



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO N° 482

**ANÁLISES TEXTURAIS DE PRODUTOS DERIVADOS DE
LIDAR PARA DISCRIMINAÇÃO DE CANGAS
LATERÍTICAS, SERRA SUL DE CARAJÁS (PA)**

Dissertação apresentada por:

JAQUELINE ALCÂNTARA DOS SANTOS

Orientador: Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (UFPA)

Coorientador: Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva (UFPA)

**BELÉM
2016**

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

Santos, Jaqueline Alcântara dos, 1988-
Análises texturais de produtos derivados de LiDAR
para discriminação de cangas lateríticas, serra sul de
Carajás (PA) / Jaqueline Alcântara dos Santos. - 2016.

Orientador: Pedro Walfir Martins e Souza
Filho;

Coorientador: Arnaldo de Queiroz da Silva.
Dissertação (Mestrado) - Universidade
Federal do Pará, Instituto de Geociências,
Programa de Pós-Graduação em Geologia e
Geoquímica, Belém, 2016.

1. Sensoriamento remoto - Carajás, Serra dos
(PA). 2. Sistemas de varredura - Carajás, Serra
dos (PA). 3. Laterita - Carajás, Serra dos (PA).
4. Mapeamento geológico - Carajás, Serra dos
(PA). I. Título.

CDD 22. ed. 621.3678098115



Universidade Federal do Pará
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica

**ANÁLISES TEXTURAIS DE PRODUTOS DERIVADOS DE
LIDAR PARA DISCRIMINAÇÃO DE CANGAS LATERÍTICAS,
SERRA SUL DE CARAJÁS**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

JAQUELINE ALCÂNTARA DOS SANTOS

**Como requisito parcial à obtenção do Grau de Mestre em Ciências na Área de
GEOLOGIA.**

Data de Aprovação: 30 / 09 / 2016

Banca Examinadora:


Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho
Orientador-UFPA


Prof. Dr. Roberto Vizeu Lima Pinheiro
Membro-UFPA


Prof. Dr. Marcos Adami
Membro-INPE

Dedico ao dom da vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida a cada novo raiar de sol.

Ao prof. Dr. Pedro Walfir por aceitar ser meu orientador, pelos conhecimentos repassados de forma clara e tranquilizante e, por toda sua dedicação para o melhor desenvolvimento desta pesquisa.

Ao prof. Dr. Arnaldo Queiroz pela orientação sobre geoestatística, análise textural do terreno, instrução acerca da utilização do aparelho rugosímetro e, por sempre ser prestativo e incentivador.

Ao Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica (PPGG) – Instituto de Geociências (UFPA) pela estrutura oferecida para o melhor desenvolvimento do mestrado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela bolsa de estudo.

Aos projetos de pesquisa “Evidências Geológicas, Palinológicas e Faunísticas do Paleoclima e seus efeitos na Floresta Tropical do Sudeste da Amazônia Oriental durante o Cenozoico Superior” em convênio com o Instituto Tecnológico Vale (ITV) e UFPA-FADESP e, o projeto “História deposicional dos ambientes lacustres da Serra dos Carajás durante o Quaternário Tardio: evidências sismo-estratigráficas, sedimentológicas, biogeoquímicas e palinológicas” em convênio com o ITV-UFPA e a Fundação Amazônia Paraense de Amparo à Pesquisa, pelo apoio financeiro.

Ao projeto “Levantamento geoespeleológico de cavidades naturais da Unidade Espeleológica de Carajás, Província Mineral de Carajás, PA (PROCAV)” em convênio com a VALE-UNIFESSPA pelo apoio logístico durante as campanhas de campo.

A minha mãe Maria Luisa e minha madrinha Lucimar Rodrigues pelo incentivo a cada nova etapa e pelo amor incondicional.

Ao meu esposo Márcio Fernandes pelo amor, companheirismo, paciência e incentivo.

Aos amigos e colegas conquistados ao longo de minha formação, em especial a Lidiane, Larissa, Lorena, Jeferson Souza, Paulo Isaac, Alyson Nogueira, Francisco Costa, Jorge Luis, Wilson, Michele, Glenda, Paulo Alves, Igor Narvaes, Marcos Adami e a todos que contribuíram de forma direta ou indireta no conhecimento adquirido e pelo crescimento como pessoa.

Obrigada !

RESUMO

A caracterização de feições geológicas por meio de produtos oriundos do sensoriamento remoto em regiões do trópico úmido sofre severas restrições devido à influência da vegetação na radiometria medida. Essa é a motivação para se investigar novas abordagens metodológicas visando extrair informações de dados de sensores remotos aplicados ao mapeamento geológico. Esta pesquisa visa desenvolver uma abordagem metodológica para discriminar tipos de superfícies lateríticas a partir de parâmetros texturais de Haralick extraídos de imagem de relevo sombreado gerada de Modelo Digital do Terreno de alta resolução espacial (1 m), derivado dos sinais de último retorno (*ground*) de dados LiDAR. A área de estudo localiza-se no corpo S11CD na Serra Sul da Província Mineral de Carajás, compreendendo o município de Canaã dos Carajás (Estado do Pará - Brasil). O corpo S11CD é caracterizado por um relevo residual sustentado por crosta ferruginosa espessa desenvolvida sobre formações ferríferas bandadas arqueanas (Formação Carajás/Grupo Grão Pará) e é recoberto por vegetação de savana (campus rupestres) que contrasta com a floresta ombrófila do entorno. As crostas lateríticas na área de estudo são classificadas em (1) canga estrutural e (2) canga detrítica. A discriminação dos tipos de canga laterítica foi analisada através de métricas de microtopografia do relevo (Hrms), medidos em campo e, por parâmetros texturais de Haralick extraídos da imagem de relevo sombreado. Testes estatísticos de comparação de médias do Hrms (teste *t Student*) mostraram que é possível separar pela microrugosidade do terreno os tipos de cangas lateríticas presentes em S11CD. Na classificação orientada a objeto (GEOBIA) foi utilizado o parâmetro textural Dissimilaridade de Haralick para discriminar os tipos de cangas lateríticas. Para tal, utilizou-se os limiares do desvio padrão da média da Dissimilaridade para separação da canga detrítica (26,1 ↔ 33,234) e da canga estrutural (20,573 ↔ 28,515). O resultado desta classificação recobriu em torno de 89,35% a área de estudo, permanecendo ~11% da imagem não classificada, possivelmente em consequência de ruídos no dado LiDAR. A validação desta classificação atestou que a acurácia global entre os dados de campo e da classificação foi de 78,8%. Salienta-se ainda, que a canga estrutural ocorre na serra como pequenas “janelas” em meio à canga detrítica, o que dificultou realizar amostragem de campo nessa unidade, assim os erros de comissão e omissão tornaram-se altos para cada classe de canga.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. LiDAR. Parâmetros texturais de Haralick. Laterita.

ABSTRACT

The characterization of geological features through products derived from remote sensing in humid tropical regions suffers severe restrictions due to the influence of vegetation on the radiometric measurements. This is the motivation to investigate new methodological approaches aimed at extracting remote sensing information data applied to geological mapping. This research aimed to develop a methodological approach to discriminate types of lateritic surfaces from textural parameters of the Haralick extracted shaded relief image generated Digital Model Land of high spatial resolution (1 m) derived from the last return signal (ground) of LiDAR data. The study area is located in body S11CD in Serra Sul of Carajás Mineral Province, including the city of Canãa dos Carajás (Pará State - Brazil). The body S11CD is characterized by a residual relief supported by ferruginous crust thick developed on Archean banded iron formations (Carajás Formation / Grão Pará Group) and is covered by savannah (*campus rupestres*) that contrast with the surroundings tropical rain forest. The lateritic crust in the study area is classified into (1) structural duricrust and (2) detrital duricrust. The difference between the types of lateritic crust was analyzed by microtopography relief metrics (Hrms), measured in the field and textural parameters of the Haralick extracted from the shaded relief image. Statistical tests of averages Hrms comparison (Student t test) showed that it is possible to identify the terrain microrugosidade kinds of lateritic duricrust present in S11CD. The object-oriented classification (GEOBIA) was used dissimilarity textural parameter of the Haralick to discriminate the types of lateritic duricrust. For this, it was used the standard deviation of the average dissimilarity threshold for separating the detrital duricrust (26.1 ↔ 33.234) and structure duricrust (20.573 ↔ 28.515). The result of this classification overlaid around 89.35% the study area, remaining ~ 11% of the image not classified, possibly as a result of noise in the LiDAR data. The validation of this classification attested that the overall accuracy of field data and the classification was 78.8%. Note also, that the structural duricrust occurs in the area as small "windows" through the detrital duricrust, which made it difficult to carry out field sampling at this site, so the errors of commission and of omission become high.

Keywords: Remote sensing. LiDAR. Textural parameters Haralick. Laterite.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- Princípios e componentes de um sistema LiDAR.	5
Figura 2- Diferentes sistemas ALS: (A) sistema de ondas contínuas (<i>full-waveform</i>) e (B) sistema de pulsos (<i>discrete echo</i>).	6
Figura 3- Diagrama do fluxo dos parâmetros para segmentação multiresolução.....	9
Figura 4- Imagem de Relevo Sombreado do MDT-LiDAR segmentada com limiar de similaridade igual a 50 (A) e igual a 200 (B).	11
Figura 5- Exemplo de rede hierárquica de tipos de vegetação intra-urbana; a direita tem-se a representação dessa rede no <i>software</i> eCogniton.	12
Figura 6- Exemplo de posicionamento de <i>pixels</i> com janela 3x3: a relação das células 1 e 5 é de vizinhança com 0° em relação à célula central (horizontal); as células 2 e 6 são vizinhas com 135°; as células 3 e 7 são vizinhas com 90° e as células 4 e 8 são vizinhas com 45° em relação à célula central.	14
Figura 7- Localização da área de estudo na Serra dos Carajás (A). Compreendendo a porção leste do corpo S11C e o corpo S11D na Serra Sul, próximo as lagoas do Violão e do Amendoim (B).....	17
Figura 8- Aspecto do relevo plano e alongado em S11D, com as feições geomorfológicas situadas quase no mesmo nível topográfico, com cota média de 820 m (azimute de visada 200°).....	19
Figura 9- Aspecto do relevo com morros convexos esculpidos sobre a canga de ferro, elevada acima da superfície plana em S11CD (azimute de visada 315°).	19
Figura 10- Aspecto da superfície plana e rebaixada com depressão fechada em S11C. A cota média dessa superfície é de 715 m e apresenta ocorrência de brejos temporários (azimute de visada 210°).	20
Figura 11- Unidades geomorfológicas ocorrentes nos blocos S11CD da Serra Sul e em seu entorno.	21
Figura 12- Geologia da Serra Sul e arredores sobre modelo digital de terreno - LiDAR..	24
Figura 13- Distribuição das cangas lateríticas (canga estrutural e canga detrítica) próximo as lagoas do Violão e do Amendoim na Serra Sul – S11CD.....	27
Figura 14- Fluxograma da metodologia desenvolvida para analisar os parâmetros texturais do terreno a partir de produtos LiDAR para discriminar tipos de canga laterítica.....	31
Figura 15- Mapa dos pontos de amostragem onde foram confeccionados os perfis de microtopografia em campo.....	32

- Figura 16- Exemplo de utilização do rugosímetro utilizado para obtenção de medida da microtopografia do terreno: (A) na unidade canga estrutural e (B) na unidade canga detrítica. 33
- Figura 17- Obtenção da microtopografia em campo, com o uso de DGPS para leitura de coordenadas dos extremos do perfil. 34
- Figura 18- Imagem tomada da interface de tratamento do perfil de campo no aplicativo Roughness, onde é digitalizado o perfil da superfície do terreno a partir da foto tomado em campo; na parte inferior tem-se o tamanho total do perfil composto digitalizado (neste exemplo o Perfil 10 tem 19,20m) e, na janela à direita tem-se os parâmetros de entrada da imagem. 35
- Figura 19- Nuvem de pontos dos dados LiDAR para todos os retornos dos pulsos laser em S11CD. 36
- Figura 20- Interface de tratamento do perfil do MDT-LiDAR no aplicativo Roughness, onde é digitalizado o perfil da superfície do terreno a partir do perfil extraído do MDT-LiDAR no *software* Global Mapper v.15; na imagem inferior tem-se o tamanho total do perfil composto digitalizado (neste exemplo o Perfil 06 tem 19,20 m) e, na janela à direita tem-se os parâmetros de entrada da imagem. 37
- Figura 21- Imagens dos parâmetros texturais de Haralick geradas da imagem de Relevô Sombreado (MDT-LiDAR): (A) GLCM contraste; (B) GLCM correlação; (C) GLCM dissimilaridade; (D) GLCM entropia; (E) GLCM homogeneidade; e (F) GLCM média. 40
- Figura 22- Exemplo da segmentação multiresolução com o parâmetro de fator escala 200, critérios de forma 0,1 e de compacidade de 0,5. Os valores dos parâmetros adotados neste processamento foram eficazes na segmentação da Lagoa do Violão. 42
- Figura 23- Aspecto dos afloramentos das unidades de canga laterítica no bloco S11CD: (A) canga detrítica caracterizada por fragmentos clásticos cimentados por goethita ou limonita e, (B) canga estrutural caracterizada pela presença de estruturação herdada do bandamento original do jaspelito. 45
- Figura 24- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos em campo para a canga detrítica (CD). Ver localização dos perfis na Figura 15. 46
- Figura 25- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos em campo para a canga estrutural (CE). Ver localização dos perfis na Figura 15. 47
- Figura 26- Histograma do parâmetro de microrugosidade do terreno (Hrms) de campo versus o tipo de canga detrítica (a) e canga estrutural (b) e, em (c) os Boxplots do parâmetro Hrms de campo para as cangas lateríticas detrítica e estrutural. 48
- Figura 27- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos da imagem de relevô sombreado MDT-LiDAR para a canga detrítica (CD). Ver localização dos perfis na Figura 15. 50
- Figura 28- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos da imagem de relevô sombreado MDT-LiDAR para a canga estrutural (CE). Ver localização dos perfis na Figura 15. 51

Figura 29- Histograma do parâmetro de mesorugosidade do terreno (Hrms) extraído do MDT-LiDAR de campo versus o tipo de canga detrítica (a) e canga estrutural (b) e, em (c) os Boxplots do parâmetro Hrms – MDT-LiDAR para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.	52
Figura 30- Em a) Relevo sombreado gerado do MDT-LiDAR com azimuth de iluminação de 135° e elevação 80° e; b) Resultado da segmentação multiresolução com fator escala 100, critério de forma 0,1 para área de pesquisa.	57
Figura 31- Resultado da classificação GEOBIA da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) utilizando o parâmetro textural de Haralick dissimilaridade.	59
Figura 32- Distribuição dos 118 pontos coletados para validação da classificação digital GEOBIA, correspondendo as unidades lateríticas canga detrítica e canga estrutural.....	60
Figura 33- (A) Geologia de referência elaborado por Resende e Barbosa (1972) com os pontos de validação em campo; (B) Imagem WordView-2 com os pontos de validação em campo e as curvas de nível topográfico; (C) Classificação digital GEOBIA com os pontos de validação em campo e, fotos dos respectivos pontos da canga detrítica (C-01) e da canga estrutural (C-02).....	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Quadro resumo dos tipos de atributos existentes no <i>software</i> eCognition.....	13
Tabela 2- Características do satélite WorldView-2.....	29
Tabela 3- Valores do parâmetro Hrms calculados para os 20 perfis compostos amostrados em campo.	35
Tabela 4- Valores de Hrms calculados para os perfis de mesorugosidade obtidos do MDT-LiDAR.	37
Tabela 5- Valores da análise estatística exploratória dos dados de Hrms de campo para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.....	48
Tabela 6- Valores da análise estatística exploratória dos dados de Hrms extraídos do MDT-LiDAR para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.....	49
Tabela 7- Valores dos parâmetros texturais de Haralick extraídos da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) (Hom=homogeneidade; Con=contraste; Dis=dissimilaridade; Ent=entropia; Med=média; Desp=desvio padrão; Cor=Correlação).....	54
Tabela 8- Valores da análise estatística exploratória dos parâmetros texturais de Haralick para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.	55
Tabela 9- Valores dos parâmetros estatísticos extraídos da matriz de erro para as unidades de canga detrítica (CD) e canga estrutural (CE).....	61

SUMÁRIO

DEDICATÓRIA	iv
AGRADECIMENTOS	v
RESUMO	vi
ABSTRACT	vii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 HIPÓTESES E OBJETIVOS	2
1.2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	3
1.2.1 Parâmetro Textural do Terreno	3
1.2.2 Dados LiDAR	5
1.2.3 Análise de Imagens Orientada a Objetos Geográficos (GEOBIA)	7
1.2.3.1 Segmentação Multiresolução.....	7
1.2.3.2 Estruturação da Rede Semântica	11
1.2.3.3 Classificação.....	12
1.2.3.4 Análise Textural de Haralick.....	14
2 ÁREA DE ESTUDO	17
2.1 LOCALIZAÇÃO.....	17
2.2 ASPECTOS FISIAGRÁFICOS	18
2.2.1 Geomorfologia	18
2.2.2 Solos	22
2.2.3 Clima	22
2.2.4 Vegetação	22
2.3 GEOLOGIA	23
3 MATERIAL E MÉTODOS	28
3.1 MATERIAL UTILIZADO	28
3.1.1 Dados dos Sensores Remotos	28
3.1.1.1 Dados LiDAR.....	28
3.1.1.2 Imagem óptica do satélite WorldView-2.....	28
3.1.2 Material Cartográfico	29
3.1.3 Sistemas de Processamento	30
3.2 METODOLOGIA E APRESENTAÇÃO DOS DADOS.....	31
3.2.1 Extração da microtopografia em campo	32
3.2.2 Processamento dos perfis de microrugosidade de campo	34

3.2.3	Processamento dos perfis de rugosidade dos dados LiDAR	36
3.2.4	Tratamento estatístico dos dados de rugosidade do relevo (Hrms)	38
3.2.5	Tratamento estatístico dos parâmetros texturais de Haralick	39
3.2.6	Classificação orientada a objeto (GEOBIA) baseada nos parâmetros texturais de Haralick	41
3.2.6.1	Definição das Classes	41
3.2.6.2	Segmentação Multiresolução.....	41
3.2.6.3	Estruturação da Rede Semântica	42
3.2.6.4	Seleção de parâmetros texturais de Haralick.....	43
3.2.7	Validação da classificação digital GEOBIA	43
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	45
4.1	ANÁLISE EXPLORATÓRIA DO PARÂMETRO DE RUGOSIDADE DO RELEVO	45
4.1.1	Dados de campo	45
4.1.2	Dados LiDAR	49
4.2	ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS PARÂMETROS TEXTURAIS DE HARALICK DA IMAGEM DE RELEVO SOMBREADO (MDT-LiDAR).....	52
4.3	CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO GEOGRÁFICO (GEOBIA)	56
4.3.1	Segmentação	56
4.3.2	Classificação GEOBIA	58
4.3.3	Validação da classificação digital GEOBIA	60
5	CONCLUSÕES	63
	REFERÊNCIAS	64
	APÊNDICES	70
	APÊNDICE A	71
	APÊNDICE B	74

1 INTRODUÇÃO

A caracterização de feições geológicas por meio de produtos oriundos de sensores remotos ópticos em terreno recoberto por vegetação sofre severas restrições devido à influência da vegetação na radiação eletromagnética medida. Este problema é típico de regiões do trópico úmido, onde existe a necessidade de pesquisar novas abordagens metodológicas aplicadas ao mapeamento geológico para extração de informações a partir de dados de sensoriamento remoto.

O sensor de varredura a laser (LiDAR - *Light Detection and Ranging*) é uma tecnologia do sensoriamento remoto ativo com alta resolução espacial. Assim, é possível obter informações tanto do dossel da floresta como do terreno sem a interferência de nuvens (Giongo et al., 2010).

Os dados LiDAR são amplamente difundidos em pesquisas florestais, como estudo da estrutura da vegetação (Giongo et al., 2010; Palace et al., 2015; Sankey et al., 2015), cálculo de biomassa e de carbono (Asner et al., 2012; Sato et al., 2015), e também na caracterização de áreas urbanas (Alonzo et al., 2015; Yan et al., 2015).

A aplicação dos dados LiDAR na área geológica aborda o mapeamento litológico e de feições estruturais (Cunningham et al., 2006; Pavlis e Bruhn, 2010; Grebby et al., 2011-a e 2011-b), assim como a extração de parâmetros morfométricos (Jordan et al., 2005; Grebby et al., 2010). A exemplo da pesquisa desenvolvida por Seijmonsbergen et al. (2012), os quais empregaram modelos digitais do terreno (MDTs) gerados a partir dos dados LiDAR para mapear mudanças temporais de feições geomorfológicas em áreas montanhosas, aplicando a análise de classificação orientada a objeto (GEOBIA). Os resultados dessa pesquisa foram promissores apesar de ruídos dos dados LiDAR terem influenciado negativamente na precisão da segmentação das imagens MDTs-LiDAR.

A técnica de classificação digital GEOBIA é largamente aplicada para o mapeamento de uso e cobertura do solo e também na caracterização de áreas urbanas, apresentando carência de pesquisas aplicando essa técnica para o mapeamento geológico. Pesquisas como de Souza et al. (2013) fazem uso da técnica GEOBIA para o mapeamento de coberturas lateríticas em imagens Landsat-5 TM, e Souza et al. (2015-b) também fazem uso dessa técnica de classificação em imagens Landsat-5 TM e do radar R99B-SAR, associando

propriedades ópticas e textural do terreno (Haralick GLCM homogeneidade), para detecção de cobertura laterítica na região amazônica.

As propriedades texturais do terreno (denominado rugosidade superficial) obtidas de imagens de radar de abertura sintética (SAR) são aplicadas para aquisição de informações geológicas. Como as pesquisas desenvolvidas por Morais et al. (2002 e 2011), Silva et al. (2009), Silva (2010) e Souza et al. (2015-a) que obtiveram resultados satisfatórios para o mapeamento de crostas lateríticas na região amazônica.

Assim, os MDTs gerados a partir dos dados LiDAR podem ser uma alternativa eficiente para extração de informações geológicas, como a rugosidade superficial do terreno. Porém, ainda existe no Brasil a limitação metodológica do uso de dados LiDAR que propiciem a elaboração de rotinas no processamento desses dados, principalmente para aplicações geológicas.

Desse modo, a presente pesquisa visa desenvolver uma metodologia para discriminar superfícies lateríticas presentes na Serra Sul de Carajás (Estado do Pará) utilizando MDT, derivado dos sinais de último retorno (*ground*) dos dados do sensor LiDAR, através da estimativa da rugosidade superficial do terreno e de parâmetros texturais de Haralick. A Serra Sul de Carajás é um dos principais relevos residuais sustentado por crosta ferruginosa espessa desenvolvida sobre formações ferríferas bandadas arqueanas. Apresenta tanto o minério de ferro, como coberturas lateríticas discriminadas em canga estrutural e canga detrítica (Tolbert et al., 1971).

1.1 HIPÓTESES E OBJETIVOS

As hipóteses levantadas para o desenvolvimento desta pesquisa são:

- Hipótese 1: É possível discriminar diferentes tipos de canga laterítica (canga detrítica e estrutural) pela microrugosidade do terreno (Hrms) medida em campo;
- Hipótese 2: É possível discriminar diferentes tipos de cangas lateríticas a partir de parâmetros texturais (Haralick et al., 1973) extraídos de imagens de relevo sombreado geradas do modelo digital do terreno (MDT LiDAR) de alta resolução espacial (1 metro).

Assim, tem-se o objetivo de desenvolver uma abordagem metodológica para discriminar tipos de superfícies lateríticas a partir da análise de parâmetros texturais (Haralick et al., 1973) obtidos de imagem de relevo sombreado gerada a partir do modelo digital de terreno (MDT LiDAR) de alta resolução espacial (1 metro).

Para alcançar este objetivo foram aplicados os seguintes objetivos específicos:

- Analisar a separabilidade dos tipos de cangas lateríticas a partir das medidas de microrugosidade do terreno (Hrms) obtidas em campo;
- Analisar a separabilidade dos tipos de cangas lateríticas a partir das medidas de mesorugosidade (Hrms) obtidas do MDT, derivado dos sinais de último retorno (*ground*) dos dados LiDAR;
- Avaliar a separabilidade dos tipos de cangas lateríticas a partir dos parâmetros texturais derivados de imagens de relevo sombreados geradas do MDT- LiDAR;
- Testar parâmetros texturais de imagem de relevo sombreado em classificação orientada a objeto (GEOBIA) para discriminar os tipos de canga laterítica.

1.2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

1.2.1 Parâmetro Textural do Terreno

Segundo Rubin (1989) a menor área da imagem digital que compõe uma textura distinta pode ser definida como elemento de textura ou *texel* (*texture element*). A textura pode ser caracterizada por três componentes: (1) contraste local, (2) escala e (3) orientação. (1) O contraste é caracterizado pela diferença de tom de cinza entre áreas vizinhas escuras e claras, considerando de textura rugosa as áreas com alto contraste local e, a textura lisa as áreas com baixo contraste local; (2) A escala tem como base as dimensões das áreas escuras e claras, caracterizando a textura fina para as áreas onde os níveis de cinza dos *pixels* adjacentes mudam constantemente e, a textura grossa para as áreas escuras ou claras que compreendem vários *pixels*; (3) A orientação está relacionada à disposição da direção das áreas claras e escuras. Assim, as áreas sem uma orientação preferencial são definidas como equidimensionais e a textura é isotrópica, já para as áreas que apresentam formas alongadas em uma direção preferencial, a textura é anisotrópica.

No sensoriamento remoto a rugosidade superficial é um elemento importante para interpretação visual de imagens, considerado um atributo relevante na análise do terreno e frequentemente relacionado com o substrato geológico. Pois processos de alteração de rochas, variação de composição e textura de horizontes superficiais de solos ou associações de vegetais tendem a causar variações na rugosidade do terreno (Morais, 1998).

Em uma imagem de radar de abertura sintética (SAR) existe três escalas de rugosidade do terreno que podem ser consideradas como de: macrotopografia, microtopografia, e a região intermediária entre estes dois regimes (Dierking, 1999). A macrotopografia relaciona-se com mudanças decamétricas do relevo/declives topográficos (são as grandes ondulações do terreno) e também relaciona-se a inclinação e a orientação das facetas do terreno, sendo geralmente controlada por estruturas geológicas, por feições erosivas e também pela geomorfologia da superfície. A microtopografia compreende variações em altura e no comprimento das ondulações em relação ao comprimento de onda do SAR, e está ligada às variações de heterogeneidade do terreno topográfico na escala centimétrica. Os efeitos em região com escala intermediária (mesotopografia) não são bem conhecidos, mas afetam tanto as características de dispersão de pequena escala como os padrões da radiação de unidades topográficas em grande escala (Dierking, 1999). Os métodos de análise textural do terreno são detalhados no sub-item 1.2.3.4 (Análise Textural de Haralick).

Estudos apontam a possibilidade de usar a propriedade textural do terreno para identificar unidades lateríticas, como nas pesquisas de Moraes et al. (2002, 2007 e 2011) que utilizaram imagens SAR associadas a dados da rugosidade do terreno (Hrms), obtidos em campo, para classificação textural das lateritas ricas em Fe do depósito N1 (Província Mineral de Carajás – PA).

