identificação de áreas queimadas.

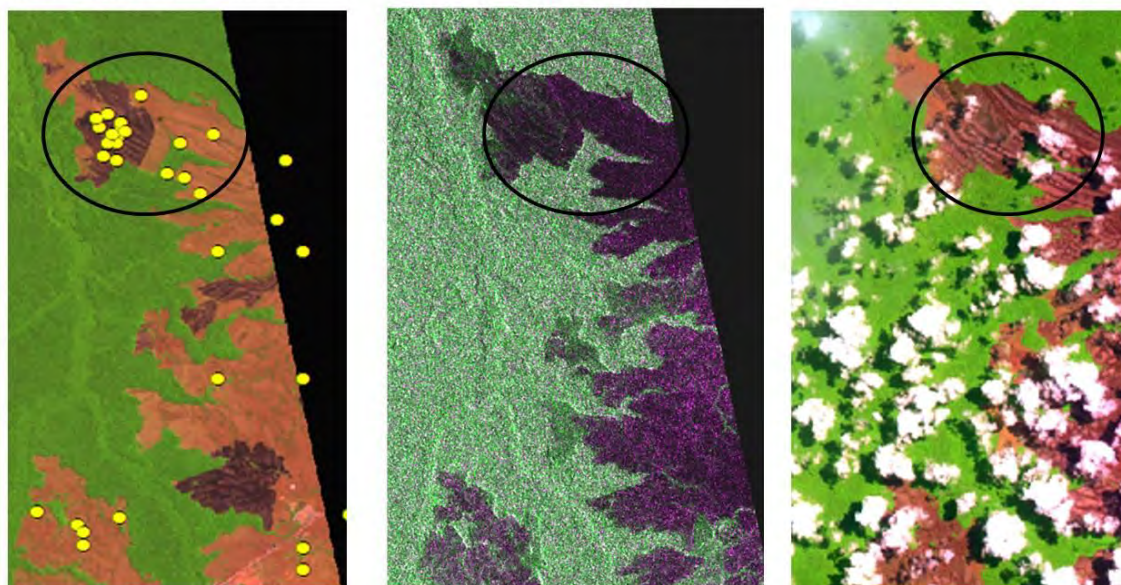
Em seguida foram coletados os segmentos amostrais para as 11 classes temáticas, que subsidiaram o classificador *Battacharya* na elaboração do mapa temático, utilizando um limiar de aceitação de 95%. Apesar das estradas e rodovias terem sido identificadas no mapa referência, essas não foram consideradas na execução das classificações temáticas. Foram necessárias algumas edições manuais para que se obtivesse um mapa com a maior acurácia possível, considerando o uso e cobertura da terra na data de 06/08/2011 e as informações obtidas em campo.

Com o intuito de verificar as mudanças na paisagem entre 06/08/2011 e 02/09/2011, foram realizadas comparações entre as imagens IRS/LISS III de 20/08/2011 e 13/09/2011 e a imagem COSMO-SkyMed de 02/09/2011, além da utilização das informações de focos de calor ocorridos no período de 06/08/2011 a 01/09/2011, considerando-o como um dado indicativo da ocorrência de queimadas (Figura 4.7).

Landsat 5/TM – 06/08/2011

COSMO SkyMed – 01/09/2011

IRS/LISS III – 13/09/2011



● Focos de calor – 06/08/2011 a 02/09/2011

Figura 4.7 - Análise comparativa entre as imagens Landsat 5/TM de 06/08/2011, COSMO-SkyMed de 01/09/2011 e IRS/LISS III de 13/09/2011, considerando os focos de calor ocorridos no período de 06/08/2011 e 01/09/2011, para atualização das áreas de queimada no mapa temático elaborado.

A partir das análises e procedimentos realizados, foi obtido o mapa referência (Figura 4.8) para a data de 01/09/2011, utilizado na etapa de validação das classificações *Context*.

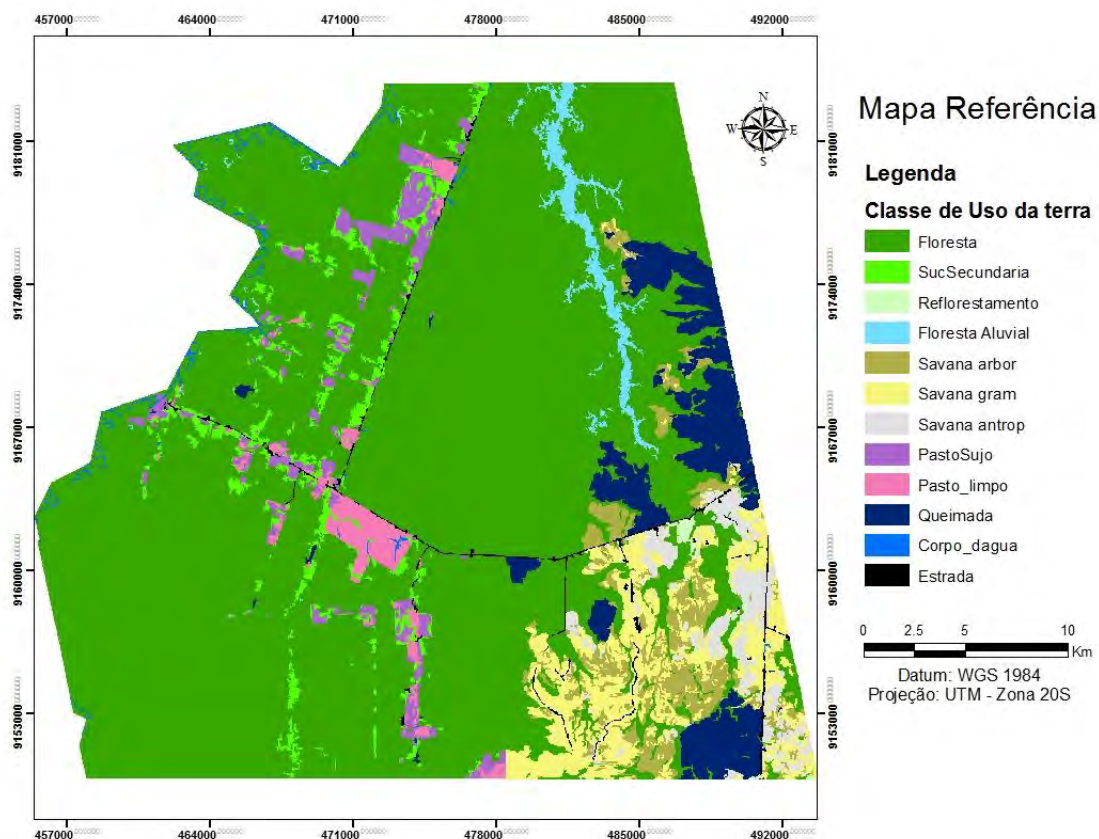


Figura 4.8 - Mapa referência da área de estudo a ser utilizado na etapa de validação.

4.4. Validação Temática da Classificação *Context*

Com base nas análises exploratórias previamente realizadas, e visto que a informação de textura agregada àquelas das imagens intensidade poderia apresentar resultados diferenciados na classificação em relação aos obtidos somente com os atributos de textura, foram realizadas classificações com os oito grupos de imagens texturais associadas às imagens intensidade HH, CROSS e VV. Dessa forma, foram definidos inicialmente 19 grupos de imagens para subsidiar as classificações *Context* utilizando as 11 classes temáticas. A Tabela 4.3 indica os grupos de imagens, juntamente com os valores de acurácia total, *Kappa* e variância do *Kappa* obtidas nas classificações.

Tabela 4.3 - Grupos de imagem inicialmente definidos e seus valores de acurácia, $Kappa (\hat{k})$ e variância do $Kappa (Var(\hat{k}))$ das classificações com 11 classes temáticas.

Grupos	Acurácia (%)	$\hat{k}$	$Var(\hat{k})$
HH + CROSS	41,67	0,344	0,000932186
VV + CROSS	42,33	0,351	0,000971043
HH + CROSS + VV	46,33	0,389	0,000974039
Text 1	42,67	0,338	0,0009006
Text 2	39,67	0,337	0,000852234
Text 3	36,00	0,276	0,000903709
Text 4	27,67	0,203	0,000676191
Text 5	30,67	0,221	0,000814158
Text 6	31,33	0,229	0,000826595
Text 7	36,00	0,285	0,000883134
Text 8	25,67	0,150	0,000672264
HH + CROSS+ VV +Text 1	34,00	0,270	0,000814112
HH + CROSS+ VV +Text 2	38,33	0,313	0,000871111
HH + CROSS+ VV +Text 3	35,67	0,288	0,000855748
HH + CROSS+ VV +Text 4	29,00	0,216	0,000704371
HH + CROSS+ VV +Text 5	32,67	0,240	0,000835074
HH + CROSS+ VV +Text 6	29,00	0,204	0,000780275
HH + CROSS+ VV +Text 7	33,67	0,266	0,000825555
HH + CROSS+ VV +Text 8	26,33	0,158	0,00069688

O melhor resultado apresentado corresponde à classificação derivada do grupo formado pelas imagens intensidade HH+CROSS+VV, alcançando acurácia total de 46% e valor de $kappa$ de 0,39. Esse valor tem concordância razoável, segundo a classificação definida por Landis e Koch (1977), considerando que a estratificação realizada tem 11 classes temáticas. Estatisticamente, este resultado não apresenta diferença significativa em relação àqueles obtidos pelos demais grupos formados pelas imagens intensidade e os conjuntos Text 1 e Text 2.

Dentre os grupos constituídos somente pelas imagens de textura, o melhor desempenho foi atingido pelo conjunto Text 1, sendo este resultado estatisticamente similar àqueles apresentados nas classificações de Text 2, Text 3 e Text 7. Ao agregar as informações das imagens intensidade com aquelas texturais, o melhor resultado foi alcançado pelo grupo HH+CROSS+VV+Text2 ($Kappa = 0,31$), com equivalência estatística aos valores obtidos por HH+CROSS+VV+Text1, HH+CROSS+VV+Text3 e HH+CROSS+VV+Text7.

Os resultados indicaram que, de forma isolada, os grupos Text 1 e Text 2 atingiram o melhor desempenho ao considerar os valores de $Kappa$ obtidos nessas classificações, ambos com 0,34, independente da similaridade estatística com outros grupos de imagens texturais. Devido ao fato do grupo Text 1, quando isolado, apresentar resultado, em termos absolutos, melhor que o Text 2 e quando agregado às imagens intensidade, obter efeito inverso, foi definida a utilização desses dois grupos texturais nas demais classificações para as 11 classes temáticas, determinando, dessa forma, mais quatro grupos de imagens. A Tabela 4.4 aponta os novos grupos de imagens definidos, assim como os valores de acurácia total, $Kappa$ e variância do $Kappa$ oriundos das classificações.

Tabela 4.4 - Novos grupos de imagens e seus valores de acurácia, $Kappa$ ($\hat{k}$) e variância do $Kappa$ ($Var(\hat{k})$) das classificações com 11 classes temáticas.

Grupos	Acurácia (%)	$\hat{k}$	$Var(\hat{k})$
HH + CROSS + Text 1	23,33	0,186	0,000491693
HH + CROSS + Text 2	34,33	0,272	0,000824209
VV + CROSS + Text 1	43,67	0,351	0,000920363
VV + CROSS + Text 2	41,00	0,338	0,000908946

Neste novo grupo de imagens, VV+CROSS+Text1 atingiu melhor resultado, não havendo diferença estatística com o obtido por VV+CROSS+Text2. Ao confrontar estatisticamente os valores alcançados por esses dois grupos com o resultado obtido por HH+CROSS+VV, nota-se a existência de equivalência estatística. Dessa forma, estatisticamente, os melhores resultados foram alcançados pelos três grupos de imagens

intensidade, Text 1, Text 2, VV+CROSS+Text1 e VV+CROSS+Text2. A Figura 4.9 exibe a matriz de confusão da classificação de melhor desempenho realizada com os 11 temas.

