



**Universidade Federal do
Pará**



Faculdade de Geologia



Instituto de Geociências

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

JEFFERSON JESUS DE SOUZA

**USO INTEGRADO DE DADOS MULTIFONTES DE SENSORIAMENTO
REMOTO E CLASSIFICAÇÃO ORIENTADO A OBJETO APLICADO AO
MAPEAMENTO GEOLÓGICO DETALHADO DA REGIÃO DE VILA
TANCREDO, NORTE DE SÃO FÉLIX DO XINGU (PA), PROVÍNCIA MINERAL
DE CARAJÁS.**

**BELÉM – PARÁ
SETEMBRO-2015**

JEFFERSON JESUS DE SOUZA

USO INTEGRADO DE DADOS MULTIFONTES DE SENSORIAMENTO
REMOTO E CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO APLICADO AO
MAPEAMENTO GEOLÓGICO DETALHADO DA REGIÃO DE VILA
TANCREDO, NORTE DE SÃO FÉLIX DO XINGU (PA), PROVÍNCIA MINERAL
DE CARAJÁS.

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– 2015

JEFFERSON JESUS DE SOUZA

USO INTEGRADO DE DADOS MULTIFONTES DE SENSORIAMENTO
REMOTO E CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO APLICADO AO
MAPEAMENTO GEOLÓGICO DETALHADO DA REGIÃO DE VILA
TANCREDO, NORTE DE SÃO FÉLIX DO XINGU (PA), PROVÍNCIA MINERAL
DE CARAJÁS.

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: 30 / 09 / 2015

Conceito: EXCELENTE

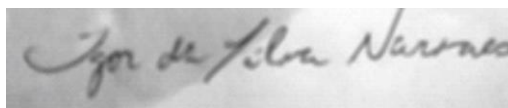
Banca Examinadora:



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



Prof. Carlos Marcelo Dias Fernandes - Membro
Doutor em Geologia
Universidade Federal do Pará



Igor da Silva Narvaes - Membro
Doutor em Sensoriamento Remoto

INPE-CRA

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, que proporcionou saúde e serenidade durante minha jornada, suprimindo todas as minhas necessidades.

Aos meus pais, Jaime e Elna, 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 noiva, Suzele, com a qual pude compartilhar as dificuldades e vitórias durante esses períodos do curso. Por estar sempre presente, pela paciência, amizade e sinceridade. Por fazer todos os meus dias mais fáceis e felizes.

Ao meu grande amigo, Almir, inseparável nessa jornada geológica. Pelas conversas, reflexões, direcionamentos e auxílio em muitas etapas do curso. Amigo que pude contar nos melhores e piores momentos.

A todos os meus amigos e colegas da turma de Geologia de 2009 e 2010, pelo companheirismo e troca de experiências nesses últimos anos. Em especial ao Raoni e Andrew pela amizade fortalecida principalmente durante a disciplina Mapeamento Geológico II.

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 dos 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.

Aos familiares que me apoiaram e acreditaram que eu não ficaria no meio da jornada. Em especial aos meus avós Floriano, Deuza e Anésia (*in memoriam*), por sempre me incentivar e acreditar no meu sucesso.

Eu te louvarei, porque de um modo assombroso, e tão maravilhoso fui feito; maravilhosas são as Tuas obras, e a minha alma o sabe muito bem.

Salmo 139;14.

RESUMO

Este trabalho apresenta resultados obtidos na utilização de sensores multifontes, imagem Landsat TM-5/OLI-8, SAR-R99B e dados SRTM-MDT, aplicados ao mapeamento geológico e classificação orientada a objeto da região da Vila Tancredo Neves – São Félix do Xingu. O uso de dados multifontes permitiu a avaliação de técnicas de processamento como composição colorida, análise de principais componentes e correção do padrão de antenna para geração de mapas fotointerpretados. Observou-se que as imagens SAR-R99B apresentaram melhor potencial para identificação de unidades geológicas fotointerpretadas pois as características texturais permitiram a separação das unidades visualmente de maneira mais precisa que os produtos de sensores ópticos. Na etapa de classificação orientada a objeto foi utilizado um produto resultante da fusão das imagens Landsat TM-5 (RGB 543) e a banda LHH da imagem SAR-R99B afim de se extrair características ópticas e texturais que pudessem apontar limiares para a identificação de alvos geológicos. A essa imagem, 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. Os descritores e limiares utilizados para a classificação das lateritas foram: o brilho médio (0 a 59) e média textura haralick glcm homogeneity all direction (0,0400-0,0461). 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 identificação dos alvos propostos.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Mapeamento geológico. São Felix do Xingu (Pa).

.ABSTRACT

This paper presents results obtained from the use of multisource sensors, Landsat TM-5 / OLI-8 SAR-R99B and SRTM-MDT data, applied to geological mapping and object-oriented classification of Vila Tancredo Neves region - Sao Felix do Xingu. The use of multisource data allowed the evaluation of processing techniques such as color composition, principal component analysis and antenna pattern correction to generate fotointerpretados maps. It was observed that the SAR-R99B images showed better potential for identifying fotointerpretadas geological units as the textural characteristics enabled the separation of the units visually more precisely the products of optical sensors. In the classification step oriented object utilizado was a product resulting from the fusion of Landsat TM-5 (RGB 543) and HLH R99B-band SAR image in order to extract optical and textural characteristics that could point thresholds for identifying targets geological. The this image after preprocessing, was applied to object-oriented classification, which uses the segmentation technique to transform the image into objects (segments) within which the pixels have the same characteristics espectrais.Os descriptors and threshold values used for the classification of laterites were: the average brightness (0-59) and medium texture Haralick GLCM homogeneity all direction (from 0.0400 to 0.0461). Although it contains classification errors and confusion with other classes, the rating was considered satisfactory and the object-oriented technique showed promise in identifying the proposed targets.

Keywords: Remote Sensing. Geological mapping. São Felix do Xingu (Pa).

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 100.....	18
Figura 2. Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 50.....	19
Figura 3. Hierarquia de classes gerada através da classificação da imagem.....	20
Figura 4. Mapa de localização da área de estudo (Fusão das imagens R99B-SAR e GeoEye).....	23
Figura 5. Mapa geológico da região de São Félix do Xingu com base na Folha SB-22-Y-B-São Félix do Xingu.....	25
Figura 6. Modos de espalhamento da radiação pela atmosfera, contribuindo com o aumento da reflectância do alvo que chega ao sensor.....	31
Figura 7. Fluxograma esquemático do processamento da imagem Landsat 5. (δ = coeficiente de calibração ajustado para cada banda espectral; DN = número digital; d = distância Sol-Terra para o dia de aquisição; Exo_k = irradiância solar exoatmosférica ajustado a cada banda espectral; θ_{zenite} = ângulo de zênite solar).....	33
Figura 8. Imagem landsat 5-TM com composição colorida RGB 543 , falsa cor. (Data: 03/09/2010 – órbita/ponto: 225/064).....	35
Figura 9. Imagem landsat 5-TM com composição colorida 413 realçando a vegetação em vermelho. (Data: 03/09/2010 – órbita/ponto: 225/064).....	36
Figura 10. Imagem da Análise de Principais Componentes da Landsat TM5...	37
Figura 11. Imagem da Análise de Principais Componentes da Landsat-OLI/ETM+ 8.....	37
Figura 12. A) Imagem da SAR-R99B, B) contorno das unidades fotointerpretadas.....	38
Figura 13. A) Unidade mapeada segundo Jesus et Al. 2013. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a Unidade Cobertura Laterítica.....	39

Figura 14. A) Unidade mapeada. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a Unidade Biotita Granito Equigranular.....	39
Figura 15. A) Unidade mapeada. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade BIF.....	40
Figura 16. A) Unidade mapeada segundo Jesus et Al. 2013. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Plagioclásio-quartzo-feldspato potássico-fírico dacito...	40
Figura 17. A) Unidade mapeada segundo Jesus et Al. 2013. Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Granodiorito.....	40
Figura 18. A) Unidade mapeada. Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Quartzo-feldspato potássico-plagioclásio fírico Riolito.....	41
Figura 19. A) Unidade mapeada segundo Jesus <i>et al.</i> 2013. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Biotita pórfiro granítico.....	41
Figura 20. A) Unidade mapeada segundo Jesus et Al. 2013. Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Olivina-Clinopiroxênio Gabro.....	41
Figura 21. A) Unidade mapeada. B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Brecha Polimítica.....	42
Figura 22. A) Imagem Relevo sombreado com 135° Az/Elevação 70°. B) Em amarelo as estruturas fotointerpretadas.....	43
Figura 23. A) Mapa geológico. B) Mapa fotogeológico elaborado a partir da análise de imagens R99B-SAR complementado por imagens Landsat.....	44
Figura 24. Fluxograma da metodologia empregada no trabalho.....	45

Figura 25. A) Comportamento espectral dos alvos identificados como solo exposto na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543. B) Comportamento espectral dos alvos identificados como cobertura laterítica na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543. C) Comportamento espectral dos alvos identificados como cobertura vegetal na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543.....	46
Figura 26. Imagem resultante da fusão entre a imagem LandSat TM-5 (RGB 543) e a banda LHH da imagem SAR-R99B.....	47
Figura 27. Resultado da segmentação multiresolução com parâmetro de escala 80; forma 0,1; compacidade 0,5.....	49
Figura 29. Nível 1 – Discriminação das áreas com presença de cobertura vegetal.....	51
Figura 30. Nível 2 – Discriminação das áreas com solo exposto.....	52
Figura 31. Nível 2 – Discriminação das áreas com possíveis presença de cobertura laterítica.....	53
Figura 31. Mapa resultante da classificação orientada a objeto e locais no mapa onde as setas indicam possível presença de cobertura laterítica. Imagens Landsat 5-TM. (a,b,d,e,g,h) e imagens Spot – Google Earth (c,f,i) para comparação.....	54

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
2. OBJETIVOS.....	13
3. ESTUDOS ANTERIORES.....	14
4. REEFERENCIAL TEÓRICO.....	16
4.1 Classificação de imagens orientada a objeto.....	16
4.2 Segmentação de imagens.....	17
4.3 Rede semântica e hierarquia de classes.....	19
4.4 Análise textural em imagens de radar.....	20
5. LOCALIZAÇÃO.....	23
6 ASPECTOS FISIAGRÁFICOS.....	24
7 GEOLOGIA REGIONAL.....	25
8 MATERIAIS E MÉTODOS.....	28
8.1 Material.....	28
8.1.1 Imagens LANDSAT.....	28
8.1.2 Imagens sar do sensor R99/SIVAM.....	29
8.1.3 Modelo digital de elevação - MDT/SRTM.....	30
8.2 Métodos.....	30
8.2.1 Pré-processamento.....	30
8.2.2 Imagens LANDSAT.....	31
8.2.2.1 Correção atmosférica.....	31
8.2.2.2 Correção geométrica.....	32
8.2.2.3 Imagens SAR-R99B.....	33
8.2.2.4 MDT – SRTM.....	34
8.3 Processamento.....	34
9 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	35
10 CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO.....	45
10.1 Segmentação.....	47
10.2 Elaboração da rede semântica e critérios de classificação.....	49
11. CONCLUSÕES E DISCUSSÕES.....	55
11.1 Mapeamento geológico utilizando dados multifontes.....	55
11.2 Classificação orientada a objeto.....	55
REFERÊNCIAS	57

1. INTRODUÇÃO

O avanço tecnológico vem disponibilizando equipamentos e métodos cada vez mais eficientes para a coleta, processamento e análise de imagens. Devido a isso, o uso de técnicas como o sensoriamento remoto, a geofísica aerotransportada, e outros métodos remotos de captura além de processamento digital de imagens tornam-se úteis para o estudo geológico.

O aumento crescente da utilização do sensoriamento remoto no mapeamento geológico pode ser justificado pela sua capacidade em gerar produtos de ampla cobertura espacial, com rapidez, melhor precisão geométrica e custos competitivos. Essas vantagens se tornam mais expressivas para regiões que dispõem de poucos dados aerofotogramétricos, como a Amazônia. Trabalhos anteriores como de Lima (1995), Carvalho (1997), Paradella et al., (2000, 2005) e Silva et al., (2013) indicam resultados promissores quanto ao uso desses produtos aplicados ao mapeamento geológico na Amazônia. Esta é uma região do país, que em grande parte de sua área tem cobertura cartográfica restrita a escalas regionais impondo um grande desafio ao país de melhorar o seu conhecimento geológico de grande potencial econômico mineral.

Neste trabalho, foram feitas análises com interesse de avaliar o potencial do uso fusionado de dados multifontes para identificação de feições geológicas, identificar arranjos estruturais regionais utilizando o recurso da visão sinóptica de imagens obtidas por sensores remotos orbitais, identificar limitações dos produtos de sensoriamento remoto para identificação de feições geológicas, avaliar a capacidade de imagens em identificar variações litológicas, organizar um Sistema de Informações Geográfica (SIG) para a área de estudo, agregando dados multifontes de interesse visando aperfeiçoar recursos de mapeamento geológico.

2. OBJETIVOS

Este trabalho teve o objetivo de contribuir para o refinamento da geologia da região as proximidades da Vila Tancredo Neves, em São Félix do Xingu - PA, inserida no domínio tectônico do Cratón Amazônico. Para isso foram utilizadas ferramentas de geotecnologias baseadas na integração de imagens ópticas e SAR aplicação da técnica de classificação orientada a objeto na busca de novas metodologias a serem utilizadas no mapeamento geológico da Amazônia.

3. ESTUDOS ANTERIORES

Em ampla pesquisa bibliográfica, não se encontrou trabalhos associando o mapeamento geológico 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 et al., (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 et al., (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 et al., (2007) utilizaram 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.

Antunes e Tavares (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 et al. (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 Kappa (avaliador de precisão) de 0,72 (os valores podem variar de 0 a 1).

4. REFERENCIAL TEÓRICO

4.1 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 seu 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* (AHMAD, 2005, BAATZ; CHUBEY et al., 2006; SHÄPE, 2000; WHITESIDE;; ZHONG et al, 2005).

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 (ECOGNITION DEVELOPER 8.7 USER GUIDE, 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)

4.2 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 (MENEZES; ALMEIDA, 2012).

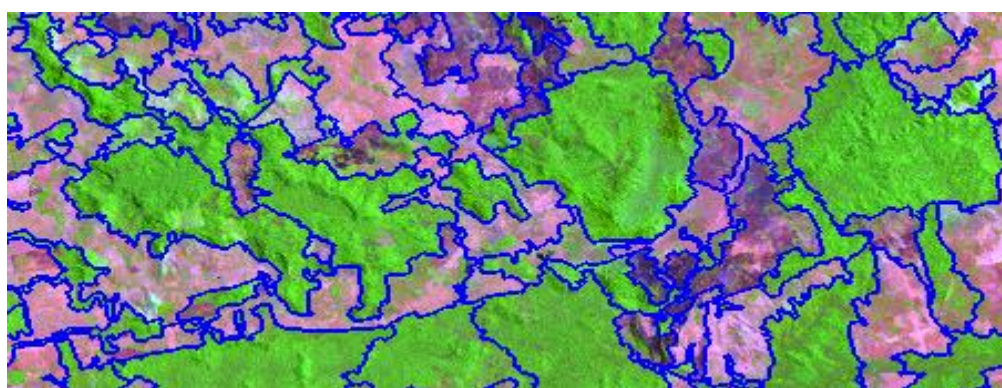
Uma das técnicas de segmentação mais utilizadas, a multiresolução, é baseada no reconhecimento de primitivas (cor, forma, compacidade, suavidade) de objetos da imagem e trabalha maximizando as diferenças entre os objetos e minimizando as diferenças intra-objetos (*ECOGNITION DEVELOPER 8.7 USER GUIDE*, 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 sobrepõem 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 (MENEZES; 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.