Silva et al. (2009) analisaram a relação entre o retroespalhamento do sensor ALOS-PALSAR com os parâmetros de macro e micro-topografia no platô mineralizado em Fe de N1 (Carajás – PA). A comparação entre os mapas de classificação textural e o de geologia de superfície mostrou limitações no uso da textura da imagem SAR para diferenciação de tipos de crostas lateríticas, mas são propostos para uso de mapeamentos preliminares (Silva et al., 2009).

1.2.2 Dados LiDAR

O LiDAR é uma tecnologia de sensoriamento remoto que apresenta sua própria fonte de radiação - o laser, o qual emite radiação eletromagnética normalmente na faixa do infravermelho (comprimento de onda de 1-10 μm). Sendo assim, o sensor LiDAR é classificado como um sensor ativo (Giongo et al., 2010).

O sistema LiDAR é composto por três sub-sistemas: ALS, INS e GPS (Figura 1). O *Airborne Laser Scanner* (ALS) é composto por um sensor laser que registra o tempo entre o pulso laser emitido e recebido de um determinado ponto; o *Inertial Navigation System* (INS) utiliza uma unidade de medição inercial compreendida por arranjos de sensores inerciais (*Inertial Sensors Array - ISA*), os quais calculam a localização, a velocidade e a orientação do sensor para assegurar a exatidão e; o receptor do Sistema de Posicionamento Global (*Global Positioning System - GPS*) em uma plataforma aerotransportada determina sua localização, além de compreender também uma rede de GPS na superfície terrestre que trabalha em conjunto com o GPS da plataforma para fazer as correções diferenciais de posicionamento da plataforma (Giongo et al., 2010; Jensen, 2009; Rahman et al., 2009; Wehr e Lohr, 1999).

O produto do levantamento com o sistema LiDAR, após o armazenamento e processamento, são pontos de alta precisão (longitude, latitude e altitude) correspondentes as superfícies e objetos presentes no terreno (Giongo et al., 2010).

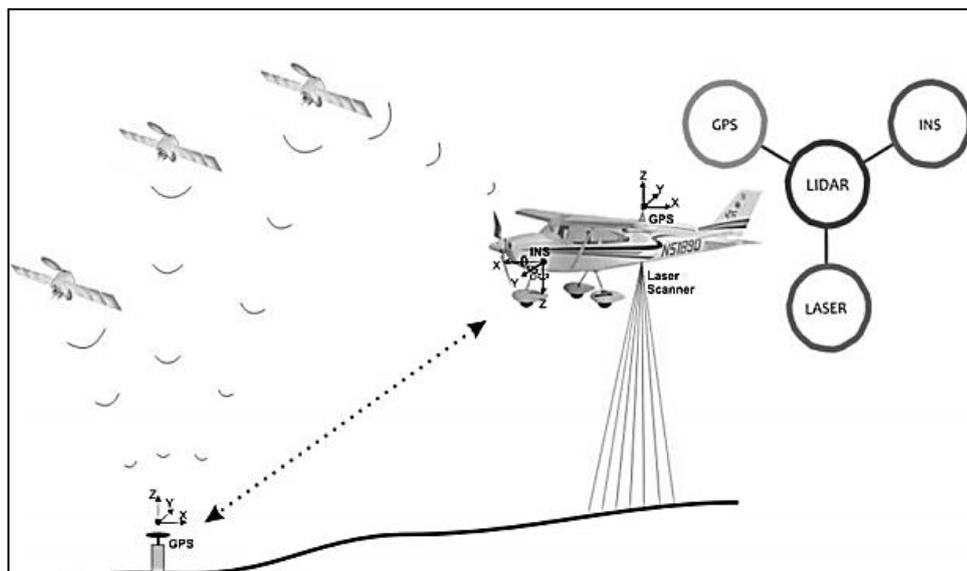


Figura 1- Princípios e componentes de um sistema LiDAR.
Fonte: Giongo et al. (2010).

O sistema de pulsos (ou *discrete echo* - retornos discretos) foi um dos primeiros sistemas ALS desenvolvidos, o qual tem a capacidade de registrar apenas onde o laser intercepta um objeto, armazenando os primeiros, intermediários e últimos retornos dos pulsos. Este sistema evoluiu e permitiu o armazenamento contínuo dos retornos do pulso laser refletido (Figura 02), denominado como sistema de ondas contínuas (ou *full-waveform* - retornos contínuos), os quais são capazes de registrar de forma integral todo o sinal do pulso refletido (Giongo et al., 2010).

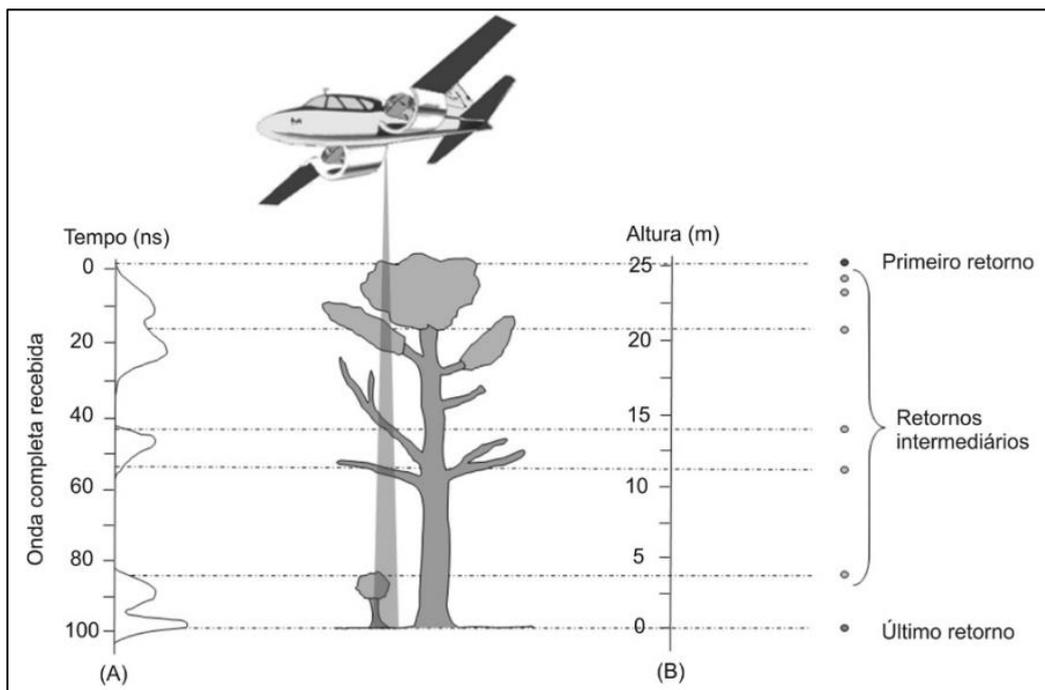


Figura 2- Diferentes sistemas ALS: (A) sistema de ondas contínuas (*full-waveform*) e (B) sistema de pulsos (*discrete echo*).

Fonte: Giongo et al. (2010).

Os dados LiDAR são produtos de alta resolução espacial com a capacidade de captar inúmeros retornos do feixe laser emitido, os quais consistem em dados tanto do terreno (*ground*) como do dossel das árvores (Giongo et al., 2010). Sendo amplamente utilizado em estudos florestais, como o cálculo de biomassa e de carbono (Asner et al., 2012; Sato et al., 2015) e o estudo da estrutura da vegetação (Palace et al., 2015; Sankey et al., 2015; Wannasiri et al., 2013).

Em áreas de difícil acesso, densamente vegetadas e com presença constante de nuvens, como na região amazônica, existe a dificuldade de caracterização geológica por meio de produtos oriundos de sensores remotos passivos. Assim, os dados de último retorno do sensor LiDAR (*ground*) são utilizados para confeccionar modelos digitais do terreno (MDT) que são

de suma importância para obter informações referentes a caracterização geológica da área em pesquisa (Seijmonsbergen et al., 2012; Grebby et al., 2011-a e 2011-b; Grebby et al., 2010).

1.2.3 Análise de Imagens Orientada a Objetos Geográficos (GEOBIA)

O conceito de objeto é de extrema importância para GEOBIA, pois parte-se do pressuposto que a informação semântica necessária para a interpretação (classificação) de uma imagem não está presente somente no pixel, mas sim em objetos da imagem (segmentos) e nas relações existentes entre eles (Definiens, 2011). Os segmentos são gerados em diferentes escalas de detalhamento a partir do procedimento de segmentação multiresolução.

Assim, os objetos são conceitos, abstrações definidas em um determinado domínio de uma aplicação (Rumbaugh et al., 1994). E cada objeto apresenta identidade (atributos e comportamento) que os distingue pela sua própria existência e não pelas propriedades que possuem. Desta forma, mesmo que dois objetos “prédios” tenham características idênticas, eles continuam sendo únicos, pois um pode ser demolido, enquanto o outro não (Pinho, 2006).

Assim, os classificadores que utilizam a abordagem GEOBIA (*Geographic Object-Based Image Analysis*), buscam aprimorar o desempenho dos processos automatizados de classificação de imagens, utilizando, por exemplo, a modelagem matemática *fuzzy* de pertinência, que modelam a incerteza associada às classes, e com recursos que permitem a sistematização e reprodução do conhecimento do intérprete humano (Carvalho, 2011).

1.2.3.1 Segmentação Multiresolução

Uma das primeiras etapas da GEOBIA é o processo de segmentação multiresolução, a qual aplica a abordagem de crescimento de regiões, em que regiões adjacentes são agrupadas por determinada similaridade na propriedade interna e que contrasta em relação a sua vizinhança estabelecida pelo algoritmo utilizado.

O processo de agrupamento de segmentos baseia-se no reconhecimento de primitivas, como a cor e forma que constituem o conceito de heterogeneidade interna das regiões (Figura 3) e definem assim o critério de homogeneidade para os objetos da imagem resultante,

denominados de segmentos (Definiens, 2011). A diferença entre os valores dos atributos de duas regiões é calculada e testada em relação ao limiar de similaridade estabelecido pelo usuário, assim se o valor verificado for menor que o estabelecido, as regiões serão agrupadas (Pinho, 2006). O critério de similaridade f é definido pela soma ponderada (pesos fornecidos pelo usuário) dos atributos cor e forma (que são ponderados pelo tamanho dos objetos), sendo expresso pela Equação 1 (Definiens, 2003 *apud* Pinho, 2006).

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

onde,

w = peso fornecido ao atributo cor no processo de segmentação, variando de 0 a 1; h_{cor} = heterogeneidade de cor e; h_{forma} = heterogeneidade de forma.

A cor é definida pela soma ponderada dos desvios padrões de cada banda para uma determinada região. O peso de cada banda é definido pelo usuário e varia de 0 a 1. A formulação da cor é definida pela Equação 2.

$$cor = \sum_c w_c * \sigma_c \quad (2)$$

onde,

w = peso atribuído a cada banda multiespectral; σ = desvio padrão de cada banda multiespectral e; c = nomenclatura para cada banda.

A heterogeneidade de cor é dada pela Equação 3.

$$h_{cor} = \sum_c w_c \left(n_{união} \cdot \sigma_c^{união} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2}) \right) \quad (3)$$

onde,

c = nomenclatura para cada banda; $n_{união}$ = número de *pixels* do objeto a ser formado; $\sigma_c^{união}$ = desvio padrão do objeto em 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 e; σ_c^{obj2} = desvio padrão do objeto 2 para cada banda c .

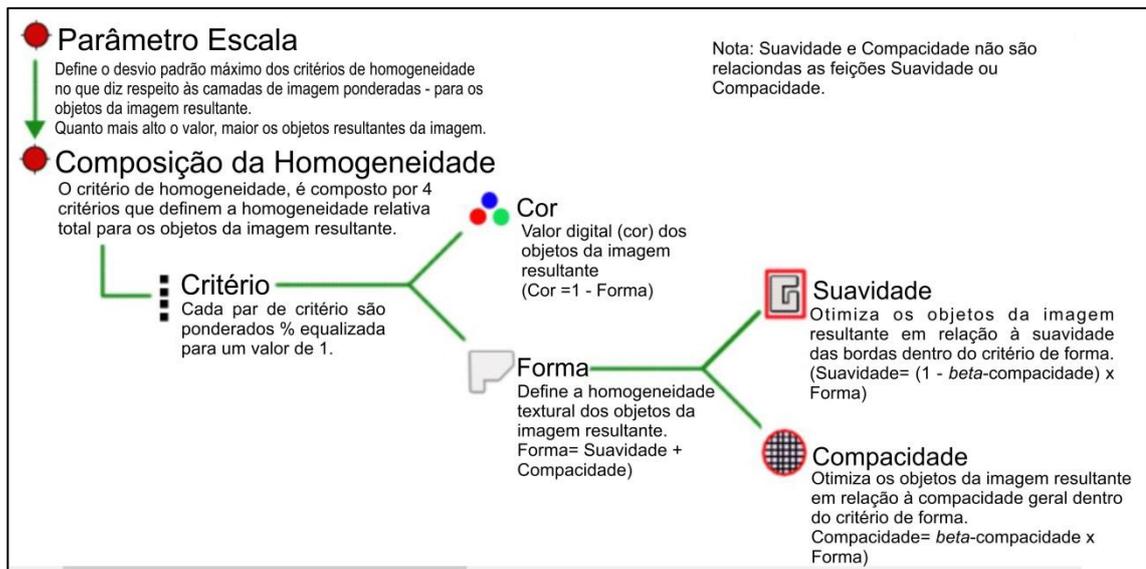


Figura 3- Diagrama do fluxo dos parâmetros para segmentação multiresolução.
 Fonte: Modificado de Definiens (2011).

A *forma* é um atributo composto, definido pela *compacidade* e *suavidade*. A *compacidade* (cp) é a razão entre o perímetro de um objeto (l) pela raiz quadrada do tamanho do objeto em número de pixels (\sqrt{n}), sendo expresso pela Equação 4.

$$cp = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (4)$$

A *suavidade* (sv) é a razão entre o perímetro do objeto (l) e o perímetro do *bounding box* (b), isto é, do retângulo envolvente paralelo às bordas da imagem com menor comprimento possível. É definida pela Equação 5.

$$sv = \frac{l}{b} \quad (5)$$

Segundo Pinho (2006), a *compacidade* é um atributo que representa o quão agrupado os pixels de um determinado objeto estão e, a *suavidade* representa o grau de irregularidade do contorno de um objeto. Quanto mais compacto um objeto e mais suave a sua borda, menores serão os valores de *compacidade* e *suavidade* para determinar a homogeneidade da forma do segmento a ser gerado.

Assim, a *heterogeneidade da forma* é uma soma ponderada das heterogeneidades de *compacidade* e *suavidade* (Equação 6), em que o peso é estabelecido pelo usuário (Pinho, 2006).

$$h_{forma} = w_{cp} \cdot h_{cp} + (1 - w_{cp})h_{sv} \quad (6)$$

onde,

w_{cp} = peso atribuído à compacidade variando de 0 a 1; h_{cp} = heterogeneidade para compacidade e; h_{sv} = heterogeneidade para a suavidade.

Sendo o h_{cp} obtido pela Equação 7.

$$h_{cp} = n_{união} \cdot cp_{união} - (n_{obj1} \cdot cp_{obj1} + n_{obj2} \cdot cp_{obj2}) \quad (7)$$

onde,

$cp_{união}$ = compacidade do objeto a ser formado para cada banda c ; cp_{obj1} = compacidade do objeto 1 para cada banda c e; cp_{obj2} = compacidade do objeto 2 para cada banda c (assumindo que “ c ” é a nomenclatura para cada banda da imagem).

O h_{sv} é obtido pela Equação 8:

$$h_{sv} = n_{união} \cdot sv_{união} - (n_{obj1} \cdot sv_{obj1} + n_{obj2} \cdot sv_{obj2}) \quad (8)$$

onde,

$sv_{união}$ = suavidade do possível objeto a ser formado para cada banda c ; sv_{obj1} = suavidade do objeto 1 para cada banda c e; sv_{obj2} = suavidade do objeto 2 para cada banda c (assumindo que “ c ” é a nomenclatura para cada banda da imagem).

Na segmentação multiresolução, o limiar de similaridade (f) é denominado “escala”, pois todos os parâmetros utilizados na segmentação são ponderados pelos tamanhos dos objetos (Pinho, 2006). Quanto menor o valor do limiar, menor será a região formada, pois um número menor de *pixels* semelhantes será agrupado, como exemplificado na Figura 4.

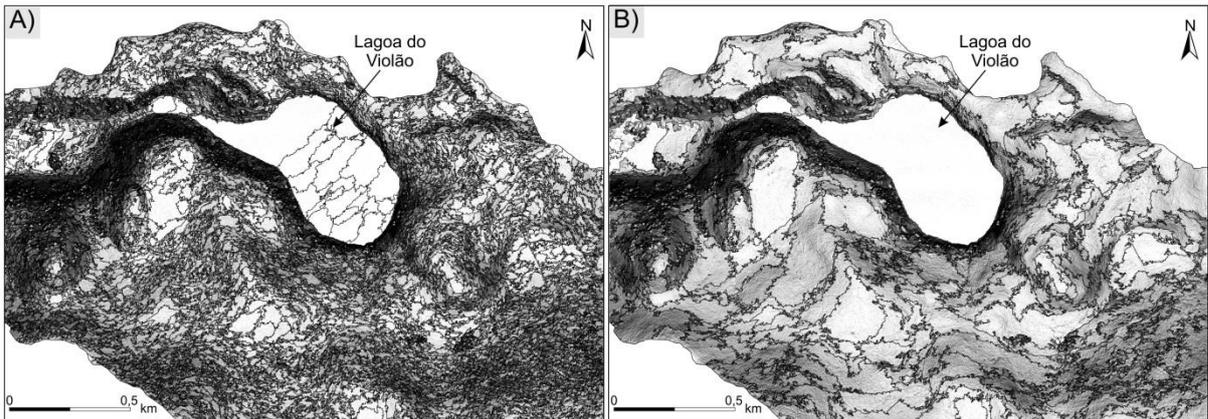


Figura 4- Imagem de Relevo Sombreado do MDT-LiDAR segmentada com limiar de similaridade igual a 50 (A) e igual a 200 (B).

Fonte: Da autora.

Segundo Matsuoka (2007) a eficiência do procedimento de segmentação multiresolução baseia-se em alguns critérios que devem ser seguidos:

- (a) o processo de segmentação deve produzir segmentos altamente homogêneos para uma separação ótima e a representação de regiões da imagem;
- (b) o tamanho médio dos objetos da imagem deve ser adaptado à escala de interesse;
- (c) quase todos os atributos de objetos das imagens (tom, textura, forma e relações de regiões adjacentes) são mais ou menos dependentes da escala. Assim, somente estruturas de escalas semelhantes são de qualidade comparável e tem atributos comparáveis. Por isso, os objetos da imagem resultantes devem ser aproximadamente da mesma magnitude;
- (d) o procedimento de segmentação deve ser aplicável a um número grande de diferentes tipos de dados;
- (e) o resultado da segmentação deve ser reproduzível;
- (f) o processo de segmentação deve ser computacionalmente eficiente, mesmo para grandes conjuntos de dados, como imagens de satélite.

1.2.3.2 Estruturação da Rede Semântica

No processo de segmentação multiresolução é possível segmentar uma mesma imagem em diferentes níveis de escala que se relacionam entre si, constituindo uma rede hierárquica de objetos (Baatz e Shape, 2000). Na rede semântica hierárquica (Figura 5), os

objetos com características em comum são agrupados em classes. Cada classe de um nível inferior (subclasses) herda as características da classe do nível superior (superclasse). Os objetos de cada classe sabem o nível a que pertence e sua relação com os níveis hierárquicos vizinhos, definindo assim uma informação topológica de grande relevância para análise GEOBIA (Benz et al., 2004).

O *software* mais utilizado para classificação orientada a objeto atualmente é o eCognition, no qual o conhecimento do usuário pode ser reproduzindo a partir da criação da rede hierárquica de classes e o usuário também pode interagir com o *software* através da seleção de atributos relevantes na imagem ou oriundos de mapas e produtos vetoriais.

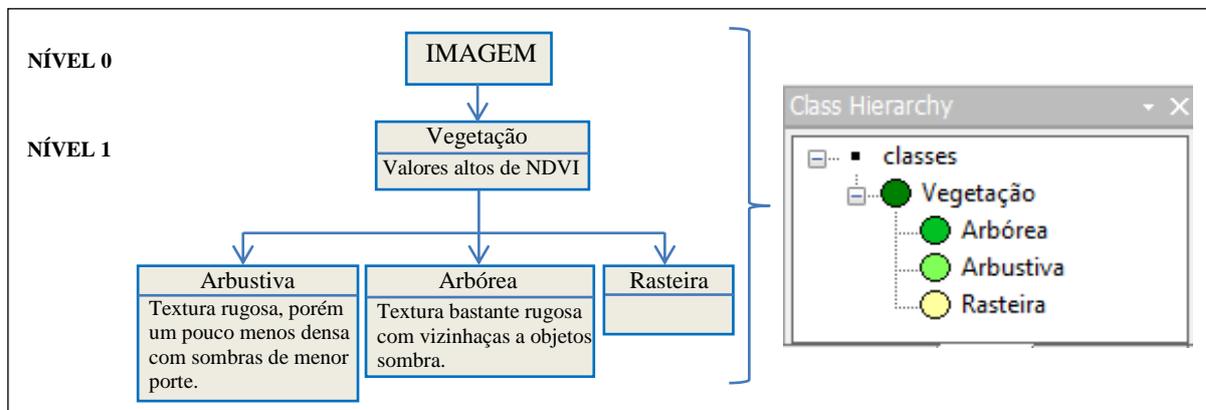


Figura 5- Exemplo de rede hierárquica de tipos de vegetação intra-urbana; a direita tem-se a representação dessa rede no *software* eCognition.

Fonte: Adaptado de Pinho (2006).

1.2.3.3 Classificação

A classificação de objetos é realizada por regras de decisão com base nos objetos (segmentação) e as hierarquias definidas. Dois fatores devem ser considerados nesse processo: os atributos utilizados para diferenciar cada classe e qual regra de decisão será adotada para cada classe (Pinho, 2006). Os tipos de atributos disponibilizados no *software* eCognition são apresentados na Tabela 1, onde também é possível criar atributos personalizados a partir dos atributos existentes.

Os tipos de regra de decisão disponibilizada neste *software* são: (1) Vizinho mais Próximo (*Nearest Neighbor*) e (2) as Funções de Pertinência Fuzzy (*Fuzzy Membership Functions*). Nesta dissertação foi adotada a regra de decisão de Funções de Pertinência Fuzzy. Ao se utilizar as regras fuzzy, um objeto pode estar associado a várias classes com diferentes

graus de pertinência, pois a classe considerada será aquela cujo grau de pertinência é maior (Pinho, 2006). O grau de pertinência varia de 0 (não pertence) a 1 (pertence).

Tabela 1- Quadro resumo dos tipos de atributos existentes no *software* eCognition.
Fonte: Definiens (2003) apud Pinho (2006).

Grupo de Atributos	Sub-Grupo	Atributos
Atributos dos Objetos	Valores das bandas	Média, desvio padrão da grandeza radiométrica
	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 – <i>layers</i> 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	Valor da função de pertinência <i>fuzzy</i> de cada objeto
	Classificado	Classe para o qual um objeto foi classificado
Atributos Relacionados a Classes	Valor de classificação	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

1.2.3.4 Análise Textural de Haralick

O método mais utilizado para análise textural de imagens de sensoriamento remoto é a abordagem estatística, devido as imagens apresentarem texturas estocásticas (eventos aleatórios) da distribuição dos níveis de cinza em uma imagem e a textura é mais facilmente modelada (Morais, 1998).

As principais referências para análise textural são Haralick et al. (1973) e Haralick (1979). Haralick et al. (1973) propuseram uma metodologia para descrição de texturas baseada em estatística de segunda ordem, em que são definidos parâmetros provenientes do cálculo de matrizes denominadas “matrizes de co-ocorrência”. Estas matrizes consistem em uma contagem de quantas combinações diferentes de níveis de cinza (Gray Level Co-occurrence Matrix – GLCM) ocorrem em uma imagem, em uma determinada direção. A obtenção das matrizes GLCM pode ser através de um histograma bidimensional que fornece a frequência de ocorrência $P(i,j)_{\Delta_x,\Delta_y}$ para um determinado par de níveis de cinza (i, j), com uma determinada distância entre as colunas e linhas (Δ_x e Δ_y , respectivamente) em uma direção angular θ° . Essas matrizes de frequência de dependência espacial de níveis de cinza são uma função da relação angular entre as células de resolução vizinhas e a distância entre elas. Normalmente são utilizados quatro direcionamentos angulares: 0° , 45° , 90° e 135° , conforme ilustra a Figura 6.

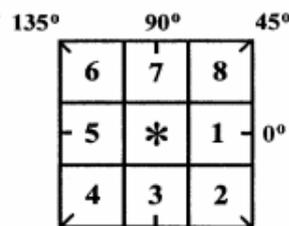


Figura 6- Exemplo de posicionamento de *pixels* com janela 3x3: a relação das células 1 e 5 é de vizinhança com 0° em relação à célula central (horizontal); as células 2 e 6 são vizinhas com 135° ; as células 3 e 7 são vizinhas com 90° e as células 4 e 8 são vizinhas com 45° em relação à célula central. Fonte: Haralick et al. (1973).

As matrizes de co-ocorrência formam a base para elaboração de diversas medidas estatísticas conhecidas como descritores texturais de Haralick. Estes descritores criam novas imagens de textura, que pode ser utilizado em classificação digital de imagens de sensoriamento remoto (Haralick et al., 1973; Haralick, 1979; Morais, 1998; Definiens, 2011).

Para discriminar os tipos de cangas lateríticas na área de estudo foi verificado o melhor parâmetro textural através da classificação GEOBIA. Utilizando os seguintes descritores texturais de Haralick: homogeneidade (Hom), contraste (Cont), dissimilaridade (Dis), entropia (Ent), correlação (Cor), média (Med) e desvio padrão (Desp) (Haralick et al., 1973; Haralick, 1979).

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

$$Hom_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)_{\Delta x, \Delta y}}{1 + (i - j)^2} \quad (9)$$

(b) Contraste: o contraste mede a presença de transição abrupta de níveis de cinza, isto é, as bordas. Baixos valores indicam a ausência de bordas na área de interesse. Sendo calculada por:

$$Con_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \cdot P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (10)$$

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

$$Dis_{\Delta x, \Delta y} = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (11)$$

(d) Entropia: este parâmetro mede a desordem em uma imagem. Quando a imagem não apresenta textura uniforme, os valores da entropia tendem a ser elevados. É calculada por:

$$Ent_{\Delta x, \Delta y} = - \sum_i \sum_j P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \cdot \log P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} \quad (12)$$

(e) Correlação: a correlação mede a dependência linear dos níveis de cinza nas combinações dos pares de *pixels* em uma determinada direção; μ_x e μ_y denotam as médias nas direções x e y enquanto σ_x e σ_y representam os desvios padrão. Valores altos de correlação (próximos a um) sugerem uma afinidade linear positiva entre níveis de cinza de pares de *pixels*.

$$Cor_{\Delta x, \Delta y} = \frac{\sum_i \sum_j (ij) P(i, j)_{\Delta x, \Delta y} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (13)$$

(f) Média: esta medida avalia a tendência central dos valores dos níveis de cinza distribuídos na imagem. O valor de *pixel* não é ponderado por sua frequência de ocorrência em si, mas pela frequência de sua ocorrência em combinação com um determinado valor de *pixel* vizinho.

$$Med_{\lambda} = \sum_i \sum_j \frac{I(i, j, \lambda)}{N} \quad (14)$$

onde, $I(i, j, \lambda)$ representa o nível de cinza para um canal espectral λ localizado na posição referente à coluna i e à linha j de uma imagem; N é o número níveis de cinza.

