



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO – TCC

**ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS DE IMAGENS ÓPTICAS
DO SENSOR ASTER APLICADAS À CLASSIFICAÇÃO DE
CANGAS LATERÍTICAS NA REGIÃO DE CARAJÁS.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado por:

Paulo Isaac Moura de Andrade Gomes

Orientador: Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva (IG/UFPA)

BELÉM – PA

2018



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

**ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS DE IMAGENS ÓPTICAS DO
SENSOR ASTER APLICADAS À CLASSIFICAÇÃO DE CANGAS
LATERÍTICAS NA REGIÃO DE CARAJÁS.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado por:

Paulo Isaac Moura de Andrade Gomes

Orientador: Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva (IG/UFPA)

Coorientação: Dr. Wilson Rocha Nascimento Júnior (ITV)

BELÉM – PA

2018

Dados Internacionais de Catalogação na
Publicação (CIP) Sistema de Bibliotecas da
Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- G633a Gomes, Paulo Isaac Moura de Andrade, 1993-
 Análise orientada a objetos do sensor óptico ASTER aplicadas à classificação de cangas lateríticas na região de Carajás / Paulo Isaac Moura de Andrade Gomes. – 2018
 92 f. : il. color
- Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Faculdade de Geologia, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 2018.
 Orientação: Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva
 Coorientação: Prof. Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior.
1. Sensoriamento remoto. 2. Classificadores automáticos. 3. Análise orientada a objetos. 4. Cangas lateríticas. 5. Província Mineral de Carajás. I. Silva, Arnaldo de Queiroz da, *orient.* II. Título

CDD 621.3678098115



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
FACULDADE DE GEOLOGIA**

**ANÁLISE ORIENTADA A OBJETOS DE IMAGENS ÓPTICAS DO
SENSOR ASTER APLICADAS À CLASSIFICAÇÃO DE CANGAS
LATERÍTICAS NA REGIÃO DE CARAJÁS.**

Trabalho de conclusão de curso apresentado por:

Paulo Isaac Moura de Andrade Gomes

Como requisito para à obtenção do Grau de Bacharel em Geologia

Data da Aprovação: 16/02/2018

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva
(Orientador – UFPA)

Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior
(Coorientação – ITV)

Prof. Dr. Fábio Henrique Garcia Domingos
(Membro - UFPA)

Dr. Igor da Silva Narvaes
(Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE)

A Deus.

*Aos meus pais e irmãs, por todo apoio,
compreensão e amor.*

À minha namorada e amiga.

*Aos meus familiares e amigos que me
ajudaram tanto nessa minha caminhada.*

AGRADECIMENTOS

Ao Pai Celestial, por sua graça e bênçãos derramadas em minha vida.

À minha mãe Leny Gomes e ao meu pai Silvio Gomes, por sempre terem me amado, dedicado suas vidas e por terem sempre acreditado em mim.

Às minhas irmãs Paula e Laura que me ajudaram em muitas formas para que eu pudesse ser quem eu sou hoje.

À minha namorada Vitória que esteve ao meu lado em todos os momentos e por ter sempre me dado forças.

Aos meus amigos, em especial Luy, Michel e Dauan, bem como meus familiares que contribuíram para meu crescimento.

Ao meu orientador Prof. Dr. Arnaldo Queiroz que dedicou seu tempo e sua experiência para que eu pudesse realizar esse trabalho. Ao meu coorientador Dr. Wilson Rocha, que apareceu como uma luz para me ajudar nesse trabalho árduo.

A todos os professores que fizeram parte da minha formação na UFPA, em especial à minha querida professora Vânia Barriga, que sempre esteve ao meu lado me ajudando em que eu precisasse. Ao professor Dr. Vladimir Távora que me ajudou com contatos que acrescentaram a esse trabalho. À professora Dra. Midori Makino que também me ajudou muito na minha caminhada como geólogo. E ao Geólogo Abraão Melo da CPRM pelas conversas e conselhos.

À querida Regina e ao amigo Baeta, que sempre fizeram o possível e o impossível para me ajudar em todas as etapas da minha graduação, sendo verdadeiros anjos da guarda.

Ao técnico Paulo José Alves, por toda dedicação e ajuda quando eu comecei a trabalhar com geoprocessamento, sem sua ajuda talvez eu não tivesse chegado aqui.

Aos amigos do LEPGEO/LAIT, Matheus (*soneca*), Renan (*garotinho*), Antônio (*malucão*), Jaqueline (*jaque*), João Paulo (*mozi*) e Osmar Guedes.

Aos amigos de campo, Gustavo (*mestre dos magos*) e Fernanda (*equipe*), meus eternos parceiros de campo.

Aos amigos da turma de 2012 e aos amigos Alyson (*negão*), Gustavo (*mestre dos magos*), Antônio Pantoja (*AZ*), Victor (*lombra*), Danilo (*Cruzes*), Strauss (*sinistrauss*), Fernando (*máster*) e Rosinaldo (*Rosivaldo*) da iniciativa *10block's* pelo companheirismo, amizade e histórias de campo, que serão lembrados em nossos encontros.

*“Escreva algo que valha a pena ler ou faça algo que valha pena
escrever”.*

BENJAMIN FRANKLIN

RESUMO

A evolução das imagens multiespectrais obtidas nos campos do infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas de sensores orbitais ampliou sobremaneira a capacidade de discriminação dos alvos terrestres. Uma das áreas de aplicação privilegiadas com este tipo de imagem é o sensoriamento remoto voltado às interações rocha-solo-vegetação, que apesar de já dispor de fontes de informação com alta resolução espacial, ainda havia restrição de dados que incorporassem melhores resoluções espectral e radiométrica. A combinação destas duas características permitiu aprimorar a detecção de elementos que compõem uma paisagem possibilitando aplicações no mapeamento de cobertura vegetal, geológico e uso do solo, a partir do auxílio de classificadores automáticos. Entretanto, a aplicação de técnicas de classificação automática às imagens provenientes dos sistemas sensores multiespectrais de resolução espacial média tem encontrado algumas dificuldades, pois a resolução espacial e radiométrica dessas imagens não possuem capacidade de separar alvos pequenos, portanto, sua variabilidade espectral intra e inter-classes pode ficar limitada. Sendo assim, os classificadores que utilizam métodos baseados na classificação pixel a pixel são restritos para classificar este tipo de imagens, pois trabalham apenas com informações espectrais, o que nem sempre é suficiente para discriminar as feições com uma alta variedade de respostas. A distinção de classes neste tipo de imagens pode ocorrer por meio da inclusão de outros atributos/informações, como forma, tamanho e contexto na classificação. A incorporação desses atributos nos classificadores, definem a análise orientada a objetos e são uma opção para ultrapassar a limitação dos classificadores pixel a pixel, tendo em vista que se utilizam informações topológicas (vizinhança, contexto) e geométricas (forma e tamanho) no processo de classificação. O presente trabalho tem como finalidade explorar a análise orientada a objetos na classificação de cangas lateríticas na região da Província Mineral de Carajás, a partir de imagens multiespectrais nos campos do visível e infravermelho próximo (VNIR) e infravermelho de ondas curtas (SWIR), utilizando uma imagem ASTER. A área de estudo engloba os municípios de Canaã dos Carajás, Parauapebas e Curionópolis. Para tanto, foi realizado um experimento no qual foram individualizadas três classes: vegetação, canga laterítica e solo exposto. A classificação envolveu segmentação multiresolução, definição de uma rede hierárquica para classificação dos objetos, validação dos resultados alcançando-se índices de exatidão global de 91,33% e índice *Kappa* total de 87%. Com isso, foi possível concluir que o método de classificação orientada a objetos para o mapeamento das classes mostrou resultados

expressivos, a partir de informações de atributos espectrais e atributos customizados, com a possibilidade de encontrar limiares específicos dos alvos do trabalho, e para a criação de uma matemática de bandas inédita para a classificação automática de cangas lateríticas da região de Carajás.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Classificadores automáticos. Análise orientada a objetos. Cangas lateríticas. Província Mineral de Carajás.

ABSTRACT

The evolution of the multispectral images obtained in the near infrared and short wave infrared fields of orbital sensors greatly increased the discrimination capacity of the terrestrial targets. One of the privileged areas of application with this type of image is the remote sensing of the rock-soil-vegetation interactions, which, despite already having sources of information with high spatial resolution, still had data restriction that incorporated better spectral and radiometric resolutions. The combination of these two characteristics allowed to improve the detection of elements that compose a landscape allowing applications in the mapping of vegetation cover, geological and soil use, from the aid of automatic classifiers. However, the application of automatic classification techniques to images from the multispectral medium-resolution spatial resolution systems has encountered some difficulties because the spatial and radiometric resolution of these images do not have the ability to separate small targets, therefore, their intra- and inter- classes may be limited. Thus, classifiers that use pixel-to-pixel-based methods are restricted to classify these types of images because they work only with spectral information, which is not always sufficient to discriminate features with a high variety of responses. The distinction of classes in this type of images can occur through the inclusion of other attributes / information, such as shape, size and context in the classification. The incorporation of these attributes into the classifiers defines object-oriented analysis and is an option to overcome the limitation of pixel-to-pixel classifiers, considering that topological (neighborhood, context) and geometric information (shape and size) are used in the classification process. The present work aims to explore object - oriented analysis in the classification of lateritic cangas in the region of the Carajás Mineral Province, from multispectral images in the fields of visible and near infrared (VNIR) and short - wave infrared (SWIR), using an ASTER image. The study area includes the municipalities of Canaã dos Carajás, Parauapebas and Curionópolis. For that, an experiment was performed in which three classes were individualized: vegetation, lateritic canga, exposed soil. The classification involved multiresolution segmentation, definition of a hierarchical network for classification of the objects, validation of the results reaching a global accuracy index of 91.33% and a total Kappa index of 87%. Thus, it was possible to conclude that the object-oriented classification method for mapping the classes showed expressive results, based on spectral attribute information and customized attributes, with the possibility of finding specific thresholds of the work targets, and for the creation of an unpublished band math for the automatic classification of lateritic cangas of the region of Carajás.

Keywords: Remote sensing. Automatic classifiers. Object-oriented analysis. Lateritic cangas. Carajás Mineral Province.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Geometria da aquisição de dados.	3
Figura 2. Sistemas sensores a bordo do satélite ASTER.	5
Figura 3. Principais componentes encontrados a partir da radiação incidente em contato com as propriedades físicas do objeto.	8
Figura 4. Quadro comparativo dos atributos de compacidade e suavidade entre objetos hipotéticos. Os pixels estão representados na cor magenta, o perímetro dos objetos em azul e o perímetro do bounding box em verde.	15
Figura 5. Segmentação multiresolução em uma região da imagem ASTER, onde em: (A) segmentada com escala igual a 100; e em (B) com escala igual a 10.	17
Figura 6. Resumo dos parâmetros e pesos da segmentação multiresolução.	17
Figura 7. Comparação entre funções Vizinho mais próximo (booleana) e <i>Fuzzy</i>	20
Figura 8. Localização e área de estudo.	22
Figura 9. Diversos ambientes associados às cangas da Serra dos Carajás. a-b.fotografias aéreas de afloramentos ferruginosos, Serra Sul; c-d. vegetação rupestre em borda de lagoa, na Serra Sul; e. campos brejosos com presença de <i>Mauritia flexuosa</i> (<i>Ar Arecaeae</i>), ao fundo; f.profusão de <i>Trichantheium rivale</i> (<i>Poaceae</i>), uma gramínea anual, sobre substrato rochoso na estação chuvosa; g.vegetação rupestre arbustiva sobre canga; h.vegetação rupestre e transição para capão florestal, estação seca; i.campos limpos e capão florestal, estação chuvosa; j.vegetação em interior de capão florestal; k.vegetação associada a entrada de caverna em canga; l.vegetação associada a curso de água sobre rochas ferruginosas (Fotos: a-b. Vianna L.; c,d,f-h,j. Viana P.; e,i,k. Mota N.). Fonte: Rodriguésia – Revista do Jardim Botânico do Rio de Janeiro (2017).	24
Figura 10. Mapa de unidades morfoestruturais da região de Carajás.	26

Figura 11. Macrocompartimentos morfoestruturais de Carajás.	27
Figura 12. No plano de fundo, a Serra de Carajás, representante da unidade dos Planaltos Residuais do Sul da Amazônia e, em primeiro plano, a morfologia que caracteriza a Depressão Interplanáltica da Amazônia Meridional, marcada na região desta foto por colinas de topo plano e flanco de baixo declive.	29
Figura 13. Mapa geológico da área de estudo.	34
Figura 14. Fotografias de formações ferríferas da Formação Carajás. (A) Minério hematítico compacto. Notar variação de porosidade entre as lâminas. (B) Canga estruturada (ou hematita laminada laterítica), fraturada. (C) Canga detrítica. Os fragmentos são de minério hematítico compacto. (D) Canga química com aspecto ruiniforme. Fonte: Pereira (2009).	36
Figura 15. Perfil laterítico típico dos depósitos da mina N4E.	37
Figura 16. Principais regiões lateríticas da Amazônia (destacadas em alaranjado).	38
Figura 17. (A) Aspecto geral de um contato geológico irregular entre a Crosta laterítica e o Horizonte de Transição. (B) Crosta laterítica mostrando zonas centimétricas dominadas por goethita (C) Crosta laterítica mostrando textura porosa com pisolitos centimétricos.	39
Figura 18. Mapa esquemático com a localização de importantes depósitos de minério de ferro de alto teor no mundo, os círculos representam qualitativamente o volume dos depósitos.	40
Figura 19. Diagrama esquemático dos procedimentos metodológicos do trabalho.	43
Figura 20. Imagem ASTER utilizada no trabalho em cor natural (R2/G3/B1) com destaque na Floresta Nacional de Carajás e os platôs de canga.	44
Figura 21. Comparação entre os resultados de uma segmentação, onde foram associados pesos diferentes aos parâmetros de cor e forma.	49

Figura 22. Rede hierárquica utilizada.....	50
Figura 23. Comportamento espectral da média dos objetos da banda 1, 2, 3, 4 e 5 para as classes Solo exposto, Cangas lateríticas e Vegetação.....	51
Figura 24. Representação matemática da matriz de confusão.....	52
Figura 25. Resultado da classificação da imagem ASTER na região do estudo.	58
Figura 26. Classificação na Serra da Bocaína, com variação das 3 classes predominantes na imagem.	60
Figura 27. Resultado da classificação em escala de 1:100.000, mostrando ainda a presença de cangas lateríticas com contatos razoavelmente bem delimitados na região da mina do Sossego.	61
Figura 28. Resultado da classificação na área da mina N4 e N5 na região de Carajás.	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Característica dos 3 sensores do sistema ASTER.	6
Tabela 2. Parâmetros das imagens ASTER utilizadas no trabalho.....	7
Tabela 3. Quadro resumo com os tipos de atributos disponíveis no programa e-Cognition....	19
Tabela 4. Coluna estratigráfica e resumo de dados geocronológicos da Província Mineral de Carajás.....	31
Tabela 5. Chaves de interpretação das classes utilizadas no trabalho.	46
Tabela 6. Parâmetros de segmentação para a imagem ASTER.....	49
Tabela 7. Qualidade da classificação segundo intervalos de coeficiente de concordância <i>Kappa</i>	53
Tabela 8. Parâmetros de escala, forma e compacidade; tempo de processamento; e número de objetos a partir do processo de segmentação.....	54
Tabela 9. Matriz de confusão da classificação da imagem ASTER.....	59

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

ALOS-PALSAR –	Advanced Land Observing Satellite - Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar
ASTER –	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
BIF –	Formação Ferrífera Bandada
CPRM –	Companhia Pesquisa de Recursos Minerais
CVRD –	Companhia Vale do Rio Doce
DOCEGEO –	Rio Doce Geologia e Mineração S.A.
EOS –	Earth Observing System
FFs –	Formações Ferríferas
FLONA –	Floresta Nacional
IFOV –	Instantaneous Field Of View
INPE –	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IOCG –	Iron Oxides Copper Gold
JAXA –	Japan Aerospace Exploration Agency
METI –	Ministério da Economia, Comércio e Indústria
MITI –	Ministério Internacional de Comércio e Indústria
NASA –	National Aeronautics and Space Administration
NDVI –	Normalized Difference Vegetation Index
RADAM –	Radar na Amazônia
SWIR –	Short Wave Infrared
TIR –	Thermal Infrared
VNIR –	Visible and Nearest Infrared

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	iv
AGRADECIMENTOS	v
EPÍGRAFE.....	vi
RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
LISTA DE ILUSTRAÇÕES	xi
LISTA DE TABELAS	xiv
LISTAS DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS	xv
1 INTRODUÇÃO.....	1
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	3
2.1 FUNDAMENTOS BÁSICOS	3
2.2 O SENSOR ASTER	4
2.3 COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE ALVOS: REFLECTÂNCIA.....	7
2.3.1 Reflectância de solos	7
2.3.2 Reflectância da vegetação	8
2.3.2.1 Detecção de cobertura vegetal por Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	8
2.4 SISTEMAS DE INTERPRETAÇÃO DE IMAGENS BASEADAS EM CONHECIMENTO	10
2.5 A ANÁLISE DE IMAGENS ORIENTADA A OBJETOS	11
2.5.1 Orientação a objetos aplicada à análise de imagens.....	11
2.6 SEGMENTAÇÃO MULTIRESOLUÇÃO	12
2.7 ESTRUTURAÇÃO DE CLASSE EM REDES	18
2.8 CLASSIFICAÇÃO	19
3 ÁREA DE ESTUDO	21
3.1 ASPECTOS FISIOGRAFICOS.....	23
3.1.1 Clima	23
3.1.2 Cobertura vegetal	23
3.1.3 Geomorfologia.....	25
3.1.3.1 Planaltos Residuais do Sul da Amazônia.....	28
3.1.3.2 Depressão Interplanáltica da Amazônia Meridional.....	28
4 GEOLOGIA	30

4.1	PROVÍNCIA MINERAL CARAJÁS.....	30
4.2	GRUPO GRÃO-PARÁ	32
4.3	FORMAÇÃO CARAJÁS.....	33
4.3.1	O minério de ferro	35
4.3.2	As cangas lateríticas	36
4.4	IMPORTÂNCIA ECONÔMICA	39
5	MATERIAL E MÉTODOS	41
5.1	MATERIAL.....	41
5.1.1	Programas utilizados	41
5.2	MÉTODOS	42
5.2.1	Seleção da área de estudo	43
5.2.2	Definição e caracterização das classes	45
5.2.3	Pré-processamento.....	48
5.2.4	Segmentação	48
5.2.5	Classificação	49
5.2.5.1	Definição de atributos e regras de pertinência.....	50
5.2.6	Avaliação da classificação	51
5.2.6.1	Matriz de Confusão e Coeficiente de Concordância <i>Kappa</i>	51
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	54
6.1	RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 1	54
6.2	A ESTRUTURAÇÃO DA REDE HIERÁRQUICA.....	55
6.3	AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS.....	56
6.4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	62
7	CONCLUSÕES.....	64
7.1	RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	65
	REFERÊNCIAS.....	66

1 INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto se constitui em um conjunto de técnicas e produtos que permitem caracterizar os materiais da superfície terrestre e os processos que nela ocorrem a partir da radiação eletromagnética procedente da mesma. Esta última pode ser entendida tanto como a radiação emitida pela própria superfície terrestre como a que é emitida pelo sol e refletida pela terra, prevalecendo uma sobre a outra em função do intervalo espectral considerado (Gilabert *et al.* 1997), mostrando um potencial informativo interessante sobre diversos alvos, especialmente com o uso de sensores multiespectrais que são capazes de medir bandas de reflectância mineral (Pizarro 1999, Pizarro *et al.* 2001, Yamaguchi & Naito 2003, Galvão *et al.* 2007a).

Com o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto e a maior disponibilidade de sensores, expandiram-se as opções de uso de produtos orbitais em conjunto com a melhoria das resoluções. Com isso, a utilização dessas imagens em áreas com indícios de minerais de minério vem sendo expandidas à medida que as potencialidades do sensoriamento remoto são demonstradas e ratificadas nas suas aplicações. A utilização desses dados tem sido importante na minimização de custos e tempo em diversas campanhas de pesquisa e exploração mineral.

Contudo, para que haja a extração de informações desses produtos precisa-se do conhecimento da espectrometria dos objetos da superfície a serem analisados e os fatores que interferem na interação da radiação com os alvos. Estudos que utilizaram tais dados têm sido realizados com maior sucesso em regiões onde ocorrem materiais expostos, permitindo informações espectrais da assembleia rocha-solo. Porém, em alguns casos a caracterização das propriedades espectrais de ambos são influenciados pela cobertura vegetal. Entretanto, as investigações minerais embasadas no sensoriamento remoto podem explorar o fato de que pequenas mudanças na cobertura vegetal podem ser oriundas das condições do substrato, formando assim uma associação rocha-solo-vegetação (Lulla 1985, Almeida Filho *et al.* 1996, Almeida Filho *et al.* 1997, Almeida Filho & Vitorello 1997). Esta associação está presente, por exemplo, no desenvolvimento de uma cobertura vegetal savanítica nas áreas de ocorrência de cangas lateríticas nos topos dos platôs da Serra dos Carajás.

Novas aplicações para a discriminação de alvos geológicos surgiram a partir das imagens do sensor ASTER (*Advanced Spaceborn Thermal Emission and Reflection Radiometer*), a bordo do satélite TERRA-1. Van der Meer (1999) e Crósta *et al.* (2002) se

utilizaram de informações do sensor ASTER para caracterizar diversos tipos de minerais e halos de alteração hidrotermal, com resultados bastantes satisfatórios. O diferencial desse sensor é sua capacidade de obter dados em 5 bandas espectrais na faixa do infravermelho de ondas curtas (SWIR), que compreende o intervalo espectral de 1,6 a 2,5 micrômetros, dada a alta importância dessa faixa espectral na discriminação de alvos geológicos.

O avanço tecnológico permitiu uma expressiva melhora nas resoluções espacial, radiométrica e espectral dos sensores presentes em novos satélites. Esses avanços induziram paralelamente o desenvolvimento de novas técnicas de análise com destaque para os softwares de classificação digital combinando o comportamento espectral dos alvos e as relações contextuais desses alvos com seu entorno. Essas técnicas são genericamente denominadas de classificadores orientados a objetos (Griffith 2012, Kux & Ribeiro 2009, Zhang *et al.* 2007). Esta nova abordagem permite resultados mais robustos, uma vez que as limitações dos classificadores baseados nas informações pixel a pixel acontecem por se basearem apenas em suas respostas espectrais, enquanto que as respostas obtidas por análise orientada a objetos são mais precisas, pois se utilizam de informações de vizinhança, analisando a delimitação de objetos com propriedades espectrais homogêneas como base para o processamento posterior (Meer *et al.* 2011). A classificação considera informações extraídas desses objetos, como resposta espectral média, variância, dimensões, forma e textura.

Neste documento são apresentadas as técnicas e resultados do processamento de imagens ASTER para a caracterização e mapeamento de cangas lateríticas na região em torno da cidade de Canaã dos Carajás. No processamento utilizou-se imagens ASTER e classificação orientada a objetos, alcançando resultados com acertos de aproximadamente 90%.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 FUNDAMENTOS BÁSICOS

O sensoriamento remoto é baseado na medição da radiação refletida ou emitida a partir de diferentes alvos. Objetos com superfícies distintas absorvem ou refletem a radiação do sol de maneiras diferentes (Meneses 2001). As propriedades de reflectância de um objeto dependem do material e seu estado físico e químico, forma da superfície e suas condições geométricas. As cores, textura e estrutura, além das características da superfície são importantes para a discriminação de diferentes materiais (Milton 1987). Essas diferenças tornam possível associar as propriedades da radiação eletromagnética com o material, analisando seus padrões de reflectância espectral ou assinaturas espectrais, que podem ser visualizadas nas chamadas curvas de reflectância espectral como uma função do comprimento de onda.

Segundo Ponzoni e Shimabukuro (2007), reflectância é a razão entre a radiação refletida pela radiação incidente, sendo expressa através dos chamados Fatores de Reflectância (ρ). Estes, por sua vez, podem ser bidirecionais, pois, frequentemente existem duas geometrias envolvidas, mostradas na Figura 1 e descritas como:

- Geometria de iluminação ou incidência, formada pelos ângulos solar zenital (θ_1) e azimutal (Ψ_1) da fonte de iluminação e;
- A geometria de visada, formada pelos ângulos zenital (θ_2) e azimutal do sensor (Ψ_2).

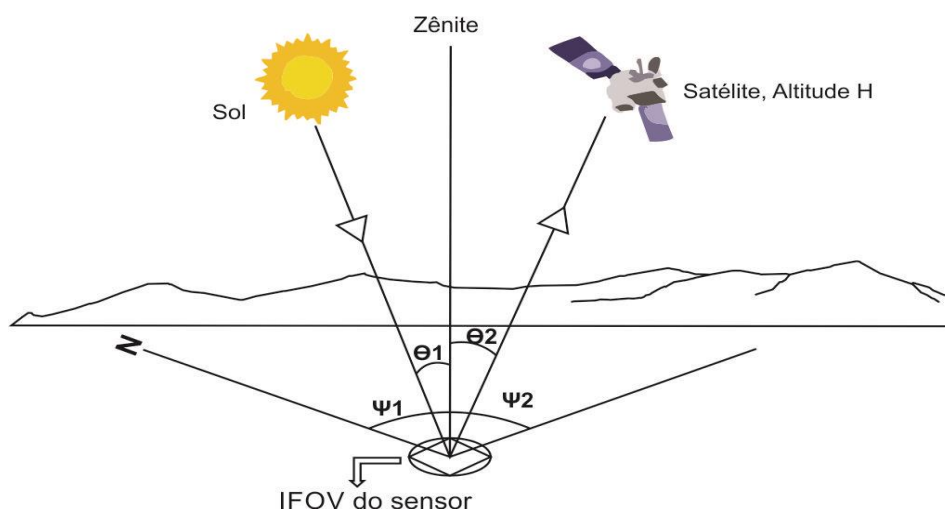


Figura 1. Geometria da aquisição de dados.
Fonte: Adaptado de Bowker *et al.* (1985).

Vale ressaltar que os valores de radiância referem-se a sensores orbitais e, portanto, não representam exclusivamente o brilho do objeto observado pelo sensor, mas, da mistura de sinal da superfície com outros, provenientes dos efeitos provocados por sua passagem através da atmosfera. Logo, a reflectância (Fatores de Reflectância Bidirecionais) calculada com base nesses valores é denominada Aparente, por tratar-se da reflectância calculada a partir do Topo da Atmosfera. Por meio da equação 1, descrita em Chander *et al.* (2009), os valores de Reflectância Aparente são obtidos a partir dos valores da radiância bidirecional aparente.

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta} \quad (1)$$

onde, ρ_{λ} é a reflectância aparente ou de topo da atmosfera (adimensional); L_{λ} é a radiância bidirecional aparente ($W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$); d é a distância Sol-Terra em unidades astronômicas; $ESUN_{\lambda}$ é a irradiância solar exoatmosférica média no topo da atmosfera ($W/(m^2 \cdot \mu m)$); e θ é o ângulo zenital solar em graus.

A correção atmosférica das imagens nos campos do visível e infravermelho próximo (VNIR) e infravermelho de ondas curtas (SWIR) permite obter as imagens de reflectância de superfície, que trazem informações sobre os alvos. A correção é baseada num modelo matemático de transferência radiativa (Thome *et al.* 1999). O modelo parte da imagem de radiância que chega ao sensor, e permite obter a reflectância de superfície a partir da derivação de parâmetros atmosféricos como albedo, altitude da superfície, coluna de vapor e água, profundidade óptica de aerossóis e nuvens, além da temperatura da superfície e atmosfera (Kruse 2004).

