



**Universidade Federal do
Pará**



Faculdade de Geologia



Instituto de Geociências

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

RAIMUNDO ALMIR COSTA DA CONCEIÇÃO

**UTILIZAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORES REMOTOS PARA
DETECÇÃO DE COBERTURAS LATERÍTICAS NA REGIÃO DE CANAÃ
DOS CARAJÁS – PA, ATRAVÉS DA CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A
OBJETO.**

**BELÉM - PARÁ
SETEMBRO-2013**

RAIMUNDO ALMIR COSTA DA CONCEIÇÃO

UTILIZAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORES REMOTOS PARA DETECÇÃO
DE COBERTURAS LATERÍTICAS NA REGIÃO DE CANAÃ DOS CARAJÁS –
PA, ATRAVÉS DA CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Faculdade de Geologia do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará – UFPA, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Bacharel em Geologia.

Orientador: Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva.

BELÉM – PARÁ
SETEMBRO – 2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFPA

C744u Conceição, Raimundo Almir Costa da

Utilização de produtos de sensores remotos para detecção de coberturas lateríticas na região de Canaã dos Carajás – Pa, através da classificação orientada a objeto / Raimundo Almir Costa da Conceição – 2013

60 f. : il.

Orientador: Arnaldo de Queiroz da Silva

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação em geologia) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Faculdade de Geologia, Belém, 2013.

1. Sensoriamento Remoto – Canaã dos Carajás (PA). 2. Laterita – Canaã dos Carajás (PA). 3. Sensoriamento Remoto – Classificação I. Silva, Arnaldo de Queiroz da, *orient.* II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 22^a ed.: 621.3678098115

RAIMUNDO ALMIR COSTA DA CONCEIÇÃO

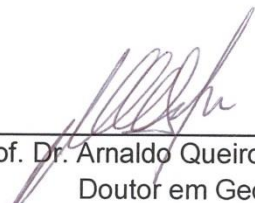
UTILIZAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORES REMOTOS PARA DETECÇÃO
DE COBERTURAS LATERÍTIICAS NA REGIÃO DE CANAÃ DOS CARAJÁS –
PA, ATRAVÉS DA CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Faculdade de Geologia do Instituto de
Geociências da Universidade Federal do Pará –
UFPA, em cumprimento às exigências para
obtenção do grau de Bacharel em Geologia.

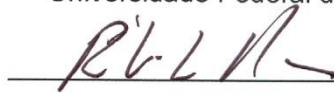
Data de aprovação: / /

Conceito:

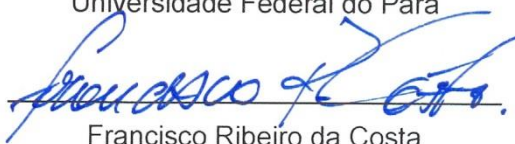
Banca Examinadora:



Prof. Dr. Arnaldo Queiroz – Orientador
Doutor em Geologia
Universidade Federal do Pará



Roberto Vizeu Lima Pinheiro - Membro
Doutor em Geologia
Universidade Federal do Pará



Francisco Ribeiro da Costa
Mestre em Geologia
Universidade Federal do Pará

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, que proporcionou saúde e serenidade durante minha jornada.

Aos meus pais, Raimundo e Lúcia, pelo infinito amor que tornou-me a pessoa que sou. Pela estrutura material e financeira com a qual pude contar durante todos esses anos. Vocês são os melhores exemplos em que um filho poderia se espelhar.

À minha namorada, Cleidyane, com a qual pude compartilhar as dificuldades e vitórias durante esses últimos três anos. Por estar sempre presente, pela paciência, amizade e sinceridade. Por fazer todos os meus dias mais fáceis e felizes.

Ao meu grande amigo, Jefferson, inseparável nessa jornada geológica. Pelas conversas e discussões, músicas que desafinamos durante as viagens de campo e pelo grande auxílio na construção deste trabalho.

A todos os meus amigos e colegas da turma de Geologia de 2009, pelo companheirismo e troca experiências nesses últimos quatro anos e meio. Em especial à Thainá, Bruno e Saulo, extraordinários companheiros de Campo II, ao Jhon, Kauê, Luciano, Paulo Sérgio, João Paulo, Kennedy, Douglas, à Brenda, Roberta, Carol, Hanna, Jaqueline e Raquel.

Ao professor Arnaldo Queiroz, pela orientação fundamental sem a qual este trabalho não seria realizado. Por esclarecer todas as minhas dúvidas, pela paciência, competência, confiança e pela amizade constituída.

A todos os professores que conseguiram passar um pouco do seus conhecimentos e experiências para nós. Aos técnicos de laboratório Osmar Guedes e Paulo Alves, por me ensinarem sobre ArcGis e outros softwares com os quais vou trabalhar no decorrer da vida profissional. Ao Wilson, pelos ensinamentos básicos de *eCongition*.

Aos familiares que me apoiaram e acreditaram que eu não ficaria no meio da jornada. Em especial a tia Benedita, pelo auxílio na primeira viagem de campo. E ao primo Max, sem o qual não teriam sequer iniciado neste curso.

“Você precisa ter um problema que queira resolver ou algo errado que queira corrigir. Precisar haver algo que os impulse, porque senão vocês não terão a perseverança que precisamos”.

Steve Jobs.

RESUMO

Este trabalho apresenta os resultados obtidos na utilização de imagens Landsat-5/TM, PALSAR/ALOS e Modelo Digital de Elevação (MDE) aplicados ao mapeamento de coberturas lateríticas, no município de Canaã dos Carajás-PA, através da classificação orientada ao objeto. As coberturas lateríticas de regiões tropicais úmidas são unidades geológicas de interesse à prospecção mineral e o desenvolvimento do sensoriamento remoto possibilita que essas coberturas possam ser mapeadas de forma mais sistemática e acelerada. Para mapear as coberturas lateríticas e avaliar os produtos sensores viáveis no estabelecimento de uma metodologia de classificação, foram utilizadas as bandas 3, 4, 5 do satélite Landsat-5/TM, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), as bandas HH e HV do satélite PALSAR/ALOS e o MDE-SRTM. À essas imagens, após pré-processamento, foi aplicada a classificação orientada a objeto, que utiliza a técnica de segmentação para transformar a imagem em objetos (segmentos), dentro dos quais os pixels tem as mesmas características espectrais. O processo de classificação das imagens Landsat-5/TM, foi realizado através de níveis. No nível 1, se deu a classificação da *vegetação* e não *vegetação*. No nível 2, separou-se a não *vegetação* em área construída, complexo mineiro e solo. No nível 3, se deu a discriminação das coberturas lateríticas a partir do solo. Os descritores e limiares utilizados para a classificação das lateritas foram: o brilho médio (42 a 83,88), reflectância média da banda 3 (32 a 57) e a média do NDVI (0,2 a 0,42). A partir do MDE, verificou-se que as lateritas encontram-se em relevo plano a ondulado (entre 200 e 300 m de altitude), o que pode indicar tratar-se de lateritas imaturas (Pleistoceno). Outras, menos representativas na área, encontram-se no topo de algumas serras em altitudes maiores (600 a 738m). Essas, por sua vez, podem ser relacionadas com lateritas maduras mais antigas (Eoceno-Oligoceno). Apesar de conter erros de classificação e confusão com outras classes, a classificação foi considerada satisfatório e a técnica orientada a objeto se mostrou promissora na discriminação das coberturas lateríticas.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto. Classificação Orientada a Objeto. Lateritas. Canaã dos Carajás.

ABSTRACT

This work presents the results obtained from the use of Landsat-5/TM, PALSAR/ALOS and Digital Elevation Model (DEM) images, applied to the mapping of lateritic covers in the town of Canaã dos Carajas - PA, through object oriented classification. Lateritic covers of humid tropical regions are geological units of interest for mineral prospecting and the development of remote sensing enables these coverages to be mapped in a more systematic and accelerated way. To map lateritic covers and evaluate viable sensors products for the establishment of a methodology of classification were used bands 3, 4, 5 from Landsat-5/TM satellite, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the HH and HV bands from PALSAR/ALOS satellite and SRTM-DEM. Were applied in these images the object oriented classification, which uses the segmentation technique to transform images in objects (segments), in which pixels have the same spectral characteristics. The classification process of Landsat-5/TM images was performed through levels. At level 1, occurred the classification of vegetation and no vegetation. At level 2 it was separated non vegetation in constructed area, mining complex and soil. At level 3, it was gave a breakdown of lateritic coverages from soil. Descriptors and thresholds used for the classification of laterites were: average brightness (42 to 83.88), mean reflectance of band 3 (32-57) and mean NDVI (0.2 to 0.42). From the DEM, it was found that laterites show values between 100 and 200 meters in elevation, plan to wavy relief, indicating the presence of immature laterites (Pleistocene). Others, less representative in area, are at higher altitudes (600 to 738m) at the top of some ridges. These, in turn, can be related with older mature laterites (Eoceno - Oligocene). Although it may contain classification errors and confusion with other classes, the classification was considered satisfactory and the object oriented classification technique has shown considerable promise in the differentiation of lateritic cover.

Keywords: Remote Sensing. Object Oriented Classification. Laterites. Canaã dos Carajás.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Mapa de localização da área de estudo (Zona UTM 22S). Imagens Arcgis Basemap (a) e (b), imagem Spot - Google Earth (c).	17
Figura 2.1 - Hierarquia de classes gerada através da classificação da imagem.	20
Figura 2.2 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 100.	21
Figura 2.3 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 50.	21
Figura 3.1 - Mapa simplificado da Província Carajás.	25
Figura 3.2 - Mapa geológico da área de Canaã dos Carajás (Província Carajás).	27
Figura 3.3 – Principais regiões lateríticas da Amazônia.	28
Figura 3.4 - Representação dos perfis lateríticos maturo autóctone e imaturo. Tipo (A) bauxítico, (B) fosfático e (C) imaturo.	29
Figura 4.1 - Fluxograma da metodologia a ser empregada no estudo.	30
Figura 4.2 – Exemplos de vetorização das coberturas lateríticas gerados a partir de imagens Spot – Google Earth e pontos registradas em campo.	34
Figura 4.3 - Modos de espalhamento da radiação pela atmosfera, contribuindo com o aumento da reflectância do alvo que chega ao sensor.	35
Figura 4.4 - Efeito de atenuação de ruído <i>speckle</i> em uma porção da área em estudo, com o uso do filtro FEFROST. Imagem original PALSAR/ALOS com ruído <i>speckle</i> (a) e imagem com filtro de ruído (b).	38
Figura 4.5 – Resultado da segmentação multiresolução com parâmetro de escala 2; forma 0,2; compacidade 0,5.	40
Figura 4.6 - Imagem Landsat-5/TM (2011) segmentada (a) comparada com imagem de alta resolução Spot - Google Earth (b) de 2013.	40

Figura 4.7 - Rede Semântica de classificação. Em vermelho, as classes de interesse.....	42
Figura 4.8 – Imagem NDVI (a) e teste de limiar para vegetação (b). Os valores de NDVI da vegetação aumentam a partir do limiar inferior da classe (azul) para os maiores valores (verde).	42
Figura 4.9 – Objetos criados pela segmentação multiresolução no interior dos polígonos considerados como coberturas lateríticas a partir dos dados de campo.....	43
Figura 5.1 - Classificação nível 1. Discriminação das áreas com presença e ausência de cobertura vegetal.....	45
Figura 5.2 – Visão detalhada da classificação no nível 1. Classe Vegetação (a), classes Vegetação e Não Vegetação (b) e imagem SPOT – Google Earth de agosto de 2013 tomada como referência de validação (c).	45
Figura 5.3 - Classificação nível 2. Discriminação de áreas construídas, mina e solos.	46
Figura 5.4 - Classificação nível 3 (mapa final). Discriminação das coberturas lateríticas a partir da classe Solo	48
Figura 5.5 – Classificação das coberturas lateríticas. As setas indicam a presença de lateritas. Imagens Landsat-5/TM (2011) (a, b, d, e, g, h) e imagens Spot – Google Earth (2013) (c, f, i) para comparação.....	49
Figura 5.6 - Sobreposição da classe Coberturas Lateríticas no Modelo Digital de Elevação. As lateritas classificadas predominam na altimetria de 100 a 200m.	50
Figura 5.7 - Resultado da segmentação sobre das imagens PALSAR/ALOS (RGB HH HV HH).	51
Figura 5.8 - Classificação das coberturas lateríticas, considerando média do retroespalhamento e a entropia das bandas HH e HV.	53
Figura 5.9 – Detalhe de alguns pontos de classificação das lateritas através das imagens PALSAR/ALOS.....	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 - Características e aplicações das bandas TM do satélite Landsat-5/TM.	31
Tabela 4.2 - Estatística dos dados coletados a partir do cruzamento dos objetos criados na segmentação com o vetor Lateritas_campo.	43
Tabela 4.3 – Descritores e limiares selecionados a partir dos testes de classificação.	44

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Apresentação	14
1.2 Objetivos	15
1.3 Estudos anteriores	15
1.4 Localização e acesso	17
2 REVISÃO TEÓRICA	18
2.1 Classificação de imagens orientada a objeto	18
2.2 Rede semântica e hierarquia de classes	19
2.3 Segmentação de imagens	20
2.4 Análise textural em imagens de radar	22
3 CONTEXTO GEOLÓGICO	24
3.1 Aspectos gerais	24
3.2 Geologia da Província Carajás	24
3.2.1 Terreno Granito- <i>Greenstone</i> de Rio Maria.....	24
3.2.2 Domínio Carajás.....	26
3.2.2.1 Bacia Carajás.....	26
3.2.2.2 Subdomínio de Transição.....	26
3.2.2.3 Geologia da região de Canaã dos Carajás.....	26
3.3 Coberturas lateríticas na Amazônia	27
4 MATERIAIS E MÉTODOS	30
4.1 Materiais	30
4.1.1 Imagens Landsat-5/TM.....	31
4.1.2 Imagens PALSAR/ALOS.....	32
4.1.3 Imagens SRTM.....	33
4.1.4 Trabalho de Campo.....	33
4.2 Métodos	35
4.2.1 Pré-processamento.....	35
4.2.1.1 Correção Atmosférica.....	35

4.2.1.2	Correção Geométrica	36
4.2.1.3	Filtragem de Ruído de imagens SAR.....	37
4.2.2	Processamento.....	38
4.2.2.1	Segmentação	38
4.2.2.2	Elaboração da Rede Semântica e Critérios de Classificação	40
5	RESULTADOS	45
5.1	Imagens Landsat-5/TM.....	45
5.2	Imagens PALSAR/ALOS	51
6	CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS.....	55
	REFERÊNCIAS.....	57

1 INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação

As coberturas leteríticas em regiões tropicais úmidas compreendem unidades litológicas de interesse à prospecção de depósitos minerais em subsuperfície ou mesmo em profundidade. Como objetivos dessas prospecções, destacam-se aqueles relacionados a depósitos lateríticos ou de enriquecimento supergênico referentes a jazimentos de ouro laterítico, bauxita, ferro, manganês, nióbio, níquel, caulim entre outros (FIGUEIREDO, 2000).

O desenvolvimento de sensores remoto aptos em medir e registrar a energia eletromagnética refletida ou emitida pelos alvos terrestres permitiu um salto tecnológico na forma da humanidade visualizar e interagir com a superfície terrestre. Sem dúvida as geociências foram amplamente beneficiadas com esse avanço tecnológico, pois novas abordagens para observação dos fenômenos ocorrentes na Terra foram desenvolvidas.

Pouco tem se explorado ao longo dos anos, as características dos corpos e solos lateríticos em imagens de sensores remotos. Entretanto, a disponibilidade desses produtos sensores atualmente é ampla e pode ser estudada com os mais variados propósitos. Observa-se que o sudeste do estado do Pará, onde se encontram alguns depósitos minerais associados a coberturas leteríticas, oferece um espaço apropriado para investigação das relações espectrais com esse tipo de rocha.

Por isso, este trabalho foi desenvolvido utilizando-se imagens óticas Landsat-5/TM SAR (Radar de Abertura Sintética) do sensor PALSAR/ALOS e Modelo Digital de Elevação (MDE) da missão SRTM, além de dados coletados em campo, na região de Canaã dos Carajás, sudeste do estado do Pará.

A motivação desse trabalho é contribuir para o mapeamento de coberturas leteríticas em escala regional, e para tanto foram abordadas duas questões fundamentais: avaliar qual dado sensor responde melhor a presença de crostas leteríticas e estabelecer uma abordagem metodológica para caracterização de lateritas na área de estudo utilizando técnicas de classificação digital de imagens.

1.2 Objetivos

O presente trabalho tem como principal objetivo mapear coberturas lateríticas na região de Canaã de Carajás através da técnica de classificação orientada a objeto tendo como dados de análise imagens óticas Landsat-5/TM, SAR do sensor PALSAR/ALOS e Modelo Digital de Elevação (MDE) gerado pela missão SRTM.

Os objetivos secundários da pesquisa são:

- a) Avaliar qual dado de sensoriamento remoto responde melhor a presença de crostas lateríticas.
- b) Estabelecer uma abordagem metodológica para caracterização de lateritas em condições ambientais semelhantes aquelas encontradas na área de estudo.

1.3 Estudos anteriores

Em ampla pesquisa bibliográfica, não se encontrou trabalhos associando o mapeamento de lateritas à classificação orientada a objeto, porém, uma quantidade extensa de artigos relaciona, com sucesso, este método de classificação de imagens de alta resolução ao mapeamento de uso e cobertura do solo e caracterização de áreas urbanas.

Moraes, Pardella e Rennó (2002) utilizaram imagens de radar do sensor Sarex'92 e através da classificação textural mapeou lateritas ricas em ferro do depósito N1 (Província Mineral de Carajás-PA). Neste caso, a comparação entre os mapas de classificação textural e o de geologia de superfície mostrou limitações no uso da textura de radar para diferenciação de tipos de crostas lateríticas.

Monteiro, Lingnau e Souza Jr. (2007) utilizaram a mesma técnica para detectar a exploração seletiva de madeira na Amazônia através de imagens ASTER, Landsat-7/ETM+ e IKONOS, mostrando que a classificação foi eficiente na detecção de pátios e estradas da exploração madeireira, ressaltando que esse método tem a vantagem de utilizar não só a informação espectral do alvo, mas também as informações espacial e contextual dos mesmos.

