

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MARINGÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
DEPARTAMENTO DE AGRONOMIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA

GUILHERME FERNANDO CAPRISTO SILVA

Imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo

Maringá
2019

GUILHERME FERNANDO CAPRISTO SILVA

Imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Agronomia do Departamento de Agronomia, Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual de Maringá, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Agronomia.

Área de concentração: Solos e Nutrição de Plantas.

Orientador: Dr. Marcos Rafael Nanni

Maringá
2019

FICHA CATALOGRÁFICA

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP) (Biblioteca Central - UEM, Maringá – PR, Brasil)

L732s Silva, Guilherme Fernando Capristo
Imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo / Guilherme Fernando Capristo Silva. -- Maringá, PR, 2019.
xvii, 116 f.: il. color.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Rafael Nanni.
Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Maringá, Centro de Ciências Agrárias, Departamento de Agronomia, Programa de Pós-Graduação em Agronomia, 2019.

1. Sensor AisaFENIX. 2. Mapeamento do solo. 3. Classificação espectral de imagem. I. Nanni, Marcos Rafael, orient. II. Universidade Estadual de Maringá. Centro de Ciências Agrárias. Departamento de Agronomia. Programa de Pós-Graduação em Agronomia. III. Título.

CDD 23.ed. 631.47

FOLHA DE APROVAÇÃO

GUILHERME FERNANDO CAPRISTO SILVA

Imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia do Departamento de Agronomia, Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual de Maringá, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Agronomia pela Comissão Julgadora composta pelos membros:

COMISSÃO JULGADORA

Prof. Titular Dr. Marcos Rafael Nanni
(Presidente – Orientador)
Universidade Estadual de Maringá (UEM)
Departamento de Agronomia

Prof. Titular Phd José Alexandre Melo Demattê
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ/USP)
Departamento de Ciência do Solo - LSO

Prof. Dr. Otávio Cristiano Montanher
Universidade Estadual de Maringá (UEM)
Departamento de Geografia

Prof. Dr. Felipe Haenel Gomes
Universidade Federal de Lavras (UFLA)
Departamento de Agronomia

Prof. Dr^a. Valéria Lima
Universidade Estadual de Maringá (UEM)
Departamento de Geografia

Aprovada em: 26 de Fevereiro de 2019.

Local de defesa: sala de videoconferência, Bloco J-45, no *campus* sede da Universidade Estadual de Maringá.

DEDICATÓRIA

A minha esposa Cassiele pela ajuda, esforço, amor e carinho a mim dedicado todos os dias.

Aos meus pais, Carlos e Vera pelo exemplo e dedicação na criação dos filhos.

Ao meu irmão Carlos Antonio da Silva Junior por ser meu exemplo de esforço acadêmico.

AGRADECIMENTOS

À Deus por iluminar meu caminho e me dar forças para seguir sempre em frente;

À Universidade Estadual de Maringá – UEM e todos os acadêmicos, funcionários e docentes que compõe o departamento de agronomia (DAG) que possibilitaram a minha formação;

À secretaria do PGA, Erika Cristina Takamizawa Sato e Reinaldo Bernardo, que nunca buscaram medir esforços para a minha formação e de todos que passam por esse programa de excelência;

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pela concessão da bolsa de doutorado;

Ao meu orientador e amigo Dr. Marcos Rafael Nanni, pela oportunidade de aperfeiçoamento dos conhecimentos, orientação, compreensão, paciência, amizade e a liberdade necessária para encontrar quais caminhos trilhar de maneira profissional e pessoal;

Ao professor José Alexandre Melo Demattê da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ/USP), e sua equipe do laboratório GeoCis (Geotecnologia em Ciência do Solo) por me auxiliar na coleta de dados científicos.

Aos professores da UEM, e aos amigos do laboratório GALeS (Grupo Aplicado ao Levantamento e Espacialização do Solos): Marcelo Luiz Chicati, Everson Cezar, Anderson Antonio da Silva Gualberto, Roney Berti de Oliveira, Luis Guilherme Teixeira Crusiol, Renato Herrig Furlanetto, Monica Sacioto Chicati, Marlon Rodrigues, Glaucio Leboso, Mariana Nunes de Paula, e aos egressos Jessica Saldanha Souza, Taiana Loan de Lima Campos, Aline de Carvalho Gasparotto pela paciência e conhecimento transmitido;

Aos demais professores da Universidade, pelos ensinamentos, amizade e companheirismo nas minhas etapas acadêmicas;

Aos técnicos (as) dos laboratórios do DAG e DZO: Roberto Carlos D’ávila, Angélica de Fátima Bortolato Piccioli, Reinaldo Bernardo, Hermógenes Augusto de Camargo Neto, Natália (COMCAP), Ivan Granemann de Souza Junior da Universidade Estadual de Maringá (UEM).

À minha esposa Cassiele Uliana Facco pela ajuda, amor, confiança, companheirismo e carinho de todos os dias e por ser meu porto seguro. Aos meus pais Carlos Antonio da Silva e Vera Lucia Capristo Silva, e ao meu irmão Carlos Antonio da Silva Junior e minha cunhada

Mônica Aline Domborowisk Silva pelo apoio, amor, amizade, confiança e incentivo para o fechamento de mais esta etapa;

Aos amigos de toda a UEM, pela ajuda, sugestões e o harmonioso convívio, pois mesmo nas conversas ou na hora do café sempre tinham algo a me ensinar. Enfim, a todos que de alguma maneira contribuíram para a execução desse trabalho e minha formação, seja pela ajuda constante ou por uma palavra de amizade.

Muito obrigado!

“Com Deus, o SENHOR, estou seguro.”
(Salmos, 11:1)

BIOGRAFIA

GUILHERME FERNANDO CAPRISTO SILVA, filho de Carlos Antonio da Silva e Vera Lucia Capristo Silva, nasceu aos cinco dias do mês de novembro de 1990, na cidade de Dourados, estado de Mato Grosso do Sul. Durante a infância, esteve próximo as atividades agropecuárias influenciado pelo seu pai que é engenheiro agrônomo.