(g) Desvio Padrão: este parâmetro é uma medida da dispersão dos valores dos *pixels* em torno da média.

$$Desp_{\lambda} = \sqrt{\sum_i \sum_j \frac{[I(i, j, \lambda) - Med_{\lambda}]^2}{N - 1}} \quad (15)$$

2 ÁREA DE ESTUDO

2.1 LOCALIZAÇÃO

A área em estudo corresponde aos corpos S11CD, na Serra Sul da Província Mineral de Carajás (Figura 7), compreendendo o município de Canaã dos Carajás, sudeste do Estado do Pará. Os corpos S11CD são capeados por canga laterítica ferruginosa, sobre a qual se desenvolve vegetação do tipo Campo Rupestre, contrastando com a Floresta Ombrófila densa ao redor.

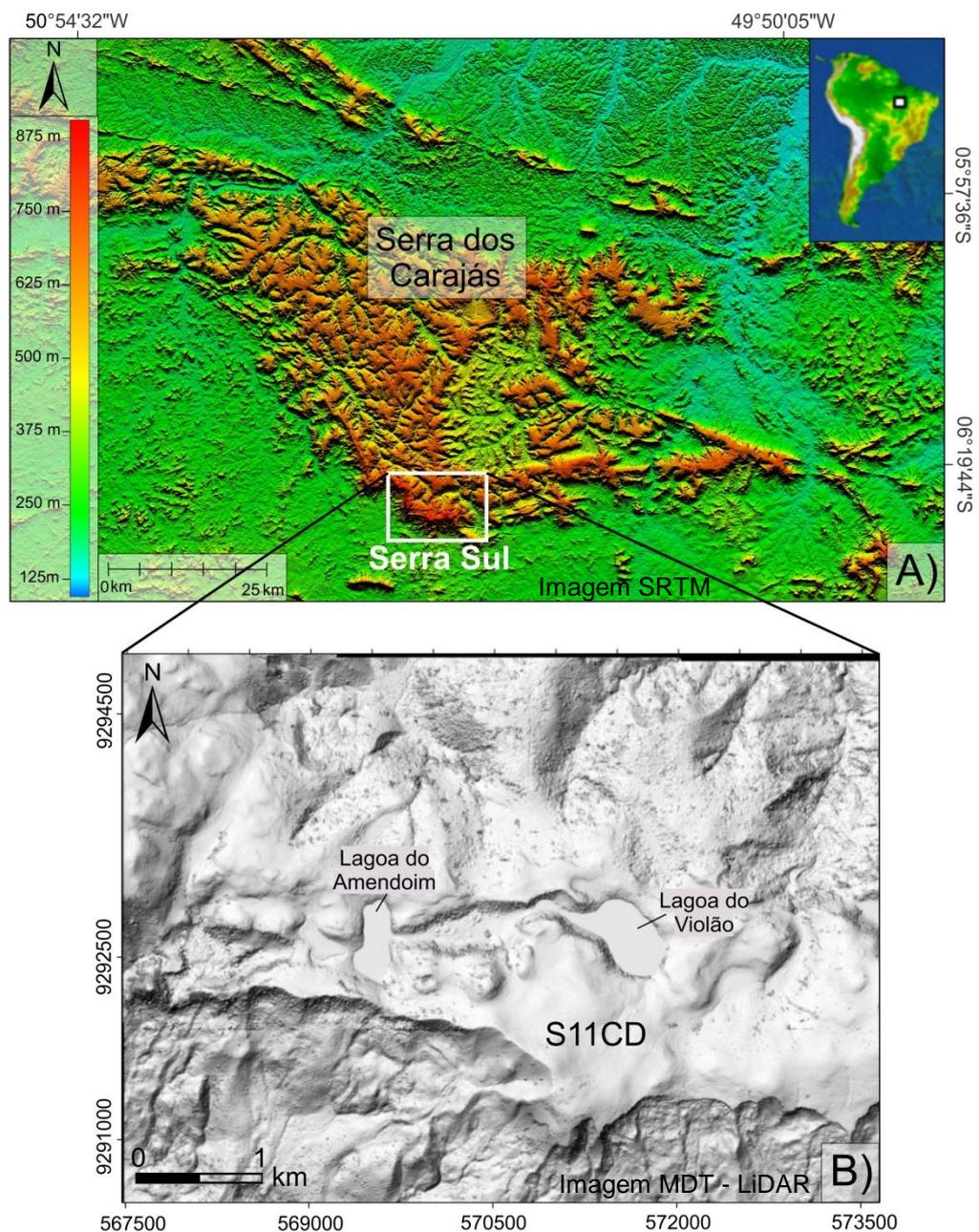


Figura 7- Localização da área de estudo na Serra dos Carajás (A). Compreendendo a porção leste do corpo S11C e o corpo S11D na Serra Sul, próximo as lagoas do Violão e do Amendoim (B).

Fonte: Da autora.

2.2 ASPECTOS FISIIOGRÁFICOS

2.2.1 Geomorfologia

Segundo a compartimentação geomorfológica proposta por Boaventura (1974), a área de pesquisa tem influência da bacia do rio Itacaiúnas e está inserida nas unidades morfoestruturais Depressão Periférica do Sul do Pará e Planalto Dissecado do Sul do Pará. A primeira caracteriza-se como uma depressão que circunda o compartimento dos Planaltos Dissecados, resultante da atuação de processos erosivos pós-pliocênicos, e as principais geoformas são conjuntos de morros e colinas de topo aplainado moldadas em rochas granitoides, metavulcânicas e metassedimentos pré-cambrianos, como as rochas do Complexo Xingu.

A unidade Planalto Dissecado do Sul do Pará compreende os maciços residuais de topo aplainado e conjuntos de cristas e picos interpenetrados por faixas de terrenos rebaixados, com altitudes entre 500 e 600 m. Esta unidade de relevo está intensamente dissecada por vales encaixados, geralmente adaptados às redes de fraturas que seccionam rochas pré-cambrianas. A Serra dos Carajás é uma das principais formas da unidade Planalto Dissecado, com predomínio de formas tabulares capeadas parcialmente por carapaça ferruginosa intempérica.

Os aspectos geomorfológicos predominantes na Serra de Carajás, segundo Resende e Barbosa (1972) são: vales cobertos por mata; serras alongadas e íngremes e, chapadas ou “mesas”. As chapadas são as feições dominantes e constituem clareiras acima da floresta densa, com encostas geralmente íngremes. Estas clareiras na área de estudo são caracterizadas pelas seguintes feições morfológicas: (i) áreas predominantemente planas e alongadas, situadas mais ou menos ao mesmo nível topográfico (Figura 8); (ii) espigões alongados de perfis convexos orientados longitudinalmente acima da superfície plana, esculpidos sobre a canga de minério de ferro (Figura 9); (iii) áreas planas e rebaixadas com depressões fechadas, associadas com a ocorrência de lagoas e brejos temporários ou perenes (Figura 10).



Figura 8- Aspecto do relevo plano e alongado em S11D, com as feições geomorfológicas situadas quase no mesmo nível topográfico, com cota média de 820 m (azimute de visada 200°).

Fonte: Da autora.



Figura 9- Aspecto do relevo com morros convexos esculpidos sobre a canga de ferro, elevada acima da superfície plana em S11CD (azimute de visada 315°).

Fonte: Da autora.



Figura 10- Feição da superfície plana e rebaixada com depressão fechada em S11C. A cota média dessa superfície é de 715 m e apresenta ocorrência de brejos temporários (azimute de visada 210°).
Fonte: Da autora.

O relatório técnico elaborado por Golder (2010) identificou e mapeou as seguintes unidades geomorfológicas na Serra Sul (Figura 11):

- *Colinas e Patamares do Itacaiúnas e do Parauapebas*: caracteriza-se por um relevo dissecado em colinas suave ondulada com altitude inferior a 320 metros;
- *Encostas com campos rupestres*: compreende os “platôs” de canga ferrífera-laterítica com relevo ondulado e representa a superfície mais elevada na Serra Sul (cota média de 800 m);
- *Encostas e Grotas com matas*: são áreas que devido o aprofundamento da drenagem gerou solos mais espessos em processos de latossolização (Plintossolos Pétricos Concrecionários), onde ilhas de vegetação florestal formaram-se em meio aos campos rupestres;
- *Escarpas e Encostas dissecadas*: caracterizam um relevo escarpado com ravinamento intenso e com predomínio de feições côncavas que compreendem os depósitos de tálus grosseiros, originários da erosão e solapamento da capa de canga, que suporta os platôs de canga e circunda todo corpo S11;
- *Depressões sobre campos mal drenados e Lagos Doliniformes*: compreende depressões planas com ocorrência de lagos permanentes e brejos temporários;

- *Platôs e encostas dissecadas*: caracterizam-se por um relevo forte ondulado a montanhoso, o qual desenvolve formas dissecadas de maciços residuais com formação de vales profundos em redes de fraturas.

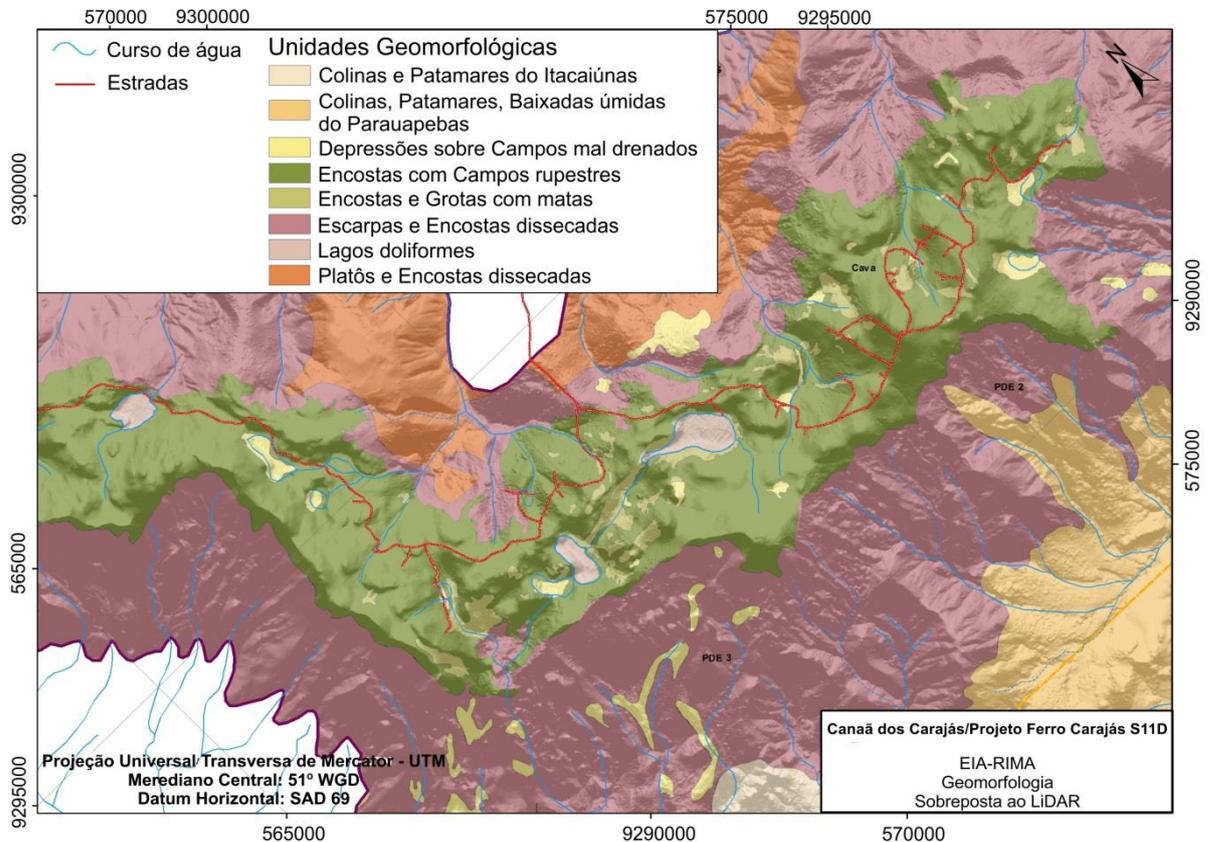


Figura 11- Unidades geomorfológicas ocorrentes nos blocos S11CD da Serra Sul e em seu entorno.

Fonte: Modificado de Golder (2010).

Feições geomorfológicas pseudocársticas desenvolvidas de forma atípica (em laterita), como cavernas, dolinas e depressões superficiais que abrigam lagos raso, em sua maioria temporários, foram observadas por Maurity (1995) no platô N1 da Serra Norte, assim como, na Serra Sul.

Segundo Maurity e Kotschoubey (1994a, 1994b) a formação dessas feições pseudocársticas estão associada ao rebaixamento do nível de base, resultante de um provável tectonismo epirogenético que pode ter afetado toda região de Carajás no Neógeno e Quaternário. Segundo estes mesmos autores as lagoas doliniformes também estão associadas ao abatimento da crosta laterítica, provocado pela fragilidade e instabilidade da zona de baixa densidade e a presença provável de cavidades subterrâneas.

2.2.2 Solos

O primeiro levantamento de solos para região de Carajás foi realizado por Rosatelli et al. (1974), onde foi definida a unidade Serra de Carajás como portadora de Latossolos Vermelho-Amarelo. Este tipo de solo é caracterizado por ser mais espesso em relação aos outros tipos, com constituintes de material mineral permeáveis e porosos, relacionados a relevo desde suave ondulado a forte ondulado.

Já Golder (2010) identificou e mapeou as seguintes classes de solos na Serra Sul: Latossolos Vermelhos (Distroférico/Perférico), restritos à área de Mata Alta (Capão Florestal denso); Plintossolos Pétricos Concrecionário e Litoplínticos, solos rasos desenvolvidos sobre camada contínua de canga; Organossolos (Fólico e Háplico); Argissolos Distróficos (Amarelos e Vermelho-Amarelos) e Cambissolos Háplicos Distróficos.

2.2.3 Clima

A região de Carajás apresenta clima tropical, quente e úmido e segundo a classificação de Köppen se enquadra no tipo Am (Ab'Saber, 1986). As temperaturas médias mensais variam entre 19 e 31°C, também é caracterizada por duas estações distintas, uma seca no período de maio a outubro e, outra úmida no período de novembro a abril, com chuvas torrenciais (Nunes, 2009; Rayol, 2006). Os maiores volumes de precipitação pluviométrica na Serra Sul de Carajás ocorrem nos meses de janeiro a março, com média de 240 mm. Os meses mais secos são de junho a agosto, com precipitação média mensal na ordem de 30 mm (Golder, 2010).

2.2.4 Vegetação

A vegetação da região de Carajás caracteriza-se por uma cobertura florestal composta por diferentes tipologias em resposta as características físicas do terreno. Em Carajás a vegetação pode ser classificada de maneira generalizada em dois grandes grupos distintos: (1) Floresta Ombrófila Tropical Pluvial e (2) Savana Metalófila – termo usado para “vegetação de canga” por se desenvolver exclusivamente em afloramento de rochas ferruginosas (Silva, 1987 *apud* Rayol, 2006).

A vegetação Savana Metalófila é composta por um complexo campo rupestre que se desenvolve sobre a canga laterítica em algumas serras de maior altitude, com fisionomia geral herbáceo/arbustiva. As características da cobertura vegetal dependem diretamente do nível de fragmentação da canga sobre qual a vegetação se encontra (Rayol, 2006). Schaefer et al. (2008) classificaram esta vegetação em quatro fisionomias distintas para a Serra Sul: (1) campo rupestre aberto, (2) campo rupestre arbustivo, (3) capão florestal (floresta estacional semi-decidual montana) e (4) uma mata de encosta situada na transição entre os Campos de Canga e a Floresta Ombrófila Pluvial.

2.3 GEOLOGIA

A área de estudo, Serra Sul, está localizada na Província Mineral de Carajás, situada na porção sudeste do Cráton Amazônico e contém importantes depósitos minerais do planeta, como de Fe, Cu, Au e Mn. A Província Mineral de Carajás é limitada a leste pela Província Tocantins, este limite é marcado pelo cavalgamento do Cinturão Araguaia. A oeste é limitada pelas rochas ígneas e sedimentares paleoproterozoicas da Província Amazônia Central que recobrem e cortam as rochas da Província Carajás. A norte é limitada pelo Domínio Bacajá e a sul pelo Domínio Santana do Araguaia (Vasquez e Rosa-Costa, 2008).

A Serra Sul de Carajás (Figura 12) apresenta geologicamente rochas do Grupo Grão-Pará (Supergrupo Itacaiúnas) caracterizado por uma espessa sequência de rochas vulcano-sedimentar neoarqueana com estruturação segundo o *trend* EW/NNW, representada na área de estudo, da base para o topo, pelas formações Parauapebas, Carajás e Igarapé Cigarra (Macambira, 2003). As rochas do Grupo Grão-Pará encontram-se de forma discordante sobre os gnaisses do Complexo Xingu (Neo e Mesoarqueano), o qual compõe o embasamento e ocorre a sul-sudeste da Serra Sul (Machado et al., 1991).

Na Serra Sul de Carajás também encontram-se rochas da Formação Águas Claras e Granitoide Sintectônico da Suíte Plaqué (Neoarqueana), além de diques intrusivos máficos e coberturas terciárias representadas pelas cangas lateríticas e depósitos de talude inferior (Quaternário).

O Complexo Cristalino Xingu compreende rochas do embasamento neo-mesoarqueano composto por ortognaisses e migmatitos associados, assim como granitoides

de composição predominantemente tonalíticas (Vasquez e Rosa-Costa, 2008), exposto a sul da Serra Sul (Figura 12).

A Suíte Plaqué (neoarqueana) é constituída por intrusões sintectônicas de corpos lenticulares de granitoides orientados preferencialmente na direção E-W, apresentam contatos concordantes, geralmente tectônico, com o Complexo Cristalino Xingu (Araújo et al., 1991), estão expostos a sul da Serra Sul (Figura 12).

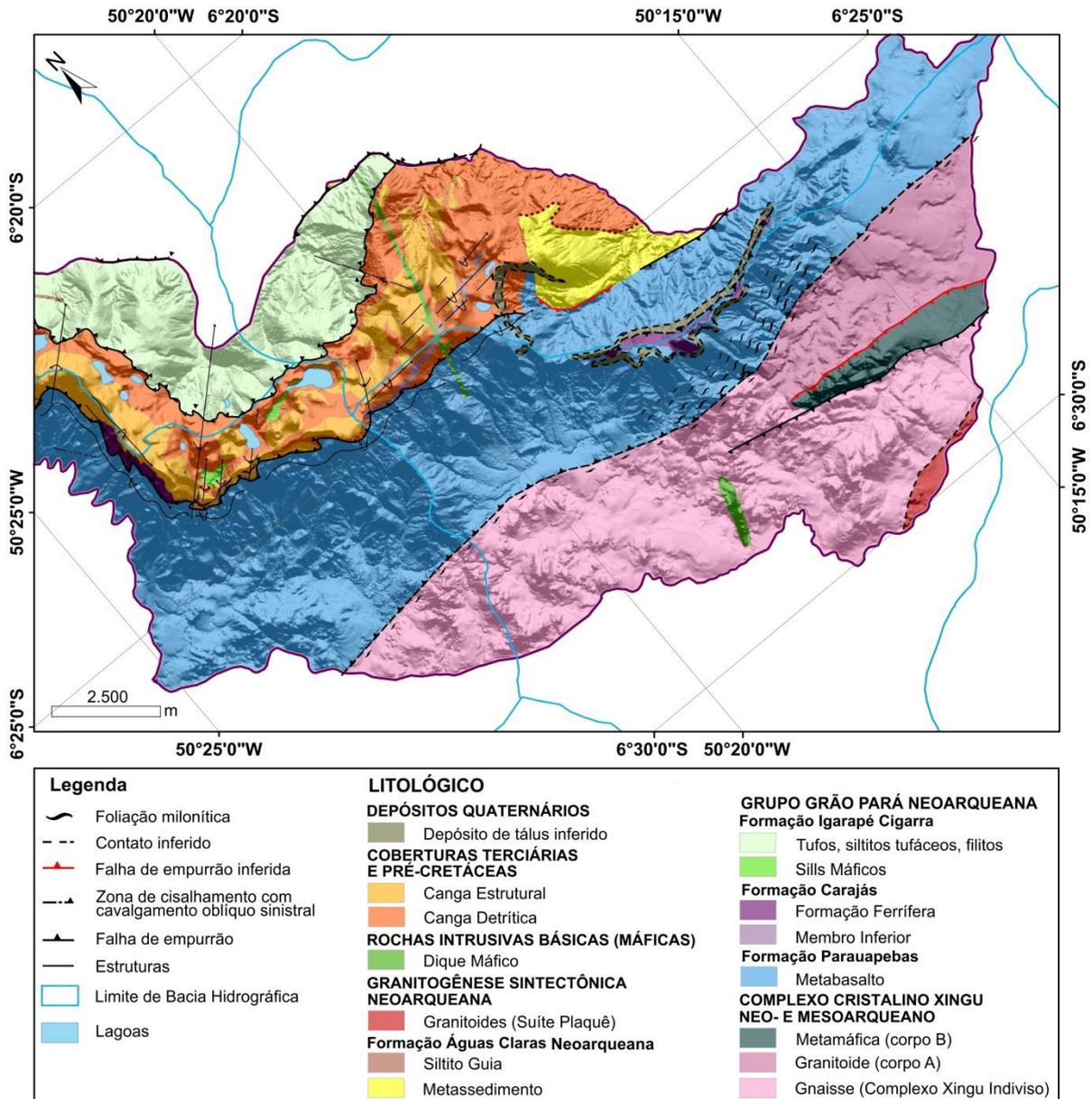


Figura 12- Geologia da Serra Sul e arredores sobre modelo digital de terreno - LiDAR.
Fonte: Modificado de Resende e Barbosa (1976) e Golder (2010).

A Formação Parauapebas é constituída por uma sequencia vulcânica com predomínio de rochas máficas e subordinadamente félsicas metamorforizadas na fácies xisto-verde, e pouco deformadas (Gibbs et al., 1986). A natureza das sequências vulcânicas é controverso e acredita-se ser de magmas formados em ambiente tipo rift continental (Gibbs et al., 1986; Macambira 2003) ou mesmo oriundo de arcos de ilhas associados a zonas de subducção (Meirelles e Dardenne, 1991).

As rochas máficas da Formação Parauapebas ocorrem como corpos estratiformes sob a Formação Carajás, com contatos concordantes, refletindo a contemporaneidade (neoarquena) entres estas duas formações (Gibbs e Wirth, 1990; Macambira 2003).

A Formação Carajás é constituída por formações ferríferas bandadas de fácies óxido, tipo jaspelito que em sua maioria foi transformado em minério hematítico (hematita mole – HM) gerador dos corpos de minério enriquecido da Serra dos Carajás, sua espessura é estimada em torno de 200 a 300 m (Resende e Barbosa, 1972). O bandamento do jaspelito é uniforme, definido pela alternância de micro e mesobandas de óxido de ferro (hematita, magnetita e martita), jaspe (*chert* impregnado por hematita fina) e/ou *chert* branco, além de carbonatos subordinados (Vasquez e Rosa-Costa, 2008). Esta formação apresenta geralmente feições de deformação rúptil a rúptil-dúctil, como falhas, zonas de cisalhamento e um complexo padrão de dobras delineado pelo acamamento primário (Vasquez e Rosa-Costa, 2008). Na Serra Sul as coberturas lateríticas estão associadas às formações ferríferas bandadas da Formação Carajás e são denominadas genericamente de *canga*, as quais constituem o elemento de sustentação do topo do platô em virtude de sua resistência a erosão (Golder, 2010).

Canga, segundo Resende e Barbosa (1976), compreende uma crosta de material superficial oriunda do intemperismo sobre as áreas de formações de minérios ferríferos e adjacências, constituída por fragmentos não rolados das formações ou minérios, cimentado por uma matriz limonítica/goethítica, podendo ainda englobar, subsidiariamente, fragmentos de quartzo de veio e de rochas diversas. Segundo estes autores é possível distinguir três tipos de cangas na Serra dos Carajás, conforme a relação entre os efeitos mecânicos e químicos do intemperismo, descritas a seguir.

(1) *Canga Estrutural*: esta canga é formada *in situ* e os blocos são envolvidos por limonita resultante da penetração desta ao longo de planos estruturais, sem deslocamento

apreciável dos blocos e com presença ocasional de dobras (Figura 13). Geralmente não tem quartzo visível e confunde-se com a categoria designada de hematita semi-dura. Essa estruturação observada neste tipo de canga é uma herança do bandamento original do jaspelito, em que no processo de lixiviação houve a remoção da sílica e, por conseguinte a concentração de hematita (Resende e Barbosa, 1976; Golder, 2010).

(2) *Canga Química*: esta unidade aparece cobrindo as regiões baixas das clareiras e próximo às bordas do platô, com proporção de fragmentos visíveis de hematita normalmente inferior a 10%. Não apresenta continuidade estrutural com as rochas adjacentes, podendo capear qualquer tipo de material. Esta unidade é designada de canga detrítica no mapa elaborado por Resende e Barbosa (1976) (Figura 13). O cimento da canga é predominantemente goethita ou limonita, com textura coliforme típica e aspecto vítreo ou terroso, por vezes pode ocorrer inconsolidados. Preenche incompletamente os intervalos entre os fragmentos clásticos, deixando abundantes poros e cavidades maiores, resultando em uma permeabilidade muito variável (Lobato et al., 2005; Golder, 2010).

(3) *Canga de Minério*: ocorre flanqueando os afloramentos de minério *in situ* e é formada por blocos de minério (hematita dura e semi-dura) cimentados por matriz limonítica/goethítica, precipitados quimicamente e com pouco material argiloso. Os fragmentos de minério encontram-se em uma proporção para os demais constituintes de pelo menos 10%, dispostos de forma desorientada e com diâmetro variando de milimétricas a centimétricas, podendo ser placóides ou arredondados (Resende e Barbosa, 1976; Lobato et al., 2005; Golder, 2010).

A Formação Igarapé Cigarra apresenta basaltos caracterizados por raras amígdalas e vesículas com menor intensidade de alteração hidrotermal, compondo a unidade individualizada dos basaltos superiores (Macambira et al., 1990).

A Formação Águas Claras (neoarquena) compreende a cobertura sedimentar composta por pacotes siliciclásticos arqueanos, não metamorfizados, compostos por arenitos, siltitos, argilitos e conglomerados (Vasquez e Rosa-Costa, 2008). Esta formação ocorre discordantemente sobre as rochas do Grupo Grão-Pará (Nogueira, 1995).

As rochas Intrusivas Máficas são de idades arqueanas e paleoproterozoicas, compostas por gabros, dioritos e diabásios que entrecortam as cangas lateríticas e as rochas das formações Parauapebas e Igarapé Cigarra na Serra Sul (Resende e Barbosa, 1976).