Rosário (2007) utilizou esta técnica em conjunto com modelagem *Fuzzy* aplicadas em imagens Landsat-5/TM, no mapeamento do uso e cobertura do

solo na região costeira do Rio de Janeiro. Verificou-se que as áreas que apresentaram maior confusão foram as mais próximas da costa, onde a diversidade e o nível de fragmentação eram maiores.

Goltz et al. (2009) identificaram áreas de reforma de cana-de-açúcar em imagens Landsat-5/TM, aplicando a classificação orientada a objeto. Obtiveram resultados positivos com a banda 3 e a razão de banda 5/3. Ao se comparar os mapeamentos gerados pela interpretação visual e pela técnica orientada a objeto notou-se que a maioria dos polígonos das áreas de reforma foi classificada corretamente. A maioria dos erros foi de inclusão. Destes, alguns estão relacionados à presença de nuvens e outros devido à presença de cana com pouco vigor vegetativo em combinação com áreas de solo exposto.

Luz, Antunes e Tavares Jr. (2010) utilizaram a classificação orientada a objeto no mapeamento de uso da terra. A utilização de descritores espectrais e de forma, oriundos da segmentação, permitiram uma efetiva discriminação entre os objetos (diferentes classes de uso da terra). Os resultados foram satisfatórios com uma acurácia de 80%.

Pedrassoli (2011), mapeou favelas e uso do solo no município de Taboão da Serra-SP usando análise orientada ao objeto em ortofotos e imagens QuickBird. Este método mostrou-se eficiente na detecção e classificação de assentamentos com precariedade urbanística, mas restrita a uma cena específica.

Fernandes, Nunes e Silva (2012) utilizaram a classificação orientada a objeto para caracterização da cobertura da terra na região do Médio Araguaia. Para classificação, foram utilizadas imagens do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e do índice de água por diferença normalizada modificado (MNDWI). Estes tipos de imagem apresentaram resultados promissores no delineamento das classes de cobertura da terra. A exatidão global para o mapeamento foi de 83,3%, com coeficiente ¹Kappa (avaliador de precisão) de 0,72 (os valores podem variar de 0 a 1).

Silva et al. (2013) avaliaram o uso de imagens SAR polarimétricas para discriminação de tipos lateríticos no topo do platô N1 em Carajás. Os

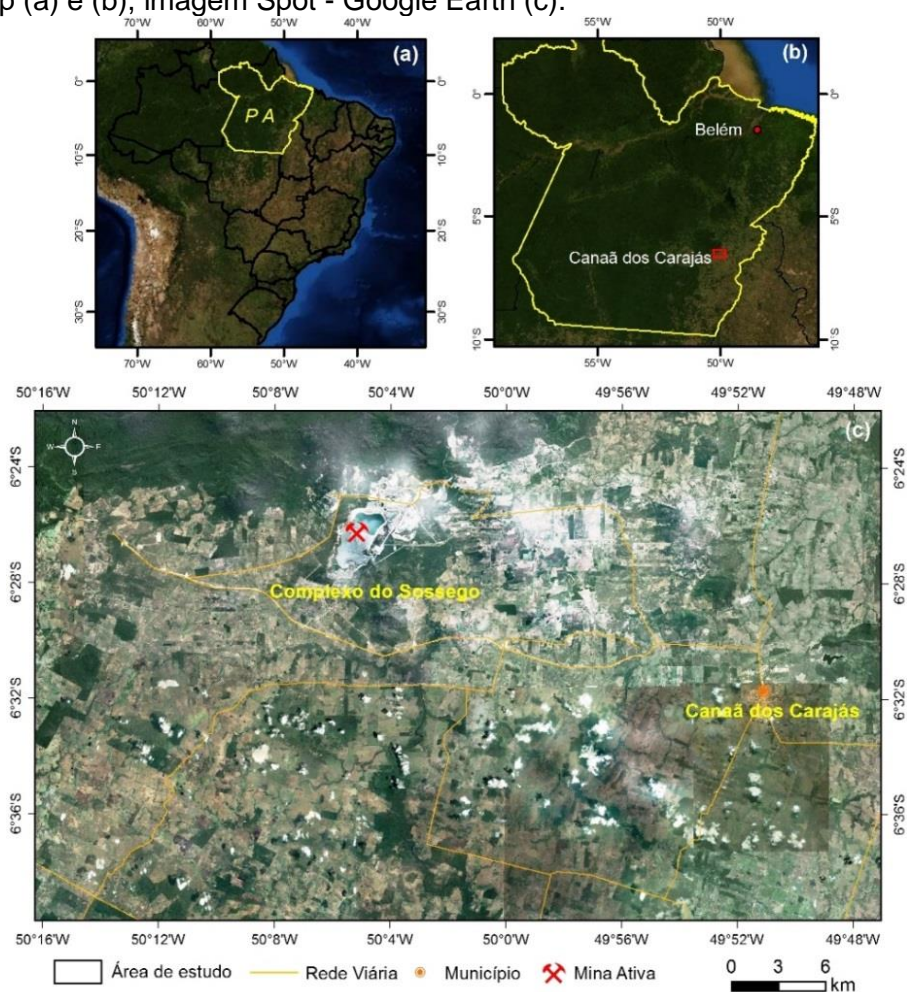
¹ O índice Kappa é uma técnica usada na avaliação da precisão temática, ou seja, é uma medida do quanto à classificação está de acordo com os dados de referência.

resultados apontaram para uma razoável capacidade desse tipo de dado para diferenciação das lateritas de interesse econômico (minério de ferro + crosta de alteração) da lateritas resultante de alteração da rocha encaixante (crosta química).

1.4 Localização e acesso

A área selecionada para este estudo compreende um total de 1.750 km² e está contida na folha SB.22-Z-A (Serra dos Carajás), sudeste do estado do Pará (**Figura 1.1**), limitadas pelas latitudes 6°22'3"S, 6°39'42"S e longitudes 50°16'16"O, 49°47'3"O (Datum WGS 1984), envolvendo a cidade Canaã dos Carajás-PA, distante 800 km de Belém. A região é interligada por uma considerável malha viária. O acesso à área, a partir da capital do Estado, é feito pelas rodovias BR-316, BR-010, BR-222 e PA-150.

Figura 1.1 – Mapa de localização da área de estudo (Zona UTM 22S). Imagens Arcgis Basemap (a) e (b), imagem Spot - Google Earth (c).



Fonte: Adaptado a partir de dados GIS-Pará (VASQUEZ et al., 2008).

2 REVISÃO TEÓRICA

2.1 Classificação de imagens orientada a objeto

A classificação digital é uma das funções prioritárias do processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. A maior parte dos mapeamentos temáticos é embasada em alguma forma de interpretação de fotografias e/ou imagens de satélite (ROSÁRIO, 2007).

Os classificadores digitais tradicionais foram desenvolvidos baseados em características do pixel como unidade primitiva de informações a respeito dos alvos, sendo denominados por essa abordagem de *classificadores pixel a pixel*, sobretudo voltados a imagens de baixa resolução espacial. A melhoria da resolução espacial trazida com o avanço tecnológico evidenciou a dificuldade de aplicação desses classificadores (BLÄSCHKE; STROBL, 2001).

Nas imagens de baixa resolução espacial, um pixel pode conter respostas espectrais de vários objetos ou uma área heterogênea de um mesmo objeto. Em imagens de alta resolução um pixel possui informações semelhantes a de seus vizinho, sendo mais puros em termos de mistura espectral (MACHADO; CAETANO, 2002). Desse modo, vários pixels podem estar relacionados a um mesmo objeto.

Na busca de solucionar as dificuldades de classificação, vários autores têm utilizado com sucesso uma outra metodologia de processamento que considera como unidade primitiva um objeto formado por vários pixels com características homogêneas e por isso denominada *classificação orientada a objetos* (BAATZ; SHÄPE, 2000; WHITESIDE; AHMAD, 2005; ZHONG et al., 2005; CHUBEY, FRANKLIN e WULDER, 2006).

Essa abordagem pretende aproximar as técnicas de processamento e extração de informações com o raciocínio humano, ou seja, com a forma de pensar e de reconhecer padrões que intuitivamente adotamos ao interpretar uma imagem ou apreciar uma paisagem (BAATZ; SCHÄPE, 2000).

O primeiro passo para que o cérebro humano seja capaz de identificar e separar as informações contidas em uma imagem se dá no reconhecimento da forma dos objetos, sendo posteriormente comparados com padrões já pré-definidos em nossas mentes (TRIMBLE, 2011).

Em busca de um processo capaz de delinear os objetos contidos em uma imagem de alta resolução espacial próximo ao raciocínio humano, criou-se um método de delineamento denominado *segmentação multiresolução* (ZHONG et al.,2005) que, realiza o agrupamento de pixels com características espectrais semelhantes.

Após a realização do processo de delineamento dos objetos em uma imagem, a próxima etapa consiste em atribuí-los a determinada classe, através da comparação dos objetos identificados na imagem com padrões anteriormente pré-definidos, realizando assim a classificação dos objetos da imagem considerando-os tematicamente homogêneos (WHITESIDE; AHMAD, 2005).

2.2 Rede semântica e hierarquia de classes

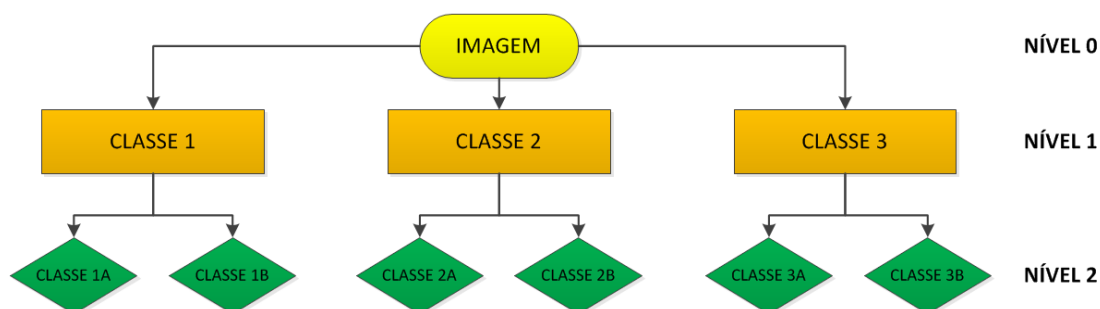
A abordagem utilizada neste trabalho permite a inserção de informações cognitivas, como cor, forma e distribuição dos objetos na cena (frequentemente utilizadas por um especialista no reconhecimento e diferenciação entre os objetos), que podem ser inseridas na forma de uma rede hierárquica de conhecimentos ou de uma rede semântica.

Dessa forma, além da hierarquia existente entre os objetos, criada durante o processo de segmentação, é também possível a criação de uma rede semântica hierárquica, que permite de forma progressiva a atribuição de classes aos objetos (Figura 2.1). Estes seriam, portanto, separados inicialmente em grandes grupos, ou classes-mãe, a partir das quais são derivadas as demais classes-filha (LUZ, ANTUNES E TAVARES Jr., 2010).

Imitando o conhecimento do usuário, o software *eCognition Developer 8* dispõe dessa rede hierárquica de operadores, denominadas classes, que são capazes de modificar suas informações ao sofrerem alterações baseadas nas necessidades do interprete. Regiões representativas (amostras) são fornecidas e a partir delas é gerada uma classe.

O usuário pode selecionar a informação útil, interagindo com o aplicativo através da escolha de descritores (atributos) relevantes da imagem ou informações advindas de mapas e vetores (SCHWARZ, STEINMEIER e WASER).

Figura 2.1 - Hierarquia de classes gerada através da classificação da imagem.



Fonte: Elaborada pelo autor.

2.3 Segmentação de imagens

A segmentação é a parte da análise de imagem que trata da definição de objetos geográficos ou regiões em uma imagem (MOIK, 1980). A segmentação busca agrupar pixels que exibam alguma uniformidade interna em relação a uma propriedade da imagem e que contrastem em relação a sua vizinhança, com a finalidade de facilitar análises posteriores.

O processo pode se dar de forma manual ou automática. A forma manual é estabelecer sobre a imagem os polígonos que representam regiões homogêneas, de forma semelhante à usada pelos fotointérpretes, mas diferentes intérpretes podem gerar produtos diferentes a partir de uma mesma imagem. O processo automático, por considerar dados de natureza quantitativa, produz bons resultados em uma fração do tempo do que seria dispendido no caso da segmentação manual. Em virtude desses aspectos, é ele o mais utilizado em processamento de imagens (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Uma das técnicas de segmentação mais utilizadas, a multiresolução, é baseada no reconhecimento de primitivas (cor, forma, compacidade, suavidade, etc.) de objetos da imagem e trabalha maximizando as diferenças entre os objetos e minimizando as diferenças intra-objetos (TRIMBLE, 2011).

O resultado final esperado de um processo de segmentação multiresolução é um número finito de regiões homogêneas, que individualizam as diferentes regiões contidas numa imagem. As regiões são conectadas pelas suas bordas e não se sobrepõe de tal forma que cada pixel da imagem pertence unicamente a uma determinada região (ACHARYA; RAY, 2005).

A segmentação multiresolução também leva em consideração um limiar de similaridade (grau de similitude entre os pixels) adotado pelo analista. No caso de a distância entre o pixel candidato e a média dos pixels da região ser inferior ao limiar, o pixel candidato será incluído na região, caso contrário continua separado (MENESES; ALMEIDA, 2012). Este limiar influencia diretamente no tamanho das regiões, isto é, quanto menor o valor do limiar, menor será a região formada, pois poucos pixels espectralmente semelhantes serão agrupados.

Na Figura 2.2, por exemplo, o limiar estabelecido é igual a 100. Se comparado a Figura 2.3, com limiar igual a 50, observam-se polígonos maiores que agrupam maior quantidade de pixels homogêneos.

Figura 2.2 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 100.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 2.3 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 50.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Segundo Matsuoka e Haertel (2007) a eficiência do procedimento está baseada em alguns critérios que devem ser seguidos:

- (a) o processo de segmentação deve produzir segmentos altamente homogêneos para a separação ótima e a representação de regiões da imagem;
- (b) o tamanho médio dos objetos da imagem deve ser adaptado à escala de interesse;

(c) Quase todos os atributos de objetos das imagens (tom, textura, forma e relações de regiões adjacentes) são mais ou menos dependentes da escala. Assim, somente estruturas de escalas semelhantes são de qualidade comparável e tem atributos comparáveis. Por isso, os objetos da imagem resultantes devem ser aproximadamente da mesma magnitude;

(d) O procedimento de segmentação deve ser aplicável a um número grande de diferentes tipos de dados;

(e) O resultado da segmentação deve ser reproduzível;

(f) O processo de segmentação deve ser computacionalmente eficiente, mesmo para grandes conjuntos de dados, como ocorre em imagens de satélite.

2.4 Análise textural em imagens de radar

Para Mather (1999) a textura em imagens de sensoriamento remoto pode ser definida como sendo a variabilidade de tons de cinza vizinhos ou o padrão das relações espaciais entre os níveis de cinza dos pixels vizinhos.

A variabilidade de tons de cinza, pode refletir a textura de uma superfície que é classificada como rugosa ou lisa. Em imagens de radar a superfície rugosa é um refletor difuso que retroespalha o sinal em todas as direções e é caracterizado por tons de cinza variados. Já a superfície lisa não retorna o sinal em direção a antena, em função do efeito especular da superfície e é caracterizada por tons de cinza uniformes (MENESES; ALMEIDA, 2012).

O elemento textural é um dos fatores mais importantes na interpretação humana de imagens em geral, e em particular, nas imagens de radar. Ele descreve a distribuição espacial dos valores tonais em uma imagem (FROST, SHANMUGAM e HOLTZMAN, 1984).

Na interpretação visual de imagens a textura é uma característica importante e por isso pode aumentar o desempenho de classificadores digitais. Vários estudos têm demonstrado que a análise textural em imagens de radar tem melhorado a classificação de alvos terrestres (MORAES, PARDELLA e RENNÓ, 2002; PRESUTTI et al., 2001; SILVA JUNIOR, 2001).

Um dos métodos mais utilizados para análise textural é a análise estatística, que é caracterizada pelas propriedades estocásticas (eventos aleatórios) da distribuição dos níveis de cinza em uma imagem.

Baseado na análise estatística, Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973) sugeriram algumas medidas de textura fundamentadas em uma matriz de co-ocorrência de níveis de cinza (Gray Level Co-occurrence Matrix – GLCM), que representa a distância e as relações espaciais angulares sobre uma sub-região de uma imagem de tamanho especificado.

Cada elemento da GLCM é uma medida de probabilidade de ocorrência de valores de níveis de cinza separados por uma dada distância numa dada direção (MATHER, 1999). A GLCM pode ser denominada como sendo um histograma bidimensional que fornece a frequência de ocorrência $P(i,j,d,\theta)$, de um determinado par de níveis de cinza i e j , numa determinada distância d e uma direção θ° (MARTINS, 2004).

Com base em Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973), as medidas de textura utilizadas neste trabalho são as seguintes:

- **Entropia:** Mede a desordem em uma imagem. Quando a imagem não apresenta textura uniforme, os valores da entropia tendem a ser elevados. Alcança seu valor máximo quando os pixels na área de interesse apresentam níveis de cinza com valores aleatórios. É calculada por:

$$ENT_{\Delta x, \Delta y} = -\sum_i \sum_j p(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \log P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (1)$$

- **Contraste:** O contraste mede a presença de transição abrupta de níveis de cinza, isto é, as bordas. Baixos valores indicam a ausência de bordas na área de interesse. É calculada por:

$$CON_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (2)$$

- **Homogeneidade local:** mede a homogeneidade da imagem e assume valores grandes quando os pares de pixels, na área de interesse, têm pequena diferença de níveis de cinza. É calculada por:

$$HOM_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)_{\Delta x, \Delta y}}{1 + (i - j)^2} \quad (3)$$

- **Dissimilaridade:** mede o quanto o nível de cinza dos pares de pixels são diferentes entre si e tem maiores valores quando a diferença entre eles também é grande. A dissimilaridade é similar ao contraste, porém os valores obtidos por este são maiores. É calculada por:

$$DIS_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j |i - j|^2 P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (4)$$

3 CONTEXTO GEOLÓGICO

3.1 Aspectos gerais

A área investigada neste trabalho faz parte do Domínio Carajás (Subdomínio de Transição), localizado na Província de Carajás (Figura 2.1), situada na porção sul-oriental do Cráton Amazônico (MACHADO et al., 1991) e tem sido explorada desde 1968, quando foram descobertos grandes depósitos de ferro. Hoje é a principal província minerais do Brasil, contendo também depósitos de Cu, Au, Mn e Al.