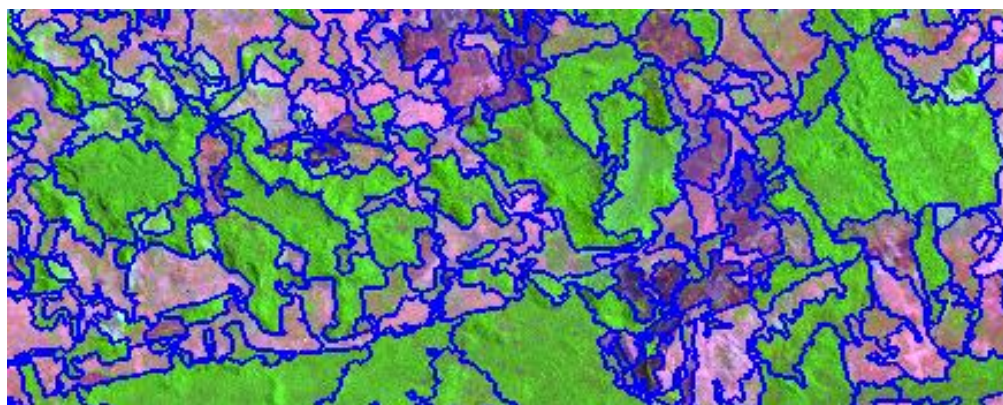
Na Figura 1, por exemplo, o limiar estabelecido é igual a 100. Se comparado a Figura 2, com limiar igual a 50, observam-se polígonos maiores que agrupam maior quantidade de pixels homogêneos.

Figura 1 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 100.



Fonte: elaborada pelo autor

Figura 2 - Imagem Landsat-5/TM segmentada com limiar de similaridade = 50.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Segundo Matsuoka (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.

4.3 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

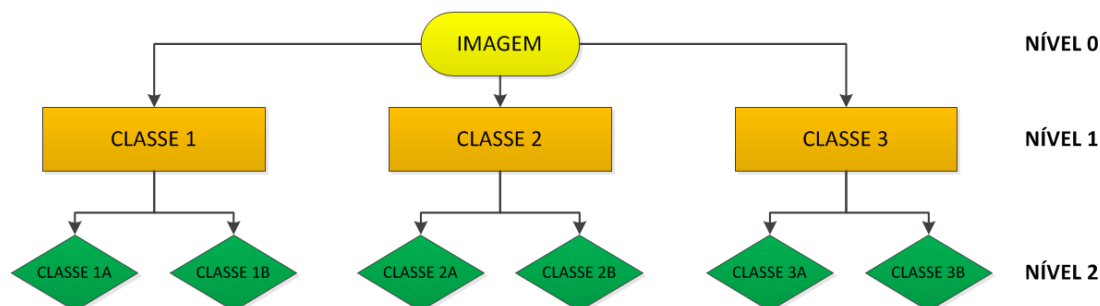
objetos, que podem ser inseridas na forma de uma rede hierárquica de conhecimentos ou de uma rede semântica.

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 3). Estes seriam, portanto, separados inicialmente em grandes grupos, ou classes-mãe, a partir das quais são derivadas as demais classes-filha (LUZ, 2010).

Imitando o conhecimento do usuário, o software *eCognition Developer 8.0* 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 et al., 2001).

Figura 3 - Hierarquia de classes gerada através da classificação da imagem.



Fonte: Elaborada pelo autor.

4.4 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 (MENEZES e 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 et al. 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 (MORAIS et al., 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 et al, (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 et al. (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:

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

- **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:

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

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

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

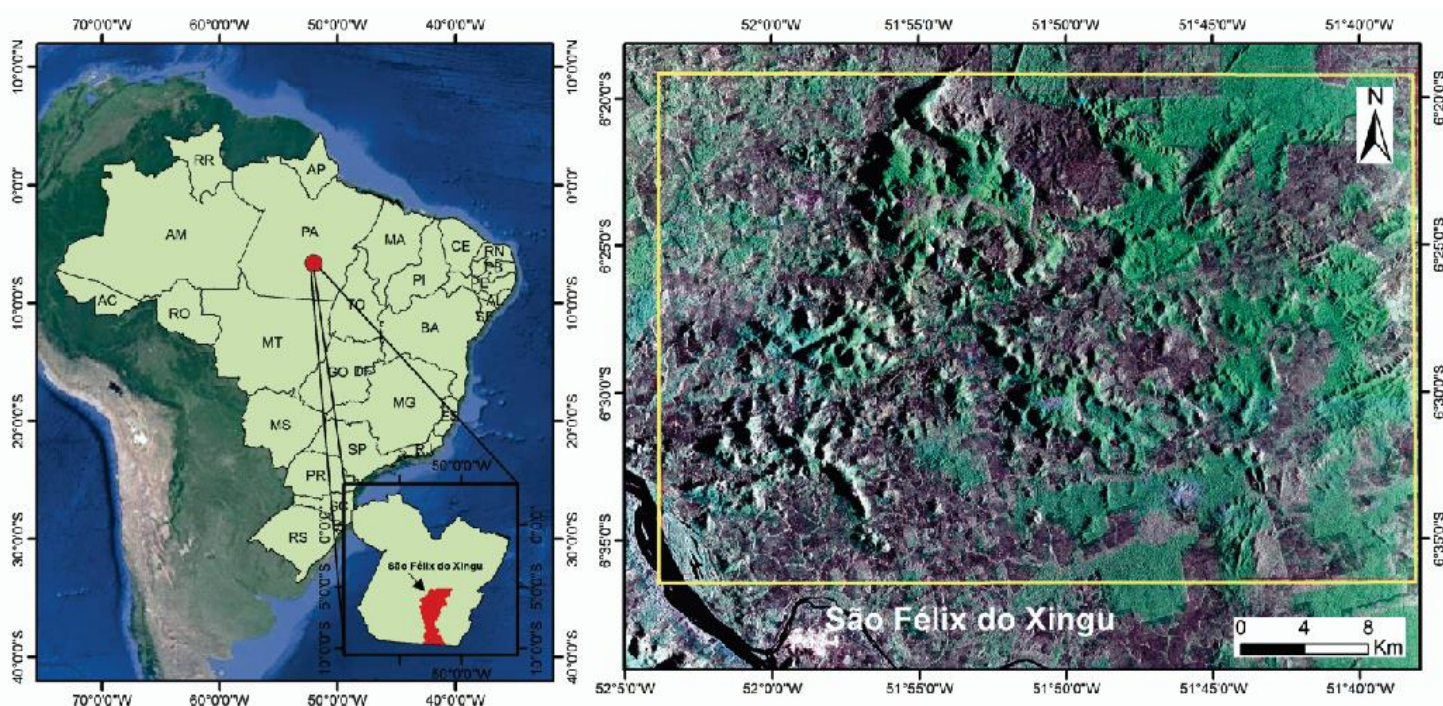
- **Dissimilaridade:** mede o quanto o nível de cinza dos pares de pixels são diferentes entre si e tem maiores valores quando a diferença entre eles também é alta. A dissimilaridade é similar ao contraste, porém os valores obtidos por este são maiores. É calculada por:

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

5 LOCALIZAÇÃO

A área de estudo se localiza próximo à Vila Tancredo Neves, a Norte do município de São Félix do Xingu (PA), sudeste do Estado do Pará, Esta contida na folha SB-22 (Araguaína) e é limitada pelas latitudes $6^{\circ} 19' 15''$, $6^{\circ} 36' 27''$ e longitudes $51^{\circ} 38' 17''$, $52^{\circ} 3' 39''$. O acesso à esta área se dar, a partir da cidade de Xinguara, pela rodovia PA-279 até a cidade de S. Félix do Xingu (Figura 4).

Figura 4- Mapa de localização da área de estudo (Fusão das imagens R99B-SAR e GeoEye).



Fonte: Elaborado pelo autor

6. ASPECTOS FISIAGRÁFICOS

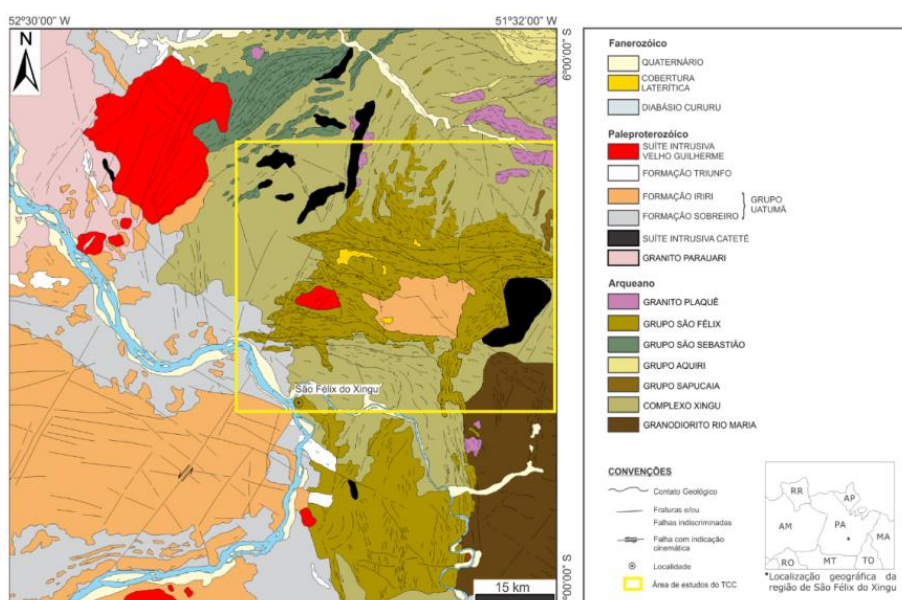
No contexto geomorfológico, a área de estudo está inserida no domínio geomorfológico denominado de Superfícies Aplainadas do Sul da Amazônia, composto predominantemente por superfícies aplainadas e, de forma restrita, regiões dissecadas em um relevo colinoso. Destaca-se, ainda, significativo número de feições residuais em meio às superfícies aplainadas, tais como agrupamentos de *inselbergs*, pequenas cristas, *hogbacks* ou baixos alinhamentos de morrotes. Toda a rede de drenagem apresenta um padrão dendrítico a subdendrítico (CPRM, 2013).

Sobre esses terrenos se desenvolvem solos pobres e bem drenados, ocupados por Matas de Terra Firme (Floresta Ombrófila Densa ou Aberta Submontana). Destaca-se a ocorrência de pequenas e esparsas manchas de vegetação transicional para cerrado no sudeste do Pará (IBGE, 2004). Os terrenos ocupados pelas Superfícies Aplainadas do Sul da Amazônia estão, em grande parte, ocupados por Floresta Amazônica preservada. Contudo, a despeito da implantação de extensas áreas de terras indígenas, deve-se ressaltar o avanço iminente da fronteira agrícola sobre essa vasta região (principalmente no sudeste do estado) e a consolidação de novos vetores de penetração, como as rodovias BR-163 (Cuiabá-Santarém) e PA-279 (Xinguara-São Félix do Xingu) (CPRM, 2013).

7. GEOLOGIA REGIONAL

A região de Vila Tancredo Neves ocorre no contexto do Cráton Amazônico (ALMEIDA et al., 1981) e abrange porções arqueanas representadas por unidades do Terreno Granito–*Greenstone* do Sul do Pará (TGGSP) e do Cinturão de Cisalhamento Itacaiúnas (Araújo et al., 1988), bem como conjuntos intrusivos máficos–ultramáficos e ácidos, paleoproterozóicos e mesozóicos, coberturas sedimentares plataformais mesoproterozóicas e coberturas sedimentares cenozóicas (MACAMBIRA ; VALE, 1997; LAGLER, 2011) (Figura 5).

Figura 5 – Mapa geológico da região de São Félix do Xingu com base na Folha SB-22-Y-B-São Félix do Xingu.



Fonte: (MACAMBIRA ; VALE, 1997)

O TGGSP é definido como um terreno de idade arqueana superior não retrabalhado pelo Cinturão de Cisalhamento Itacaiúnas, ocorre na porção S–SE da área estudada, sendo constituído de uma faixa orientada na direção NW–SE que se estende até a região de Rio Maria. É composto por rochas tonalíticas a monzograníticas, correlacionáveis ao Granodiorito Rio Maria (MEDEIROS et al., 1987).

O Cinturão Itacaiúnas ocupa a faixa central e nordeste da área de estudos separando o TGGSP do Médio Xingu (MACAMBIRA ; VALE, 1997). Compreende conjuntos rochosos arqueanos e divide-se em domínios Imbricado e Transcorrente.

O Domínio Imbricado inclui as rochas dos complexos Pium e Xingu, Grupo Sapucaia e Granito Plaquê; tem direção E-W e NW-SE mergulhando para NNE, NE e SSW em zonas de cisalhamentos dúcteis de baixo ângulo e movimentação sinistral na direção SW-NE. O Domínio Transcorrente divide-se em sistema Anaporã – com direção predominante E-W com movimentação sinistral NE-SW, NW-SE, de baixo ângulo formando duplexes compressivos assimétricos, com padrão estrutural elíptico, que apresenta internamente padrão divergente, com fortes mergulhos em direção ao centro do embaciamento abrangendo as rochas dos Grupos Grão-Pará, Aquiri e São Sebastião (MACAMBIRA e VALE, 1997).

O Sistema Araraquara abrange as rochas do Grupo São Félix, Complexo Xingu e granito Plaquê em zonas de cisalhamento transcorrente com direção N-S e movimento dextral e zonas de cisalhamento de cavalgamento oblíquo segundo uma estrutura *pull-a-part*. formando duas estruturas romboédricas separadas por um alto estrutural do complexo Xingu (JULIANI ; FERNANDES, 2010)

Os elementos estruturais do Proterozóico são formados por: 1) Feixes de falhas normais, listricas, de direção NW-SE e E-W subordinadamente, com forte caimento para NE - produto de reativação de antigas zonas de fraqueza crustal sendo as principais representantes as falhas de Campos Altos, Cocal, Floresta, Maguari, Carapanã; 2) Conjuntos de falhas transcorrentes NE-SW, ENE-WSW que resultaram na implantação da Bacia do Médio Xingu que abrigou o vulcano-plutonismo paleoproterozóico das formações Sobreiro e Santa Rosa e falhas transcorrentes N-S associadas à intrusão dos corpos máfico-ultramáficos. (JULIANI ; FERNANDES 2010)

A área de estudo é formada predominantemente por rochas metamórficas e ígneas deformadas, nas quais se incluem corpos granitoides,

plútons e diques máficos, xistos micáceos além de cobertura laterítica e formações ferríferas bandadas (Figura 5). Associadas a este conjunto ocorrem corpos e diques monzo a sienograníticos isotrópicos da Suíte Intrusiva Velho Guilherme (TEIXEIRA et al., 2002), bem como o vulcano–plutonismo efusivo e explosivo paleoproterozóico das formações Sobreiro e Santa Rosa (JULIANI ; FERNANDES, 2010; LAGLER, 2011).