2.2 O SENSOR ASTER

O uso de sensores orbitais de alta resolução espacial foi limitado, durante muito tempo, apenas para aplicações militares (Jacobsen 2003). Contudo, com o final da Guerra Fria estes sensores ganharam versões comerciais a bordo de satélites como Quickbird, Ikonos II e World View. Em meados do ano de 2016, foram disponibilizadas gratuitamente as imagens do sensor óptico ASTER, a bordo do satélite TERRA-1. A disponibilização dessas imagens no século XXI abriu um novo horizonte para aplicações de sensoriamento remoto em diversas áreas de estudo.

O sensor ASTER é um instrumento imageador multiespectral, sendo o primeiro de uma série de satélites com múltiplos sensores dentro do projeto da *NASA's Earth Observing System* (EOS). As imagens ASTER contam com a melhor configuração existente entre os sistemas de sensores orbitais de domínio público, disponibilizando dados nos campos visível, infravermelho próximo, infravermelho de ondas curtas e infravermelho termal (Figura 2). Desde o seu lançamento, o ASTER tem a sua potencialidade explorada em diversos trabalhos de monitoramento e exploração dos recursos naturais terrestres. Entre os objetivos deste sensor, cabe ressaltar seu caráter local e regional na avaliação de mudanças na cobertura da terra, monitoramento de desertificação, desflorestamento, urbanização, estudos de solo e geologia, geomorfologia, hidrologia e meteorologia (Yamaguchi *et al.* 1998, ERSDAC 2003, Abrams *et al.* 2007)

O instrumento ASTER é um produto de uma cooperativa entre a NASA e o Ministério da Economia, Comércio e Indústria (METI) formalmente conhecida como Ministério Internacional de Comércio e Indústria (MITI) do Japão, com a colaboração científica e industrial entre os países.

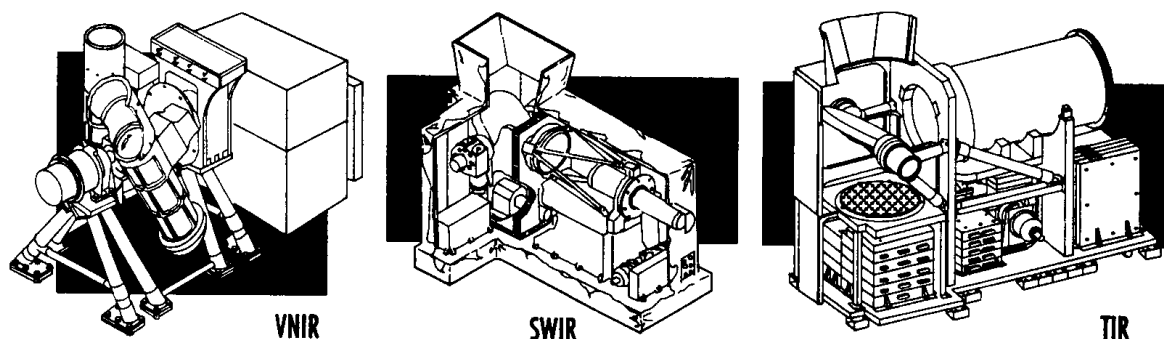


Figura 2. Sistemas sensores a bordo do satélite ASTER.
Fonte: ASTER User Handbook (2003).

O sensor ASTER é formado por 3 subsistemas: o visível e infravermelho próximo (VNIR) composto por três bandas com uma resolução espacial de 15 metros e mais uma banda com visada traseira; o infravermelho de ondas curtas (SWIR) possui 6 bandas com uma resolução espacial de 30 metros; e o infravermelho termal (TIR) com 5 bandas com resolução de 90 metros (Tabela 1). Todos esses subsistemas operam em diferentes regiões espectrais, com seu próprio telescópio, os quais foram construídos por uma empresa japonesa.

O satélite TERRA-1 possui voo elíptico, com órbita próxima ao polo em uma altitude de 705 km. A órbita é sol-síncrona com visada equatorial em hora local de 10:30 a.m., retornando ao mesmo local em 16 dias, com período para completar uma órbita de 98,9 minutos. A cena imageada pelo sensor ASTER possui dimensão de 60x60 km.

Tabela 1. Característica dos 3 sensores do sistema ASTER.
Fonte: Adaptado de ASTER User Handbook (2003).

Subsistema	Nº de bandas	Intervalo espectral (μm)	Resolução espacial (m)	Resolução Radiométrica (2 ⁿ)
VNIR	1	0.52-0.60	15	8 bits
	2	0.63-0.69		
	3 N	0.78-0.86		
	3 B	0.78-0.86		
SWIR	4	1.60-1.70	30	8 bits
	5	2.145-2.185		
	6	2.185-2.225		
	7	2.235-2.285		
	8	2.295-2.365		
	9	2.360-2.430		
TIR	1 0	8.125-8.475	90	12 bits
	1 1	8.475-8.825		
	1 2	8.925-9.275		
	1 3	10.25-10.95		
	1 4	10.95-11.65		

Os produtos ASTER podem ser obtidos com diferentes níveis de processamento. Dados do Nível-1A (L1A) consistem em imagens de níveis de cinza acompanhadas de informações auxiliares referentes aos coeficientes de calibração radiométrica e geométrica. Os produtos do Nível-1B (L1B) são obtidos pela aplicação dos coeficientes de calibração geométrica (as bandas SWIR e TIR são registradas em relação às bandas do VNIR) e radiométrica (fornecido em $W/(m^2.sr.\mu m)$). Os produtos do Nível-2 (L2) são produtos secundários, como radiância de superfície e reflectância de superfície (VNIR e SWIR) (ERSDAC 2005b, Abrams *et al.* 2007). Neste trabalho foram utilizados os produtos do Nível-2 de processamento, conforme indicado na Tabela 2.

Tabela 2. Parâmetros das imagens ASTER utilizadas no trabalho.
 Fonte: Adaptado de Abrams *et al.* (2007).

Nome	Nível	Produto	Resolução Espacial
AST_07 (VNIR)	2	Reflectância superficial	15 metros
AST_07 (SWIR)	2	Reflectância superficial	30 metros

2.3 COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE ALVOS: REFLECTÂNCIA

A resposta espectral de alvos naturais entre 0,400 μ m e 2,500 μ m (VNIR e SWIR) tem sido investigada por diversos autores (Baumgardner *et al.* 1985, Galvão *et al.* 1995, Formaggio *et al.* 1996, Huete 1996, Baptista *et al.* 1998, Galvão & Vitorello 1998, Ben-Dor *et al.* 1999, Meer 1999, Meneses 2001, Saito *et al.* 2001, Kruse 2002). Esses autores abordaram com propriedade o tema da reflectância de alvos naturais como solos e vegetação verde, os quais o presente estudo utilizou como referência para as análises.

2.3.1 Reflectância de solos

A reflectância do solo é controlada basicamente pelos constituintes químicos, teor de matéria orgânica, umidade e textura do solo (Pieters & Englert 1993, Formaggio *et al.* 1996, Ben-Dor *et al.* 1999, Madeira Netto 2001). Muitos minerais do grupo dos óxidos de ferro (hematita- Fe_2O_3 , goethita – $\text{FeO}(\text{OH})$) possuem bandas de absorção principalmente no ultravioleta e VNIR, associadas às transições eletrônicas (Pieters & Englert 1993, Pizarro 1999, Madeira Netto 2001), enquanto outros (magnetita – Fe_2O_4 , ilmenita – FeTiO_3) não exibem feições espectrais nas faixas do visível. São os óxidos de ferro que conferem a cor vermelha aos solos ricos em hematita e bruno-amarelos para solos com maior concentração de goethita (Madeira Netto 2001). Os minerais opacos como a magnetita e ilmenita estão relacionados ao material de origem e apresentam menor reflectância no VNIR (Formaggio & Epiphanyo 2001, Madeira Netto 2001).

Segundo Hunt *et al.* (1971), as feições espectrais diagnósticas associadas aos óxidos (hematita) e hidróxidos (goethita) afirmam que os íons de ferro da goethita e hematita se localizam em 0,9 μ m. Demattê *et al.* (2003) verificaram que a remoção gradual do ferro cristalino provoca o aumento da reflectância no espectro até 1 μ m. Entretanto, a remoção do ferro amorfo gera um aumento da reflectância em todo espectro.

Em um estudo avaliando a possibilidade de utilizar dados de sensoriamento remoto para obter informações de carbono orgânico e ferro de solos, Palacios-Orueta e Ustin (1998) verificaram que altas concentrações de qualquer um destes dois elementos provocam feições que se sobrepõem no VNIR e dificultam a identificação específica. Além disto, estes autores afirmaram que solos com baixa concentração de areia apresentam feições de ferro e carbono orgânico menos evidentes devido à baixa reflectância.

2.3.2 Reflectância da vegetação

O comportamento espectral de plantas/folhas é determinado pelos coeficientes de absortância, transmitância e reflectância (Figura 3). Estes coeficientes dependem de diferentes características das plantas como a composição, morfologia, estrutura interna das folhas e dosséis, estado de maturidade das plantas, temperatura da planta e condições de tempo. Segundo Kumar (1972) e Goel (1988), esses coeficientes também dependem do comprimento de onda analisado, bem como influenciam os parâmetros de geometria de incidência da iluminação e de observação (Ponzoni 2001).

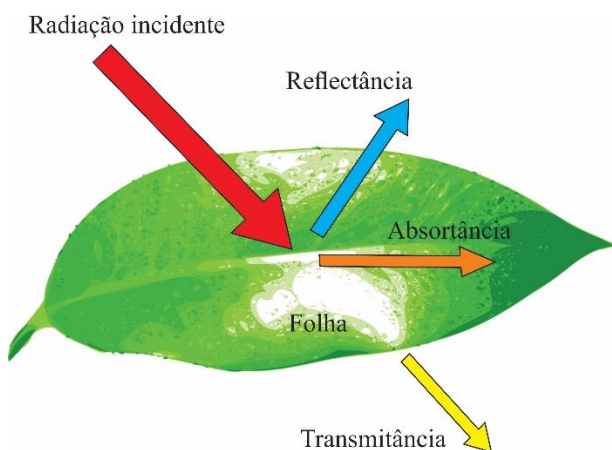


Figura 3. Principais componentes encontrados a partir da radiação incidente em contato com as propriedades físicas do objeto.

Fonte: Elaborado pelo autor (2018).

2.3.2.1 Detecção de cobertura vegetal por Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

A maioria das investigações relacionadas à detecção mineral tem sido realizada com maior sucesso em regiões áridas e semi-áridas, onde as áreas de material exposto permitem a aquisição de informação espectral diretamente da associação rocha-solo. Em terrenos tropicais,

essa característica é muito mais difícil de ser observada, devido ao fato da forte presença da componente vegetação na imagem. Nesses ambientes, os dados de reflectância dependem de vários fatores como o grau de exposição litológica da superfície imageada ou a mistura espectral (Galvão *et al.* 2003). Por esse motivo, no presente trabalho, foi gerada uma imagem NDVI para a melhor caracterização da associação rocha-solo-vegetação na área de estudo. Em geral, a vegetação verde apresenta baixa reflectância na faixa do vermelho do espectro eletromagnético (banda 2 do ASTER), devido à absorção da radiação solar pelos pigmentos fotossintéticos, e alta reflectância na região do infravermelho próximo (banda 3), devido ao espalhamento múltiplo dos componentes do dossel (Moura 2002). Os valores das reflectâncias nessas duas bandas podem ser usados para gerar os chamados índices de vegetação.

Diversas transformações lineares de bandas espectrais já foram propostas para estes índices. O índice mais comumente utilizado é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) (Rouse *et al.* 1974), obtido utilizando a equação 2:

$$NDVI = \frac{(NIR - VER)}{(NIR + VER)} \quad (2)$$

Que também pode ser escrita para este trabalho, considerando a configuração do sensor ASTER como:

$$NDVI = \frac{(B3 - B2)}{(B3 + B2)}$$

onde NIR e VER são, respectivamente, as reflectâncias nas regiões do espectro eletromagnético correspondentes ao infravermelho próximo e ao vermelho e B2 e B3 são, respectivamente, as bandas 2 e 3 do ASTER.

Segundo Moreira (1997), o NDVI ressalta o contraste entre a reflectância da vegetação no infravermelho próximo (NIR) e no vermelho, sendo o valor de reflectância no NIR bastante superior ao da região do vermelho. Quanto maior for a biomassa, maior será o valor do NDVI, pois na região do NIR, a quantidade de radiação refletida por várias camadas de folhas é maior do que a de uma única folha.

2.4 SISTEMAS DE INTERPRETAÇÃO DE IMAGENS BASEADAS EM CONHECIMENTO

Sistemas baseados em conhecimento são aqueles que modelam em um ambiente computacional o conhecimento do foto-intérprete, emulando a sua capacidade de combinar dados de diferentes fontes e formatos na análise de imagens de sensores remotos (Feitosa *et al.* 2005). O emprego destes sistemas abre um novo horizonte para a extração automática de elementos da imagem de sensores remotos.

Muitas vezes algoritmos de classificação pixel a pixel tentam distinguir grupos de pixels com características semelhantes, devido a variabilidade interna de informações de pixels dentro de uma mesma classe em virtude da diferença de iluminação, os quais frequentemente não se traduzem em objetos reais, além de apresentar muitas informações no produto final. Na abordagem baseada em conhecimento o objetivo é identificar objetos que têm uma existência concreta no mundo real e que expressam características de cor, forma, textura padrão e contexto na imagem analisada. O funcionamento destes sistemas baseia-se na introdução do conhecimento do analista a respeito da cena, ou seja, é uma formalização da “visão” de um determinado indivíduo sobre uma cena específica. Portanto, o resultado da classificação é um reflexo do conhecimento, com informações colhidas primeiramente sobre a área a ser classificada, e da capacidade de compreensão do analista, influenciada por sua formação profissional e experiência, a respeito de uma determinada cena. Sob esta perspectiva, o conceito de paisagem, categoria utilizada tradicionalmente em ciências como a geologia, geografia, ecologia e afins, apresenta um papel central neste tipo de análise de imagens.

A paisagem é definida por Cosgrove e Rosendahl (1998), como uma “maneira de ver”, de interpretar e harmonizar o mundo externo de uma “cena” em uma unidade visual. Segundo os autores, a paisagem apresenta um conjunto de formas criadas pela natureza e pela ação humana que se interagem. Segundo os autores, a paisagem possui também uma dimensão espacial, ou seja, um determinado tipo de paisagem só ocorre em determinada região. Neste contexto, os sistemas baseados em conhecimento constituem-se em um importante instrumento no que tange à análise de imagens de sensoriamento remoto voltadas a identificação de interações rocha-solo-vegetação em áreas tropicais. O programa comercial pioneiro em sistema de interpretação de imagens baseado em conhecimento foi o e-Cognition (*Definiens* 2003).

2.5 A ANÁLISE DE IMAGENS ORIENTADA A OBJETOS

Na abordagem orientada a objetos, um problema ou aplicação é representado por uma coleção de objetos que possuem características próprias e interagem entre si (Rumbaugh *et al.* 1994). Objetos são conceitos, abstrações definidas em um determinado domínio de uma aplicação (Rumbaugh *et al.* 1994). Sendo assim, no que diz respeito à uma região como Carajás, na aplicação de classificação de cobertura do solo, vegetação é um objeto. Os objetos agrupam dentro de sua definição dados (atributos) e métodos (comportamento) (Yourdon 1994). Ou seja, para cada objeto sabe-se quais são suas especificações (tamanho, cor, tipo e etc.) e também como reage a uma instrução dada pelo usuário. Os objetos com características em comum são incorporados em classes, e estas são organizadas em forma de rede hierárquica, onde as classes de um nível inferior (subclasses) herdam as características da classe do nível superior (superclasse).

2.5.1 Orientação a objetos aplicada à análise de imagens

A utilização do conceito de objeto é muito importante neste tipo de análise de imagens, pois a informação semântica necessária para a interpretação de uma imagem não está presente no pixel, e sim em objetos da imagem e nas relações existentes entre eles (Definiens 2003). Estes objetos são chamados de segmentos, que são gerados pelo processo de segmentação. Há ainda outras premissas importantes na análise orientada a objetos (Definiens 2003), a saber:

- A caracterização dos objetos da imagem não pode limitar-se apenas a atributos espectrais, pois estes muitas vezes não conseguem delimitar objetos complexos como, por exemplo, um mesmo afloramento que comumente possui grande variedade espectral dentro dos seus limites. Por isso, é necessária também a utilização de outros atributos como: forma, tamanho, textura, padrão e contexto. Portanto, é necessário inserir o conhecimento do analista no sistema de interpretação da imagem.
- Os objetos de interesse a serem extraídos de uma determinada cena podem estar associados a diferentes níveis de abstração (diferentes escalas), e estes níveis devem estar representados no sistema de análise. Sendo assim, na cena da região de Carajás, existem pequenos trechos de vegetação que se relacionam a um nível mais detalhado de escala, e áreas de vegetação densa, que se relacionam a uma escala menos detalhada.

- A descrição do espaço de atributos de uma determinada classe pode ser imprecisa, o que introduz incertezas na associação de um objeto a determinada classe. Esta incerteza precisa ser modelada, pois ela é parte do resultado da classificação (Benz *et al.* 2003).

A concretização destas premissas é exemplificada pelos procedimentos de segmentação multiresolução e estruturação das classes em rede hierárquica. A segmentação multiresolução é responsável pela geração dos objetos da imagem em diferentes escalas de detalhamento. Na estruturação das classes em rede hierárquica, os objetos e suas relações são modelados por regras de classificação. Estas regras de classificação podem utilizar regras tanto booleanas quanto regras *Fuzzy* de pertinência, que modelam a incerteza associada às classes (Pinho 2006).

2.6 SEGMENTAÇÃO MULTIRESOLUÇÃO

A segmentação multiresolução aplica a abordagem de crescimento de regiões, que é um processo de segmentação onde o usuário possui interação, no qual regiões adjacentes são agrupadas segundo algum critério de similaridade estabelecido por um ou vários algoritmos disponíveis. A diferença entre os valores dos atributos de duas regiões é calculada e testada em relação a um limiar máximo de similaridade fornecido pelo usuário; se o valor verificado for menor que o limiar estabelecido, as regiões são agrupadas. Este processo continua até que toda a imagem seja segmentada (Fonseca *et al.* 2000). No limiar de similaridade, o usuário também estabelece um limite mínimo de tamanho dos objetos que estão espacialmente adjacentes. Na segmentação multiresolução, o critério de similaridade é construído a partir do conceito de heterogeneidade interna das regiões. A heterogeneidade constitui-se da diferença entre o atributo de uma possível região e a soma dos valores deste mesmo atributo para as regiões que a formam. Na segmentação em questão, são calculadas as heterogeneidades para os atributos de cor e forma (que são ponderados pelo tamanho dos objetos). A soma ponderada (pesos fornecidos pelo usuário) destas duas heterogeneidades forma o critério de similaridade f , que é responsável por fundir as regiões e formar os objetos, partindo de uma fusão otimizada, dada pela equação 3 (Definiens 2003):

$$f = w \cdot h_{cor} + (1 - w) \cdot h_{forma} \quad (3)$$

onde,

w = Peso atribuído ao atributo cor no processo de segmentação variando de 0 a 1.

h_{or} = Heterogeneidade de cor.

h_{forma} = Heterogeneidade de forma.

A cor constitui-se de uma soma ponderada dos desvios padrões de cada banda para uma determinada região. O peso de cada banda é estabelecido pelo usuário e varia de 0 a 1. A formulação da cor é explicada na equação 4:

$$cor = \sum_c w_c \cdot \sigma_c \quad (4)$$

onde,

w = Peso atribuído a cada banda multiespectral.

σ = Desvio padrão.

c = Nomenclatura para cada banda.

A heterogeneidade de cor é dada pela expressão 5:

$$h_{cor} = \sum_c w_c (n_{união} \cdot \sigma_c^{união} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (5)$$

onde,

$n_{união}$ = Número de pixels do possível objeto a ser formado.

$\sigma_c^{união}$ = Desvio padrão do possível objeto a ser formado para cada banda c .

n_{obj1} = Número de pixels do objeto 1.

σ_c^{obj1} = Desvio padrão do objeto 1 para cada banda c .

n_{obj2} = Número de pixels do objeto 2.

σ_c^{obj2} = Desvio padrão do objeto 2 para cada banda c .

A forma é um atributo composto, formado por compacidade e suavidade. A compacidade é a razão entre o perímetro de um objeto pela raiz quadrada do número de pixels do mesmo, sendo expresso pela equação 6:

$$cp = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (6)$$

onde,

l = Perímetro do objeto.

n = Tamanho do objeto em número de pixels.

A suavidade é a razão entre o perímetro do objeto e o perímetro do *bounding box*, ou seja, do retângulo envolvente paralelo às bordas da imagem com menor comprimento possível, mostrado na equação 7:

$$sv = \frac{l}{b} \quad (7)$$

onde,

l = Perímetro do objeto.

b = Perímetro do bounding Box.

Na Figura 4, é possível ver relação de forma entre objetos hipotéticos, formados com 16 pixels de resolução 1m, e valores de compacidade e suavidade. A partir da análise desta figura, conclui-se que a compacidade é um atributo que representa o quão agrupados os pixels de um determinado objeto estão, enquanto que a suavidade representa o grau de irregularidade do contorno de um objeto. A partir dessa premissa, conjuntamente com a Figura 4, conclui-se também que quanto mais compacto um objeto e mais suave a sua borda, menor serão os valores de cp e sv .

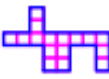
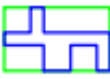
Objeto	representação gráfica de l	representação gráfica de b	l (m)	b (m)	n (nº de pixels)	Área (m ²)	Compacidade	Suavidade
			16	16	16	16	4,000	1,000
			26	22	16	16	6,500	1,182
			20	20	16	16	5,000	1,000
			24	22	16	16	6,000	1,09
			30	26	16	16	7,500	1,154
			34	24	16	16	8,500	1,417
			50	36	16	16	12,500	1,389

Figura 4. Quadro comparativo dos atributos de compacidade e suavidade entre objetos hipotéticos. Os pixels estão representados na cor magenta, o perímetro dos objetos em azul e o perímetro do *bounding box* em verde.

Fonte: Pinho (2006).

A heterogeneidade de forma é uma soma ponderada das heterogeneidades de compacidade e suavidade, onde o peso para cada um é estabelecido pelo o usuário.

$$h_{forma} = w_{cp} \cdot h_{cp} + (1 - w_{cp})h_{sv} \quad (8)$$

onde,

w_{cp} = Peso atribuído à compacidade variando de 0 a 1.

h_{cp} = Heterogeneidade para compacidade.

h_{sv} = Heterogeneidade para a suavidade.

A heterogeneidade para a compacidade é dada pela expressão:

$$h_p = n_{uniao} \cdot cp_{uniao} - (n_{obj1} \cdot cp_{obj1} + n_{obj2} \cdot cp_{obj2}) \quad (9)$$

onde,

cp_{uniao} = Compacidade do possível objeto a ser formado para cada banda c.

cp_{obj1} = Compacidade do objeto1 para cada banda c.

cp_{obj2} = Compacidade do objeto 2 para cada banda c.

A heterogeneidade para suavidade é formulada por:

$$h_{sv} = n_{uniao} - (n_{obj1} \cdot sv_{obj1} + n_{obj2} \cdot sv_{obj2}) \quad (10)$$

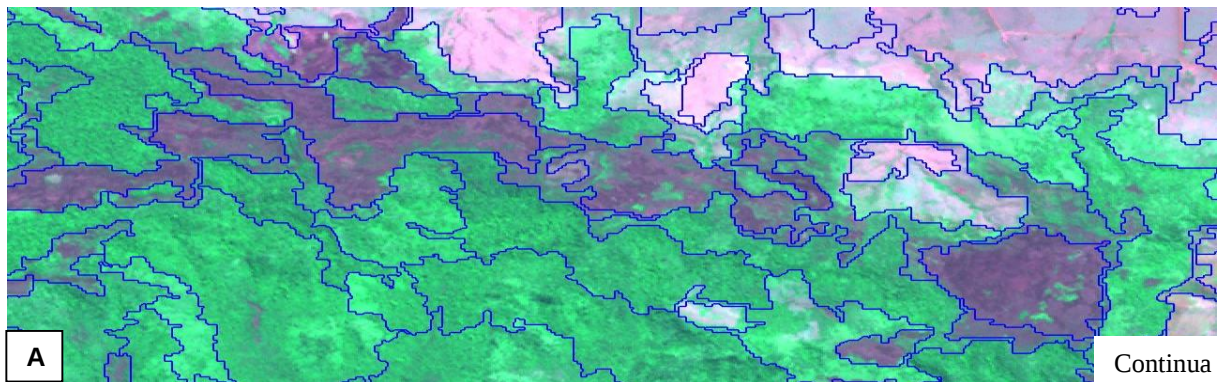
onde,

sv_{uniao} = Compacidade do possível objeto a ser formado para cada banda c.

sv_{obj1} = Compacidade do objeto1 para cada banda c.

sv_{obj2} = Compacidade do objeto 2 para cada banda c.

Após o cálculo de f , há a comparação com o limiar definido pelo usuário. Se o seu valor for menor que o quadrado do limiar, os dois objetos são fundidos. Na segmentação multiresolução, o limiar de similaridade é chamado de escala, e em virtude de todos os parâmetros utilizados na segmentação serem ponderados pelos tamanhos dos objetos, o valor de escala influencia no tamanho final destes. Na Figura 5A, por exemplo, o limiar estabelecido é igual a 100, enquanto que a Figura 5B, com limiar igual a 10, onde observam-se mais objetos que agrupam menor quantidade de pixels com parâmetros dentro do intervalo da escala.



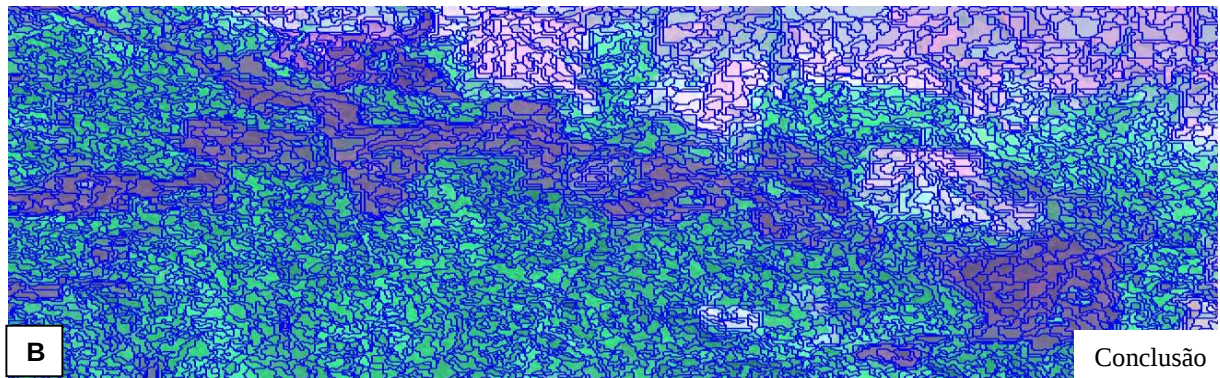


Figura 5. Segmentação multiresolução em uma região da imagem ASTER, onde em: (A) segmentada com escala igual a 100; e em (B) com escala igual a 10.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

No procedimento de segmentação em questão, o usuário precisa definir quatro parâmetros: 1) fator de escala, 2) pesos para cada uma das bandas espectrais, 3) pesos para cor e forma e 4) pesos para suavidade e compacidade (Figura 6).