O Cráton Amazônico representa uma grande placa litosférica continental, composta por várias províncias crustais de idades arqueana a mesoproterozóica, estabilizada tectonicamente em torno de 1,0 Ga, tendo se comportado como uma placa estável no Neoproterozóico, durante o desenvolvimento das faixas orogênicas marginais brasileiras (BRITO NEVES; CORDANI, 1991). Para Cordani e Sato (1999), Tassinari e Macambira (, 2004), Santos et al. (2000), o Cráton Amazônico é dividido em províncias geocronológicas, formadas em torno de um núcleo arqueano, denominado originalmente Província Amazônia Central (TEIXEIRA et al., 1989).

3.2 Geologia da Província Carajás

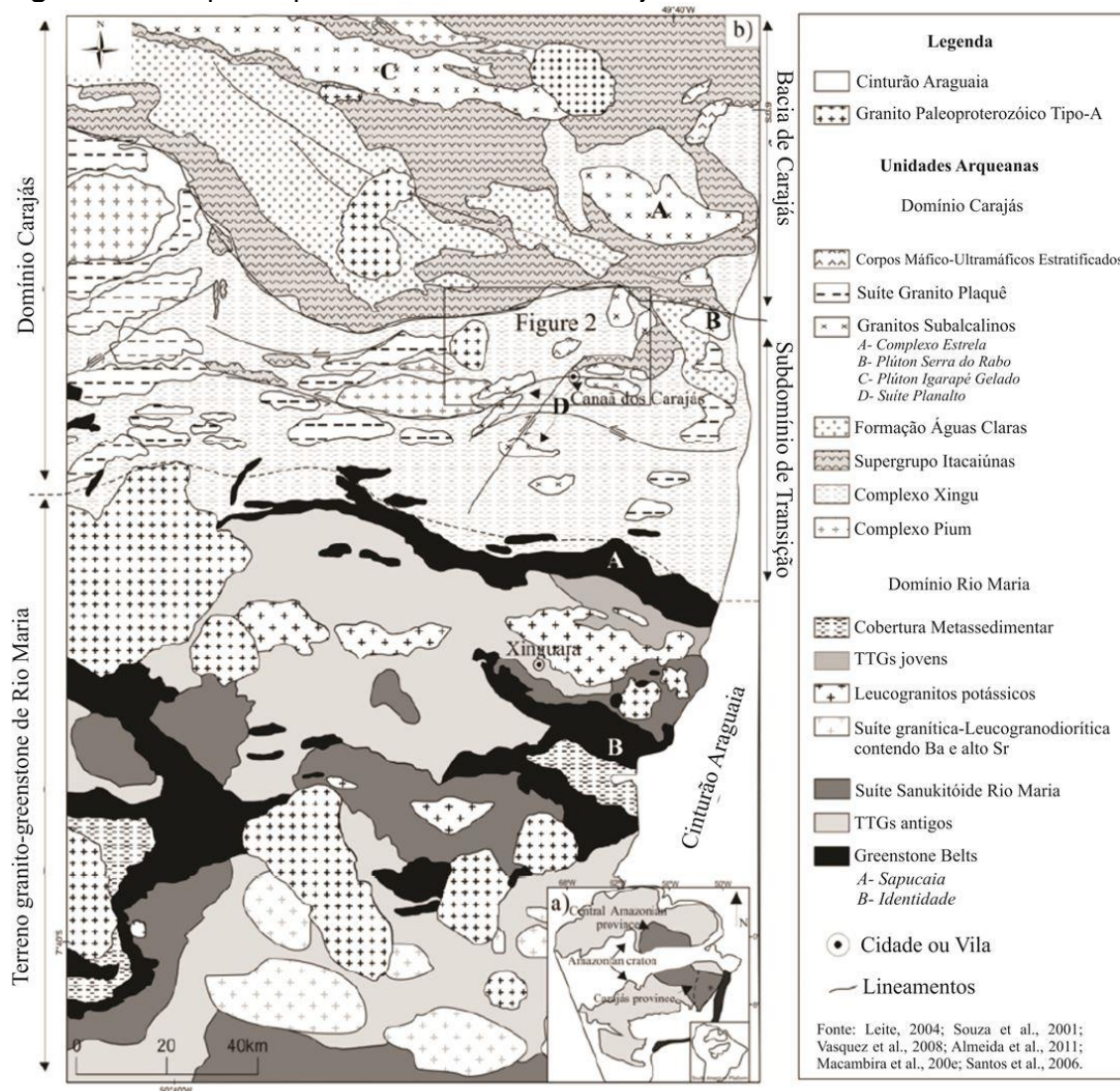
No sul da província é exposto o Terreno Granito-*Greenstone* de Rio Maria (TGGRM) datado do Mesoarqueano – 3,0 a 2,86 Ga (MACAMBIRA; LAFON, 1995) e, ao norte o Domínio Carajás (3,0 a 2,55 Ga; DALL'AGNOL et al., 2006). O limite entre o TGGRM e o Domínio Carajás ainda é indefinido, mas localiza-se aproximadamente ao norte do *Greenstone Belt* Sapucaia, onde existem evidências geofísicas de uma grande descontinuidade tectônica (FEIO, 2011). Vasquez et al. (2008) dividem a província em dois terrenos geocronologicamente distintos: o Domínio Rio Maria (Mesoarqueano) ao sul e o Domínio Carajás (Neoarqueano) ao norte.

3.2.1 Terreno Granito-*Greenstone* de Rio Maria

O TGGRM é o domínio estudado com maior detalhe dentro da Província Carajás (Figura 3.1) e é formado por *greenstone belts* do Supergrupo Andorinhas e por cinco principais grupos de granitóides arqueanos

(FEIO, 2011): (1) Séries TTGs mais antigas formadas em dois episódios distintos, sendo o mais antigo ($2,96 \pm 0,02$ Ga), representado pelo Tonalito Arco Verde e Trondhjemito Mogno, seguido em $2,93 \pm 0,02$ Ga pela formação do Complexo Tonalítico Caracol, Tonalito Mariazinha e algumas rochas do Tonalito Arco Verde; (2) granitoides predominantemente granodioríticos com alto teor de Mg ($2,87$ Ga), formado pelo Granodiorito Rio Maria, rochas intermediárias e máficas associadas; (3) leucogranodioritos e leucomonzogranitos cálcico-alcálicos enriquecidos em Ba e Sr, representados pela Suíte Guarantã e granitos similares ($2,87$ Ga); (4) TTGs mais jovens, correspondentes ao Trondhjemito Água Fria ($2,86$ Ga); (5) leucogranitos potássicos ($2,86$ Ga), representados pelos granitos Xinguara, Mata Surrão e similares.

Figura 3.1 - Mapa simplificado da Província Carajás.



Fonte: Adaptado de Feio (2011).

3.2.2 Domínio Carajás

3.2.2.1 Bacia Carajás

A Bacia Carajás corresponde à porção norte do Domínio Carajás e a sua borda sul corresponde às exposições mais meridionais do Supergrupo Itacaiunas (FEIO, 2011). Este por sua vez, corresponde ao evento magmático dominante na bacia (2,76 Ga, MACHADO et al. 1991). Este supergrupo engloba o Grupo Grão Pará e unidades supracrustais similares, grupos Igarapé Salobo, Igarapé Pojuca, Igarapé Bahia e Rio Novo, que ocorrem na Serra dos Carajás. Estas unidades são formadas predominantemente por rochas vulcano-sedimentares, de idade arqueana, apresentando graus variáveis de metamorfismo e litologias distintas do Supergrupo Andorinhas (TGGRM) (DOCEGEO, 1988).

Além, do Supergrupo Itacaiunas, tem-se o magmatismo máfico-ultramáfico do Complexo Luanga e um grande número de intrusões de granitos subalcalinos (Complexo Granítico Estrela, Granito Serra do Rabo e Granito Velho Salobo), sucedidos por extensa sedimentação (Formação Águas Claras) (FEIO, 2011).

3.2.2.2 Subdomínio de Transição

Este subdomínio foi definido por Dall'Agnol et al. (1997) como Domínio de Transição e se estende entre a região situada imediatamente a norte de Xinguara, passando lateralmente por Tucumã e São Félix do Xingu, até a borda sul da Bacia de Carajás (FEIO, 2011) e é situado entre o Terreno Granito-Greenstone de Rio Maria e a bacia Carajás.

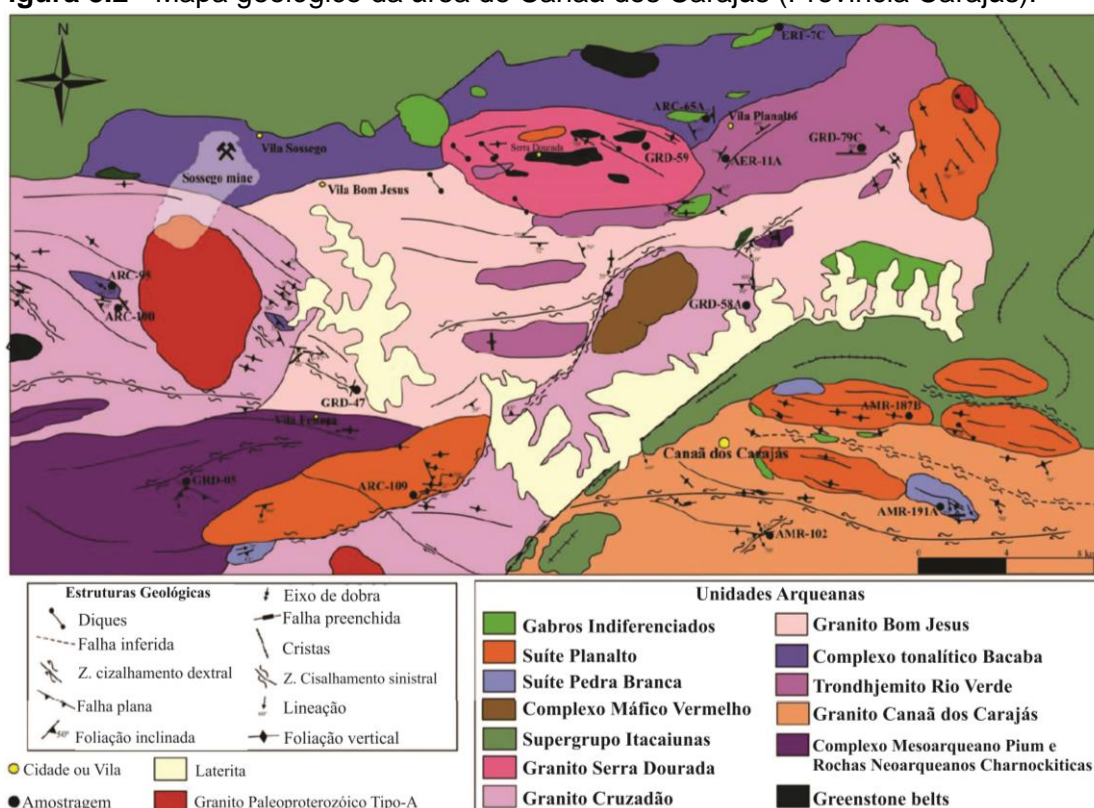
As informações disponíveis apontam a presença do ortogranulito Chicrim-Cateté (VASQUEZ et al. 2008), diopsídio-norito Pium, rochas mais antigas do Tonalito Bacaba, granitóides e gnaisses indiferenciados do Complexo Xingu, seguidos no tempo pelas intrusões da Suíte Intrusiva Cateté, da Suíte Pedra Branca e dos plútons das Suítes Plaquê e Planalto (FEIO, 2011).

3.2.2.3 Geologia da região de Canaã dos Carajás

A área de Canaã dos Carajás está localizada geologicamente entre a borda sul da Bacia de Carajás e o subdomínio de Transição. O mapeamento

geológico realizado por Feio (2011) demonstrou que a área é composta essencialmente por granitoides e rochas ricas em ortopiroxênio, com rochas máficas e ultramáficas subordinadas, pequenos plútons graníticos anorogênicos paleoproterozóicos (Granito Rio Branco e similares) e coberturas lateríticas. Esta autora, pela primeira vez, caracteriza os diferentes tipos de granitoides da região de Canaã dos Carajás e que estão incluídos no Complexo Xingu (Figura 3.2).

Figura 3.2 - Mapa geológico da área de Canaã dos Carajás (Província Carajás).



Fonte: Adaptado de Feio (2011).

3.3 Coberturas lateríticas na Amazônia.

Neste trabalho serão utilizadas as características das coberturas lateríticas propostas por Costa (1991). Este autor estabelece um panorama geral das propriedades básicas e distribuição geográfica das lateritas no contexto da Amazônia.

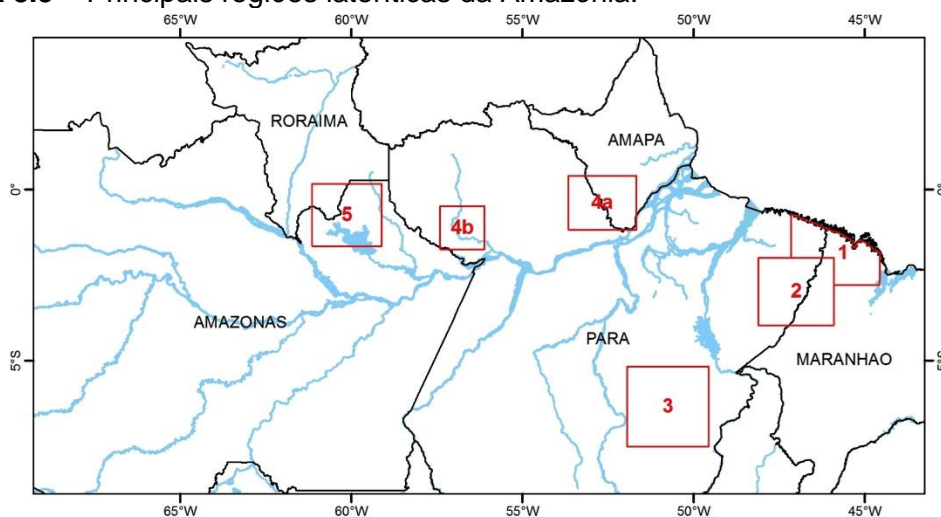
O termo laterita é utilizado para caracterizar rochas formadas ou em fase de formação a partir do intenso intemperismo químico de rochas pré-existentes, inclusive lateritas antigas sob condições tropicais. Quimicamente, são ricas em Fe e Al e pobres em Si, K e Mg quando comparados com a rocha-mãe. Podem

ter aspecto maciço, coeso e incoeso, terrosos ou argilosos, com colorações variando de vermelho, violeta, amarelo, marrom até branco.

Mineralogicamente, são compostos por goethita, hematita, gibbsita, bôhmita, argilo-minerais como caulinita e esmectita, entre outros.

São encontrados por toda Amazônia, mas somente as lateritas ferruginosas e bauxíticas constituem grandes corpos. As principais regiões lateríticas são: (1) Gurupi, (2) Paragominas-Campim (Pará), (3) Carajás, (4) Baixo Amazonas (Pará): (a) Trombetas, Nhamundá e Faro; (b) Almeirim, Monte Dourado e Felipe e (4) Pitinga (Figura 3.3). De acordo com Costa (1991), na região de Carajás ocorrem variados tipos, sendo mais importantes, os ferruginosos, bauxítico, manganesíferos, auríferos e níquelíferos.

Figura 3.3 – Principais regiões lateríticas da Amazônia.



Fonte: Adaptado de Costa (1991).

As lateritas da Amazônia podem ser classificadas como maduras ou imaturas.

As lateritas maduras (Figura 3.3a e b) são as mais evoluídas, datadas do Paleógeno (26-24 Ma, $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$, COSTA et al. 2005) e possuem o perfil laterítico completo (da base para o topo): pálido transicional, argiloso, bauxítico e/ou fosfático e crosta ferruginosa.

A constituição mineralógica é basicamente de hidróxido (bauxita) e/ou de fosfatos de alumínio, sendo comuns estruturas singenéticas do tipo esferolítica (oólitos e pisólitos), maciça, terrosa, cavernosa, colunar e vermicular.

O horizonte superior é a crosta ferruginosa, onde comumente são encontrados agregados de nódulos, ou de fragmentos, concreções e esferólitos

cimentados por hidróxidos e/ou fosfatos de alumínio, pisólitos composto de fragmentos de hidróxidos de ferro interligados por finos córtex microcristalinos.

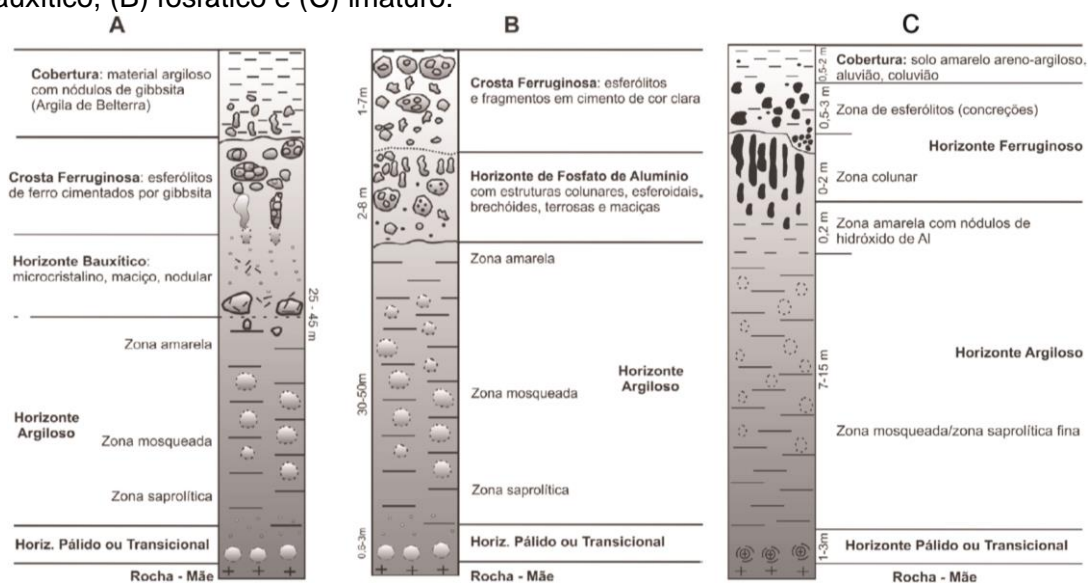
As lateritas maduras ocorrem associadas a platôs ou morros, cujos topos representam superfícies reliquias, como parte do relevo recente, sem distinção morfológica devido a movimentos tectônicos que nivelaram o antigo com o recente.