Os granitóides estudados são composicionalmente tonalitos, granodioritos e monzogranitos. Estas rochas apresentam-se distribuídas por toda a região e ocupam tanto áreas arrasadas quanto morrotes. São predominantemente foliadas, com aumento gradual da deformação na porção norte da área, onde desenvolve foliação milonítica e bandamento gnáissico vinculados à duas zonas de cisalhamento dextrógiras (JULIANI ; FERNANDES 2010).

Os corpos máficos são predominantemente basálticos, embora ocorra importante manifestação gabróica, que afloram em platôs ou como diques, por vezes foliados, invadindo os granitóides supracitados. Os xistos micáceos ocorrem como corpos isolados nas áreas arrasadas geralmente em contato abrupto com as rochas máficas, granitóides e cobertura laterítica. A cobertura laterítica ocorre em áreas arrasadas e também cobrindo o topo das serras basálticas formando platôs sub-horizontais. São intrudidas por diques basálticos e estão em contato discordante com xistos, estando este último na base. (JULIANI ; FERNANDES 2010).

8. MATERIAIS E MÉTODOS

8.1 Material

Neste trabalho foram utilizadas imagens óticas geradas pelo sensor TM (*Thematic Mapper*) a bordo do satélite Landsat 5 e OLI a bordo do satélite Landsat 8 e também utilizou-se imagens SAR coletadas pelo sensor R99B que opera em uma plataforma aerotransportada em aeronaves do programa Sistema de Vigilância da Amazônia SIVAM além de modelo digital de terreno – MDT obtido pela missão SRTM (Shuttle Radar Topography Mission). A Tabela 01 apresenta as características de cada produto e o fluxograma mostrado na figura 7 sintetiza os procedimentos metodológicos empregados nesta pesquisa.

Tabela 01- Características dos produtos de sensoriamento remoto utilizados nesta pesquisa.

Produto	Sensor	Data	Órbita/Ponto	Resolução espacial
Landsat 5	MMS/TM	30/09/2010	225/064	Bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7 – 30m Banda 6 – 120m
Landsat 8	OLI/ETM+	23/08/2013	225/064	Bandas 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 9 – 30m Pan – 15m 10 e 11 – 100m
SAR	R99B		-	Banda L (HH,VV,HV,VH) – 16m
MDE/SRTM	Endeavour	02/2000	-	Banda C - 90 m

Fonte: Elaborado pelo autor.

8.1.1 Imagens LANDSAT

O programa Landsat foi criado no final da década de 60, numa iniciativa conjunta da NASA e agências federais dos Estados Unidos. Este projeto destinou-se a aquisição de dados para monitoramento e estudo dos recursos terrestres, por meio da construção e lançamento de uma série de satélites, inicialmente denominados de *Earth Resource Technology Satellite* (ERTS). Em janeiro de 1975, o programa foi re-denominado de Landsat (LIMA, 2003).

Neste trabalho foram utilizadas imagens do Landsat 5 (órbita/ponto 224/065) e landsat 8 cujos sensores são designado de MSS/TM/MS e OLI, respectivamente. O sensor Landsat-TM5 capta imagens em sete bandas espectrais operando em diferentes faixas da luz visível e infra vermelho enquanto o landsat OLI/ 8, mais avançado que os anteriores, possui dois instrumentos imageadores, sendo um deles com duas novas bandas, a banda 1 (ultra-azul) é útil para estudos costeiros e aerossol e a banda 9 (cirrus) utilizada para a detecção de nuvens. O outro é um sensor infravermelho termal com duas bandas (AMS KEPLER, 2013).

8.1.2. Imagens SAR do sensor R99B/SIVAM

O radar é um sensor que se utiliza uma fonte de radiação eletromagnética própria (sensor ativo) o que o torna independente da iluminação solar. Sua principal vantagem em relação aos sensores óticos e termais é que a faixa dos comprimentos de onda das microondas não interage com as micrométricas partículas ou gases da atmosfera. Essa condição permite obter imagens, mesmo quando a cobertura de nuvens é total (MENESES e ALMEIDA 2011).

Neste trabalho foram usadas imagens obtidas pelo sensor aerotransportado R99B a bordo de aeronaves Embraer adaptadas para o Serviço de Proteção da Amazônia- SIVAM.

O SAR/R99B equipa três aeronaves Embraer ERJ-145 R-99B, sendo operadas pelo 2º esquadrão do 6º Grupo de Aviação da Força Aérea Brasileira (FAB). O sensor SAR/R99B trabalha na banda espectral L (1,28 GHz - 23 cm), com multipolarimetria, envia e recebe radiação eletromagnética nas polarizações vertical e horizontal (HH, VV, HV, VH) e banda X (9,23 GHz - 3 cm) com polarização horizontal (HH). Nestas duas bandas espectrais, as imagens podem cobrir uma faixa no terreno de 10 a 120 km (faixa útil de 20 a 90 km), com resolução espacial de 3, 6 e 18 metros. Os ângulos de incidência variam, em uma mesma faixa de imageamento, entre 36,3º e 83,5º (ANDRADE e SANTA ROSA, 2005; MURA ET AL., 2007).

8.1.3. Modelo digital de elevação – MDE/SRTM

O projeto SRTM foi desenvolvido em parceria pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), o Centro Aeroespacial Alemão (DLR) e a Agência Espacial Italiana (ASI). Os dados foram obtidos por sensores SAR em fevereiro de 2001. Para geração de modelo digital de elevação (MDE) foi empregado a abordagem interferométrica que cobriu 80% do globo terrestre (RABUS 2003). Modelos digitais de elevação (MDE) são arquivos que contêm registros altimétricos estruturados em linhas e colunas georreferenciadas, ou seja, cada pixel registra o valor de elevação de uma porção do terreno. No MDE-SRTM, os valores de elevação (z) são expressos em metros inteiros, e o *datum* e o elipsóide de referência são WGS84, *datum* vertical EGM96. A acurácia vertical absoluta e relativa do MDE é de aproximadamente 16m, e 6m, respectivamente (RABUS, 2003).

Para o território brasileiro o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), através do TOPODATA - Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil (<http://www.dsr.inpe.br/topodata>), disponibiliza o MDE e suas derivações (relevo sombreado, classes de declive, declividade, microbacias e etc.) com vários processamentos que permitiram o preenchimento de falhas, derivação e pós-processamento, garantindo dados mais aprimorados e confiáveis. Além disso, foram refinados da resolução espacial original de 3 arco-segundos (~90m) para 1 arcosegundo (~30m) por krigagem (Valeriano & Rosseti 2010).

A partir do MDE adquirido do TOPODATA produto, foram geradas imagens de relevo sombreado sobre diferentes combinações de ângulo de elevação e azimuth de visada. Variações nos valores desses ângulos resultaram em imagens que acentuam diferentes *trends* estruturais.

8.2 Métodos

8.2.1 Pré-processamento

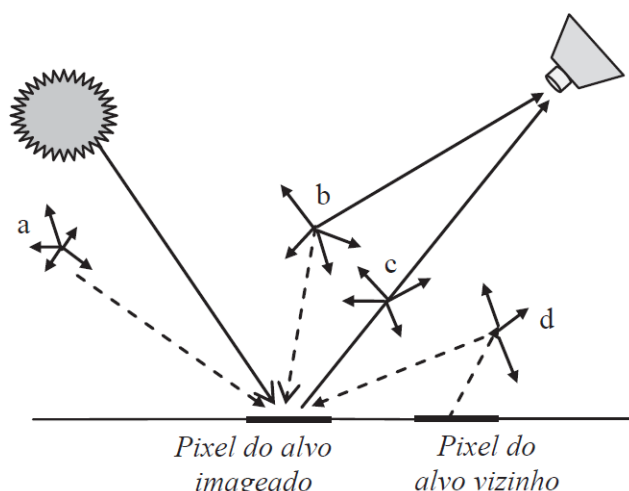
Considerando as especificidades dos sensores ópticos e SAR, foram empregados procedimentos específicos de pré-processamentos para as imagens geradas por esses sensores.

8.2.2 Imagens LANDSAT

8.2.2.1 Correção atmosférica

Os gases e partículas constituintes da atmosfera são, em grande parte, responsáveis pela absorção e espalhamento da radiação eletromagnética (Figura 6). 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 6 - Modos de espalhamento da radiação pela atmosfera, contribuindo com o aumento da reflectância do alvo que chega ao sensor



Fonte: Meneses e Almeida (2011).

Dessa forma, para as imagens Landsat TM-5 foi feita a correção atmosférica que tem como objetivo reduzir a interferência atmosférica no valor da radiometria medida dos objetos presentes na superfície terrestre registradas nas imagens. Para tanto o valor da energia refletida (Valor Digital ou Nível de Cinza) armazenada em cada pixel da imagem foi convertida para radiância, para novamente ser convertida em reflectância. Este procedimento utiliza funções de conversões e parâmetros de referência que estão contidos na cabeçalho (header) da imagem.

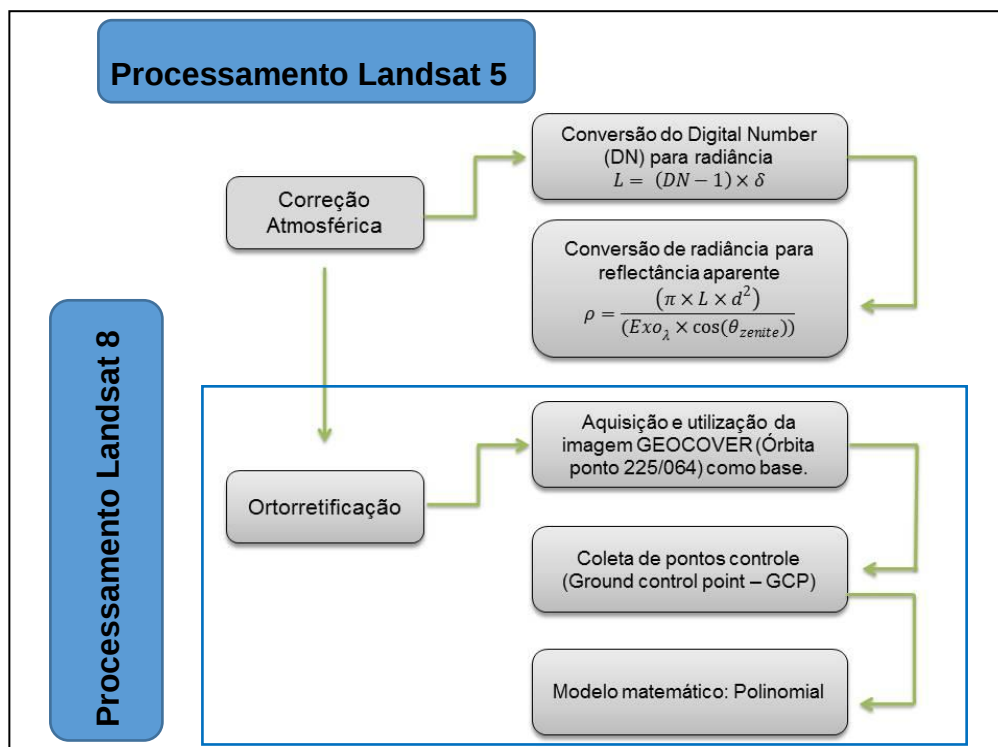
8.2.2.2. Correção geométrica

Distorções espaciais em imagens produzidas por sensores remotos são desajustes de das 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 (MENEZES e ALMEIDA, 2012). Essas distorções provocam imprecisões cartográficas que podem ser corrigidas através da ortorretificação.

A ortorretificação consiste 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 imagens, denominadas imagens âncora, as quais já possuem ortorretificação.

Após as imagens terem sido corrigidas radiometricamente, elas foram georreferenciadas tomando como referência imagens geocover fornecidas pela Nasa por meio do site do Global Land Cover Facility – GLCF (<http://glcf.umd.edu/data/mosaic/>). Imagens geocover correspondem a imagens Landsat 7 (ETM) corrigidas geometricamente com precisão estimada apropriada para escala 1:100.000 (RMS - Root Mean Squared Error < 50 m). Para o georreferenciamento será empregado o modelo polinomial que utiliza um conjunto de pontos de controle de terreno (Ground Control Point – GCP). A qualidade do ajuste será validada por inspeção visual.

Figura 7- Fluxograma esquemático do processamento da imagem Landsat 5. (δ = coeficiente de calibração ajustado para cada banda espectral; DN = número digital; d = distância Sol-Terra para o dia de aquisição; Exo_k = irradiância solar exoatmosférica ajustado a cada banda espectral; θ_{zenite} = ângulo de zênite solar).



Fonte: Elaborado pelo autor.

8.2.2.3. Imagens SAR–R99B

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 como 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 o aspecto ruído da imagem SAR foram aplicados filtros digitais.

Por serem imagens obtidas por plataforma aerotransportada R99B, a geração das imagens se dá sobre condições de valores elevados do ângulo de depressão (ângulo formado entre a direção do feixe de micro-ondas e o plano horizontal) o que acentua o ruído de padrão de antena. Por essa razão essas imagens passarão pela filtragem desse ruído por meio da técnica conhecida como correção do padrão de antena (MURA E CORREIA, 2007)

Após esse procedimento as imagens também foram georreferenciadas tendo novamente as imagens Geocover como referência.

8.2.2.4. Modelo Digital de Elevação MDE – SRTM

Os dados SRTM a serem utilizados foram copiados do site <http://glcf.umd.edu/data/mosaic/>. Estes dados já foram pré-processados corrigindo vazios deixados no processamento original feito NASA.

8.3 Processamento

Para as imagens Landsat foram testados diferentes composições de banda (associação das bandas espectrais com os canais de cor RGB) e principais componentes, a qual consiste em uma técnica que define um novo conjunto de imagens a partir da combinação linear das bandas originais visando reduzir a correlação entre as novas imagens (SILVA, 2000).

Foi testada a fusão de imagens Landsat e SAR-R99B visando combinar a resposta espectral dos alvos dada pelas imagens óticas com a textura obtida das imagens SAR por meio da técnica IHS-RGB (HARRIS e MURRAY 1990).