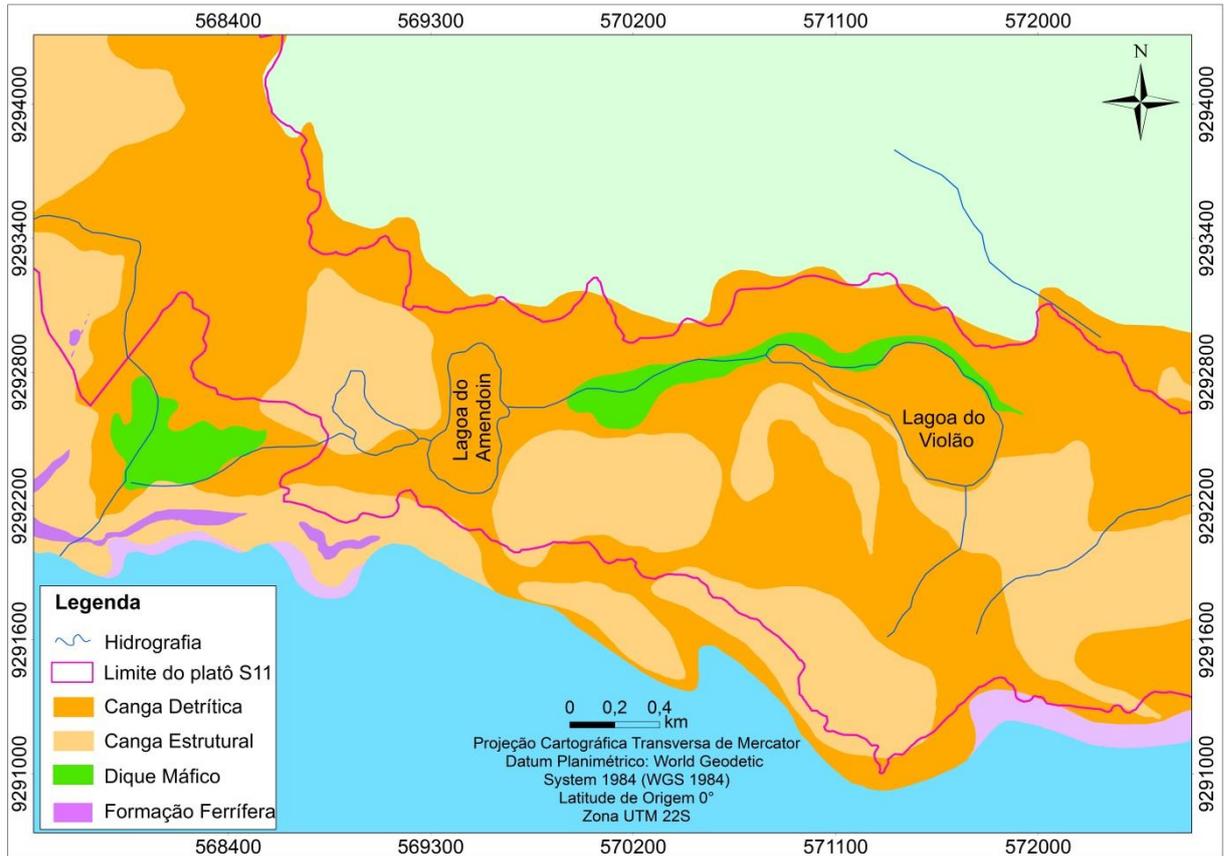


Figura 13- Distribuição das cangas lateríticas (canga estrutural e canga detrítica) próximo às lagoas do Violão e do Amendoim na Serra Sul – S11CD.

Fonte: Modificado de Resende e Barbosa (1972).

3 MATERIAL E MÉTODOS

Este capítulo aborda a metodologia aplicada para o desenvolvimento desta pesquisa e o material utilizado para a realização da mesma.

3.1 MATERIAL UTILIZADO

3.1.1 Dados dos Sensores Remotos

3.1.1.1 Dados LiDAR

Os dados do MDT-LiDAR utilizados nesta pesquisa foram cedidos pela Companhia Vale S.A. para o Projeto de Geoespeleologia de Carajás (PROCAV). Os voos foram realizados no período de março a dezembro de 2009 na Serra Sul de Carajás. O equipamento utilizado foi o LTM 2025 da Optech Inc, o qual emite 25.000 pulsos LASER por segundo, com altura média de voo de 1000 metros e ângulo de varredura de 20°, resultando em um espaçamento médio de 1 metro entre os pontos no terreno.

3.1.1.2 Imagem óptica do satélite WorldView-2

O satélite WorldView-2 foi lançado no dia 8 de outubro de 2009, com o diferencial de ser o primeiro satélite do mercado com 8 bandas multiespectrais: as tradicionais bandas vermelho, verde, azul e infravermelho próximo e, as novas bandas azul costeiro – para estudos oceanográficos, amarelo – indicada para diferentes aplicações, vermelho limítrofe e infravermelho-2 – aplicável para análises e classificações vegetacionais e estudos de biomassa. As bandas multiespectrais apresentam resolução espacial de 2 metros e a banda pancromática 50 centímetros. Este satélite apresenta um curto espaço temporal para coleta de imagens - 1,1 dias e revisita em 3,7 dias (GlobalGeo, 2014). As especificações técnicas básicas do satélite WorldView-2 são listadas na Tabela 2.

As imagens do satélite WorldView-2 utilizadas nesta pesquisa foram adquiridas no âmbito do Projeto “Evidências Geológicas, Palinológicas e Faunísticas do Paleoclima e seus efeitos na Floresta Tropical do Sudeste da Amazônia Oriental durante o Cenozoico Superior” financiado pelo Instituto Tecnológico da Vale (ITV).

As imagens WorldView-2 foram utilizadas na etapa de planejamento de campo para delimitar os perfis de microtopografia juntamente com o *shapefile* da unidade canga laterítica

do platô S11CD, compreendendo as cangas estrutural e detrítica e, também auxiliaram na confecção do mapa de logística.

Tabela 2- Características do satélite WorldView-2.
Fonte: GlobalGeo (2014).

Satélite WorldView- 2: especificações técnicas básicas	
Informações de lançamento	Data: 08/10/2009 Veículo de lançamento: Delta II 7920 Local de lançamento: Base aérea de Vandenberg, Califórnia, EUA.
Órbita	Altitude: 770 km Tipo: Heliossíncrona, 10:30 a.m. passagem descendente Período: 100 minutos
Bandas dos sensores	PAN, vermelho, verde, azul, infravermelho e 04 novas bandas
Resolução espacial	50 centímetros (pancromático) e 2 metros (multiespectral)
Resolução Radiométrica	11 bits por pixels
Faixa imagead	16,4 Km no nadir
Angulo máximo de visada	+/- 45° off-nadir = 1036Km
Capacidade de coleta	975 mil km por dia
Resolução temporal	1,1 dias 30° off nadir
Acurácia posicional	Acurácia especificada de 5m (CE90%) no nadir excluindo efeitos de terreno.

3.1.2 Material Cartográfico

A base cartográfica utilizada provém do banco de dados digitais da Carta Topográfica do Relatório de Estudo de Impacto Ambiental do Projeto FERRO CARAJÁS S11D, desenvolvido por Golder (2010), do qual foram extraídos os temas: Geologia, Geomorfologia, Hidrografia e Sistema Viário.

3.1.3 Sistemas de Processamento

Os *softwares* utilizados nesta pesquisa foram:

- Surfer v.10: utilizado para modelar o modelo digital de terreno (MDT) a partir da nuvem de pontos dos dados LiDAR;
- Global Mapper v.15: para visualização e exportações diversas, nessa versão apresenta o módulo para análise de dados LiDAR. Utilizado também para gerar a imagem de relevo sombreado a partir do MDT- LiDAR;
- CorelDraw X7: usado para organização das fotografias dos perfis compostos de topografia do relevo extraídos em campo e do MDT-LiDAR;
- *Roughnes*: usado para calcular a rugosidade do terreno (Hrms);
- SPSS: utilizado para tratamento estatístico dos dados de rugosidade do terreno (Hrms) e dos parâmetros texturais de Haralick;
- ArcGIS v.10.2: utilizado para organizar o banco de dado geográfico da área de estudo e para confeccionar os mapas utilizados em campo;
- eCognition Developer: usado para aplicação de classificação GEOBIA a partir dos parâmetros texturais da imagem de relevo sombreado gerado do MDT-LiDAR.

3.2 METODOLOGIA E APRESENTAÇÃO DOS DADOS

A metodologia de trabalho empregada para o desenvolvimento desta pesquisa envolve etapas de escritório e de campo. A Figura 14 apresenta o fluxograma de atividades desenvolvidas em cada uma destas etapas, as quais são detalhadas a seguir.

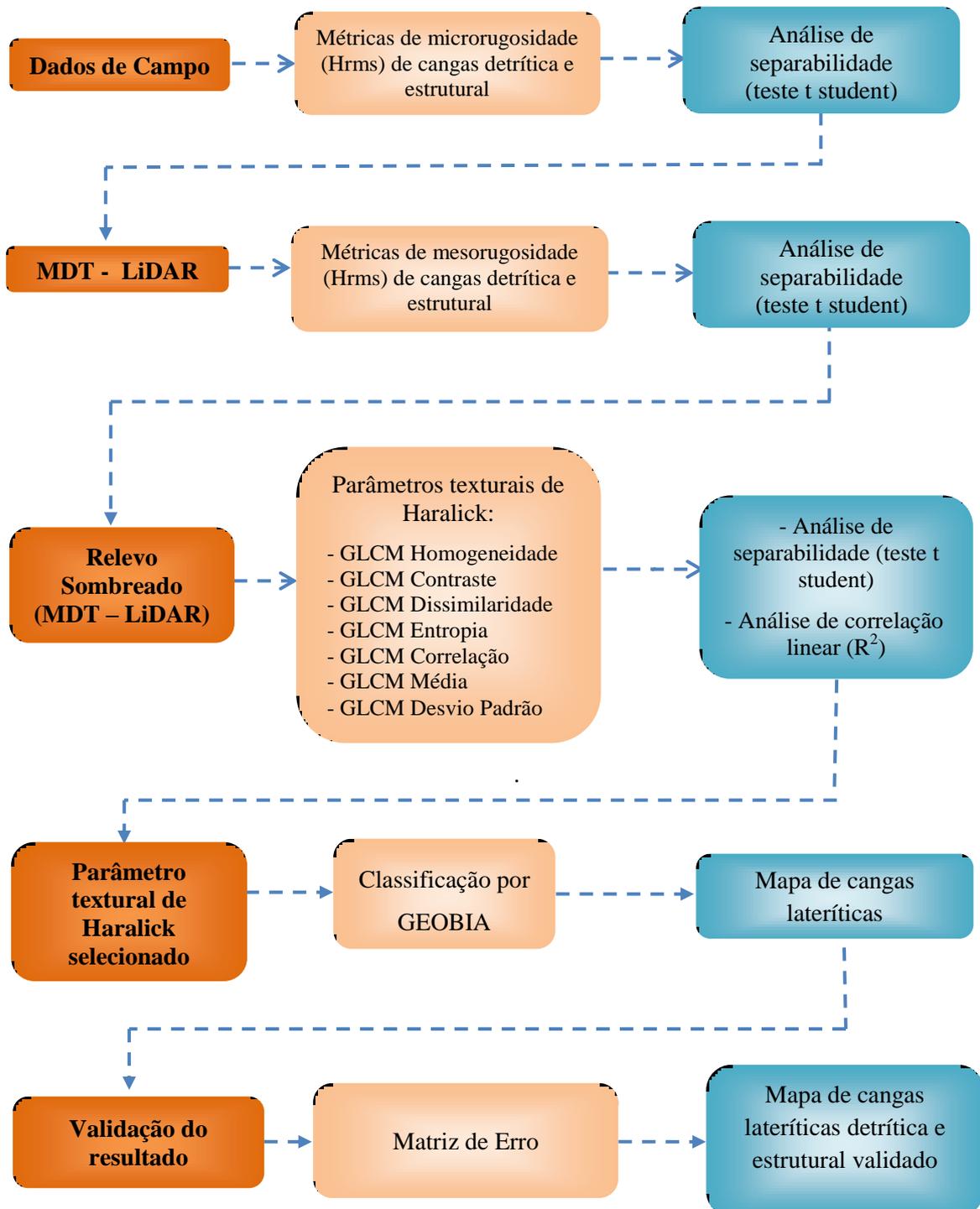


Figura 14 - Fluxograma da metodologia desenvolvida para analisar os parâmetros texturais do terreno a partir de produtos LiDAR para discriminar tipos de canga laterítica.

Fonte: Da autora.

3.2.1 Extração da microtopografia em campo

A extração das medidas de microtopografia superficial do relevo foi realizada na campanha de campo no período de 09 a 23 de abril de 2015. As medidas foram obtidas para as classes de canga detrítica e canga estrutural (Figura 15) com o auxílio de um rugosímetro (*meshboard*). O rugosímetro consiste em uma placa de PVC, medindo 1,2 m de comprimento por 40 cm de altura, com uma grade definida por linhas horizontais e verticais com 2 cm de espaçamento entre as mesmas. O procedimento para as medições da microtopografia consiste em introduzir no terreno o rugosímetro e fazer o registro fotográfico para cada perfil do relevo.

Foram confeccionados 20 perfis compostos de microtopografia em áreas com vegetação seca, sendo 10 perfis na unidade litológica canga estrutural e 10 perfis na unidade canga detrítica (Figura 16). A metodologia do uso do aparelho rugosímetro (*meshboard*) foi proposto por Mattia et al. (1997) e aplicada em regiões de clima tropical por Morais et al. (2002 e 2011), Silva (2010) e Silva et al. (2009, 2011).

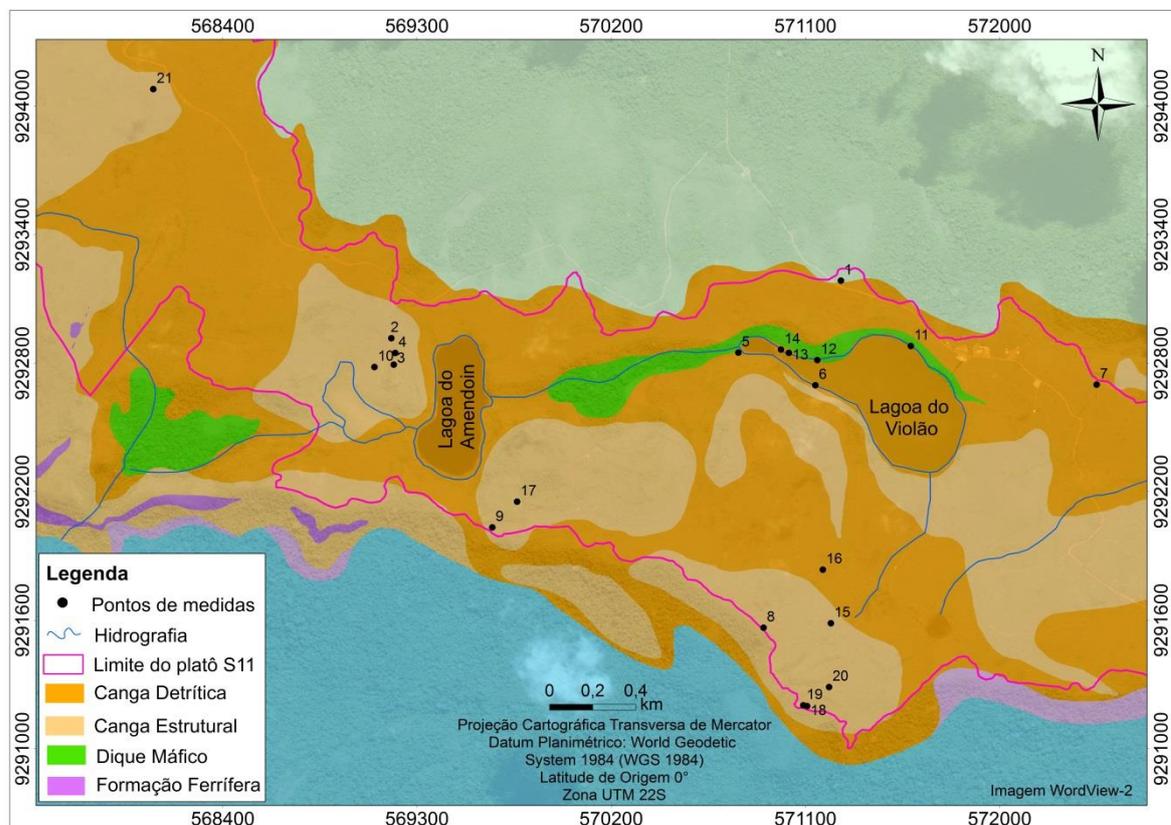


Figura 15- Mapa dos pontos de amostragem onde foram confeccionados os perfis de microtopografia em campo.

Fonte: Modificado de Resende e Barbosa (1972).

Em cada unidade de canga laterítica foram registradas medidas da placa do rugosímetro dispostas sequencialmente para formar um único perfil composto. Por exemplo, para confeccionar um perfil de 19,20 metros foram registradas 16 placas do rugosímetro sequencialmente (Tabela 3). Os registros fotográficos foram processados em escritório (Figura 16).

As coordenadas dos pontos inicial e final de cada perfil foram coletadas da imagem WordView-2 e em campo as mesmas foram localizadas com o auxílio do GPS de navegação (comando *go to*) e bússola topográfica azimutal com precisão de 1°, modelo Brunton. Assim, com o auxílio de trena métrica e GPS Diferencial (DGPS) foram delimitados com precisão centimétrica os perfis amostrais no terreno (Figura 17).

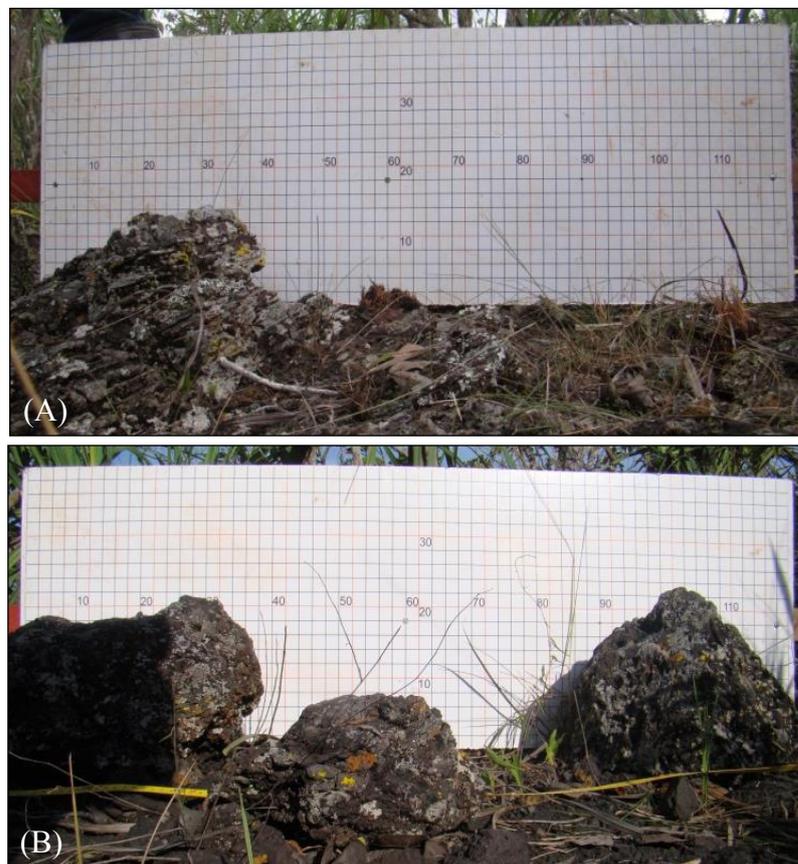


Figura 16- Exemplo de utilização do rugosímetro utilizado para obtenção de medida da microtopografia do terreno: (A) na unidade canga estrutural e (B) na unidade canga detrítica.

Fonte: Da autora.



Figura 17- Obtenção da microtopografia em campo, com o uso de DGPS para leitura de coordenadas dos extremos do perfil.

Fonte: Da autora.

3.2.2 Processamento dos perfis de microrugosidade de campo

As fotografias que compunham cada perfil composto foram organizadas sequencialmente no *software* CorelDraw X7, para formar uma única imagem do perfil de cada ponto amostrado. A referência de escala é a placa do aparelho rugosímetro na fotografia e a malha do rugosímetro confeccionada no próprio *software*, conforme as medidas originais da placa.

Posteriormente, os perfis compostos da superfície do terreno foram digitalizados no aplicativo *Roughness*, desenvolvido em linguagem IDL (*Interface Description Language*) por Rennó (2008), o qual permite corrigir distorções oriundas da inclinação da placa do rugosímetro no terreno (Figura 18).

O *Roughness* calcula o parâmetro estatístico Hrms da microrugosidade do terreno, o qual se refere a raiz quadrada média da variação da altura vertical (Z_i) do perfil. O Hrms é definido pela Equação 16 (Ulaby et al., 1982). A Tabela 3 consta os valores do parâmetro Hrms calculados para os 20 perfis compostos amostrados em campo, com suas respectivas coordenadas geográficas, como identificados no mapa da Figura 15.

$$\text{Hrms} = \left[\frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N (Z_i - N(\bar{Z})) \right)^2 \right]^{1/2} \quad (16)$$

onde, $\bar{Z} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i$ sendo N o número de amostras e Z_i a variação da altura vertical do perfil.

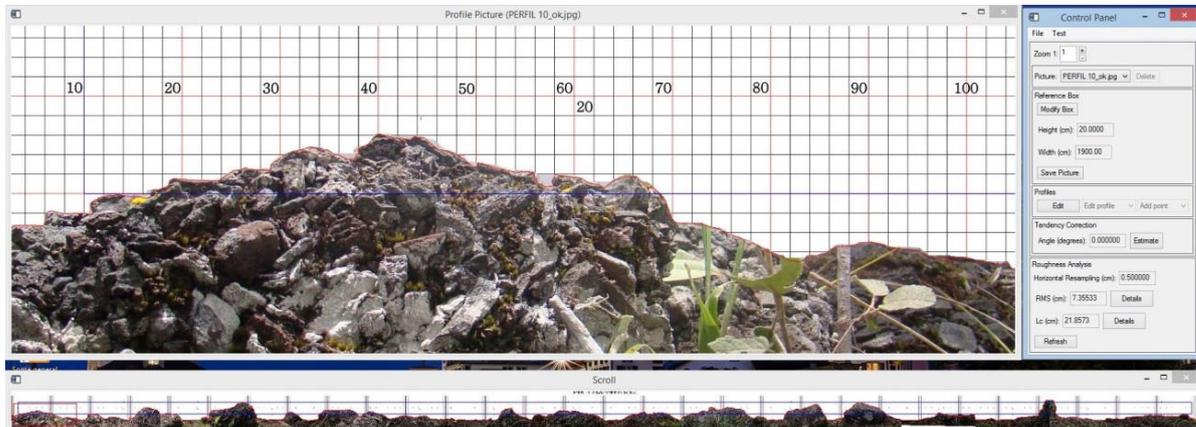


Figura 18- Imagem tomada da interface de tratamento do perfil de campo no aplicativo Roughness, onde é digitalizado o perfil da superfície do terreno a partir da foto tomado em campo; na parte inferior tem-se o tamanho total do perfil composto digitalizado (neste exemplo o Perfil 10 tem 19,20m) e, na janela à direita tem-se os parâmetros de entrada da imagem.

Fonte: Da autora.

Tabela 3-Valores do parâmetro Hrms calculados para os 20 perfis compostos amostrados em campo.
Fonte: Da autora.

Perfil	UTM_E	UTM_N	Altitude	Tipo de Canga	Comprimento	Hrms (cm)
Perfil 01	571264,654	9293184,106	761,402	Detrítica	19,20 m	4,73088
Perfil 02	569181,523	9292915,498	744,665	Detrítica	19,20 m	6,41701
Perfil 03	569207,918	9292803,482	743,242	Detrítica	19,20 m	4,94594
Perfil 04	569199,719	9292846,751	741,308	Detrítica	19,20 m	4,66792
Perfil 05	570789,537	9292848,01	735,031	Detrítica	19,20 m	7,69425
Perfil 06	571164,179	9292687,389	736,303	Detrítica	19,20 m	5,37820
Perfil 07	572449,621	9292698,624	771,775	Detrítica	19,20 m	6,61696
Perfil 08	570906,245	9291564,053	884,616	Estrutural	12,0 m	5,56701
Perfil 09	569649,325	9292032,518	772,554	Estrutural	19,20 m	4,07338
Perfil 10	569102,94	9292780,998	738,249	Detrítica	19,20 m	7,35533
Perfil 12	571155,211	9292813,683	735,568	Estrutural	10,80 m	1,67503
Perfil 13	571023,579	9292847,129	735,324	Estrutural	19,20 m	3,71468
Perfil 14	570987,082	9292862,257	735,782	Estrutural	12,0 m	2,99854
Perfil 15	571218,214	9291584,863	838,441	Detrítica	15,60 m	3,28288
Perfil 16	571181,141	9291835,144	821,451	Detrítica	19,20 m	2,16356
Perfil 17	569764,228	9292152,545	775,001	Estrutural	9,60 m	3,24248
Perfil 18	571108,056	9291198,084	876,215	Estrutural	7,20 m	2,45072
Perfil 19	571090,507	9291201,711	876,651	Estrutural	6,0 m	4,04918
Perfil 20	571209,724	9291287,205	869,043	Estrutural	9,60 m	2,36323
Perfil 21	568073,515	9294072,557	784,739	Estrutural	7,20 m	2,96492

3.2.3 Processamento dos perfis de rugosidade dos dados LiDAR

A partir dos dados LiDAR são adquiridos inúmeros retornos dos pulsos laser, constando dados tanto das copas das árvores associado aos primeiros retornos do pulso, como do terreno adquirido dos últimos retornos do pulso (Figura 19). Neste estudo foram processados apenas os pulsos de último retorno (*ground*) para gerar o modelo digital de terreno (MDT) no *software* Surfer. Para produzir os perfis de mesotopografia do relevo foi carregado o MDT – LiDAR no *software* Global Mapper v.15 e como dado de precisão espacial foram utilizadas às coordenadas geográficas iniciais e finais de cada perfil composto de microtopografia obtido em campo pelo GPS Diferencial.

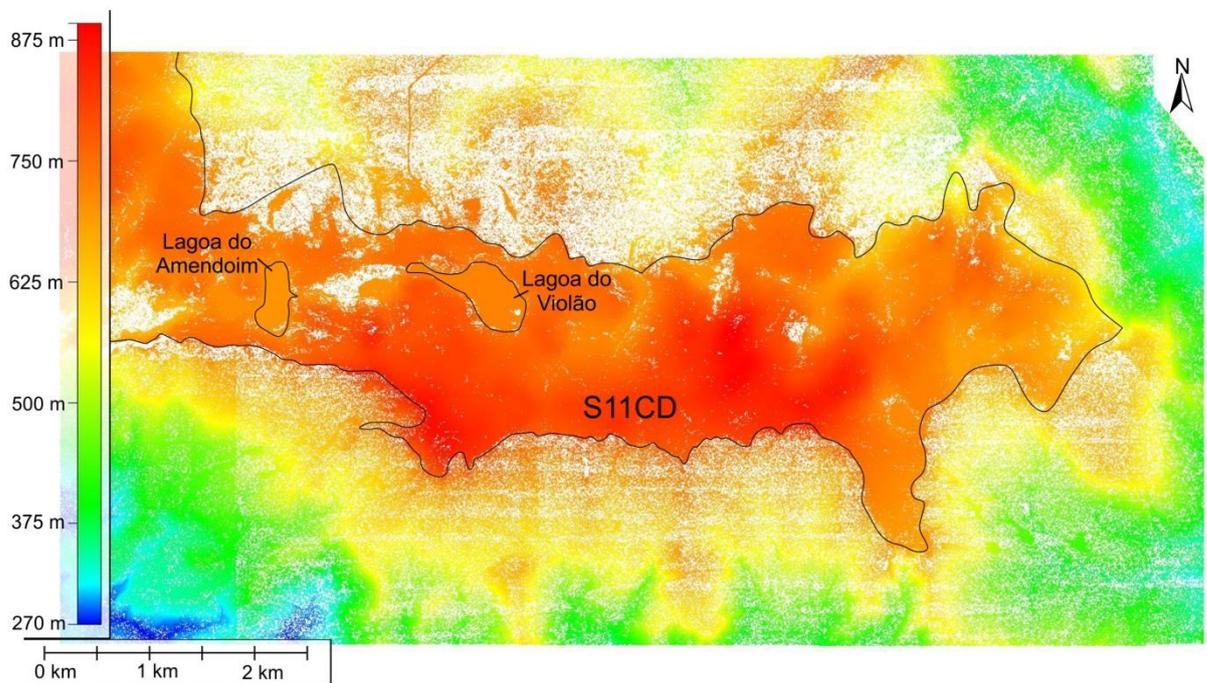


Figura 19- Nuvem de pontos dos dados LiDAR para todos os retornos dos pulsos laser em S11CD.
Fonte: Da autora.