		MAPA REFERÊNCIA (%)										
CLASSIFICAÇÃO (%)		Floresta	Floresta Aluvial	Suc, Secund	Reforest	Savana Arbor	Savana Gram	Savana Antrop	Pasto Sujo	Pasto Limpo	Queimada	Corpo D'água
	Floresta	66,7	15,0	46,7	0,0	0,0	0,0	33,3	20,0	20,0	2,5	5,0
	Floresta Aluvial	7,6	75,0	3,3	13,3	0,0	6,7	0,0	20,0	20,0	0,0	20,0
	Suc Secund	18,2	5,0	40,0	3,3	0,0	0,0	44,4	20,0	13,3	0,0	30,0
	Reforest	3,0	0,0	0,0	33,3	16,0	20,0	0,0	6,7	6,7	0,0	15,0
	Savana Arbor	0,0	0,0	0,0	30,0	68,0	20,0	0,0	0,0	0,0	17,5	5,0
	Savana Gram	1,5	0,0	0,0	6,7	0,0	46,7	0,0	23,3	13,3	5,0	20,0
	Savana Antrop	1,5	5,0	6,7	0,0	0,0	0,0	22,2	3,3	0,0	0,0	5,0
	Pasto Sujo	0,0	0,0	3,3	13,3	0,0	0,0	0,0	6,7	26,7	0,0	0,0
	Pasto Limpo	0,0	0,0	0,0	0,0	4,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Queimada	1,5	0,0	0,0	0,0	12,0	6,7	0,0	0,0	0,0	75,0	0,0
	Corpo D'água	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Acurácia total = 46,33% Kappa = 0,389										

Figura 4.9 - Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 11 classes temáticas.

A partir da análise da matriz de confusão (Figura 4.9) oriunda da classificação de melhor desempenho, foi possível verificar a existência de similaridade no espaço de atributos radiométricos SAR entre as classes Reforestamento, Sucessão Secundária e Floresta, decorrente da resposta polarimétrica derivada do mecanismo de espalhamento superficial e volumétrico da banda X perante a estrutura de dossel dessas tipologias citadas e em análise. A Floresta Aluvial também apresentou algumas áreas classificadas entre os três temas citados anteriormente, indicando haver certa similaridade na configuração do espaço de atributos radiométricos na imagem COSMO-SkyMed. Faz-se registrar que áreas de Sucessão Secundária estão nominalmente categorizadas em estágios de regeneração intermediário e avançado, já demonstrando marcante característica fisionômico-estrutural de porte florestal, com dossel irregular decorrente de 2 ou 3 estratos que as compõem, onde as componentes de vegetação têm maior influência na resposta.

Observa-se também que a classe Queimada apresenta certa similaridade radiométrica com Savana Arborizada, fato causado devido às regiões de queimadas serem constituídas, em sua maior parte, por áreas de Savana Arborizada. Em geral, a queima ocorre no estrato herbáceo, atingindo alguns indivíduos arbustivo-arbóreos, cuja estrutura fisionômica permanece. A banda X, por apresentar maior interação com o topo do dossel, sem grande alcance de penetração no alvo, detecta as estruturas ainda conservadas, apesar de estarem queimadas, gerando assim uma confusão espectral entre essas classes.

Conforme apresentado no mapa referência (Figura 4.8), a classe Queimada é formada por áreas de Savana Arborizada e Pasto que sofreram processo de queima recente. Objetivando avaliar a possibilidade de distinção entre as áreas de Savana Arborizada e de Pasto Limpo, afetadas ou não por esse processo de queima, realizou-se uma análise comparativa, através da plotagem, em *boxplot*, dos valores de intensidade contidos nas imagens do COSMO-SkyMed para uma série de amostras representativas dessas classes afetadas pelo fogo, acima mencionadas (Figura 4.10).

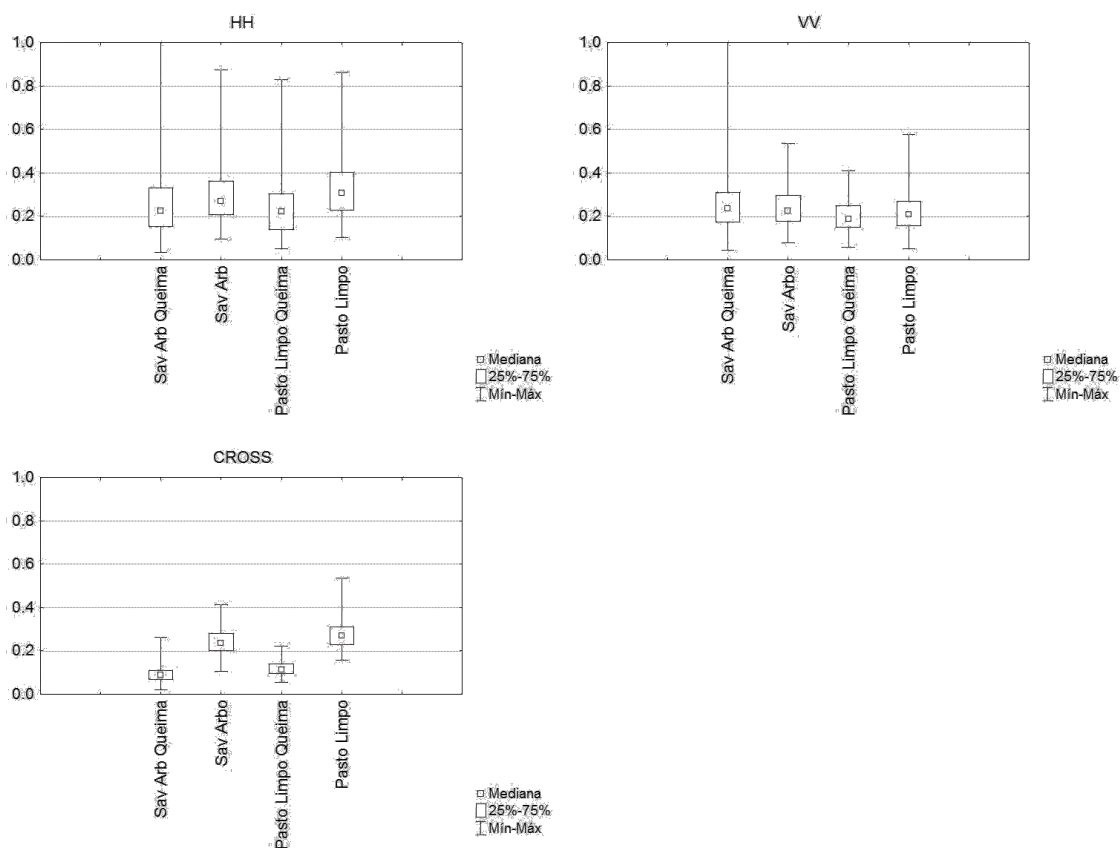


Figura 4.10 - *Boxplot* referente aos valores de intensidade do sinal radar em amostras de Savana Arborizada queimada (Sav Arb Queima) e não queimada (Sav Arb), Pasto Limpo queimado (Pasto Limpo Queima) e não queimado (Pasto Limpo), coletadas para as polarizações HH, CROSS e VV.

De acordo com a Figura 4.10, pode-se notar que somente a polarização CROSS permite uma melhor separabilidade entre as classes Savana Arborizada queimada daquela não queimada; o mesmo acontece com a classe Pasto Limpo queimado daquele não afetado pelo fogo. Porém em nenhuma imagem é possível distinguir essas duas tipologias da paisagem quando sofreram o processo de queima. O espectro que as representam ocupa o mesmo espaço de atributos no sinal radar (banda X), o que dificulta uma adequada discriminação. Tal comentário se estende também ao uso das polarizações HH e VV, pelo “range” sobreposto dos valores de intensidade para todas as classes presentes na paisagem investigada.

As áreas de Pasto Sujo são compostas tanto por regiões de estruturas herbáceas como por áreas com alta densidade de indivíduos arbustivos (babaçu) e alguns arbóreos (palmeiras). Essa variação fisionômica-estrutural é caracterizada por um espaço de

atributos radiométricos similar tanto ao da classe Savana Gramíneo-Lenhosa, como aos das classes de Floresta, Floresta Aluvial e Sucessão Secundária. Stolz e Mauser (1995) também apontaram dificuldade em discriminar as classes Pasto e Floresta ao realizar a classificação de imagens amplitude multitemporais do sensor X-SAR, banda X, na polarização VV. Segundo os autores, essa diferenciação é possível com a utilização da banda L. Nota-se ainda uma alta semelhança radiométrica entre Savana Antropizada, Pasto Sujo e Pasto Limpo, uma vez que este tipo de Savana compreende áreas de atividade pecuária.

O tema Corpo D'água é composto por uma hidrografia de rios muito estreitos e pequenas áreas alagadas, o que dificultou a coleta de amostras, gerando polígonos muito pequenos e possivelmente com interferência dos alvos circundantes, causando dessa forma erros de classificação. Essas inconsistências constatadas nas matrizes de confusão também podem ter como causa a inadequação do tamanho da janela (13x13pixels) definida para a classificação. A identificação de alvos com dimensões reduzidas é prejudicada uma vez que o posicionamento da janela sobre esses objetos também abrange os vizinhos, considerando-os no processo de rotulagem. Ademais, o ruído *speckle* mesmo minimizado através da filtragem utilizada, também pode induzir o classificador contextual a erros, aliando-se a complexidade intrínseca das classes temáticas em estudo.

Com o intuito de agregar e/ou suprimir classes temáticas, visando melhorar o desempenho classificatório, foi realizada a análise da matriz de confusão da classificação de melhor resultado (HH+CROSS+VV), utilizando as 11 classes temáticas. Além disso, considerando a aptidão da distância JM em indicar quantitativamente a capacidade que os atributos têm na discriminação entre pares de classes temáticas, optou-se por utilizar essa técnica, definindo valores para cada par de classes, obtida a partir do conjunto de imagens intensidade HH+CROSS+VV e pelo grupo de imagens texturais Text 1.

A utilização do grupo Text 1 na análise da distância JM teve como objetivo avaliar o grupo de textura de melhor desempenho quanto à sua capacidade de discriminação das

classes temáticas. A Tabela 4.5 aponta as classes que são passíveis de serem agregadas e que apresentaram baixos valores de distância JM para o grupo de imagens intensidade, comparando com aqueles obtidos a partir das informações texturais Text 1.

Tabela 4.5 - Distância JM dos grupos de imagens HH+CROSS+VV e Text 1.

Classes		Distância JM	
		HH+CROSS+VV	Text 1
Floresta	Suc. Secundária	0,0036	0,3432
Savana Arborizada	Savana Gram-Lenhosa	0,0829	1,5477
Savana Gram-Lenhosa	Savana Antropizada	0,0859	1,4177
Pasto Sujo	Pasto Limpo	0,1318	1,5082

O grupo de imagens intensidade HH, CROSS e VV mostraram menor capacidade de discriminação quando comparado ao grupo de imagens texturais. Nas imagens intensidade ocorre alta confusão entre as três classes de Savana, porém observa-se que a informação textural propicia uma boa discriminação entre Savana Arborizada e Savana Gramíneo-Lenhosa, o mesmo ocorrendo entre as classes Pasto Sujo e Pasto Limpo. A Figura 4.11 mostra o esquema referente ao processo de agregação e supressão das classes temáticas.