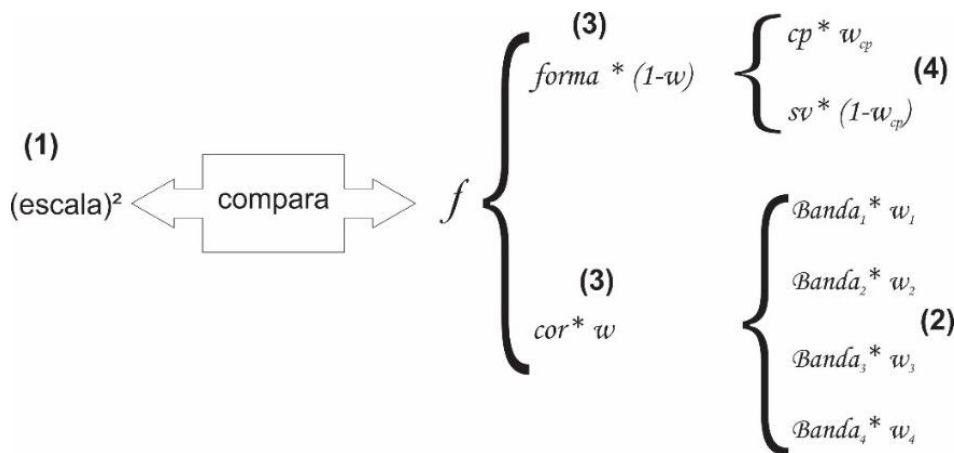


Figura 6. Resumo dos parâmetros e pesos da segmentação multiresolução.
Fonte: Pinho (2006).

Embora sua especificidade em relação à construção do critério de similaridade seja um ponto chave, a principal característica da segmentação multiresolução é a possibilidade de segmentar uma mesma imagem em níveis de escala diferenciados que se relacionam entre si, formando uma rede hierárquica de objetos (Baatz & Schäpe 2000). A partir dessa premissa, temos a concepção de super-objetos e sub-objetos. Este tipo de informação topológica pode ser utilizado na classificação e é uma das prerrogativas para a utilização na análise de imagens orientada a objetos. Na segmentação multiresolução, podem ser utilizadas duas estratégias para gerar a rede hierárquica de objetos: *Bottom-up*, com a segmentação iniciando por um nível mais detalhado de objetos que são agregados em objetos maiores segundo seu nível hierárquico; e

Top-down, onde o processo inicia com objetos grandes que são subdivididos até se obter o nível de escala mais detalhado. Segundo Hofmann (2001a), o contorno dos objetos é influenciado pela estratégia adotada. Portanto, quando iniciada a segmentação a partir do nível mais detalhado, o contorno dos super-objetos do nível superior será resultado da soma dos objetos deste nível abaixo, por exemplo. Então, deve-se ressaltar que a escolha da abordagem de segmentação é uma etapa crucial na análise de imagens orientada a objetos.

Adotou-se a estratégia *Bottom-up* para a segmentação do trabalho, tendo em vista a ocorrência de alvos em diferentes escalas que não podiam ser individualizados a partir de um nível menos detalhado, produzindo objetos com contornos mal definidos e com a presença de uma ou mais classes no segmento.

2.7 ESTRUTURAÇÃO DE CLASSE EM REDES

Segundo Hofmann (2001b), as classes podem ser estruturadas em três tipos de redes hierárquicas na abordagem orientada a objetos:

- Hierarquia com hereditariedade: As classes de interesse são agrupadas segundo características comuns, sendo que as sub-classes (ou classes filhas) herdam as características das super-classes (ou classes mães). Este tipo de rede modela o relacionamento entre os atributos físicos entre objetos (cor, forma, textura e etc.).
- Hierarquia de grupos: Este tipo de hierarquia refere-se às relações semânticas entre as classes. Classes com diferentes características físicas, mas com significado semântico coerente, podem ser agrupadas em uma única classe mãe.
- Grupos estruturados: Este tipo de hierarquia, ao contrário das outras duas, não é utilizada no processo de segmentação. Sua função é agrupar classes de objetos que passarão pelo processo de segmentação baseado em classificação. Neste procedimento, os objetos primitivos oriundos da primeira etapa de classificação tem seus limites modificados, gerando objetos de interesse (Benz *et al.* 2003), ou seja, este tipo de hierarquia é utilizado na operação de refinamento dos objetos. A segmentação baseada em classificação permite realizar várias operações de refinamento dos objetos, dentre

elas pode-se destacar a dissolução de limites entre objetos vizinhos que pertencem a um mesmo nível hierárquico.

2.8 CLASSIFICAÇÃO

Depois de definidos os objetos pela etapa anterior de segmentação multiresolução e a hierarquia, o procedimento agora é de classificação dos objetos, sendo efetuado por meio de regras de decisão. Dois fatores devem ser levados em consideração neste processo: quais atributos serão utilizados para diferenciar cada classe e qual tipo de regra de decisão será adotada para cada classe. Na Tabela 3, estão representados alguns dos tipos de atributos que são disponibilizados pelo programa e-Cognition. Além dos mencionados nesta tabela, também é possível a criação de atributos personalizados a partir de atributos existentes. Desse modo, é possível criar atributos baseados em razão de bandas, o que também foi utilizado neste trabalho, por meio da opção *customized features*, que a partir de uma análise exploratória, foi possível identificar qual razão de bandas seria responsável pelo maior realce das cangas lateríticas em comparação com as classes de vegetação e solo exposto.

Tabela 3. Quadro resumo com os tipos de atributos disponíveis no e-Cognition.
Fonte: *Definiens* (2003).

Grupo de Atributos	Sub-Grupo	Atributos
Atributos dos Objetos	Valores das bandas	Média, desvio padrão
	Forma	Tamanho, comprimento, relação área/perímetro
	Textura	Haralick ou baseada nos sub-objetos (média do tamanho dos sub-objetos)
	Hierarquia – indica a que nível uma classe está associada	-
	Atributos temáticos – provenientes de layers temáticos	Tipos de uso do solo
Atributos Relacionados a Classes	Relações com os objetos vizinhos	Distância de um objeto em relação a outro de uma determinada classe
	Relação com sub-objetos	Área total dos sub-objetos de uma determinada classe
	Relação com super-objetos	Existência de uma classe específica de super-objetos
	Pertinência a	Valor da função de pertinência <i>fuzzy</i> de cada objeto
	Classificado como	Classe para a qual um objeto foi classificado
	Valor de classificação de	Valor de pertinência para uma classe específica
Atributos Globais	Relacionados com a cena globalmente	Média total de uma determinada banda
	Relacionados com uma classe globalmente	Área total de todos os objetos de uma determinada classe em todos os níveis
	Similaridade a uma determinada classe	Define que a descrição de uma classe é idêntica a de uma outra determinada classe

O programa em questão disponibiliza dois tipos de regra de decisão: Vizinho mais próximo (*Nearest Neighbor*) e as Funções de Pertinência *Fuzzy* (*Fuzzy Membership Functions*), tendo graus de pertinência que variam entre 0 (não pertence) e 1 (pertence). A classe considerada na metodologia *Fuzzy* é aquela cujo grau de pertinência é maior (Antunes 2003). Tomando por exemplo um objeto que apresenta grau de pertinência 0,7 para canga laterítica e 0,5 para a classe solo exposto, neste caso, o objeto seria classificado como canga laterítica. Na metodologia Vizinho mais próximo (booleana), a classe estabelecida ocupa grau de pertinência 1, quando possui um valor de atributo igual a um número ou a um intervalo específico. Podem ser observadas na Figura 7 os dois tipos de função de pertinência. À esquerda está representada uma função booleana e à direita o grau de pertinência é representado por uma aproximação de uma função *Fuzzy*.

A decisão adotada neste trabalho foi a regra de Vizinho mais próximo, pois na etapa de análise exploratória se observou que a função de pertinência *Fuzzy* não demarcou certos limites inter-classe, em virtude do aparecimento de ambiguidades associadas a alguns objetos, por eles estarem associados a alguma outra classe com diferentes graus de pertinência.

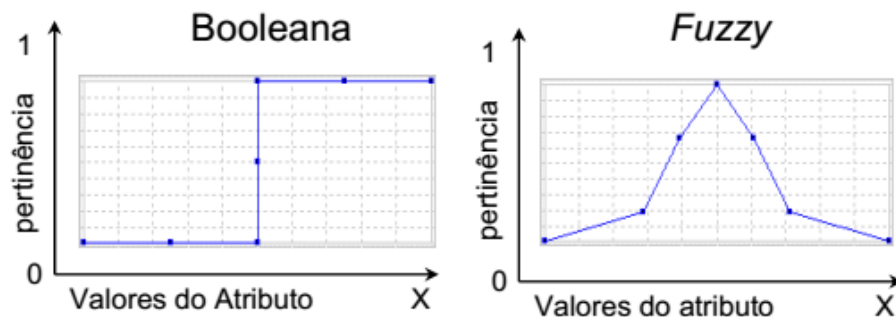


Figura 7. Comparação entre funções Vizinho mais próximo (booleana) e *Fuzzy*.
Fonte: Pinho (2006).

3 **ÁREA DE ESTUDO**

A Serra dos Carajás é compreendida como um complexo montanhoso localizado no sudeste do estado do Pará, de relevo acidentado, com a presença de platôs de afloramentos de rochas ferruginosas isolados em seu cume e rica pelos vastos recursos minerais. Este complexo montanhoso, chamado de Província Mineral de Carajás, é formado por partes dos municípios de São Felix do Xingu, Ourilândia do Norte, Curionópolis, Eldorado dos Carajás, Parauapebas, Canaã dos Carajás e Água Azul do Norte, sendo os três últimos desmembrados do município de Marabá (Silva 2006).

Após a descoberta dos afloramentos feríferos por geólogos da *United States Steel*, em 1967, vários e diversificados depósitos minerais foram descobertos, incluindo depósitos do tipo IOCG (*Iron Oxides Copper Gold*), contendo minérios ferro em escala mundial de altíssimo teor, minério de manganês, níquel laterítico e sulfetado, entre outros, caracterizando a região da Serra dos Carajás como uma das maiores províncias minerais do mundo (Freitas 1986, Santos 1986). Entre as décadas de 1960 e 1980, esta região sofreu intenso fluxo migratório facilitado pela implantação da estrutura viária da Rodovia Belém-Brasília, atual BR-222. O crescimento demográfico também foi impulsionado pela construção da hidrelétrica de Tucuruí (cerca de 260 km de Marabá), pela descoberta de ouro em Serra Pelada e pela implementação do projeto Ferro Carajás, mais tarde alocado no audacioso Programa Grande Carajás (Silva 2006).

O trabalho foi desenvolvido nas proximidades da Província Mineral do Carajás, ao entorno do município de Canaã dos Carajás, estado do Pará, região norte do Brasil. A área de estudo localiza-se na parte centro-leste do Estado do Pará e envolve as cidades de Canaã dos Carajás, Curionópolis e Parauapebas (Figura 8). O acesso a essa área, iniciado em Belém, é possível por vias aéreas regulares, que permitem o acesso direto ao aeroporto da Serra Norte, e por via terrestre ocorre pela rodovia BR-010 até Marabá e a partir dela, pela rodovia PA-275 até as proximidades do Núcleo Urbano de Carajás, totalizando um percurso de aproximadamente 880 km.

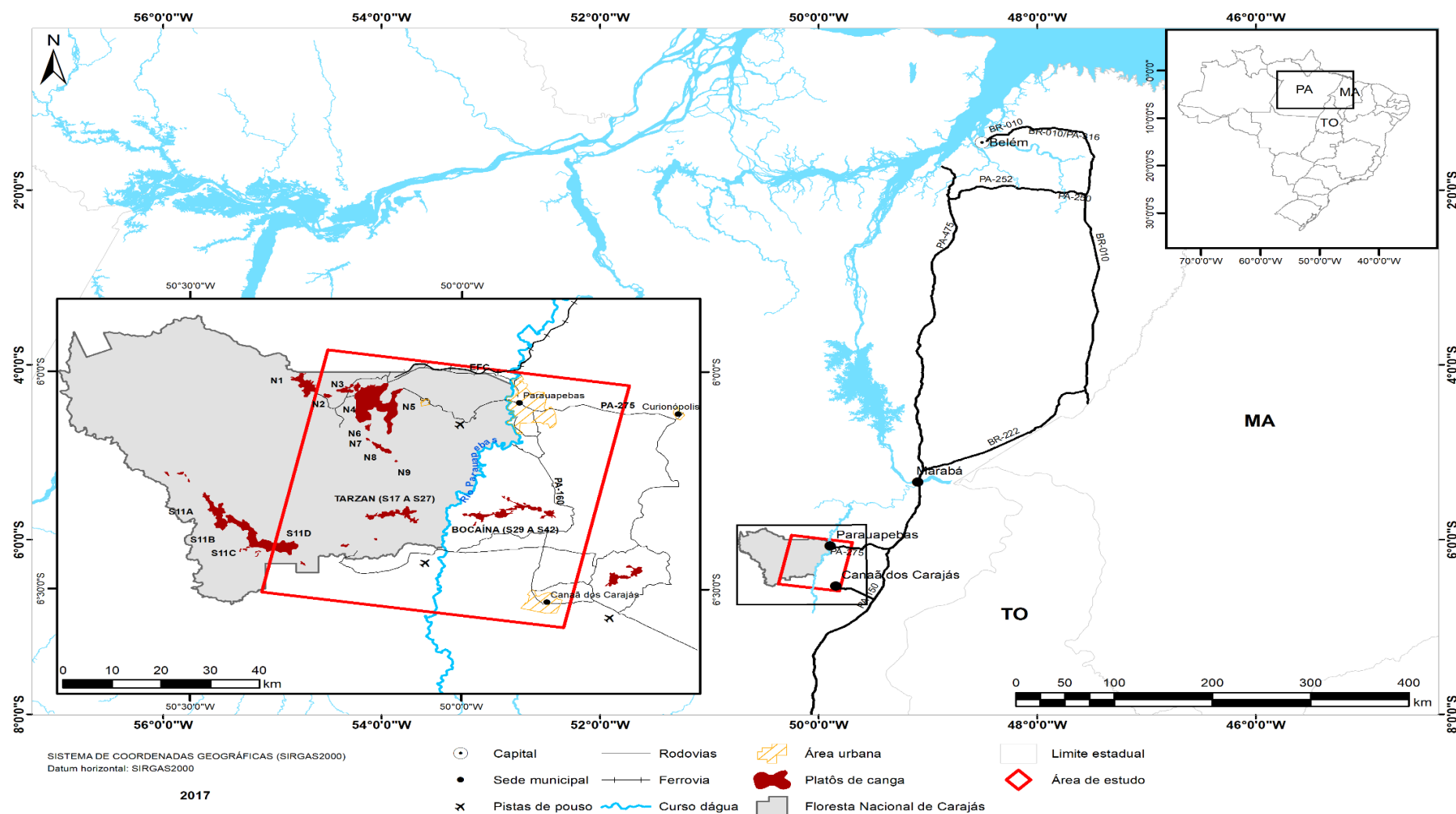


Figura 8. Localização e área de estudo.

Fonte: Elaborado pelo autor, com auxílio das bases da CPRM e INPE (2017).

3.1 ASPECTOS FISIOGRAFICOS

3.1.1 Clima

O clima atual da região se enquadra no tipo Aw de Köppen (Alvares *et al.* 2013), caracterizado por um marcante índice pluviométrico anual e a presença de um período bem definido de estiagem. O regime pluviométrico ocorre com um ciclo unimodal, apresentando um verão chuvoso que tem seu início em outubro, atinge seu máximo no período de janeiro a março e termina em maio, com um inverno seco. Os níveis de precipitação registrados na região são da ordem de 2.033 milímetros ao ano, ocorrendo durante o ano cerca de 140 dias com chuva nos três meses mais chuvosos, sendo responsáveis por 3/4 da precipitação total anual. A temperatura média mensal varia entre 25,1° C e 26,3° C, sendo a mínima absoluta situada entre 15,6° C e 18,3° C e registrada entre os meses de julho e outubro, e a máxima entre 34,3° C e 38,1° C, que pode ocorrer nos demais meses.

O regime de umidade apresenta altos valores durante todo o ano. A média mensal da umidade relativa do ar varia entre 76,8 e 88,5 %. A insolação média mensal apresenta máximo nos meses de junho a agosto quando atinge cerca de 200 horas (Oliveira Junior *et al.* 1998).

3.1.2 Cobertura vegetal

Inserida no domínio fitogeográfico da Amazônia, a região de Carajás contém uma vegetação campestre imersa em uma matriz dominada por formações florestais que variam desde as florestas ombrófilas comumente verdes até as estacionais, com diferentes graus de deciduidade, algumas com grande riqueza de espécies trepadeiras e cipós. Sobre os platôs cobertos por afloramentos ferruginosos na região, são encontrados ricos mosaicos de fitofisionomias predominantemente abertas associadas diretamente ao substrato rochoso rico em ferro. Rizzini (1979) foi quem caracterizou as rochas ferruginosas na Serra dos Carajás e região do Quadrilátero Ferrífero, em Minas Gerais, com a adoção do termo “canga”, também usado posteriormente por Secco e Mesquita (1983) em seu estudo sobre a vegetação na Serra Norte, na Floresta Nacional de Carajás. As cangas de Carajás abrigam um rico mosaico de fitofisionomias, que incluem vegetação rupícola, que está associada a rochas expostas; campos gramíneos e savanas, que ocorrem onde o substrato rochoso está mais fragmentado; vegetação

higrófila, associada a riachos e lagoas, perenes ou sazonais; e os capões de floresta decídua ou semi-decídua associados a áreas com maior acúmulo de matéria orgânica sobre o substrato ferruginoso, como pode ser observado na Figura 9. Observa-se uma notável sazonalidade da fisionomia das cangas em todas as suas variantes, com a presença marcante de muitas espécies herbáceas anuais e efêmeras durante os períodos de maior pluviosidade e uma tendência à deciduidade do componente arbustivo e arbóreo no período mais seco.

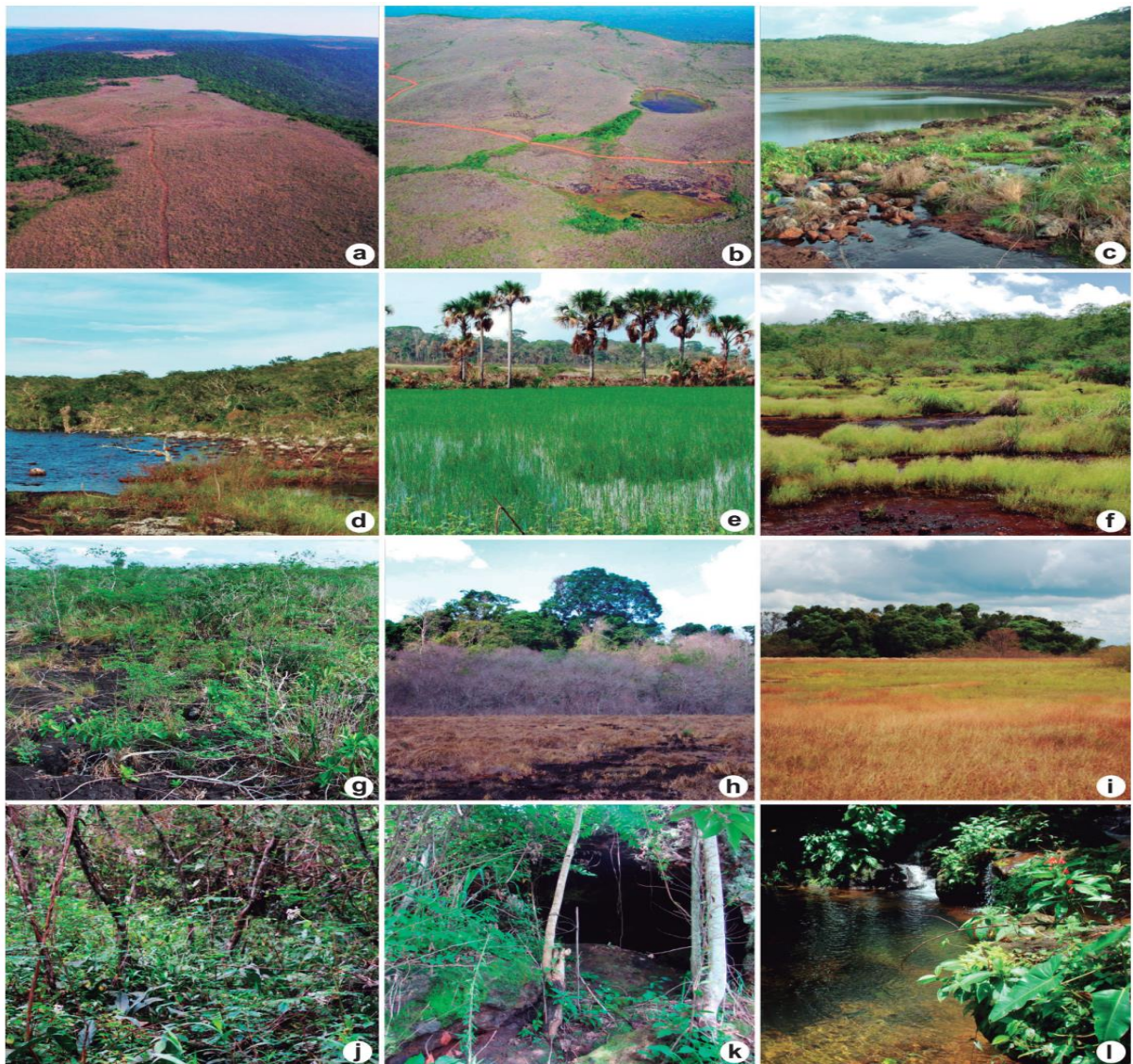


Figura 9. Diversos ambientes associados às cangas da Serra dos Carajás. a-b. fotografias aéreas de afloramentos ferruginosos, Serra Sul; c-d. vegetação rupestre em borda de lagoa, na Serra Sul; e. campos brejosos com presença de *Mauritia flexuosa* (Ar *Arecaeae*), ao fundo; f. profusão de *Trichanthecium rivale* (Poaceae), uma gramínea anual, sobre substrato rochoso na estação chuvosa; g. vegetação rupestre arbustiva sobre canga; h. vegetação rupestre e transição para capão florestal, estação seca; i. campos limpos e capão florestal, estação chuvosa; j. vegetação em interior de capão florestal; k. vegetação associada a entrada de caverna em canga; l. vegetação associada a curso de água sobre rochas ferruginosas (Fotos: a-b. Vianna L.; c,d,f-h,j. Viana P.; e,i,k. Mota N.). Fonte: Rodriguésia – Revista do Jardim Botânico do Rio de Janeiro (2017).

Mota *et al.* (2015) descrevem as variantes fitofisionômicas das cangas da Serra dos Carajás com base em características do solo, presença de espécies predominantes e em relação à associação a corpos de água. As fitofisionomias foram organizadas em três grandes grupos, dos quais os dois primeiros são subdivididos em subgrupos: vegetação rupestre ferruginosa caracterizada por uma vegetação rupestre arbustiva, campos rupestres sobre as cangas couraçadas, campos rupestres sobre as cangas nodulares e mata baixa; vegetação hidromórfica caracterizada por campos brejosos, lagoas temporárias, lagoas perenes, cursos d'água intermitentes, buritizais e buritiranais e mata paludosa; e finalmente, florestas associadas às serras ferruginosas.

3.1.3 Geomorfologia

No contexto regional do sul do Pará, a Serra dos Carajás destaca-se na paisagem por conter elevações entre 500 e 700 m de altitude com topos ligeiramente aplainados, e em menor frequência, são encontrados morros colinosos e serras com cristas aguçadas. Nos estudos que definiram o Distrito Ferrífero de Carajás (Resende & Barbosa 1972), a Serra dos Carajás foi setorizada em quatro conjuntos principais de serras: Serra Norte (platôs N1 a N9); Serra Sul (platôs S1 a S45); Serra Leste (platôs SL1 a SL3) e Serra de São Félix (platôs SF1 a SF3). Alguns platôs recebem nomes específicos, como a Serra da Bocaina e Serra do Tarzan, ambas pertencentes à Serra Sul (Mota *et al.* 2015).

Associados às formações ferríferas que recobrem parte dos topos da maioria das serras do Domínio Carajás, ocorrem coberturas detrítico-lateríticas-aluminosas, constituídas por perfis lateríticos ferruginosos formados na base por horizonte mosqueado com espessuras maiores que 2 metros e recobertos por material argiloso com espessuras superiores a 2 metros e por uma carapaça ferralítica. Camadas bauxíticas com até 4,5 metros de espessura podem ocorrer sobre camada de laterita ferruginosa de alta porosidade, com espessuras de até 9 metros, abaixo das quais forma-se horizonte argiloso com alteração de rochas máficas. É observado que há uma grande variação da espessura destes horizontes pedogenéticos e que nem sempre todos estão presentes (Valentin & Olivito 2011).

Segundo análises do Projeto RADAM (Silva 1974), as coberturas aluviais de idade quaternária que ocorrem na região estão associadas a planícies fluviais de inundação e terraços

em geral baixos, e apresentam composições granulométricas variáveis, onde se misturam cascalhos, areias, siltes e argilas em arranjos e espessuras variadas.

Os dados geomorfológicos apresentados no mapa da Figura 10 basearam-se em estudos regionais anteriores – Projeto RADAM (Silva 1974) e Geomorfologia da Amazônia Legal (2004) e aborda o relevo identificando unidades morfoestruturais e formas de relevo predominantes na escala 1:500.000.