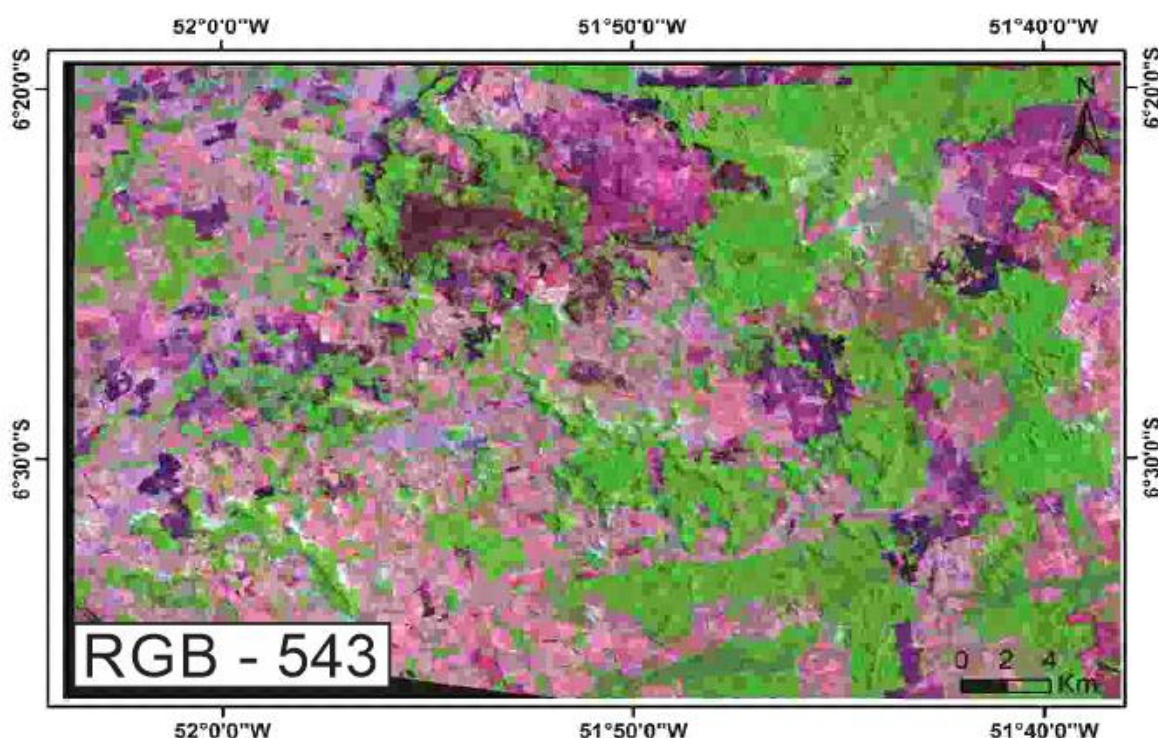
A partir dos dados MDE-SRTM foram geradas imagens de relevo sombreado sobre diferentes combinações de ângulo de elevação (ângulo formado entre o plano horizontal e a posição da fonte na abóboda celeste) e azimute de visada (ângulo formado entre o norte geográfico e a posição da fonte). Variações nos valores desses ângulos resultam em imagens que acentuam diferentes *trends* estruturais ressaltados pela combinação de sombra e luz dada pela variação da topografia. Quanto mais ortogonal é a iluminação em relação ao trend, mais realçado ficam as estruturas.

9. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para a identificação de contatos litológicos foram analisadas imagens Landsat 5-TM (Data: 03/09/2010 - Órbita/ponto: 225/064) e Landsat 8-OLI/ET+ (Data: 23/08/2013 – Órbita/ponto: 225/064) em diferentes combinações de bandas nos canais RGB afim de realçar feições que facilitassem a visualização dos contatos entre as unidades. As Figuras 8 e 9 apresentam combinações RGB que mostraram melhor resultado quanto a diferenciação de unidades. No entanto, a cobertura florestal é um sério limitador para este tipo de aplicação.

Na Figura 8 observa-se a diferença entre área vegetada e solo exposto, facilitando a interpretação por análise visual. É possível observar tonalidades em determinadas feições que indicam corpos rochosos, como coberturas lateríticas, por exemplo, entretanto, os resultados são prejudicados pela interferência da cobertura vegetal, sendo inconclusivos quanto à delimitação de afloramentos ou unidades geológicas.

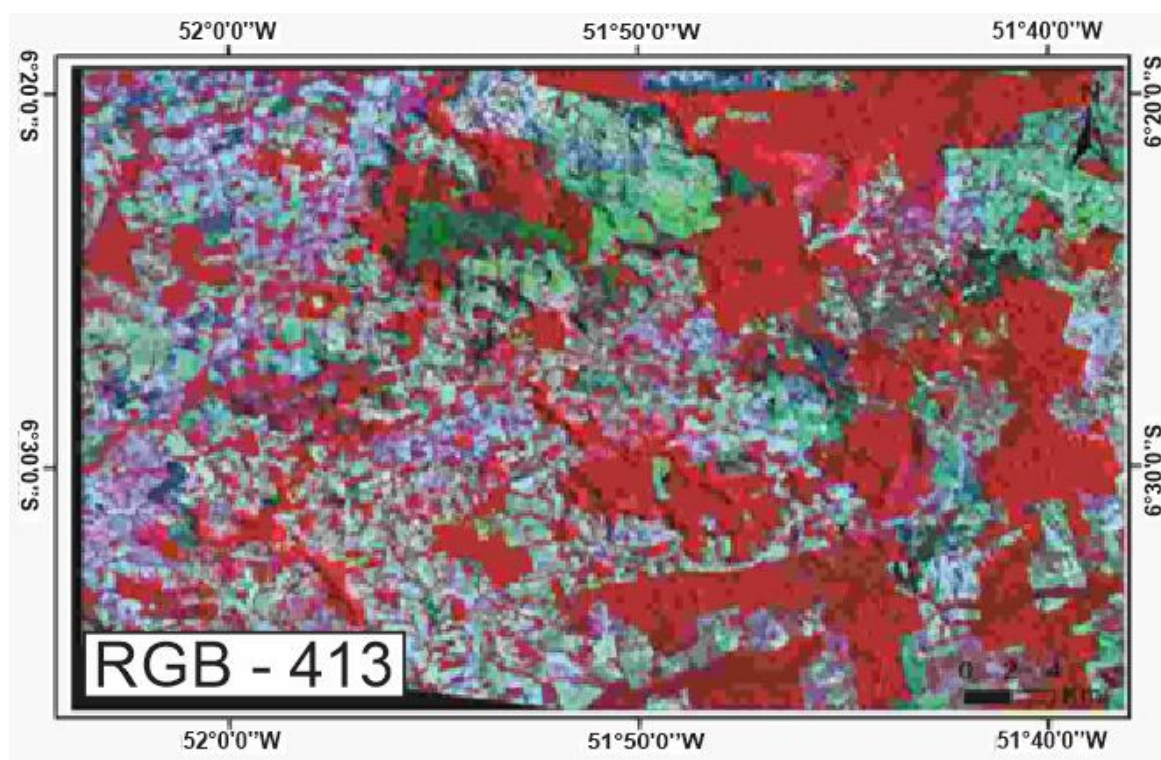
Figura 8- Imagem Landsat 5-TM em composição falsa cor RGB 543. (Data: 03/09/2010 – órbita/ponto: 225/064).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 9 foi feita tentativa de realçar a vegetação, em vermelho, para destacar ainda mais o limite entre área vegetal e solo exposto e observou-se que também foi realçada a textura do terreno. Dessa forma foi possível identificar com maior nitidez os elementos da imagem, porém ainda limitado quando utilizado para identificar limites entre unidades geológicas.

Figura 9- Imagem Landsat 5-TM com composição colorida 413 realçando a vegetação em vermelho. (Data: 03/09/2010 – órbita/ponto: 225/064).



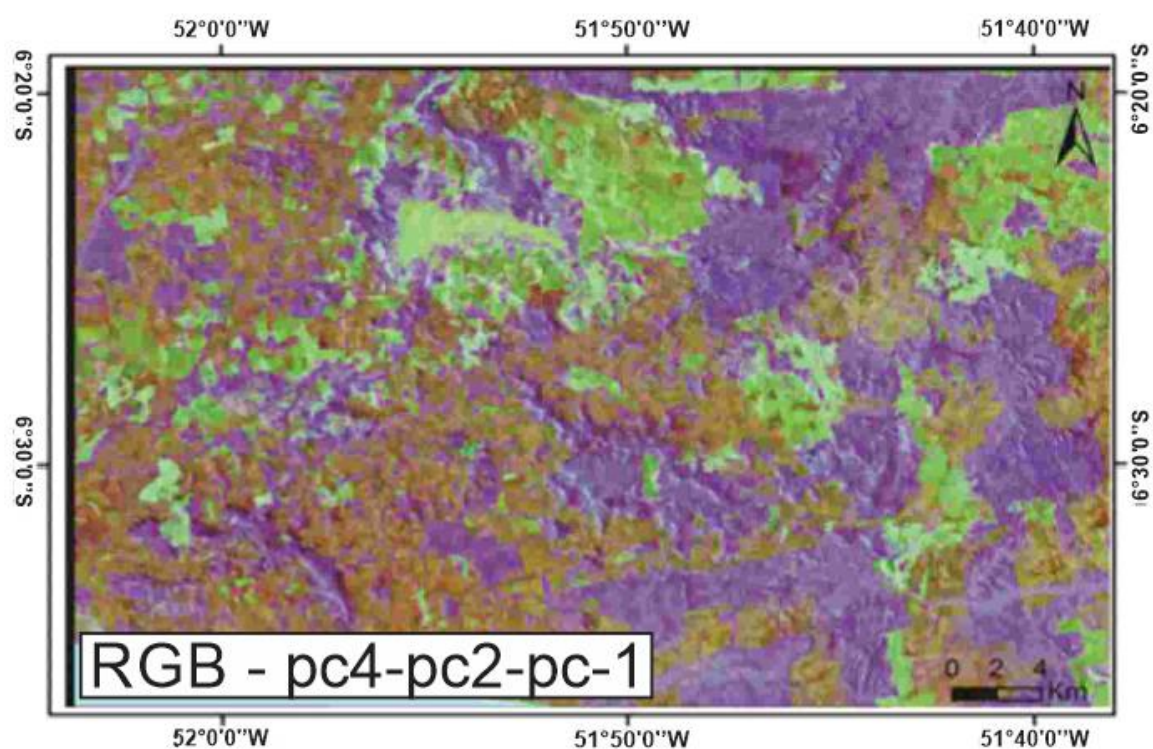
Fonte: Elaborado pelo autor.

Foi aplicado também o método de análise por principais componentes das imagens Landsat TM 5 e Landsat OLI 8 que consiste em reduzir a correlação entre as bandas espectrais minimizando a sobreposição de informação a partir de combinações lineares das bandas originais.

O método foi usado na tentativa de reduzir os efeitos das áreas florestadas e auxiliar de forma mais clara a interpretação dos limites entre as unidades fotointerpretadas. Dessa forma, foram testadas várias combinações entre as bandas. A combinação R-PC4/G-PC2/B-PC1 para a Landsat TM- 5 e R-PC5/G-PC4/B-PC3 para a Landsat 8- OLI foram as que alcançaram melhores resultados ao objetivo do trabalho (Figuras 10 e 11,

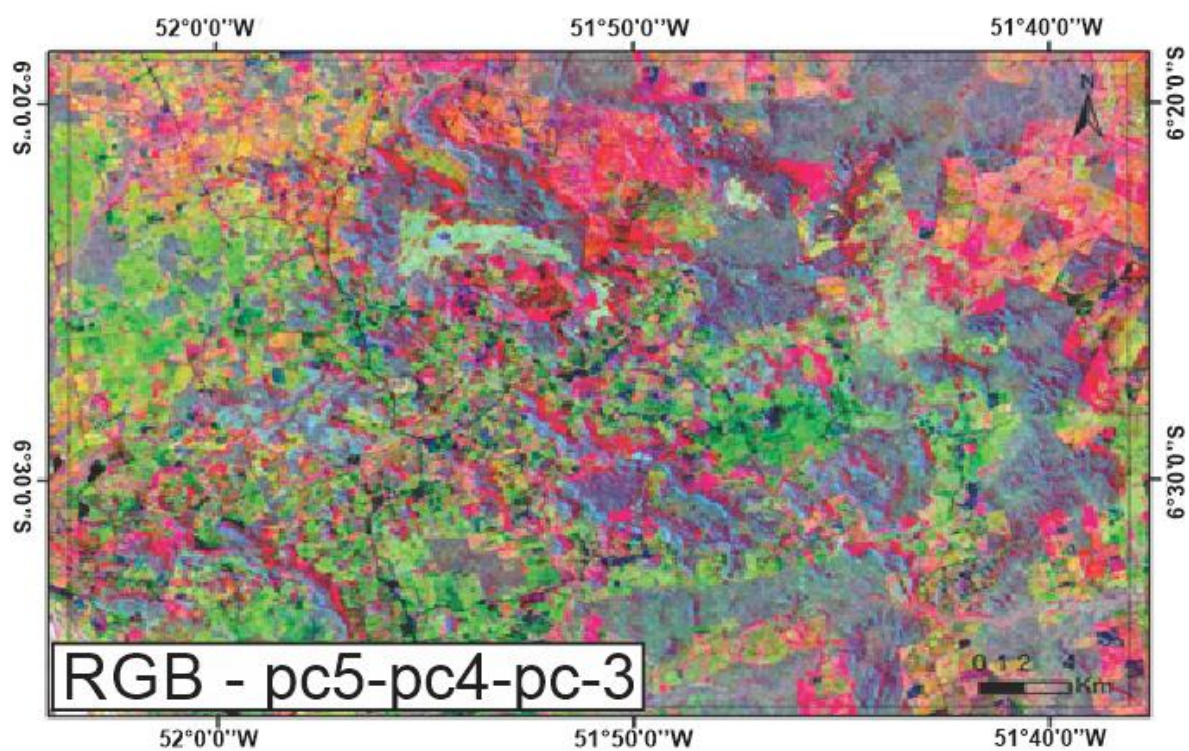
respectivamente). Os critérios cor e textura foram utilizados para estabelecer os limites entre as unidades fotointerpretadas.

Figura 10- Imagem da Análise de Principais Componentes da Landsat 5 -TM.



Fonte: Elaborado pelo autor.

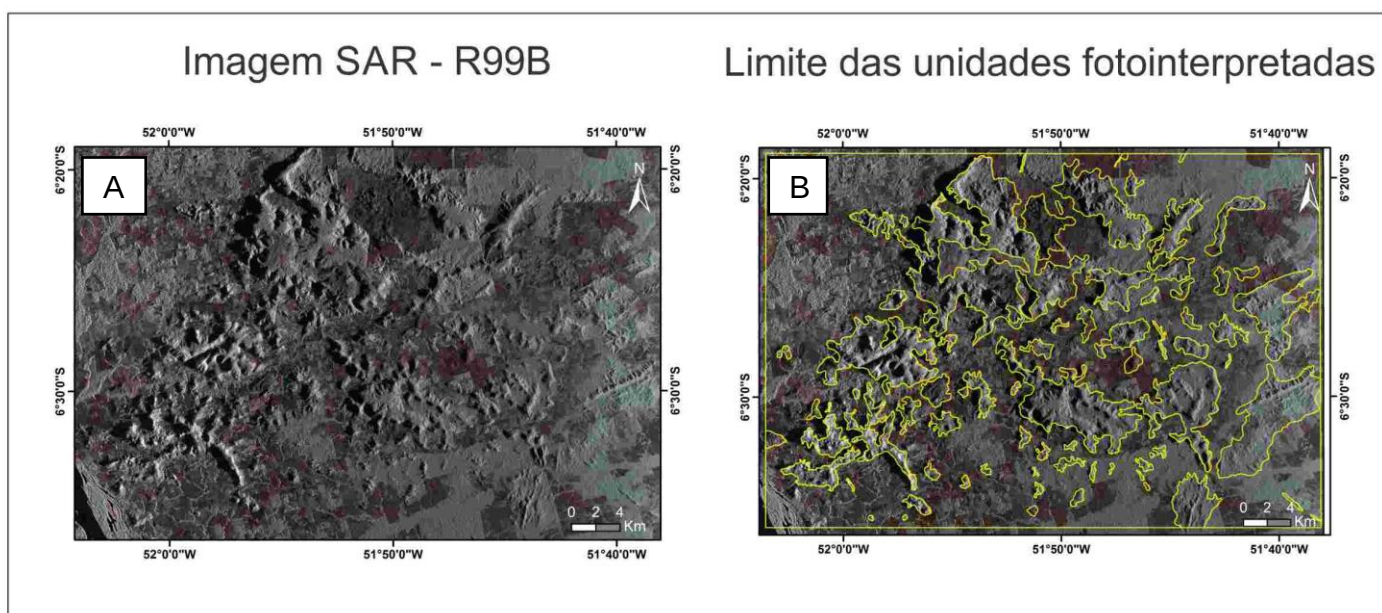
Figura 11- Imagem da Análise de Principais Componentes da Landsat 8-OLI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

As imagens SAR apresentaram melhor performance para diferenciar as unidades foto interpretadas devido o retroespalhamento ser fortemente influenciado pela rugosidade dos alvos que tanto pode se manifestar em micro, macro e meso escalas (DIERKING, 1999). Em microescala a rugosidade influencia na intensidade do sinal e é determinada pela relação entre a dimensão do comprimento de onda da radiação e a dimensão das irregularidades na superfície dos alvos. A rugosidade em macro e meso escalas são determinadas por variações na superfície topográfica, em escala decamétrica, e exerce forte influência no padrão textural da imagem. Baseada na variação textural foi possível delimitar diferentes contatos nas imagens SAR, que é perceptível inclusive em regiões com cobertura florestal como mostra a Figura 12.