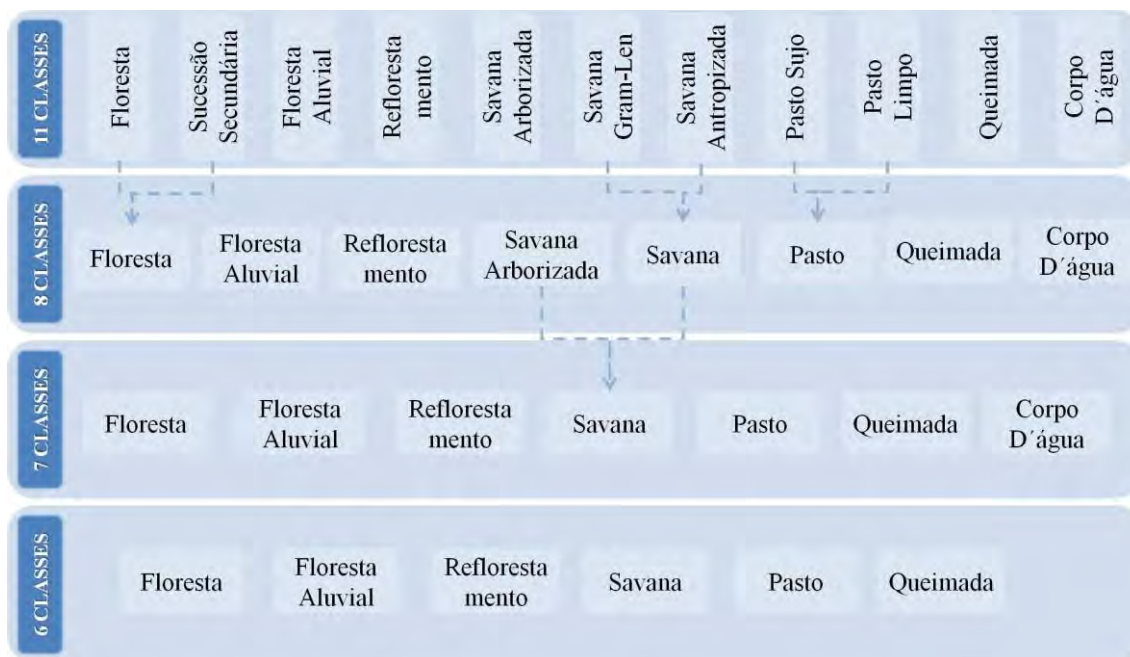


Figura 4.11 - Processo de agregação e supressão das classes de uso e cobertura da terra utilizadas nas classificações *Context*.

Para a definição do conjunto de 8 classes temáticas foram agrupados os temas Floresta e Sucessão Secundária, que apresentaram menores valores de distância JM nos dois grupos de imagens analisados, além da alta confusão na classificação *Context* indicada na matriz de confusão (Figura 4.11). As classes de Savana Gramíneo-Lenhosa e Savana Antropizada também foram associadas, pois apresentaram baixos valores de distância JM. A Savana Arborizada foi mantida separada com o intuito de verificar a possibilidade de discriminação, pelo grupo de texturas, deste tipo de Savana das demais, conforme indicado na Tabela 4.5. Os temas Pasto Limpo e Pasto Sujo foram agrupados em vista dos resultados obtidos na matriz de confusão, apesar do alto valor de distância JM do grupo Text 1.

A determinação das 7 classes foi realizada com a associação entre os temas Savana (Savana Gramíneo-Lenhosa + Savana Antropizada) e Savana Arborizada. Posteriormente, o tema Corpo D'água foi excluído, devido a incapacidade na sua identificação pelo classificador *Context*, formando assim o grupo de 6 classes. Considerando que a classe Reflorestamento apresenta um pequeno polígono na área de

estudo, foi adicionalmente realizada uma classificação expedita com 5 classes, na qual foi eliminado o referido tema.

Com base nos resultados das classificações geradas para os 11 temas, foi determinado que dos 23 grupos de imagens, somente 11 subsidiariam as classificações com os novos conjuntos de classes temáticas. A Tabela 4.6 mostra os 11 grupos de imagens e seus valores de acurácia total, *Kappa* e variância do *Kappa* alcançados nas classificações com 8 temas.

Tabela 4.6 - Valores de acurácia, *Kappa* ($\hat{k}$) e variância do *Kappa* ($Var(\hat{k})$) das classificações com 8 classes temáticas.

Grupos	Acurácia (%)	$\hat{k}$	$Var(\hat{k})$
HH + CROSS	55,33	0,460	0,001078052
VV + CROSS	52,67	0,434	0,001085596
HH + CROSS + VV	57,67	0,477	0,001099021
Text 1	54,67	0,440	0,00110597
Text 2	55,33	0,469	0,001044528
HH + CROSS+ VV +Text 1	48,50	0,372	0,001030053
HH + CROSS+ VV +Text 2	55,00	0,464	0,001064232
HH + CROSS +Text 1	26,33	0,208	0,000548078
HH + CROSS +Text 2	48,00	0,382	0,001059443
VV + CROSS +Text 1	55,33	0,448	0,001104244
VV + CROSS +Text 2	53,33	0,444	0,001059031

As classificações realizadas utilizando as 8 classes temáticas, apresentaram resultados estatisticamente melhores do que aqueles alcançados com os 11 temas, ao nível de 5% de significância, exceto o grupo formado pelas imagens HH+CROSS+Text1, cujas classificações com 11 e 8 classes temáticas não apresentaram diferença estatisticamente significativa. Novamente o conjunto de imagens intensidade HH+CROSS+VV assumiu o melhor desempenho, atingindo o valor de acurácia de aproximadamente 58% e *Kappa* de 0,48, configurando uma concordância moderada. Porém, este resultado não é estatisticamente superior àqueles obtidos pelos demais grupos formados pelas imagens

intensidade, pelas texturas e por HH+CROSS+VV+Text2, VV+CROSS+Text1 e VV+CROSS+Text2, assumindo 5% de significância. A matriz de confusão da classificação de melhor resultado é mostrada na Figura 4.12.

		MAPA REFERÊNCIA (%)							
CLASSIFICAÇÃO (%)		Floresta	Floresta Aluvial	Reflorest	Savana Arbor	Savana	Pasto	Queimada	Corpo D'água
	Floresta	81,3	25,0	77,8	0,0	4,4	40,0	2,5	20,0
	Floresta Aluvial	8,3	70,0	0,0	0,0	11,1	13,3	0,0	20,0
	Reflorest	3,1	0,0	22,2	0,0	0,0	4,4	0,0	10,0
	Savana Arbor	0,0	0,0	0,0	76,0	28,9	0,0	20,0	10,0
	Savana	3,1	0,0	0,0	12,0	42,2	17,8	2,5	30,0
	Pasto	3,1	5,0	0,0	0,0	11,1	24,4	0,0	10,0
	Queimada	1,0	0,0	0,0	12,0	2,2	0,0	75,0	0,0
	Corpo D'água	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Acurácia total = 57,67% Kappa = 0,477							

Figura 4.12 - Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 8 classes temáticas.

Nota-se a permanência das confusões espectrais discutidas anteriormente. Os temas formados por indivíduos de porte arbóreo apresentam alta porcentagem de erro entre si e também com a classe Pasto, o mesmo ocorre entre as classes de Savana, entre Savana Arborizada e Queimada, além de Savana e Pasto. A classe Corpo D'água novamente não apresentou porcentagem de acerto.

Mediante as análises realizadas, foi definida a agregação das classes Savana Garmíneo-Lenhosa e Savana Arborizada, conforme exposto anteriormente, formando assim o conjunto de 7 classes. As classificações executadas com os 7 temas apresentaram valores de acurácia e *Kappa* ligeiramente maiores às classificações com 8 classes, não havendo significância estatística (ao nível de 5% de significância) nessa superioridade. O melhor resultado foi obtido, mais uma vez, pelo grupo das imagens HH+CROSS+VV, indicando acurácia total de 62% e *Kappa* de 0,51 (concordância moderada). Estatisticamente não há diferença significativa entre este valor de *Kappa* e

aqueles decorrentes das classificações dos conjuntos de imagens HH+CROSS+VV+Text2, VV+CROSS+Text1 e VV+CROSS+Text2, assim como ocorrido nas classificações com 8 classes.

Os resultados obtidos a partir das classificações realizadas com 6 temas apresentaram valores levemente maiores do que aqueles utilizando 7 classes, não havendo, em geral, diferença estatística entre esses resultados, porém essa diferença se mostra significativa quando comparados aos resultados alcançados com 8 temas. A Tabela 4.7 exibe os valores de acurácia total, *Kappa*, e variância do *Kappa* atingidos pelas classificações utilizando as 6 classes temáticas.

Tabela 4.7 - Valores de acurácia, *Kappa* ($\hat{k}$) e variância do *Kappa* ($Var(\hat{k})$) das classificações com 6 classes temáticas.

Grupos	Acurácia (%)	$\hat{k}$	$Var(\hat{k})$
HH + CROSS	64,67	0,553	0,001190417
VV + CROSS	61,67	0,519	0,001174297
HH + CROSS + VV	65,67	0,554	0,001240121
Text 1	61,67	0,502	0,001490788
Text 2	64,33	0,553	0,001122994
HH + CROSS+ VV +Text 1	55,33	0,427	0,001137273
HH + CROSS+ VV +Text 2	64,67	0,559	0,001156269
HH + CROSS +Text 1	28,33	0,213	0,000912328
HH + CROSS +Text 2	59,67	0,498	0,001247117
VV + CROSS +Text 1	62,33	0,511	0,001139329
VV + CROSS +Text 2	62,00	0,522	0,001186992

Observa-se que os grupos HH+CROSS+VV+Text2 e HH+CROSS+VV apresentaram resultados similares, entretanto este último obteve uma porcentagem de acerto levemente maior, com 66% de acurácia e valor *Kappa* de 0,554 (concordância moderada), além de visualmente ter sido considerada de melhor desempenho. Não obstante, estatisticamente os demais valores obtidos pelas classificações com os 6 temas não apresentam diferença significativa quando comparado ao melhor resultado, exceto

aqueles exibidos pelos grupos HH+CROSS+VV+Text1 e HH+CROSS+Text1. A Figura 4.13 expõe a matriz de confusão originada da classificação HH+CROSS+VV, com os 6 temas.

		MAPA REFERÊNCIA (%)					
CLASSIFICAÇÃO (%)		Floresta	Floresta Aluvial	Reflorest	Savana	Pasto	Queimada
	Floresta	82,8	22,7	77,8	2,8	35,6	2,5
	Floresta Aluvial	7,1	72,7	0,0	11,3	15,3	0,0
	Reflorest	3,0	0,0	22,2	0,0	5,1	0,0
	Savana	3,0	0,0	0,0	70,4	16,9	20,0
	Pasto	3,0	4,5	0,0	7,0	27,1	0,0
	Queimada	1,0	0,0	0,0	8,5	0,0	77,5
		Acurácia total = 65,67% Kappa = 0,554					

Figura 4.13 - Matriz de Confusão da classificação realizada com o grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV com 6 classes temáticas.

Verificando a matriz de confusão observamos que as classes Reflorestamento e Pasto ainda permanecem apresentando baixa porcentagem de acerto, com 22,2% e 27,1% respectivamente. As demais classes alcançaram relativo êxito na porcentagem de áreas corretamente classificadas. Desta forma, foi determinada a realização de uma classificação com 5 classes, excluindo o tema Reflorestamento, com o objetivo exploratório.

A melhor classificação, aplicando as 5 classes, foi oriunda do conjunto HH+CROSS+VV+Text2, atingindo 69% de acurácia e valor de Kappa de 0,60, considerada como uma concordância moderada. Este resultado não assume uma diferença estatística em relação aos valores obtidos nas classificações dos demais grupos de imagens, exceto aquelas procedentes dos conjuntos HH+CROSS+VV+Text1 e HH+CROSS+Text1.

Ao relacionar os resultados alcançados com 5 e 6 classes, apesar do primeiro apresentar valores maiores, essa diferença não é estatisticamente significativa, ao nível de 5% de significância. Dessa forma, julgamos que o melhor desempenho foi atingido pelas classificações realizadas com 6 classes temáticas, considerando que estes resultados possibilitaram a discriminação de um maior número de classes com exatidão estatisticamente similar ao de 5 classes. A Figura 4.14 exhibe o mapa oriundo da classificação do grupo de imagens intensidade HH+CROSS+VV, com 6 classes, considerada a de melhor desempenho temático.