Em fevereiro de 2005, ingressou no Colégio Agrícola Estadual do Noroeste (Ensino Fundamental e Profissional), na cidade de Diamante do Norte, estado do Paraná, onde se profissionalizou como técnico em agropecuária, integrado ao ensino médio, no mês de dezembro de 2007.

Em fevereiro de 2008, ingressou no Curso de Agronomia, na Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul, Unidade Universitária de Aquidauana, no estado do Mato Grosso do Sul. Foi bolsista CNPq de iniciação científica, no qual participou de projetos relacionados ao manejo e conservação do solo e da água, principalmente, sobre erosão hídrica por meio de chuva simulada, tendo como orientador o Professor Doutor Elói Panachuki. Gradou-se como Engenheiro Agrônomo em janeiro de 2013.

Em março de 2013, iniciou o Curso de Pós-Graduação, em nível de Mestrado, na área de concentração em Solos e Nutrição de Plantas, na Universidade Estadual de Maringá (UEM), no município de Maringá, estado do Paraná. Seu projeto de Dissertação foi desenvolvido no Centro de Treinamento em Irrigação (CTI/UEM), em conjunto com o Laboratório GALeS (Grupo Aplicado ao Levantamento e Especialização dos Solos), no qual envolveu o estudo da resposta espectral da cultura do feijão em condições de déficit hídrico, tendo como orientador o Professor Doutor Antonio Carlos Andrade Gonçalves. O título de Mestre foi obtido em fevereiro de 2015.

Em março de 2015, iniciou o Curso de Pós-Graduação, em nível de Doutorado, na área de concentração em Solos e Nutrição de Plantas, na Universidade Estadual de Maringá (UEM), no município de Maringá, estado do Paraná. Seu projeto de Tese envolveu o estudo sobre o imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo, tendo como orientador o Professor Titular Doutor Marcos Rafael Nanni. O título de Doutor foi obtido em fevereiro de 2019.

Imageamento hiperespectral na delimitação dos horizontes do solo

RESUMO

O perfil do solo tem sido o apoio fundamental para a sua observação desde o início da pedologia. A separação dos horizontes ou camadas faz parte da descrição morfológica do solo e baseia-se nos contrastes de coloração, textura, estrutura e consistência, sendo dependente da percepção visual e tátil do pedólogo para examinar o perfil. Contudo, o exame *in situ* do perfil do solo é limitado quanto à falta de controle sobre as condições de iluminação, umidade do solo e a quantidade de tempo disponível para as medições, sendo passível de algumas informações coletadas serem subjetivas ou equivocadas. Com isso, o objetivo deste trabalho foi avaliar o uso de dados espectrais obtidos em campo e no laboratório pelo sensor AisaFENIX para delimitar os horizontes no perfil de solo e talude com algoritmos classificadores. As imagens hiperespectrais foram coletadas no perfil de solo em campo, e, posteriormente, realizadas as etapas de processamento computacional. No laboratório, foi realizado o imageamento com o sensor AisaFENIX nas amostras de solo retiradas do perfil e obtidos os dados espectrais com a coleta de regiões de interesse e, posteriormente, aplicadas à imagem do campo utilizando algoritmos supervisionados. A classificação não-supervisionada das imagens hiperespectrais do perfil de solo também foi realizada. O sensor AisaFENIX obteve alta correlação entre os dados espectrais coletados em campo e laboratório, com valores de r de 0,99. Contudo, quando se utilizou os dados de laboratório para a delimitação dos horizontes no perfil e no talude de solo, os horizontes em profundidade foram subestimados, tendo assim, qualidade ruim e razoável, respectivamente. O processamento das amostras de solo por sua deformação e umidade, influenciaram diretamente na resposta espectral. Os algoritmos SAM e SID com dados espectrais do campo, tiveram maior número de delimitações dos horizontes no perfil e no talude de solo, obtendo qualidade excelente com valores de Kappa acima de 0,8. Os agrupamentos pelos algoritmos não-supervisionados Isodata e K-médias, não obtiveram êxito para a delimitação dos horizontes no perfil do solo, resultando em coeficientes Kappa de 0,15 e 0,20 em relação a delimitação em campo, apresentando qualidade ruim.

Palavras-chave: Sensor AisaFENIX. Mapeamento do perfil do solo. Classificação espectral de imagem.

Hyperspectral imaging in the delimitation of soil horizons

ABSTRACT

Soil profile has been the fundamental support for soil observation since the beginning of pedology. The separation of the horizons or layers is part of the morphological description of the soil and is based on the coloring contrasts, being dependent on the visual perception of the pedologist to examine the profile. However, in situ soil profile examination is limited in terms of lack of control over lighting conditions, soil moisture and the amount of time available for the measurements under control that may be subjective or misleading. Therefore, the objective of this work was to evaluate of the use field data and laboratory AisaFENIX sensor design to delimit the horizons in soil profile with classifier algorithms. The hyperspectral images were collected in the field soil profile, and later the computational processing steps were performed. In the laboratory, AisaFENIX was imaged in the soil samples taken from the profile and the spectral data were obtained with the collection of regions of interest and later applied to the field image using supervised algorithms. The unsupervised classification of the hyperspectral images of the soil profile was also performed. The AisaFENIX sensor obtained a high correlation between spectral data collected in the field and laboratory, with values of $r = 0.99$. However, when the laboratory data were used for the delimitation of the horizons in the profile and in the soil ravine, the depth horizons were underestimated, thus having, respectively, poor and reasonable quality. The processing of the soil samples by their deformation directly influenced the spectral amplitude. The SAM and SID algorithms with field spectral data had a greater number of horizon delimitations in the profile and in the soil ravine, obtaining excellent quality with Kappa values above 0.8. The groupings by the non-supervised algorithms Isodata and K-means were not successful for the delimitation of the horizons in the soil profile, resulting in Kappa coefficients of 0.15 and 0.20 in relation to the delimitation in the field, presenting poor quality.