Por sua vez, as lateritas imaturas (Figura 3.4c) são menos evoluídas, datadas do Pleistoceno, e são composta pelos horizontes (dispostos da base para o topo): pálido ou transicional, argiloso e ferruginoso; e ao contrário do perfil laterítico maduro, não apresenta o horizonte bauxítico e/ ou fosfático. Os minerais mais importantes das lateritas imaturas são: hematita, goethita, goethita e maghemita, além de caulinita, halloysita, esmectita e illita.

O horizonte ferruginoso é o mais característico do perfil. Apresenta uma zona inferior colunar, com caulinita e goethita, e uma zona superior concrecionária (esferolítica), com hematita e goethita. Quando exposto, produz crostas e concreções ferruginosas incoesas, que gradam para um material argilo-arenoso, com restitos de esferóides ferruginosos.

As lateritas imaturas ocorrem em relevo recente, quase planos desenvolvido sobre crostas ferruginosas, relevo quase plano a ondulado, instalado sobre latossolos autóctones e alóctones originados de lateritas imaturas onde se desenvolveu uma floresta tropical.

Figura 3.4 - Representação dos perfis lateríticos maduro autóctone e imaturo. Tipo (A) bauxítico, (B) fosfático e (C) imaturo.



Fonte: Adaptado de Costa (1991).

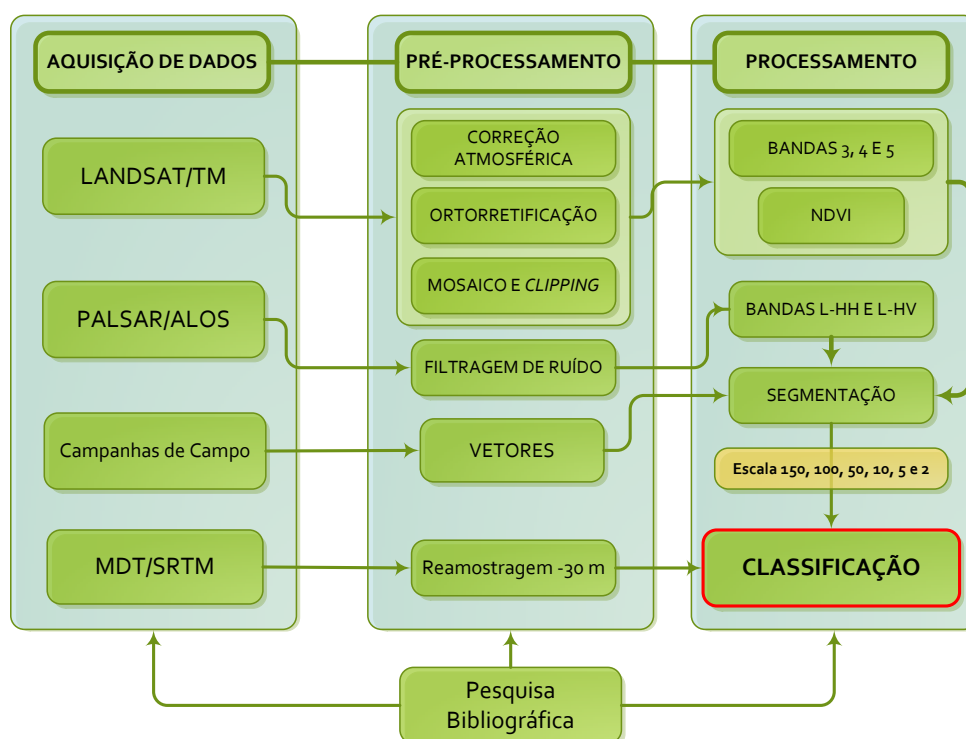
4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Materiais

Neste trabalho foram utilizadas imagens óticas do satélite Landsat-5/TM, imagens SAR coletadas pelo sensor PALSAR a bordo da plataforma orbital ALOS e Modelo Digital de Elevação (MDE) obtido através de imagens SRTM.

O fluxograma mostrado na Figura 4.1, sintetiza os procedimentos metodológicos empregados nesta pesquisa.

Figura 4.1 - Fluxograma da metodologia a ser empregada no estudo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Todos os procedimentos relacionados ao processamento das imagens foram realizados utilizando o sistema computacional do Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido (LAIT).

A detecção e classificação das coberturas lateríticas foram calculadas usando algoritmos implementados no software *eCognition Developer 8.7* (TRIMBLE). O pré-processamento digital das imagens foi realizado através do software Geomática (PCI Geomatics). A integração e análise dos dados foi realizada com o software ArcGIS 10 (ESRI - Environmental Systems Research Institute).

4.1.1 Imagens Landsat-5/TM

O satélite Landsat-5/TM (*Thematic Mapper*), lançado em 1984, é um imageador ótico que capta radiação eletromagnética em 7 bandas espectrais com resolução espacial de 30m. A Tabela 4.1 apresenta as principais características e aplicações das bandas espectrais do satélite Landsat-5/TM.

Tabela 4.1 - Características e aplicações das bandas TM do satélite Landsat-5/TM.

Banda	Intervalo espectral (μm)	Características e aplicações das bandas TM
1	(0,45 - 0,52)	Apresenta grande penetração em corpos de água, com elevada transparência, permitindo estudos batimétricos. Sofre absorção pela clorofila e pigmentos fotossintéticos auxiliares (carotenóides). Apresenta sensibilidade a plumas de fumaça oriundas de queimadas ou atividade industrial. Pode apresentar atenuação pela atmosfera.
2	(0,52 - 0,60)	Apresenta grande sensibilidade à presença de sedimentos em suspensão, possibilitando sua análise em termos de quantidade e qualidade. Boa penetração em corpos de água.
3	(0,63 - 0,69)	A vegetação verde, densa e uniforme, apresenta grande absorção, ficando escura, permitindo bom contraste entre as áreas ocupadas com vegetação (ex.: solo exposto, estradas e áreas urbanas). Apresenta bom contraste entre diferentes tipos de cobertura vegetal (ex.: campo, cerrado e floresta). Permite análise da variação litológica em regiões com pouca cobertura vegetal. Permite o mapeamento da drenagem através da visualização da mata galeria e entalhe dos cursos dos rios em regiões com pouca cobertura vegetal. É a banda mais utilizada para delimitar a mancha urbana, incluindo identificação de novos loteamentos. Permite a identificação de áreas agrícolas.
4	(0,76 - 0,90)	Os corpos de água absorvem muita energia nesta banda e ficam escuros, permitindo o mapeamento da rede de drenagem e delineamento de corpos de água. A vegetação verde, densa e uniforme, reflete muita energia nesta banda, aparecendo bem clara nas imagens. Apresenta sensibilidade à rugosidade da copa das florestas (dossel florestal). Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo a obtenção de informações sobre Geomorfologia, Solos e Geologia. Serve para análise e mapeamento de feições geológicas e estruturais. Serve para separar e mapear áreas ocupadas com pinus e eucalipto. Serve para mapear áreas ocupadas com vegetação que foram queimadas. Permite a visualização de áreas ocupadas com macrófitas aquáticas (ex.: aguapé). Permite a identificação de áreas agrícolas.
5	(1,55 - 1,75)	Apresenta sensibilidade ao teor de umidade das plantas, servindo para observar estresse na vegetação, causado por desequilíbrio hídrico. Esta banda sofre perturbações em caso de ocorrer excesso de chuva antes da obtenção da cena pelo satélite.
6	(10,4 - 12,5)	Apresenta sensibilidade aos fenômenos relativos aos contrastes térmicos, servindo para detectar propriedades termais de rochas, solos, vegetação e água.
7	(2,08 - 2,35)	Apresenta sensibilidade à morfologia do terreno, permitindo obter informações sobre Geomorfologia, Solos e Geologia. Esta banda serve para identificar minerais com íons hidroxilas. Potencialmente favorável à discriminação de produtos de alteração hidrotermal.

Fonte: INPE (2013).

Para este trabalho, duas imagens do sensor Landsat-5/TM (órbita-ponto: 224/064 e 224/065) com data de passagem em 30/08/2011 foram adquiridas gratuitamente através do site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE (www.inpe.com.br) via *download*. Estas imagens estão no formato TIFF (*Tagged Image File Format*) com nível de processamento básico que inclui correção de sistema e orientação de órbita.

Após o pré-processamento (correção atmosférica e geométrica), foi gerado mosaico e *clipping* das imagens para contemplar a área em estudo. Posteriormente, através da matemática de bandas espectrais, foi produzido o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalize Difference Vegetation Index* - NDVI), aplicada no processo de classificação.

O NDVI (ROUSE et al. 1973), é utilizado para calcular parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, como biomassa e índice de área foliar. Ele calcula a diferença entre os valores refletidos da banda do infravermelho próximo (banda 4) e da banda do vermelho (banda 3), normalizada pela soma dos mesmos valores, conforme equação abaixo:

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (5)$$

4.1.2 Imagens PALSAR/ALOS

O radar PALSAR (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar*) a bordo do satélite ALOS tem a capacidade de obter imagens diurnas e noturnas sem a interferência de nebulosidade.

Por ser um radar de abertura sintética (SAR), o PALSAR possui resolução espacial que varia de 10 a 100 metros com opção de polarimetria, gerando imagens com as polarizações HH, VV, HV e VH.

Assim como todos os satélites SAR, este sensor utiliza uma fonte de radiação eletromagnética própria (sensor ativo). Sua principal vantagem em relação aos sensores óticos e termais é que a faixa dos comprimentos de onda das micro-ondas não interagem com as micrométricas partículas ou gases da atmosfera. Essa condição permite obter imagens, mesmo quando a cobertura de nuvens é total (MENESES; ALMEIDA 2012).

Outro fator importante é a polarização da onda emitida pelo radar. O pulso de energia emitido pela antena vibra com direção horizontal (H) ou vertical (V).

Muitos sensores de radar operam com combinações de vibração, possibilitando a aquisição de imagens de radar em quatro modos de polarização: HH, HV, VV e VH. Essa forma de imagens multipolarizadas aumenta as chances de discriminação dos materiais em função das variações de rugosidade da superfície (MENESES; ALMEIDA 2012).

As imagens PALSAR/ALOS utilizadas nesta pesquisa foram adquiridas no modo *Fine Beam Dual Polarization* FBD (polarizações HH e HV), órbita ascendente, pixel 12,5 x 12,5 metros e projetadas para o sistema UTM, datum WGS84.

Essas imagens foram utilizadas na tentativa de definir parâmetros para caracterização das coberturas lateríticas. Para isso, foram avaliados estatisticamente, parâmetros derivados da textura (entropia, contraste, homogeneidade e dissimilaridade).

4.1.3 Imagens SRTM

O projeto SRTM (*Shuttle Radar Topographic Mission*) foi desenvolvido pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), para obter dados de elevação em escala global. Os dados obtidos foram utilizados para geração de Modelos Digitais de Elevação (MDE) de 80% do globo terrestre (RABUS et al., 2003).

O MDE é arquivo de registros altimétricos estruturados em linhas e colunas georreferenciadas, ou seja, cada pixel registra o valor de elevação de uma porção do terreno. Estudos indicam que a acurácia vertical do MDE gerado por imagens SRTM é de aproximadamente 16m (RABUS et al., 2003).

Os dados SRTM adquiridos via *download* a partir do site do *Consortium Spatial Information* (CGIAR-CSI), foram utilizado na ortorretificação das imagens Landsat-5/TM e no processo de classificação das imagens para analisar a altimetria e o tipo de relevo aos quais as lateritas estão associadas.

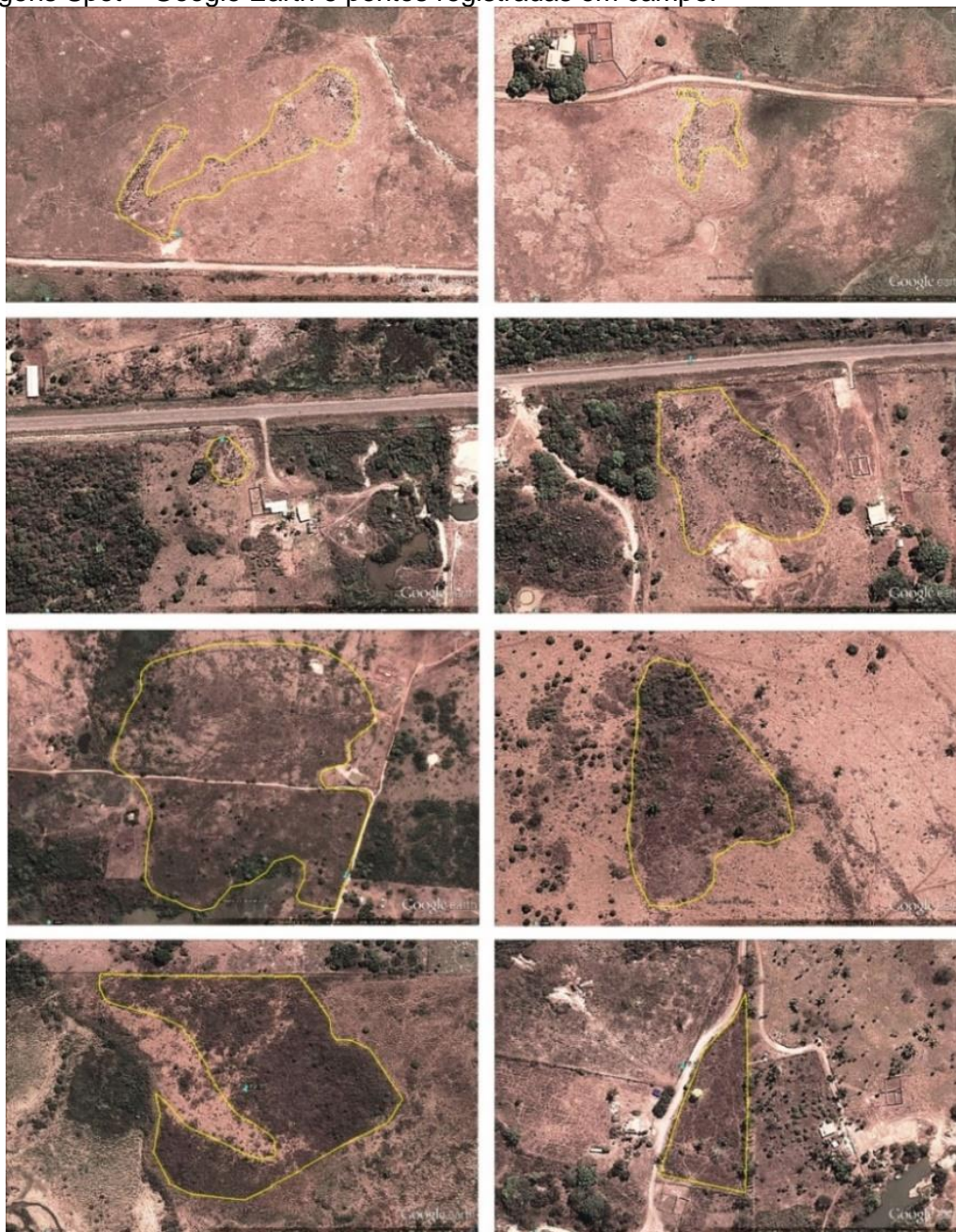
4.1.4 Trabalho de Campo

Os dados coletados em campo foram fundamentais na elaboração da metodologia seguida por este trabalho. As áreas de exposição das lateritas (16 pontos) tiveram suas coordenadas geográficas coletadas em campo com aparelho GPS. Estes pontos auxiliaram na vetorização das ocorrências de

laterítas observadas em imagens de alta resolução espacial disponíveis no Google Earth.

Na tentativa de obter resultados mais precisos, foram vetorizadas somente as coberturas lateríticas com pouca influência da vegetação (Figura 4.2), totalizando 8 polígonos.

Figura 4.2 – Exemplos de vetorização das coberturas lateríticas gerados a partir de imagens Spot – Google Earth e pontos registradas em campo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

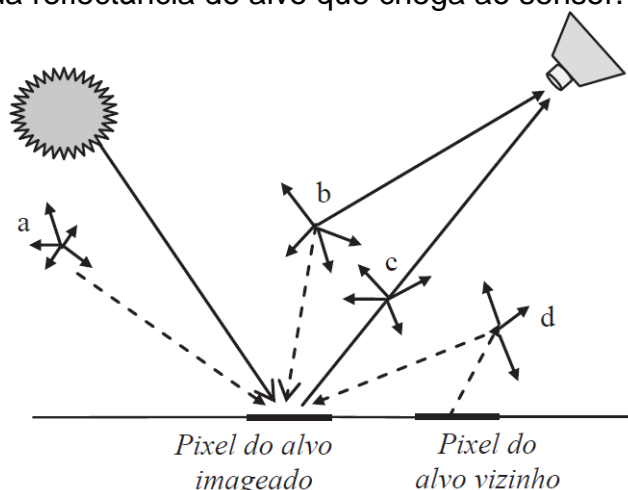
4.2 MÉTODOS

4.2.1 Pré-processamento

4.2.1.1 Correção Atmosférica

Os gases e partículas constituintes da atmosfera são, em grande parte, responsáveis pela absorção e espalhamento da radiação eletromagnética (Figura 4.3). Esses efeitos interferem na intensidade e composição espectral da radiação disponível para um determinado sensor, resultando na diminuição da qualidade da imagem e na modificação da resposta espectral dos alvos.