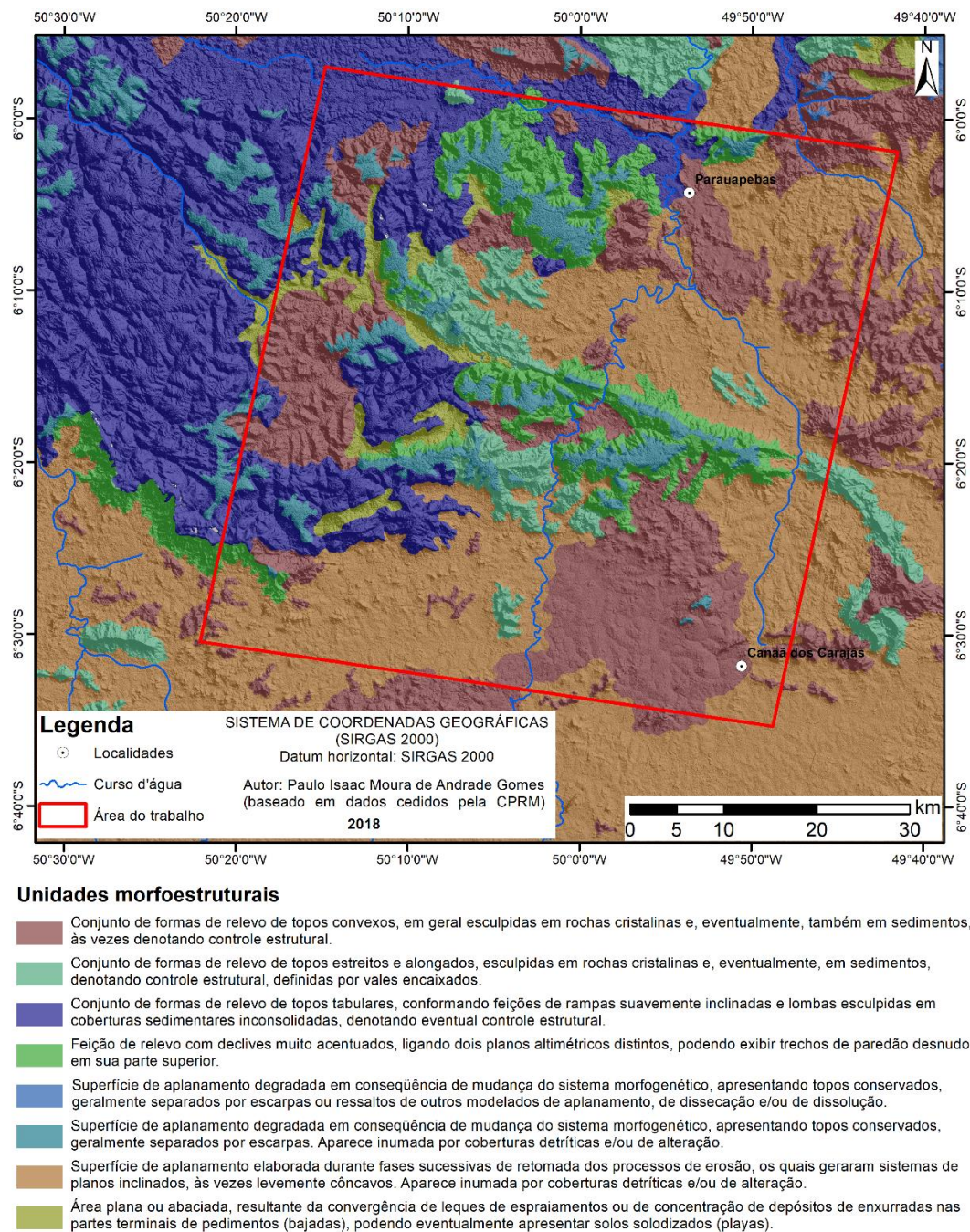


Figura 10. Mapa de unidades morfoestruturais da região de Carajás.

O mapa regional mostrado na Figura 11, também em escala 1:500.000, compartimentou o relevo segundo um critério apenas da geometria das formas e graus de dissecação desse relevo. Foram ainda considerados estudos de detalhe do relevo realizados para as Florestas Nacionais (FLONAs) de Carajás e Tapirapé-Aquiri, que propõem uma compartimentação a partir das principais características topográficas, abordando ainda aspectos da dinâmica superficial relacionadas com a estabilidade das unidades frente aos processos erosivos.

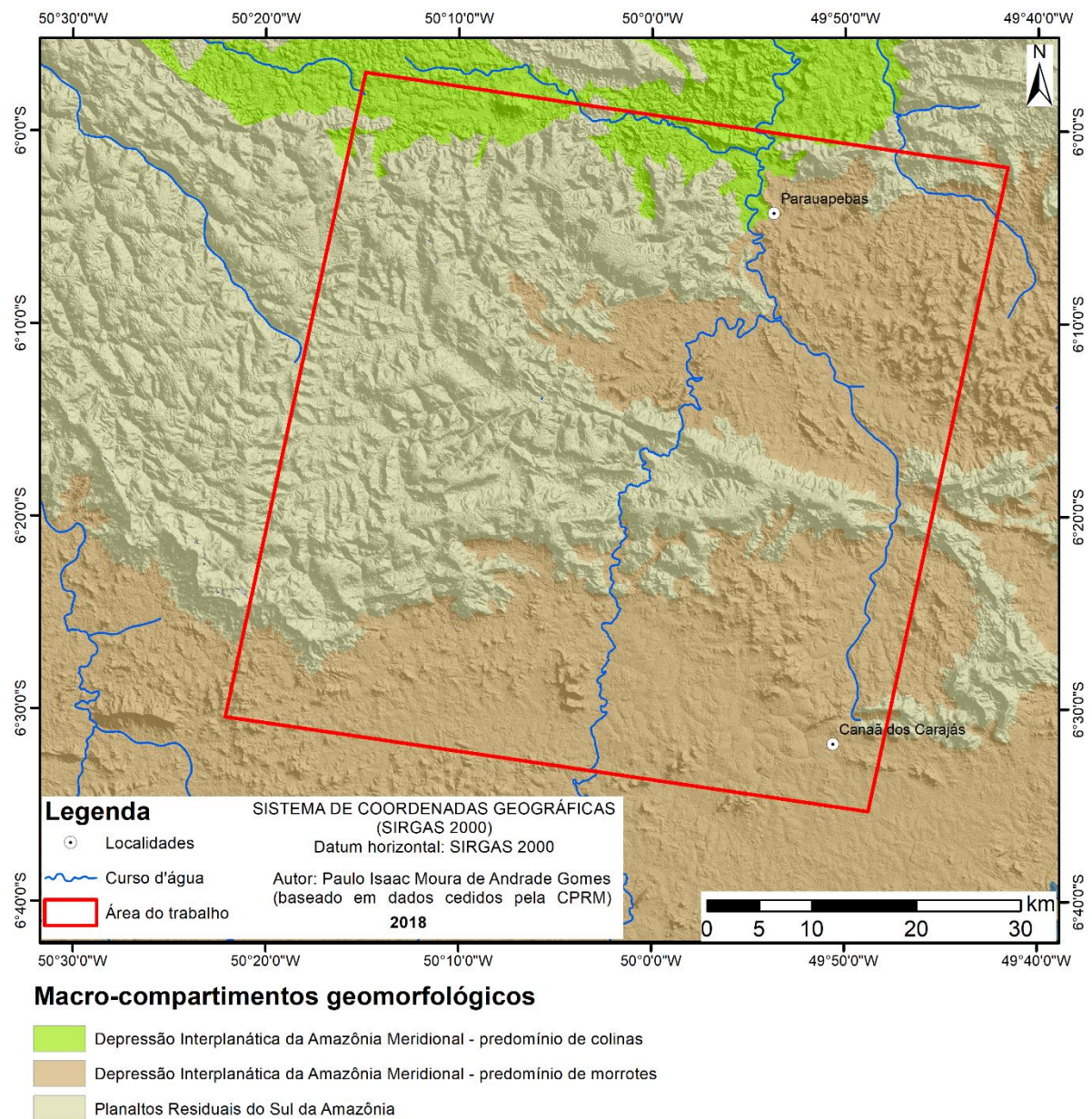


Figura 11. Macrocompartimentos morfoestruturais de Carajás.

Serão utilizadas neste tópico as características da geomorfologia propostas por Valentin e Olivito (2011). Estes autores estabelecem uma visão geral da área de Carajás no que tange às delimitações dos seus compartimentos morfoestruturais.

Dois grandes compartimentos morfoestruturais foram identificados na unidade Carajás: os Planaltos Residuais do Sul da Amazônia e a Depressão Interplanáltica da Amazônia Meridional.

3.1.3.1 Planaltos Residuais do Sul da Amazônia

Este compartimento é descrito como uma unidade regional de relevo que tem como característica maciços residuais de topo plano a ondulado e conjunto de cristas e picos, envolvidos por faixas de terrenos rebaixados, com altitudes entre 250 e 300m. O topo dos maciços residuais varia entre 500 e 600 metros, com trechos mais elevados na região da Serra dos Carajás, onde estas chegam a 700 metros. Caracterizam-se por revelar uma evidente amplitude dos macro-relevos componentes, com desníveis superiores a 200 metros, desenvolvendo tanto serras quanto morros, com marcante grau de dissecação, referência diferenciadora fundamental com relação à Depressão Interplanáltica. O domínio dos Planaltos Residuais do Sul da Amazônia é representado pelas serras de Carajás, Leste, Cristalino, Arqueada, dentre outras que irão definir as unidades geomorfológicas de enfoque local. Os topos destas serras são comumente sustentados por litotipos mais resistentes, tais como meta-arenitos da Formação Águas Claras, formações ferríferas, jaspilitos e rochas vulcânicas do Grupo Grão Pará, além de crostas lateríticas ferruginosas (canga).

3.1.3.2 Depressão Interplanáltica da Amazônia Meridional

Este compartimento é caracterizado como uma depressão que circunda o compartimento planáltico, sendo ocupada por geoformas que se organizam em torno de dois “sistemas de relevo”, um deles representado por conjuntos de morros, correspondentes aos terrenos a sul da Serra de Carajás, o outro por conjuntos de colinas, notadamente distribuídos a norte da mesma serra. Essas formas de relevo são predominantemente moldadas em rochas granitoides (granitos e gnaisses do Complexo Xingu, entre outros), e subordinadamente em metavulcânicas e metassedimentares pré-cambrianas. Apresentam um padrão de dissecação pouco desenvolvido, com cotas altimétricas em torno de 200 m, podendo atingir a cota de 300 m em algumas áreas

de cabeceiras de drenagem. O substrato é muito variado, composto de rochas gnáissicas, graníticas, anfibolíticas, charnockíticas e xistos dispostos em faixas grosseiramente E-W. Os solos são mais espessos, predominando latossolos ao sul deste setor sobre os granitos, gnaisses e relevos mais planos, e argissolos ao norte sobre anfibolitos, gnaisses e relevos de colinas. O “Sistema de Morros” agrega morros com aspecto de serras baixas ou cristas, geralmente isoladas, mas por vezes alinhadas. A altura dessas unidades morfológicas situa-se, em média, em torno de 100 metros, com encostas côncavos-convexas cujas declividades variam de íngremes a moderadas e topos de formas extremamente variáveis. A topografia é plana a suave ondulada, a rede de drenagem tem uma dissecação fraca com desníveis entre topo e fundo de vale entre 10-20m. Alguns morrotes graníticos e matacões destacam-se na superfície, podendo ser observados na Figura 12.



Figura 12. No plano de fundo, a Serra de Carajás, representante da unidade dos Planaltos Residuais do Sul da Amazônia e, em primeiro plano, a morfologia que caracteriza a Depressão Interplanáltica da Amazônia Meridional, marcada na região desta foto por colinas de topo plano e flanco de baixo declive.
Fonte: Valentin e Olivito (2011).

O “Sistema de Colinas” é representativo das porções mais aplainadas, situadas notadamente na faixa a norte da serra dos Carajás. Com altura média em torno de 200 m e altitude das mais elevadas colinas atingindo a cota 300 m, elas apresentam encostas com declividades suaves e topos relativamente aplainados. Neste sistema, a Depressão apresenta-se mais dissecada, com desníveis topo-fundo de vale entre 25-75 m, e declividades entre 8 e 45%, com a dissecação aumentando na direção de jusante do vale do Rio Itacaiúnas. Secundariamente, há trechos planos a suave ondulados (0-8%), com desníveis topo-fundo de vale inferiores a 20 metros, intercalados entre colinas.

4 GEOLOGIA

4.1 PROVÍNCIA MINERAL CARAJÁS

A Província Mineral Carajás é a maior e mais importante província mineral do Brasil e uma das maiores do mundo. É composta de rochas de idade predominantemente arqueana, alojando vários depósitos de ferro, ouro, cobre, níquel, zinco e manganês.

Os depósitos de minério de ferro da Província Mineral de Carajás estão entre os maiores do mundo, com reservas de 17,3 bilhões de toneladas (CVRD 2007), constituída de formações ferríferas bandadas (principalmente jaspelitos) e corpos de minério de ferro de alto teor (> 64% de Fe). Na superfície, essas rochas estão geralmente intemperizadas, formando crostas ferruginosas (canga). A formação ferrífera bandada e o minério de ferro de alto teor predominam em subsuperfície.

A Província Mineral Carajás está situada na região sudeste do estado do Pará, porção leste-sudeste do Cráton Amazonas. É definida como sendo a área limitada a leste pelo Rio Araguaia, a oeste pelo Rio Xingu, a norte pela Serra de Bacajá e a sul pela Serra dos Gradaús (DOCEGEO 1988). É a região arqueana mais bem conhecida do Cráton Amazonas. No âmbito geocronológico, a Província Mineral Carajás compreende uma região que pertence tanto ao Domínio Carajás, setentrional, quanto ao Domínio Rio Maria, meridional. Juntos, esses domínios formam a Província de Carajás, uma das sete províncias geocronológicas do Cráton Amazonas que abriga as unidades crustais mais antigas do Cráton Amazonas (Santos 2003).

A região de Carajás é formada por um embasamento arqueano pertencente ao Complexo Xingu, que segundo Silva *et al.* (1974), é formada por migmatitos, anfíbolitos, gnaisses e granulitos. Esse embasamento ocorre exposto nas áreas mais arrasadas, encontradas ao redor da serra dos Carajás. Acima do Complexo Xingu estão depositadas rochas vulcânicas ácidas e básicas pertencentes à Formação Parauapebas e as formações ferríferas bandadas da Formação Carajás que fazem parte do Grupo Grão Pará. O quadro litoestratigráfico da Tabela 4, proposto por Hirata *et al.* (1982), inclui o Grupo Grão-Pará no Supergrupo Itacaiúnas que representa um episódio importante na história vulcanossedimentar arqueano na região. O supergrupo Itacaiúnas é encontrado sobreposto por metassedimentos clásticos, com idade inferior a 1,8 Ga,

em virtude da datação do Granito Central Carajás, de caráter anorogênico, intrusivo neles (Gomes *et al.* 1975).

Tabela 4. Coluna estratigráfica e resumo de dados geocronológicos da Província Mineral de Carajás.

1 Wirth *et al.* (1986), 2 Machado *et al.* (1991), 3 González *et al.* (1988), 4 Souza *et al.* (1996), 5 Barros *et al.* (1992), 6 Comunicação verbal citada em Villas & Santos (2001), 7 Avelar *et al.* (1999), 8 Huhn *et al.* (1999), 9 Dias *et al.* (1996), 10 Trendall *et al.* (1998), 11 Ferreira Filho (1985), Mellito & Tassinari (1998), 13 Macambira & Lancelot (1996), 14 Pimentel & Machado (1994), 15 Rodrigues *et al.* (1992), 16 Pidgeon *et al.* (2000), 17 Barros *et al.* (2001).

Fonte: Tallarico *et al.* (2004).

Era	Complexos ou supergrupos	Grupos ou formações	Rochas intrusivas	Idade (Ma)	Métodos, materiais (referências)
Proterozóico			Granito Central Carajás	1.820±49	U-Pb, zircão (1)
				1.880±2	U-Pb, zircão (2)
			Granito Cigano	1.883±3	U-Pb, zircão (2)
				1.731±28	Rb-Sr, rocha total (3)
			Granito Pojuca	1.874±2	U-Pb, zircão (2)
			Diques basálticos, andesíticos e riolíticos	1.800	
			Gabro Santa Inês (?)	-	-
Arqueano			Granito Old Salobo	2.573±2	U-Pb, zircão (2)
			Granito Itacaiúnas	2.560±37	Pb-Pb, zircão (4)
			Sill gabróico Águas Claras	2.645±12	Pb-Pb, zircão (9)
		Formação Águas Claras		2.681±5	U-Pb <i>SHRIMP</i> , zircão detrítico (10)
			Granito Estrela	2.527±34	Rb-Sr, rocha total (5)
				2.763±7	Pb-Pb, zircão (17)
			Suíte granitóide Plaquê	2.736±24	Pb-Pb, zircão (7)
			Granito Planalto	2.747±2	Pb-Pb, zircão (8)
			Diorito Cristalino	2.738±6	Pb-Pb, zircão (8)
	Supergrupo Itacaiúnas	Grupo Buritirama		-	-
		Grupo Igarapé Pojuca		2.732±3	U-Pb, zircão (2)
		Grupo Igarapé Bahia		2.577±72	Rb-Sr, rocha total (11)
				2.747±2	Pb-Pb, zircão (6)
		Grupo Grão Pará		2.759±2	U-Pb, zircão (2)
				2.758±39	U-Pb, zircão (1)
				2.760±11	U-Pb <i>SHRIMP</i> , zircão (10)
		Grupo Igarapé Salobo		2.761±3	U-Pb, zircão (2)
				2.776±240	Pb-Pb, magnetita (12)
		Intrusão máfica-ultamáfica Luanga		2.763±6	U-Pb, zircão (2)
		Grupo Rio Novo (?)		-	-
	Complexo Xingu			2.859±2	U-Pb, zircão (2)
				2.974±15	Pb-Pb, zircão (7)
				2.971±30	U-Pb, zircão (13)
				2.798	Pb-Pb, titanita (14)
	Complexo Plum			3.050±57	Pb-Pb, rocha total (15)
				2.859±9	U-Pb <i>SHRIMP</i> , borda de zircão (16)
				3.002±14	U-Pb <i>SHRIMP</i> , núcleo de zircão (16)

4.2 GRUPO GRÃO-PARÁ

O Grupo Grão-Pará (Beisiegel *et al.* 1973) é formado por rochas vulcânicas máficas a félsicas com intercalações de formações ferríferas e rochas clásticas (DOCEGEO 1988). O grau metamórfico é de fácies xisto verde baixo a muito baixo (Meireles *et al.* 1984). Datações indicam idade de formação entre 2.8 e 2.7 Ga (Gibbs *et al.* 1986, Santos 2003). As rochas vulcânicas desta unidade têm sido consideradas como originadas de vulcanismo basáltico continental (Olszewsky *et al.* 1989), mas alternativamente foram interpretadas como shoshonitos de arco magmático (Meirelles & Dardenne 1991). Zucchetti (2007) aponta que os metabasaltos têm afinidade magmática cálcio-alcálica, características geoquímicas de arco continental e assinatura de zona de subducção. Também pontua evidências de contaminação crustal, sugerindo que as rochas vulcânicas do Grupo Grão-Pará podem ter extravasado sobre crosta continental atenuada, em ambiente de retro-arco (back-arc). O Grupo Grão-Pará é subdividido em quatro formações, da base para o topo:

- Formação Parauapebas (Meirelles *et al.* 1984): basaltos, dacitos e, subordinadamente, riolitos, por vezes metamorfisados na fácies xisto verde.
- Formação Carajás (Beisiegel *et al.* 1973): formações ferríferas bandadas, tais como jaspelitos (Meirelles *et al.* 1984) e corpos ricos de hematita.
- Formação Igarapé Cigarra (Macambira *et al.* 1990): basaltos com lentes de BIF, siltito, arenito e chert.
- Formação Águas Claras (Araújo *et al.* 1988): subdividida no Membro Inferior, composto por pelitos, siltitos e arenitos, com características deposicionais de plataforma marinha, e no Membro Superior, predominantemente arenítico e de ambiente litorâneo a fluvial (Nogueira *et al.* 1995).

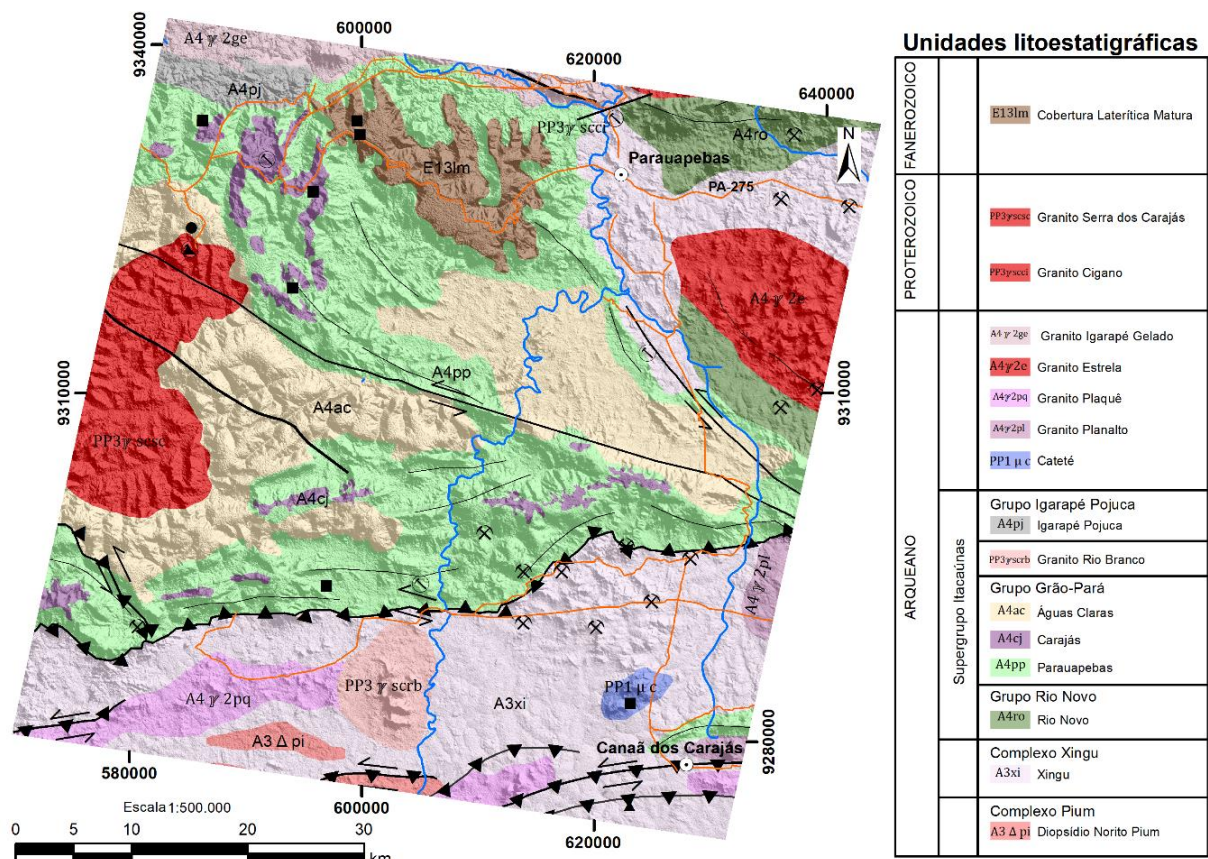
A idade máxima de deposição é indicada por cristais de zircão detríticos com 2,68 Ga de uma camada superior desta unidade, aparentemente derivados de vulcanismo sindeposicional (Trendall *et al.* 1998), e por soleiras de diabásio e gabro de 2,64 Ga (Dias *et al.* 1996). A idade mínima é $2,5 \pm$ Ga, que é a idade do Granito Velho Salobo (Machado *et al.* 1991).

4.3 FORMAÇÃO CARAJÁS

A Formação Carajás é constituída de formações ferríferas bandadas (principalmente jaspelitos) e corpos de minério de ferro de alto teor ($> 64\%$ de Fe). Na superfície essas rochas estão geralmente intemperizadas, formando crostas ferruginosas (canga). A formação ferrífera bandada e o minério de ferro de alto teor predominam em subsuperfície (Costa 2007).

A Formação Carajás ocorre geralmente intercalada na Formação Parauapebas, tanto ao longo do flanco norte do Sinforme Carajás quanto no Depósito N5S. A orientação predominante das camadas é NW-SE, com inflexão para N na porção noroeste da área (Pereira 2009).

Segundo Ab'Saber (1986), os eventos supergênicos registrados no sul do Pará remontam os processos de aplainamento da região ocorridos desde o pré-Cretáceo, a partir da erosão de terrenos pré-cambrianos soerguidos devido à intensa tectônica, gerando planícies que sofreram posteriores soerguimentos e dissecações, e uma série de superfícies de aplainamento descontínuas. Tal processo evolutivo é considerado como o principal fator para a formação de expressivas coberturas lateríticas na região (Figura 13), tendo como principal consequência o enriquecimento expressivo em ferro a partir das rochas da formação ferrífera bandada (BIF) do Pré-Cambriano, sejam elas itabiritos ou jaspelitos. Na Província Mineral de Carajás, os platôs da serra e os altiplanos adjacentes estão sustentados por coberturas lateríticas detríticas (cangas), constituídas essencialmente de fragmentos relictuais de hematita/magnetita, o que nos dá uma evidência de que tais coberturas tiveram origem a partir da alteração intempérica das formações ferríferas bandadas (Biesiegel *et al.* 1973). As estruturas e texturas das crostas lateríticas-detríticas estão fortemente ligadas aos processos erosivos que ocorreram durante o evento de aplainamento, atualmente representantes da superfície de cimeira (Maurity & Kotschoubey 1995).



Convenções cartográficas

- ✕ Garimpo ativo, Ocorrência
- ⊙ Mina ativa, Depósito
- Não determinado, Ocorrência
- Não explotado, Depósito
- ▲ Não explotado, Indício
- ⊙ Sede municipal
- ✂ Ferrovias
- Rodovias
- ~ Curso d'água

Convenções geológicas

- Falha ou fratura
- Falha ou zona de cisalhamento
- ▲▲ Falha ou zona de cisalhamento compressional
- ⇐⇐ Falha ou zona de cisalhamento transcorrente sinistral
- ⇐⇐ Falha ou zona de cisalhamento transpressional dextral
- ⇐⇐ Falha ou zona de cisalhamento transpressional sinistral
- Lineamentos estruturais: traços de superfícies S

PROJEÇÃO UNIVERSAL TRANSVERSA DE MERCATOR
ZONA 22S
Origem da quilometragem UTM Equador e Meridiano Central
-51° W acrescidas as constantes 10.000 km e 500 km, respectivamente.
Datum horizontal: SIRGAS2000
Autor: Paulo Isaac Moura de Andrade Gomes (baseado em dados cedidos pela CPRM)
2017

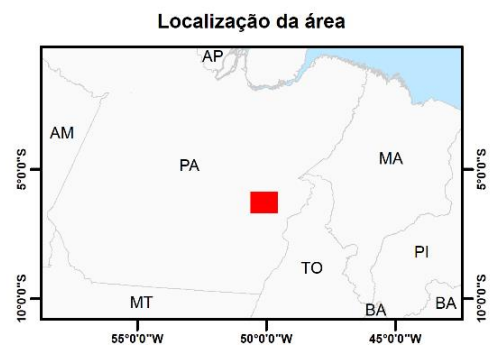


Figura 13. Mapa geológico da área de estudo.

4.3.1 O minério de ferro

O minério de ferro de alto teor é classificado, de acordo com sua compactidade, em friável ou compacto. Existem nomenclaturas transicionais específicas entre estes extremos, mas para fins de facilitação e adequação para o trabalho, o tipo semi-friável é incluído na categoria de friável e o semicompacto na de compacto.

Segundo Pereira (2009), pelo fato de estar coberto por canga, o minério de ferro friável ocorre sobretudo em subsuperfície, sendo que sua presença em superfície é sempre em escarpas nas bordas das clareiras. Baseados em testemunhos de sondagem o minério friável é representado por um material cinza escuro a preto, pulverulento ou de fácil desagregação manual, constituído por hematita, goethita e, em menor proporção, quartzo, comumente ocorrendo como fragmentos milimétricos a centimétricos, laminados ou sem estrutura. Os fragmentos laminados apresentam alternância de bandas brilhantes e relativamente mais coesas, geralmente constituídas de hematita, e bandas foscas mais porosas e friáveis, constituídas de martita e alguma magnetita. Os fragmentos sem estrutura são altamente porosos e facilmente desagregáveis, com cristais de quartzo esparsos. No minério friável predomina a hematita, ocorrendo proporções variáveis de goethita e magnetita. A granulação varia de criptocristalina a muito fina (0,1-0,01 mm), eventualmente fina (0,5-1 mm).