Keywords: AisaFENIX sensor. Soil profile mapping. Spectral classification.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.	Qualidade da classificação associada ao índice Kappa	27
Tabela 2.	Análises físicas e químicas das amostras de solos coletadas no perfil do município de Águas de São Pedro-SP, Brasil	29
Tabela 3.	Distribuições das classes do perfil do solo mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório para os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID).....	36
Tabela 4.	Matriz de confusão do perfil do solo entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pelo algoritmo Distância mínima com base em dados espectrais obtidos em nível de campo e laboratório	39
Tabela 5.	Matriz de confusão do perfil do solo entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pelo algoritmo Mapeamento por ângulo espectral (SAM) com base em dados espectrais obtidos em nível de campo e laboratório.....	40
Tabela 6.	Matriz de confusão do perfil do solo entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pelo algoritmo Divergência de informação espectral (SID) com base em dados espectrais obtidos em nível de campo e laboratório.....	41
Tabela 7.	Exatidão global (E.G.) e índice Kappa entre as imagens do perfil do solo classificadas pelos dados espectrais obtidos em campo e laboratório pela AisaFENIX com os algoritmos Distância mínima, SAM e SID.....	42
Tabela 8.	Distribuições das classes mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX com os algoritmos Isodata e K-médias	44
Tabela 9.	Distribuições das classes no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório para os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID).....	48
Tabela 10.	Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo Distância mínima com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório.....	49

Tabela 11. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SAM com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório.....	50
Tabela 12. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SID com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório.....	51
Tabela 13. Exatidão global (E.G.) e índice Kappa entre as imagens do talude classificadas pelos dados espectrais obtidos em campo e laboratório pela AisaFENIX com os algoritmos Distância mínima, SAM e SID.....	52

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Morfometria digital do solo entre as esferas da Pedologia, Pedometria e sensoriamento proximal do solo.....	08
Figura 2.	Localização do perfil de solo no município de Águas de São Pedro – SP.....	15
Figura 3.	Talude utilizado para o imageamento hiperespectral localizado no município de Águas de São Pedro – SP.....	16
Figura 4.	Ilustração do imageamento hiperespectral do solo com 619 bandas capturadas pelo sensor AisaFENIX em perfil de solo.....	17
Figura 5.	Fluxograma das etapas de obtenção e processamento hiperespectral das imagens obtidas à campo.....	18
Figura 6.	Gráfico de autovalores obtidos a partir da transformação das primeiras 8 MNF's obtidas da imagem do sensor AisaFENIX em perfil de solo.....	19
Figura 7.	Evolução do ruído presente na imagem hiperespectral conforme o aumento das MNF's.....	20
Figura 8.	Sensor AisaFENIX acoplado a plataforma Single Core Scanner em laboratório.....	22
Figura 9.	Fluxograma das etapas de obtenção e processamento hiperespectral das imagens obtidas em laboratório.....	23
Figura 10.	Gráfico ilustrativo do agrupamento das classes pelo algoritmo Distância mínima.....	24
Figura 11.	Gráfico dos espectros de referência (r) e do espectro do pixel (t).....	25
Figura 12.	Imagem do ARGISSOLO localizado no município de Águas de São Pedro-SP, Brasil.....	31
Figura 13.	Triângulo de agrupamento textural das amostras de solo.....	32
Figura 14.	Curvas espectrais dos horizontes diagnósticos obtidas no perfil de solo com o sensor AisaFENIX à campo.....	34
Figura 15.	Curvas espectrais das amostras de solo referente aos horizontes diagnósticos do perfil com o sensor AisaFENIX em laboratório.....	35
Figura 16.	Curvas espectrais obtidas no perfil do solo a cada 20 cm de profundidade com o sensor AisaFENIX em campo.....	36

Figura 17. Curvas espectrais das 11 amostras de solo coletadas no perfil obtidas com o sensor AisaFENIX em laboratório.....	37
Figura 18. Correlações simples entre as curvas espectrais das amostras de solo em laboratório e na imagem em campo pelo sensor hiperespectral AisaFENIX com 384 bandas	39
Figura 19. Delimitação dos horizontes diagnósticos no perfil mediante a delimitação visual (A) e com os algoritmos Distância mínima (B e C), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (D e E) e Divergência de informação espectral - SID (F e G) com dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório.....	47
Figura 20. Delimitação dos horizontes no perfil mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório campo mediante uso de amostras de solo estratificadas a cada 0,2 m com os algoritmos Distância mínima (A e B), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (C e D) e Divergência de informação espectral - SID (E e F).....	54
Figura 21. Delimitação dos horizontes no perfil de solo mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com uso dos algoritmos Isodata (A) e K-médias (B) a $p \geq 0,05$	57
Figura 22. Delimitação dos horizontes diagnósticos no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).....	63
Figura 23. Delimitação dos horizontes diagnósticos no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em laboratório com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).....	64
Figura 24. Delimitação dos horizontes no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).....	71
Figura 25. Delimitação dos horizontes no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em laboratório com os algoritmos Distância mínima (A),	

Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).....	72
--	----

LISTA DE SIGLAS

- A - Areia
- ACP - Análise de Componentes Principais
- AF - Areia Fina
- ASCII - American Standard Code for Information Interchange (Código padrão norte-americano para intercâmbio de informações)
- ASD - Dispositivos espectrais analíticos (Analytical Spectral Devices)
- DSM – Digital Soil Mapping (Mapeamento digital do solo)
- E.G. - Exatidão Global
- EI - Espectroscopia de Imagem
- FA - Franco Arenosa
- FAA - Franco Argiloarenosa
- FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations (Organização das nações unidas para agricultura e alimentação)
- FRX - Fluorescência de Raios X
- GPR - Ground Penetrating Radar (Radar de penetração do solo)
- GPS - Global Positioning System (Sistema de posicionamento global)
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
- Ifov - Instantaneous Field of View (Campo de visada instantânea)
- IMER - Interpretação Morfológica do Espectro de Reflectância
- IMU - Inertial Measurement Unit (Unidade de medição inercial)
- ISODATA - Iterative Self-Organizing (Auto-organização iterativa)
- ITPS - Intergovernmental Technical Panel on Soils (Painel técnico intergovernamental sobre os solos)
- MCT - Telurite de Mercúrio-Cádmio
- MNF - Minimum Noise Fraction (Mínima fração de ruído)
- NIR - Near Infrared (Infravermelho próximo)
- RE - Resistividade Elétrica
- REM - Radiação Eletromagnética
- RGB - Red, Green e Blue (Vermelho, verde e azul)
- ROI - Regions of Interest (Região de interesse)
- SAM - Spectral Angle Mapper (Mapeamento por Ângulos Espectrais)

SIBCS - Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos

SID - Spectral Angle Divergence (Divergência de Informação Espectral)

SPECIM - Spectral Imaging (Imageamento espectral)

SRH - Sensoriamento Remoto Hiperespectral

SWIR - Short-Wave Infrared (Infravermelho de ondas curtas)

TFSA - Terra Fina Seca ao Ar

USDA - United States Department of Agriculture (Departamento de Agricultura dos
Estados Unidos)

VIS - Visível

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. OBJETIVOS.....	3
2.1 Objetivo Geral.....	3
2.2 Objetivos Específicos.....	3
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	4
3.1 Evolução na delimitação dos horizontes do solo.....	4
3.2 Interação da radiação eletromagnética com o solo.....	9
3.2.1 Influências na assinatura espectral do solo.....	10
3.3 Sensoriamento remoto aplicado ao estudo do solo.....	11
3.4 Sensoriamento remoto hiperespectral.....	13
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	15
4.1 Localização.....	15
4.2 Descrição e utilização do sensor.....	16
4.3 Obtenção e processamento de imagens hiperespectrais à campo.....	18
4.4 Coleta e análise dos solos.....	20
4.5 Obtenção e processamento de dados espectrais em laboratório	21
4.5.1 Sensor AisaFENIX.....	21
4.6 Classificadores espectrais pixel a pixel.....	23
4.6.1 Supervisionado.....	23
4.6.1.1 Distância mínima.....	24
4.6.1.2 Mapeador por ângulos espectrais (Spectral Angle Mapper - SAM)	25
4.6.1.3 Divergência de informação espectral (Spectral Information Divergence - SID)	25
4.6.2 Não-supervisionada.....	25
4.6.2.1 Isodata.....	26
4.6.2.2 K-Médias.....	26
4.7 Coeficientes de concordância.....	27
4.7.1 Exatidão global.....	27
4.7.2 Coeficiente Kappa.....	27
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	29

5.1	Identificação do perfil e classificação do solo.....	29
5.2	Avaliação do sensor AisaFENIX em nível de laboratório e campo.....	32
5.3	Delimitação dos horizontes do solo pela visão humana e por algoritmos com dados espectrais de laboratório e campo com o sensor AisaFENIX....	40
5.3.1	Perfil do solo.....	40
5.3.1.1	Classificação supervisionada	40
5.3.1.2	Classificação não-supervisionada.....	54
5.3.2	Talude.....	58
5.3.2.1	Classificação supervisionada	58
6.	CONCLUSÕES.....	73
7.	REFERÊNCIAS.....	74
	APÊNDICE A.....	87
	APÊNDICE B.....	89

1. INTRODUÇÃO

As mudanças observadas no funcionamento da pedosfera renovaram o reconhecimento de que os recursos do solo possuem funções ecossistêmicas essenciais e desempenham um papel fundamental para garantir a segurança alimentar (GLOBAL SOIL PARTNERSHIP, 2011; GRUNWALD, 2011; MULDER, 2013). Com isso, tecnologias são necessárias para aprimorar, contribuir e compreender os ambientes agrícolas melhorando a conservação do solo.

O perfil tem sido o apoio fundamental para a observação do solo desde o início da pedologia. Tradicionalmente, os pedólogos usam seus sentidos (visão e tato) para inferir sobre as propriedades do solo.

No entanto, a observação humana pode ter variações, uma vez que os observadores são treinados uns aos outros. Mesmo com este treinamento, não se pode eliminar completamente a variação inter ou intra-observador (JONES e MCBRATNEY, 2016).

A separação dos horizontes ou camadas faz parte da descrição morfológica do solo e baseia-se principalmente nos contrastes de coloração, estrutura, textura e consistência. Esta operação, geralmente é dependente da percepção visual do pedólogo para examinar o perfil e realizar o enquadramento do solo nos sistemas taxonômicos (IBGE, 2015).

O exame *in situ* do perfil do solo é limitado quanto à falta de controle sobre as condições ambientais (iluminação e umidade do solo) e a quantidade de tempo disponível para as medições sob controle. Algumas das informações coletadas no perfil do solo podem ser subjetivas. Com o surgimento de uma ampla gama de tecnologias, abre-se oportunidades para atualizar o modo como eles são observados e descritos (ROUDIER et al., 2016).

Diversificadas técnicas dedicadas a detecção proximal do solo foram testadas em perfis de campo que permitem estimar muitas de suas propriedades além do espectro visível (HARTEMINK e MINASNY, 2014). Exemplos incluem Fluorescência de raios X (FRX) (WEINDORF et al., 2012), espectroscopia vis-NIR (BEN-DOR et al., 2008a; ROUDIER et al., 2015; TERRA et al., 2018) e imagiologia (STEFFENS e BUDDENBAUM, 2013).

Alguns pesquisadores têm utilizado imagens RGB de câmeras digitais (AITKENHEAD et al., 2016; O'DONNELL et al., 2010), ou um colorímetro portátil (LILES et al., 2013). Até mesmo para quantificação de alguns atributos ou parâmetros dos solos, utilizando-se de equipamentos como phmetros portáteis, entre outros.