Os perfis de mesotopografia do relevo obtidos do MDT-LiDAR foram sobreposto a malha da placa do rugosímetro confeccionada no *software* CorelDraw X7, obedecendo a escala de tamanho do rugosímetro (Figura 20). Assim, com este produto foi possível calcular o parâmetro estatístico da mesorugosidade (Hrms) no aplicativo *Roughness* (Tabela 4), utilizando a mesma metodologia aplicada para os perfis de microtopografia tomada em campo.

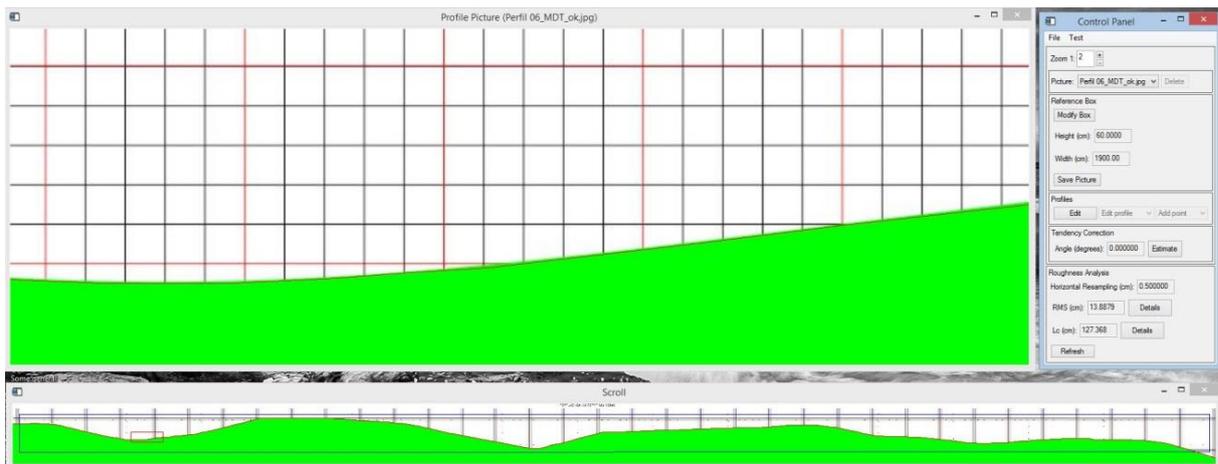


Figura 20- Interface de tratamento do perfil do MDT-LiDAR no aplicativo Roughness, onde é digitalizado o perfil da superfície do terreno a partir do perfil extraído do MDT-LiDAR no *software* Global Mapper v.15; na imagem inferior tem-se o tamanho total do perfil composto digitalizado (neste exemplo o Perfil 06 tem 19,20 m) e, na janela à direita tem-se os parâmetros de entrada da imagem. Fonte: Da autora.

Tabela 4- Valores de Hrms calculados para os perfis de mesrugosidade obtidos do MDT- LiDAR. Fonte: Da autora.

Perfil	UTM_E	UTM_N	Altitude	Tipo de Canga	Comprimento	Hrms (cm)
Perfil 01	571264,654	9293184,106	761,402	Detrítica	19,20 m	10,3679
Perfil 02	569181,523	9292915,498	744,665	Detrítica	19,20 m	6,47775
Perfil 03	569207,918	9292803,482	743,242	Detrítica	19,20 m	22,2717
Perfil 04	569199,719	9292846,751	741,308	Detrítica	19,20 m	1,16978
Perfil 05	570789,537	9292848,01	735,031	Detrítica	19,20 m	50,6237
Perfil 06	571164,179	9292687,389	736,303	Detrítica	19,20 m	13,88790
Perfil 07	572449,621	9292698,624	771,775	Detrítica	19,20 m	3,85789
Perfil 08	570906,245	9291564,053	884,616	Estrutural	12,0 m	7,61252
Perfil 09	569649,325	9292032,518	772,554	Estrutural	19,20 m	20,9117
Perfil 10	569102,94	9292780,998	738,249	Detrítica	19,20 m	85,6523
Perfil 12	571155,211	9292813,683	735,568	Estrutural	10,80 m	4,81588
Perfil 13	571023,579	9292847,129	735,324	Estrutural	19,20 m	19,7714
Perfil 14	570987,082	9292862,257	735,782	Estrutural	12,0 m	23,8042
Perfil 15	571218,214	9291584,863	838,441	Detrítica	15,60 m	38,6748
Perfil 16	571181,141	9291835,144	821,451	Detrítica	19,20 m	24,9263
Perfil 17	569764,228	9292152,545	775,001	Estrutural	9,60 m	2,69168
Perfil 18	571108,056	9291198,084	876,215	Estrutural	7,20 m	10,7141
Perfil 19	571090,507	9291201,711	876,651	Estrutural	6,0 m	4,26482
Perfil 20	571209,724	9291287,205	869,043	Estrutural	9,60 m	33,4064
Perfil 21	568073,515	9294072,557	784,739	Estrutural	7,20 m	14,9440

3.2.4 Tratamento estatístico dos dados de rugosidade do relevo (Hrms)

Para estabelecer a equivalência da microrugosidade do relevo obtido dos dados de campo e a mesorugosidade do relevo obtido do MDT-LiDAR para os tipos de canga laterítica (canga detrítica e canga estrutural) foi aplicado o teste estatístico de equivalência de médias – teste t Student, no *software* SPSS conforme a metodologia proposta por Field (2009).

Primeiramente foi realizada a análise exploratória dos dados de rugosidade do relevo visando identificar a dispersão, a normalidade dos dados e a presença de *outliers* nas amostras. A normalidade é importante porque a partir dela se define qual a categoria de testes formais a serem empregados na comparação das médias. Assim, uma vez que a função de densidade de probabilidade (fdp) seja gaussiana, os testes paramétricos são indicados, do contrário, os testes não-paramétricos devem ser empregados para os dados que não apresentem normalidade na distribuição da fdp. A normalidade das fdp foi testada pelo método de *Shapiro-Wilk* (W).

A hipótese h_0 testada por este método considera que as amostras provem de uma população com distribuição normal. Assim, rejeita-se h_0 , ao nível de significância α , se $W_{\text{calculado}} < W_{\text{crítico}}$. A presença de *outliers* - observações que destoam do comportamento médio dos demais - foi investigada observando os gráficos *Boxplots*.

O teste t Student ou simplesmente teste t (Equação 17), é um método de teste de hipótese (h_0) aplicado para avaliar a diferença entre as médias de dois grupos amostrais. Para h_0 ser considerado nulo a diferença das médias amostrais será igual a zero, isto é, não existe diferença entre os grupos amostrais. Assim sendo, estes grupos não são separáveis entre si (Andriotti, 2003).

O teste *t student* foi aplicado considerando primeiramente o parâmetro estatístico de microrugosidade do relevo (Hrms) obtido em campo e o tipo de canga laterítica (canga estrutural e canga detrítica); e posteriormente para estabelecer a equivalência de médias entre o parâmetro estatístico de mesorugosidade do relevo (Hrms) obtidos do MDT-LiDAR e o tipo de canga laterítica (canga estrutural e canga detrítica).

$$t = \frac{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}} \quad (17)$$

onde, \overline{X}_1 e \overline{X}_2 é a média das amostras para os grupos 1 e 2; s^2 é a variância bpara as amostras dos grupos 1 e 2; e N_1 e N_2 é o tamanho das amostras dos grupos 1 e 2.

3.2.5 Tratamento estatístico dos parâmetros texturais de Haralick

Os parâmetros texturais de Haralick estudados nesta dissertação foram sete: (1) homogeneidade (hom), (2) contraste (cont), (3) dissimilaridade (dis), (4) entropia (ent), (5) correlação (cor), (6) média (med) e (7) desvio padrão (desp). Os valores destes parâmetros foram extraídos dos segmentos gerados na imagem de relevo sombreado (obtida com azimute de iluminação igual a 135° e ângulo de elevação de 80°) derivado do modelo digital do terreno (MDT-LiDAR), referentes aos 20 pontos de campo.

As informações contidas nesses pontos de campo são os tipos de canga laterítica com suas respectivas coordenadas geográficas. No *software* PCI/Geomatic foram geradas imagens para cada um dos parâmetros texturais de Haralick a partir da imagem de relevo sombreado gerado do MDT-LiDAR utilizando o algoritmo TEXT (Texture Analysis). Essas imagens auxiliaram na análise do comportamento dos parâmetros texturais para cada unidade de canga laterítica (Figura 21).

Na primeira etapa de tratamento estatístico foi realizada uma análise exploratória dos parâmetros texturais de Haralick, com o propósito de verificar a normalidade de distribuição dos dados. Seguindo a mesma metodologia aplicada para o tratamento estatístico dos dados de rugosidade do relevo descrito anteriormente.

Na segunda etapa foi aplicado o teste *t student*, no *software* SPSS, seguindo a mesma metodologia descrita para os dados de rugosidade do relevo (Hrms). Este teste foi aplicado para cada um dos sete parâmetros texturais de Haralick para estabelecer a equivalência entre o parâmetro textural e os tipos de canga laterítica (cangas detrítica e estrutural). Assim, foi possível verificar qual parâmetro textural permite separar os tipos de canga laterítica.

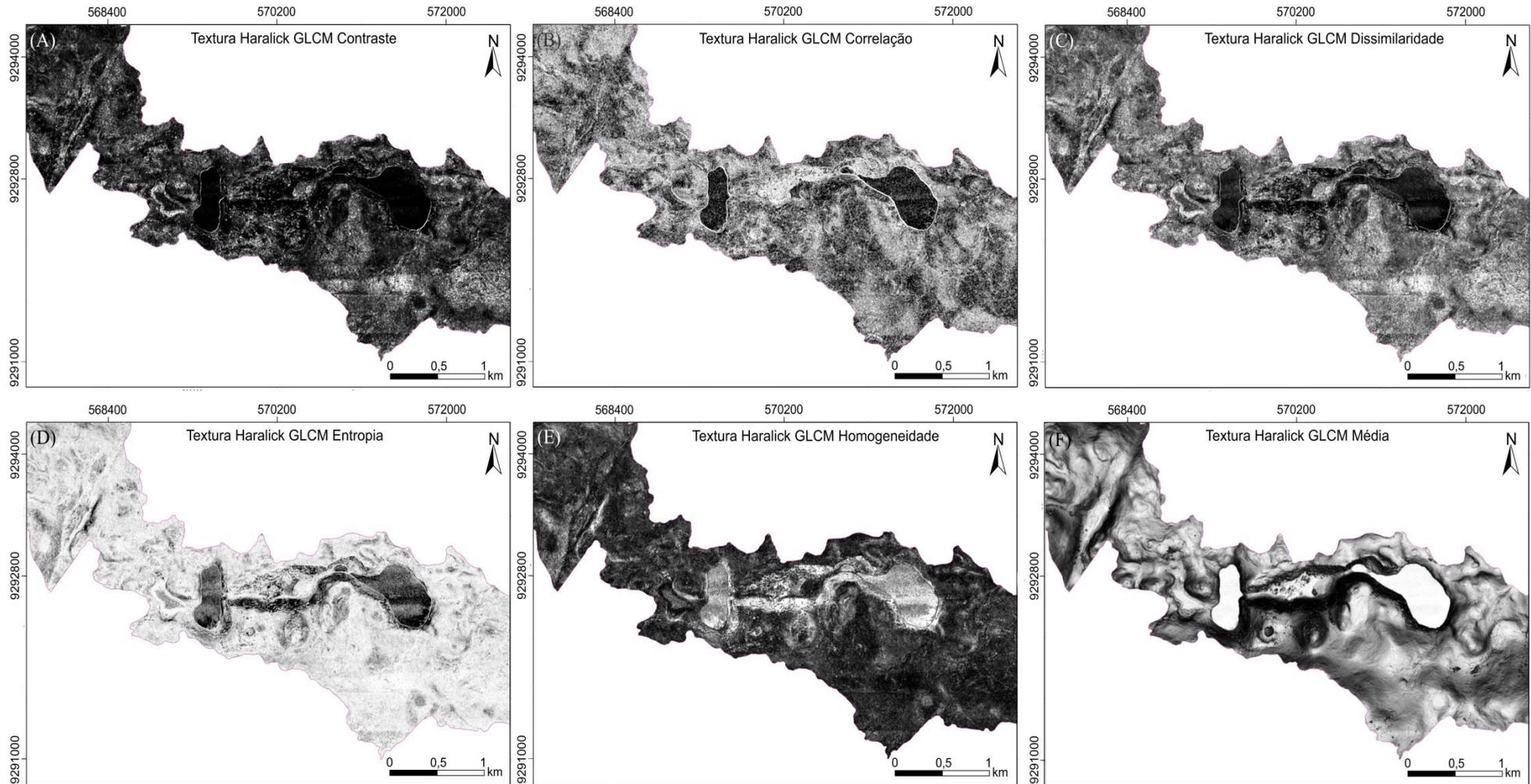


Figura 21- Imagens dos parâmetros texturais de Haralick geradas da imagem de Relevo Sombreado (MDT-LiDAR): (A) GLCM contraste; (B) GLCM correlação; (C) GLCM dissimilaridade; (D) GLCM entropia; (E) GLCM homogeneidade; e (F) GLCM média.

Fonte: Da autora.

3.2.6 Classificação orientada a objeto (GEOBIA) baseada nos parâmetros texturais de Haralick

3.2.6.1 Definição das Classes

As principais classes investigadas foram as coberturas lateríticas canga detrítica e canga estrutural. A partir da análise visual da imagem WordView-2, juntamente com a imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR), foram identificadas outras duas classes que se diferenciavam na área de estudo: as lagoas perenes (denominadas de Lagoa do Violão e Lagoa do Amendoim) e as lagoas intermitentes (formadas no período mais chuvoso).

3.2.6.2 Segmentação Multiresolução

Nesta etapa, foi aplicado o algoritmo de segmentação multiresolução (*multiresolution segmentation*) para delimitar os objetos da imagem de relevo sombreado (MDT – LiDAR). Este algoritmo busca maximizar as diferenças entre os objetos e minimizar as diferenças intra-objeto (Definiens, 2011). O algoritmo de segmentação permite estipular o grau de influência da cor e da homogeneidade dos *pixels* na formação dos segmentos e, utiliza como base para segmentar os parâmetros de *escala*, *forma* e *compacidade* (Figura 22).

O parâmetro *escala* indica o nível de ação do processo, que influencia na dimensão dos objetos a serem segmentados. Foram realizados vários testes (fatores 50, 100, 150, 200) para escolher o valor que melhor delimitasse os alvos de interesse. O peso definido para o parâmetro *forma* estabelece uma relação complementar com a cor e varia até o valor de 0,9 (Definiens, 2011). Por exemplo, se for definido peso 0,7 para *forma*, o peso para o critério *cor* será 0,3.

O critério de *compacidade* indica o grau de homogeneidade interna do segmento (seu valor varia até 0,9). Os valores mais elevados indicam alto grau de homogeneidade interna e tendem a formar segmentos compactos e os valores menores indicam segmentos com homogeneidade mais suave.

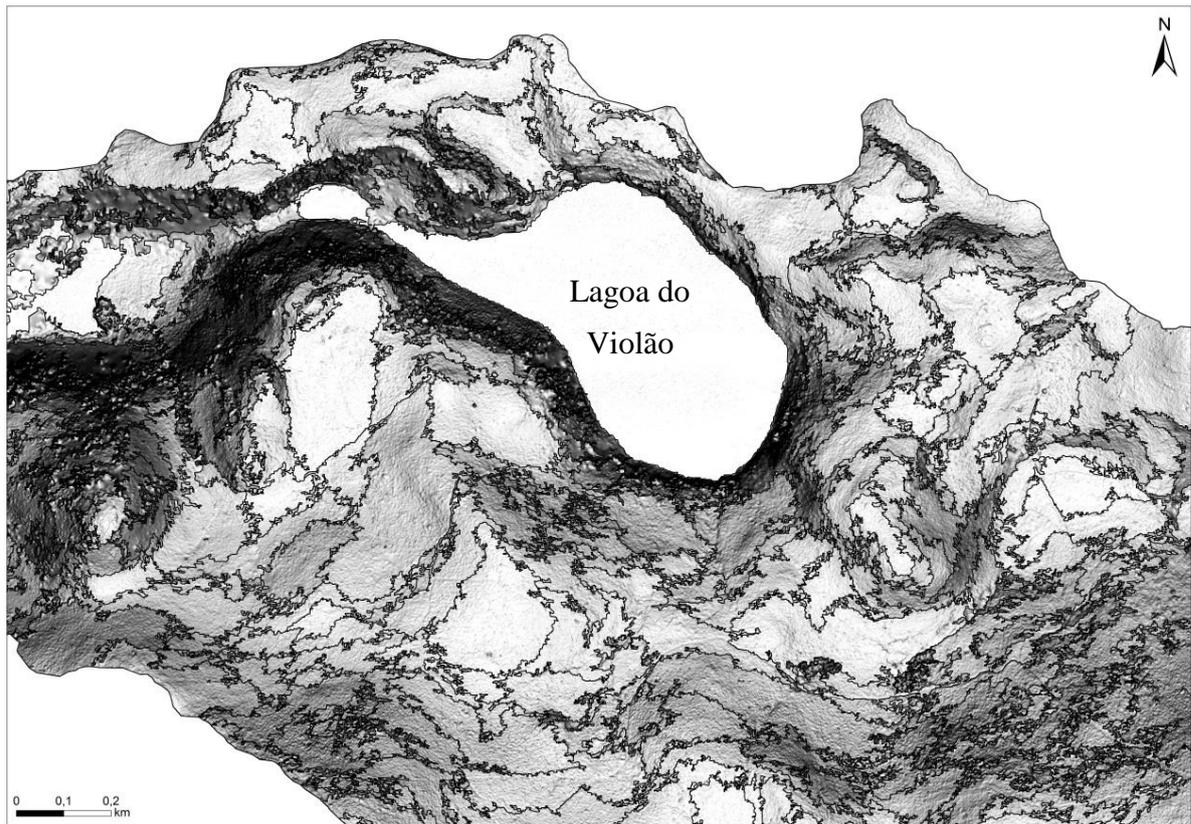


Figura 22- Exemplo da segmentação multiresolução com o parâmetro de fator escala 200, critérios de forma 0,1 e de compacidade de 0,5. Os valores dos parâmetros adotados neste processamento foram eficazes na segmentação da Lagoa do Violão.

Fonte: Da autora.

3.2.6.3 Estruturação da Rede Semântica

Na elaboração da rede semântica foram inicialmente selecionadas as amostras de treinamento com base nos dados de campo (20 pontos amostrais para as cangas detrítica e estrutural). Para cada amostra foram obtidos os valores dos sete parâmetros texturais de Haralick selecionados para área de estudo: GLCM homogeneidade, GLCM contraste, GLCM dissimilaridade, GLCM entropia, GLCM correlação, GLCM média e GLCM desvio padrão.

O comportamento dos parâmetros texturais de Haralick para as classes canga detrítica e canga estrutural foram analisados estatisticamente conforme descrito no sub-item 3.2.5. Para as classes Lagoas Perenes e Lagoas Intermitentes foram realizadas análises visuais dos parâmetros texturais de Haralick por ocorrerem de forma restrita e localizada no platô S11.

Por se tratar de uma imagem de relevo sombreado derivado do Modelo Digital do Terreno (MDT-LiDAR) não são observadas classes como vegetação, nuvens ou outras

construções antrópicas de grande porte. Assim, a rede semântica elaborada foi de apenas um nível.

3.2.6.4 Seleção de parâmetros texturais de Haralick

Após o tratamento estatístico dos parâmetros texturais Haralick para as classes canga detrítica e canga estrutural, abordado no sub-item 3.2.5, o parâmetro que apresentou melhor resposta para a discriminação destas cangas foi selecionado para a classificação GEOBIA. Os limiares superior e inferior do parâmetro textural foram estabelecidos a partir do desvio padrão da média de cada tipo de canga laterítica (detalhado no sub-item 4.2-Análise Exploratória dos parâmetros texturais de Haralick da imagem de relevo sombreado – MDT-LiDAR).

3.2.7 Validação da classificação digital GEOBIA

Para validação da classificação utilizou-se a matriz de erro oriunda do cruzamento da imagem classificada com o conjunto de amostras coletadas em campo (ICPs – *Independent Check Points*). Para cada ponto amostral foi coletado a coordenada geográfica e categorizado o tipo de canga laterítica aflorante mapeada em campo e a classificada a partir do MDT-LiDAR. Estes dados foram coletados na segunda campanha de campo realizada no período de 11 a 16 de janeiro de 2016.

A matriz de erro apresenta a comparação dos resultados da classificação com os dados de referência. A matriz é composta por linhas e colunas que representam os dados do produto da classificação digital e o conjunto de dados de referência, respectivamente; na diagonal principal tem-se o nível de acerto, ou concordância, entre os dois conjuntos de dados; e as outras células da coluna apresentam o número de observações omitida de cada classe (Congalton e Green, 2008).

A matriz de erro representa de forma efetiva a acurácia de um mapa. A acurácia individual de cada classe pode ser descrita a partir dos erros de omissão (ou erros de exclusão) e os erros de comissão (ou erros de inclusão). O erro de omissão é aquele em que há exclusão da categoria à qual pertence e, o erro de comissão é a inclusão de uma categoria à qual não pertence (Congalton e Green, 2008). O erro de omissão (EO) está relacionado com a 'exatidão

do produtor' ($1-EO$), o qual se refere a probabilidade de determinada categoria ter sido corretamente classificada de acordo com os pontos de referência. Já o erro de comissão (EC) está relacionado com a 'exatidão do usuário' ($1-EC$), pois indica a probabilidade que uma categoria classificada (mapa/imagem) representar a mesma categoria no campo. Também é possível derivar a partir da matriz de erro a acurácia global que auxiliam na avaliação do desempenho do classificador, porém não são considerados os erros de omissão e comissão (Congalton e Green, 2008).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DO PARÂMETRO DE RUGOSIDADE DO RELEVO

4.1.1 Dados de campo

Nesta primeira etapa da pesquisa foi realizada uma análise exploratória dos dados da microrugosidade do relevo (Hrms) obtidos a partir dos perfis de microtopografia medidos em campo para as cangas lateríticas detrítica e estrutural (figuras 23, 24 e 25). Esta análise teve como propósito distinguir os tipos de cangas lateríticas a partir das observações da média, desvio padrão e intervalo de confiança do parâmetro microrugosidade do relevo.

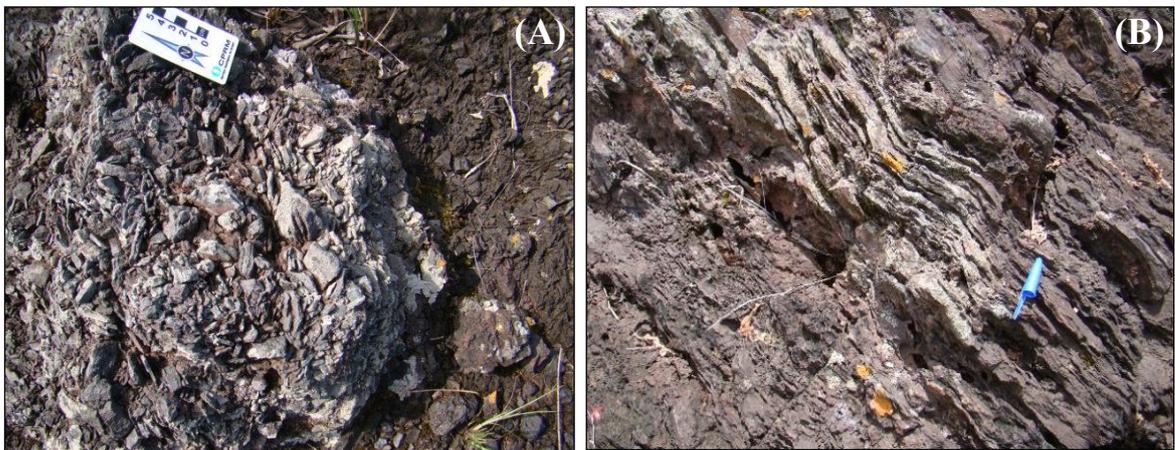


Figura 23- Aspecto dos afloramentos das unidades de canga laterítica no bloco S11CD: (A) canga detrítica caracterizada por fragmentos clásticos cimentados por goethita ou limonita e, (B) canga estrutural caracterizada pela presença de estruturação herdada do bandamento original do jaspelito. Fonte: Da autora.

Os valores apresentados na Tabela 5 e nos histogramas contidos na Figura 26a-b indicam que o parâmetro microrugosidade do relevo (Hrms) tem distribuição normal para os dois tipos de cangas analisadas (valor $W > 0,05$). Pela análise dos *Boxplots* (Figura 26c), observa-se que é possível separar os dois tipos de canga dado que os intervalos de desvio padrão não se sobrepõem para os dois tipos de canga laterítica.

Uma vez verificado o padrão de distribuição normal dos dados de Hrms de campo, foi aplicado o teste *t student* para analisar estatisticamente se a média da microrugosidade de campo (Hrms) com os tipos de canga laterítica são distintos (Tabela 5). O teste mostrou que a média do Hrms dos dois tipos de canga laterítica (canga detrítica e canga estrutural) não são estatisticamente equivalente (p - valor do teste *t student* $< 0,05$), para um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$). Ou seja, é possível discriminar os dois tipos de cangas lateríticas aflorantes em S11CD através da média do parâmetro da microrugosidade medido em campo (Hrms).