O minério de ferro compacto (Figura 14) encontra-se como fragmentos rolados na superfície das clareiras e, em poucos casos, em afloramentos. Os tipos semi-compactos podem ser confundidos facilmente com a canga estruturada, porém, a sua distinção ocorre por sua maior compactidade, menor porosidade e, principalmente, pela menor presença de hidróxidos de ferro. Além da hematita, que ocorre como mineral principal, também há a presença de goethita e, menos frequentemente, magnetita. A estrutura da rocha é laminada (Figura 13A) e pode apresentar uma suave ondulação. Em casos mais específicos, a laminação é muito incipiente, com isso, a rocha apresenta estrutura maciça. A macroporosidade é baixa, porém algumas lâminas ou bandas podem ter porosidade significativa (Figura 13A). As lâminas são de espessura milimétrica, constituídas por algumas mais compactas e outras mais friáveis. A granulação é criptocristalina a microcristalina, mas localmente cristais finos a médios de hematita lamelar formam lâminas com estrutura em pente e venulações irregulares. As lâminas

mais compactas são cinza azuladas e têm brilho metálico, e as menos compactas são a cinza escuras com matizes castanho avermelhadas (Pereira 2009).

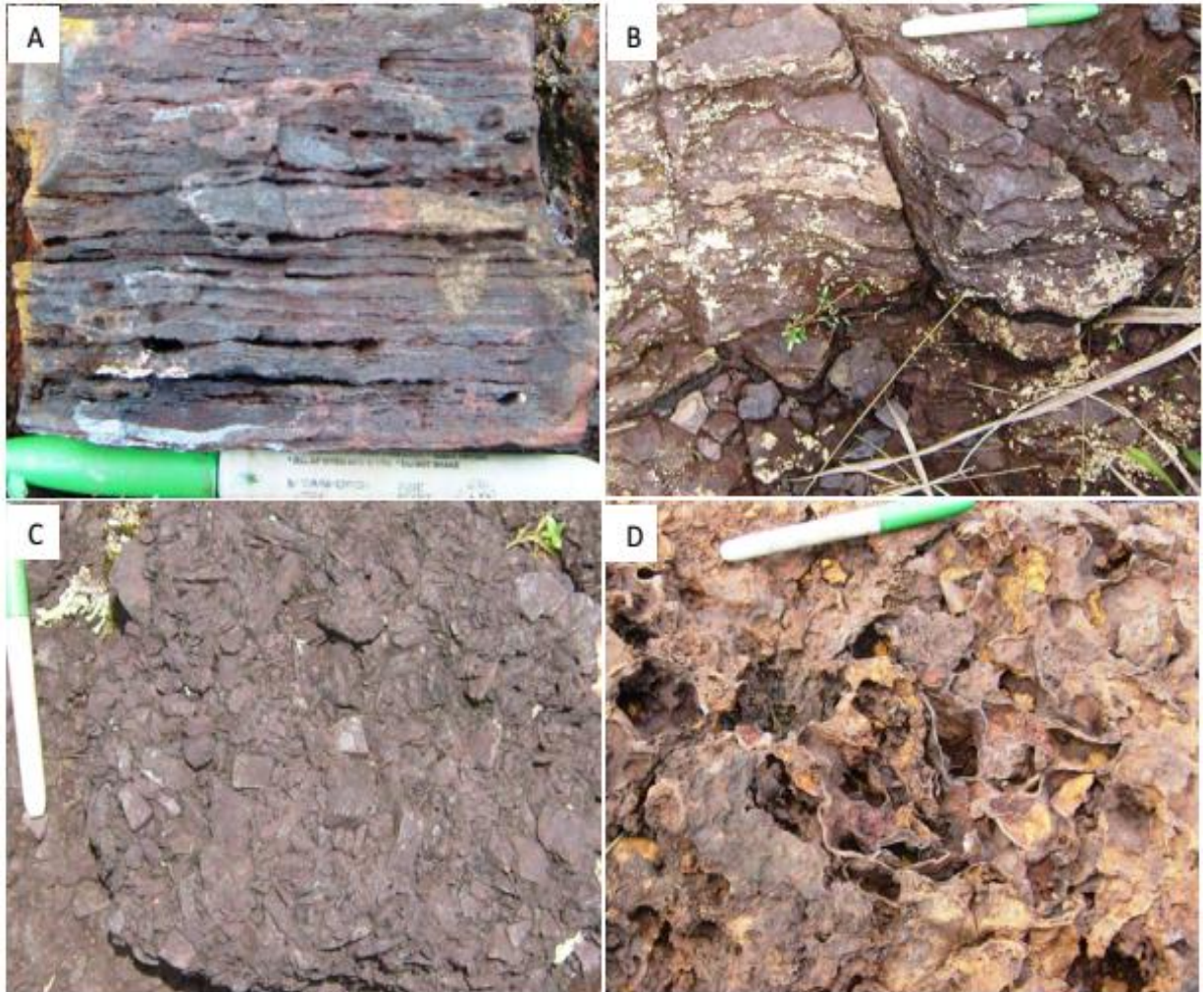


Figura 14. Fotografias de formações ferríferas da Formação Carajás. (A) Minério hematítico compacto. Notar variação de porosidade entre as lâminas. (B) Canga estruturada (ou hematita laminada laterítica), fraturada. (C) Canga detrítica. Os fragmentos são de minério hematítico compacto. (D) Canga química com aspecto ruiniforme. Fonte: Pereira (2009).

4.3.2 As cangas lateríticas

Neste trabalho serão utilizadas as características das coberturas lateríticas propostas pelos trabalhos de Costa (1991), Schaefer *et al.* (2016) e Gonçalves *et al.* (2016). Estes autores estabelecem um panorama geral das propriedades básicas e distribuição geográfica das lateritas no contexto da Amazônia e da formação ferrífera de Carajás.

O termo laterita é utilizado para rochas formadas ou em fase de formação por meio de intenso intemperismo químico de rochas pré-existentes, inclusive lateritas antigas sob

condições tropicais ou equivalentes. Quimicamente, são ricos em Fe e Al e pobres em Si, K e Mg quando comparados com a rocha-mãe. As lateritas podem ter aspecto maciço, coeso e incoeso, terrosos ou argilosos, com coloração variando de vermelho, violeta, amarelo, marrom até branco (Figura 15).

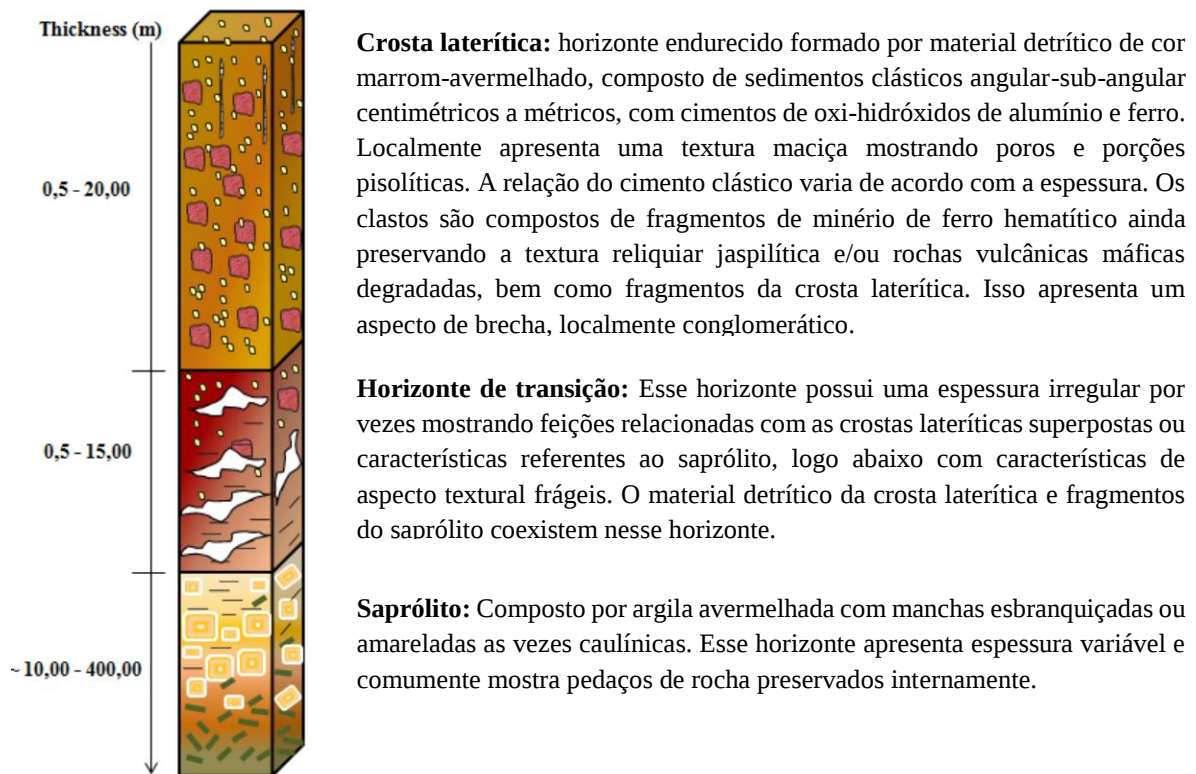


Figura 15. Perfil laterítico típico dos depósitos da mina N4E.
Fonte: Gonçalves *et al.* (2016).

Mineralogicamente, são compostos por oxi-hidróxidos de ferro (hematita e goethita), de alumínio (gibbsita e bôhmita), titânio (anatásio) e de manganês (litioforita, todorokita etc); argilo-minerais (caulinita e esmectita); fosfatos (crandalita- goyazita, augelita, outros) e resistatos (turmalina, cassiterita, rutilo, etc) (Costa 1991, Schaefer *et al.* 2016).

São encontrados por toda Amazônia, mas somente as lateritas ferruginosas e bauxíticas constituem grandes corpos. As principais regiões lateríticas são: Gurupi, Paragominas, Carajás, Baixo Amazonas e Pitinga (Figura 16). De acordo com Costa (1991), na região de Carajás ocorrem vários tipos de lateritas, sendo mais importantes, os ferruginosos, bauxítico, manganesíferos, auríferos e niquelíferos.

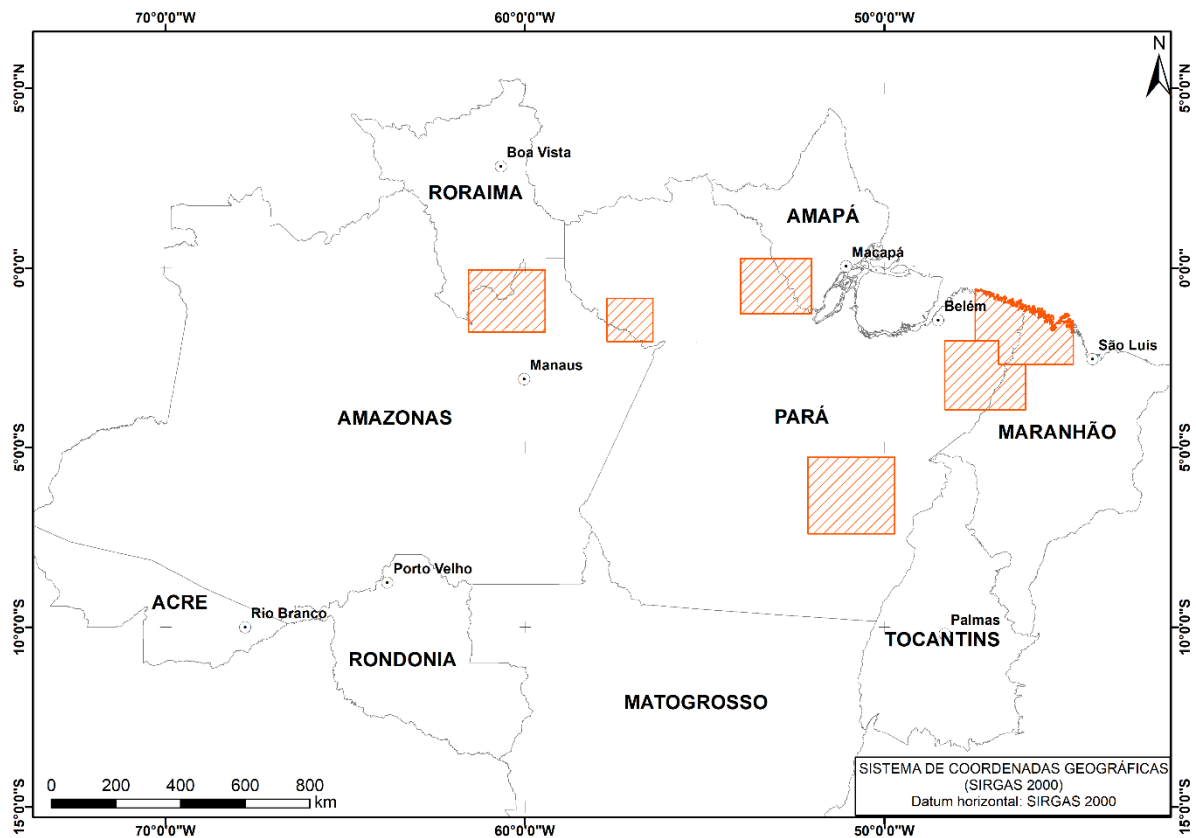


Figura 16. Principais regiões lateríticas da Amazônia (destacadas em alaranjado).
Fonte: Adaptado de Costa (1991).

A canga da região de Carajás tem espessura variável, mas não ultrapassa 30 m, como verificado por testemunhos de sondagem em diversos trabalhos na área (Tolbert *et al.* 1971, Pereira 2006, CVRD 2006, Gonçalves *et al.* 2016), no qual são observados dois tipos de canga: a canga de minério, subdividida em canga estruturada e canga detrítica, e a canga química. A diferença entre canga de minério e química é o teor elevado de ferro e menor quantidade de goethita/limonita do primeiro tipo, claramente distinguidas pelo aspecto visual de ambas.

A canga estruturada (ou hematita laminada laterítica), tem como característica principal a estrutura laminada, preservada do intemperismo *in situ* das formações ferríferas bandadas. As lâminas são cinza claras a cinza-escuras, formadas por hematita e magnetita (menos comum), que geralmente estão alteradas em goethita, adquirindo daí matizes vermelhas e marrons, predominantes em porções mais rasas. As estruturas tectônicas tais como dobras, falhas e fraturas também estão preservadas.

A canga detrítica é constituída por fragmentos de minério de ferro, cimentados por hidróxidos de ferro, tendo textura semelhante à de uma brecha. Os fragmentos podem ser

placóides, laminados, angulosos a subangulosos, com tamanhos milimétricos a centimétricos e dispostos aleatoriamente. A canga detrítica provavelmente representa depósito de tálus (Pereira 2009).

A canga química é laranja-amarelada, porosa, formada por uma massa de goethita e/ou limonita com aspecto, frequentemente com estruturas coloformes e pisolíticas (Figura 17). A canga química é encontrada em bordas de clareiras, na transição entre as formações Carajás e Parauapebas, ou próximo a intrusões máficas em meio aos corpos ferríferos, ratificando sua origem da alteração de rochas máficas aliada a fatores geomorfológicos, pois ocorre em porções planas das clareiras, onde a acumulação de água da chuva é favorecida.

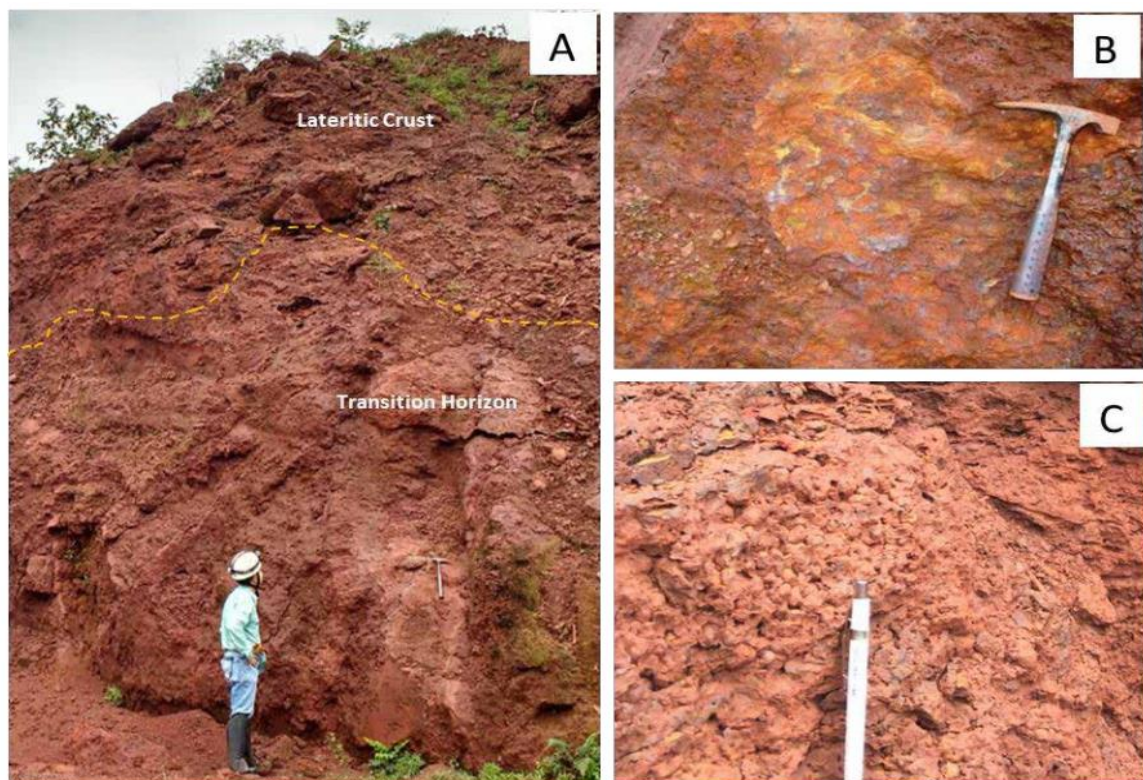


Figura 17. (A) Aspecto geral de um contato geológico irregular entre a Crosta laterítica e o Horizonte de Transição. (B) Crosta laterítica mostrando zonas centimétricas dominadas por goethita (C) Crosta laterítica mostrando textura porosa com pisolitos centimétricos.

Fonte: Gonçalves *et al.* (2016)

4.4 IMPORTÂNCIA ECONÔMICA

Os maiores produtores de ferro do mundo são Rússia, Brasil, Austrália e China. A maior parte do minério de ferro extraído atualmente nestes países é proveniente de Formações Ferríferas (FFs) pré-cambrianas ou de depósitos provenientes (e.g. cangas e colúvios). Os

depósitos de minério de ferro mais rentáveis estão associados às FFs, sendo compostos por rochas ricas em hematita, com mais de 60% de teor em ferro, que se formaram por processos de lixiviação de sílica e oxidação dos minerais ferrosos.

A maioria dos depósitos econômicos de minério de ferro foram formados pelo intemperismo de FFs pré-cambrianas, durante o final do Mesozoico e Terciário, sendo inclusas nesta categoria as cangas que ocorrem na América do Sul (Hoppe *et al.* 1987) e as limonitas pisolíticas fluviais, extraídas na região de *Robe River* no oeste da Austrália. Os depósitos contemporâneos são formados principalmente por hidróxidos de ferro (e.g. goethita/hematita), e contêm impurezas e apresentam baixo teor de ferro quando comparados aos depósitos pré-cambrianos.

Segundo Costa (2007), as reservas mundiais de minério de são da ordem de 370 bilhões de toneladas. O Brasil possui 7,2% das reservas mundiais ocupando o quinto lugar entre os países detentores das maiores reservas de minério (Figura 18). O país ocupa um lugar de destaque no cenário mundial devido aos altos teores de ferro em seus minérios (50 a 60% nos itabiritos e 60 a 69% nos minérios ricos em hematita). As reservas brasileiras estão assim distribuídas: Minas Gerais (63,7%), Pará (18,4%), Mato Grosso do Sul (16,9%) e outros estados (1%).



Figura 18. Mapa esquemático com a localização de importantes depósitos de minério de ferro de alto teor no mundo, os círculos representam qualitativamente o volume dos depósitos.

Fonte: Beukes et al. (2002).

5 MATERIAL E MÉTODOS

Neste capítulo é apresentada a metodologia desenvolvida para execução do trabalho, bem como os recursos, tais como imagens, bases cartográficas digitais e programas utilizados para a realização dos experimentos.

5.1 MATERIAL

Foram utilizados os seguintes dados e programas para a execução dos experimentos:

- Duas imagens ASTER, AST_07XT_00308032001134949_20170516112804_26216 e AST_07XT_00308032001134949_20170516112805_26216, baixadas gratuitamente no site *Earth explorer* no dia 16 de maio de 2017. A primeira imagem é composta pelas bandas 1, 2 e 3N, com resolução espacial de 15 metros, correspondente às bandas do VNIR, e a outra imagem, com as bandas 4, 5, 6, 7, 8 e 9, com resolução espacial de 30 metros correspondentes às bandas do SWIR. As imagens são do tipo AST_07 em formato HDF em Nível-2 de processamento, com dados convertidos em reflectância de superfície para o VNIR e SWIR, sendo previamente ortorretificada com correções geométricas e radiométricas. As imagens têm a data de passagem em 08 de março de 2001 e foram processadas, disponibilizadas e adquiridas em maio de 2017;
- Modelo Digital de elevação ALOS-PALSAR com resolução espacial de 12,5 metros, pré-processado com correção de terreno e exportado em formato GeoTIFF, disponibilizadas e adquiridas gratuitamente através da JAXA (*Japan Aerospace Exploration Agency*);
- Banco de dados livres da CPRM e INPE para seleção da área de estudo e utilização de *shapefiles* para demarcação de drenagem, vias de acesso, localidades e geologia da folha SB.22-Z-A (1:500.000), disponibilizados gratuitamente em seus portais na internet.

5.1.1 Programas utilizados

- ENVI 5.3 – Utilizado para a visualização dos dois conjuntos de imagens (VNIR e SWIR). Posteriormente foi utilizado para realização de etapas de visualização de histogramas, respostas espectrais, pré-processamento e agrupamento de imagens.

- E-Cognition 9 – Utilizado para segmentação e classificação da imagem baseada no método orientado a objetos.
- ArcGIS 10.5 – Utilizado para a criação de mapas temáticos a partir dos produtos gerados no e-Cognition.

Todos os programas foram adquiridos sob licenças presentes no laboratório LAIT-UFPA, cujos coordenadores cederam gentilmente para a realização desse trabalho.

5.2 MÉTODOS

A metodologia desse trabalho surgiu a partir do conhecimento no processo de classificação automático orientado a objetos, sendo este utilizado para sanar a dificuldade de extração de informações de imagens de satélite com resolução espacial média, tendo em vista que a análise pixel a pixel pode, em certos casos, não ser suficiente para a obtenção de dados satisfatórios para certos tipos de pesquisa, sendo necessário a utilização de programas que aceitem informações do usuário para pré-estabelecer segmentos baseados em condições de grau de homogeneidade do tamanho, forma, cor e tipo de arranjo de objetos, e a partir desses resultados, seja atribuído funções de pertinência e chaves de interpretação para a classificação de diversas classes.

A preparação e elaboração do experimento de classificação foi realizada em seis etapas: 1) seleção das faixas espectrais mais representativas das feições diagnósticas dos objetos de interesse; 2) agrupamento das imagens; 3) análise exploratória; 4) construção do modelo de classificação; 5) avaliação da classificação e 6) elaboração de mapas temáticos. Na Figura 19, estão representados os processos citados, bem como os procedimentos usados em cada uma das fases.

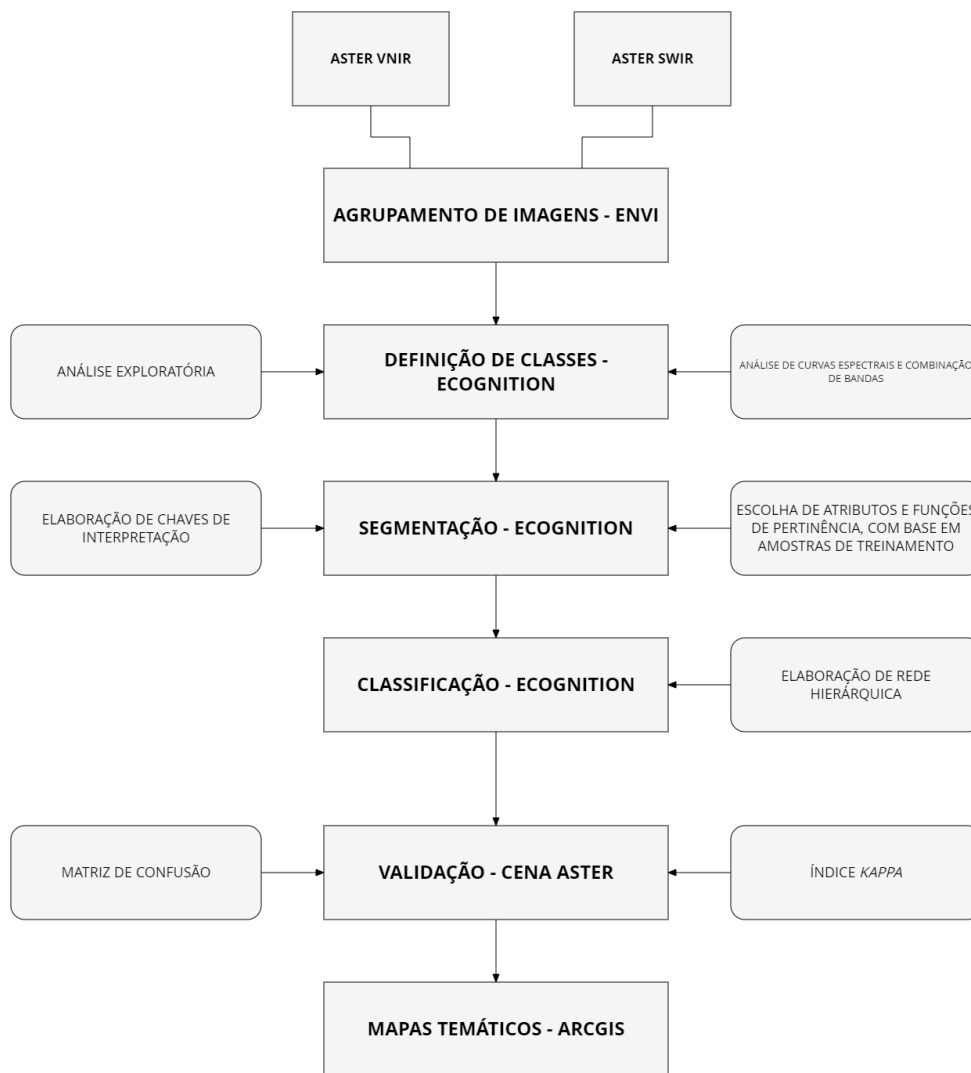


Figura 19. Diagrama esquemático dos procedimentos metodológicos do trabalho.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

5.2.1 Seleção da área de estudo

A escolha da área de estudo partiu da necessidade de se elaborar um trabalho em uma área inédita, baseado em uma análise orientada a objetos a partir de imagens ópticas do sensor ASTER. Com este tipo de informação, buscou-se elaborar um mapa temático para a ocorrência de cangas lateríticas, que na região estudada são frequentemente encontradas no topo dos platôs em direção predominantemente E-W/NE-SW, com dimensões que variam de centenas de metros a quilômetros de largura, podendo ser encontradas de forma mais expressiva na Serra do Tarzan e Bocaína (Figura 20), em altitudes maiores de 400 metros, revestindo e mantendo os platôs; e de forma mais distribuída em meio ao solo exposto da região na forma de cangas

detríticas, dando um aspecto amarronzado ao solo e impossibilitando o crescimento da vegetação característica da área.