Figura 4.3 - Modos de espalhamento da radiação pela atmosfera, contribuindo com o aumento da reflectância do alvo que chega ao sensor.



Fonte: Meneses e Almeida (2012).

Essa correção é um passo fundamental para o processo de classificação digital das imagens óticas, permitindo comparar os valores de reflectância dos pixels das imagens com outros parâmetros de classificação.

Nessa etapa do trabalho, foi derivada a reflectância do número digital DN (digital number) das imagens Landsat-5/TM de acordo com o seguinte procedimento:

O DN foi convertido para valores de radiância L (W/m^2sr) a partir da seguinte equação:

$$L = (DN - 1) \times \delta \quad (6)$$

em que DN é o número digital e δ é o coeficiente de calibração ajustado para cada banda espectral do sensor TM. Este dado está contido no arquivo cabeçalho (header file) da imagem.

Em seguida, assumindo-se condições de reflexão lambertiana, a radiância no sensor foi convertida em reflectância aparente ρ (MATHER, 1999).

$$\rho = \frac{(\pi \times L \times d^2)}{(Exo_{\lambda} \times \cos(\theta_{zenite}))} \quad (7)$$

onde d indica a relativa à distância Sol-Terra para o dia de aquisição, Exo_{λ} a irradiância solar exoatmosférica ajustado a cada banda espectral e θ_{zenite} o ângulo de zênite solar.

A conversão para reflectância foi realizada utilizando o algoritmo ATCOR2 (*Atmospheric Correction*), implementado no software Geomática. O ATCOR2 consiste em um algoritmo desenvolvido para processamento de imagens de alta e média resolução espacial, como Landsata-5/TM, Spot, QuickBird e RapidEye. Na correção são utilizados os seguintes parâmetros: data de aquisição de imagem, número de bandas, tipo de sensor, arquivo de calibração do satélite, ângulo de visada do satélite, modelo atmosférico, elevação média da área e visibilidade da cena.

4.2.1.2 Correção Geométrica

As distorções espaciais em imagens produzidas por sensores remotos são desajustes de posição dos pixels causados pela rotação e curvatura da Terra, variações de altitude, posição e velocidade da plataforma orbital e distorções topográficas durante o processo de captura da imagem (MENESES; ALMEIDA, 2012). Essas distorções provocam imprecisões cartográficas que podem ser corrigidas através da ortorretificação.

A ortorretificação consistem em um modelo matemático que ajusta a geometria da imagem a um sistema de referência espacial geográfico, usando pontos de controle de terreno (Ground Control Points – GCP) bem distribuídos e identificáveis nas imagens e o MDE. Os GCP devem ser feições bem definidas na imagem e no terreno cujas coordenadas são conhecidas, como cruzamentos de estradas, rodovias, confluências de rios, dentre outras. Os GCPs foram obtidos através de outras imagens, denominadas imagens âncora, as quais já possuem ortorretificação.

Para aplicação da ortorretificação e do mosaico das imagens Landsat-5/TM, foi utilizado o algoritmo OrthoEngine do *software* Geomática. A imagens

âncora foram imagens ²GEOCOVER datadas de 2005 e 2006. Desta forma, coletou-se 20 pontos distribuídos uniformemente pela imagem e que são representativas em ambas. Os valores de altimetria foram extraídos do MDE.

4.2.1.3 Filtragem de Ruído de imagens SAR

As imagens SAR apresentam um ruído inerente a sua natureza denominado de *speckle*. Ele se origina do modo coerente em que as micro-ondas são geradas no momento em que a radiação eletromagnética é emitida pela antena.

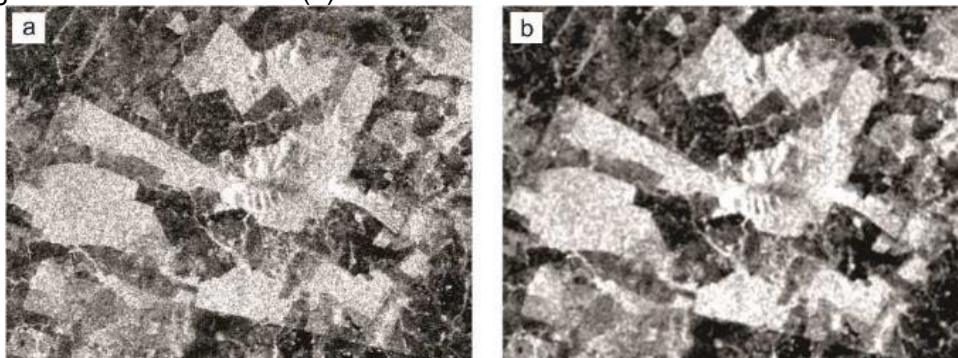
Na interação da radiação com os espalhadores contidos em uma célula de resolução diferentes combinações de interferência podem surgir levando a formação de um sinal aleatório que se soma a energia retroespalhada pelo alvo (principal espalhador). Isto confere às imagens SAR um aspecto ruído (como se sal e pimenta fossem espalhados aleatoriamente sobre a imagem – em inglês a textura é denominada de " *salt and pepper*"). Para reduzir aspecto ruído da imagem SAR são aplicados filtros digitais.

Para filtragem do ruído *speckle* nas imagens PALSAR/ALOS foi aplicado o algoritmo FEFROST, implementado no PCI Geomatica 2012 (Figura 4.4).

O filtro FEFROST divide a imagem em três classes. A primeira classe corresponde às superfícies homogêneas em que o ruído pode ser eliminado através da aplicação de um filtro passa-baixa. A segunda classe corresponde às zonas heterogêneas, em que o ruído é reduzido enquanto se preserva a textura. A terceira classe contém áreas que representam alvos pontuais isoladas, em que o filtro deve preservar o valor observado.

² Conjunto de imagens Landsat pré-processadas pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) com correção atmosférica e geométrica.

Figura 4.4 - Efeito de atenuação de ruído *speckle* em uma porção da área em estudo, com o uso do filtro FEFROST. Imagem original PALSAR/ALOS com ruído *speckle* (a) e imagem com filtro de ruído (b).



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.2 Processamento

Nesta etapa é descrita a metodologia aplicada às imagens Landsat-5/TM, PALSAR/ALOS e SRTM-MDE. Este último foi aplicado para avaliação altimétrica, ao produto final da melhor classificação resultante.

O *software* utilizado permitiu a avaliação conjunta das imagens, possibilitando a interação de vários descritores na avaliação dos dados para classificação. Porém, resultados mais consistentes foram obtidos na avaliação individual. Neste caso, as imagens Landsat-5/TM mostraram-se mais eficientes do que as imagens PALSAR/ALOS em relação à classificação das coberturas lateríticas. Por isso, os resultados descritos a seguir, priorizaram as imagens Landsat-5/TM.

4.2.2.1 Segmentação

Nesta etapa, delimitaram-se os objetos através do algoritmo de segmentação multiresolução que trabalha maximizando as diferenças entre os objetos e minimizando as diferenças intra-objetos (TRIMBLE, 20011).

Essencialmente o algoritmo identifica objetos do tamanho de um único pixel e os agrega aos seus vizinhos, baseado no critério de homogeneidade relativa. Este critério é uma combinação de critérios de reflectância e de forma (TRIMBLE, 20011).

A escolha do algoritmo segmentação multiresolução decorre da possibilidade de estipular a influência da cor e do grau de homogeneidade dos pixels na formação dos objetos e esses dois parâmetros são fundamentais na identificação das coberturas lateríticas.

Neste sentido, o algoritmo utiliza os parâmetros de **escala, forma e compacidade** para calcular a influência desses fatores.

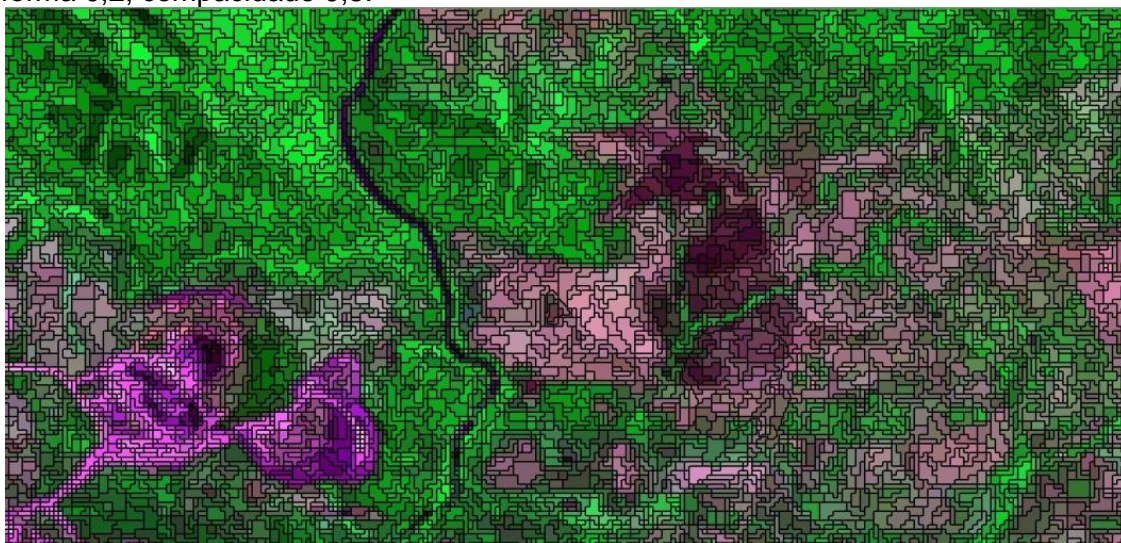
O **parâmetro de escala** é subjetivo e indica o nível (dimensão dos objetos) de ação do processo. Neste sentido, foram realizados vários testes para a definição da escala (150, 100, 50, 10 e 5). Considerando o tamanho dos alvos e as resoluções das imagens Landsat-5/TM, foi selecionado o parâmetro de escala 5.

O critério **forma** estabelece o peso que a forma tem na caracterização do objeto (seu valor pode variar até 0,9) em relação ao peso dado a radiometria (cor). Assim esses valores são complementares. Por exemplo, um peso 0,6 na forma, resulta em um peso de 0,4 para cor (TRIMBLE, 20011). Este critério recebeu peso 0,2.

O **critério de compacidade** indica o grau de homogeneidade interna e heterogeneidade externa do objeto (seu valor pode variar até 0,9). Valores mais elevados indicam alto grau de homogeneidade interna o que tende a formar objetos compactos. Valores menores formam objetos com homogeneidade mais suave (PEDRASSOLI, 2011). O valor utilizado para este critério foi 0,5 (Figura 4.5).

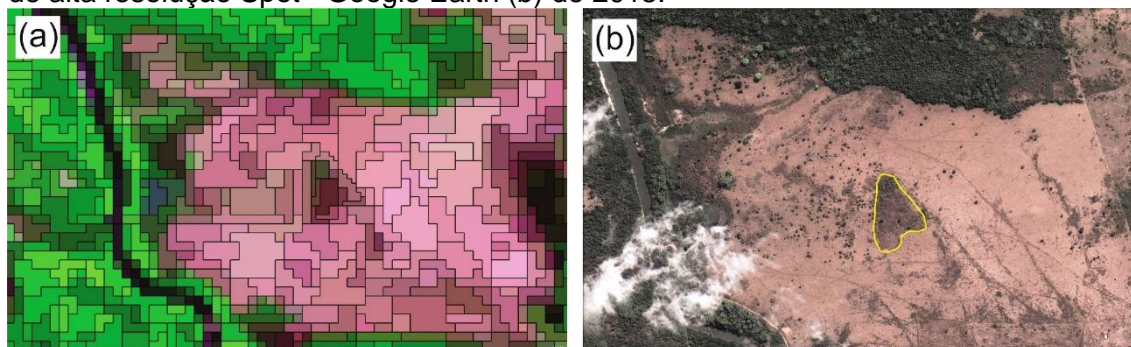
A partir da segmentação pode-se dar início ao processo de análise dos resultados. Observou-se que esses parâmetros de segmentação conseguiram identificar as formas menores da imagem. Em geral, os objetos possuem formas retangulares que conseguiram separar com certa clareza os limites das feições, principalmente as mais representativas como a vegetação (Figura 4.6).

Figura 4.5 – Resultado da segmentação multiresolução com parâmetro de escala 2; forma 0,2; compacidade 0,5.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 4.6 - Imagem Landsat-5/TM (2011) segmentada (a) comparada com imagem de alta resolução Spot - Google Earth (b) de 2013.



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.2.2.2 Elaboração da Rede Semântica e Critérios de Classificação

Nesta etapa foi elaborada a rede semântica e definidas as regras de classificação e descritores para cada classe. Essas tarefas foram realizadas simultaneamente, pois a discriminação de uma classe para outra depende de como as classes estão colocadas na rede semântica.

A definição dos descritores e regras de pertinência foi realizada da seguinte maneira: inicialmente selecionaram-se amostras de treinamento para cada uma das classes: **Vegetação**, **Não vegetação**, **Área Construída**, **Complexo Mineiro** e **Solo**. Em seguida, o comportamento destas amostras em relação aos descritores foi analisado visualmente. No caso da classe **Coberturas Lateríticas**, os descritores foram avaliados com base em cálculos estatísticos.

Devido à grande quantidade de descritores disponíveis no *eCognition Developer 8.0* para avaliação, foram priorizados os descritores relacionados a reflectância das bandas:

- Média da reflectância das bandas 3, 4 e 5;
- Brilho (média da reflectância de todas as bandas utilizadas);
- Média do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada – NDVI.

Através da Rede Semântica (Figura 4.7), a classificação foi organizada em três níveis.

No nível 1, foram definidas as classes maiores (classes-mãe): **Vegetação**, caracterizada pelo valor médio do NDVI no intervalo de 0,45 a 1; **Nuvens**, caracterizadas pelos valores médios mais elevados da banda 3 (170 a 255); **Sombra de Nuvens**, definidas pela média da reflectância da banda 5 no intervalo de 11 a 37,2; e **Não Vegetação**, caracterizado pelo NDVI no intervalo de -1 a 0,4499 e por objetos que não pertencem às classes anteriores.

É importante ressaltar que as classes **Nuvens** e **Sombras de Nuvens** foram classificadas somente para não interferirem nos níveis de classificação subsequentes.

No nível 2, a classe-mãe **Não Vegetação** foi discriminada em três classes-filhas: **Área Construída**, caracterizada pela média do NDVI no intervalo de 0,01 a 0,18; **Complexo Mineiro**, distinguido através dos valores de NDVI, pois observou-se na área da mineração que este índice apresentava os valores mais baixos (-1 a 0,0359); e **Solo**, discriminado pelo NDVI no intervalo de (0,2 a 0,45) e por objetos que não estão contida nas classes-filha anteriores, porém estão contido na classe-mãe **Não Vegetação**.

A seleção de intervalos dos descritores correspondentes as classes dos níveis 1 e 2 foram realizadas por testes visuais através de um sistema que permite a seleção de um descritor para testes de limiar (Figura 4.8).

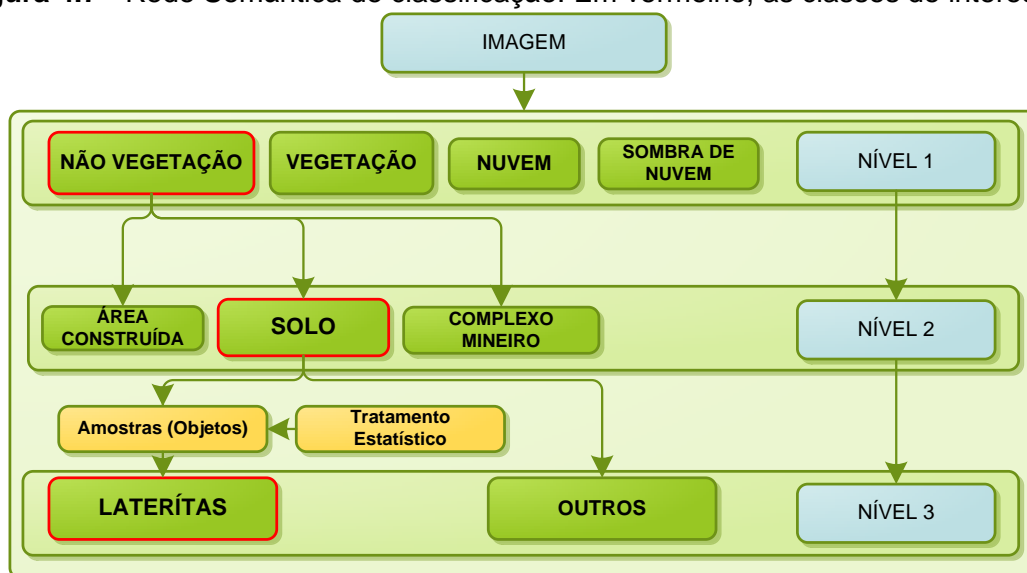
Na classificação nível 3, a partir da classe **Solo** foi discriminada a classe **Coberturas Lateríticas**. Para seleção dos descritores que representassem essas coberturas, foram avaliadas a média aritmética simples, mediana, desvio padrão e o coeficiente de variação (CV) dos objetos (amostras de treinamento) que foram criados no interior dos polígonos vetorizados a partir dos pontos de campo (Figura 4.9). Vale ressaltar que foram avaliados um total de dez objetos.

A descrição estatística dos dados é fundamental para analisar como ocorre a distribuição dos valores das amostras.

A média e a mediana, indicam se o arranjo dos valores se aproxima da normalidade, ou seja, de distribuição contínua, indicando a boa amostragem dos dados. Valores iguais ou próximos entre essas medidas sugerem que os dados tendem a normalidade.