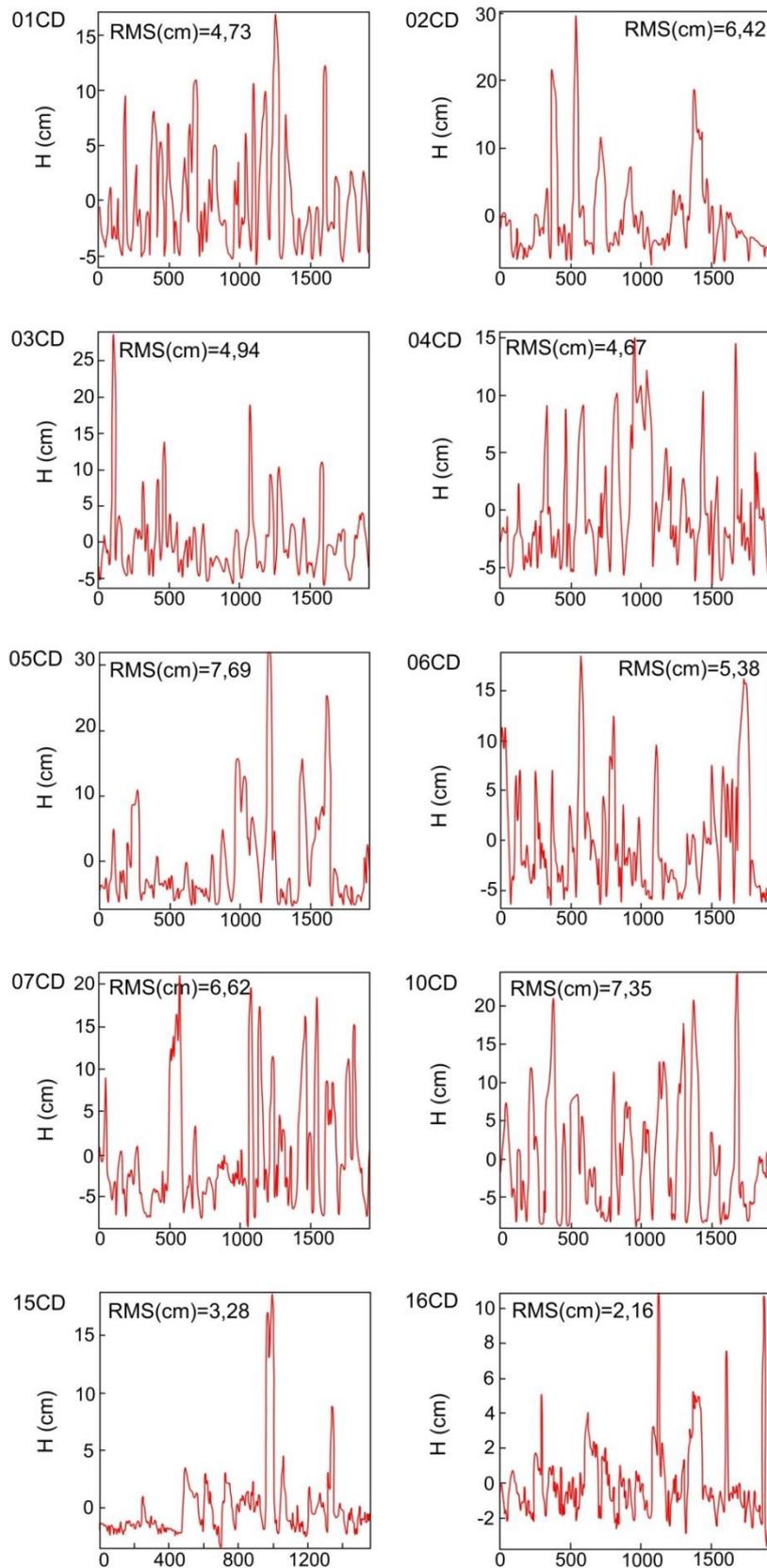


Figura 24- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos em campo para a canga detrítica (CD). Ver localização dos perfis na Figura 15.

Fonte: Da autora.

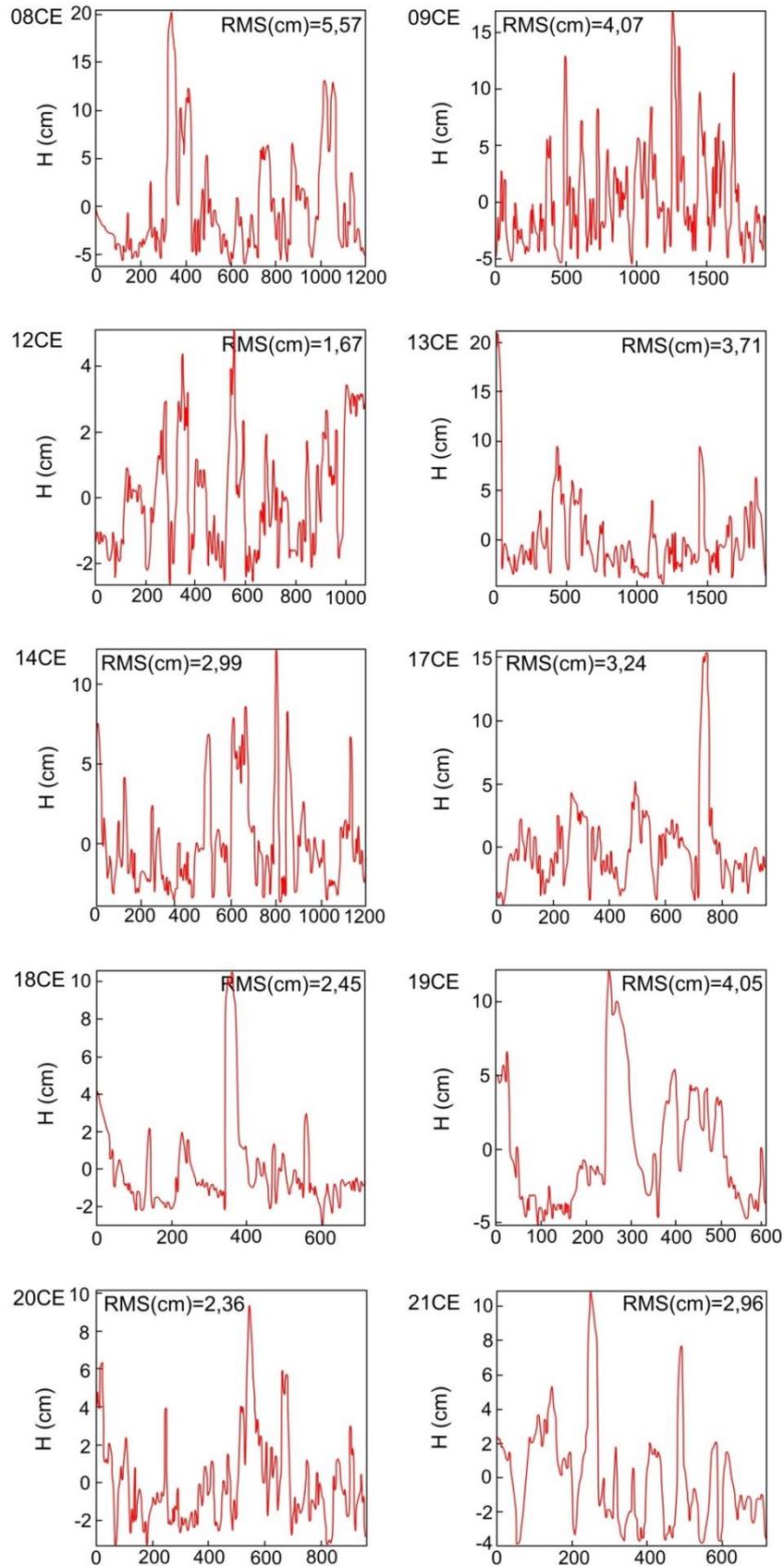


Figura 25- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos em campo para a canga estrutural (CE). Ver localização dos perfis na Figura 15.

Fonte: Da autora.

Tabela 5- Valores da análise estatística exploratória dos dados de Hrms de campo para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.

Fonte: Da autora.

	Unidades Lateríticas		
	Canga detrítica	Canga estrutural	
Hrms Campo	Média*	5,3252	3,3099
	Desvio Padrão	1,7541	1,1012
	Valor Mínimo	2,1635	1,6750
	Valor Máximo	7,6942	5,5670
	Teste de Normalidade Shapiro-Wilk (W)	0,781	0,805
	p - valor do teste t student	0,006	

*Intervalo de confiança para Média de 95%.

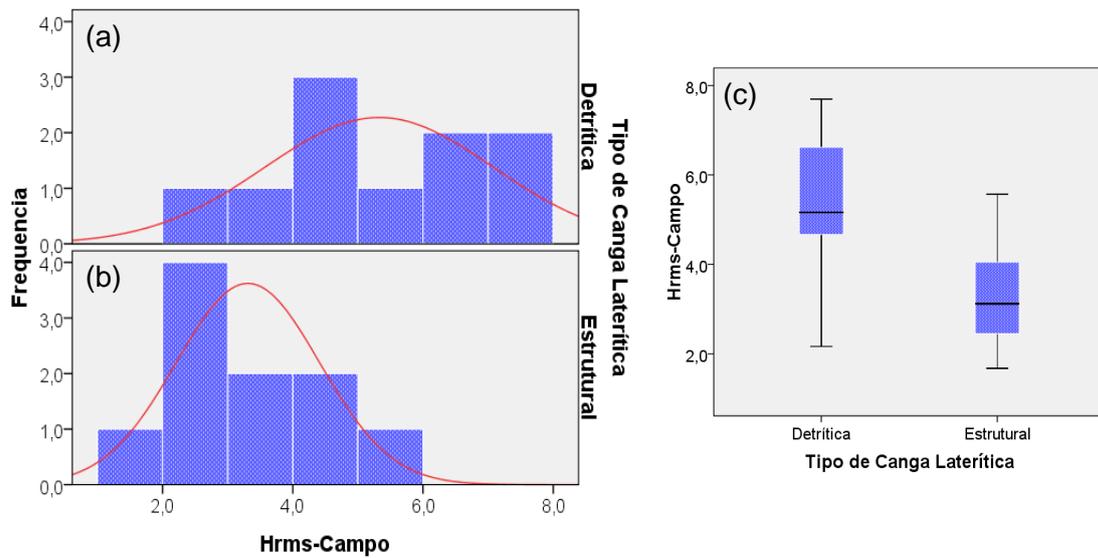


Figura 26- Histograma do parâmetro de microrugosidade do terreno (Hrms) de campo versus o tipo de canga detrítica (a) e canga estrutural (b) e, em (c) os Boxplots do parâmetro Hrms de campo para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.

Fonte: Da autora.

4.1.2 Dados LiDAR

Os valores de mesorugosidade do relevo extraído do MDT – LiDAR são apresentados nas figuras 27 e 28 a partir dos quais foi realizada a análise exploratória dos dados Hrms.

Os valores apresentados na Tabela 6 indicam que o parâmetro mesorugosidade do relevo (Hrms) possui distribuição aparentemente normal para os dois tipos de cangas analisadas (valor $W > 0,05$). Porém, ao analisar os histogramas contidos na Figura 29a-b não é possível verificar essa distribuição normal. E ao analisar os *Boxplots* (Figura 29c) observa-se que os intervalos de desvio padrão do parâmetro mesorugosidade do relevo (Hrms) se sobrepõem para os dois tipos de canga laterítica, não sendo possível fazer a separabilidade dos mesmos.

O teste *t student* mostrou que as médias do Hrms da mesorugosidade para os dois tipos de canga laterítica (canga detrítica e canga estrutural) são estatisticamente equivalentes (p - valor do teste *t student* $> 0,05$), com um nível de confiança de 95% (Tabela 6). Sendo assim, por meio de métricas de relevo extraídas do MDT-LiDAR com resolução espacial de 1 m não foi possível discriminar os tipos de canga laterítica aflorantes em S11CD.

Tabela 6- Valores da análise estatística exploratória dos dados de Hrms extraídos do MDT-LiDAR para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.

Fonte: Da autora.

		Unidades	
		Canga Detrítica	Canga Estrutural
Hrms MDT-LiDAR	Média*	25,7910	14,2936
	Desvio Padrão	26,2868	10,0688
	Valor Mínimo	1,1697	2,6916
	Valor Máximo	85,6523	33,4064
	Teste de Normalidade Shapiro-Wilk (W)	0,065	0,468
	p - valor do Teste t Student	0,213	

*Intervalo de confiança para Média de 95%.

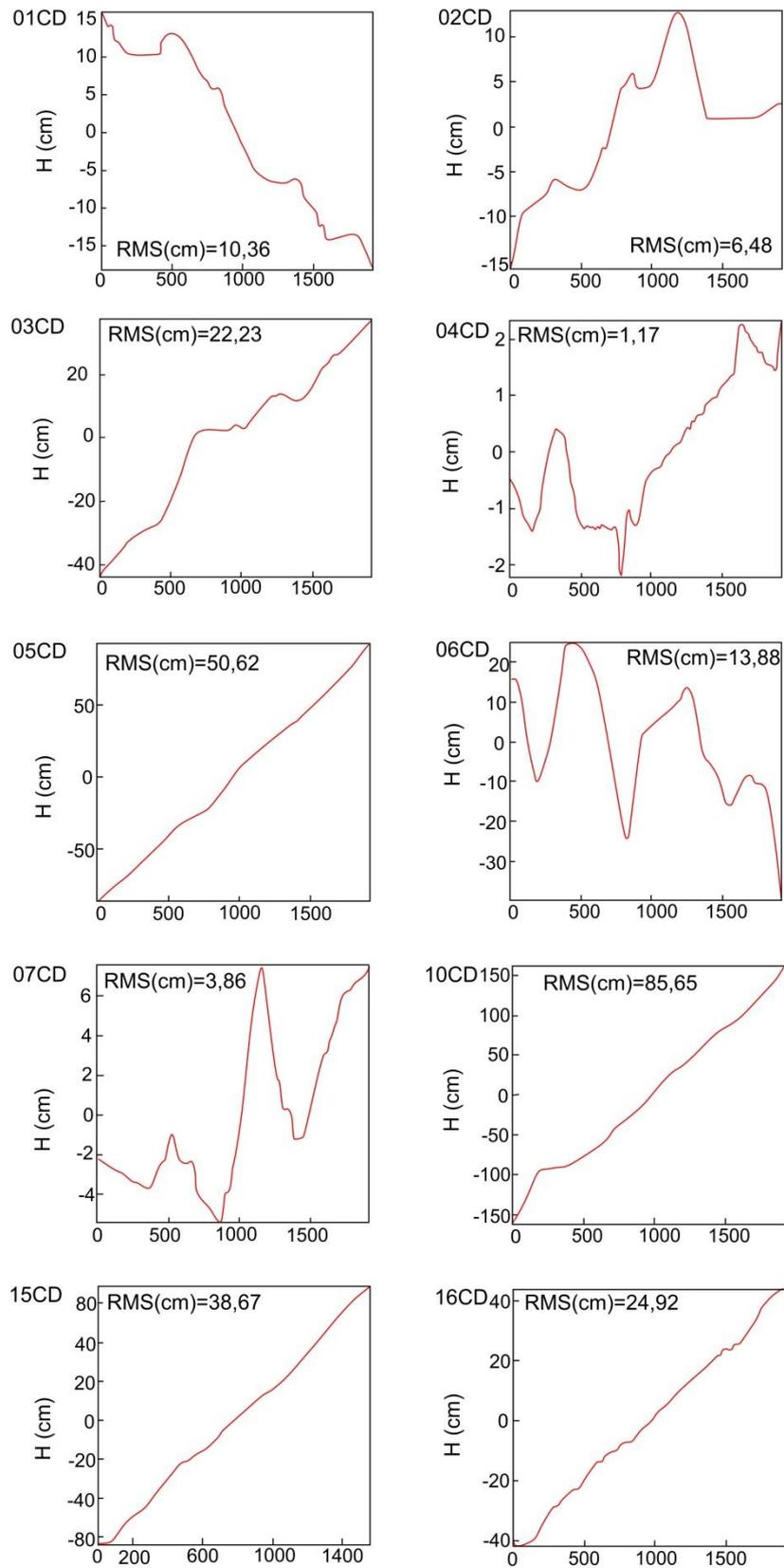


Figura 27- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos da imagem de relevo sombreado MDT-LiDAR para a canga detritica (CD). Ver localização dos perfis na Figura 15.
Fonte: Da autora.

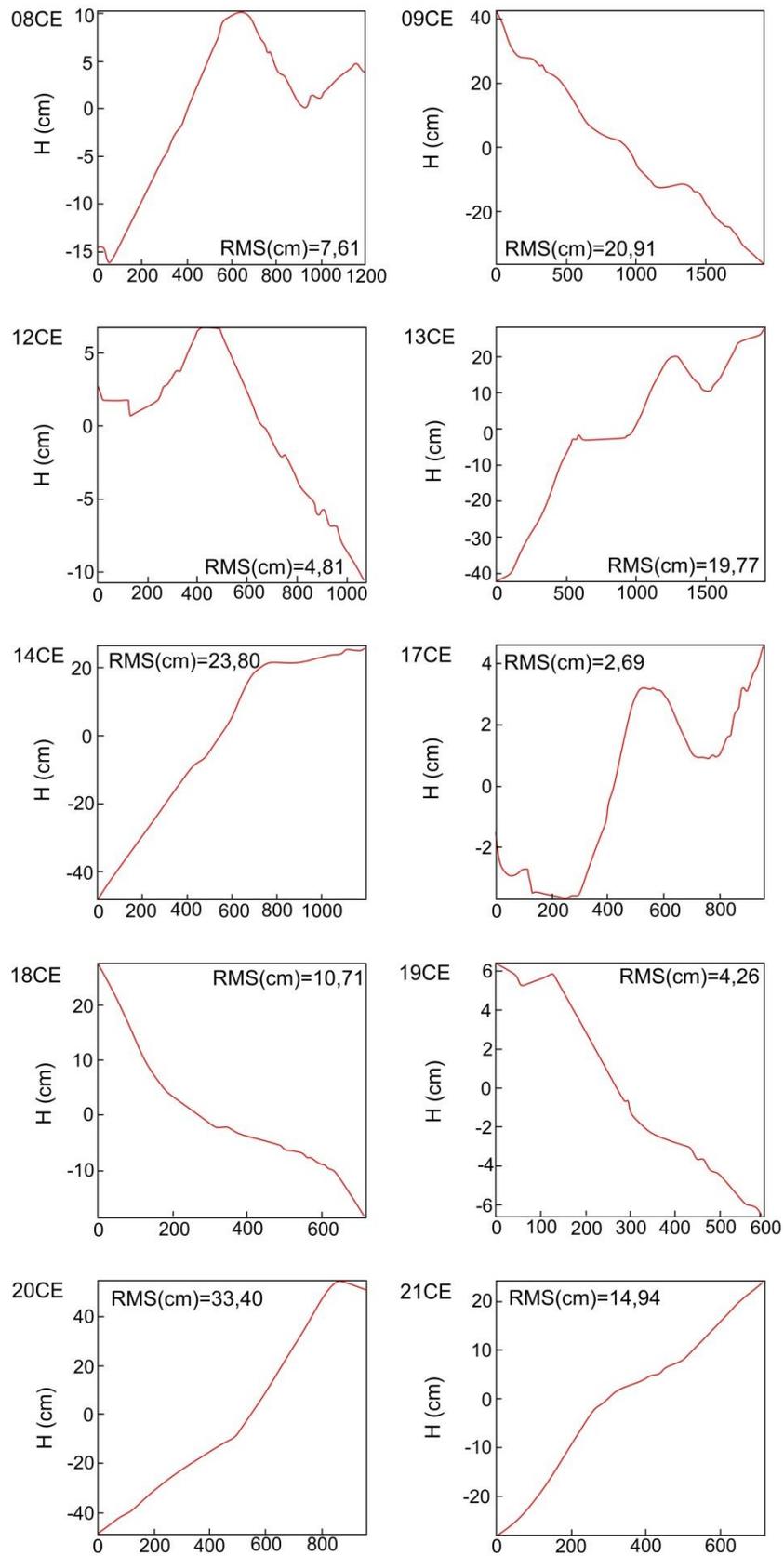


Figura 28- Prancha com os perfis RMS em centímetros medidos da imagem de relevo sombreado MDT-LiDAR para a canga estrutural (CE). Ver localização dos perfis na Figura 15.
Fonte: Da autora.

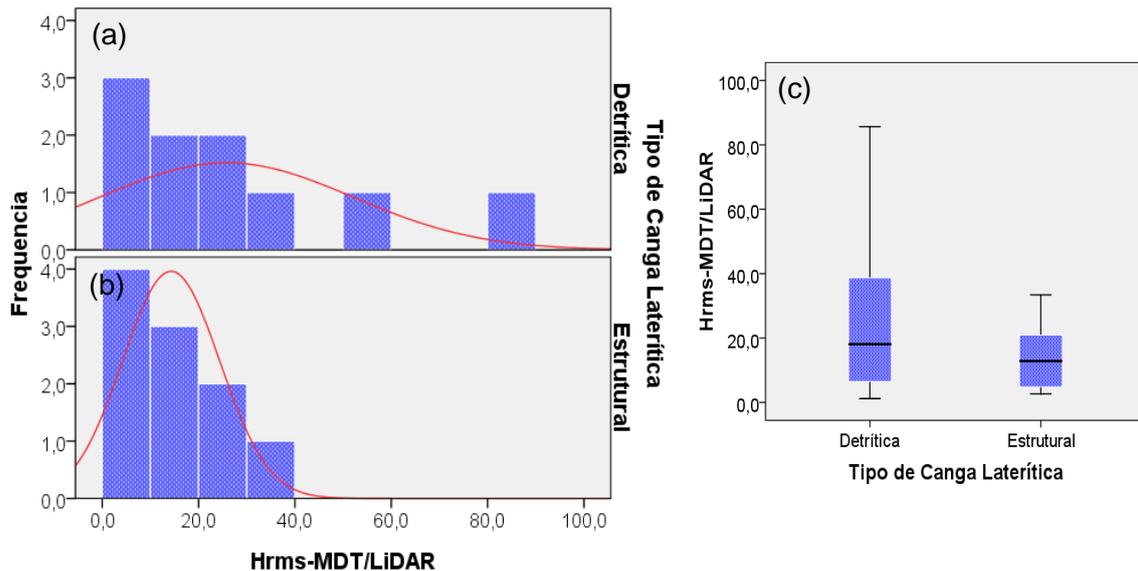


Figura 29- Histograma do parâmetro de mesorugosidade do terreno (Hrms) extraído do MDT-LiDAR de campo versus o tipo de canga detrítica (a) e canga estrutural (b) e, em (c) os Boxplots do parâmetro Hrms – MDT-LiDAR para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.
Fonte: Da autora.

4.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS PARÂMETROS TEXTURAIIS DE HARALICK DA IMAGEM DE RELEVO SOMBREADO (MDT-LiDAR)

Nesta etapa de análise exploratória dos parâmetros texturais de Haralick, extraídos da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR), foi verificado estatisticamente qual dos parâmetros texturais seria mais eficaz para discriminar os tipos de cangas lateríticas presentes em S11CD, uma vez que foi provado na análise exploratória do parâmetro de microrugosidade do terreno (Hrms) medido em campo que era possível separar os tipos de canga laterítica.

Os mesmos pontos de campo usados para extrair a microrugosidade do terreno (Hrms) foram usados para extrair os valores dos parâmetros texturais de Haralick da imagem de relevo sombreado (Tabela 7).

Na análise exploratória foi verificada a normalidade das fdp dos parâmetros texturais de Haralick através do método de *Shapiro Wilk* (W), apresentado na Tabela 8, sendo que os parâmetros Entropia para a unidade canga detrítica e Desvio Padrão para a unidade canga estrutural não apresentaram distribuição normal (valor $W < 0,05$). Os outros parâmetros

texturais apresentaram normalidade na distribuição de suas funções de densidade de probabilidade (valor $W > 0,05$).

Uma vez verificado o padrão de distribuição normal dos parâmetros texturais de Haralick, foi aplicado o teste *t student* para analisar estatisticamente se a média desses parâmetros texturais com os tipos de cangas lateríticas são distintos (Tabela 8). O teste *t student* mostrou que as médias dos parâmetros texturais Entropia, Desvio Padrão e a Média para os dois tipos de canga laterítica (canga detrítica e canga estrutural) são estatisticamente equivalentes (p - valor do teste *t student* $> 0,05$), com um nível de confiança de 95% (Tabela 8).

Para os parâmetros texturais Contraste, Correlação, Dissimilaridade e Homogeneidade o teste *t student* mostrou que as médias desses parâmetros para os dois tipos de cangas lateríticas (canga detrítica e canga estrutural) não são estatisticamente equivalente (p - valor do teste *t student* $< 0,05$), para um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$). Sendo assim, é possível discriminar os dois tipos de cangas lateríticas aflorantes em S11CD através da média desses parâmetros texturais.

Em seguida foi verificado entre os parâmetros texturais Contraste, Correlação, Dissimilaridade e Homogeneidade o que tem maior relação com a microrugosidade do terreno (Hrms) medida em campo através da correlação linear (R^2). Os valores obtidos do R^2 foram baixos para esses parâmetros, sendo selecionado o parâmetro textural Dissimilaridade para a classificação GEOBIA da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) por apresentar o maior valor de R^2 (igual a 0,062) entre os quatro parâmetros texturais testados.

Tabela 7- Valores dos parâmetros texturais de Haralick extraídos da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) (Hom = homogeneidade; Con = contraste; Dis = dissimilaridade; Ent = entropia; Med = média; Desp = desvio padrão; Cor = Correlação).

Fonte: Da autora.

Perfil	Tipo	Hom	Con	Dis	Ent	Med	Desp	Cor
Perfil 01	Canga Detrítica	0.044947	1405.60	27.39	6,940	126.39	41.07	0.7637
Perfil 02		0.044650	1238.91	25.57	7,254	126.50	40.88	0.7933
Perfil 03		0.033616	1643.26	30.13	9,008	126.48	43.77	0.7557
Perfil 04		0.042036	1721.92	31.03	6,880	123.82	44.10	0.7466
Perfil 05		0.050353	1095.30	23.42	8,318	126.45	43.84	0.8456
Perfil 06		0.040655	1536.45	28.49	8,969	125.44	40.66	0.7317
Perfil 07		0.039609	1589.28	29.73	7,181	126.49	41.84	0.7390
Perfil 10		0.025400	2060.96	34.96	8,962	126.86	43.75	0.6795
Perfil 15		0.028206	1834.26	32.67	8,582	129.58	43.19	0.7130
Perfil 16		0.031543	1903.28	33.28	7,421	125.56	43.08	0.6980
Perfil 08	Canga Estrutural	0.035862	1770.95	31.02	8,015	125.81	43.63	0.7313
Perfil 09		0.052409	1248.30	24.49	8,767	127.15	42.96	0.8135
Perfil 12		0.052527	1089.26	22.33	8,201	127.26	43.22	0.8417
Perfil 13		0.049464	872.10	20.78	8,814	128.62	43.59	0.8778
Perfil 14		0.061785	831.86	19.58	8,327	126.53	43.49	0.8832
Perfil 17		0.048040	1160.10	24.09	7,458	126.37	41.20	0.8114
Perfil 18		0.055444	1085.07	22.33	7,162	128.24	38.08	0.7911
Perfil 19		0.055444	1085.07	22.33	7,162	128.24	38.08	0.7911
Perfil 20		0.034089	1619.86	30.26	8,062	127.27	41.64	0.7300
Perfil 21		0.035085	1407.27	28.23	7,876	126.92	41.68	0.7713

Tabela 8- Valores da análise estatística exploratória dos parâmetros texturais de Haralick para as cangas lateríticas detrítica e estrutural.

Fonte: Da autora.