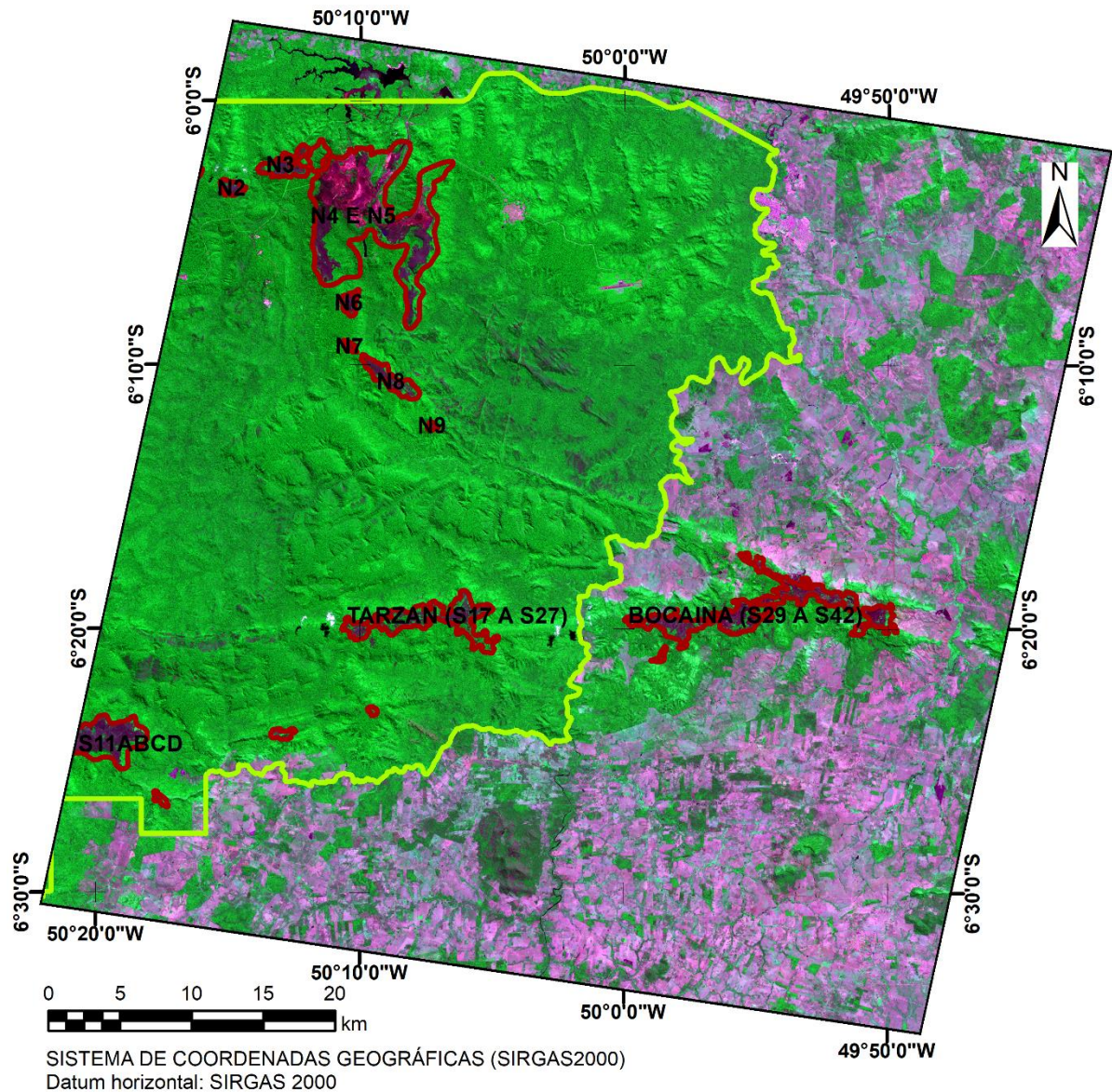


Figura 20. Imagem ASTER utilizada no trabalho em cor natural (R2/G3/B1) com destaque na Floresta Nacional de Carajás e os platôs de canga.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A imagem utilizada para esse trabalho cobre uma superfície de 60 x 60 km, e o processamento e classificação foi realizado em toda a área imageada pelas cenas. A cobertura de nuvens e sombras na cena é de menos de 1%.

A maior escala utilizada para o trabalho foi de 1:75.000 para preservar a precisão gráfica do mapa, considerando que os valores de cada pixel para a imagem foram reamostrados para o

valor de 15 metros, pois um detalhamento maior não poderia manter a representação cartograficamente aceitável.

Neste estudo, as classes selecionadas foram escolhidas com base no critério de ocorrência na cena, pois ficaria inviável trabalhar em uma escala muito pequena para separar classes de pouca expressão, portanto, a classe Área urbana, que ocupa aproximadamente 3% da área total da cena, quanto a classe Massa d'água, que ocupa cerca de 1% da área total da cena foram classificadas a partir de *shapefiles* da base de dados da CPRM na escala de 1:50.000, e as classes Nuvem e Sombra foram classificadas manualmente pelo usuário, pois contavam apenas com quatro amostras na cena.

As classes finais escolhidas para a análise orientada a objetos foram: Vegetação, Cangas lateríticas e Solo exposto. A classe vegetação ocupa cerca de 50% da cena, sendo composta em grande parte por unidades de conservação que compõem a Floresta Nacional (FLONA) de Carajás, ocorrendo em toda região na forma de vegetação densa, e em algumas regiões em meio a classe Solo exposto como vegetação rasteira. A principal característica da classe Vegetação é sua coloração verde intensa.

A classe Cangas lateríticas ocupa cerca de 15% da cena, sendo encontrada em sua grande maioria no topo das serras do Tarzan, Bocaína, Serra Norte e Serra Sul, tendo características principais sua coloração amarronzada e supressão da vegetação de forma abrupta. Visualmente é mais difícil diferenciar alguns limites entre o solo exposto, pois ele também possui muitas vezes tons marrons, devido a presença intensa de hematita e goethita em sua pedogênese.

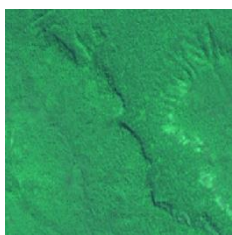
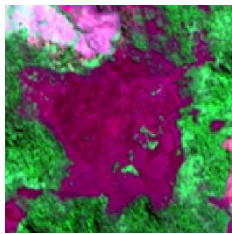
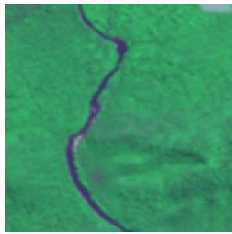
A classe solo exposto ocupa cerca de 30% da cena e é encontrada nas cotas topográficas mais baixas da região. Suas características variam de acordo com a sua pedogênese, mas no geral a classe apresenta cores variando entre tons de rosa, marrom e lilás, em casos mais localizados.

5.2.2 Definição e caracterização das classes

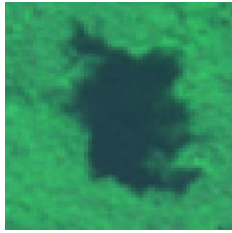
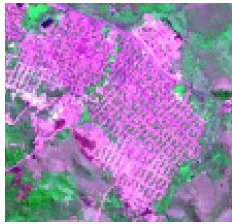
A seleção e caracterização das classes de interesse foram realizadas com base na interpretação visual da imagem ASTER previamente agrupadas, procurando identificar os tipos de cobertura de feições naturais, como vegetação, cangas lateríticas e solo exposto. A

caracterização das classes foi auxiliada pela elaboração de chaves de interpretação para cada uma das classes. Nestas chaves, foram analisados os elementos de interpretação: cor, tamanho, forma, localização e textura. Na Tabela 5, são apresentadas as classes selecionadas e as suas chaves de interpretação:

Tabela 5. Chaves de interpretação das classes utilizadas no trabalho.
Fonte: Adaptado de Pinho (2006)

Classe	Amostra	Cor natural (R2/G3/B1)	Falsa cor (R3/B2/B1)	Localização/ Contexto	Forma, tamanho e textura
Vegetação		Verde (Variando de verde escuro a verde claro)	Vermelho vibrante (variando até tons de magenta)	Localizado em grande parte da cena. Ocorre súbito desaparecimento quando em contato com as cangas.	Possui textura rugosa, diversas variações dos elementos texturais, dependendo do meio inserido
Solo exposto		Magenta (variando de rosa claro a lilás)	Branco azulado	Localizado sempre ao entorno da vegetação e em cotas mais baixas	Forma, textura e tamanhos variados
Cangas lateríticas		Marrom escuro	Verde escuro	Localizado nos altos dos platôs das serras, e em menor parte dispersos envoltos por solo	Forma, textura e tamanhos variados
Massa d'água		Azul claro (pode variar com alguns tons de lilás)	Azul escuro	Ocorre de forma muito pontual, sempre cercada por vegetação ou em menor proporção por solo	Forma predominantemente retilínea ou formando lagos
Nuvem		Branca (com variações de lilás)	Branca	Ocorre de forma muito pontual	Ocorre sem uma forma definida

(Continua)

Sombra		Preta	Preta	Ocorre de forma pontual, sempre próxima a nuvem	Sem forma definida
Área urbana		Rósea	Branca	Ocorre localmente na imagem, circundada por solo exposto e/ou vegetação	Forma predominantemente retilínea, com forma bem definida

(Conclusão)

Na tabela acima são mostradas as classes Massa d'água, Nuvem, Sombra e Área urbana, porém, no processo de classificação não foi possível identificar a classe Massa d'água corretamente, pois a mesma era agrupada em algum momento com algum outro objeto no processo de segmentação. Ela era comumente confundida com as classes: Vegetação e Cangas lateríticas. Como haviam poucos representantes desta classe (Rio Parauapebas e lagos nas adjacências da Serra Norte) e suas dimensões eram reduzidas (cerca de 1% da área total da imagem), optou-se por classificar a partir da opção *thematic layer*. Essa ferramenta está presente no programa e-Cognition e carrega vetores externos e realiza a classificação dos objetos com base em *shapefiles*, colocando-os nas classes designadas. Em um procedimento normal de elaboração de mapa de cobertura do solo e vegetação, os erros gerados pela classificação desses objetos tomariam algum tempo nesta etapa, pois se trata de uma área muito pequena, e para que houvesse uma boa separabilidade dessa classe, seria necessário mudar a escala de segmentação, o que não se mostrou viável para esse trabalho.

As classes Área urbana e Massa d'água foram classificadas a partir de *shapefiles* disponibilizados pela CPRM na escala de 1:50.000. A classificação a partir da ferramenta *thematic layer* para essas classes se mostrou factível devido a três circunstâncias: 1) escala da segmentação, pois para que houvesse uma melhor separação entre as classes, deveria ser mudada a escala do trabalho; 2) a limitação da resolução espacial, onde objetos menores ou maiores poderiam conter outras classes internamente; 3) o tempo para classificação de mais objetos em uma escala mais detalhada seria muito grande, inviabilizando o trabalho em um computador comum.

O mesmo ocorreu com as classes Nuvem e Sombra, pois suas áreas eram tão pequenas que alguns segmentos gerados continham outras classes de estudo. Como seus representantes eram muito reduzidos e não somavam nem 1% de área total na imagem, optou-se também por classificar manualmente esses objetos.

5.2.3 Pré-processamento

Na fase de pré-processamento, as bandas do SWIR (B4, B5, B6, B7, B8 E B9) do sensor ASTER foram reamostradas para resolução espacial de 15 metros, mesma resolução das bandas do VNIR. Em seguida as bandas VNIR e SWIR foram agrupadas no mesmo arquivo por meio do *software* ENVI 5.3, utilizando-se da ferramenta *layer stacking* com a interpolação por vizinho mais próximo. Esse método é o mais simples dos interpoladores, pois são usados os valores do ponto mais próximo do nó em uma grade regular para estimar o valor interpolado, sendo comumente utilizado quando desejamos transformar dados brutos em grade regular sem modificação dos valores observados. Este procedimento permite a análise combinada das bandas como álgebra de bandas, geração de curvas espectrais, composição de bandas, entre outros.

5.2.4 Segmentação

Nesta etapa, definiram-se os níveis e a estratégia de segmentação que foram utilizados no experimento, assim como conduziram-se os testes dos parâmetros de peso atribuído para cada banda, escala, cor e forma, apropriados a cada nível. No Nível 1, onde foi classificada toda a área teste, criou-se o primeiro nível de segmentação. Foi definido quais seriam os objetos de interesse, os objetivos a serem atendidos, a escala do trabalho, os arquivos auxiliares a serem utilizados na segmentação e o peso dos parâmetros (cor, forma, compacidade e suavidade) utilizados na segmentação.

O Nível 1 teve como objetivo identificar as classes de vegetação, cangas lateríticas e solo exposto em escala detalhada. A definição dos parâmetros de segmentação neste nível foi a tarefa mais delicada desta etapa do trabalho, pois era necessário construir objetos que representassem todos os tipos de classes com a maior separação possível entre eles, porém, tendo cuidado para não gerar um número excessivo de objetos. A Tabela 6 apresenta os valores dos parâmetros utilizados no trabalho.

Tabela 6. Parâmetros de segmentação para a imagem ASTER.

Fonte: Adaptado de Nascimento Júnior (2011).

Algoritmo	Peso das bandas	Parâmetro de escala	Forma	Compacidade
Segmentação multiresolução	1	10	0.2	0.3

Quanto ao parâmetro priorizado na segmentação no Nível 1, foi atribuído maior peso ao parâmetro cor. Isto ocorreu devido ao fato dos objetos possuírem mais importância nas faixas espectrais do VNIR e SWIR para distinguir classes de interação rocha-solo-vegetação que o de forma. Um peso grande para forma, nesta situação, resultaria em objetos com interferência de outras classes, tendo em vista que muitos objetos possuem as bordas irregulares, não mostrando uma tendência a serem distinguidos pela sua forma. Na Figura 21, observam-se os resultados do procedimento de segmentação aplicado a uma imagem hipotética. O valor de escala é o mesmo, mas foram aplicados pesos diferenciados à cor e à forma.

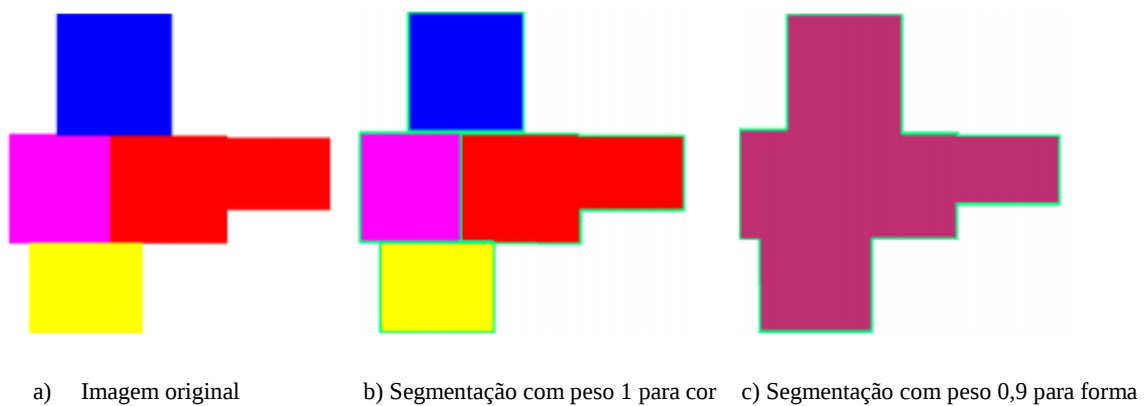


Figura 21. Comparação entre os resultados de uma segmentação, onde foram associados pesos diferentes aos parâmetros de cor e forma.

Fonte: Pinho (2006).

Após a definição dos níveis de segmentação, testaram-se os parâmetros de escala, cor, forma, compacidade e suavidade, realizando várias segmentações para a área teste de cada imagem. Os resultados das segmentações passaram por uma inspeção visual, a fim de se verificar a coerência entre os objetos gerados daquilo que era esperado. Foram escolhidos os parâmetros que produziram segmentos que melhor reconheceram os objetos de interesse.

5.2.5 Classificação

Nesta etapa, o primeiro passo foi definir uma rede hierárquica inicial (Figura 22) a ser aplicada à imagem ASTER. A elaboração desta rede hierárquica seguiu a estratégia das chaves

de eliminação para as classes mais facilmente distinguíveis pelos atributos espectrais. Para a vegetação adotou-se o índice NDVI, que permitiu classificar áreas vegetadas e não-vegetadas, caracterizando a classe Vegetação por valores de diferença normalizada altos e Não-vegetação com sendo caracterizada com baixos valores de NDVI.

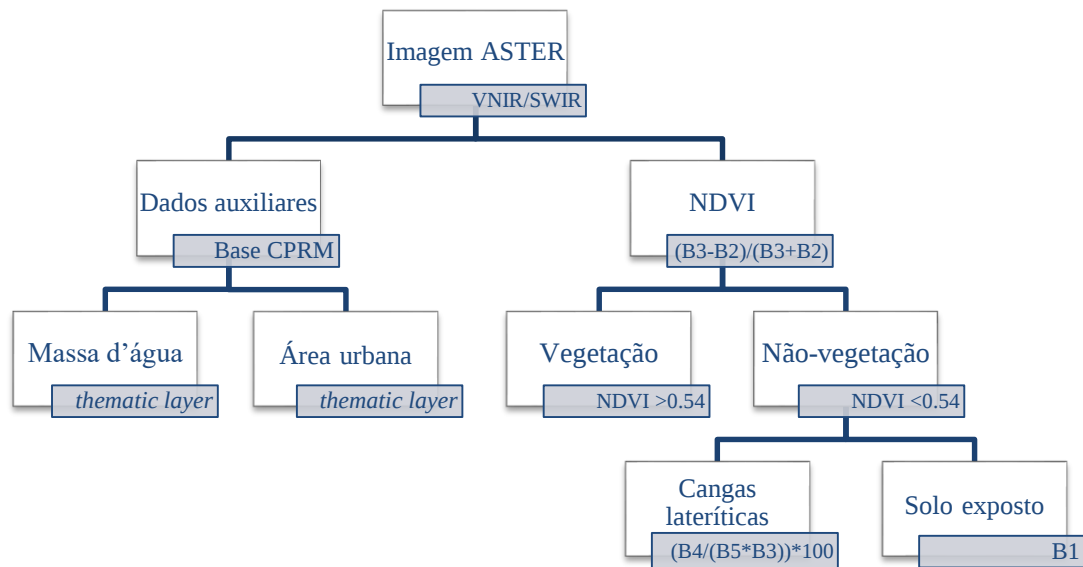


Figura 22. Rede hierárquica utilizada.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Na sequência, as outras classes foram definidas por relações de especialização, baseadas nos atributos analisados das chaves de classificação. Em seguida, esta rede foi testada por meio do comportamento das classes para os descritores selecionados, sendo agrupadas em super-classes, para que não houvesse interferências de uma classe já determinada, pois não tinham nada em comum. Em um segundo momento, essas classes foram agrupadas em objetos maiores, segundo a hierarquia de grupos estruturados, para melhor visualização dos limites dos alvos, sendo possível observar os objetos finais sem a necessidade de fazer outra segmentação menos detalhada.

5.2.5.1 Definição de atributos e regras de pertinência

Foram selecionadas 300 amostras de treinamento aleatórias a partir das imagens ASTER para as classes Vegetação, Cangas lateríticas e Solo exposto. Essas amostras foram selecionadas por uma malha criada em formato *shapefile*, devidamente georreferenciada e espacializada para a obtenção de informações em cada um dos pontos médios. Após isso, foi observado o comportamento dessas amostras em alguns dos seus atributos a partir da visualização de seus

histogramas, espacialização de atributos e comportamento espectral, sendo esta última observada na Figura 23 para cada um dos alvos propostos.

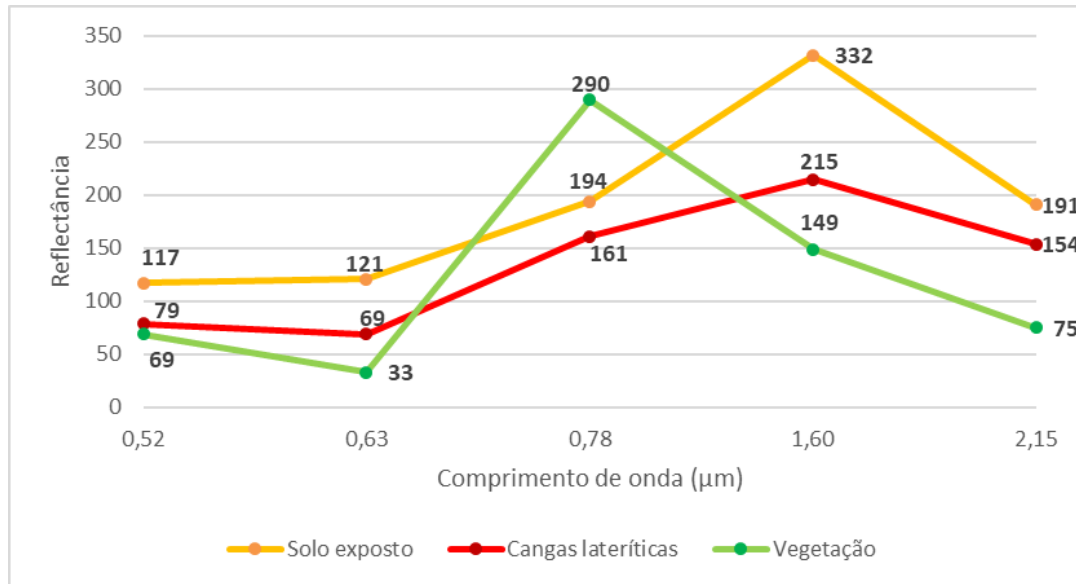


Figura 23. Comportamento espectral da média dos objetos da banda 1, 2, 3, 4 e 5 para as classes Solo exposto, Cangas lateríticas e Vegetação.

Fonte: Elaborado pelo autor (2018).

5.2.6 Avaliação da classificação

Nesta etapa, foi utilizada a técnica de avaliação a partir da matriz de confusão com o cálculo do coeficiente de concordância *Kappa* (Cohen 1960). Segundo Rennó *et al.* (1999), a matriz de confusão serve para avaliar os erros do resultado final da classificação (o mapa temático) em relação aos dados de referência (verdade de campo, amostras de teste ou outro mapa). A matriz de confusão estabelece a base para quantificar a precisão da classificação e caracterizar os erros, refinando a classificação final. Em outras palavras, a matriz de confusão serve para avaliar a qualidade do mapa, e o coeficiente para avaliar a qualidade do processo de classificação.

5.2.6.1 Matriz de Confusão e Coeficiente de Concordância *Kappa*

A matriz de confusão apresenta os resultados de uma classificação comparados com os dados de referência. A matriz é quadrada, portanto com igual número de colunas e linhas. As colunas representam os dados de referência, enquanto as linhas indicam a classificação gerada

a partir dos dados de sensoriamento remoto (Congalton & Green 1999, Lillesand & Kiefer 1994). Na Figura 24, há uma representação matemática da matriz de confusão.

		+i = colunas (referência)			Total da linha
		1	2	K	X_{i+}
i+ = linhas (classificação)	1	X_{11}	X_{12}	X_{1k}	X_{1+}
	2	X_{21}	X_{22}	X_{2k}	X_{2+}
	K	X_{k1}	X_{k2}	X_{kk}	X_{k+}
Total da coluna		X_{+1}	X_{+2}	X_{+k}	N

Figura 24. Representação matemática da matriz de confusão.
Fonte: Congalton e Green (1999).

Segundo Congalton e Green (1999), a matriz de confusão é um bom método para avaliar a qualidade da classificação, pois descreve a exatidão de cada classe com seus erros de comissão (quando um elemento é incluído em uma classe à qual ele não pertence) e omissão (quando um elemento é excluído da classe à qual pertence). A partir da matriz de confusão, é possível calcular algumas medidas descritivas como a exatidão global, do usuário, do produtor.

Outra medida calculada para o presente trabalho é o coeficiente de concordância *Kappa*, sendo calculado a partir da matriz de confusão. Segundo Congalton e Green (1999), este coeficiente é baseado na diferença entre concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre a classificação e os dados de referência) e a chance de concordância entre os dados de referência e uma classificação aleatória (produto entre os totais marginais da matriz). Diferentemente da acurácia global, que assume totalmente o documento de referência como verdadeiro, o índice assume o mesmo grau de veracidade (Medina 2007). O cálculo do *Kappa* é expresso por:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (11)$$

onde:

r = Número de classes

x_{ii} = Número de elementos classificados corretamente

x_{i+} = Total de elementos classificados para uma categoria i

x_{+i} = Total de elementos de referência amostrados para uma categoria i

N = Número total de amostras

Há também o *Kappa* por classe que foi criado por (Rosenfield & Fitzpatrick-Lins 1986), com a finalidade de comparar a exatidão entre duas ou mais classes em classificações distintas. Esse índice foi utilizado com a finalidade de observar a exatidão da classificação para cada alvo proposto no presente trabalho. É expresso pela fórmula:

$$K = \frac{Nx_{ii} - (x_{i+} \cdot x_{+i})}{Nx_{+i} - (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (12)$$

Landis e Koch (1977) propuseram uma escala de avaliação onde intervalos de valores do coeficiente *Kappa* são atribuídos à qualidade da classificação. Esta escala está exposta na Tabela 7.

Tabela 7. Qualidade da classificação segundo intervalos de coeficiente de concordância *Kappa*.

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

Valor do <i>Kappa</i>	Qualidade da classificação
< 0,00	Péssima
0,00 – 0,20	Ruim
0,20 – 0,40	Razoável
0,40 – 0,60	Boa
0,60 – 0,80	Muito boa
0,80 – 1,0	Excelente

A avaliação da qualidade do resultado das classificações foi realizada da seguinte forma:

- Elaboração de uma amostra aleatória estratificada (com cem amostras por classe para a imagem ASTER), tomando como unidade amostral os polígonos do Nível I de segmentação, em escala 10.
- Interpretação visual das amostras, onde os polígonos que representaram dúvidas em suas classificações foram descartados.
- Elaboração da matriz de confusão.
- Cálculo das medidas de exatidão global, do usuário e do produtor.
- Cálculo do coeficiente *Kappa*.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, são demonstrados os resultados para o experimento, onde serão mostrados os resultados das etapas de segmentação, elaboração de rede hierárquica e classificação final para elaboração dos mapas temáticos, bem como também será mostrado algumas limitações e considerações e possíveis aprimoramentos futuros para o trabalho.

6.1 RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO NO NÍVEL 1

Nesta etapa do trabalho, foram testados os parâmetros de segmentação para a imagem ASTER, por meio da ferramenta segmentação multiresolução, sendo preenchidos os parâmetros de peso das bandas para segmentação da imagem, que permaneceu como padrão 1 para as bandas 1, 2, 3, 4 e 5 (todas tiveram o mesmo peso para segmentação); a escala do trabalho ficou definida em 10; forma com valor 0,3 e compacidade com valor 0,2. Na Tabela 8, podem ser observados os parâmetros de segmentação que foram utilizados e o número de objetos gerados para a segmentação do nível 1.