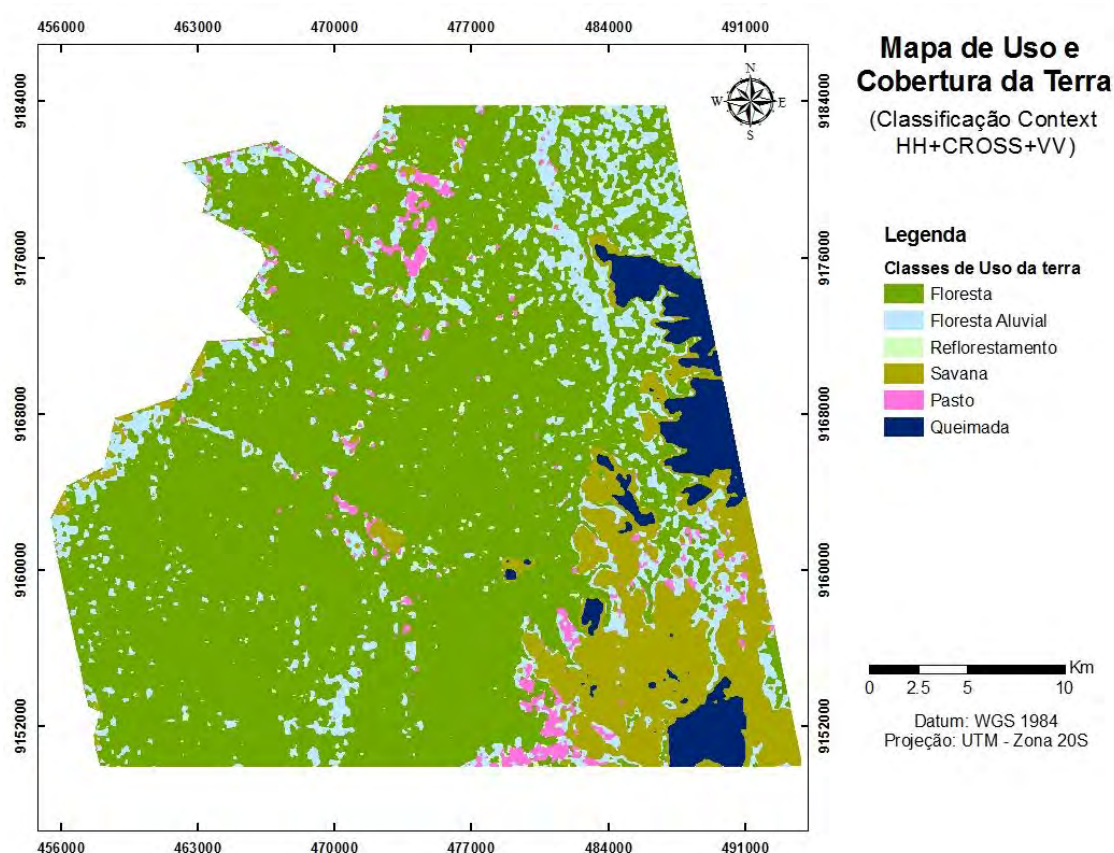


Figura 4.14 - Mapa da classificação *Context* utilizando o grupo de imagens HH+CROSS+VV, com 6 classes temáticas.

4.5. Medidas de Textura Baseadas em Histograma

Com o intuito de testar um novo conjunto de texturas para verificar o aprimoramento na discriminação temática em relação ao resultado de melhor desempenho previamente

alcançado, foi realizada a classificação empregando as imagens das medidas baseadas em histograma (UNSER, 1986). Para tanto, foram utilizadas essas imagens texturais agregadas às imagens intensidade nas polarizações HH, CROSS e VV, com o conjunto de 6 classes temáticas.

Conforme exposto no item 3.6.1 (Tabela 3.3), foram gerados 12 atributos baseados em histograma para cada polarização (HH, CROSS e VV), totalizando 36 medidas. Para a escolha do conjunto de medidas a ser empregado na classificação, foi realizada a análise dos *boxplot* (Figura 4.15) com o intuito de verificar a potencialidade desses atributos na discriminação dos temas de uso e cobertura da terra.

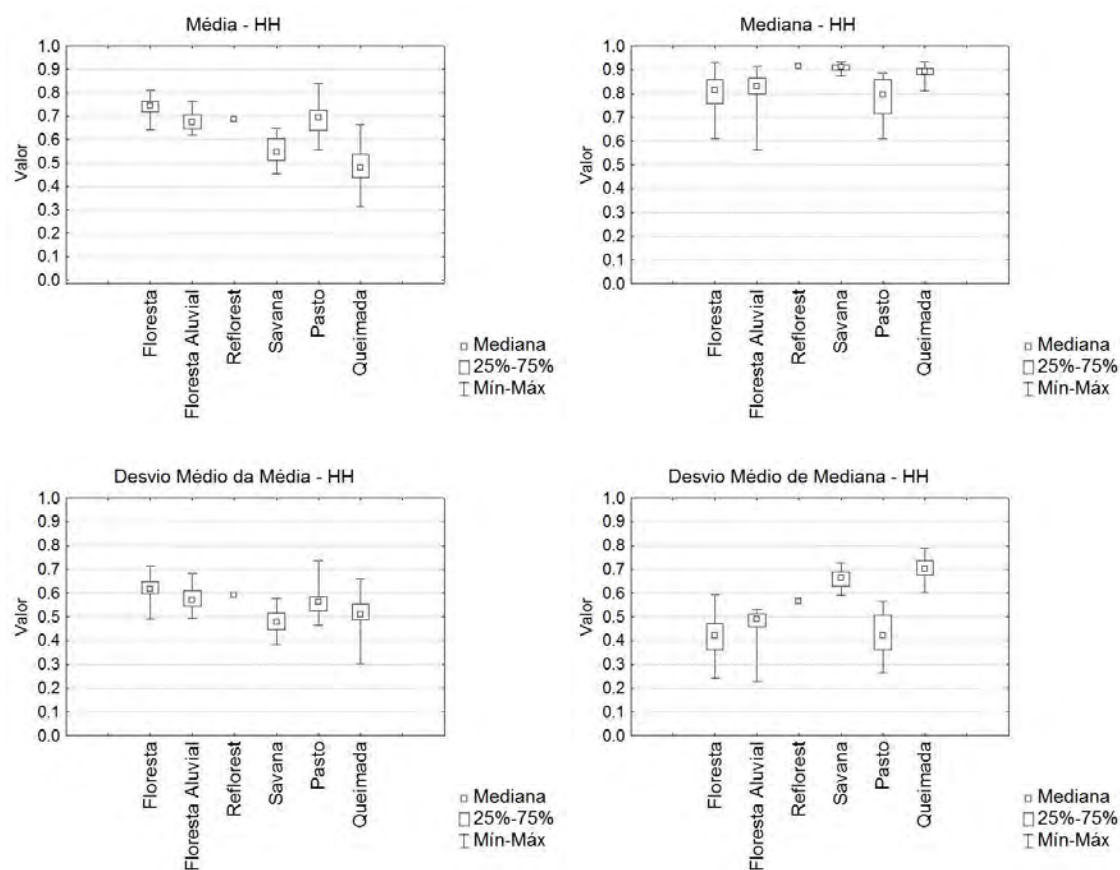


Figura 4.15 - *Boxplot* referentes às medidas baseadas em histograma, extraídas das imagens HH, CROSS e VV, para as 6 classes temáticas. (Continua)

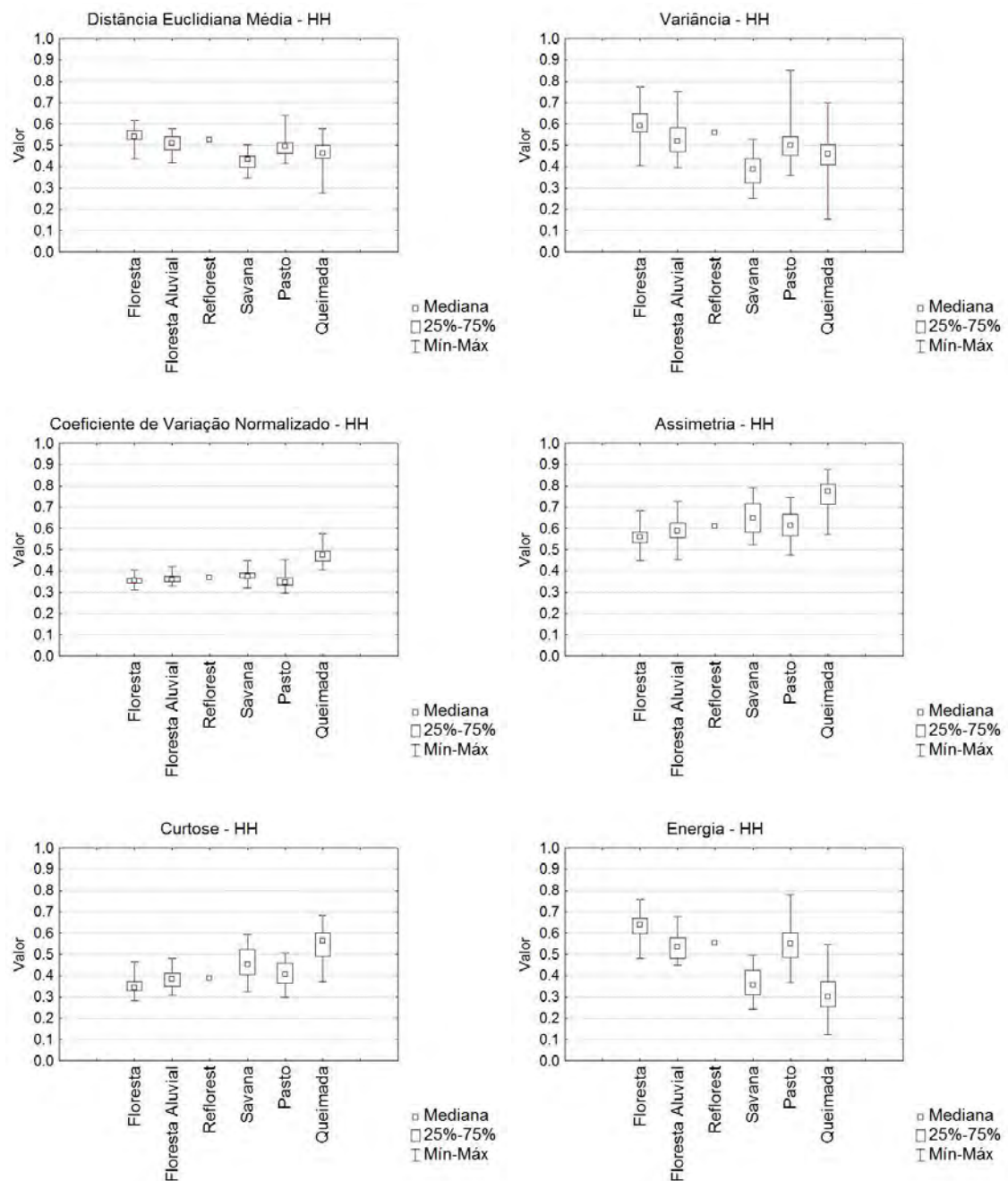


Figura 4.15 – Continuação (Continua)