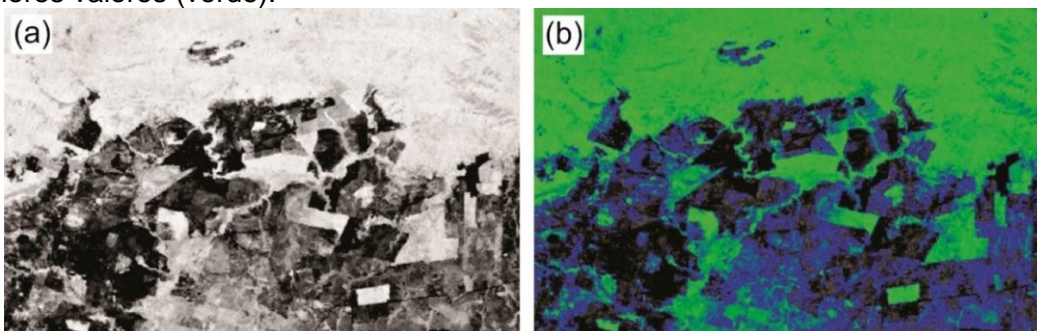
O desvio padrão e o coeficiente de variação (CV) designam basicamente quanto os dados se distanciam da média aritmética. Valores elevados dessas medidas indicam uma variação elevada entre os valores das amostras. Desse modo, a seleção priorizou descritores que apresentaram dados próximos à distribuição normal e com a menor variação possível dos valores.

Figura 4.7 - Rede Semântica de classificação. Em vermelho, as classes de interesse.



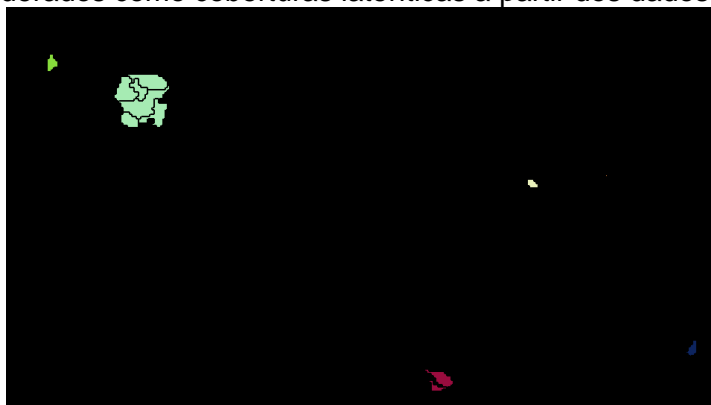
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 4.8 – Imagem NDVI (a) e teste de limiar para vegetação (b). Os valores de NDVI da vegetação aumentam a partir do limiar inferior da classe (azul) para os maiores valores (verde).



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 4.9 – Objetos criados pela segmentação multiresolução no interior dos polígonos considerados como coberturas lateríticas a partir dos dados de campo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os resultados estatísticos (Tabela 4.2) mostraram que a média da reflectância das bandas 3,4 e 5, o NDVI e o brilho médio foram os descritores que melhor se enquadraram nos critérios de seleção. Posteriormente, os testes de classificação demonstraram que os mais relevantes para a discriminação das lateritas foram a média da banda 3, o NDVI e o brilho médio. Os limiares superior e inferior de cada descritor (Tabela 4.3) foram determinados utilizando-se o valor mínimo e máximo dos objetos avaliados.

Tabela 4.2 - Estatística dos dados coletados a partir do cruzamento dos objetos criados na segmentação com o vetor Lateritas_campo.

Valor da Camada	Média (Objetos)					Média Total	Mediana	Desvio Padrão	CV (%)	Valor Mín.	Valor Máx.
Brilho	74,29	66,08	55,79	83,87	42,22	86,09	74,23	11,72	13,6	42,22	83,87
	76,35	63,2	76,39	74,16	76,39						
Reflectância da Banda 3	48,25	47	37,04	39,53	32,68	54,05	46,53	5,47	10,1	32,68	48,25
	47,24	38,33	48,13	46,06	48,13						
Reflectância da Banda 4	60,64	56,12	39,92	46,93	36,59	64,50	56,67	8,32	12,9	36,59	60,64
	58,44	44,53	57,82	57,22	57,82						
Reflectância da Banda 5	113,96	95,12	90,42	89,52	57,39	130,27	110,35	20,24	15,5	57,39	123,38
	123,38	106,73	123,21	119,18	123,21						
Max. Diferença	0,8846	0,7282	0,9568	0,8522	0,5852	136,24	0,97	324,33	238,1	0,5852	1082
	0,9973	1,082	0,9829	0,9861	0,9829						
NDVI	0,3091	0,2584	0,3813	0,3106	0,2117	0,41	0,35	0,06	13,8	0,2117	0,413
	0,3575	0,413	0,3615	0,3517	0,3615						

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 4.3 – Descritores e limiares selecionados a partir dos testes de classificação.

CLASSE	LIMIAR
Vegetação	
Média do NDVI	0,45 a 1
Não Vegetação	
Média do NDVI	-1 a 0,4499
Nuvens	
Brilho	170 a 255
Sombras de Nuvens	
Media da reflectância B5	11 a 37.2
Área Construída	
Média NDVI	0.01 a 0.18
Complexo Mineiro	
Média NDVI	-1 a 0.0359
Solo	
Média NDVI	0,2 a 0,45
Laterítas	
Brilho	42 a 83,88
Média da reflectância B3	32 a 57
Média do NDVI	0,2 a 0,42

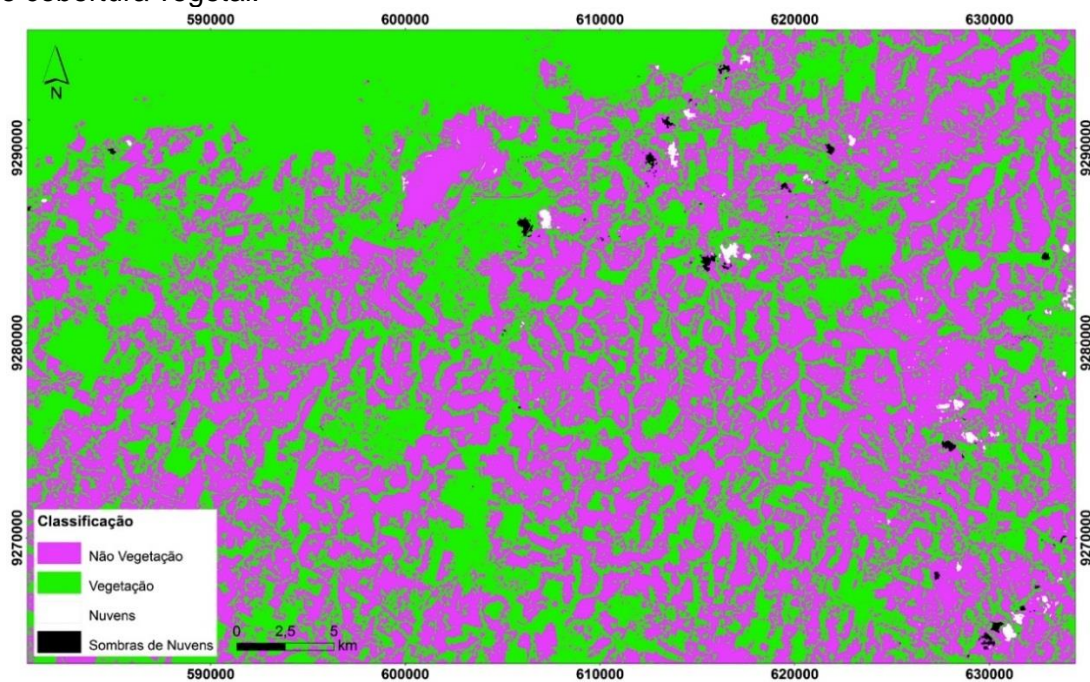
Fonte: Elaborada pelo autor.

5 RESULTADOS

5.1 Imagens Landsat-5/TM

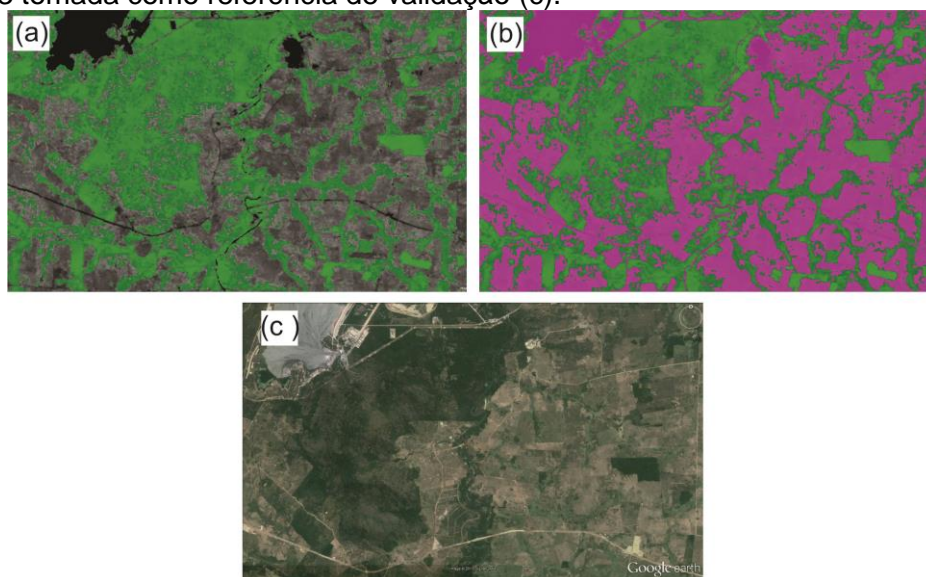
O resultado do nível 1 de classificação (**Vegetação**, **Não Vegetação**, **Nuvens e Sombra de Nuvens**) foi considerado bastante satisfatório (Figura 5.1) já que não houve confusão entre as classes (Figura 5.2).

Figura 5.1 - Classificação nível 1. Discriminação das áreas com presença e ausência de cobertura vegetal.



Fonte: Elaborada pelo autor.

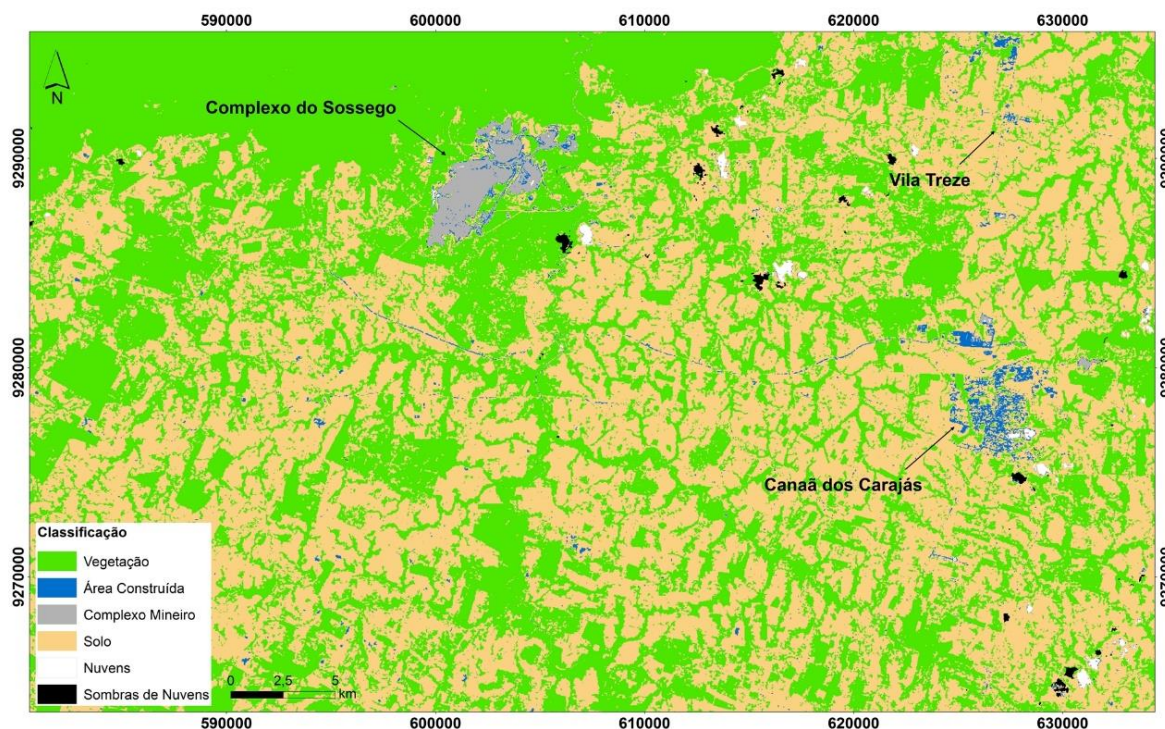
Figura 5.2 – Visão detalhada da classificação no nível 1. Classe **Vegetação** (a), classes **Vegetação** e **Não Vegetação** (b) e imagem SPOT – Google Earth de agosto de 2013 tomada como referência de validação (c).



Fonte: Elabora pelo autor.

No nível 2 de classificação (Figura 5.3), **Área Construída** representa basicamente o núcleo urbano do município de Canaã dos Carajás, a vila Treze (ao norte do município) e determinadas áreas do Complexo do Sossego. A classe **Complexo Mineiro** corresponde ao Complexo do Sossego, principalmente a cava Sequeirinho, cava Sossego, a pilha de minério oxidado, as pilhas de estéril e a barragem de rejeitos. Essas classes apresentaram um nível de confusão razoável entre si, porém a classificação foi satisfatória. Na classe **Solo**, foram incluídos todos os tipos de solo da região.

Figura 5.3 - Classificação nível 2. Discriminação de áreas construídas, mina e solos.



Fonte: Elaborada pelo autor.

No nível 3 de classificação (Figura 5.4), a classe **Coberturas Lateríticas** mostrou confusão com as classes **Solos** e **Vegetação**. Além disso, os limites das coberturas não se mostraram precisos. Provavelmente, a exatidão e a precisão dessas classes foi influenciada pelo baixo contraste de reflectância das lateritas com os alvos vizinhos, principalmente solos marrom-avermelhados, e pela resolução espacial das imagens Landsat-5/TM (30 m). Entretanto, de modo geral, a classificação foi satisfatória, pois as lateritas mais expressivas (com superfícies contínuas e de coloração marrom-avermelhada) foram classificadas (Figura 5.5a, b, c), assim como algumas ocorrências de lateritas com extensão espacial descontínua (Figura 5.5d, e, f).

As coberturas com intensa presença de vegetação foram as que mais apresentaram erros de classificação (Figura 5.5g, h, i). Isso pode estar relacionado com a mistura espectral de diferentes alvos no espaço da célula de resolução que define um valor médio de reflectância que não representa nem a cobertura laterítica, nem a vegetação.

O resultados finais das classificações (níveis 1, 2 e 3) foram exportados posteriormente e tratados em ambiente SIG (Sistema de Informação Geográfica) para configurar o mapa final do trabalho, constando ainda dos vetores de drenagem e rede viária. Nesta etapa os resultados da classificação das lateritas também foram confrontados com o MDE.

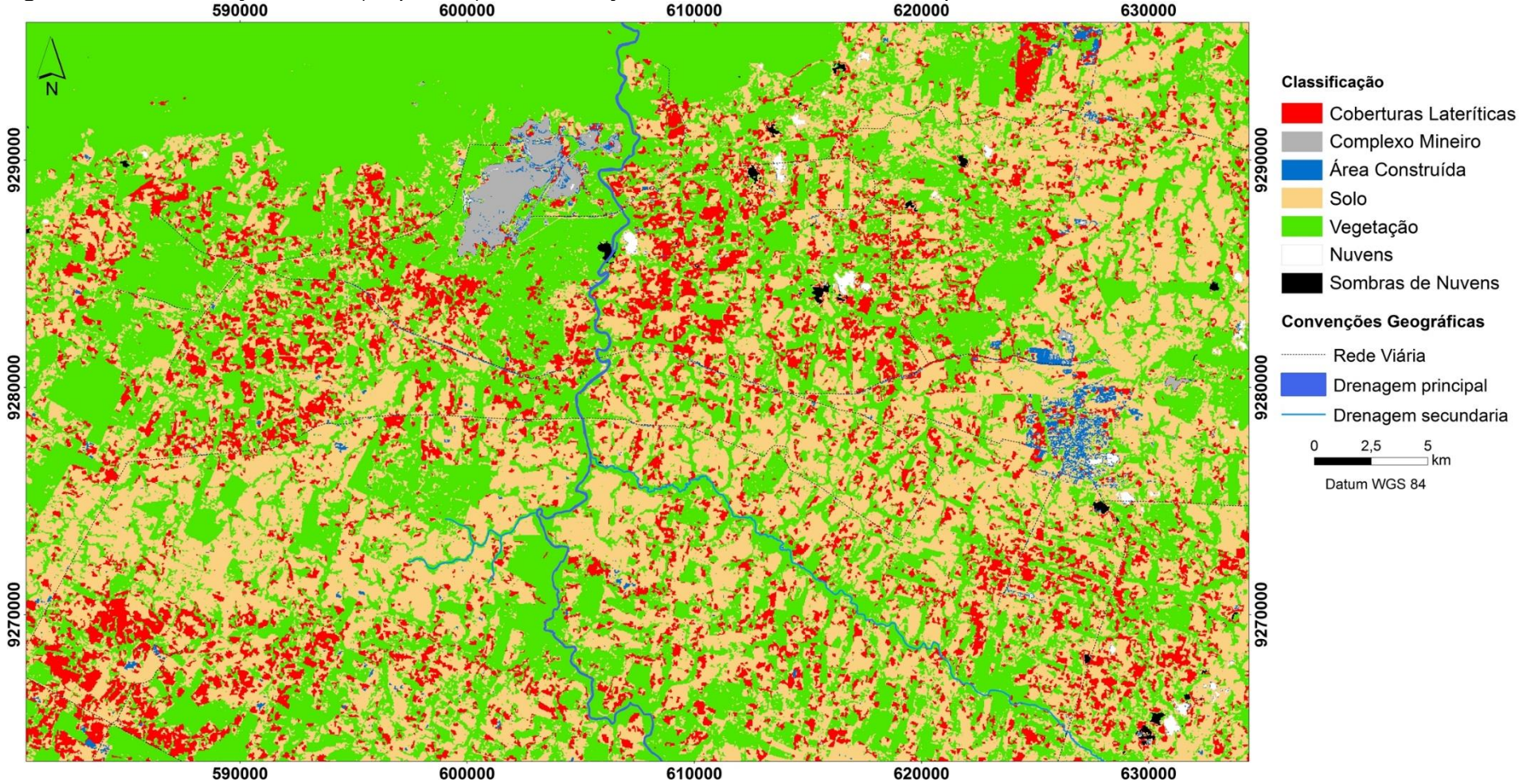
Este tratamento mostrou que grande parte das lateritas da área, encontram-se na variação altimétrica de 200 a 300 m (Figura 5.6), onde predominam relevos planos a ondulados. Em imagens Landsat-5/TM (RGB 543) e de alta resolução (Google Earth), apresentam-se em tons variados de marrom (Figura 5.6).