Tabela 8. Parâmetros de escala, forma e compacidade; peso das bandas; e número de objetos a partir do processo de segmentação.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

	ASTER
Nível 1	Escala:10
	Forma:0.3
	Compacidade: 0.2
	Peso das bandas: 1
	Nº de objetos: 362.747

A segmentação gerada demonstrou uma boa separabilidade dos alvos propostos a serem analisados no presente trabalho, onde na grande maioria dos casos (85%) há uma diferença nos limites das classes, facilitando o próximo passo de classificação, já que a média de reflectância dos objetos da cena ASTER tiveram uma boa resposta baseada nos parâmetros acima citados.

Alguns alvos de Solo exposto e Vegetação sofreram misturas em algumas porções da imagem, porém, esse erro é causado pela limitação da resolução espacial da imagem, que dificilmente distingue limites de alvos entre 15 e 30 metros, e em virtude disso, certos objetos gerados possuem áreas com misturas de segmentos, com frações dos dois alvos.

Estas misturas de segmentos ocorrem em maior quantidade em áreas onde há a ocorrência de pequenas redes de drenagem, fazendo com que nas suas adjacências ocorra a presença de vegetação ciliar de pouca distribuição e ao entorno volte a aparecer o solo exposto, ocorrendo comumente em redes de drenagem de 1ª ordem, que na região são caracterizadas por serem efêmeras e estreitas.

6.2 A ESTRUTURAÇÃO DA REDE HIERÁRQUICA

Para o experimento do nível 1 foi possível estabelecer visualmente 3 classes importantes: Vegetação, Canga lateríticas e Solo exposto. Baseado nisso, a estruturação começou pela maior classe e a mais diferente das outras duas, que foi a classe Vegetação. A rede hierárquica desse processo foi simples, apresentando a estrutura com objetos da imagem separados inicialmente com as classes Vegetação e Não-vegetação, onde esta última foi subdivida e gerou as classes filhas Canga laterítica e Solo exposto.

A partir da geração da classe mãe Não-vegetação, foi feita uma intensa análise exploratória para que se chegasse ao resultado final. Esses resultados são fruto de muitos testes e modificações na rede hierárquica, que envolveram um árduo trabalho de combinação de bandas e estabelecimento de limiares para a classificação dos objetos.

Nesta seção de texto são descritos todos os processos dos testes, até a chegada dos resultados aqui mostrados, bem como o que os sustentaram.

Na definição da rede hierárquica foi percebido que as classes possuíam comportamentos distintos a partir de diferentes combinações de bandas, que serão explicadas a seguir:

- Classe vegetação: a vegetação pôde ser classificada a partir da utilização da ferramenta de matemática de bandas, que permite a obtenção do NDVI considerando a média da reflectância das bandas do espectro vermelho (média B2) e infravermelho (média B3) dada na equação 13 a seguir:

$$NDVI = \frac{([mean\ B3] - [mean\ B2])}{([mean\ B3] + [mean\ B2])} \quad (13)$$

Este índice usa a alta reflectância da banda 3 para vegetação devido ao espalhamento múltiplo dos componentes do dossel e baixa reflectância na banda 2, devido à absorção

da radiação solar pelos pigmentos fotossintéticos. O seu limiar foi estabelecido entre 0.54 e 1 podendo ser facilmente observada a diferença entre a vegetação e as outras classes agrupadas na classe Não-vegetação.

- Classe Cangas lateríticas: as cangas puderam ser classificadas a partir do uso de matemática de bandas que combinaram as médias de reflectância das bandas 3, 4 e 5 (0,78-2,185 micrômetros), pois com as análises espectrais dessas bandas, foi possível elaborar uma assinatura que distinguia esse alvo dos demais a partir da alta reflectância no NIR e SWIR. A combinação dessas bandas se deu por meio da Equação 14. Este índice permitiu identificar a ocorrência das cangas lateríticas em meio a vegetação e em alguns locais reduzidos entre o solo exposto, tendo seu limiar estabelecido para a classificação de 0,68 a 1. O principal limitador para classificação de alvos menores foi a resolução espacial da imagem ASTER, tendo a escala mínima de 1:10.000 para se distinguir os alvos a olho nu. Em virtude disso, alguns alvos classificados não podiam ser separados devido a resolução espacial da imagem, portanto, tiveram que ser suprimidos por meio do comando *class filter* com área total menor de 100 pixels. Esse erro pode ter ocorrido também em virtude de os objetos estarem nos limites da escala da segmentação.

$$Laterita = \left(\frac{[mean\ B4]}{([mean\ B5 * mean\ B3])} \right) * 100 \quad (14)$$

- Classe solo exposto: essa classe surgiu a partir da análise dos limiares da reflectância da banda B1, pois ela mostrou uma melhor separabilidade com as outras classes devido a alta reflectância dos minerais pedogenéticos na região que compreende a faixa espectral entre 0,52 e 0,60 micrômetros, com os limiares entre 78 e 161, ocasionando em uma ótima separabilidade com classe Vegetação. Entretanto, em alguns pontos foram encontradas a classe Canga laterítica, pois em toda a região há a presença localizada de cangas em meio ao solo exposto, e por ser composto por hematita e goethita, pode ter influenciado na classificação, por conter objetos compostos pelas médias dessas duas classes, devido a escala da segmentação e resolução espacial.

6.3 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo, serão apresentados e avaliados os resultados da classificação orientada a objetos para as classes Vegetação, Cangas lateríticas e Solo exposto. A avaliação foi verificada por meio de uma análise visual, onde foi comparado o resultado da classificação com

a imagem original e pôde-se verificar se a identificação das classes pela hierarquia proposta está de fato coerente com a existência delas na realidade.

A partir desses resultados, foi comparada a exatidão temática da classificação e avaliado o desempenho dessa etapa por meio do índice *Kappa*, o qual avaliou se os objetos classificados realmente representavam o as classes no mundo real. Por fim, houve a elaboração de mapas temáticos apresentando as classes geradas por meio de análise orientada a objetos (Vegetação, Cangas lateríticas, Solo exposto, Massa d'água, Área urbana, Nuvem ou Sombra), devidamente georreferenciados e exportados como *shapefiles*.

Na Figura 25, pode ser observado o resultado da classificação da imagem ASTER, sendo possível verificar em uma escala de menor detalhamento, podendo notar que as classes aparentam coerência em comparação com a verdade de campo.

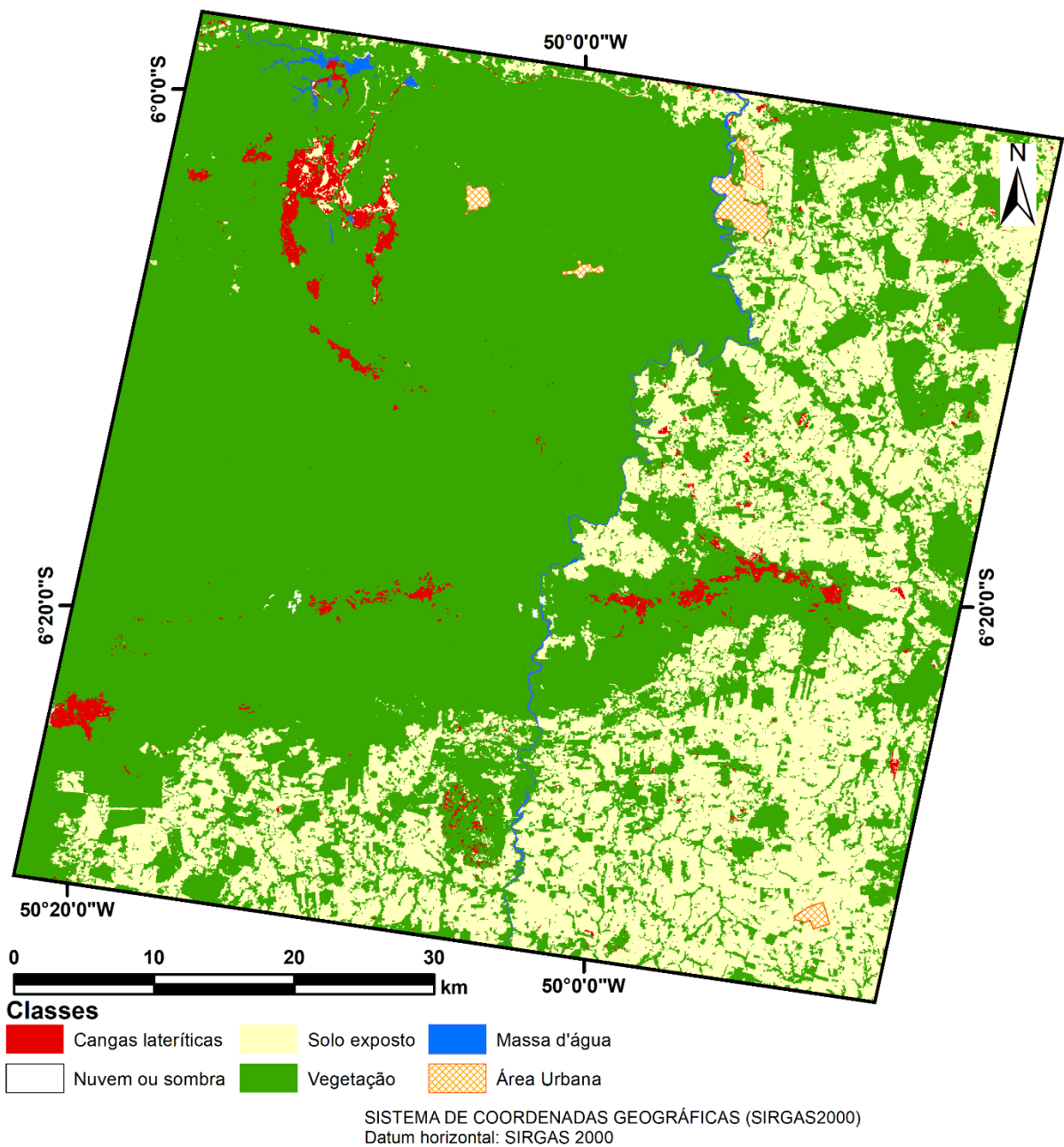


Figura 25. Resultado da classificação da imagem ASTER na região do estudo.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A classificação mostrou-se promissora, com objetos bem delimitados e condizentes com a realidade, demonstrando um grande avanço na classificação orientada a objetos na região de Carajás. A imagem utilizada para a avaliação dos resultados foi a própria cena ASTER, em uma escala mínima de visualização em 1:75.000. A exatidão global (eg) encontrada foi de 91,33%, e para o coeficiente *Kappa* alcançou-se o valor de 0,87. Segundo Landis e Koch (1997), o resultado da classificação pode ser considerado excelente, pois encontra-se no intervalo de 0,8-1.

Na análise da matriz de confusão mostrada na Tabela 9, observa-se que o desempenho da classe Vegetação foi superior a 0,84 no índice *Kappa* e exatidões do produtor e usuário de 0,89 e 0,94, respectivamente. Atribui-se esse excelente resultado ao uso do índice NDVI, proposto por Rouse *et al.* (1974), que se mostrou eficaz na delimitação da vegetação florestal. A escolha apropriada do limiar usado na classificação é um ponto chave do método.

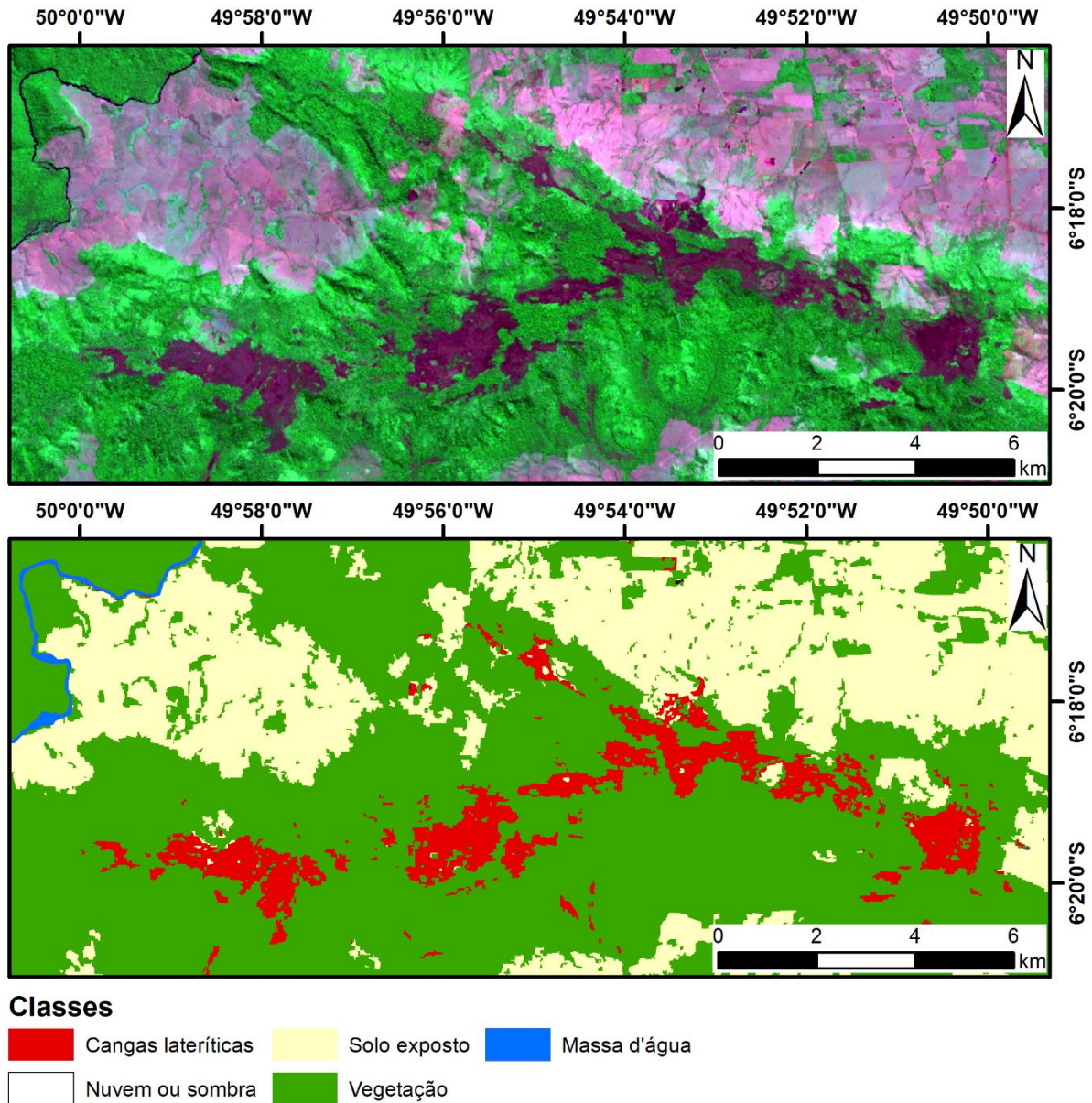
Tabela 9. Matriz de confusão da classificação da imagem ASTER.
Fonte: Adaptado de Pinho (2006).

Polígonos de referência Polígonos classificados	Vegetação	Cangas lateríticas	Solo exposto	Total
Vegetação	94	5	1	100
Cangas lateríticas	0	95	5	100
Solo exposto	11	4	85	100
Total	105	104	91	300
Exatidão do produtor (ep)	0,895	0,913	0,934	
Exatidão do usuário (eu)	0,940	0,950	0,850	
<i>Kappa</i> por classe	0,843	0,870	0,901	
<i>Kappa</i> Total				0,870

A classe Cangas lateríticas se destaca pelo sua delimitação e classificação (detalhe do platô da Serra da Bocaína, na Figura 25), possuindo uma exatidão do produtor de 0,913 e exatidão do usuário de 0,95. O índice *Kappa* por classe encontrado foi de 0,87, indicando um resultado excelente, demonstrando que a combinação de bandas do SWIR e NIR na análise exploratória e a escolha dos limiares foi válida e encontrou implicações muito satisfatórias.

A última classe do grupo e a melhor classificada foi a classe Solo exposto, com exatidão do produtor de 0,93 e usuário 0,85. A principal característica dessa classe é a alta exatidão do índice *Kappa* (0,901), devido a escolha da banda 1 do sensor ASTER, que indicou uma maior reflectância desse alvo nas bandas do VNIR. Essa classe mostrou uma excelente separabilidade com as classes Vegetação e Cangas lateríticas, mostrando alguns poucos erros entre os alvos no limite da resolução espacial da imagem. A banda 1 destaca-se na separação entre as classes em virtude da alta reflectância dos minerais presentes no solo da região, enquanto que na classe vegetação, a reflectância nessa faixa espectral é baixa, sendo possível uma boa distinção entre elas. A classe Cangas lateríticas também possui baixa reflectância na faixa espectral que corresponde a banda 1 do sensor ASTER, sendo facilmente distinguível da classe solo exposto se observado a partir de sua assinatura espectral. Na Figura 26, pode-se observar um mapa com

a separação entre as classes propostas no trabalho em uma escala de 1:100.000, sendo possível identificar os platôs de canga em meio ao Solo exposto e a Vegetação.



SISTEMA DE COORDENADAS GEOGRÁFICAS (SIRGAS2000)
Datum horizontal: SIRGAS 2000

Figura 26. Classificação na Serra da Bocaína, com variação das 3 classes predominantes na imagem.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

A Figura 27 apresenta o resultado da classificação da imagem ASTER na escala de mapeamento de 1:100.000, no local onde atualmente se encontra a Mina de cobre Sossego do projeto Salobo. O mapa em detalhe mostra a interação entre as classes, onde podem ser

observadas alguns objetos das classes com seus limites um pouco divergentes da realidade, porém ainda conservando na maior parte a veracidade das classes propostas.

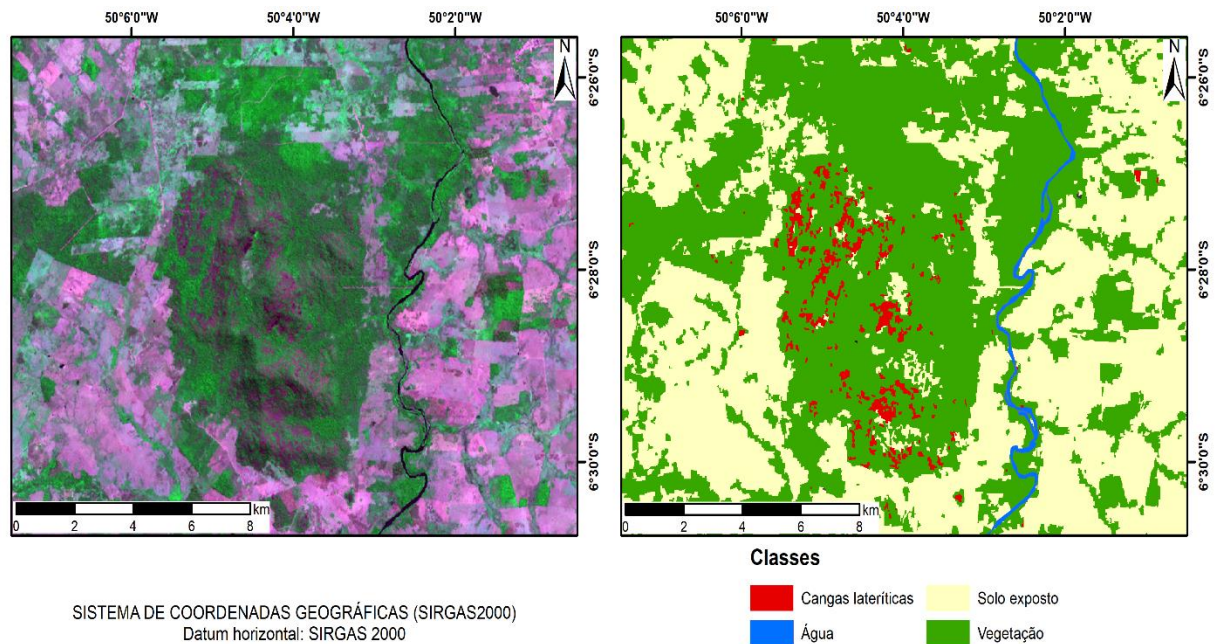


Figura 27. Resultado da classificação em escala de 1:100.000, mostrando ainda a presença de cangas lateríticas com contatos razoavelmente bem delimitados na região da mina do Sossego.

Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

Na Figura 28 é apresentado o resultado da classificação na área da mina N4 e N5 com a presença das classes Cangas lateríticas e Solo exposto em meio ao lago ao norte da área, podendo ser explicado a partir do despejo de material particulado e estéril retirado das minas na região, fazendo com que houvesse uma grande concentração no local, o que gerou na imagem uma resposta espectral e limiares correlatos com tais classes. Analisando-se visualmente, é possível observar uma boa separabilidade entre as classes Solo exposto, Cangas lateríticas e Vegetação.

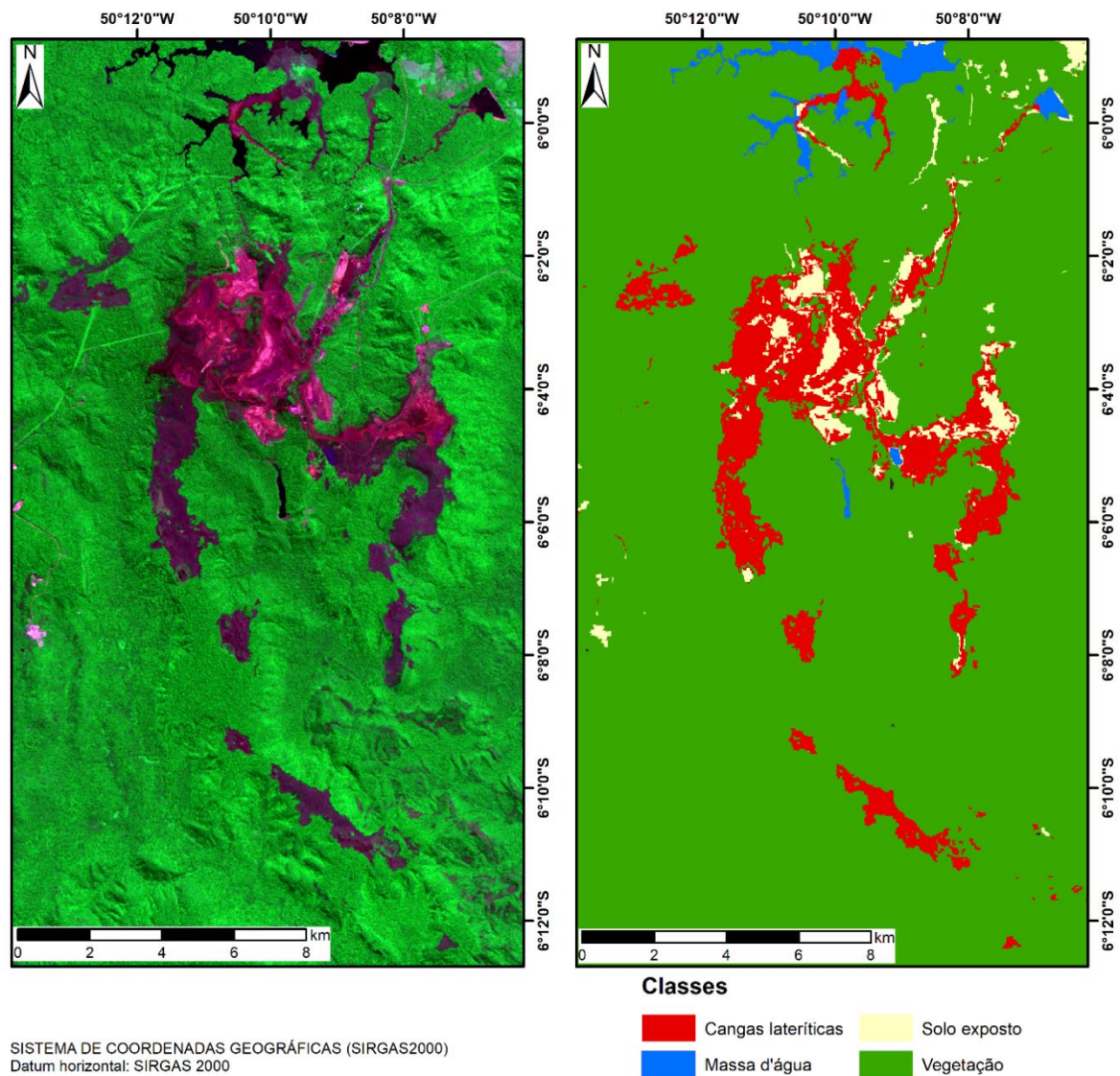


Figura 28. Resultado da classificação na área da mina N4 e N5 na região de Carajás.
Fonte: Elaborado pelo autor (2017).

6.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo, foram apresentados os resultados do experimento para esse trabalho, onde houve a classificação de Cangas lateríticas, Vegetação e Solo exposto de uma área de 3.600 km², contida na Província Mineral de Carajás, utilizando a análise de imagens orientada a objetos.

Em uma análise mais geral, pode-se dizer que a qualidade de classificação para a imagem mostrou uma exatidão excelente, com poucos alvos classificados erroneamente, a não ser em pontos mais específicos, localizados em transições de vegetação ciliar e solo exposto, e em cangas localizadas em porções locais da FLONA Carajás. Estes objetos, devidos à pouca

distribuição, tem a característica de agregar pixels de classes diferentes, tornando a distinção complicada. A geração desses objetos é influenciada por dois fatores, onde o primeiro é a resolução espacial, que quanto maior for, melhor será a distinção das bordas dos objetos, sendo assim, melhor a separabilidade de objetos com classes diferentes, enquanto que o segundo fator é relacionado às características dos alvos, pois áreas com objetos muito pequenos, próximos entre si e com arranjo irregular dificultam a individualização de segmentos, até mesmo em imagens de alta resolução, sendo possível fazer apenas classificações mais precisas em objetos maiores.

7 CONCLUSÕES

A partir da análise dos resultados das classificações, verificou-se que esta abordagem apresenta potencial na classificação da interação rocha-solo-vegetação a partir de imagens ópticas, sobretudo na região do espectro eletromagnético do VNIR e SWIR em reflectância. A utilização da segmentação multiresolução é uma nova abordagem, possibilitando utilizar informações entre as interações de objetos em uma imagem. A utilização da representação do conhecimento do usuário para estabelecimento em uma rede hierárquica permitiu constituir relações de hereditariedade entre classes e agrupamento de classes distintas, mas que apresentam uma maior diferença em relação à outra classe previamente estabelecida.

Em relação à exatidão da classificação dos objetos a partir da imagem ASTER, pôde-se concluir que ela fornece produtos com muito boa qualidade, com o índice *Kappa* e exatidões do usuário próximo a 0,90, e exatidões globais maiores que 0,9. Quando as classes são observadas de forma isolada, pode ser percebido que a exatidão temática foi excelente, sendo possível encontrar de forma precisa os limiares dos alvos do trabalho, bem como a elaboração de uma matemática de bandas inédita para classificação de cangas lateríticas da região de Carajás, onde até o momento não há nenhuma publicação sobre análise orientada a objetos para classificar esses alvos para a imagem ASTER nessa localidade.

No que diz respeito à caracterização das classes do trabalho, observou-se que dois tipos de informação foram essenciais na distinção dos objetos:

- Atributos espectrais (média da reflectância e brilho dos objetos), calculados a partir das bandas do VNIR que foram utilizados para descrever e na realização de diversos testes e a definição da classe Solo exposto.
- Atributos customizados que foram utilizados para distinguir a vegetação (NDVI) e as Cangas lateríticas (razão da média entre o produto entre as bandas B3 e B4, dividido pela banda B5).