O entendimento das relações entre as características dos solos e as suas propriedades espectrais é muito importante para que sejam consideradas, não apenas as ponderações sobre

os fenômenos físicos ocorrentes das interações energia-matéria, mas também vários conceitos pedológicos.

O comportamento espectral dos solos é o resultado da combinação da influência de vários fatores presentes nele que se alteram de um solo para outro (IRONS et al., 1989). Alguns fatores e processos atuantes na sua formação como o tamanho de partícula, estrutura, rugosidade superficial, umidade, teor de matéria orgânica, teor de minerais carbonatados, presença ou não de quartzo e dos óxidos de ferro acarretam absorções no espectro eletromagnético (STONER e BAUMGARDNER, 1981).

Os equipamentos laboratoriais como os espectrorradiômetros por não serem sensores imageadores, embora considerado padrão, é impraticável a visualização em tempo real do perfil do solo em estudos pedológicos de maneira rápida.

Os sensores hiperespectrais, seja em nível terrestre, suborbital ou orbital, têm-se mostrado promissores em sua agilidade na aquisição de imagens com alta resolução espectral e espacial para o mapeamento pedológico. Neste contexto, o sensoriamento remoto hiperespectral e a espectroscopia de imagem fornecem uma perspectiva para o estudo do perfil do solo “*in-situ*” usando diferentes partes do espectro eletromagnético.

A pedologia carece de estudos com sensores imageadores em perfil de solo e tão pouco existe a delimitação, transição e quantificação dos horizontes pedogenéticos.

A alta resolução espectral e espacial dos sensores hiperespectrais abre uma oportunidade para uso em estudos pedológicos por meio das ferramentas de classificação por pixel, mediante as características de absorção espectral dos elementos presentes nas amostras de solo retiradas do perfil.

Diante disso, a hipótese é que os dados espectrais adquiridos tanto em laboratório como à campo pelo sensor AisaFENIX, são eficazes na delimitação dos horizontes de um Argissolo mediante os algoritmos supervisionados e não supervisionados.

Portanto, o objetivo foi avaliar o uso de dados espectrais obtidos em laboratório e à campo pelo sensor AisaFENIX, e aplicá-los à imagem do perfil de solo e do talude para delimitar seus horizontes com uso da classificação supervisionada e não supervisionada.

2. OBJETIVO

2.1. Geral

Avaliar o uso de imagens hiperespectrais na delimitação dos horizontes em perfil de solo e do talude, utilizando dados espectrais de laboratório e campo.

2.2. Específicos

- Avaliar as curvas espectrais do perfil de solo, em nível de campo e laboratório, obtidas pelo sensor AisaFENIX;
- Comparar a delimitação dos horizontes do solo entre o método pedológico tradicional e o sensor AisaFENIX no perfil do solo e talude, mediante algoritmos classificadores de imagem;
- Avaliar a acurácia da classificação das imagens com uso dos algoritmos Distância Mínima, SAM, SID, Isodata e k-médias no perfil do solo e no talude.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Evolução na delimitação dos horizontes do solo

O primeiro a reconhecer o solo como um corpo natural formado pela ação de um grupo de agentes foi Dokuchaev em 1883. Ele estabeleceu a primeira classificação baseada nas propriedades do solo e nos fatores de formação e sugeriu que os horizontes deveriam ser usados para distinguir os solos. Por volta de 1927, C.F. Marbut desenvolveu a classificação americana que foi publicada em 1938 e alterada em 1945 (MONIZ, 1972; BOCKHEIM et al., 2005).

A designação dos horizontes do solo foi desenvolvida por letras e números que transmitem mais do que o lugar ocupado no perfil do solo, compõe-se de símbolos interpretativos baseados na morfologia e na gênese do solo (BRIDGES, 1993).

De acordo com Hartemink e Minasny (2016), a descrição do solo em campo após seu desenvolvimento inicial estagnou. O desenvolvimento se refere na formalização de procedimentos na observação das classes de solos (CLARKE 1936; Manual de Pesquisa do solo, USDA, 1937), bem como na codificação da classificação morfológica da estrutura do solo (NIKIFOROFF, 1941).

Cabe ressaltar que a classificação pedológica no Brasil consiste numa evolução do antigo sistema americano, formulado por Baldwin et al. (1938) e modificada por Thorp e Smith (1949). Os conceitos centrais do antigo sistema americano formam a base da atual classificação brasileira (SANTOS et al., 2018).

Ao examinar o perfil do solo, uma das primeiras etapas consiste na delimitação dos horizontes do solo. Segundo IBGE (2015), define-se horizonte do solo: “*o horizonte do solo deve-se entender uma seção de constituição mineral ou orgânica, à superfície do terreno ou aproximadamente paralela a esta, parcialmente exposta no perfil e dotada de propriedades geradas por processos formadores do solo que lhe confere características de inter-relacionamento com outros horizontes componentes do perfil, dos quais se diferencia em virtude da diversidade de propriedades resultantes da ação da pedogênese*”. Derivado de Soil Survey Manual (1962).

Geralmente, a delimitação é realizada com o auxílio de uma faca ou um martelo pedológico, tomando em consideração principalmente as diferenças de cor, textura, estrutura e consistência do solo para medir a profundidade dos horizontes (IBGE, 2015).

Com isso, a identificação dos horizontes do solo em campo permaneceu estável desde a década de 1950 e, na grande maioria das vezes, era realizada pela observação humana treinada. Entretanto, a observação visual pode ocasionar erros, uma vez que os observadores

podem ser treinados uns aos outros, porém não pode eliminar completamente a variação inter ou intra-observador. A cor do solo têm sido um dos atributos mais significativos, podendo também ser introduzida uma variação nesta avaliação (JONES e MCBRATNEY, 2016).