Figura 12- A) Imagem SAR-R99B. B) Contorno das unidades fotointerpretadas.

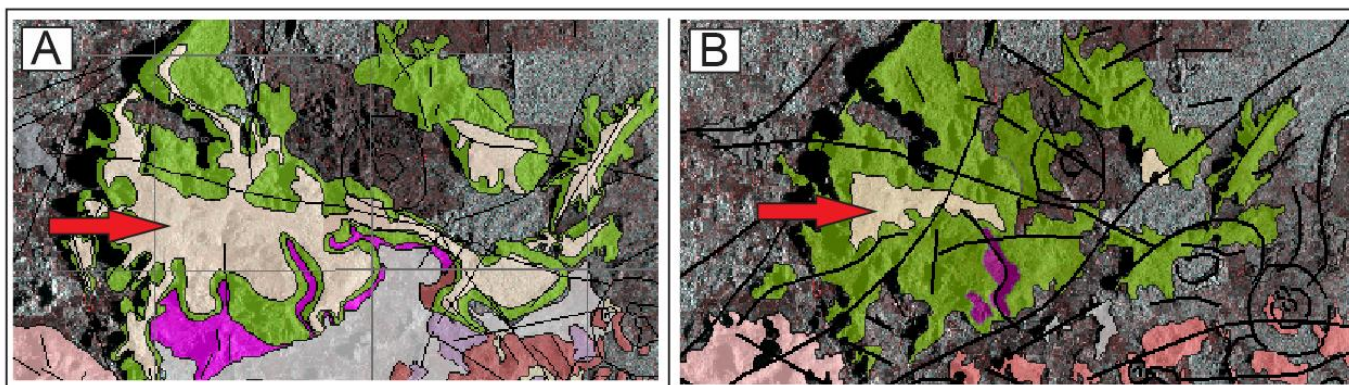


Fonte: Elaborado pelo autor.

Foram fotointerpretadas nove unidades geológicas e classificadas segundo Jesus, *et al.*, (2013). A análise visual das imagens SAR possibilitou o refinamento do contorno das unidades mapeadas anteriormente, sugerindo novos limites para as unidades da área em estudo. Dessa forma foram modificados os limites das unidades Cobertura laterítica, Biotita Granito Equigranular, BIF, Plagioclásio-quartzo-feldspato potássico fírico Dacito,

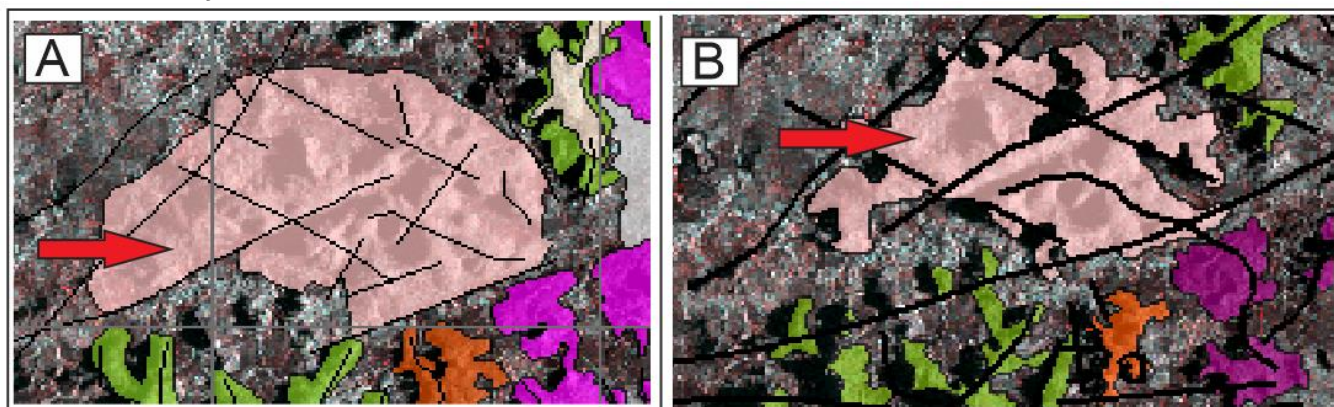
Granodiorito, Quartzofeldspato potássico-plagioclásio-fírico Riolito, Biotita pórfiro Granítico, Brecha polimilitica e Olivina-Clinopiroxênio Gabro. As figuras de 13 a 21 apresentam tais modificações, onde a esquerda estão os limites definidos por Jesus *et al.*, (2013) e a direita os limites fotointerpretados e a seta vermelha indica a unidade modificada.

Figura 13- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.*, (2013). B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a Unidade Cobertura Laterítica.



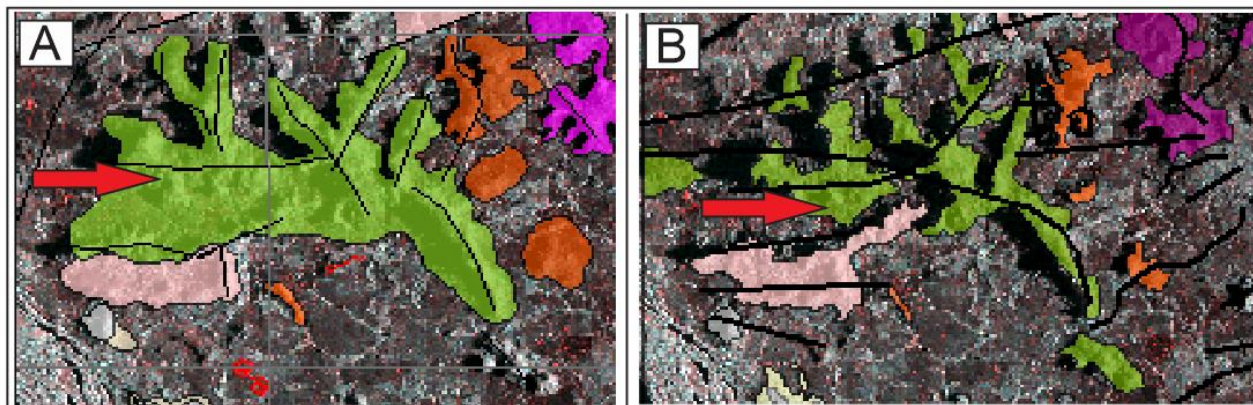
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 14- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.* (2013). B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a Unidade Biotita Granito Equigranular.



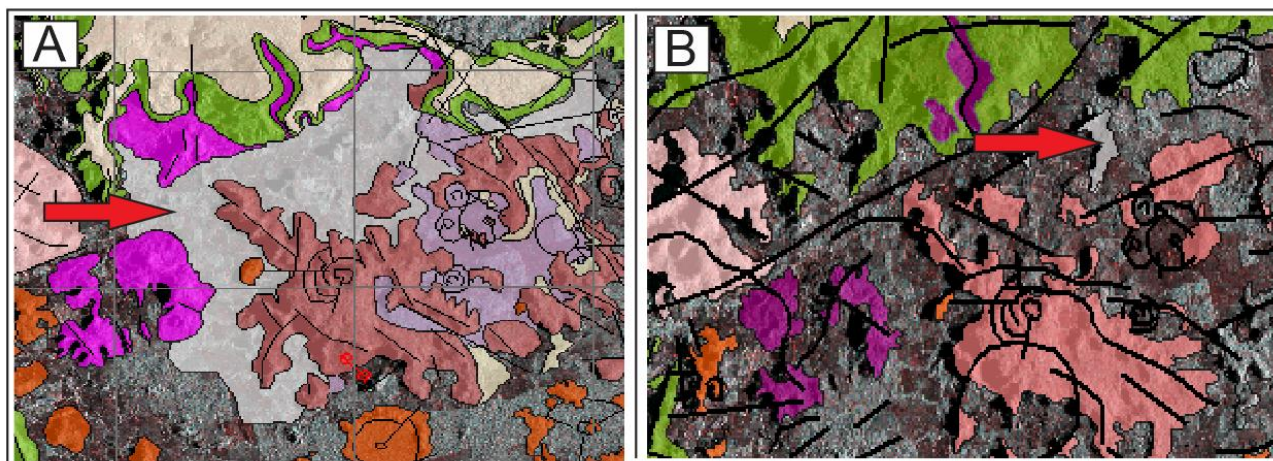
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 15- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.*, (2013). Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade BIF.



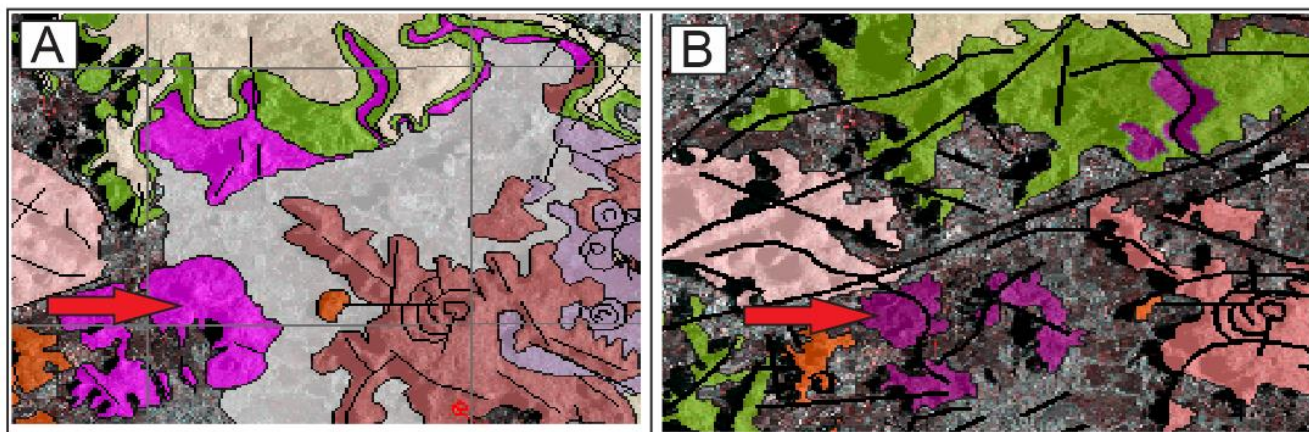
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 16- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.* (2013). Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Plagioclásio-quartzo-feldspato potássico-fírico dacito.



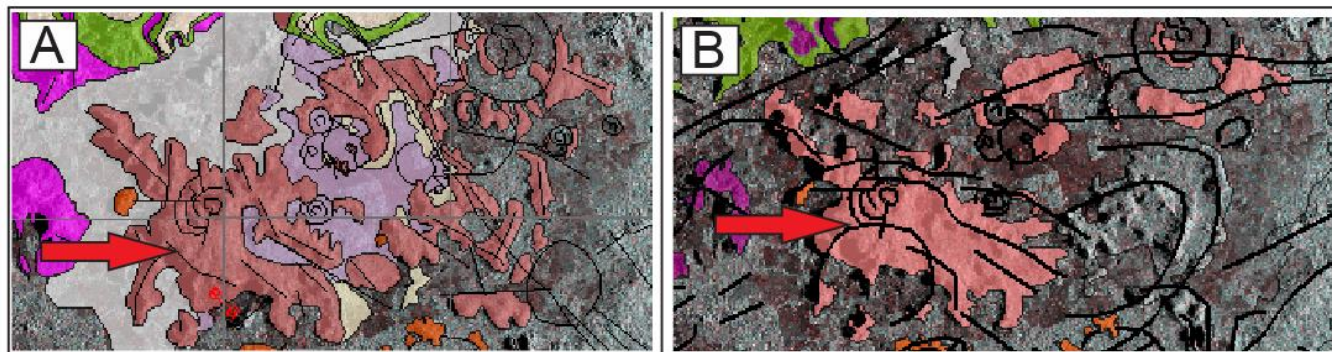
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 17- A esquerda a unidade mapeada segundo Jesus *et al.*, (2013) e a direita a unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Granodiorito.



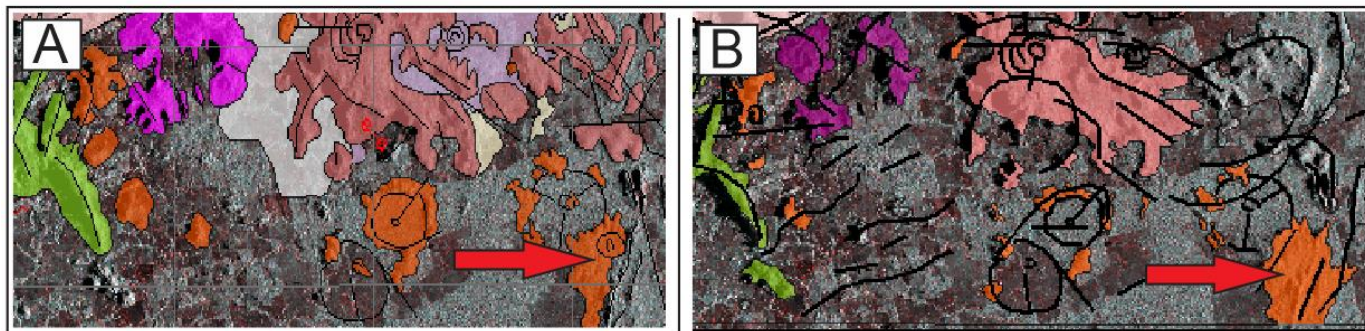
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 18- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.* (2013). B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Quartzo-feldspato potássico-plagioclásio fírico Riolito.



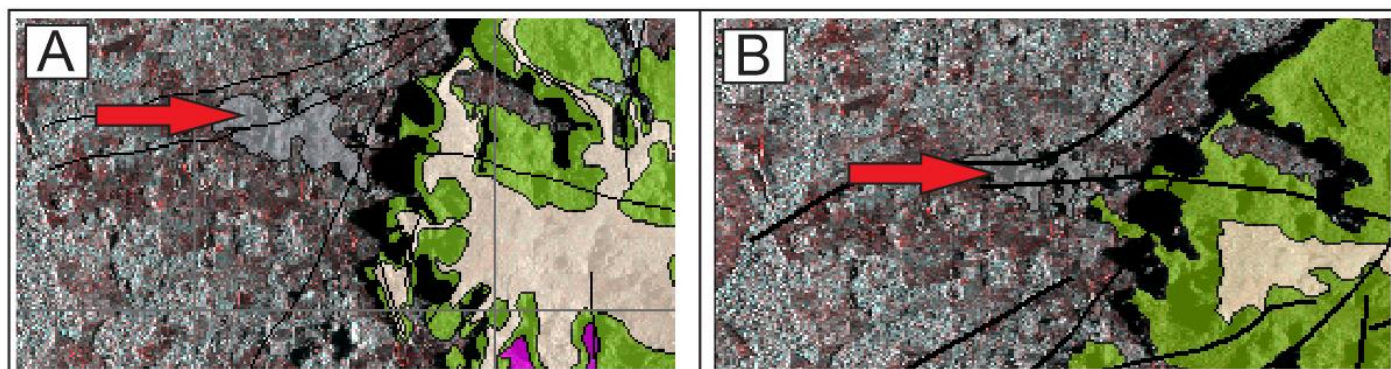
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 19- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.* (2013). B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Biotita pórfiro granítico.