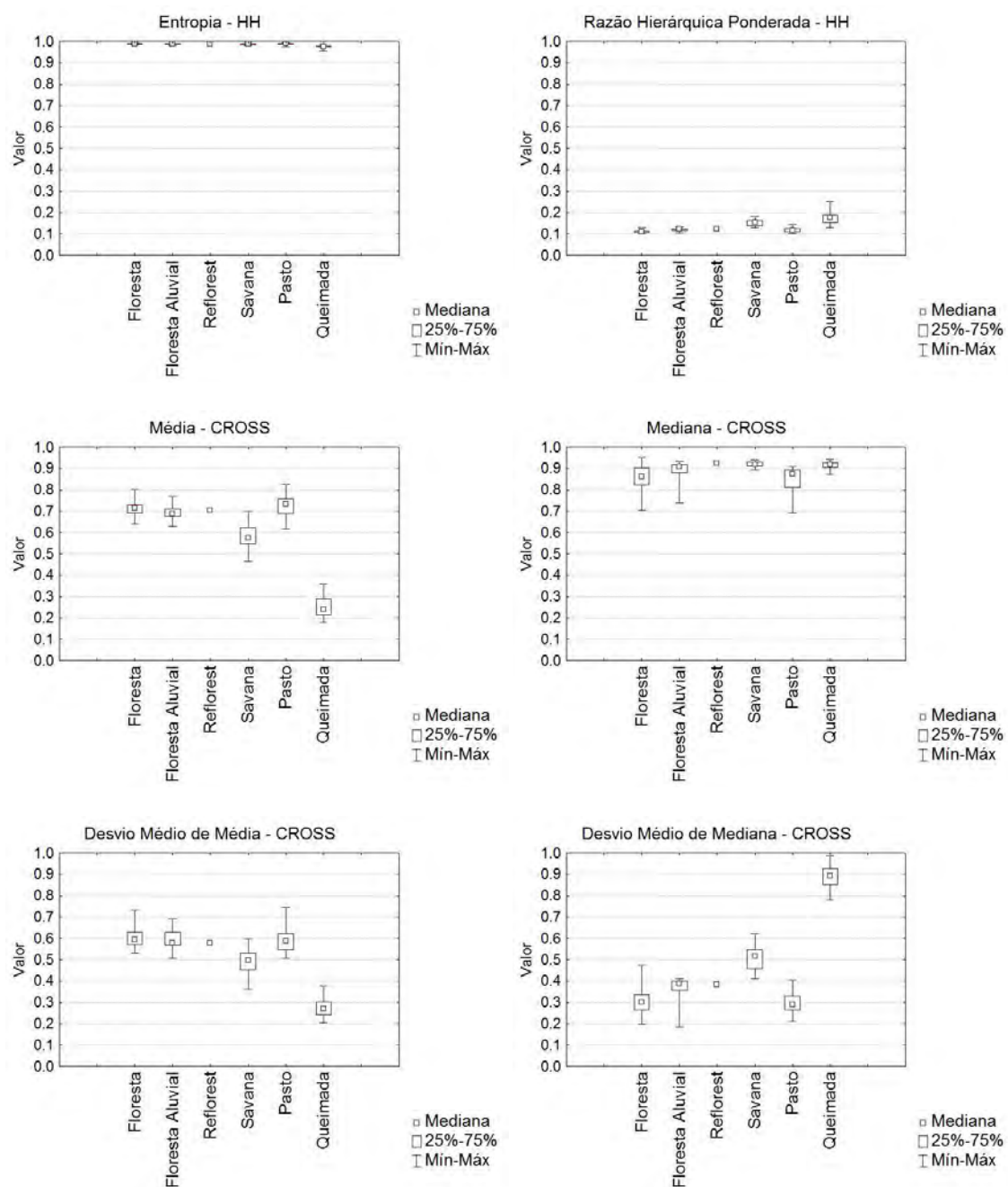


Figura 4.15 – Continuação (Continua)

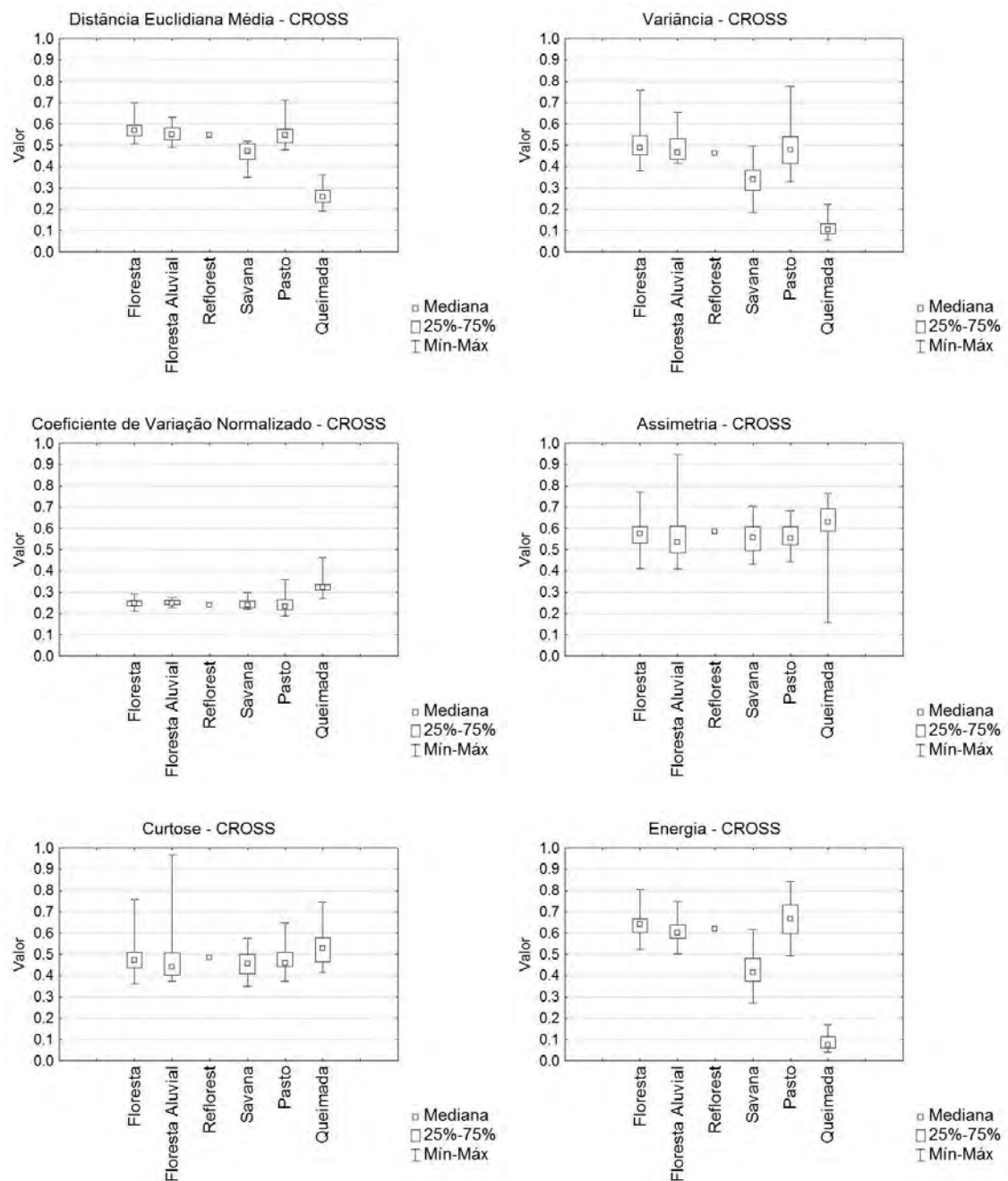


Figura 4.15 - Continuação. (Continua)

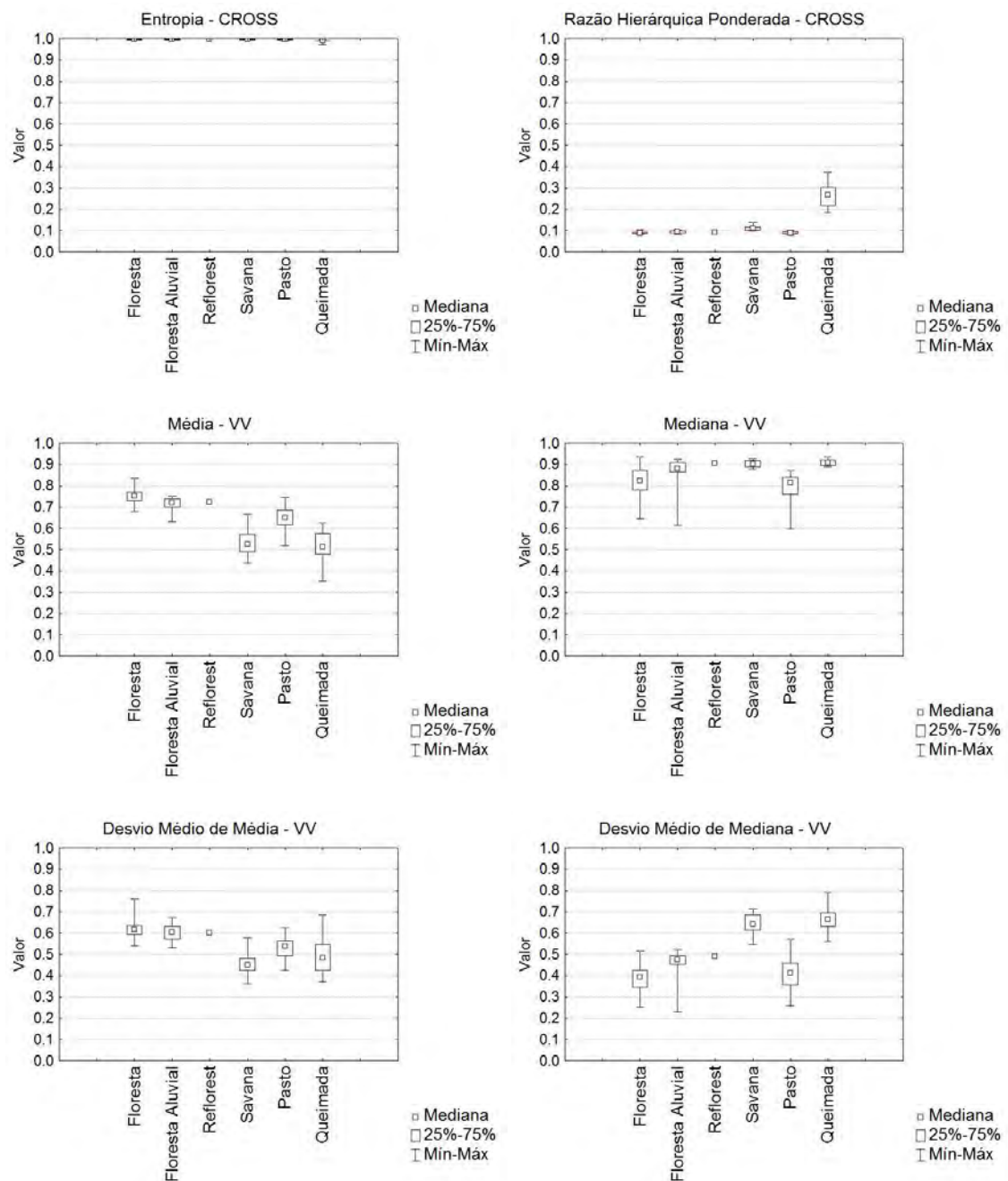


Figura 4.15 - Continuação. (Continua)

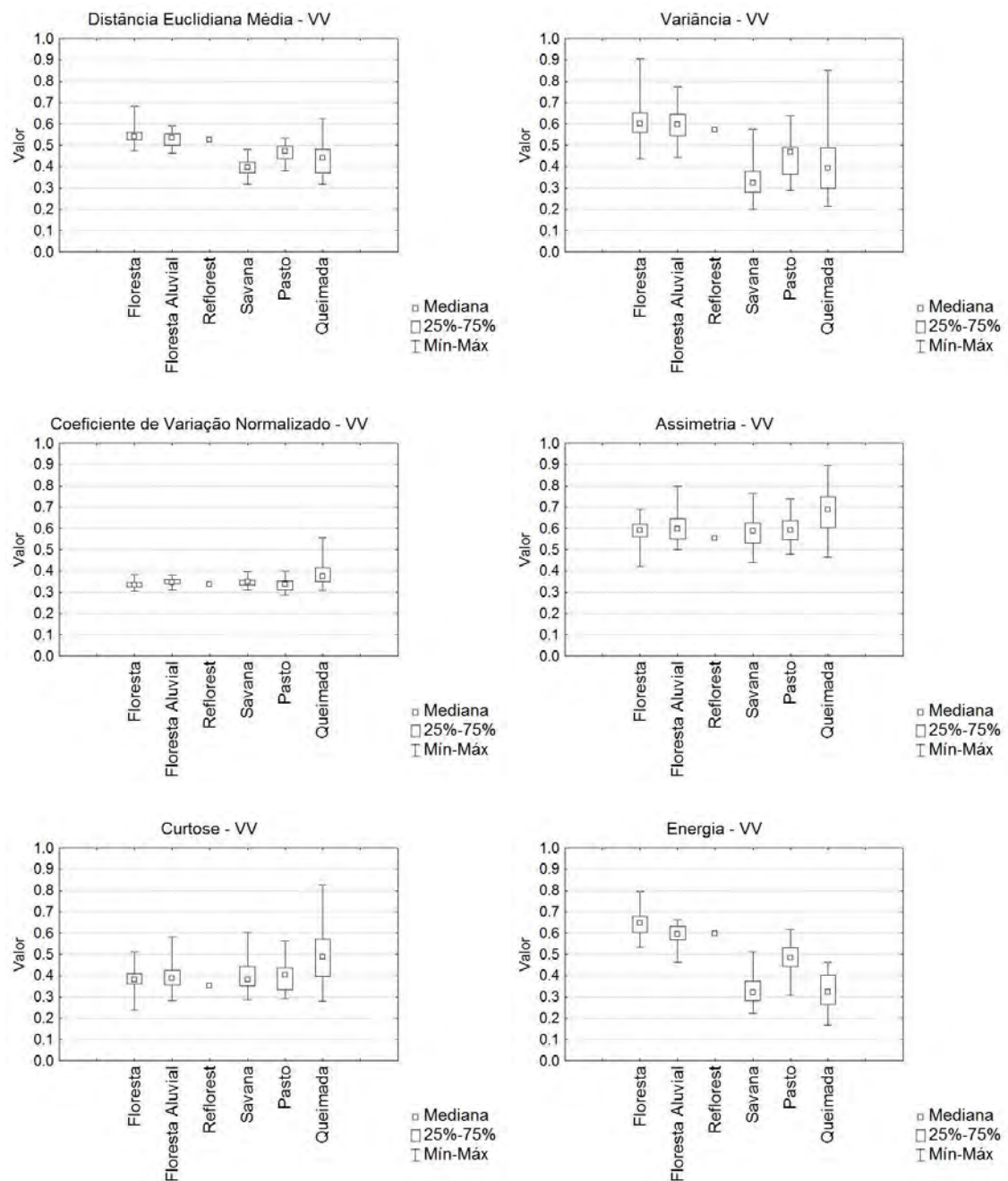


Figura 4.15 - Continuação. (Continua)