		Unidades	
		Canga Detrítica	Canga Estrutural
GLCM Contraste	Média	1602,922	1216,984
	Desvio Padrão	298,709	303,313
	Valor Mínimo	1095,3	831,86
	Valor Máximo	2060,96	1770,95
	Teste de Normalidade	0,986	0,431
	p - valor do teste t student	0,010	
GLCM Correlação	Média	0,7466	0,8042
	Desvio Padrão	0,0478	0,0531
	Valor Mínimo	0,6795	0,73
	Valor Máximo	0,8456	0,8832
	Teste de Normalidade (W)	0,791	0,563
	p - valor do teste t student	0,020	
GLCM Dissimilaridade	Média	29,667	24,544
	Desvio Padrão	3,5675	3,9710
	Valor Mínimo	23,42	19,58
	Valor Máximo	34,96	31,02
	Teste de Normalidade (W)	0,983	0,203
	p - valor do teste t student	0,007	
GLCM Entropia	Média	7,9515	7,9844
	Desvio Padrão	0,8967	0,5881
	Valor Mínimo	6,88	7,162
	Valor Máximo	9,008	8,814
	Teste de Normalidade (W)	0,047	0,472
	p - valor do teste t student	0,924	
GLCM Homogeneidade	Média	0,0381	0,04801
	Desvio Padrão	0,00807	0,009721
	Valor Mínimo	0,0254	0,034089
	Valor Máximo	0,0503	0,061785
	Teste de Normalidade (W)	0,767	0,153
	p - valor do teste t student	0,023	
GLCM Média	Média	126,357	127,241
	Desvio Padrão	1,43821	0,90197
	Valor Mínimo	123,82	125,81
	Valor Máximo	129,58	128,62
	Teste de Normalidade	0,064	0,701
	p - valor do teste t student	0,117	
GLCM Desvio Padrão	Média	42,618	41,757
	Desvio Padrão	1,3619	2,1299
	Valor Mínimo	40,66	38,08
	Valor Máximo	44,1	43,63
	Teste de Normalidade	0,057	0,017
	p - valor do teste t student	0,296	

4.3 CLASSIFICAÇÃO ORIENTADA A OBJETO GEOGRÁFICO (GEOBIA)

O uso do *software* eCognition permitiu avaliar os descritores dos parâmetros texturais de Haralick para a classificação GEOBIA.

4.3.1 Segmentação

Ao se aplicar o algoritmo de segmentação multiresolução as diferenças entre os objetos são maximizados e as diferenças intra-objetos são minimizados (Developer, 2011). Assim, os *pixels* são agregados aos vizinhos para formar um único objeto baseado no critério de homogeneidade relativa, o qual é uma combinação dos critérios de *cor* e *forma*, e o fator de *escala* definido.

O fator *escala* indica o nível de ação do processo, que influencia na dimensão dos objetos a serem segmentados. Sendo relevante analisar a dimensão dos alvos de interesse - no caso em estudo os alvos são corpos métricos de canga estrutural envolto por corpos métricos a quilométricos de canga detrítica e, a resolução espacial da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) é de um metro (Figura 30-a). De tal modo foi analisada a melhor delimitação do objeto de estudo (cangas lateríticas) através de diversos testes de segmentação da imagem de relevo sombreado com variações do fator *escala*. Assim, o fator de *escala* com valor 100 foi selecionado para aplicar a segmentação multiresolução.

Para o critério *forma*, o qual estabelece o peso dado ao aspecto geométrico na caracterização dos segmentos, foi estabelecido o valor de peso 0,1. E o valor do critério *cor* estabelecido foi de 0,9 por ser complementar ao valor dado ao critério *forma*.

Com base nos segmentos gerados para imagem de relevo sombreado (Figura 30-b) foram extraídos os valores dos parâmetros texturais de Haralick para análise estatística, como explicado na Seção 4.2.

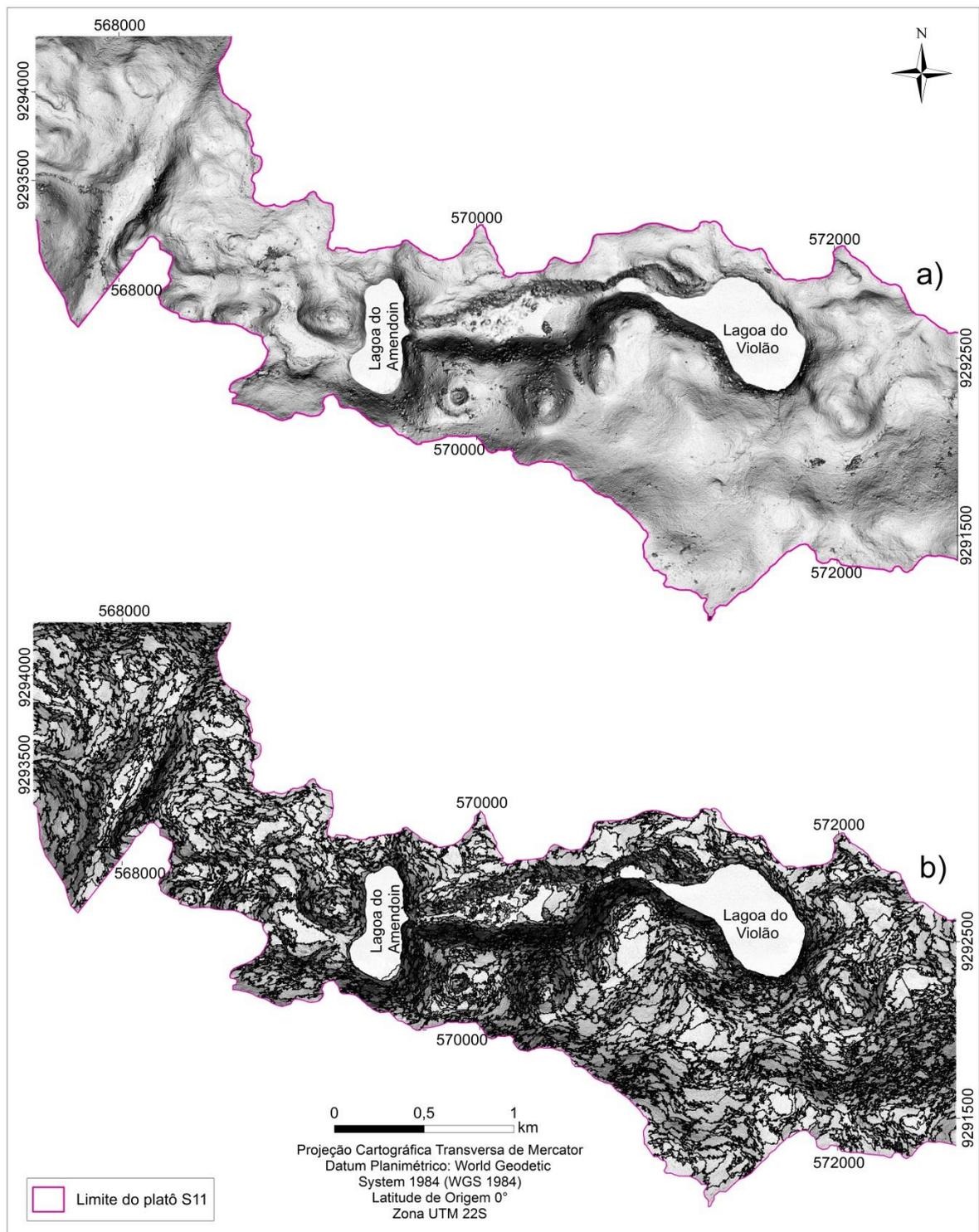


Figura 30- Em a) Relevo sombreado gerado do MDT-LiDAR com azimute de iluminação de 135° e elevação 80°e; b) Resultado da segmentação multiresolução com fator escala 100, critério de forma 0,1 para área de pesquisa.

Fonte: Da autora.

4.3.2 Classificação GEOBIA

Utilizando como base a segmentação multiresolução, a rede semântica descrita no subitem 3.2.6.3 (Estruturação da Rede Semântica), e o parâmetro textural Dissimilaridade de Haralick foi possível aplicar a classificação GEOBIA na imagem de relevo sombreado gerado do MDT-LiDAR para a discriminação das cangas detrítica e estrutural na Serra S11.

Os limiares superior e inferior do parâmetro textural Dissimilaridade para classificação GEOBIA foram estabelecidos a partir do desvio padrão da média para separação da canga detrítica (limiar da média entre 26,1 e 33,23) e canga estrutural (limiar da média entre 20,57 e 28,51).

O resultado desta classificação GEOBIA para as cangas lateríticas recobriu em torno de 89,35% a área de estudo, permanecendo ~11% da imagem como não classificada (segmentos em branco na Figura 31), a qual pode estar relacionada possivelmente a ruídos gerados durante a aquisição dos dados LiDAR.

Esses ruídos são observados principalmente na porção sudeste da área de estudo nas imagens texturais de Haralick GLCM Contraste (Figura 21A), GLCM Dissimilaridade (Figura 21C), GLCM Entropia (Figura 21D) e GLCM Homogeneidade (Figura 21E), os quais influenciaram na faixa que não foi classificada pelo método GEOBIA, como apresentado na Figura 31.

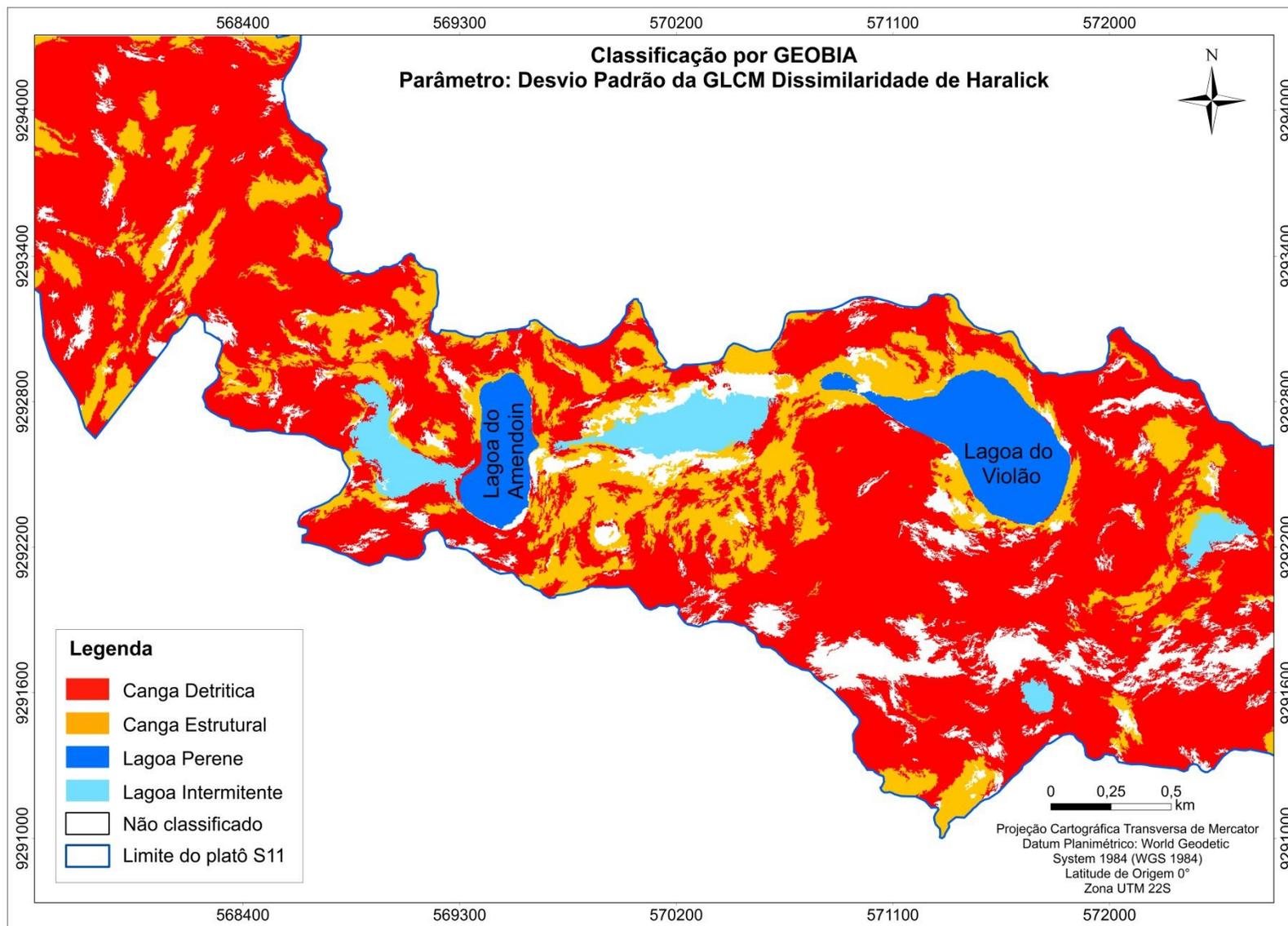


Figura 31- Resultado da classificação GEObIA da imagem de relevo sombreado (MDT-LiDAR) utilizando o parâmetro textural de Haralick dissimilaridade.
Fonte: Da autora.

4.3.3 Validação da classificação digital GEOBIA

Para validação da classificação digital GEOBIA foi verificada a matriz de erro oriunda do cruzamento da imagem classificada (Figura 31) com os 118 pontos independentes de validação (ICPs – *Independent Check Points*) coletados em campo com auxílio do GPS e identificado o tipo de canga laterítica, correspondendo uma área total de aproximadamente 7,26 km² (Figura 32).

A matriz de erro gerada entre os pontos de campo e os da classificação digital para as cangas lateríticas detrítica e estrutural atestou que a acurácia global entre os dados foi de 78,8% (Tabela 9).

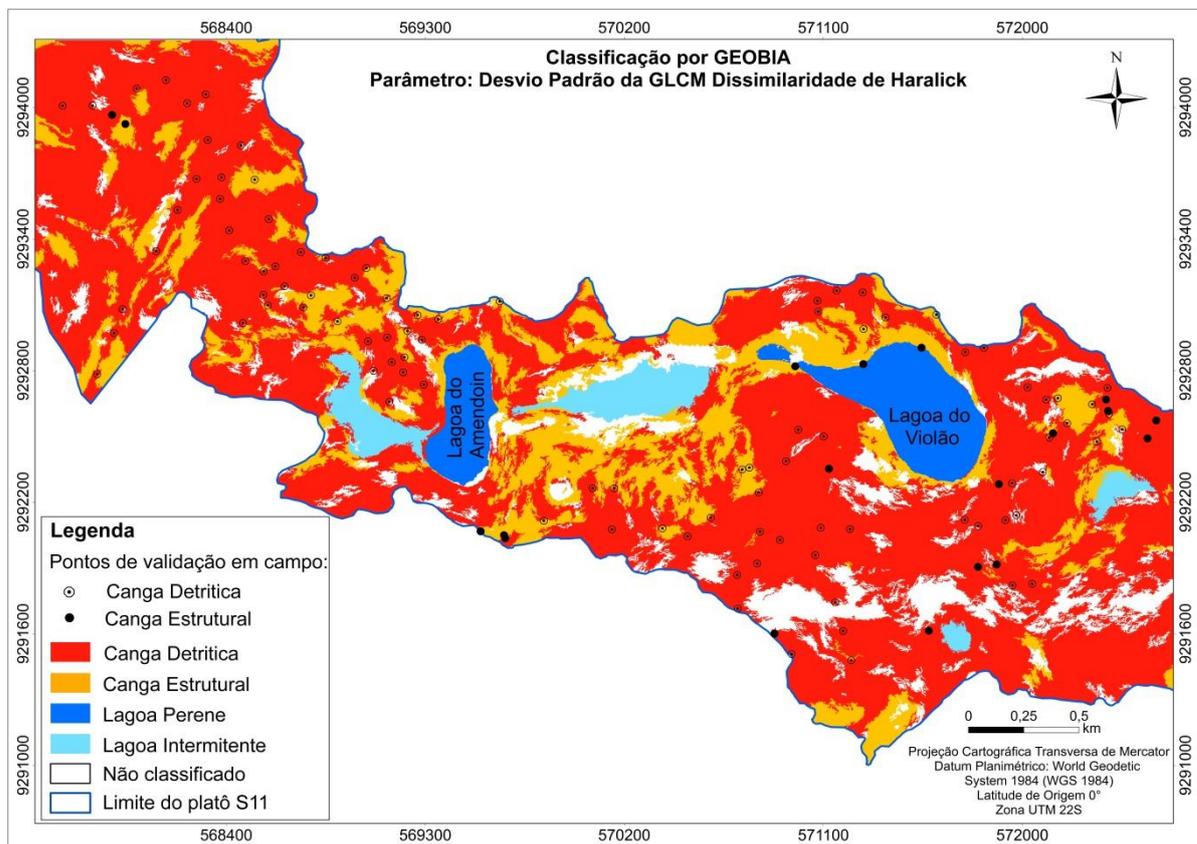


Figura 32- Distribuição dos 118 pontos coletados para validação da classificação digital GEOBIA, correspondendo as unidades lateríticas canga detrítica e canga estrutural.

Fonte: Da autora.

Tabela 9- Valores dos parâmetros estatísticos extraídos da matriz de erro para as unidades de canga detrítica (CD) e canga estrutural (CE).

Fonte: Da autora.

Dado de Referência						
Imagem Classificada		CD	CE	Linha total	Erro de Comissão (%)	Acurácia do Usuário (%)
	CD	84	10	94	10,6382	89,3617
	CE	15	09	24	62,5	37,5
	Coluna total	99	19	118		
	Erro de Omissão (%)	15,1515	52,6316		93	
	Acurácia do Produtor (%)	84,8485	47,3684			
	Acurácia global	78,8136				

Salienta-se ainda, que a canga estrutural ocorre na Serra S11 como “janelas” em meio a canga detrítica e normalmente está associada às áreas com maior topografia (Figura 33-B), o que dificultou a caracterização desta na escala de mapeamento adotada (1:6.000). Assim, a forma de distribuição da canga estrutural proporcionou altos valores dos erros de comissão e omissão que influenciaram diretamente no valor da acurácia global.

Pela classificação digital GEOBIA (Figura 33-C) é possível identificar a distribuição da unidade canga estrutural de forma mais coerente com as observações em campo do que com a delimitação apresentada no mapa geológico de referência (Figura 33-A). Essas diferenças estão relacionadas as propriedades das imagens usadas, pois para elaboração do mapa geológico de referência foram utilizadas as propriedades ópticas da imagem e para classificação digital GEOBIA foram utilizadas as propriedades texturais da imagem, a partir da qual foi possível discriminar as cangas detrítica e estrutural. Essa discriminação está fundamentada nos dados de microrugosidade do relevo medidos em campo e nas propriedades texturais de Haralick extraídos da imagem de relevo sombreado do MDT-LiDAR com resolução espacial de 1 m.

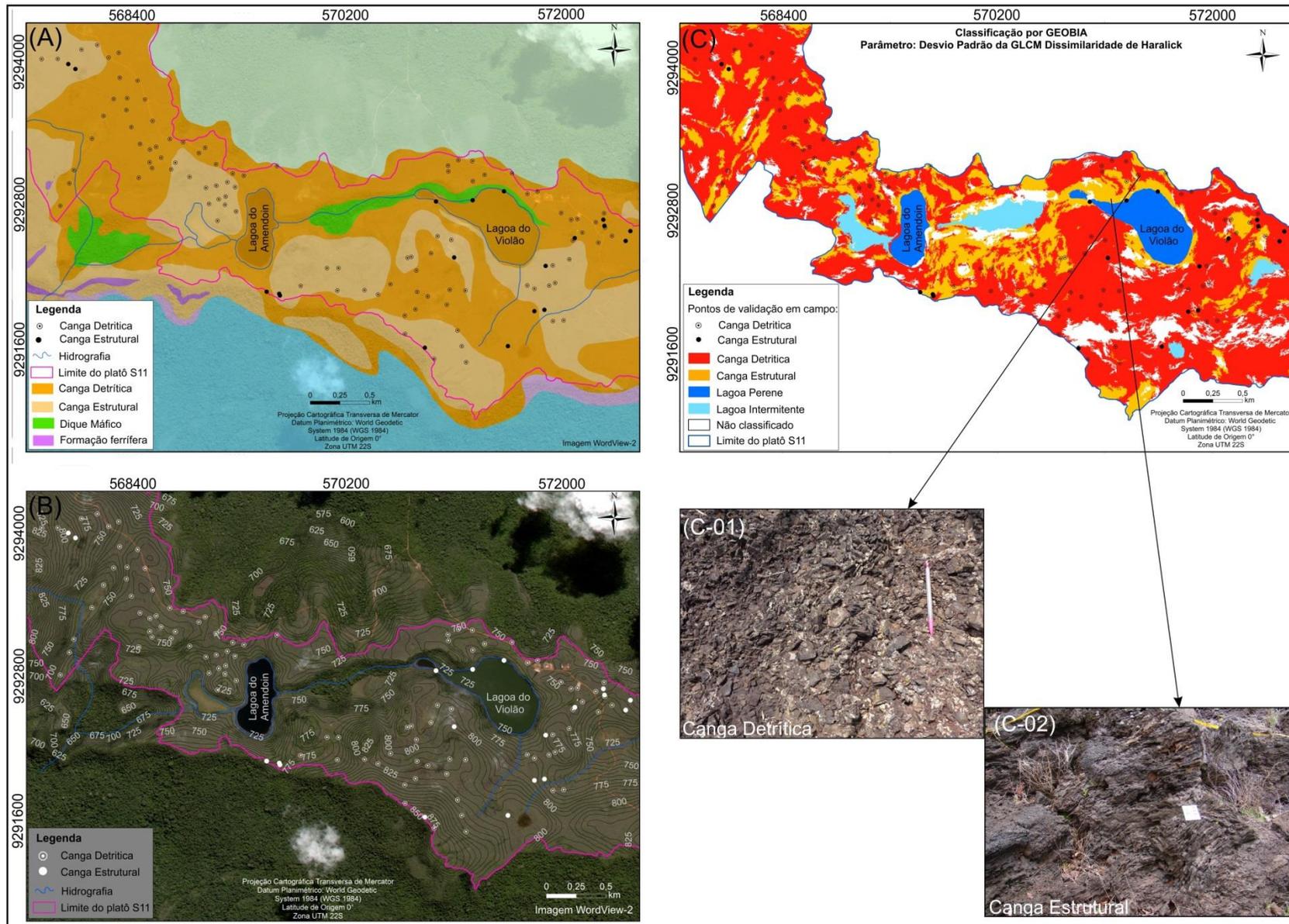


Figura 33- (A) Geologia de referência elaborado por Resende e Barbosa (1972) com os pontos de validação em campo; (B) Imagem WordView-2 com os pontos de validação em campo e as curvas de nível topográfico; (C) Classificação digital GEOBIA com os pontos de validação em campo e, fotos dos respectivos pontos da canga detritica (C-01) e da canga estrutural (C-02).
Fonte: Da autora.

5 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos permitem confirmar as hipóteses levantadas nesta pesquisa: (i) é possível discriminar os tipos de canga laterítica (canga detrítica e canga estrutural) pela microrugosidade do terreno (Hrms) medida em campo e; (ii) a discriminação dos tipos de cangas lateríticas é possível a partir de parâmetros texturais de Haralick extraídos de imagem de relevo sombreado gerada do Modelo Digital de Terreno derivado dos dados LiDAR, com resolução espacial de 1m.

O objetivo geral da pesquisa foi alcançado através da metodologia desenvolvida para discriminar os tipos de superfícies lateríticas a partir dos parâmetros texturais de Haralick extraídos do MDT-LiDAR.

A matriz de erro gerada entre os pontos de campo e os da classificação GEOBIA para as cangas lateríticas detrítica e estrutural atestou a confiabilidade do método para mapear cangas lateríticas na Serra Sul de Carajás, cuja acurácia global entre os dados foi de 78,8%. Este resultado da classificação digital GEOBIA é mais coerente com a disposição das unidades cangas lateríticas observadas em campo do que com a delimitação apresentada no mapa geológico de referência (Resende e Barbosa, 1972). As propriedades da imagem utilizadas para classificação digital GEOBIA foram as propriedades texturais do relevo, a partir da qual foi possível discriminar as cangas detrítica e estrutural. Essa discriminação está fundamentada nos dados de microrugosidade do relevo medidos em campo e nas propriedades texturais de Haralick extraídos da imagem de relevo sombreado do MDT-LiDAR com resolução espacial de 1 m.

Sugere-se a aplicação de extração da microrugosidade do terreno (Hrms) dos perfis, gerados do modelo digital do terreno a partir de dados LiDAR com uma resolução espacial centimétrica, assim provavelmente será possível discriminar os tipos de cangas lateríticas diretamente da microrugosidade do terreno medido perfis do modelo digital do terreno MDT- LiDAR.

REFERÊNCIAS

- Ab'Saber, A. N. 1986. Geomorfologia da Região. In: Almeida Jr. (Org). *Carajás: desafio político, ecologia e desenvolvimento*. São Paulo: Brasiliense; Brasília: CNPq, p. 88-124.
- Andriotti, J. L. S. 2003. *Fundamentos de estatística e geoestatística*. Coleção Manual Universitário. São Leopoldo: Unisinos, 165 p.
- Alonzo, M., Bookhagen, B., McFadden, J. P., Sun, A., Roberts, D. A. 2015. Mapping urban forest leaf area index with airborne lidar using penetration metrics and allometry. *In Remote Sensing of Environment*, **162**: 141-153.
- Araújo, O.J.B., Maia, R.G.N., Jorge João, X.S. 1991. Trabalhos anteriores e contexto geológico regional. In: Araújo, O.J.B.; Maia, R.G.N. (Org.). Serra dos Carajás: folha SB.22-Z-A. Estado do Pará. Escala 1:250.000. Textos explicativos. Brasília: DNPM/CPRM, 1991. p. 17-50. Programa Levantamentos Geológicos Básicos do Brasil (PLGB)
- Asner, G. P., Clark, J. K., Mascaro, J., Galindo García, G. A., Chadwick, K. D., Encinales, D. A. N., Paez-Acosta, G., Montenegro, E. C., Kennedy-Bowdoin, T., Duque, A., Balaji, A., von Hildebrand, P., Maatoug, L., Bernal, J. F. P., Quintero, A. P. Y., Knapp, D. E., Dávila, M. C. G., Jacobson, J., Ordóñez, M F. 2012. High-resolution mapping of forest carbon stocks in the Colombian Amazon. *Biogeosciences*, **9**: 2683-2696.
- Baatz, M., Schape, A. 2000. Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl J.; Blaschke, T.; Griesebner, G. (Ed.). *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung*. Heidelberg, 2000. V. 12, p. 12-23. Disponível em: <www.definiens.com>. Acesso em: agosto de 2015, capítulo de livro da internet.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multiresolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *In ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **58** (3-4): 239-258.
- Boaventura, R. S. (org). 1974. Geomorfologia da Folha SB.22 Araguaia e parte da Folha SC.22 Tocantins. In: *Projeto RADAMBRASIL. Folha SB.22 Araguaia e parte da Folha SC.22 Tocantins: geologia, geomorfologia, solo, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de Janeiro: MME, DNPM (Levantamento de Recursos Naturais, v.4). p II/1 – II/39.
- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **65**: 2-16.
- Carvalho, M. V. A. *Classificação da cobertura e uso do solo com imagens WorldView-2 utilizando mineração de dados e análise baseada em objetos*. 2011. Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. INPE. São José dos Campos – SP. 179 p.
- Cohen, J. 1960. A Coeficient of agreement for nominal scales. *Educational and Measurment*. n. 1(**20**) 37-46.
- Congalton, R. G, Green, K. 2008. *Assessing the accuracy of remotely sensed data - principles and practices*. 2 ed. CRC Press, 210 p.