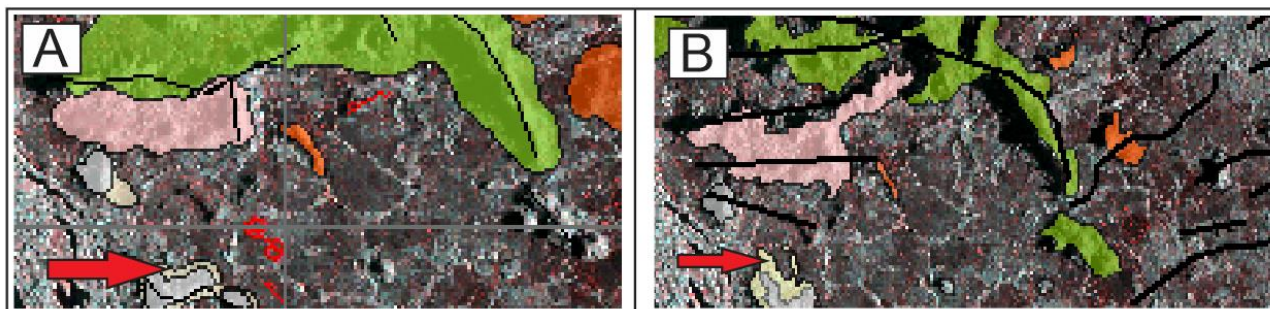
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.*, (2013) B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Olivina-Clinopiroxênio Gabro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 21- A) Unidade mapeada segundo Jesus *et al.*, (2013) B) Unidade modificada com base na foto interpretação. A seta vermelha indica a unidade Brecha Polimítica.



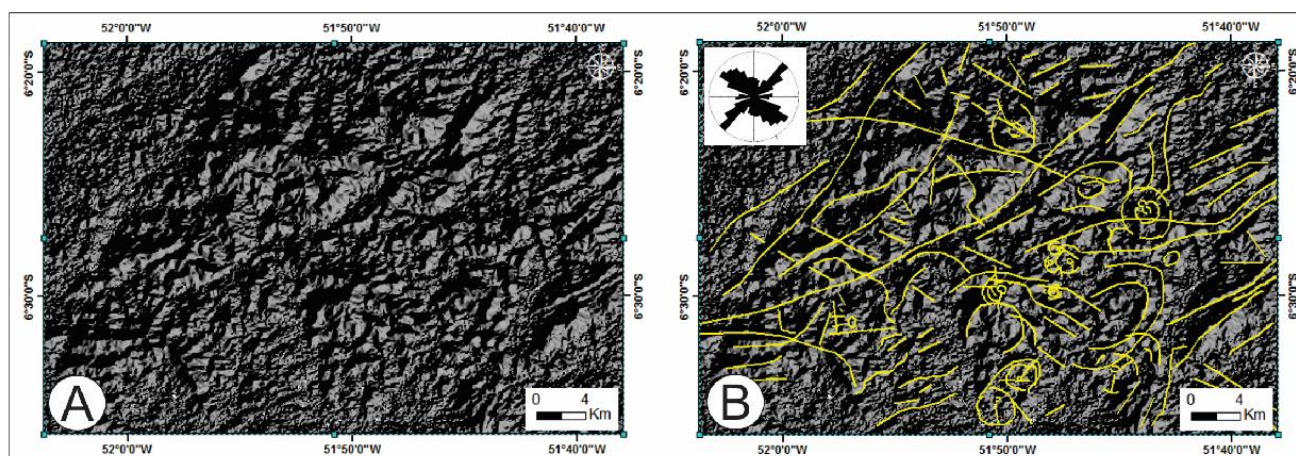
Fonte: Elaborado pelo autor.

A interpretação dos elementos estruturais foi feita a partir do auxílio das imagens de relevo sombreado com azimutes 135°, 145°, 315° e 45°, ângulo de elevação 70°, 60° e 45° geradas na extensão Arcmap do software ArcGis 10.2, a partir do MDE- SRTM e demonstraram bons resultados para o objetivo do trabalho. As estruturas apresentam direções preferenciais nos sentidos NE-SW e NW-SE, como mostra a figura 22 e fazem parte da zona de cisalhamento Itacaiunas.

Para Jesus *et al.*, (2013), os *trends* NW–SE a aproximadamente E–W, representam zonas de cisalhamento dúctil, que truncam e transpõem as foliações metamórficas regionais desenvolvidas em regime dúctil. Outros lineamentos de regime rúptil com *trend* NE–SW são de geração posterior. As falhas posteriores são normais e tem alguns quilômetros de comprimento, seguindo direções variadas e falhas que apresentam direções preferenciais NE-SW e NW-SE.

Foram também identificadas estruturas circulares que segundo Juliani e Fernandes (2010) e Lagler (2011) podem ter sido geradas pela intrusão de granitoides e pórfiros graníticos do evento vulcano–plutônico paleoproterozoico Uatumã.

Figura 22- A) Imagem Relevo sombreado com 135° Az/Elevação 70°. B) Em amarelo as estruturas fotointerpretadas.

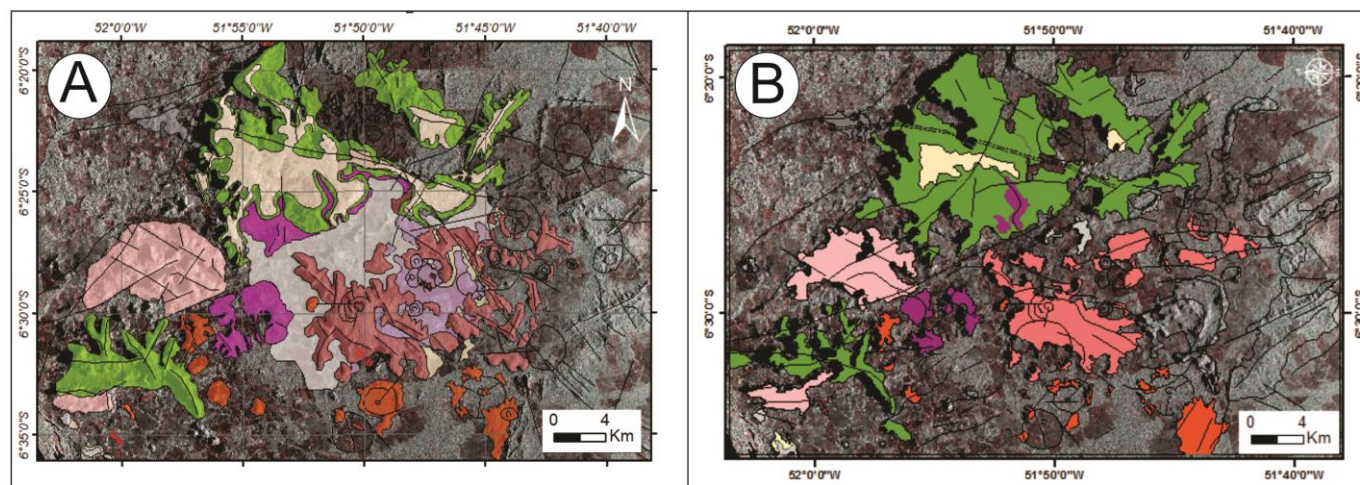


Fonte: Elaborado pelo autor.

Por fim foi gerado um mapa geológico foto interpretado composto por unidades e elementos estruturais.

A validação das unidades foto interpretadas foi feita a partir da comparação com o trabalho de Jesus *et al.*, (2013) pois este apresenta pontos coletados em campo e descrição petrográfica das unidades que foram utilizados como referencia para identificar as unidades foto interpretadas. A figura 23 (B) apresenta o mapa foto interpretado e classificado com base nos pontos de Jesus *et al.*, (2013) . A figura 23 (A) mostra o mapa de Jesus *et al.*, (2013) que foi usado para comparar o resultado encontrado neste trabalho.

Figura 23- **A)** Mapa geológico de Jesus *et al.*, (2013). **B)** Mapa fotogeológico elaborado a partir da análise de imagens R99B-SAR complementado por imagens Landsat.



Legenda

— Falhas ou fraturas

—+— Lineamento

--- Zona de Cisalhamento

Cobertura laterítica

Biotita sienogranito médio

Biotita pórfiro granítico

Brecha polimítica

BIF

Biotita granito equigranular

Granodiorito

Olivina-clinopiroxênio gabro

Plagioclásio-quartzo-feldspato potássico-firico dacito

Quartzo-feldspato potássico-plagioclásio-firico riolito

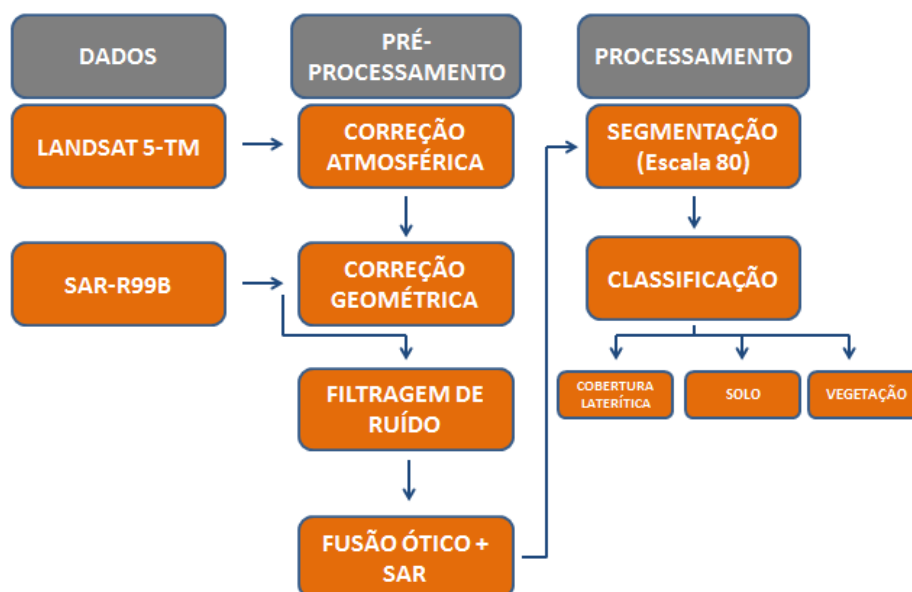
Fonte: Elaborado pelo autor.

O mapa de unidades fotointerpretadas e o resultado do processamento nos produtos sensores foram usados para avaliar o potencial da classificação semi-automática orientada a objeto para uso de mapeamento geológico com objetivo de serem criados parametros que pudessem facilitar o avanço do mapeamento na região de maneira mais rápida.

10. CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO

Nesta etapa é descrita a metodologia aplicada às imagens Landsat-5/TM e SAR - R99B na classificação orientada a objeto, como mostra a Figura 24.

Figura 24- Fluxograma da metodologia empregada no trabalho

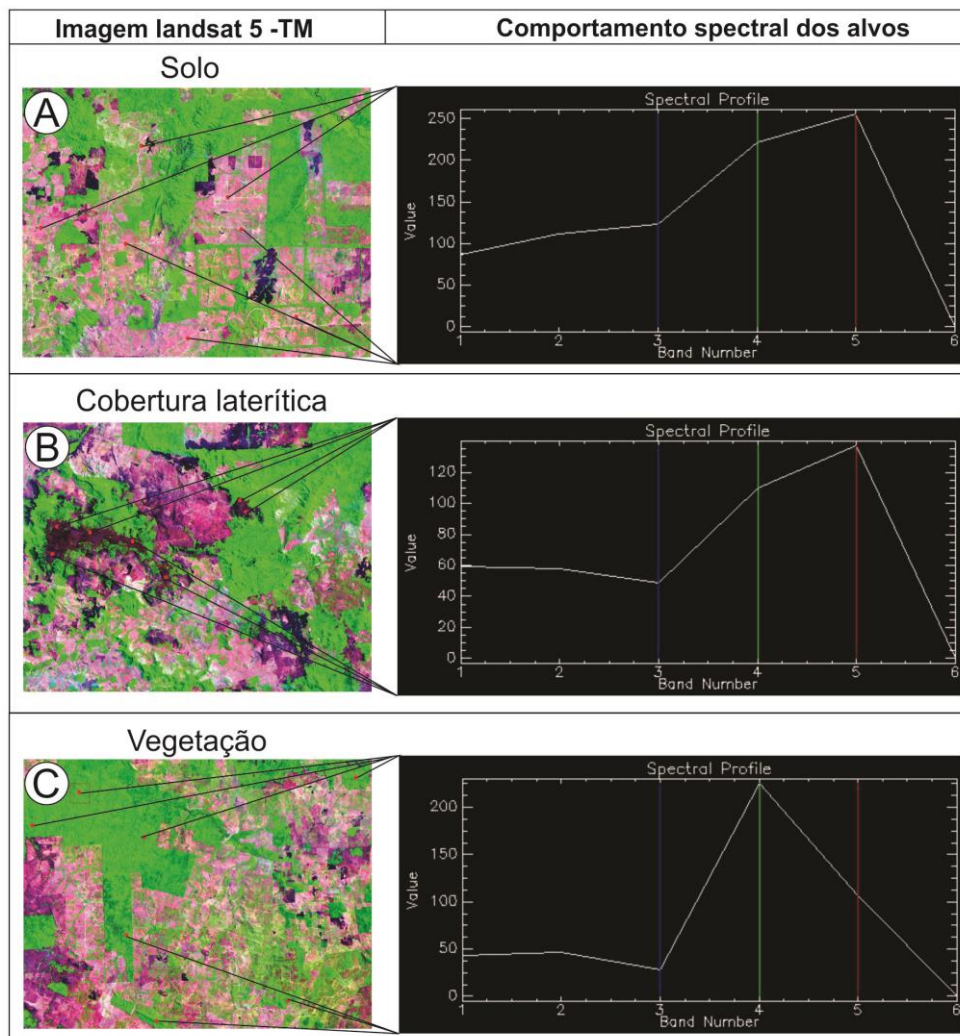


Fonte: Elaborado pelo autor.

O uso do *software ECOGNITION* permitiu a avaliação das imagens, possibilitando a interação de vários descritores na avaliação dos dados para classificação. Os resultados mais promissores foram encontrados avaliando-se a reflectância das imagens óticas e textura do radar de forma integrada.

Observou-se que a resposta espectral das classes solo e cobertura laterítica apresentaram um comportamento semelhante como mostra a figura 25 (A e B), com maior reflectância na banda 5 e absorção na banda 3 e, apesar da diferença dos valores numéricos, não foi possível realçar de forma satisfatória os alvos utilizando a razão das bandas 5 e 3. Para a classe vegetação foi utilizado o NDVI (normalized difference vegetation index) que apresentou padrão de normalidade quando comparado à literatura apresentado na Figura 25 (C).