O uso de gráficos de referência de cores desenvolvido por Munsell (1947) destinou-se a eliminar os efeitos dessas diferenças e padronizar o relatório da cor do solo. Porém, Billmeyer e Saltzman (1981) afirmam que, além das diferenças na luz em que as medições de cor estão sendo feitas, também é bem estabelecida que as diferenças fisiológicas no olho humano nem sempre percebe a cor da mesma maneira, e essa percepção de cor também flutua com o envelhecimento.

Shields et al. (1966), sugeriram o uso de espectrofotometria para padronizar a observação de cores e eliminar a variabilidade do observador. De fato, o uso de um sistema de espectrofotômetro para eliminar a variação do observador já havia sido sugerida por Carter (1931).

Campos e Demattê (2004) avaliaram a cor do solo obtida pelo método visual de 5 pedólogos e um colorímetro portátil. Os autores observaram que os pesquisadores superestimaram as determinações de cor em relação ao colorímetro, resultando em alterações na classificação dos solos, e sendo recomendado o uso do colorímetro.

Além disso, a caderneta de cores de Munsell sofre variações, pois estudos de Sánchez-Marañón et al. (2005) investigaram os livros de cores e descobriram que as diferenças na produção do fabricante e as características de esmaecimento não uniforme podem afetar significativamente a aferição da cor do solo. Os autores descobriram que o julgamento da cor do solo entre indivíduos usando o mesmo gráfico de Munsell sob condições fortemente controladas eram variáveis.

A aquisição de dados digitais nas pesquisas em ciência do solo, se trata de uma abordagem antiga e que pode ser observada no trabalho de Currence (1969), onde quantificou a rugosidade da superfície do solo sob diferentes tratamentos utilizando um sistema de perfilometria. Enquanto isso, O'Callaghan e Loveday (1973) foram capazes de usar imagens digitalizadas para quantificar o efeito da aplicação de gesso para medir o comprimento e largura de rachaduras no solo. Em ambos os estudos, a quantificação digital permitiu a investigação de atributos a uma escala que não era viável usando técnicas manuais e, ao fazê-lo, distinguiu os efeitos do tratamento.

A aquisição de dados digitais foi estendida para estudos de perfil de solo com enfoque na micromorfologia. Entretanto, apesar de não serem analisados diretamente no campo, seções

verticais foram amostradas e realizadas as análises digitais em laboratório para estudar a distribuição de poros (BOUMA et al., 1977; MURPHY et al., 1977). Da mesma maneira, o escaneamento digital foi usado para investigar o material indeformado do solo por Petrovic et al. (1982) e Hainsworth e Aylmore (1983).

Técnicas morfométricas digitais têm sido utilizadas para o diagnóstico de horizontes do solo, incluindo: radar de penetração no solo (GPR), resistividade elétrica (RE), espectroscopia vis-NIR, penetrômetro de cone, escâner hiperespectral, fluorescência de raios-X (FRX) e o uso da morfologia espectral em bibliotecas de solo. Vários deles foram aplicados no campo, enquanto alguns foram usados em laboratório com monólitos ou núcleos de solo (HARTEMINK e MINASNY, 2014).

O radar de penetração no solo é uma ferramenta de pesquisa de solo não invasiva que tem sido aplicada na ciência do solo desde o final dos anos 70. O GPR foi usado para detectar diferenças texturais, porém funciona melhor em solos com baixo teor de argila e baixa condutividade elétrica. Ele precisa de calibração, pois a constante dielétrica é uma função do teor de água e sal e a presença de minerais de argila. Horizontes com limites abruptos causados por mudanças repentinas na textura, densidade do solo, umidade, carbono orgânico ou carbonato de cálcio produzem grandes efeitos no uso do GPR (DOOLITTLE e COLLINS, 1995).

O GPR tem sido utilizado para estimar profundidades para horizontes de solo, espessura e características de materiais orgânicos do solo, avaliar a profundidade do lençol freático, lamelas e camadas cimentadas, inferir a cor do solo e o carbono orgânico (DOOLITTLE e COLLINS, 1995; CEZAR et al., 2010).

Tabbagh et al. (2000) usaram um medidor de resistividade elétrica (RE) para avaliar um solo arenoso em uma área árida de Camarões. O horizonte foi delineado por baixas resistividades devido à disposição das partículas de argila ao redor dos grãos de quartzo. A RE também tem sido usada para detectar a profundidade de ocorrência de um horizonte petrocálcico (LEGROS, 2006) e utilizada para mapear os horizontes hidromórficos em escala de campo na França (CHAPLOT et al., 2001).

A espectrorradiometria vis-NIR no solo foi utilizada por diversos pesquisadores como Obukhov e Orlov (1964), Karmanov (1970), Condit (1970), Cipra et al. (1971), Montgomery (1976), Gausman et al. (1977), DaCosta (1979), Stoner (1979), Stoner e Baumgardner (1981). Os instrumentos usados para medir a reflectância do solo podem ser divididos em

espectrorradiômetros e radiômetros multibanda, possuindo alta e baixa resolução espectral, respectivamente (BAUMGARDNER et al., 1985).

Posteriormente, surgiram trabalhos de grande relevância na caracterização espectral dos solos como os de Baumgardner e Stoner (1982), Ben-Dor et al. (2008) Viscarra Rossel et al. (2009), e no Brasil por Demattê e Garcia (1999), Nanni et al. (2004), Cezar et al. (2013), Chicati et al. (2017), Terra et al. (2015), Fiorio et al. (2014), entre outros.

Um penetrômetro de cone foi também utilizado para mapear os horizontes do solo até 140 cm de profundidade em trabalho realizado por Rooney e Lowery (2000). A penetração é afetada pela textura, porosidade, estrutura, conteúdo de água, agentes cimentadores e compactação do solo, e não foram encontradas relações diretas entre o índice do cone e as propriedades físicas específicas do solo.