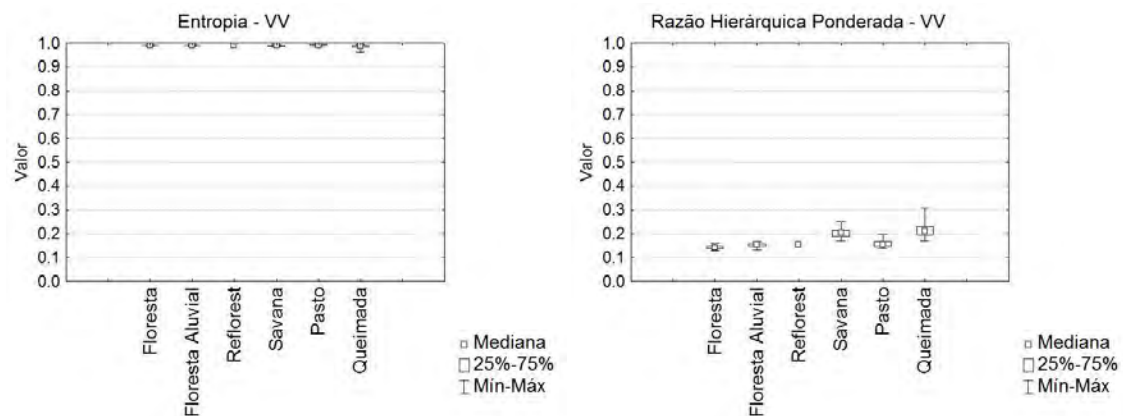


Figura 4.15 - Conclusão.

Pela observação dos *boxplot* foi possível identificar as medidas que apresentavam certa capacidade de discriminação temática. A polarização CROSS foi aquela que originou um maior número de atributos texturais com capacidade de diferenciar os temas. Os atributos de Média, Desvio Médio de Média e Distância Euclidiana Média, oriundos das três polarizações, apresentaram capacidades discriminatórias muito similares, e, portanto, foram elaborados gráficos de dispersão entre essas variáveis e calculado o grau de correlação entre elas (Figura 4.16).

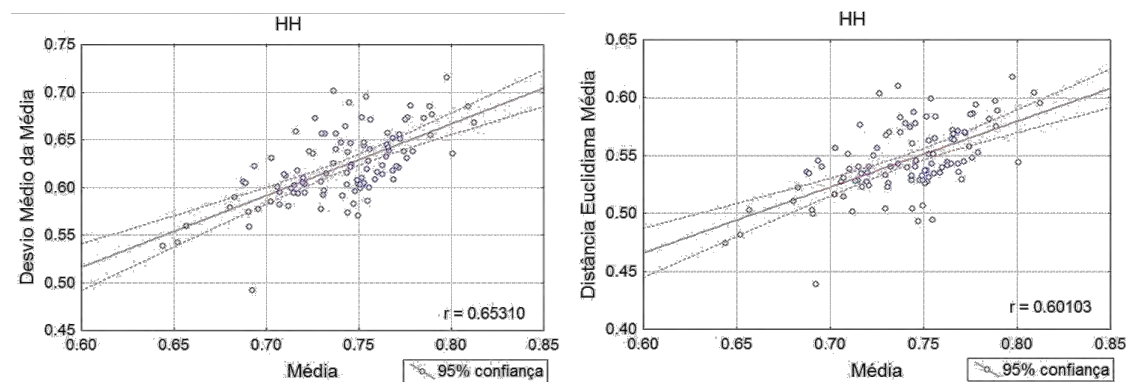


Figura 4.16 - Gráficos de dispersão entre os atributos Média, Desvio Médio da Média e Distância Euclidiana, obtidos das imagens HH, CROSS e VV e seu coeficientes de correlação (r). (Continua)

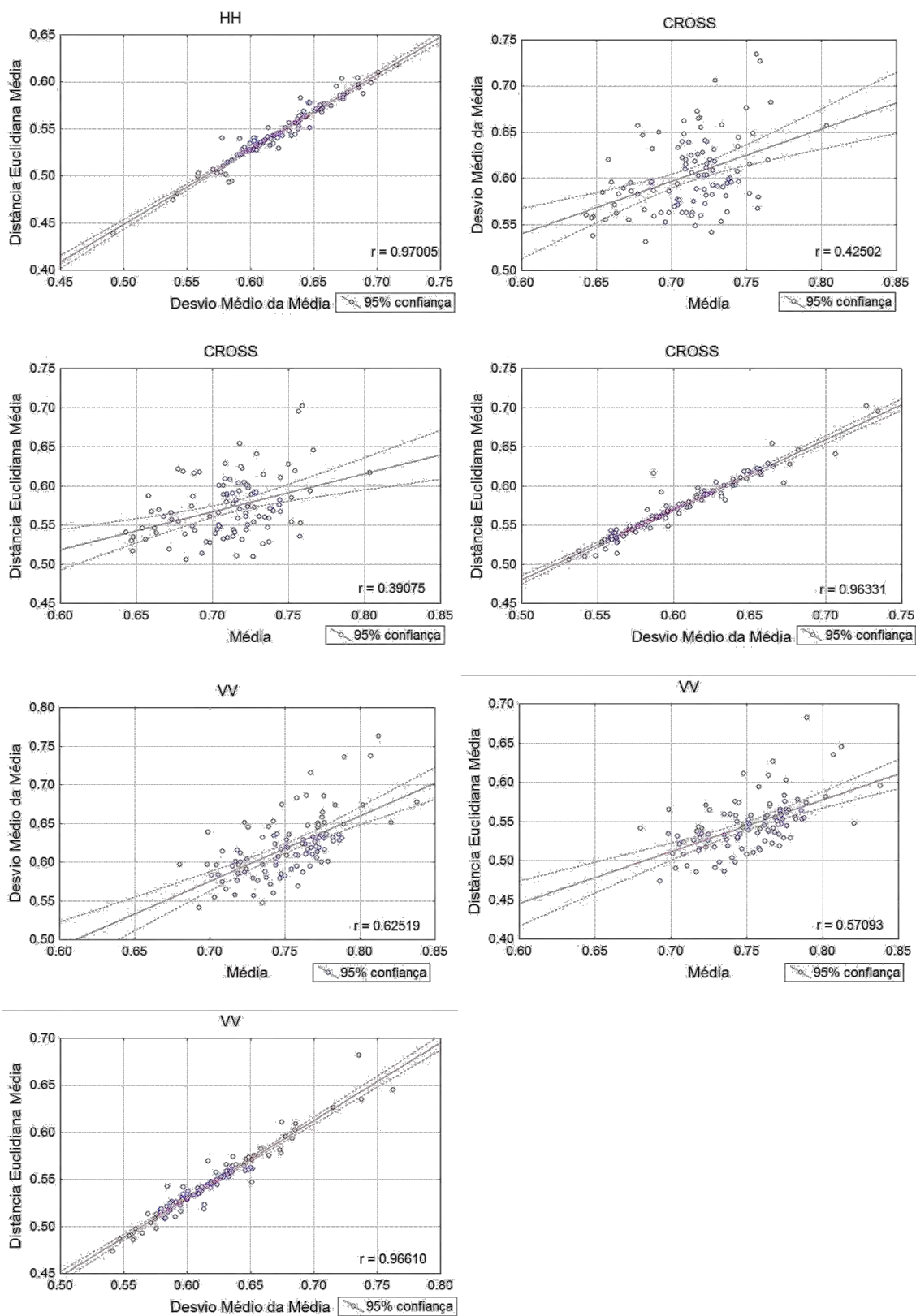


Figura 4.16 - Conclusão

A partir dos gráficos de dispersão identificou-se alta correlação entre as medidas de Desvio Médio de Média e Distância Euclidiana Média oriundas das três polarizações. Para a escolha entre essas duas texturas, foi calculada a variação média de seus valores para cada classe, nas três polarizações. O valor médio obtido pelo atributo Desvio Médio da Média foi de 22%, enquanto que a Distância Euclidiana Média atingiu somente 19%, sendo, portanto, indicada para compor o grupo de imagens que subsidiou a classificação.

Baseado nas análises dos *boxplot* e gráficos de dispersão foi definido o conjunto das imagens das medidas baseadas em histograma, denominado de MED_HIST (Tabela 4.8), que foram agregado às imagens intensidade HH, CROSS e VV, formando o grupo que subsidiou a classificação.

Tabela 4.8 - Grupo de imagens de medidas de histograma definido a partir da análise exploratória.

	HH	CROSS	VV
MED_HIST	Média; Desvio Médio da Mediana; Distância Euclidiana; Energia	Média; Desvio Médio da Mediana; Distância Euclidiana; Variância; Energia	Média; Desvio Médio da Mediana; Distância Euclidiana; Energia

A fim de comparar a capacidade de separabilidade das classes entre o novo conjunto de imagens (HH+CROSS+VV+MED_HIST) e aquele que obteve o melhor resultado nas classificações anteriores (HH+CROSS+VV), foi calculado o valor médio da distância JM para os 6 temas a partir de ambos os conjuntos. O grupo HH+CROSS+VV+MED_HIST alcançou o valor de 1,89, enquanto que HH+CROSS+VV obteve somente 0,63. Esse resultado indica uma boa capacidade que o conjunto composto pelos atributos texturais baseados em histograma possui para a discriminação entre as 6 classes temáticas.

A acurácia total obtida pela classificação de HH+CROSS+VV+MED_HIST foi de 43,33%, com *Kappa* de 0,32. Apesar da distância JM apontar uma superioridade

considerável em sua capacidade de discriminação entre as classes, quando comparado ao valor obtido pelo grupo formado somente pelas imagens intensidade, os resultados mostram que houve uma diferença de 19 pontos percentuais a menos com a utilização deste conjunto de imagens, assim como um valor estatisticamente inferior do *Kappa*, em relação aos obtidos pelo grupo HH+CROSS+VV.

Possivelmente o baixo valor de distância JM atribuído ao grupo formado somente pelas imagens intensidade se deve à presença de valores extremos inferiores e superiores, ou seja, 0 e 1 uma vez que as imagens estão padronizadas entre esses valores, em todas as classes temáticas, ocorrendo como consequência do ruído *speckle*. Dessa forma, a curva da função de probabilidade das classes, definida pelo algoritmo, eventualmente apresenta grandes sobreposições, sugerindo, assim, a baixa capacidade de discriminação entre as classes por esses atributos.