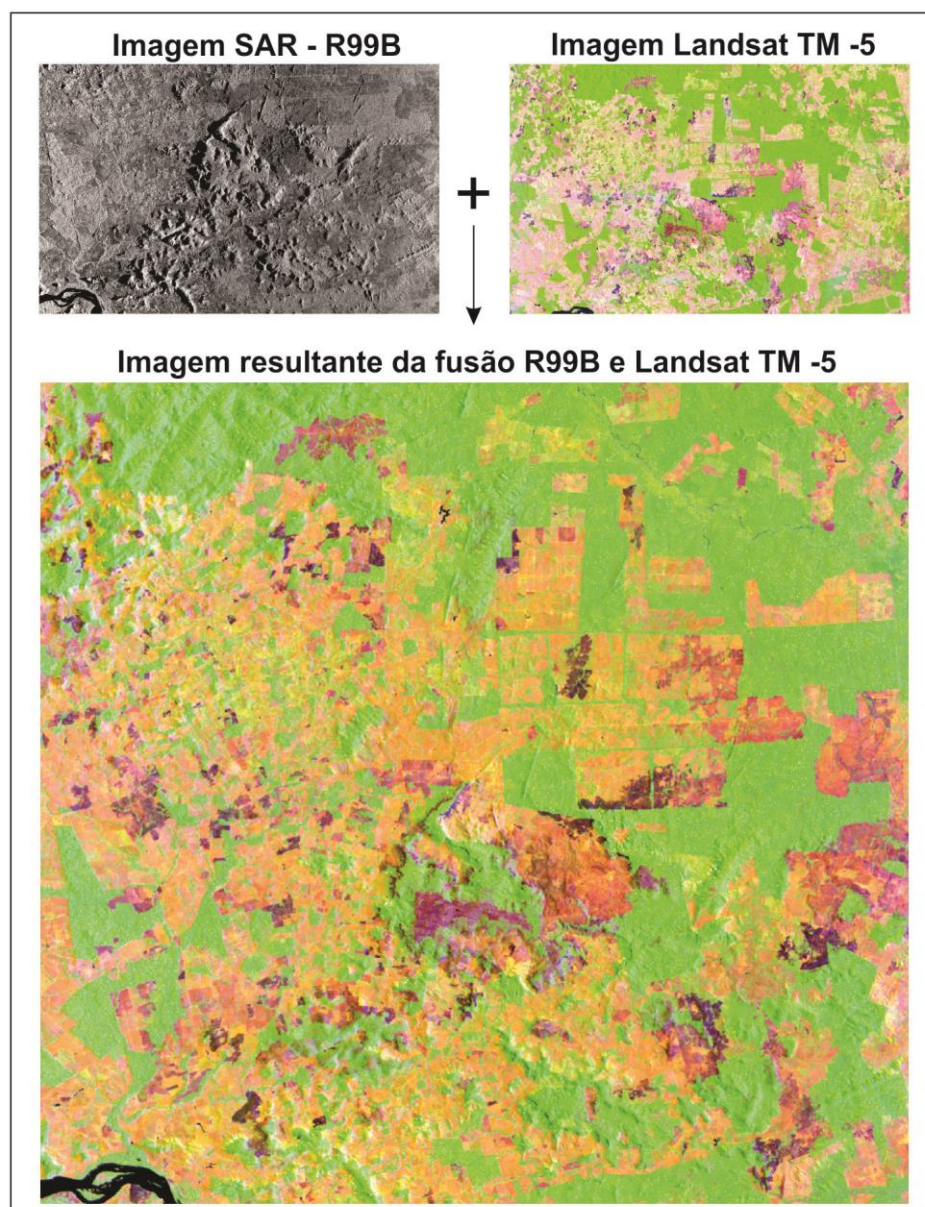
Figura 25- **A)** Comportamento espectral dos alvos identificados como solo exposto na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543. **B)** Comportamento espectral dos alvos identificados como cobertura laterítica na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543. **C)** Comportamento espectral dos alvos identificados como cobertura vegetal na imagem Landsat – TM5 composição RGB 543.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O produto que mostrou melhor resposta para identificação dos alvos foi a imagem fusionada da composição colorida da imagem Landsat 5-TM R5G4B3 e a banda LHH da imagem SAR-R99B, podendo-se então definir de forma mais clara os alvos pela combinação da reflectância da imagem Landsat-TM-5 e textura do R99B, como apresentado na (Figura 26).

Figura 26- Imagem resultante da fusão entre a imagem LandSat TM-5 (RGB 543) e a banda LHH da imagem SAR-R99B



Fonte: Elaborado pelo autor.

10.1 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 (*ECOGNITION DEVELOPER 8.7 USER GUIDE*, 2011).

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 (*ECOGNITION DEVELOPER 8.7 USER GUIDE*, 2011).

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 dos alvos.

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

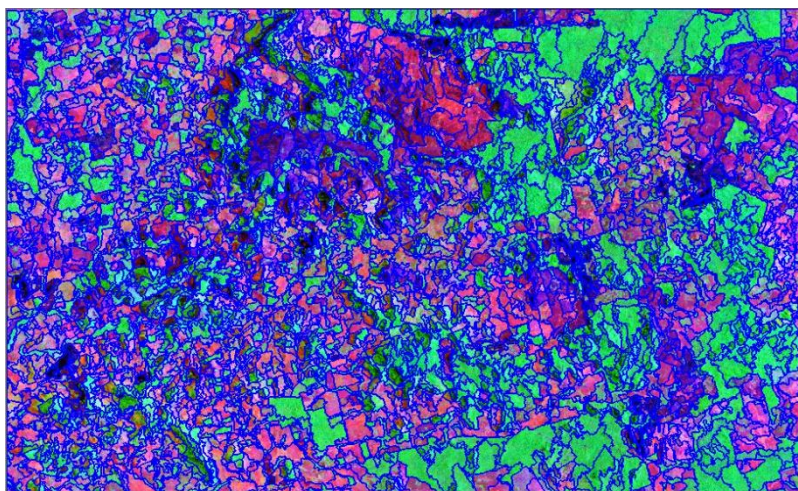
O **parâmetro de escala** é subjetivo e indica o nível (dimensão dos objetos) de ação do processo. Neste sentido, foram realizados vários testes para a definição da escala (150, 100, 80, 60 e 50). Considerando o tamanho dos alvos e as resoluções das imagens Landsat-5/TM, foi selecionado o parâmetro de escala 80.

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 (*ECOGNITION USERS GUIDE*, 2011). Este parâmetro recebeu peso 0,1 neste trabalho.

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 parâmetro neste trabalho foi 0,5 .

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 poligonais que conseguiram separar com certa clareza os limites das feições, principalmente as mais representativas como a vegetação como mostra a (Figura 27).

Figura 27- Resultado da segmentação multiresolução com parâmetro de escala 80; forma 0,1; compacidade 0,5.



Fonte: Elaborado pelo autor.

10.2. 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.

Os descritores empregados para efetuar a caracterização das classes equivalem às aplicações de funções matemáticas que possibilitam revelar os atributos dos objetos da imagem. Dentre as possibilidades de classificação, sobressai-se o classificador que adota a regra *fuzzy* de pertinência para associar os objetos às classes seguindo um raciocínio próximo à lógica humana.

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, Solo e cobertura laterítica**. Em seguida, o comportamento destas amostras em relação aos descritores foi analisado visualmente.

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

- Média da reflectância das bandas 3, 4 e 5;
- Brilho (média da reflectância de todas as bandas utilizadas);
- Média da textura haralick GLCM homogeneity All direction

Através da Rede Semântica, a classificação foi organizada possibilitando a separação de três classes principais: **Solo** (média do brilho e média da banda 3), **vegetação** (média do brilho, média da banda 3 e média da banda 4 e **cobertura laterítica** (média do brilho e média da textura haralick GLCM homogeneity All direction), como mostra a (Tabela 2).

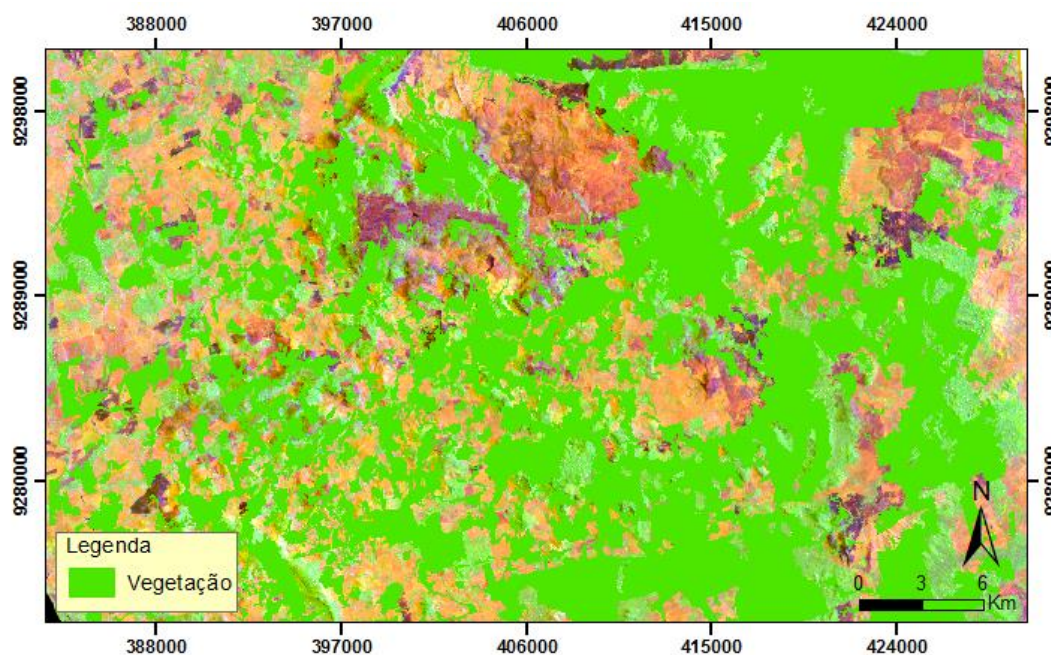
Tabela 2- Descritores e limiares selecionados a partir dos testes de classificação.

CLASSE	Média
Solo	
Brilho	50-100
Média banda 3	30-90
Vegetação	
Brilho	30-200
Média banda 3	0-45
Média banda 4	100-300
Cobertura laterítica	
Brilho	0-59
Média textura Haralick GLCM homogeneity All direction	0,0400-0,0461

Fonte: Elaborado pelo autor.

No primeiro nível separou-se a área não vegetada da vegetação, representada pela máscara verde, utilizando a reflectância da banda 4 e o brilho das bandas e se obteve um resultado satisfatório, mas com certa confusão entre objetos, como mostra a figura 29.

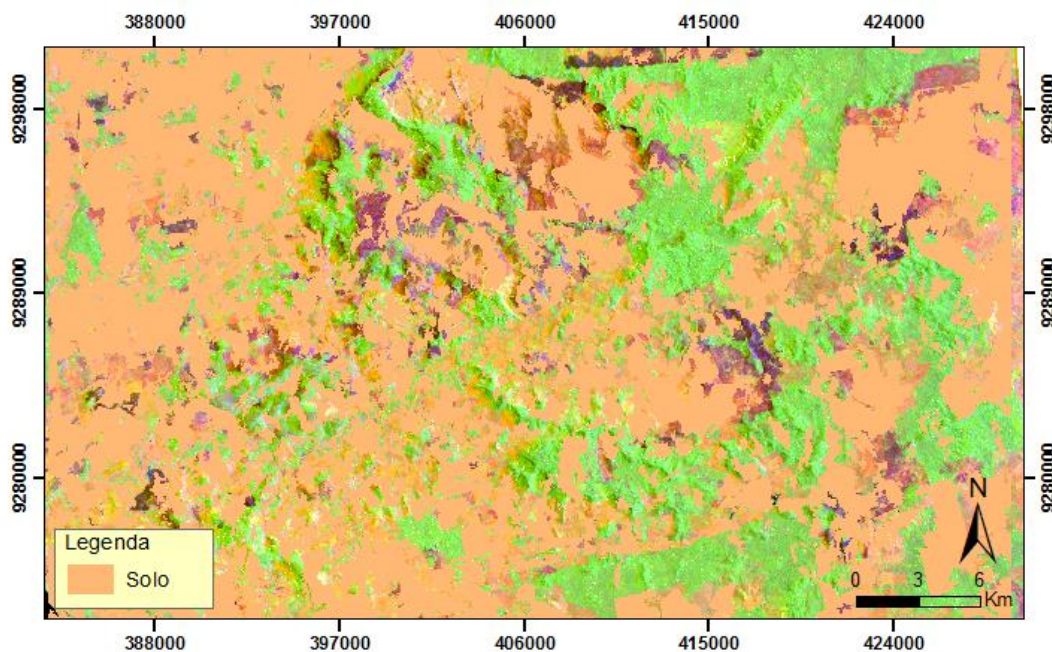
Figura 29- Nível 1 – Discriminação das áreas com presença de cobertura vegetal.



Fonte: Elaborado pelo autor.

No nível 2 classificou-se o solo, representado pela máscara bege (Figura 30), entre os objetos identificados como não vegetação avaliando a reflectância da banda 5 e o brilho das bandas. O resultado indica uma boa separação, entretanto apresenta certa confusão entre os objetos.

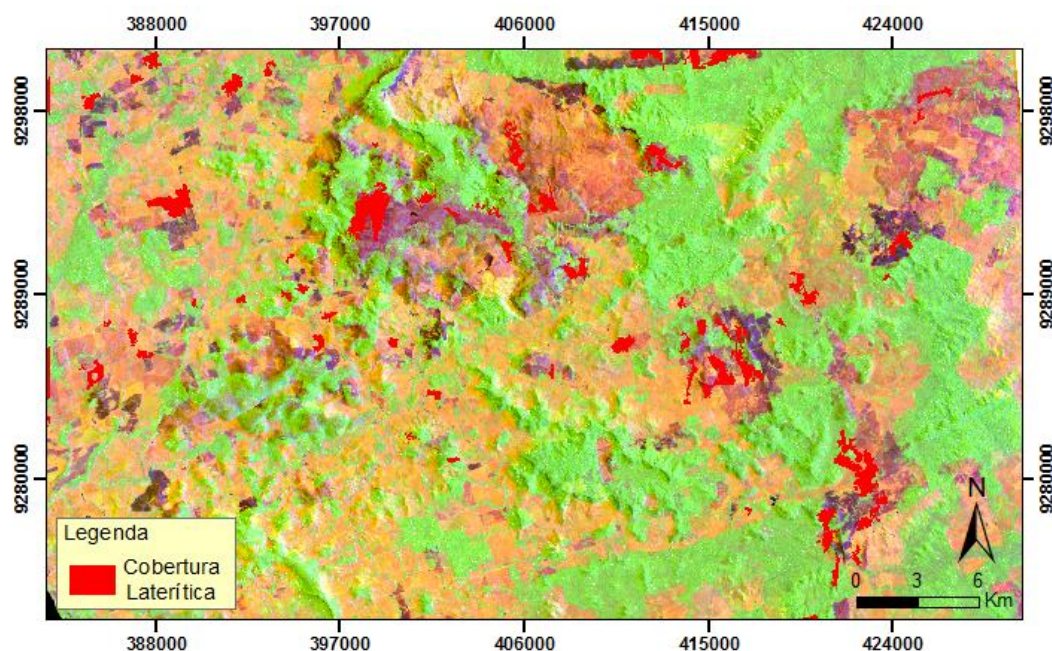
Figura 30- Nível 2 – Discriminação das áreas com solo exposto.