Segundo Costa (1991), nos relevos planos a ondulados geralmente ocorrem coberturas lateríticas imaturas, que apresentam baixo grau de evolução do perfil, estão distribuídas por toda região amazônica e formaram-se durante o Quaternário (Pleistoceno).

Outras coberturas lateríticas menos expressivas, encontram-se em altitudes de 600 a 738 m, observadas nos topos de morros localizados à noroeste e na porção central da área. Nas imagens Landast-5/TM (RGB 543), apresentam colorações que variam de marrom a vermelho. Em imagens de alta resolução (Google Earth), mostram tons marrons escuros (Detalhe da Figura 5.6).

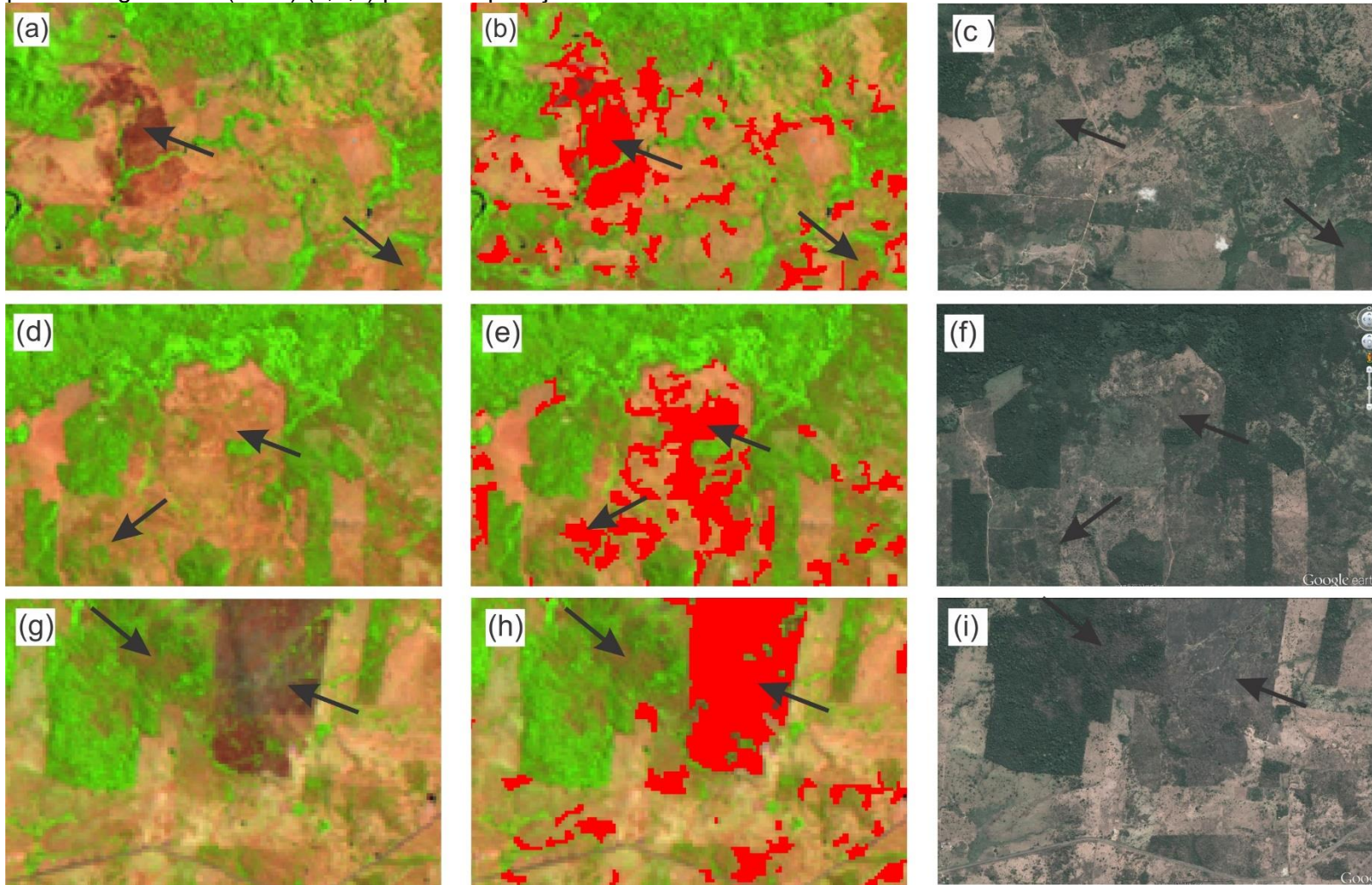
Os topos de platôs e morros dessa região, de acordo com Costa (1991) podem representar superfícies lateríticas reliquiares e caracterizam-se por lateritas maduras. Apresentam alto grau de evolução e perfis mais desenvolvidos, com grande variedade de texturas e estruturas. Geograficamente são mais restritos que as lateritas imaturas.

Figura 5.4 - Classificação nível 3 (mapa final). Discriminação das coberturas lateríticas a partir da classe **Solo**.



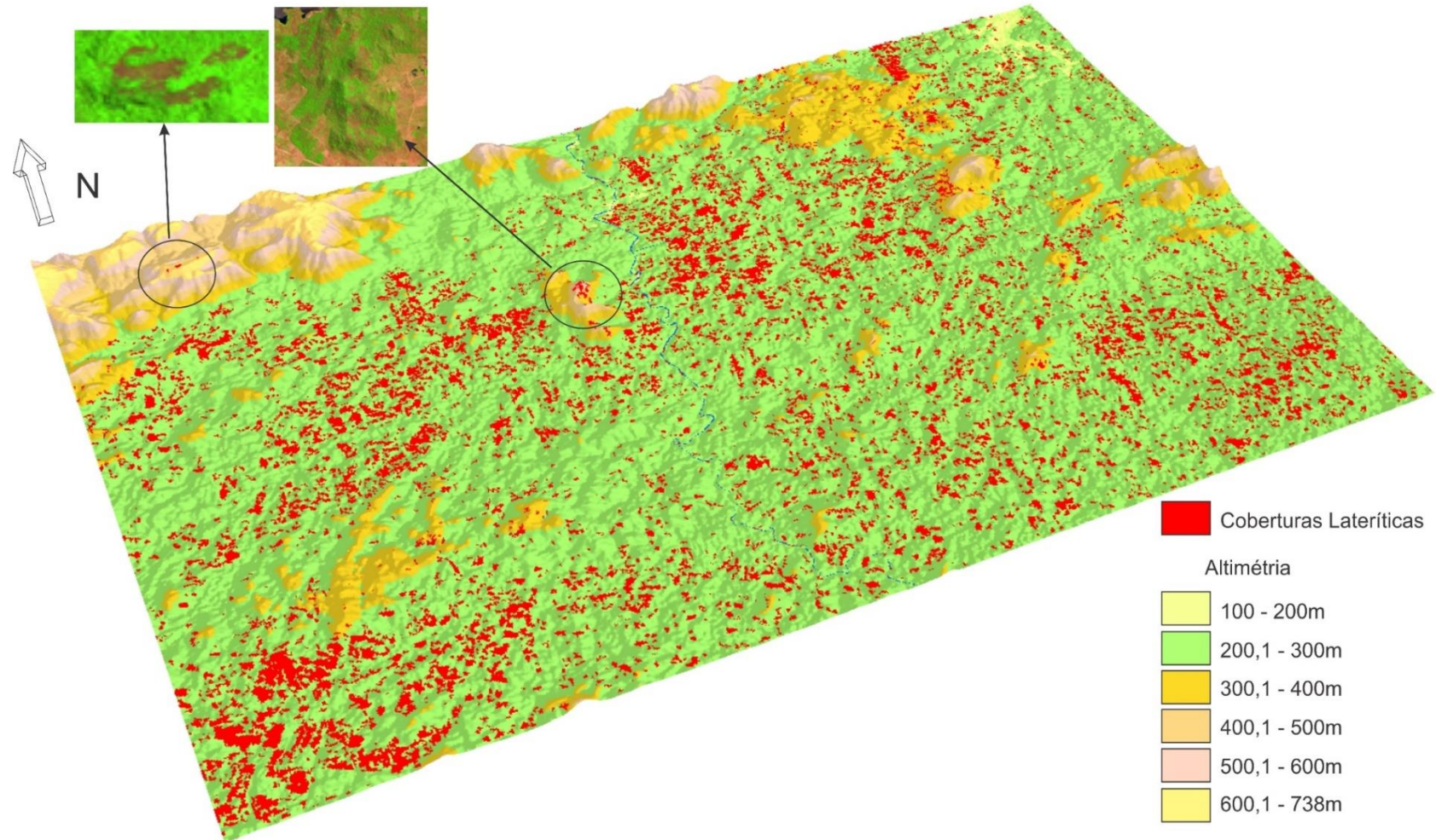
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 5.5 – Classificação das coberturas lateríticas. As setas indicam a presença de lateritas. Imagens Landsat-5/TM (2011) (a, b, d, e, g, h) e imagens Spot – Google Earth (2013) (c, f, i) para comparação.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 5.6 - Sobreposição da classe **Coberturas Lateríticas** no Modelo Digital de Elevação. As lateritas classificadas predominam na altimetria de 100 a 200m. O detalhe mostra as lateritas maduras (600 a 738m).



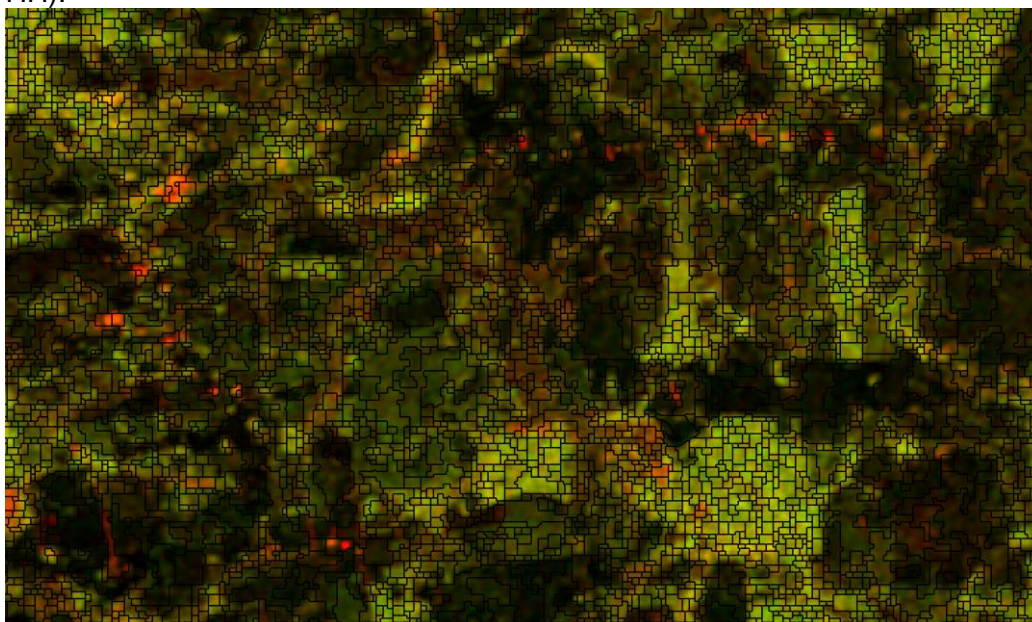
Fonte: Elaborada pelo autor.

5.2 Imagens PALSAR/ALOS

A partir das bandas L-HH e L-HV do satélite PALSAR/ALOS, foram obtidos os seguintes parâmetros de textura: entropia, contraste, homogeneidade e dissimilaridade local, além da média do retroespalhamento para os objetos criados pela segmentação multiresolução no interior dos polígonos considerados como lateritas.

Os valores dos parâmetros adotados no processo de segmentação que se mostraram mais adequados foram: 100 para o limiar de similaridade, 0,2 para forma e 0,5 para a compacidade (Figura 5.7).

Figura 5.7 - Resultado da segmentação sobre das imagens PALSAR/ALOS (RGB HH HV HH).



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na avaliação dessas bandas foram considerados as classificações do nível 1 (exceto as classes **Nuvens** e **Sombra de nuvens**, visto que na faixa espectral das micro-ondas as formações atmosféricas são transparente à radiação) e do nível 2.

Assim como nas imagens Landsat-5/TM, para selecionar os descritores que melhor representassem essas coberturas, foram avaliadas a média aritmética simples, mediana, desvio padrão e o coeficiente de variação (CV) dos objetos (amostras de treinamento) criados no interior dos polígonos vetorizados a partir dos pontos de campo.

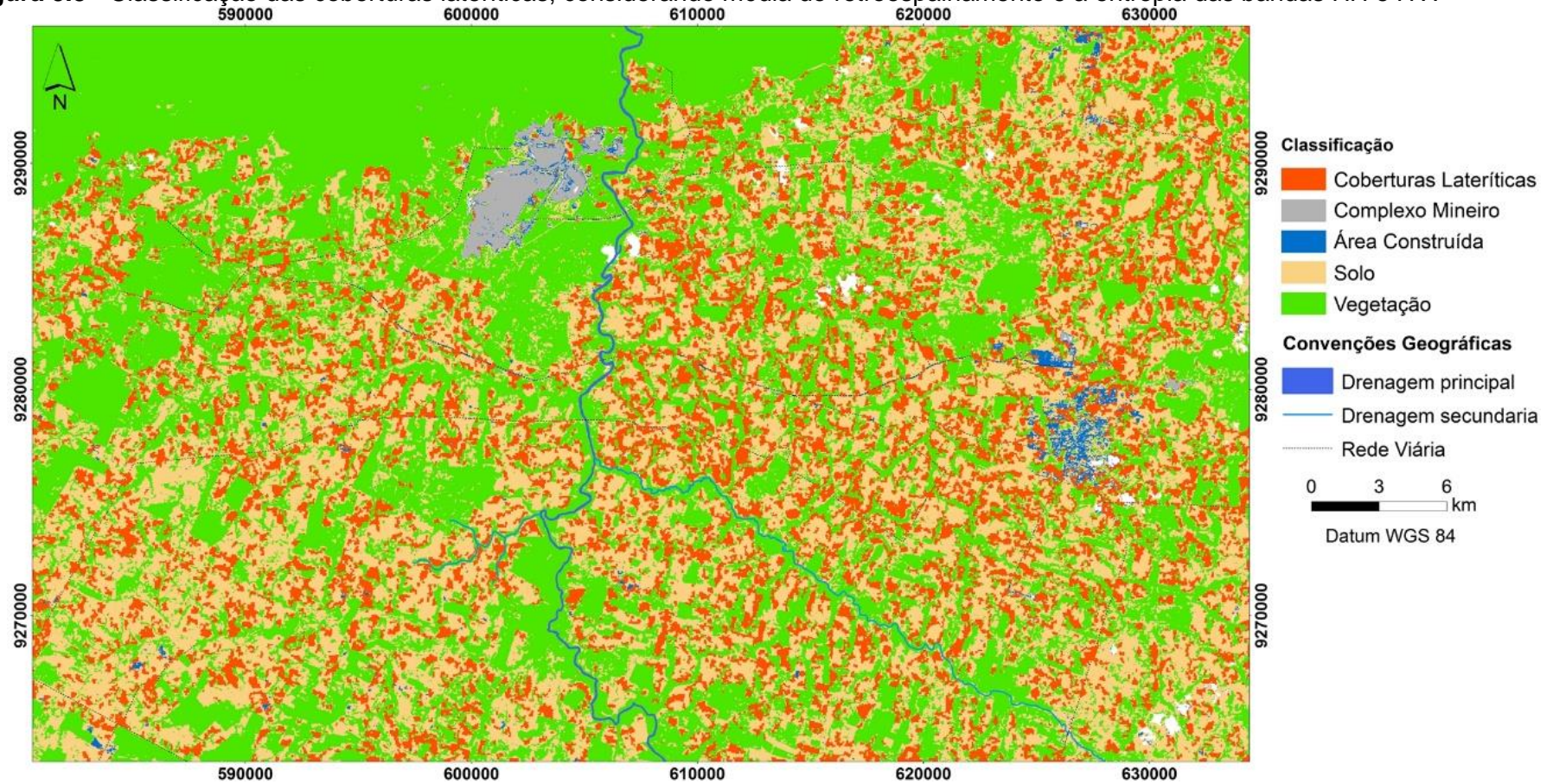
De acordo com os valores coletados, os descritores que demonstraram melhores padrões de normalidade e menor coeficiente de variação, foram a média do retroespalhamento e a entropia do nível de cinza das bandas HH e HV. Os resultados das classificações que se seguiram à segmentação não foram satisfatórios visto que houve elevado grau de confusão da classe laterita com a classe solo (Figura 5.9), tornando inviável a aplicabilidade dos descritores.

Através da avaliação visual pode-se constatar que os descritores utilizados consideraram como lateritas uma quantidade muito maior de objetos, se comparado a classificação das imagens Landsat-5/TM.

Entretanto, confrontando-se esta nova classificação com imagens Landsat-5/TM e de alta resolução (Spot - Google Earth), observa-se que corpos lateríticos expressivos (Figura 5.9a e b) e lateritas em altitudes a partir de 600m (Figura 5.9c e d) não foram classificados. Em algumas áreas, a classificação ALOS/PALSAR obteve resultados praticamente contrários aos das imagens Landsat-5/TM, ou seja, vários objetos considerados como solo por este, foram considerados como coberturas lateríticas por aquele (Figura 5.9e e f).