Este cenário diverge do exposto em estudos como de Van Der Sanden e Hoekman (1999) e Kurvonen e Hallikainen (1999), que vêm sugerindo a utilização dos atributos texturais com o intuito de melhorar significativamente a classificação de cobertura e uso da terra. É importante registrar que tais pesquisas citadas foram desenvolvidas com o emprego de classificador pontual, como o MAXVER, cujos algoritmos não são adaptados ao tipo de distribuição estatística e da presença de *speckle* que os dados SAR apresentam. Assim, ao utilizar um classificador contextual, mais adaptado às características radiométricas dos dados SAR, as classificações utilizando somente imagens intensidade indicam resultados superiores em termos absolutos de desempenho temáticos, mas estatisticamente similares àqueles obtidos com a agregação de informação textural.

Garcia et al. (2012) obteve melhores resultados, com 78% de acurácia total e *kappa* de 0,7, utilizando como produtos do Terra-SAR X, banda X, as imagens amplitude das polarizações HH e VV, suas informações de fase (HH.VV*) e Entropia, formando o conjunto (A_{HH} , A_{VV} , $A_{<HH.VV*>}$, $A_{entropia}$) para caracterização e delineamento de classes de uso e cobertura na porção sudoeste da Amazônia, também utilizando o classificador *Context*.

Com relação aos produtos oferecidos pelo COSMO-SkyMed, no modo de imageamento StripMap, submodo Ping Pong, observamos, a partir dos resultados alcançados neste trabalho, que o melhor desempenho foi alcançado pela integração das imagens nas três polarizações, seguida pela imagem dual HH+CROSS. Porém, os valores obtidos pelas classificações realizadas tanto com as três polarizações como com as imagens dual HH+CROSS e VV+CROSS não apresentam diferença estatística significativa, considerando 5% de significância.

Existem poucos trabalhos referentes à análise do potencial das imagens COSMO-SkyMed ao mapeamento de classes de uso e cobertura da terra no território nacional, podendo-se citar: GOMES et al. (2012) empregaram a imagem dual HH-HV, no formato amplitude, para discriminação das classes de vegetação arbórea, vegetação rasteira, solo exposto e corpos d'água, na região amazônica. Utilizando o classificador MAXVER-ICM, obtiveram como melhor resultado a classificação oriunda da combinação aritmética HH+HV, com acurácia de 64% e valor de 0,52 do índice *kappa*; por sua vez, nas análises preliminares, que fazem parte da atual pesquisa aqui detalhada, Azevedo et al. (2012) analisaram as imagens intensidade dual HH-HV, do satélite COSMO-SKyMed, banda X, e os atributos texturais obtidos a partir da matriz de coocorrência, isoladamente e combinados, para a discriminação de classes de uso e cobertura da terra, utilizando o classificador pontual MAXVER. Obtiveram como resultados acurácia total de 61% e *Kappa* de 0,4, utilizando somente os atributos texturais. Ambos os trabalhos citados deram um direcionamento no sentido de que as imagens do COSMO-SkyMed podem ser uma alternativa útil ao mapeamento na região amazônica, desde que aprimoradas as técnicas de extração de dados, bem como o uso da capacidade multitemporal desse sensor, fato explorado na presente pesquisa, independente da não adequada condição de obtenção do atributo “fase” nas imagens do sub-modo Ping-Pong.

5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

De acordo com os resultados obtidos, a partir da abordagem metodológica utilizada nesta dissertação, para a avaliação das imagens dual HH-HV e VV-VH, oriundas de imageamento multitemporal, com revisita de 1 dia, do COSMO-SkyMed, no modo StripMap, submodo Ping Pong, podemos concluir que:

1. A análise exploratória do comportamento radiométrico das polarizações cruzadas HV e VH, segundo a teoria da reciprocidade, agregada à avaliação do teor de umidade e de possível mudança no uso da terra entre as datas de imageamento, indicou a possibilidade de se utilizar as quatro polarizações como dados *quad-pol*;
2. Com base nas classificações com 11 temas foi possível observar a existência de similaridade radiométrica SAR entre as classes Reflorestamento, Sucessão Secundária, Floresta e Floresta Aluvial, decorrente do mecanismo de espalhamento superficial e volumétrico da banda X perante a estrutura de dossel dessas tipologias. Da mesma forma, as áreas de Pasto Sujo, devido à sua variação fisionômica-estrutural, apresentou resposta polarimétrica similar às classes Savana Gramíneo-Lenhosa, Floresta, Floresta Aluvial e Sucessão Secundária.
3. O melhor desempenho de classificação temática foi obtido a partir do grupo de imagens intensidade formada pelas três polarizações HH, VV e CROSS (média entre HV e VH), utilizando 6 classes, cuja acurácia total foi de 66% e um *Kappa* de 0,55. Entretanto este resultado não apresenta diferença estatística significativa em relação àqueles atingidos a partir dos grupos de imagens formados pelas imagens dual HH+CROSS (acurácia = 65% e *Kappa* = 0,55) e VV+CROSS (acurácia = 62% e *Kappa* = 0,52).
4. A inclusão da informação textural não indicou melhora significativa no desempenho temático, sendo estatisticamente similar àquele alcançado pelo grupo formado somente pelas imagens intensidade, ao utilizar o classificador contextual *Context*.

5. O resultado da classificação, realizada com 6 temas, do grupo composto pelas texturas baseadas em histograma juntamente aos dados de intensidade, HH+CROSS+VV+MED_HIST (acurácia = 43% e $Kappa = 0,32$), apresentou resultado inferior ao alcançado com o grupo formado somente pelas imagens intensidade HH+CROSS+VV, sendo essa diferença estatisticamente significativa ao nível de 5% de significância.

Diante das conclusões explicitadas acima, e na expectativa de aprimorar o mapeamento de uso e cobertura da terra com a utilização de dados de banda X, recomenda-se a investigação dos produtos COSMO-SkyMed provenientes de outros modos de imageamento, que possibilitem a utilização dos dados *full* polarimétricos. A associação da interferometria SAR poderia contribuir para a discriminação das classes temáticas com o uso da coerência interferométrica e mesmo com a informação altimétrica.

Ademais, o emprego de dados da banda L associado à banda X permitirá a agregação de informações oriundas do retroespalhamento de estruturas localizadas no interior do dossel, ou até mesmo informações do solo, caracterizando melhor a tipologia vegetal presente na área de estudo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGENZIA SPAZIALE ITALIANA (ASI). **COSMO-SkyMed system description & user guide**. Italy: ASI, 2007. 49p. (ASI-CSM-ENG-RS-093-A). Disponível em: <<http://www.cosmo-skymed.it/docs/ASI-CSM-ENG-RS-093-A-CSKSysDescriptionAndUserGuide.pdf>>. Acesso em: 17 out 2011.

AKSOY, S.; HARALICK, R. M. Textural features for image database retrieval. In: IEEE WORKSHOP ON CONTENT-BASED ACCESS OF IMAGE AND VIDEO LIBRARIES, 1998, Santa Barbara, CA. **Proceedings...** Santa Barbara: IEEE Press, 1998. p. 45-49. ISBN 0-8186-8544-1.

ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3855-3862, 2001.

AZEVEDO, A. R. Análise da integração de atributos de textura em imagens sar cosmo-skymed como subsídio à classificação de uso e cobertura da terra. In: SENGEF - SEMINÁRIO DE ATUALIZAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO E SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS APLICADOS À ENGENHARIA FLORESTAL, 10, 2012, Curitiba, Brasil. **Anais...** Curitiba: IEP, 2012. p. 221-228. ISSN 2178-8634. CD-ROM.

BALZTER, H. Forest mapping and monitoring with interferometric synthetic aperture radar (InSAR). **Progress in Physical Geography**, v. 25, n. 2, p. 159-177, 2001.

BARALDI, A.; PARMIGGIANE, F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 33, n. 2, p. 293-304, 1995.

BOVENGA, F.; WASOWSKI, J.; NITTI, D. O.; NUTRICATO, R.; CHIARADIA, M. T. Using COSMO-SkyMed X-band and ENVISAT C-band SAR interferometry for landslides analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 119, p. 272-285, 2012.

BRASIL. **Plano de ação para a prevenção e controle do desmatamento na Amazônia Legal**. Brasília, 2004. 156p. Disponível em: <<http://www.planalto.gov.br/casacivil/desmat.pdf>>. Acesso em: 17 out 2011.

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

COLIN, E. K. Polarimetric optical tools and decompositions applied to SAR images. In: IGARSS - INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2007, Barcelona, Spain. **Proceedings...** Barcelona: IEEE Press, 2007. p. 4191-4194. ISBN 978-1-4244-1211-2.

COMISSÃO ECONÔMICA PARA A AMÉRICA LATINA E O CARIBE (CEPAL). **Análise Ambiental e de Sustentabilidade do Estado do Amazonas**. Chile: ONU, 2007. 203p.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices**. 2^a ed. Boca Raton, USA: Taylor & Francis Group, 2008. 192p. ISBN 978-1-4200-5512-2.

DEKKER, R. J. Texture analysis and classification of ERS SAR images for map updating of urban areas in The Netherlands. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 9, p. 1950-1958, 2003.

DOBSON, M. C. Forest information from Synthetic Aperture Radar. **Journal of Forestry**, v. 98, n. 6, p. 41-43, 2000.

FEARNSIDE, P. M. Desmatamento na Amazônia: dinâmica, impactos e controle. **Acta Amazônica**, vol. 36, n. 3, p. 395-400, 2006.

FERREIRA, L. V.; VENTICINQUE, E.; ALMEIDA, S. O desmatamento na Amazônia e a importância das áreas protegidas. **Estudos Avançados**, vol. 19, n. 53, p. 157-166, 2005.

GARCIA, C. E.; SANTOS, J. R.; MURA, J. C.; KUX, H. J. H. Análise do potencial de imagem TerraSAR-X para mapeamento temático no sudoeste da Amazônia brasileira. **Acta Amazônica**, v. 42, n. 2, p. 205-214, 2012.

GOMES, A. R.; SADECK, L. W. R.; BRANDÃO, W. S. Mapping land use cover in Amazon region with COSMO-SkyMed data. In: IGARSS - INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2012, Munich, Germany. **Proceedings...** Munich: IEEE Press, 2012. p. 6539-6540. ISBN 978-1-4673-1159-5.

GONG, P.; HOWARTH, P. J. Frequency-based contextual classification and gray-level vector reduction for land-use identification. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 58, n. 4, p. 423-437, 1992.

GRAÇA, P. M. L. A.; MALDONADO, F. D.; FEARNSSIDE, P. M. Detecção de desmatamento em novas áreas de expansão agropecuária no sul do Amazonas utilizando imagens CBERS-2. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007, Florianópolis, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p.917-924. ISBN 978-85-17-00031-7.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, 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.

HOUGHTON, R. A.; SKOLE, D. L.; NOBRE, C. A.; HACKLER, J. L.; LAWRENCE, K. T.; CHOMENTOWSKI, W. H. Annual fluxes of carbon from deforestation and regrowth in the Brazilian Amazon. **Nature**, v. 403, p. 301-304, 2000.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Estado do Amazonas**: Pedologia – Mapa Exploratório de Solos. Rio de Janeiro: IBGE, 2010a. 1 Mapa. Escala 1:250.000. Disponível em: <
http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#GEOG>. Acesso em: 21 jan 2012.

_____. **Estado do Amazonas**: Geologia. Rio de Janeiro: IBGE, 2010b. 1 Mapa. Escala 1:250.000. Disponível em: <
http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#GEOG>. Acesso em: 21 jan 2012.

_____. **Estado do Amazonas**: Vegetação. Rio de Janeiro, 2010c. 1 Mapa. Escala 1:250.000. Disponível em: <
http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#GEOG>. Acesso em: 21 jan 2012.

_____. **Amazônia Legal**: Fronteira agrícola. Rio de Janeiro: IBGE, 2010d. 1 Mapa. Escala 1:250.000. Disponível em: <
http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#GEOG>. Acesso em: 21 jan 2012.