Fonte: Elaborado pelo autor.

No nível 3 de classificação (Figura 31), a classe **Coberturas Lateríticas**, representado pela máscara vermelha, 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 foram influenciadas 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 informações texturais somados a reflectancia permitiram identificar locais indicadores de presença de cobertura laterítica.

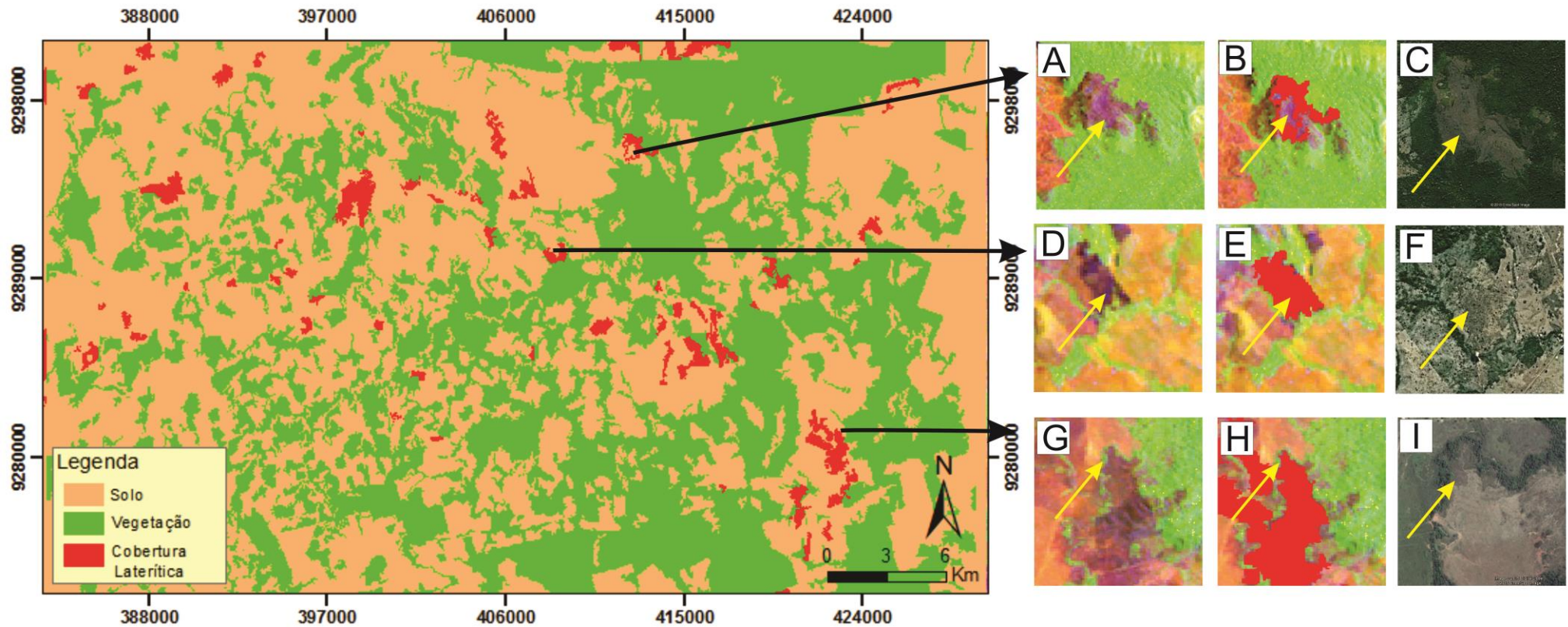
Figura 31- Nível 3 – Discriminação das áreas com possíveis presença de cobertura laterítica.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os 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 ilustrado na (Figura 32). As figuras 31(A) à 31(I) mostram comparações do resultado da classificação entre as imagens fusionadas (Landsat + SAR –R99B) e a imagem Spot-Google Earth 2013, indicando possível presença de cobertura laterítica.

Figura 32- Mapa resultante da classificação orientada a objeto e locais no mapa onde as setas indicam possível presença de cobertura laterítica. Imagens Landsat 5-TM (2010) (A,D,G), polígonos classificados como laterita (B, G,H) e imagens Spot – Google Earth (C,F,I) usadas para comparação.



Fonte: Elaborado pelo autor.

11 CONCLUSÕES

11.1. Mapeamento geológico utilizando dados multifontes

As técnicas aplicadas no presente trabalho apresentaram resultados bons para o objetivo do mesmo, possibilitando a geração de imagens que melhoram as análises visuais para a elaboração de mapa foto interpretado voltado para identificadas unidades fotolitológicas e estruturas. O uso de imagens de sensoriamento remoto para a produção de mapas fotogeológicos se mostrou eficiente quando se compara o geológico de Jesus et al. (2013) com o foto interpretado obtido neste trabalho, contribuindo para o conhecimento geológico da área e disponibilizando novas alternativas técnicas e recursos ao mapeamento de local de difícil acesso por vias terrestres e cobertura florestal densa. Entretanto deve-se ressaltar a importância do trabalho de campo em qualquer resultado obtido por meio remoto, afim de que o produto final seja validado por medidas tomadas *in situ*.

Por fim, conclui-se que as técnicas de sensoriamento remoto aplicadas ao mapeamento na Amazônia têm muito a avançar, pois se apresenta como uma ferramenta alternativa valiosa em uma região onde o trabalho de campo é extremamente dificultado por diversos fatores.

11.2. Classificação orientada a objeto

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 objetos com geometria poligonal 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 classes, solo e cobertura laterítica.

- A classificação das feições maiores como vegetação e solo, foram fundamentais para restringir o raio de ação da classificação das lateritas.
- O uso integrado dos valores de reflectancia, obtidos nas imagens óticas, e textura, derivados das imagens SAR, foram fundamentais para um resultado mais satisfatório, pois os parâmetros de textura incorporaram valores mais precisos para definição de limiares que possibilitassem a separação da classe cobertura laterítica. Apenas com a reflectancia não seria possível a discriminação dos alvos. Os parâmetros de textura haralick GLCM, foram fundamentais para identificação da classe cobertura laterítica.
- A classificação das coberturas lateríticas através da imagem fusionada (Landsat 5 –TM + SAR-R99B) não obteve a exatidão desejada. Algumas coberturas observadas 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.

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 outros alvos geológicos, e avaliar outros tipos de descritores como desvio padrão, assimetria, matiz, saturação, intensidade e outros parâmetros de textura.

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), a média da reflectância da banda 3 e 4 do Landsat-5/TM e a textura haralick homogeneidade All direction da imagem SAR-R99B, como fonte de dados importantes para a detecção das coberturas lateríticas.

REFERÊNCIAS

- ACHARYA, T.; RAY, A. K. *Image processing, principles and applications*. New Jersey: John Wiley and Sons, 2005.
- ALMEIDA, F. F. M.; HASUI, Y.; BRITO NEVES, B. B.; FUCK, R. A. Brazilian structural provinces: an introduction. *Earth Sci. Rev.*, v. 17, n.1-2, p. 1–29, 1981.
- ANDRADE, N. S de O.; SANTA ROSA, A. N. O novo sistema SAR multipolarimetrico aerotransportado brasileiro. In: REUNIÃO DE COORDENAÇÃO DAS ATIVIDADES DE PLANEJAMENTO, EXECUÇÃO E PRODUÇÃO DE IMAGENS DE MISSÕES DE SENSORIAMENTO REMOTO REALIZADAS PELAS AERONAVES R-99B e R-95, 1., 2005, Brasília, DF: Censipam, 2005. (Apostila).
- ARAÚJO, O. J. B.; MAIA, R. G. N.; JORGE JOÃO, X. S.; COSTA, J. B. S. A Megaestruturação arqueana da folha Serra dos Carajás. In: CONGRESSO LATINOAMERICANO DE GEOLOGIA, 7., 1988, Belém. *Anais...* Belém: SBG, 1988. p. 324–333.
- ANTUNES, L., N. 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*, v. 40, n.2, p. 429-446, 2010.
- 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: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: 20 abr. 2014.
- BLÄSCHKE, T.; STROBL, J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. In: GeoBIT/GIS. v.6, p. 12-17, 2001. Disponível em: <<http://www.definiens.com>>. Acesso em: jun. 2014.
- CARVALHO, J. S.; SANTOS, I. N.,; ARAUJO, R. L. C. de. Assinatura geoeletrica de feições geológicas em arenitos da Formação Nhamundá (Grupo Trombetas)-Presidente Figueiredo (AM). In: INTERNATIONAL CONGRESS OF THE BRAZILIAN GEOPHYSICAL SOCIETY, 5th., 1997, [S.I.]. *Extended abstract* [S.I.]: SBGf, 1997. p.97-112.
- 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.
- DIERKING, W. Quantitative roughness characterization of geological surfaces and implications for radar signature analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 37, n. 5, p. 2397-2412, Sep. 1999.

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, Set. 2012.

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.

HARRIS, J.; BOWIE, C.; RENCZ, A. N.; GRAHAM, D. Computer-enhancement technique for the integration of remotely sensed, geophysical and thematic data for the geosciences. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 20, p. 210–221, 1994.

HARRIS, J. R., MURRAY, R. ; HIROSE, T. IHS transform for the integration of radar imagery with remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56, p. 1631–1641, 1990.

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.

JESUS, A. J. C. *Geologia e petrografia do embasamento arqueano na região de Vila Tancredo, N de São Félix do Xingu (PA), Província Mineral de Carajás*. 2013. 63 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – UFPA. Marabá, Faculdade de Geologia, Marabá, 2013.

JULIANI, C. ; FERNANDES, C. M. D. Well-preserved late paleoproterozoic volcanic centers in the São Félix do Xingu region, Amazonian Craton, Brazil. *J. Volcanol. Geotherm. Res.*, v. 191, n. 3-4, p. 167–179, 2011, 2010.

Lagler, B. Estudo do vulcano-plutonismo paleoproterozóico e da metalogênese na região de São Félix do Xingu, porção sul do Cráton Amazônico. Dissertação de Mestrado Thesis, Universidade de São Paulo, São Paulo.

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, E. M. B.; VALE, A. G. *Programa levantamentos geológicos básicos do Brasil. São Félix do Xingu. Folha SB-22-Y-B. estado do Pará*, Brasília, DF.: CPRM, 1997.

MARTINS, S. P. *Classificação textural de imagens Radarsat-1 para discriminação de alvos agrícolas*. 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. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. *Anais...* Florianópolis, Brasil, INPE, 2007. p.589-596.

MEDEIROS, H.; GASTAL, M. C. P.; DALL'AGNOL, R.; SOUZA, Z. S. Geology of the Rio Maria area (Eastern Amazonian region - Brasil): an example of archean granite-greenstone terrane intruded by anorogenic granites of middle proterozoic ages. In: IUGS (Editor), *Final meeting of the working group, Carajás, Pará, Brasil*. UNESCO, 1987. p. 7–105.

MENESES, P. M.; ALMEIDA, T. *Processamento de imagens de sensoriamento remoto*. 1. ed. Brasília, DF: UNB, 2012. 276 p.

MONTEIRO, A.; LINGNAU, C.; SOUZA J. R, C. Classificação orientada a objeto para detecção da exploração seletiva de madeira na Amazônia. *Revista Brasileira de Cartografia*, n. 59/03, p. 225-237, dez. 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*, v. 32, n. 3, p.351-360, 2002.

MURA, J. C.; CORREIA, A. H. Calibração preliminar dos dados SAR polarimétricos em banda L do sensor R99B do CENSIPAM. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., Florianópolis. *Anais...* Florianópolis: INPE, 2007, p. 4951-4958.

NATIONAL STANDARD DATA INFRASTRUCTURE. Geospatial Positioning Accuracy Standards Part 3: National Standard for Spatial Data Accuracy. US Geological Survey. 1998. 28 p.

PARADELLA, W. R., VENEZIANI, P., BIGNELLI, P. A., PIETSCH, R. W. ;TOUTIN, T. Airborne and spaceborne synthetic aperture radar (SAR) integration with Landsat TM and gamma ray spectrometry for geological mapping in a tropical rainforest environment, the Carajás mineral province, Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, v. 18, n.7, p. 1483–1501, 1997.

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) - Universidade de São Paulo, Departamento de Geografia, São Paulo, 2011.

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.

RICHTER, R. A fast atmospheric correction algorithm applied to LANDSAT TM images. *International Journal of Remote Sensing*, 11, n. 1, p.159-166, 1990.

RIO DOCE MINERAÇÃO PARÁ (DOCEGEO). Equipe-Distrito Amazônia. Revisão litoestratigráfica da Província Mineral de Carajás, Pará. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE GEOLOGIA, 35., 1988. Belém. *Anexos*. Belém: SBG, 1988. p. 11–54.

ROSÁRIO, L. S. Classificação orientada a objeto no mapeamento do uso e cobertura do solo – uma aplicação da modelagem Fuzzy. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis, Brasil, Anais... Florianópolis, Brasil : INPE, 2007. p.6099-6101.

SANTOS, A. R.; VENEZIANI, P.; PARADELA, W. R.; MORAIS, M. C. *Radar aplicado ao mapeamento geológico e prospecção mineral: aplicações*. São José doa Campos: INPE, 2000.

SCHWARZ, C. H.; STEINMEIER C. H.; WASER, L. *Detection of storm losses in alpine forest areas by different methodic approaches using high – resolution satellite data*. Birmensdorf, Switzerland: Swiss Federal Research Institute WSL, 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, A. M. Curso de processamento digital de imagens. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 20., 2000, Porto Alegre. *Apostila*.

SOARES, P. C.; FIORI, A. P. Lógica e sistemática na análise e interpretação de fotografias aéreas em geologia. *Boletim Geog.*, v.36, n.258-259, p.35-59, 1976.

SOUZA FILHO, P. W. M. ; PARADELLA, W. R. Use of RADARSAT-1 fine mode and Landsat-5 TM selective principal component analysis for geomorphological mapping in a macrotidal mangrove coast in the Amazon Region. *Canadian Journal of Remote Sensing*, n. 31, p. 214–224, 2005.

TEIXEIRA, N. P.; BETTENCOURT, J. S.; MOURA, C. A. V.; DALL'AGNOL, R.; MACAMBIRA, E. M. B. Archean crustal sources for paleoproterozoic tin-mineralized granites in the Carajas Province, SSE Para, Brazil: Pb-Pb geochronology and Nd isotope geochemistry. *Precambrian Res.*, v.119, n.1-4, p. 257–275, 2002.

TERUIYA, R. K.; PARADELLA, W. R.; SANTOS, A. R.; DALL'AGNOL, R.; VENEZIANI, P. Integrating airborne SAR, Landsat TM and airborne geophysics data for improving geological mapping in the Amazon region: the Cigano Granite, Carajás Province, Brazil. *International Journal of Remote Sensing* v. 29, n. 13, p. 3957–3974, 2008.

VALERIANO, M. M.; ROSSETI, D. F. *Topodata: seleção de coeficientes geoestatísticos para o refinamento unificado de dados SRTM*. São José dos Campos: INPE, online. Disponível em: <<http://mtcm19.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm19%4080/2010/05.10.18.35/doc/publicacao.pdf>>. Acesso em: 10 janeiro 2015.

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. SPATIAL INTELLIGENCE, INNOVATION AND PRAXIS, 2005, Melbourne, Australia. *Proceedings...* Melbourne, Australia, 2005. p.1225-1231'.

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=152664>> . Acesso em 02 jul. 2015.