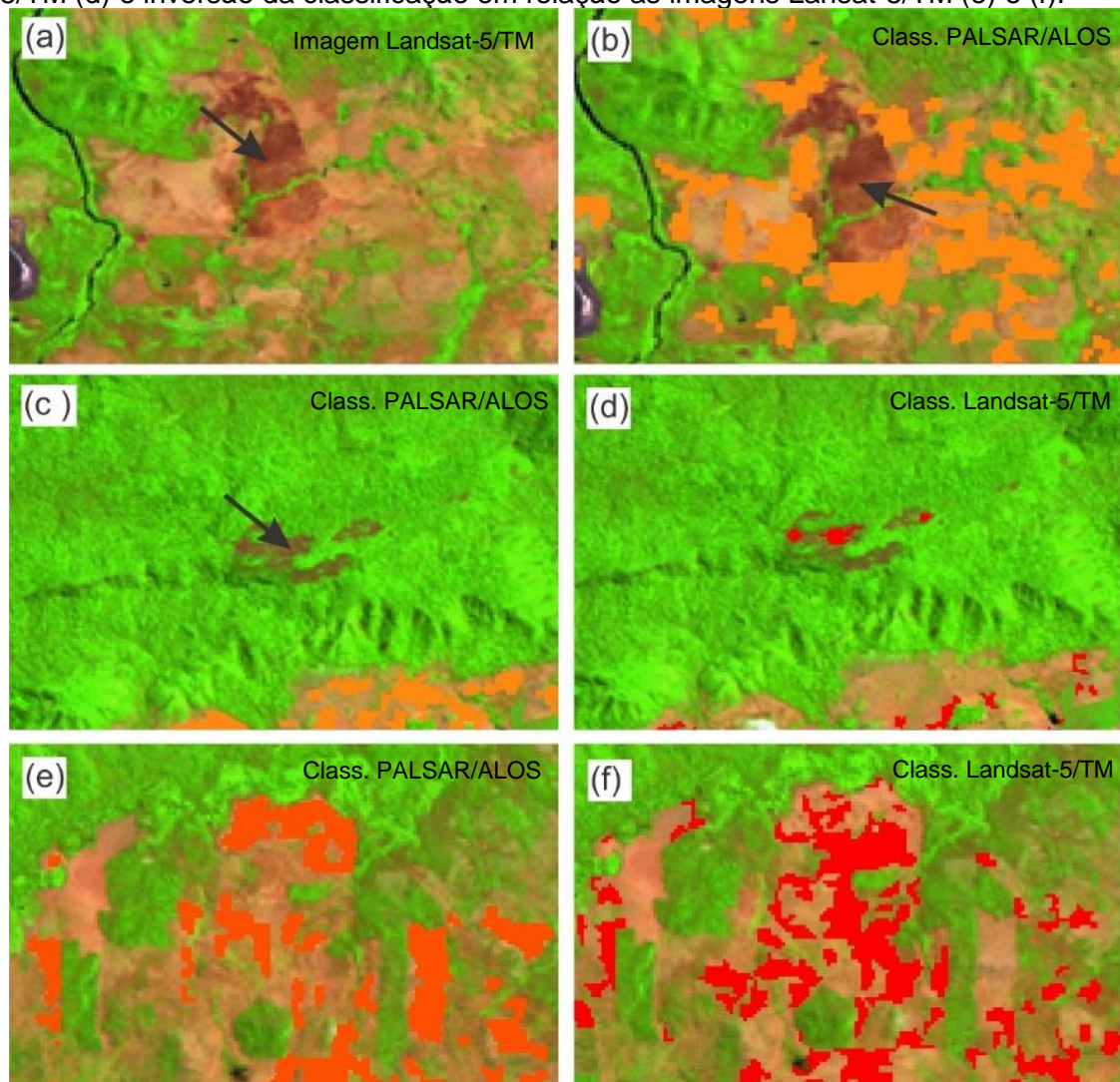
É importante deixar claro que foram testados apenas alguns descritores estatísticos, logo não se pode afirmar que as imagens PALSAR/ALOS são inviáveis para o objetivo em questão. Existem vários descritores (centenas) que podem ser estudados na busca de melhores resultados.

Figura 5.8 - Classificação das coberturas lateríticas, considerando média do retroespalhamento e a entropia das bandas HH e HV.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 5.9 – Detalhe de alguns pontos de classificação das lateritas através das imagens PALSAR/ALOS. Cobertura laterítica expressiva não classificada (a) e (b), lateritas em altitude superior a 600m (c), comparação com a classificação Landsat-5/TM (d) e inversão da classificação em relação as imagens Lansat-5/TM (e) e (f).



Fonte: Elaborada pelo autor.

6 CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS

Este trabalho utilizou uma metodologia pouco explorada no âmbito do sensoriamento remoto para o estudo de alvos geológicos. Geralmente, a classificação orientada a objeto é aplicada aos estudos do planejamento urbano e mapeamento de cobertura e uso da terra. Por isso, a avaliação desta técnica para propósitos geológicos pode contribuir na difusão das novas formas de mapeamento através de produtos sensores e fornecer mais uma ferramenta para a prospecção mineral. Neste sentido, podemos considerar que:

O estágio inicial de classificação, a segmentação multiresolução, apesar de gerar polígonos com formas retilíneas devido ao limiar de segmentação imposto, reconheceu corretamente os limites das áreas com presença ou ausência de vegetação e reconheceu de forma satisfatória as outras classificações.

O limiar de segmentação 5 foi definido como o mais apropriado para distinção das coberturas lateríticas pois são espacialmente mais restritas do que o solo e a vegetação.

A classificação das feições maiores como vegetação, solo, área construída e complexo mineiro, foram fundamentais para restringir o raio de ação da classificação das lateritas.

A classificação das coberturas lateríticas através de imagens Landsat-5/TM não obteve a exatidão desejada. Algumas coberturas observadas, predominantemente as menos expressivas, foram classificadas parcialmente ou não foram classificadas. Em outros casos, ocorreu confusão com a classe **Solos**. Entretanto, levando em consideração os dados utilizados, a classificação foi realizada de forma satisfatória, pois consegui captar as coberturas de maior expressão na área.

Através desta classificação também foi possível constatar que, considerando o padrão altimétrico das lateritas (100 a 200m e 600 a 738m) e o tipo de relevo, foi possível estabelecer uma relação com as características descritas por Costa (1991) sobre as lateritas da Amazônia. As lateritas detectadas nas cotas mais baixas são consideradas imaturas datadas do Pleistoceno, enquanto que as lateritas de altitudes mais elevadas

caracterizadas como maduras (com perfil laterítico completo) e mais antigas, datadas do Eoceno-Oligoceno.

A detecção de lateritas com base em imagens PALSAR/ALOS, não foi considerada satisfatório, pois observou-se alto índice de confusão e objetos classificados de forma incorreta. Outros objetos que representavam corpos lateríticos expressivos ou em altitudes acima de 600m não foram classificados. De modo geral, obteve-se um resultado distinto em relação aos resultados das imagens Landsat-5/TM.

Em trabalhos posteriores, sugere-se a utilização de imagens óticas de alta resolução espacial que são fundamentais para melhorar a exatidão e a precisão da classificação; aumentar o número de amostras utilizadas na busca de intervalos que possam suprir todas as características das coberturas lateríticas; e avaliar outros tipos de descritores como desvio padrão, assimetria, matiz, saturação, intensidade e outros parâmetros de textura.

Obteve-se resultados promissores ao estabelecer uma metodologia onde considerou-se dados estatísticos (média aritmética, mediana, desvio padrão e coeficiente de variação) dos objetos provenientes da segmentação conjunta das imagens Landsat-5/TM com vetores *shape file* para detectar coberturas lateríticas.

De modo geral, a técnica de classificação orientada a objeto mostrou-se promissora e estabeleceu o brilho (média da reflectância de todas as bandas utilizadas – bandas 3, 4, 5 e o NDVI), a média da reflectância da banda 3 do Landsat-5/TM e o NDVI como fonte de dados importantes para a detecção das lateritas.

REFERÊNCIAS

ACHARYA, T.; RAY, A. K. **Image processing, principles and applications**. New Jersey: John Wiley and Sons, 2005.

BAATZ, M.; SCHÄPE, A. Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: STROBL J.; BLASCHKE, T.; GRIESEBNER, G. (Ed.). **Angewandte Geographische Informationsverarbeitung**. Heidelberg, 2000. V. 12, p. 12-23. Disponível em: <www.definiens.com>. Acesso em: 20 abr. 2013.

BLÄSCHKE, T.; STROBL, J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. In: GeoBIT/GIS 6: 12-17. 2001. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em: jun. 2013.

BRITO NEVES, B.B.; CORDANI, U.G. Tectonic evolution of South America during the Late Proterozoic. **Precambrian Research**, v. 53, p. 23-40, 1991.

CHUBEY, M. S.; FRANKLIN, S. E.; WULDER, M. A. Object-based analysis of Ikonos-2 imagery for extraction of forest inventory parameters. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 72, n.4, p. 383-394, 2006.

CORDANI, U.G., SATO, K. Crustal evolution of the South America Platform, based on Nd isotopic systematics on granitoids rocks. **Episodes**, v. 22, n. 3, p. 167-173, 1999.

COSTA, M. L. Aspectos geológicos dos lateritos da Amazônia. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 21, n. 2, p. 146-160, 1991.

COSTA, M.L. O depósito de manganês do Azul, Carajás: estratigrafia, geoquímica e evolução geológica. In: MARINI, O.J.; QUEIROZ, E.T.; RAMOS, B.W. (Ed.). **Caracterização de depósitos minerais em Distritos Mineiros da Amazônia**. Brasília: DNPM-CT/Mineral- ADIMB, 2005. p. 227-333.

DALL'AGNOL, R., OLIVEIRA, M.A. ALMEIDA, J.A.C., ALTHOFF, F.J. LEITE, A.A.S., OLIVEIRA, D.C., BARROS, C.E.M. Archean and paleoproterozoic granitoids of the carajás metallogenic province, eastern amazonian cráton. In: SYMPOSIUM ON MAGMATISMO, CRUSTAL EVOLUTION, AND METALLOGENESIS OF THE AMAZONIAN CRATON, 2006, Belém. **Excursion guide**. Belém, 2006. p. 99- 150.

DALL'AGNOL, R., SOUZA, Z.S., ALTHOFF, F. J., BARROS, C.E.M., LEITE, A.A.S., JORGE JOÃO, X.S. 1997. General aspects of the granitogenesis of the Carajás metallogenic province. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON GRANITES AND ASSOCIATED MINERALIZATIONS, 2. Excursion Guide..., Salvador, p. 135-161.

DOCEGEO (Rio Doce Geologia e Mineração - Distrito Amazônia) 1988. Revisão litoestratigráfica da Província Mineral de Carajás, Pará. In: SBG, Congresso Brasileiro de Geologia, 35, Belém. Anexos..., vol. Província Mineral de Carajás - Litoestratigrafia e Principais Depósitos Minerai. p. 11-54.

FEIO, G. R. L. **Magmatismo granitóide arqueano da área de Canaã dos Carajás: implicações para a evolução crustal da Província Carajás**. 2011. Tese (Doutorado) - Centro de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém.

FERNANDES, R.R.; NUNES, G.M.; SILVA, T.S.F.; Classificação orientada a objetos aplicada na caracterização da cobertura da terra no Araguaia. Pesquisa Agropecuária Brasileira. v.47, n.9, p. 1251-1260. Brasília, Setembro, 2012.

FIGUEIREDO, B.R. Processos supergênicos. In: Figueiredo B.R. Minérios e ambiente. Campinas: Editora da Unicamp, 2000, cap. 16, p. 297-306.

FROST, V. S.; SHANMUGAM, K. S.; HOLTZMAN, J. C. The influence sensor and flight parameters on texture in radar images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. GE-22, n. 5, p. 440-448, 1984.

GOLTZ, E., PINHO, C.M.D., RUDORFF, B.F.T., FONSECA, L.M.G., Classificação orientada a objeto na identificação de áreas de reforma de cana-de-açúcar. Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Natal, Brasil, INPE, 2009, p.199-206.

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.

INPE. Divisão de Geração de Imagens (DGI). Disponível em:< http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php> Acesso em 10 de maio de 2013.

LUZ, N. B. da; ANTUNES, A. F. B.; TAVARES JÚNIOR, J. B. Segmentação multirresolução e classificação orientada a objetos aplicados a imagens Spot-5 para o mapeamento do Uso da terra. *FLORESTA*, Curitiba, PR, v. 40, n. 2, p. 429-446, abr./jun. 2010.

MACAMBIRA, M.J.B., LAFON, J.M. Geocronologia da Província Mineral de Carajás; Síntese dos dados e novos desafios. **Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi** 7: 263-287, 1995

MACHADO, F.; CAETANO, M. Detecção de alterações de ocupação do solo com uma abordagem orientada por objectos. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 2002, Buenos Aires, Argentina. Proceedings...

MACHADO, N., LINDENMAYER, Z.G., KROGH, T.E., LINDENMAYER, D. U-Pb geochronology of Archean magmatism and basement reactivation in the

Carajás area, Amazon shield, Brazil. **Precambrian Research** 49, 329-354, 1991

MARTINS, S. P. Classificação textural de imagens Radarsat-1 para discriminação de alvos agrícolas/S. P. Martins. – São José dos Campos: INPE, 2004

MATHER, P. M. Computer processing of remotely-sensed images: an introduction, 2ed. Chichester: John Wiley & Sons, 1999. 292 p.

MATSUOKA, J. V.; HAERTEL, V. Investigação do processo de segmentação multiresolução utilizando o critério de ponderação de formas e cores aplicadas às imagens de áreas urbanas de alta resolução espacial do satélite Ikonos. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis, Brasil, INPE, 2007, p.589-596.

MENESES, P. M.; ALMEIDA, T. **Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. 1ª ed. Brasília: UNB, 2012, 276 p.

MOIK, J. G. Digital processing of remotely sensed images. Washington DC: Government Printing Office. 1980.

MONTEIRO, A., LINGNAU, C., SOUZA JR, C. Classificação orientada a objeto para detecção da exploração seletiva de madeira na Amazônia. **Revista Brasileira de Cartografia** N° 59/03, 2007

MORAES, M.C, PARDELLA, W.R.; RENNÓ, C.D. Mapeamento de lateritas mineralizadas em ferro do depósito de n1 (carajás-pa) através de classificação textural de imagens de radar do Sarex'92. **Revista Brasileira de Geociências**. 32(3):351-360, 2002.

PEDRASSOLI, J.C. **Análise Orientada a Objeto para detecção de favelas e classificação do uso do solo em Taboão da Serra/SP**. 2011. Dissertação (Mestrado) - Departamento de Geografia, Universidade de São Paulo, São Paulo,

PRESUTTI, M. E.; FRANKLIN, S. E.; MOSKAL, L. M.; DICKSON, E.E. Supervised classification of multisource satellite image spectral and textural data for agricultural crop mapping in Buenos Aires Province, Argentina. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 6, p. 679-684, 2001.

RABUS, B.; EINEDER, M.; ROTY, A.; BAMLER, R. The Shuttle Radar Topographic Mission: a new class of digital elevation models acquired by spaceborne radar. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 57, p. 241-262, 2003.

ROSÁRIO, L. S. Classificação orientada a objeto no mapeamento do uso e cobertura do solo – uma aplicação da modelagem Fuzzy. In: Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis, Brasil, INPE, 2007, p.6099-6101.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE 1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. Proceedings. Washington: National Aeronautics and Space Administration, 1973. p.309- 317.

SANTOS, J.O.S, HARTMANN, L.A., GAUDETTE, H.E., GROVES, D.I., MCNAUGHTON, N.J., FLETCHER, I.R. 2000. A new understanding of the provinces of the Amazon Craton based on integration of field mapping and U-Pb

SCHWARZ, C. H.; STEINMEIER CH.; WASER, L., Detection of storm losses in alpine forest areas by different methodic approaches using high – resolution satellite data. Swiss Federal Research Institute WSL, Birmensdorf, Switzerland, 2001.

SILVA, A. Q.; PARADELLA, W. R.; FREITAS, C. C.; OLIVEIRA, C. G. Evaluation of digital classification of polarimetric SAR data for iron-mineralized laterites mapping in the Amazon Region. **Remote Sensing**, v. 5, p. 3101-3122, 2013.

SILVA JUNIOR, L. W. P. **Classificação da cobertura da terra na floresta nacional do Tapajós através de medidas de textura utilizando dados do radar ERS**. 2001. Dissertação (Mestrado), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

TASSINARI, C.C.G., MACAMBIRA, M. 2004. A evolução tectônica do Craton Amazônico. In: MANTESSO NETO, V., BARTORELLI, A., CARNEIRO, C.D.R., BRITO NEVES, B.B. (Ed.). Geologia do Continente Sul Americano: Evolução da obra de Fernando Flávio Marques Almeida. São Paulo, p. 471-486.

TEIXEIRA, W., TASSINARI, C.C.G., CORDANI, U.G., KAWASHITA, K. A review of the geochronology of the Amazonian Craton: tectonic implications. **Precambrian Research** 42: 213–227. 1989

TRIMBLE. *eCognition® Developer 8.7 User Guide*. München, Germany: Trimble Documentation, 2011, 258p.

VASQUEZ, L.V., ROSA-COSTA, L.R., SILVA, C.G., RICCI, P.F., BARBOSA, J.O., KLEIN, E.L., LOPES, E.S., MACAMBIRA, E.B., CHAVES, C.L., CARVALHO, J.M., OLIVEIRA, J.G., ANJOS, G.C., SILVA, H.R. 2008. Geologia e Recursos Minerais do Estado do Pará: Sistema de Informações Geográficas – SIG: texto explicativo dos mapas Geológico e Tectônico e de Recursos Minerais do Estado do Pará, 328p (in Portuguese).

WHITESIDE, T.; AHMAD, W. A comparison of object-oriented and pixel based classification methods for mapping land cover in North Australia. In Spatial Science Institute Biennial Conference SSC. 2005. Spatial Intelligence, Innovation and praxis, 2005, Melbourne, Australia. Proceedings...

ZHONG, C.; ZHONGMIN, Z.; DONGMEI, Y.; RENXI, C. Multi-scale segmentation of the high resolution remote sensing image, 2005. Disponível em:
<<http://ieeexplore.ieee.org/iel5/10226/32599/01526648.pdf?arnumber=1526648>
>Acesso em 02 jul. 2013.