O penetrômetro foi capaz de distinguir mudanças nas propriedades físicas do solo relacionadas à espessura do horizonte do solo (ROONEY e LOWERY, 2000) e pode ser usado para visualizar as camadas do solo em 3D (GRUNWALD et al., 2000).

Monteiro Santos et al. (2011) desenvolveram um algoritmo que toma medidas de um instrumento de indução eletromagnética e derivou uma imagem de condutividade 3D. Isso permite o mapeamento de horizontes de solo que apresentam alterações significativas na textura e condutividade elétrica do solo.

Weindorf et al. (2012b) utilizaram um analisador portátil de fluorescência de Raios X (FRX) para distinguir os horizontes espódico e alvíco no campo e no laboratório em amostras e monólitos. Em outro estudo, eles usaram o FRX e descobriram que este sensor pode auxiliar na diferenciação dos horizontes em solos aluviais, com pequenas diferenças morfológicas observáveis (WEINDORF et al., 2012a).

Hartemink e Minasny (2014) também utilizam técnicas baseadas em laboratório, como por exemplo, a microscopia eletrônica de varredura e tomografia computadorizada de raios X, como potenciais ferramentas para fornecer informações valiosas sobre o perfil do solo.

Demattê et al. (2014) desenvolveram uma Interpretação Morfológica do Espectro de Reflectância (IMER) mediante o uso de bibliotecas para a classificação do solo.

Outro método foi sugerido por Fajardo et al. (2015), o qual envolve a identificação de zonas espectralmente homogêneas a partir de aglomerados difusos derivados de membros finais do vis-NIR. Este método elimina o viés do observador e permite a investigação direta da participação na classe dentro e entre os perfis.

O reconhecimento do horizonte também está sendo explorado usando XRF (WEINDORF et al., 2012; BURUD et al., 2015; MINASNY et al., 2016; ADHIKARI et al., 2016) e câmeras hiperespectrais (STEFFENS e BUDDENBAUM 2013; SILVA et al., 2016).

Em virtude do desenvolvimento tecnológico, cabe destacar que Hartemink e Minasny (2014) criaram a subdisciplina chamada de morfometria digital do solo (Digital Soil Morphometrics, DSmorph), que se refere à descrição do solo com base na união de diversas ferramentas e técnicas que são capazes de fornecer informações mais objetivas e quantitativas da descrição dos atributos do solo. Sendo assim, a DSMorph foi definida como a “aplicação de ferramentas e técnicas para medir, mapear e quantificar o perfil do solo (HARTEMINK e MINASNY 2014).

Atualmente, Zhang e Hartemink (2018) tem realizado o mapeamento digital do perfil do solo com o uso de imagens na delimitação do horizonte do solo e na variação do horizonte do solo. De maneira semelhante, Grauer-Gray e Hartemink (2018) mapearam pelo método raster os perfis do solo em duas dimensões para quantificar a variação lateral e melhorar a delimitação de campo dos horizontes do solo.

Portanto, diante deste avanço tecnológico, os estudos relacionados a espectrorradiometria no perfil do solo *in situ* culminaram ao termo “morfometria digital do solo” desenvolvido por Hartemink e Minasny (2014), na qual está inserido entre as esferas de estudos da Pedologia, Pedometria e Sensores proximais do solo, conforme apresentado na Figura 1.

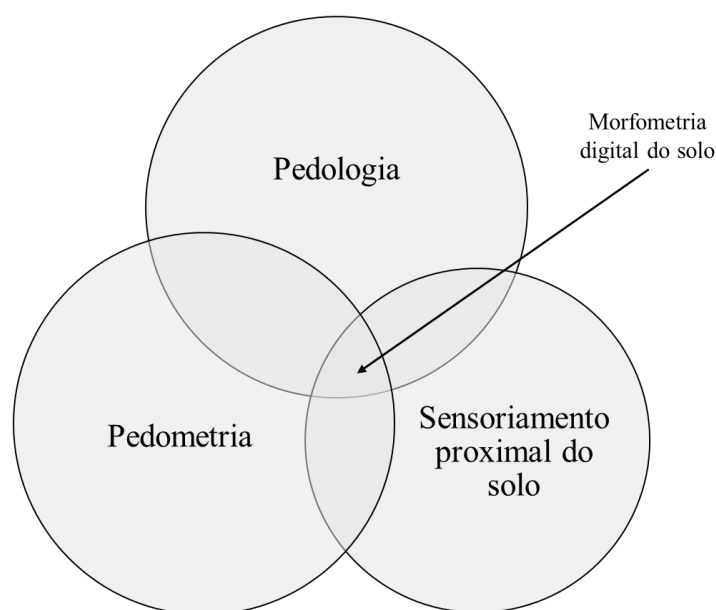


Figura 1. Morfometria digital do solo entre as esferas da Pedologia, Pedometria e sensoriamento proximal do solo. Adaptado de Hartemink e Minasny (2016).

3.2 Interação da radiação eletromagnética com o solo

A interação da radiação eletromagnética (REM) com os constituintes do solo se dá de maneira microscópica e se altera de um solo para outro, inclusive com os demais alvos da superfície da Terra (IRONS et al., 1989).

A radiação eletromagnética no momento em que incide sobre a matéria, os elétrons dos elementos que a constituem absorvem a radiação de maneira seletiva, consistindo assim em respostas em determinados comprimentos de onda (MOREIRA, 2007).

Este fenômeno ocorre devido as forças em que os elétrons são mantidos ao núcleo com intensidades diferentes, dependendo em qual nível e subnível de energia se encontram. Quanto mais afastado do núcleo estiver o elétron, maior é a energia gasta para mantê-lo girando em torno do núcleo. Assim, à medida que ele se afasta do núcleo aumenta o nível de energia, como explicado por Moreira (2007).