Quanto à utilização dos dados gerados nessa pesquisa, é possível dizer que o mapeamento das classes da Província Mineral de Carajás pôde nos mostrar várias informações, como por exemplo, os limites entre a área de mina e área preservada, bem como a delimitação de áreas degradadas a partir da expansão das atividades de prospecção mineral.

7.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

As limitações no presente trabalho, a partir de uma análise minuciosa sugere as seguintes recomendações:

- A opção por detalhamento no momento da segmentação continuou implicando no surgimento de alguns objetos com a presença de uma classe diferente. Seria interessante utilizar uma imagem com uma maior resolução espacial para que houvesse uma maior separabilidade de objetos e consequentemente a individualização de novos segmentos, classificações mais precisas nas bordas e com arranjo mais regular.
- Não foi possível a separação da vegetação rasteira e vegetação arbórea, em virtude da resolução espacial e porque muitas vezes não há uma clara distinção das duas em alguns contextos. Em virtude disso, poderia ser feito um estudo mais detalhado desses alvos para a criação de uma árvore hierárquica mais elaborada nessas classes.
- A utilização de dados de altura, obtidas por algum modelo digital de elevação para a separação de diferentes cangas lateríticas na região de Carajás é recomendável. Esses dados são encontrados em bibliotecas livres e podem ser amplamente utilizados para novas etapas de trabalho.

REFERÊNCIAS

- Ab'saber A.N. 1986. Geomorfologia da região. In: Almeida J.M.G (eds.). *Carajás: desafio político, ecologia e desenvolvimento*. Brasília, DF, CNPq, p. 88-124.
- Abrams M., Hook S., Ramachandran B. 2007. *ASTER user handbook: version 2*. California: JPL - Jet Propulsion Laboratory. Disponível em: <http://ftp.glcf.umd.edu/library/pdf/aster_user_guide_v2.pdf>. Acesso em 15 de março de 2017.
- Almeida-Filho R. & Vitorello I. 1997. Remote sensing and field data integration in the definition of hydrothermally altered areas in vegetated terrain, Central Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, **18** (8): 1835-1842.
- Almeida-Filho R., Vitorello I., Bins L.S. 1997. Application of image merging, segmentation and region-classification techniques as a new approach for the detailed thematic mapping of soil-vegetation assemblages. *Revista Brasileira de Geociências*, **27** (2): 207-210.
- Almeida-Filho R., Vitorello I., Correia V.R.M. 1996. Use of landsat thematic mapper imagery as mineral prospecting tool in the Tin Province of Goiás, Brazil. *Geocarto International*, **11** (1): 61-69.
- Alvares C.A., Stape J.L., Sentelhas P.C., Gonçalves J.L.M., Sparovek G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift* (22): 711-728.
- Antunes A.F.B. 2003. *Classificação de ambiente ciliar baseada em orientação a objeto em imagens de alta resolução espacial*. DR Thesis, Instituto de Geociências, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 146p.
- Antunes A.F.B. & Lingnau C. 2005. Determinação da acurácia temática de dados oriundos da classificação digital de objetos por meio de lógica Fuzzy. In: INPE, Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia. *Anais...* São José dos Campos, p. 3451 -3459. 1 CD-ROM.
- Araújo O.J.B., Maia R.G., João X.S.J., Costa J.B.S. 1988. A mega-estruturação arqueana da folha Serra dos Carajás. In: SBG/DNPM, Congresso Latino-Americano de Geologia, *Anais...* p. 324-328.
- ASTER Reference Guide Version 2.0. 2003. Earth Remote Sensing Data Analysis Center. Disponível em: <http://ftp.glcf.umd.edu/library/pdf/aster_user_guide_v2.pdf>. Acesso em: 17 nov. 2017.
- Baatz M. & Schäpe A. 2000. Multiresolution segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl J. & Blaschke T. *Angewandte geographische informations verarbeitung XII. Beiträge zum AGIT- Symposium Salzburg*. Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag, p. 12 – 23. Disponível em: <http://www.definiens.com/pdf/publications/baatz_FP_12.pdf>. Acesso em: 07 abril de 2017.

- Baptista G.M.M., Madeira-Netto J.D.S., Meneses P.R. 1998. Determinação da relação sílica - alumina a partir dos dados do sensor AVIRIS (JPL/NASA), para discretização espacial do grau de intemperismo de solos tropicais. *In: INPE, 9º Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto*, Santos. *Anais...* São José dos Campos, p. 1345-1355.
- Baumgardner M.F., Silva L.F., Biehl L.L., Stoner E.R. 1985. Reflectance properties of soils. *Advances in Agronomy*, **38**: 1-14.
- Ben-Dor E., Irons J.R., Epema G.F. 1999. Soil reflectance. *In: Rencz A. N. (eds.). Remote sensing for the Earth science: manual of remote sensing*. New York, John Willey & Sons, Inc, p.111-188.
- Benz U., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M. 2003. Multi-resolution, object-oriented Fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *In: ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, **58** (3-4): 239-258.
- Biesiegel W.R., Bernardelli A.L., Drumond N., Ruff A.W., Tremaine J.W. 1973. Geologia e recursos minerais da Serra do Carajás. *Anais da Revista Brasileira Geociências* (3): 215-242.
- Chander G., Markham B.L., Helder D.L. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, **113** (5): 893-903.
- Cohen J. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement* **20**: 37-46.
- Congalton R.G., Green K. 1999. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. New York: Lewis Publishers. 136 p.
- Cosgrove D. 1998. A geografia está em toda parte: Cultura e simbolismo nas paisagens humanas. *In: Corrêa R.L., Rozendahl Z. (org.). Paisagem, Tempo e Cultura*. Rio de Janeiro: Eduerj. **5**: 92-123.
- Costa L.P. 2007. *Caracterização das Sequências Metavulcanossedimentares da Porção Leste da Província Mineral de Carajás (PA)*. MS Thesis, Instituto de Geociências. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 195p.
- Costa M.L. da. 1991. Aspectos geológicos dos lateritos da Amazônia. *In: Revista Brasileira de Geociências*, **21** (2): 146-160.
- Crósta A.P., Souza Filho C.R., Azevedo F. 2002. Caracterizando halos de alteração hidrotermal em depósitos auríferos epitermais com os sensores multiespectrais orbitais Landsat/TM e ASTER: o caso do Distrito de Los Menucos, Argentina. *In: SBG, 41º Congresso Brasileiro de Geologia, Anais*. João Pessoa, p.157.
- Companhia Vale do Rio Doce (CVRD). 2007. 20 Form annual report pursuant to section 13 or 15(d) of the securities exchange act of 1934: United States Securities and Exchange Commission.
- Definiens. eCognition: User Guide 3. Germany, 2003, 480 p. Disponível em: <<http://www.definiens-imaging.com/down/ecognition>>. Acesso em: 27 de junho de 2016.

Demattê J.A.M., Epiphanyo J.C.N., Formaggio A.R. 2003. Influência da matéria orgânica e de formas de ferro na reflectância de solos tropicais. *Bragantia*, **62** (3): 451-464.

Dias G.S., Macambira M.J.B., Dall'Agnol R., Soares A.D.V., Barros C.E.M. 1996. Datação de zircões de sill de metagabro: comprovação da idade arqueana da Formação Águas Claras, Carajás, Pará. In: SBG, 5º Simpósio de Geologia da Amazônia. *Anais*. p. 376- 379.

DOCEGEO. 1988. Revisão litoestratigráfica da Província Mineral de Carajás. In: SBG, Congresso Brasileiro de Geologia, 35. *Anais*. Belém, p. 11-54.

Earth Remote Sensing Data Analysis Center (ERSDAC). 2003. ASTER Reference Guide. Version 1.0. Earth Remote Sensing Data Analysis Center (ERSDAC). Disponível em: <<http://www.science.aster.ersdac.or.jp>>. Data de acesso: 05 de dezembro de 2016.

Earth Remote Sensing Data Analysis Center (ERSDAC). 2005b. ASTER user's guide. Part II - Level 1 Data Products (Ver.5). Earth Remote Sensing Data Analysis Center (ERSDAC). Disponível em: <<http://www.science.aster.ersdac.or.jp>>. Acesso em 20 de julho de 2017.

Feitosa R.Q., Mattos C., Santos R.V., Rego L.F.G., Pereira A.A.C. 2005. Impacto de técnicas baseadas em conhecimento na análise de imagens de média resolução para mapeamento do desflorestamento na Amazônia. In: INPE, Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia. *Anais*. São José dos Campos, p. 4065 - 4072. 1 CD-ROM.

Fonseca L.M.G. 2000. *Registro automático de imagens de Sensoriamento remoto baseado em múltiplas resoluções*. São José dos Campos: INPE. 219p.- (INPE-7502-TDI/717).

Foody G. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, **80** (1): 185-201.

Formaggio A.R., Epiphanyo, J.C.N. 2001. Feições espectrais e parâmetros analíticos de solos tropicais brasileiros. In: INPE, 10º Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto, Foz do Iguaçu. *Anais...* p. 1399-1401. 1 CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00016-1. (INPE-8252-PRE/4042). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/lise/2001/09.20.18.07>>. Acesso em: 30 de junho de 2017.

Formaggio A.R., Epiphanyo J.C.N., Valeriano D.D.M., Oliveira, J.B. 1996. Comportamento espectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.20, p.467-474.

Freitas M.L.D. 1986. Algumas considerações sobre a região-programa. In: Almeida, J.M.G. (org.). Carajás: desafio político, ecologia e desenvolvimento. CNPq, Brasília. Pp 22-29.

Galvão L.S., Formaggio A.R., Couto E.G., Roberts D.A. 2007. Estudo das relações entre tipos de solos, alteração, mineralogia e topografia por sensoriamento remoto hiperespectral. In: INPE, Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto, 13. (SBSR), Florianópolis. *Anais*. São José dos Campos, p. 6453-6460. CD-ROM; On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/10.20.16.57>>. Acesso em: 31 janeiro de 2017.

Galvão L.S., Vitorello Í. 1998. Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils. *International Journal of Remote Sensing*, **19** (10): 1969 – 1979.

- Galvão L.S., Vitorello Í., Paradella W.R. 1995. Spectroradiometric discrimination of laterites with principal componets analysis and additive modeling. *Remote Sensing of Environment*. 53 (2): 70-74.
- Galvão L.S., Almeida-Filho R., Vitorello I. 2003. Spectral reflectance characterization of hydrothermal alterations in tropical environment: a case study from Tin Province (Central Brazil) with ASTER data. *International Journal of Remote Sensing*. Submitted.
- Gibbs A.K., Wirth K.R., Hirata W.K., Olszewski Jr. W.J. 1986. Age and composition of the Grão-Pará Group volcanics, Serra dos Carajás. *Anais da Revista Brasileira de Geociências*, (16): 201-211.
- Gilabert M.A., Gonzáles-Piqueras J., Garcia-Haro J. 1997. Acerca de los Índice de Vegetación. *Revista de Teledetección*, nº 8 – Diciembre 1997. Pg. 1 – 10.
- Goel N.S. 1988. Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data. *Remote Sensing Reviews*, v.4, p. 1-222.
- Gomes C.B., Cordani U.G., Basei M.A.S. 1975. Radiometric ages from Serra dos Carajás área, Northern Brazil. *Geological Society American Bulletin*, (86): 939-945.
- Gonçalves D.F., Paula R.G. de. Barbosa M.R., Teles C., Maurity C.W., Macambira J.B. 2016. Lateritic terrains and the evolution of pseudokarstic features – case study in the iron ore mine N4E, Carajás Region – Pará, Brasil. 24th World Mining Cogress. p. 227-235
- Griffith J.S. 2005. Object-Oriented Method to Classify the Land Use and Land Cover in San Antonio using eCognition Object-Oriented Image Analysis. 10p.
- Hirata W.K., Rigon J.C., Kadekaru K., Cordeiro A.A.C., Meireles E.A. 1982. Geologia Regional da Província Mineral de Carajás. *Anais I Simpósio de Geologia da Amazônia*, Belém-Pará, Brasil. 1: 100-110.
- Hofmann P. 2001a. Detecting informal settlements from IKONOS image data using methods of object oriented image analysis - an example from Cape Town (South Africa). In: *International Symposium Remote Sensing of Urban Areas*, Regensburg, Germany. Proceedings. Regensburg, Germany: Institut für Geographie an der Universität Regensburg, p. 107 - 118.
- Hofmann P. 2001b. Detecting urban features from IKONOS data using an object-oriented approach. In: *Annual Conference of the Remote Sensing & Photogrammetry Society*. London, p. 28-33.
- Hoppe A., Schobbenhaus C., Walde D.H.G. 1987. Precambrian iron formation in Brazil. In: *Appel and LaBerge* (eds.), 347-390.
- Huete A.R. 1996. Extension of soil spectra to the satellite: Atmosphere, geometric and sensor considerations. *Photo Interpretation*, 34 (2): 101-118.
- Hunt G.R., Salisbury J.W., Lenhoff C.J. 1971. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: III. Oxides and hydroxides. *Modern Geology*, 2: 195-205.
- Jacobsen K. 2003. Geometric Potential of IKONOS- and QuickBird-Images. *GeoBIT/GIS*. p. 33–39.

Kruse F.A. 2004. Predictive subpixel spatial/spectral modeling using fused HSI and MSI data. *In: Spie Symposium On Defense & Security*. Orlando, FL. Proceedings. 5425. Orlando, FL: SPIE, p. 414 – 424.

Kruse F.A., Boardman J.W., Huntington J.F., Mason P., Quigley A. 2002. Evaluation and Validation of EO-1 Hyperion for Geologic Mapping. *In: IGARSS*, Toronto, Canada. Proceedings. Published on 1 CD ROM – Paper 02_06_17:00, ISBN: 0-7803-7537-8. Also in hardcopy, v. I. Toronto, Canada: IEEE Operations Center, Piscataway, NJ, p. 593-595.

Kumar R. 1972. Radiation from plant - reflection and emission: a review. Purdue Research Foundation Research. Lafayette, Indiana, p.72.

Laba M., Gregory S.K., Braden J., Ogurcak D., Hill E., Fegraus E., Fiore J., DeGloria S.D. 2002. Conventional and Fuzzy accuracy assessment of New York gap analysis project land cover map. *Remote Sensing of Environment*, **81** (2-3): 443-455.

Landis J.R., Koch G.G. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, **33** (1): 159-174.

Lillesand T.M., Kiefer R.W. 1994. Remote sensing and image interpretation. New York: John Wiley and Sons, 117p.

Lulla K. 1985. Some observations on geobotanical remote sensing and mineral prospecting. *Canadian Journal of Remote Sensing*, **11** (1): 17-39.

Ma Z., Redmond R. 1995. Tau coefficients for accuracy assessment of classification of remote sensing data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **61** (4): 435-439.

Macambira J.B., Ramos J.F.F., Assis J.F.P., Figueiras A.J.M. 1990. Projeto Serra Norte e Projeto Pojuca. Convênios Seplan/DOCEGEO/UFPa e DNPM/DOCEGEO/UFPa. Relatório Final, 150p.

Machado N., Lindenmayer Z.G., Krogh T.E., Lindenmayer D. 1991. U-Pb geochronology of Archean magmatism and basement reactivation in the Carajás area, Amazon shield, Brazil. *Precambrian Research*, (49): 329-354.

Madeira-Netto J.S. Comportamento espectral dos solos. P. R. Meneses; J. S. Madeira-Netto (ed.). 2001. Sensoriamento Remoto: reflectância dos alvos naturais. Brasília. *In: UnB-EMBRAPA*, p.127-156.

Maurity C.W., Kotschoubey B. 1995. Evolução recente da cobertura de alteração no Platô N1 – Serra dos Carajás-PA. Degradação, pseudocarstificação, espeleotemas. *Boletim do Museu Paraense Emilio Goeldi. Série Ciências da Terra*, (7): 331-362.

Meer F.V.D. 1999. Can we map swelling clays with remote sensing? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **1** (3-4): 27-35.

Meireles E.M., Hirata W.K., Amaral A.F., Medeiros Filho C.A., Gato W.C. 1984. Geologia das folhas Carajás e Rio Verde, Província Mineral dos Carajás, estado do Pará. *In: SBG*, 33º Congresso Brasileiro de Geologia. *Anais...* Rio de Janeiro, v.5, 2164-2174p.

- Meirelles M.R., Dardenne M.A. 1991. Vulcanismo basáltico de afinidade shoshonítica e ambiente de arco arqueano, Grupo Grão-Pará, Serra dos Carajás, Pará. *Revista Brasileira de Geociências*, (21): 41-50.
- Meneses P.R. 2001. Fundamentos de radiometria óptica espectral. In: P.R. Meneses J.S. Madeira-Netto (ed.). *Sensoriamento remoto: reflectância de alvos naturais*. Brasília: Editora Universidade de Brasília - UnB; Embrapa Cerrados, p. 15-60.
- Milton E.J. 1987. Principles of field spectroscopy. *International Journal of Remote Sensing*, **8** (12): 1807-1827.
- Mota N.F.O., Silva L.V.C., Martins F.D., Viana P.L. 2015. Vegetação sobre Sistemas Ferruginosos da Serra dos Carajás. In: Carmo, F.F. & Kamino L.H.Y. (org.). *Geossistemas Ferruginosos no Brasil*. Instituto Prístino, Belo Horizonte. p. 289-315.
- Moura M.L. 2002. Minimização dos efeitos da fumaça sobre o cálculo do NDVI. São José dos Campos-SP. 122p. (INPE-8976-TDI/810). MS Dissertation, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.
- Naesset E. 1996. Conditional tau coefficient for assessment of producer's accuracy of classified remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **51**, 91-98
- Nascimento Júnior W.R., 2011. Detecção de mudanças na costa de manguezais na Amazônia a partir da classificação orientada a objetos de dados multisensores. MS Thesis, Instituto de Geociências. Universidade Federal do Pará, Belém. 44p.
- Nogueira A.C.R., Truckenbrodt W., Pinheiro R.V.L. 1995. Formação Águas Claras, Pré-Cambriano da Serra dos Carajás: redescritção e redefinição litoestratigráfica. *Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi*, (7): 177-197.
- Oliveira Junior R.C. de, Rodrigues T.E., Silva J.M.L da; Valente M. A. 1998. Caracterização físico-hídrica dos principais solos da região de Marabá-Carajás, Estado do Pará. Belém: Embrapa-CPATU. 43p. (Embrapa-CPATU. Boletim de Pesquisa, 205).
- Olszewski Jr. W.J., Wirth K.R., Gibbs A.K., Gaudette H.E. 1989. The age, origin and tectonics of the Grão Pará group and associated rocks, Serra dos Carajás, Brazil: archean continental volcanism and rifting. *Precambrian Research*, **42**:229-254.
- Palacios-Orueta A., Ustin S.L. 1998. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. spectral analysis. *Remote Sensing of Environment*, v. **65**, p. 170- 183.
- Pieters C.M., Englert P.A.J. 1993. (eds.). Remote geochemical analysis: elemental and mineralogical composition. New York: Cambridge University Press. 594p.
- Pinho C.M.D de. 2006. Análise orientada a objetos de imagens de satélites de alta resolução espacial aplicada à classificação de cobertura do solo no espaço intra-urbano: o caso de São José dos Campos - SP / Carolina Moutinho Duque de Pinho. São José dos Campos: INPE. 180p.

Pizarro M.A. 1999. *Sensoriamento remoto hiperespectral para a caracterização e identificação mineral em solos tropicais*. (INPE-7249-TDI/693). MS Dissertation, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 185p. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/deise/1999/10.22.17.45>>. Acesso em: 31 janeiro 2017.

Pizarro M.A., Galvão L.S., Epiphany J.C.N. 2001. Caracterização espectral de solos tropicais através de componentes principais e da correlação entre reflectância e análises químicas. In: INPE, 10º Simpósio Brasileiro De Sensoriamento Remoto, Foz do Iguaçu. *Anais*. São José dos Campos, p. 1451-1460. 1 CD-ROM, On-line. ISBN 85-17-00016-1. (INPE-8250-PRE/4040). Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/lise/2001/09.24.08.43>>. Acesso em: 30 novembro de 2017.

Ponzoni F.J. 2001. Comportamento espectral da vegetação. In: P. R. Menezes; J. S. Madeira-Netto (ed.). *Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais*. Brasília: Embrapa, p.157-199.

Ponzoni F.J., Shimabukuro Y.E. 2010. *Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação*. São José dos Campos: Parêntese. 128p.

Rennó C.D., Sant'anna S.J.S., Freitas C.C. 1999, Avaliação das incertezas nas classificações de máxima verossimilhança e contextual de modas condicionais iterativas. In: GISBRASIL'99, 1999, Salvador. *Anais*.

Resende N.P., Barbosa A.L.M. 1972. Relatório de pesquisa de minério de ferro, Distrito Ferífero da Serra dos Carajás, estado do Pará. AMZA. Belém. 1248p

Ribeiro B.M.G., Kux H.J.H. 2009. Classificação Orientada a Objeto para Mapeamento do Uso do Solo –Métodos de Análise de Expansão Urbana. *Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, p. 7893-7900.

Rizzini C.T. 1979. Tratado de fotogeografia do Brasil. Vol. 2. Aspectos ecológicos. Hucitec/Edusp, São Paulo. 374p.

Rosenfield G.H., Fitzpatrick-Lins K. 1986. A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52 (2): 223 – 227.

Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W., Harlan J.C. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. 1ed. Pasadena: JPL Publication (NASA/GSFC), 151p.

Rumbaugh J., Blaha M., Premerlani W., Eddy F., Lorensen W. 1994. Modelagem e projetos baseados em objetos. Editora Campus, Rio de Janeiro.

Saito G., Ishitsuka N., Matano Y., Kato M. 2001. Application of TERRA/ASTER data on agriculture land mapping. In: *Asian Conference Of Remote Sensing (ACRS 2001)*, 22., 2001, Singapore. Proceedings. Singapore: Centre for Remote Imaging, Sensing and Processing (CRISP), Singapore Institute of Surveyors and Valuers (SISV), and the Asian Association on Remote Sensing (AARS), p. 1-6.

- Santos J.O.S. 2003. Geotectônica dos Escudos das Guianas e Brasil-Central. In: Bizzi L.A., Schobbenhaus C., Vidotti R.M., Gonçalves J.H. (eds.). *Geologia, Tectônica e Recursos Minerais do Brasil*. Companhia de Recursos Minerais/CPRM, p. 169-226.
- Santos B.A. 1986. Recursos minerais. In: Almeida, J.M.G (org.). *Carajás: desafio político, ecologia e desenvolvimento*. CNPq, Brasília. p. 294-361.
- Schaefer C.E.G.R., Ribeiro A.S. de S., Corrêa G.R., Neto E. de L., Simas F.N.B., Ker J.C. 2016. Características químicas de solos perféricos da Serra Sul de Carajás. In: *Boletim Paraense Emílio Goeldi*, Ciências Naturais 1: 57-69.
- Secco R.S., Mesquita A.L. 1983. Nota sobre a vegetação de canga da Serra Norte. In: *Boletim Paraense Emílio Goeldi*, Nova Série Botânica 59: 1-13.
- Silva G.G., Lima M.I.C., Andrade A.R.F., Issler R.S., Guimarães G. 1974. Geologia das folhas SB. 22 Araguaia e parte da folha SC22 Tocantins. In: *Levantamento de Recursos Minerais*, Projeto RADAM. Departamento Nacional de Produção Mineral – DNPM.
- Silva M.A. 2006. *Arranjos político-institucionais: a criação de novos municípios, novas estruturas de poder e as lideranças locais - a divisão territorial de Marabá na década de 1980*. MS Thesis. Universidade Federal do Pará, Belém, 188p.
- Tallarico F.H.B., McNaughton N.J., Groves D.I., Fletcher I.R., Figueiredo B.R., Carvalho J.B., Rego J.L., Nunes A.R. 2004. Geological and SHRIMP II U-Pb constraints on the age and origin of the Breves Cu-Au-(W-Bi-Sn) deposit, Carajás, Brazil. *Mineralium Deposita*, 39: 68-86.
- Thome K., Biggar S., Takashima T. 1999. Algorithm theoretical basis document for ASTER level 2B1 – surface radiance and ASTER level 2B5 – surface reflectance. Tucson, Arizona 85721: Remote Sensing Group of the Optical Sciences Center – University of Arizona. p. 45. Disponível em: https://eospsso.gsfc.nasa.gov/eos_homepage/for_scientists/atbd/docs/ASTER/atbdast0709.pdf. Acesso em: 13 de fevereiro de 2017.
- Tolbert G.E., Tremaine J.W., Melcher G.C., Gomes C.B. 1971. The recently discovered Serra dos Carajás iron deposits, northern Brazil. *Economic Geology*, v. 66, p. 985-994.
- Trendall A.F., Basei M.A.S., Laeter J.R., Nelson D.R. 1998. SHRIMP zircon U-Pb constraints on the age of the Carajás Formation, Grão-Pará Group, Amazon Craton. *Journal of South American Earth Science*, 11: 265-277.
- Ustin S.L., Jacquemoud S., Palacios-Orueta A., Li L., Whiting M.L. 2005. Remote sensing based assessment of biophysical indicators for land degradation and desertification. In: *Remote sensing and geoinformation processing in the assesment and monitoring of land degradetion and desertification*, Trier-Germany. Proceedings. Trier-Germany: Remote Sensing Department - University of Trier. p. 1-20.
- Valentin R.F., Olivito J.P.R. 2011. Unidade Espeleológica Carajás: Delimitação dos enfoques regional e local, conforme metodologia da IN-02/2009 MMA. *Espeleo-Tema*, 22 (1): 41-60.
- Van der Meer F. 1999. Can we map swelling clays with remote sensing? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 1 (1): 27-35.

Viana P.L., Mota N.F. de O., Gil A. dos S.B., Salino A., Zappi D.C., Harley R.M., Borges A.L.I., Secco R. de S., Almeida T.E., Watanabe M.T.C., Santos J.U.M, Trovó M., Maurity C., Giulietti A.M. 2017. Flora das cangas da Serra dos Carajás, Pará, Brasil: história, área de estudos e metodologia. *Rodriguésia - Revista do Jardim Botânico do Rio de Janeiro*. **67** (5): 1107-1124.

Woodcock C.E., Gopal S. 2000. Fuzzy set theory and thematic maps: Accuracy assessment and area estimation. *International Journal of GIS*, **14** (2): 53-172.

Yamaguchi Y., Kahle A.B., Tsu H., Kawakami T., Pniel M. 1998. Overview of Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). IEEE, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36: 1062–1071.

Yamaguchi Y., Naito C. 2003. Spectral indices for lithologic discrimination and mapping by using the ASTER SWIR bands. *International Journal of Remote Sensing*, **24** (22): 4311-4323.

Yourdon E. 1994. Object-Oriented Systems Design: an integrated approach. New Jersey: Prentice-Hall.

Zhang X., Pazner M., Duke N. 2007. Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the south Chocolate Mountains (California). ISPRS, *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 62: 271–282.

Zhang Y.J., Meinzer F.C., Hao G-Y, Scholz F.G., Bucci S. J. Takahashi F.S.C., Villalobos-Veja, R., Giraldo J.P., Cao K.F., Hoffmann, W.A., Goldstein G. 2009. Size-dependent mortality in a Neotropical savanna tree: the role of height-related adjustments in hydraulic architecture and carbon allocation. *Plant, Cell & Environment*, 32: 1456-1466.

Zucchetti M. 2007. Rochas máficas do Grupo Grão-Pará e sua relação com a mineralização de ferro dos depósitos N4 e N5, Carajás, PA. DR Dissertation, Instituto de Geociências, Universidade Federal de Minas Gerais, 125p.