_____. **Introdução ao processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: IBGE, 2001. 89p. Disponível em: <
<http://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/monografias/GEBIS%20-%20RJ/ManuaisdeGeociencias/Introducao%20ao%20Processamento%20Digital%20de%20Imagens.pdf>>. Acesso em: 07 fev 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). **Normais climatológicas do Brasil 1961-1990**. Brasília: INMET, 2009. Disponível em:
<<http://www.inmet.gov.br/html/clima/mapas/?mapa=prec>>. Acesso em: 26 jan 2012.

JENSEN, J. H. **Sensoriamento remoto do ambiente**: Uma perspective em recursos terrestres. Tradução 2ª ed, José Carlos Neves Epiphanyo (coord.). São José dos Campos: Parêntese, 2009. 585p. ISBN (978-85-60507-06-1).

JET PROPULSION LABORATORY (JPL/NASA). Airborne imaging spectrometer (AIS) data analysis II. In: AIRBORNE IMAGING SPECTROMETER (AIS) DATA ANALYSIS WORKSHOP, 2, 1986, Pasadena, USA. **Proceedings...** Pasadena: JPL Publication (NASA), 1986. 212p.

KAILATH, T. The divergence and bhattacharyya distance measures in signal selection. **IEEE Transactions on Communication Technology**, v. 15, n. 1, p. 52–60, 1967.

KASISCHKE, E. S.; MELACK, J. M.; DOBSON, M. C. The use of imaging radars for ecological applications: A review. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 2, p. 141-156, 1997.

KURVONEN, L.; HALLIKAINEN, M. T. Textural information of multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR images with applications to land and forest type classification in boreal zone. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 37, n. 2, p. 680-689, 1999.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LECKIE, D.G.; RANSON, K.J. Forestry applications using imaging radar. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J (Ed.). **Principles and applications of imaging radar**: Manual of remote sensing. 3ª ed, vol 2. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998. Cap.9, p. 435-509. ISBN (978-0-471—29406-1).

LEE, J. S. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 17, n. 1, p. 24-32, 1981.

LEE, J. S.; HOPPEL, K. Principal Components Transformation of Multifrequency Polarimetric SAR Imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 30, n. 4, p. 686-696. 1992.

LEWIS, A. J.; HENDERSON, F. M. Radar Fundamentals: The Geoscience Perspective. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J (Ed.). **Principles and applications of imaging radar**: Manual of remote sensing. 3ª ed, vol 2. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998. Cap. 3, p. 131-181. ISBN (978-0-471—29406-1).

LIM, H. S.; MAT JAFRI, M.Z.; ABDULLAH, K.; MOHD.SALEH, N. Analysis of land covers over northern peninsular Malaysia by using ALOS-PALSAR data based on frequency-based contextual and neural network classification technique. In: ALOS PI 2008 SYMPOSIUM, 11, 2008, Island of Rhodes, Greece. **Proceedings...** Island of Rhodes: ESA, 2008. ISBN. 978-92-9221-228-5.

MACEDO, M. A.; TEIXEIRA, W. Sul do Amazonas, nova fronteira agropecuária? O caso do município de Humaitá. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14, 2009, Natal, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 5933-5940. ISBN 978-85-17-00044-7.

MADSEN, S. N.; ZEBKER, H. A. Imaging Radar Interferometry. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J (Ed.). **Principles and applications of imaging radar**: Manual of remote sensing. 3ª ed, vol 2. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998. Cap.6, p. 359-380. ISBN (978-0-471—29406-1).

MARTINS, G. C.; FERREIRA, M. M.; CURI, N.; VITORINO, A. C. T.; SILVA, M. L. N. Campos nativos e matas adjacentes da região de Humaitá (AM): Atributos diferenciais dos solos. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 30, n. 2, p. 221-227, 2006.

MATHER, P. M. **Computer processing of remotely sensed images**: An introduction. 3ª ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2004. 292 p. ISBN 0-471-98550-3.

NEGRI, R. G.; DUTRA, L. V.; FREITAS, C. C.; SCOFIELD, G. B.; SILVA, D. L. A.; ABOUD-NETA, S. R. Classificação da cobertura da terra na Amazônia utilizando Imagens Polarimétricas em Banda L e Máquina de Vetores Suporte. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14, 2009, Natal, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p.7863-7869. ISBN 978-85-17-00044-7.

NOVAK, L. M.; OWIRKA, G. J.; NETISHEN, C. M. Performance of a high-resolution polarimetric SAR automatic target recognition system. **The Lincoln Laboratory Journal**, v. 6, n. 1, p. 11-24, 1993.

OLIVER, C.; QUEGAN, S. **Understanding syntetic aperture radar images.**

Norwood, MA: Artech House, 1998. 478 p. ISBN 1-891-12131-6.

PARADELLA, W. R.; SANTOS, A. R.; VENEZIANI, P.; MORAIS, M. C. Synthetic aperture radar for geological applications in the moist tropics: experiences from the Brasilian Amazon region. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 30, n. 3, p. 538-542, 2000.

PRATOLA, C.; DEL FRATE, F.; SCHIAVON, G.; SOLIMINI, D.; LICCIARDI, G. Characterizing land cover from X-band COSMO-SkyMed images by neural networks. In: JURSE - JOINT URBAN REMOTE SENSING EVENT, 2011, Munich, Germany. **Proceedings...** Munich: IEEE Press, 2011.p. 49-52. ISBN 978-1-4244-8657-1.

PRATT, W. K. **Digital image processing: PIKS inside.** 3^a ed. New York: John Wiley and Sons, Inc., 2001. 739p. ISBN 0-471-22132-5

PUISSANT, A.; HIRSCH, J.; WEBER, C. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 4, p. 733-745, 2005.

PULVIRENTI, L.; CHINI, M.; PIERDICCA, N.; GUERRIERO, L.; FERRAZZOLI, P. Flood monitoring using multi-temporal COSMO-SkyMed data: Image segmentation and signature interpretation. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 4, p. 990-1002, 2011.

RANEY, R. K. Radar Fundamentals: Technical perspective. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J (Ed.). **Principles and applications of imaging radar: Manual of remote sensing.** 3^a ed, vol 2. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998. Cap. 2, p. 131-181. ISBN 978-0-471-29406-1.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis: An introduction.** 4^a ed. Canberra: Springer, 2006. 439p. ISBN 3-540-25128-6.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing with imaging radar.** Canberra: Springer, 2009. 361p. ISBN 978-3-642-02019-3

ROSSITER, D. G. **Technical Note: Statistical methods for accuracy assesment of classified thematic maps.** Enschede, Netherlands: ITC/University of Twente, 2004. 46p. Disponível em: < http://www.itc.nl/~rossiter/teach/R/R_ac.pdf>. Acesso em 24 out 2012.

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, n. 4, p. 482-493, 2003.

SANTOS, J. R.; MURA, J. C.; KUX, H. J. H.; GARCIA, C. E.; KUNTZ, S.; BROWN, I.F.; PANTOJA, N.V. Classification of TerraSAR-X Imagery for the Characterization of Amazon Tropical Forests. In: EARSSEL SYMPOSIUM: REMOTE SENSING FOR SCIENCE, EDUCATION AND CULTURE, 30, 2010, Paris, France. **Proceedings...** Paris: EARSel, 2010. p. 329-334.

SARKER, M. L. R.; NICHOL, J.; AHMAD, B.; BUSU, I.; RAHMAN, A. A. Potential of texture measurements of two-date dual polarization PALSAR data for the improvement of forest biomass estimation. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 69, p. 146–166, 2012.

SARMAP. **Synthetic aperture radar and SARscape**. Switzerland: SARMAP. 2009. 274p. Disponível em: <<http://www.sarmap.ch/pdf/SAR-Guidebook.pdf>>. Acesso em 20 mar 2012.

SATALINO, G.; IMPEDOVO, D.; BALENZANO, A.; MATTIA, F. Land cover classification by using multi-temporal COSMO-SkyMed data. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON THE ANALYSIS OF MULTI-TEMPORAL REMOTE SENSING IMAGES (MULTI-TEMP), 6, 2011, Trento, Italy. **Proceedings...** Trento: IEEE Press, 2011. p. 17-20. ISBN 978-1-4577-1202-9.

SCHARFENBERG, K. A. **Polarimetric radar signatures in damaging downburst-producing thunderstorms**. 131 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) – University of Oklahoma, Oklahoma, 2002.

SCHELLENBERGER, T.; VENTURA, B.; NOTARNICOLA, C.; ZEBISCH, M.; NAGLER, T.; ROTT, H. Exploitation of COSMO-SkyMed image time series for snow monitoring in alpine regions. In: IGARSS - INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2011, Vancouver, Canada. **Proceedings...** Vancouver: IEEE Press, 2011. p. 3641-3644. ISBN 978-1-4577-1005-6.

SOARES, J. V.; RENNÓ, C. D.; FORMAGGIO, A. R.; YANASSE, C. C. F.; FRERY, A. C. An investigation of the selection of texture features for crop discrimination using sar imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 59, n. 2, p. 234-247, 1997.

STOLZ, R.; MAUSER, W. First evaluations of Shuttle SIR-C and X-SAR data for landcover classifications. In: IGARSS - INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 1995, Firenze, Italy. **Proceedings...** Firenze: IEEE Press, 1995. p. 1058-1060. ISBN 0-7803-2567-2.

ULABY, F.T.; MOORE, R.K.; FUNG, A.K. **Microwave remote sensing:** Active and passive. Volume I: Microwave remote sensing fundamentals and radiometry. Norwood, MA: Artech House, 1982. 456p. ISBN 0-89006-190-4.

ULABY, F. T.; KOUYATE, F.; BRISCO, B.; WILLIAMS, T. H. L. Textural information in SAR images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. GE-24, n. 2, p. 235-245, 1986.

ULABY, F. T., ELACHI, C. (Editores). **Radar Polarimetry for Geoscience Applications.** Norwood, MA: Artech House, 1990. 376 p. ISBN 0-89006-406-7.

UNSER, M. Sum and difference histograms for texture classification. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. PAMI-8, n. 1, p. 118-125, 1986.

VAN DER SANDEN, J. J. **Radar remote sensing to support tropical forest management.** 330 p. Tese (PhD) - Wageningen Agricultural University, Georgetown: Tropenbos Guyana Series 5, 1997.

VAN DER SANDEN, J. J.; HOEKMAN, D. H. Potential of airborne radar to support the assessment of land cover in a tropical rain forest environment. **Remote Sensing of Environment**, v. 68, n. 1, p. 26-40, 1999.

VELOSO, H. P.; RANGEL-FILHO, A. L. R.; LIMA, J. C. A. **Classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal.** Rio de Janeiro: IBGE, 1991. 124p. ISBN: 85-240-0384-7.

VESPE, M.; FERRARO, G.; POSADA, M.; GREIDANUS, H.; PERKOVIC, M. Oil spill detection using COSMO-SkyMed over the Adriatic sea: The operational potential. In: IGARSS - INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2011, Vancouver, Canada. **Proceedings...** Vancouver: IEEE Press, 2011. p. 4403-4406. ISBN 978-1-4577-1005-6.

VIEIRA, I. C. G.; SILVA, J. M. C.; TOLEDO, P. M. Estratégias para evitar a perda biodiversidade na Amazônia. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 54, p. 153-164, 2005.

YANASSE, C. C. F.; SANT'ANNA, S. J. S.; FRERY, A. C.; RENNÓ, 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, n. 2, p. 180-190, 1997.

WACKER, A. G.; LANDGREBE, D. A. **Minimum distance classification in remote sensing**. Indiana, USA: LARS Print, 1972. 25p. Disponível em: <<http://docs.lib.purdue.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1024&context=larstech>>. Acesso em 26 nov 2012.

WEYDAHL, D. J.; ELDHUSE, K. Combining polarimetric and coherence SAR images for forest type discrimination. In: **EUSAR - EUROPEAN CONFERENCE ON SYNTHETIC APERTURE RADAR, 9, 2012, Nuremberg, Germany. Proceedings... Nuremberg: IEEE Press, 2012. p. 235-238.**

ZEBKER, H. A., VAN ZYL, J. J. V. Imaging Radar Polarimetry: A Review. **Proceedings of the IEEE**, v. 79, n. 11, p. 1583-1606, 1991.