- Definiens, 2011. Definiens. *eCognition: user guide and reference book*. Germany, 2011, 258 p.
- Dierking, W. 1999. Quantitative roughness characterization of geological surfaces and implications for radar signature analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol, 37, n. 5, p. 2397-2412, Sept.
- Field, A. 2009. *Descobrimdo a Estatística usando SPSS*. 2ed. Porto Alegre: Artmed, 688 p.
- 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. *Revista Brasileira Geociências*, 16: 201-211.
- Gibbs, A.K., Wirth, K.R. 1990. Geologic setting of the Serra dos Carajás iron deposits. In: Chauvel, J.J. et al. (Ed.). *Ancient Banded Iron Formations (Regional Presentations)*. Athens, Greece: Theophrastus Publications, S.A., p. 83-102.
- Giongo, M., Koehler, H. S., Machado, S. A., Kirchner, F. F., Marchetti, M. 2010. LiDAR: princípios e aplicações florestais. *Pesquisa Florestal Brasileira*, Colombo, vol. **30**(63): 231-244.
- GlobalGeo. 2014. *WordView-2: Globalgeo geotecnologias e meio ambiente*. Disponível em: <<http://www.globalgeo.com.br/satelite/worldview-2/?gclid=C1bkh-DrnL4CFcvm7AodPT0AeQ>>. Acessado em: 08 de maio de 2014.
- Golder Associates Ltda. 2010. Relatório de Diagnóstico Ambiental do Meio Físico. In: *Projeto Ferro Carajás S11D Estudo de Impacto Ambiental – EIA*. vol. II-A-Texto. p. 1-548.
- Grebbly, S., Naden, J., Cunningham, D., Tansey, K. 2011-a. Integrating airborne multispectral imagery and airborne LiDAR data for enhanced lithological mapping in vegetated terrain. *Remote Sensing of Environment*, **115**: 214-226.
- Grebbly, S., Cunningham, D., Naden, J., Tansey, K. 2011-b. Application of airborne LiDAR data and airborne multispectral imagery to structural mapping of the upper section of the Troodos ophiolite, Cyprus. *International Journal Earth Science (Geol Rundsch)*, doi 10.1007/s00531-011-0742-3.
- Grebbly, S., Cunningham, D., Naden, J., Tansey, K. 2010. Lithological mapping of the Troodos ophiolite, Cyprus, using airborne LiDAR topographic data. *Remote Sensing of Environment*, **114**: 713-724.
- Hancock, S., Lewis, P., Foster, M., Disney, M., Muller, J. 2012. Measuring forests with dual wavelength lidar: A simulation study over topography. *Agricultural and Forest Meteorology*, **161**: 123-133.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., Dinstein, I. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3, **6**: 610-621.
- Haralick, R. M. Statistical and structural approaches to texture. 1979. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **67**: 786-804.

Jensen, J. R. 2009. *Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres*, 2a ed., São José dos Campos - SP: Parêntese, 604 p.

Jordan, G., Meijninger, B. M. L., van Hinsbergen, D. J. J., Meulenkamp, J. E., van Dijk, P. M. 2005. Extraction of morphotectonic features from DEMs: Development and applications for study areas in Hungary and NW Greece. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **7**: 163–182.

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

Lobato, L. M., Rossière, C. A., Silva, R. C. F., Zucchetti, M., Baars, F. J., Seoane, J. C. S., Rios, F. J., Pimentel, M., Mendes, G. E., Monteiro, A. M. 2005. Caracterização de Depósitos Minerais em Distritos Mineiros da Amazônia. Capítulo II: A Mineralização Hidrotermal de Ferro da Província Mineral de Carajás – Controle Estrutural e Contexto na Evolução Metalogenética da Província. Agência para o Desenvolvimento Tecnológico da Indústria Mineral Brasileira – ADIMB e Departamento Nacional de Produção Mineral – DNPM. Disponível em: <http://www.adimb.com.br/site/publicacoes_amazonia/indice.php>. Acessado em: 21 de julho de 2015.

Macambira, J.B. 2003. *O ambiente deposicional da Formação Carajás e uma proposta de modelo evolutivo para a Bacia Grão Pará*. Tese de Doutorado, Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, 217 p.

Macambira, J.B. et al. 1990. Projeto Serra Norte e Projeto Pojuca: relatório final. Belém: SEPLAN/Docegeo/UFGA; DNPM/Docegeo/UFGA. 150 p.

Machado, N., Lindenmayer, Z.G., Krogh, T.E. 1991. U-Pb Geochronology of archaic magmatism and basement reactivation in the Carajás area, Amazon Shield, Brazil. *Precambrian Research*, **49**: 329-354.

Maurity, C. W. 1995. *Evolução recente da cobertura de alteração no platô N1 – Serra dos Carajás*. Dissertação de Mestrado, Centro de Geociências, Universidade Federal do Pará, Belém, 95 p.

Maurity, C. W., Kotschoubey, B. 1994. Evolução das feições pseudocársticas na cobertura intempérica do platô N-1 – Serra dos Carajás – PA. *In* Simpósio de Geologia da Amazônia, 4., Workshop sobre a Província Mineral de Carajás, Belém, 1994. Anais. Belém: Sociedade Brasileira de Geologia, p.353-355.

Maurity, C. W., Kotschoubey, B. 1994. Caracterização e gênese dos minerais de espeleotemas das cavernas do platô N-1 – Serra dos Carajás-PA. *In* Simpósio de Geologia da Amazônia, 4., Workshop sobre a Província Mineral de Carajás, Belém, 1994. Anais. Belém: Sociedade Brasileira de Geologia, p.356-357.

Matsuoka, J.V., Haertel, V. 2007. Investigação do processo de segmentação multiresolução utilizando o critério de ponderação de formas e cores aplicadas às imagens de áreas urbanas de alta resolução espacial do satélite Ikonos. *In*: 13º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Florianópolis, Brasil, Anais, INPE, p.589-596.

Mattia, F., Le Toan, T., Souyris, J., de Cacrolis, G., Floury, N., Posa, F., Pasquariello, G. 1997. The effect of superface roughness on multifrequency polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, n. 4, **35**: 954-966.

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*, n. 1, **21**: 41-50.

Morais, M. C., Martins Junior, P. P., Paradella, W. R. 2011. Mapping iron-mineralized laterite environments based on textural attributes from Mapsar Image Simulation – SAR-R99B (SIVAM/SIPAM) in the Amazon Region. *Revista Brasileira de Geofísica*, **29**(1): 99-111 p.

Morais, M.C.; Pereira Junior, P.M., Paradella, W. R. 2007. Potencial of SAR data (Lhh-hv-vv) to discriminate iron-mineralised laterites in the region Amazon (Carajás Province) based on textural attributes. *In*: 13º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, Anais, INPE, p. 2069-2078.

Morais, M. C., Paradella, W. R., Rennó, C. D. 2002. Mapeamento de lateritas mineralizadas em ferro do depósito de N1 (Carajás-PA) através de classificação textural de imagens de RADAR do SAREX'92. *Revista Brasileira de Geociências*. **32**(3): 351-360 p.

Morais, M.C. 1998. *Discriminação de lateritas mineralizadas em ferro no Depósito N1 (Carajás-PA) por radar imageador: uma avaliação através de classificação textural*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, Dissertação de mestrado, 191p.

Nogueira, A.F.C. 1995. Análise faciológica e aspectos estruturais da Formação Águas Claras, região central da Serra dos Carajás-PA. 1995. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Pará. 167p.

Nunes, J. A. 2009. *Florística, estrutura e relações solo-vegetação em gradiente fitofisionômico sobre canga, na Serra Sul, Flona de Carajás – Pará*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Botânica, Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais, 112 p.

Palace, M. W., Sullivan, F. B., Ducey, M. J., Treuhaft, R. N., Herrick, C., Shimbo, J. Z., Mota-E-Silva, J. 2015. Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return lidar data. *Remote Sensing of Environment*, **161**: 1-11.

Paradella, W. R., Silva, A. Q., Knust, S. S. A., Rabelo, T. N., Santos, A. R., Rennó, C. D., Oliveira, C. G., Rodrigues, T. G. 2009. Influence of the micro-topography on RadarSat-1 and Palsar backscattering responses for discrimination of surficial geologic units in the Curuçá Valley (Bahia). *In* 14º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, Anais, INPE, p. 7377-7384.

Pinho, C. M. D. *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*. 2006. Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. INPE. São José dos Campos – SP.

Rahman, M.Z.A., Gorte, B.G.H., Bucksch, A.K. 2009. *A new method for individual tree measurement from airborne LiDAR*. Silvilaser 2009, October 14-16 – College Station, Texas, USA.

Rayol, B. P. 2006. *Análise florística e estrutural da vegetação xerofítica das savanas metalófilas na Floresta Nacional de Carajás: subsídios à conservação*. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós-Graduação em Botânica, Universidade Federal Rural da Amazônia e Museu Paraense Emílio Goeldi, Belém, 87 p.

RENNÓ, C. D. Roughness, 2008. Disponível em: <<http://mtcm19.sid.inpe.br/rep/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/05.05.12.39>>. Acesso em: 14 set. 2008.

Resende, N. P., Barbosa, A. L. M. 1972. *Relatório de pesquisas de minério de ferro, Distrito Ferrífero da Serra dos Carajás, Estado do Pará*. Belém: AMZA, v1. 248p.

Reutebuch, S.E., McGaughey, R.J, Andersen, H.-E., Carson, W. W. 2003. Accuracy of a high-resolution lidar terrain model under a conifer forest canopy. *Journal Remote Sens.* **29**(5): 527–535.

Rosatelli, J. S., Vieira, L. S., Araujo, J. V., Araujo, M. P., Sérgio, S. 1974. Solos da Folha SB.22 Araguaia e parte da Folha SC.22 Tocantins. *In: Projeto RADAMBRASIL. Folha SB.22 Araguaia e parte da Folha SC.22 Tocantins: geologia, geomorfologia, solo, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de Janeiro: MME, DNPM (Levantamento de Recursos Naturais, v.4).

Rubin, T. 1989. Analysis of radar image with variograms and other simplified descriptors. *In: Image Processing'89*. Reno, Proceedings (Bethesda: American Society of Photogrammetry and Remote Sensing), p.185-195.

Rumbaugh, J. et al. 1994. *Modelagem e projetos baseados em objetos*. Editora Campus, Rio de Janeiro. 692p.

Sankey, J. B., Munson, S. M., Webb, R. H., Wallace, C. S. A. 2015. Remote Sensing of Sonoran Desert Vegetation Structure and Phenology with Ground-Based LiDAR. *Remote Sensing*, **7**: 342-359; doi: 10.3390/rs70100342.

Seijmonsbergen, A. C., Anders, N. S., Bouten, W. 2012. Geomorphological change detection using object-based feature extraction from multi-temporal LiDAR data. *In: Proceedings of the 4th GEOBIA*, May 7-9, Rio de Janeiro, Brazil, p. 484.

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 SC-22 Tocantins. *In: Projeto RADAMBRASIL. Folha SB.22 Araguaia e parte da Folha SC.22 Tocantins: geologia, geomorfologia, solo, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de Janeiro: MME, DNPM, CPRM (Levantamento de Recursos Naturais, v.4).

Silva, A. Q., Paradella, W. R., Freitas, C. C., Oliveira, C. G., Santos, A. R., Marinho, R. R. 2011. Aplicação de dados SAR polarimétricos do sensor aerotransportado R99B para mapeamento de crostas lateríticas do platô mineralizado em ferro de N1 (Carajás - Pa). *In:*

15º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto –SBSR, Curitiba, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, Anais, INPE, p. 8091.

Silva, A. Q. 2010. *Avaliação de imagem SAR no mapeamento de crostas lateríticas do depósito N1, província mineral de Carajás, Pará*. Tese de Doutorado em Sensoriamento Remoto, Instituto de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 262 p.

Silva, A. Q., Paradella, W. R., Freitas, C. C., Rennó, C. D., Gonzales, C. O. 2009. Análise da relação de retroespalhamento do sensor ALOS-PALSAR com descritores de macro e micro-topografia: estudo de caso no platô mineralizado em ferro de N1 (Carajás - Pa). *In: 14º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25 - 30 abril 2009, Anais, INPE, p. 7473 – 7480.*

Schaefer, C.E.G.R., Simas, F.N.B., Mendonça, B.A.F., Saboya, A.S., Ferreira Júnior, W.G., Nunes, J.A., Correa, G.R. 2008. *Geodiversidade dos Ambientes de Canga na Região de Carajás – Pará*. Relatório técnico Vale do Rio Doce. 75 p.

Souza, J. J., Silva, A. Q., Santos, J. A., 2015. Uso integrado de dados multifontes de sensoriamento remoto aplicado à classificação orientada a objeto na região de Vila Tancredo Neves, norte de São Félix do Xingu (PA), Província Mineral de Carajás. 2015. *In: 14º Simpósio de Geologia da Amazônia, Anais, Marabá – PA, Brasil, 27 de setembro a 1º de outubro de 2015.*

Souza, J. J., Silva, A. Q., Santos, J. A., Fernandes, C. M. D. 2015. Uso integrado de dados multifontes de sensoriamento remoto aplicado ao mapeamento geológico detalhado da região de Vila Tancredo, Norte de São Félix do Xingu (PA), Província Mineral de Carajás. *In: 17º Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR, João Pessoa – PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, Anais, INPE.*

Souza, J. J., Conceição, R. A., Silva, A. Q. 2013. Classificação orientada a objeto aplicada ao mapeamento de coberturas lateríticas através do uso de imagens Landsat TM e Modelo Digital de Elevação na região de Canaã dos Carajás, PA. *In: 13º Simpósio de Geologia da Amazônia, Anais, Belém – PA, Brasil, 22 a 26 de setembro de 2013.*

Strimbu, V. F., Strimbu, B. M. 2015. A graph-based segmentation algorithm for tree crown extraction using airborne LiDAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **104**: 30-43.

Tassinari, C.C.G., Macambira, M. J. B. 2004. A evolução tectônica do Cráton Amazônico. *In: Mantesso-Neto, V.; A. Bartorelli, A.; Carneiro, C. D. R; Brito Neves, B.B. (Org.). Geologia do Continente Sul Americano: Evolução da Obra de Fernando Flávio Marques de Almeida. São Paulo: BECA, p. 471-485.*

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**, 66: 985-994.

Vasquez, M. L.; Rosa-Costa, L. T. (Org.). 2008. Geologia e Recursos Minerais do Estado do Pará: Sistema de Informações Geográficas – SIG: texto explicativo dos mapas Geológico e de Recursos Minerais do Estado do Pará. Escala 1:1.000.000. Belém: CPRM.

APÊNDICES

APÊNDICE A: CONJUNTO DE AMOSTRAS COLETADAS EM CAMPO COM SUAS RESPECTIVAS COORDENADAS GEOGRÁFICAS, O TIPO DE CANGA AFLORANTE EM CAMPO E CLASSIFICADA PELO MÉTODO GEOBIA.

(continua)

PONTO	X	Y	CAMPO	CLASSIFICACAO
01	572392	9292602	Canga detrítica	Canga detrítica
02	572388	9292616	Canga estrutural	Canga detrítica
03	572378	9292668	Canga estrutural	Canga detrítica
04	572384	9292721	Canga detrítica	Canga detrítica
05	572315	9292646	Canga detrítica	Canga estrutural
06	572606	9292572	Canga estrutural	Canga detrítica
07	572566	9292490	Canga estrutural	Canga detrítica
08	572451	9292531	Canga detrítica	Canga detrítica
09	572337	9292476	Canga detrítica	Canga estrutural
10	572161	9292674	Canga detrítica	Canga estrutural
11	572108	9292668	Canga detrítica	Canga detrítica
12	572024	9292723	Canga detrítica	Canga detrítica
13	572202	9292559	Canga detrítica	Canga detrítica
14	572122	9292494	Canga detrítica	Canga detrítica
15	572093	9292337	Canga detrítica	Canga detrítica
16	571954	9292286	Canga detrítica	Canga detrítica
17	571894	9292282	Canga estrutural	Canga detrítica
18	571973	9292140	Canga detrítica	Canga detrítica
19	571923	9292118	Canga detrítica	Canga detrítica
20	571800	9292091	Canga detrítica	Canga detrítica
21	571740	9292119	Canga detrítica	Canga detrítica
22	571884	9291916	Canga estrutural	Canga detrítica
23	571955	9291821	Canga detrítica	Canga detrítica
24	572044	9291827	Canga detrítica	Canga detrítica
25	571799	9291905	Canga estrutural	Canga detrítica
26	571577	9291613	Canga estrutural	Canga detrítica
27	569550	9292066	Canga estrutural	Canga estrutural
28	569662	9292035	Canga estrutural	Canga estrutural
29	569836	9292115	Canga detrítica	Canga estrutural
30	570057	9292263	Canga detrítica	Canga detrítica
31	570154	9292263	Canga detrítica	Canga detrítica
32	570144	9292076	Canga detrítica	Canga detrítica
33	570372	9292080	Canga detrítica	Canga estrutural
34	570486	9292044	Canga detrítica	Canga detrítica
35	570590	9292129	Canga detrítica	Canga detrítica
36	570710	9291867	Canga detrítica	Canga detrítica
37	570800	9291920	Canga detrítica	Canga detrítica
38	570903	9292027	Canga detrítica	Canga detrítica

(continua)

PONTO	X	Y	CAMPO	CLASSIFICACAO
39	570814	9292065	Canga detrítica	Canga detrítica
40	570808	9292243	Canga detrítica	Canga detrítica
41	570765	9292357	Canga detrítica	Canga estrutural
42	570733	9292349	Canga detrítica	Canga estrutural
43	570931	9292387	Canga detrítica	Canga detrítica
44	570986	9292530	Canga detrítica	Canga detrítica
45	571101	9292499	Canga detrítica	Canga detrítica
46	571125	9292352	Canga estrutural	Canga estrutural
47	571088	9292083	Canga detrítica	Canga detrítica
48	571221	9292077	Canga detrítica	Canga detrítica
49	571063	9291958	Canga detrítica	Canga detrítica
50	571154	9291743	Canga detrítica	Canga detrítica
51	571189	9291612	Canga detrítica	Canga detrítica
52	571226	9291478	Canga detrítica	Canga detrítica
53	570957	9291507	Canga detrítica	Canga detrítica
54	570879	9291600	Canga estrutural	Canga detrítica
55	570712	9291715	Canga detrítica	Canga detrítica
56	571742	9292883	Canga detrítica	Canga detrítica
57	571826	9292903	Canga detrítica	Canga detrítica
58	571611	9293054	Canga detrítica	Canga estrutural
59	571381	9293042	Canga detrítica	Canga detrítica
60	571282	9292989	Canga detrítica	Canga estrutural
61	571278	9293156	Canga detrítica	Canga detrítica
62	571160	9293164	Canga detrítica	Canga detrítica
63	571073	9293118	Canga detrítica	Canga detrítica
64	571077	9293070	Canga detrítica	Canga detrítica
65	569636	9293115	Canga detrítica	Canga estrutural
66	569358	9293034	Canga detrítica	Canga detrítica
67	569265	9293052	Canga detrítica	Canga estrutural
68	569219	9292980	Canga detrítica	Canga estrutural
69	569040	9292933	Canga detrítica	Canga detrítica
70	569127	9292951	Canga detrítica	Canga detrítica
71	569147	9292838	Canga detrítica	Canga detrítica
72	569066	9292799	Canga detrítica	Canga detrítica
73	569137	9292658	Canga detrítica	Canga detrítica
74	569200	9292791	Canga detrítica	Canga detrítica
75	569293	9292736	Canga detrítica	Canga detrítica
76	569206	9292860	Canga detrítica	Canga detrítica
77	569285	9292939	Canga detrítica	Canga detrítica
78	569125	9293130	Canga detrítica	Canga detrítica
79	569033	9293267	Canga detrítica	Canga detrítica

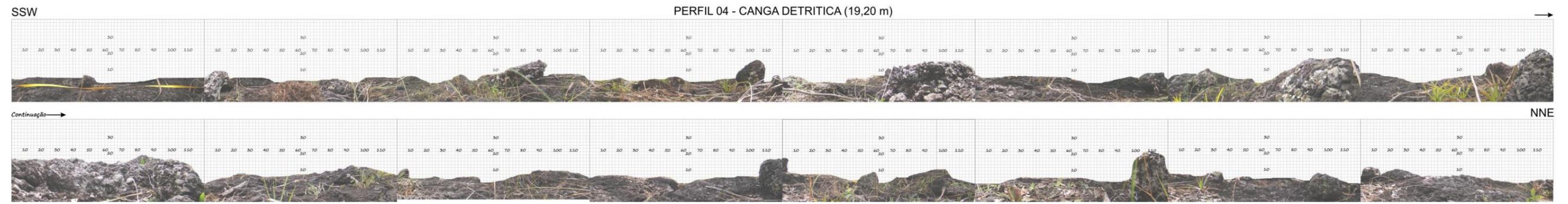
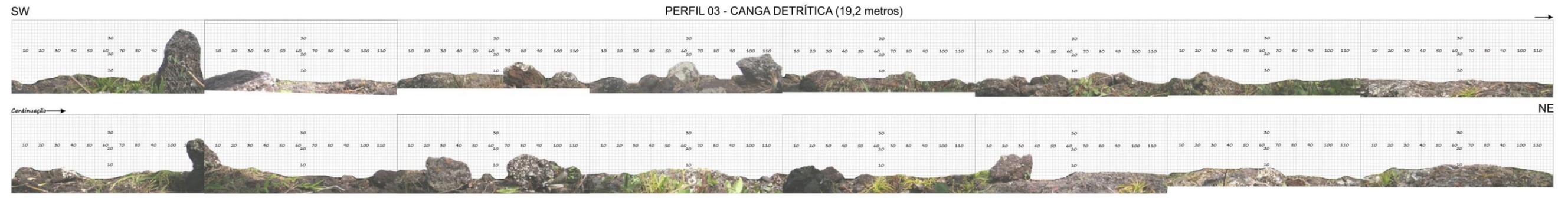
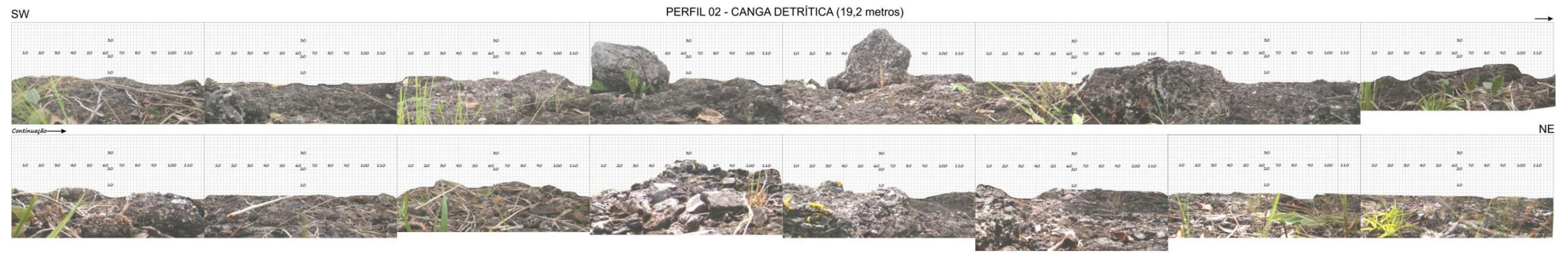
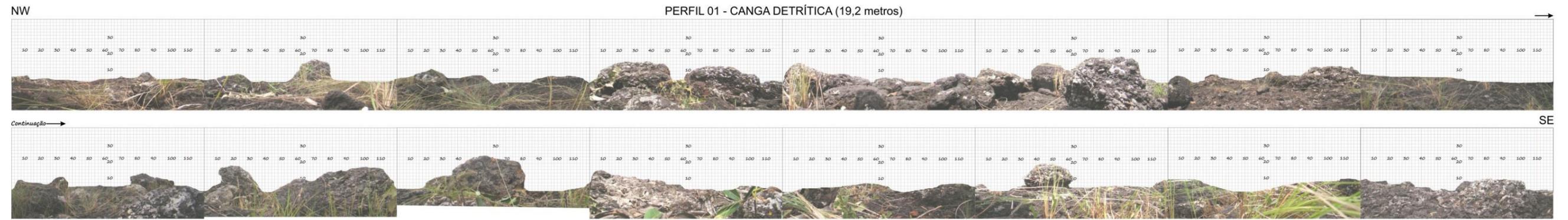
(conclusão)

PONTO	X	Y	CAMPO	CLASSIFICACAO
80	568981	9293223	Canga detrítica	Canga detrítica
81	568849	9293313	Canga detrítica	Canga detrítica
82	568737	9293340	Canga detrítica	Canga detrítica
83	568622	9293274	Canga detrítica	Canga detrítica
84	568569	9293252	Canga detrítica	Canga detrítica
85	568486	9293299	Canga detrítica	Canga detrítica
86	568413	9293439	Canga detrítica	Canga detrítica
87	568372	9293582	Canga detrítica	Canga detrítica
88	568378	9293680	Canga detrítica	Canga detrítica
89	568664	9293184	Canga detrítica	Canga detrítica
90	568783	9293143	Canga detrítica	Canga estrutural
91	568903	9293024	Canga detrítica	Canga estrutural
92	568749	9293088	Canga detrítica	Canga detrítica
93	568587	9293098	Canga detrítica	Canga detrítica
94	568476	9293016	Canga detrítica	Canga detrítica
95	568567	9293145	Canga detrítica	Canga detrítica
96	568592	9293490	Canga detrítica	Canga detrítica
97	568528	9293670	Canga detrítica	Canga estrutural
98	568466	9293827	Canga detrítica	Canga detrítica
99	568316	9293851	Canga detrítica	Canga detrítica
100	568265	9293674	Canga detrítica	Canga detrítica
101	568180	9293532	Canga detrítica	Canga detrítica
102	568083	9293343	Canga detrítica	Canga detrítica
103	567931	9293080	Canga detrítica	Canga detrítica
104	567892	9292970	Canga detrítica	Canga detrítica
105	567816	9292783	Canga detrítica	Canga detrítica
106	568223	9294019	Canga detrítica	Canga detrítica
107	568307	9294059	Canga detrítica	Canga detrítica
108	568127	9294124	Canga detrítica	Canga detrítica
109	567995	9294085	Canga detrítica	Canga detrítica
110	567884	9293965	Canga estrutural	Canga detrítica
111	567944	9293924	Canga estrutural	Canga estrutural
112	567795	9294008	Canga detrítica	Canga detrítica
113	567660	9294006	Canga detrítica	Canga detrítica
114	572139	9292514	Canga estrutural	Canga estrutural
115	569656	9292049	Canga estrutural	Canga estrutural
116	571544	9292904	Canga estrutural	Canga estrutural
117	571281	9292829	Canga estrutural	Canga estrutural
118	570973	9292819	Canga estrutural	Canga estrutural

Fonte: Da autora.

APÊNDICE B

PERFIS DA MICROTOPOGRAFIA TOMADA EM CAMPO PARA AS CANGAS LATERÍTICAS DETRÍTICA E ESTRUTURAL



Nota: Verificar a localização dos perfis no mapa da Figura 15.
Fonte: Da autora.



Nota: Verificar a localização dos perfis no mapa da Figura 15.
 Fonte: Da autora.



Nota: Verificar a localização dos perfis no mapa da Figura 15.
Fonte: Da autora.



Nota: Verificar a localização dos perfis no mapa da Figura 15.

Fonte: Da autora.



Nota: Verificar a localização dos perfis no mapa da Figura 15.

Fonte: Da autora.