A mudança no estado atômico ocorre devido a radiação que é absorvida, isto é, o elétron absorve determinados *quanta* de energia (Teoria de Planck) e salta para uma camada eletrônica mais afastada do núcleo, sendo a mais energética. Neste caso, o átomo passa de seu estado fundamental (estável) para o estado excitado. Contudo, algumas radiações, em comprimentos de onda específicos, que são absorvidas pelos elétrons ou pela molécula, não provocam mudança de estado atômico, mas causam apenas um movimento vibracional, denominado energia vibracional (MOREIRA, 2007).

Para que ocorram as transições eletrônicas, ou seja, fazer com que os elétrons mudem o estado energético, são necessárias as energias compreendidas na faixa espectral do ultravioleta ao infravermelho próximo. Por outro lado, a energia absorvida que provoca apenas vibração no elétron e, conseqüentemente, na molécula, corresponde àquela contida na faixa do infravermelho médio do espectro eletromagnético (MADEIRA NETTO, 1991).

Existem cinco tipos principais de absorção que resultam em excitação dos elétrons: transição intra-atômica (processo que o átomo absorve energia e faz com que o elétron mude de nível energético); transferência de carga ou transição interelementos (a energia é absorvida pela transferência de elétrons entre íons adjacentes); transição da banda de valência à banda de transição (o elétron de um nível é transferido para um dos níveis vazios) e absorção de origem molecular (ocorre o fenômeno de vibração da molécula) (CERVELLE, 1988; EPIPHÂNIO et al., 1992).

Esta interação da REM com o solo é observada na sua resposta espectral, pois a faixa

do espectro óptico é cumulativa, que deriva dos constituintes minerais, orgânicos e fluidos, que, combinados, compõem o solo (MENESES e MADEIRA NETTO, 2001).

3.2.1 Influências na assinatura espectral do solo

Os parâmetros que influenciam a reflectância espectral dos solos são: os óxidos de ferro, a umidade, a matéria orgânica, a granulometria, a mineralogia da argila e o material de origem. Dentre os vários outros que podem ocorrer, têm sido citados também a cor do solo, a capacidade de troca catiônica e as condições de drenagem interna do solo (STONER e BAUMGARDNER, 1981).

Os óxidos de ferro absorvem muito a energia eletromagnética da região do infravermelho próximo (máximo de absorção em torno de 900 nm), sendo que a quantidade de energia a ser absorvida é dependente do tipo e da quantidade de óxido de ferro (EPIPHÂNIO et al., 1992)

Com relação à umidade, os solos tendem a tornar-se mais escuros quanto maior for à sua umidade, ocasionando assim a diminuição na reflectância ao longo de todo o espectro eletro-óptico (STONER e BAUMGARDNER, 1981). A umidade afeta a reflectância do solo devido às bandas de absorção de água em 760 nm, 970 nm, 1190 nm, 1450 nm e 1940 nm (EPIPHANIO et al., 1992; CURCIO & PETTY, 1951).

A composição e o teor de matéria orgânica presentes no solo são fatores que influenciam fortemente a reflectância espectral dos mesmos. À medida que o teor de matéria orgânica aumenta, a reflectância do solo decresce no intervalo de comprimento de onda de 400 a 2.500 nm (HOFFER e JOHANNSEN, 1969).

Galvão e Vitorello (1998) e Demattê e Garcia (1999b) observaram que a redução no teor de matéria orgânica expõe a forte relação entre a reflectância e o ferro total, favorecendo o aparecimento de uma banda de absorção nítida próxima de 900 nm. Pesquisas realizadas por Bowers e Hanks (1965), Demattê e Garcia (1999b) e Dalmolin (2002), mostram que à medida que decresce a concentração de matéria orgânica presente no solo, ocorre aumento na resposta espectral.

Al-Abbas et al. (1972) comentaram que os efeitos de diminuição da reflectância do solo pelo aumento do teor de matéria orgânica estão associados, e também, ao teor de argila, uma vez que há correlação entre os teores de argila e de matéria orgânica nos solos.

Com isso, Baumgardner et al. (1970) afirma que o teor de matéria orgânica no solo quando excede a 2%, ela desempenha um papel importante na determinação das propriedades

espectrais do solo. Quando o teor é menor do que 2%, outros constituintes do solo passam a ser mais influentes no comportamento espectral do solo do que a matéria orgânica.

De maneira geral, solos de textura arenosa tendem a ter maior reflectância, pois apresentam baixos teores de matéria orgânica, óxidos de ferro e umidade (MENESES e MADEIRA NETTO, 2001), associado à elevada quantidade de quartzo (RESENDE et al., 2005).

Portanto, a quantidade de energia refletida no solo é em função de todos esses parâmetros que, conjuntamente, compõe o solo. Em determinadas condições, a influência de um parâmetro na energia refletida pelo solo, como já mencionado, sobrepõe aos demais resultando num espectro característico de tal parâmetro (MOREIRA, 2007).

As interações entre a energia e o solo não apresentam grande complexidade quando comparadas com a vegetação, pois a energia para o solo é absorvida ou refletida e, não necessariamente, transmitida para o material, como é o caso da vegetação (ROSOT, 2001).

3.3 Sensoriamento remoto aplicado ao estudo do solo

A publicação da FAO (Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação) e ITPS (Painel Técnico Intergovernamental sobre os Solos) (2015), princípio 2 da carta mundial do solo, enfatiza que os solos são resultados de complexas interações e ações no tempo e espaço, constituindo-se de sua própria diversidade. Ressalta ainda, que a governança do solo requer que as diferentes capacidades do solo sejam compreendidas e que o uso da terra deva ser respeitado de acordo com o leque de suas capacidades, com vistas a erradicar a pobreza e alcançar a segurança alimentar.

Entretanto, a definição de solo atualmente no Brasil, segundo Santos et al. (2018), no Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos (SIBCS), afirmam que “*o solo que classificamos é uma coleção de corpos naturais, constituídos por partes sólidas, líquidas e gasosas, tridimensionais, dinâmicos, formados por materiais minerais e orgânicos que ocupam a maior parte do manto superficial das extensões continentais do nosso planeta, contêm matéria viva e podem ser vegetados na natureza onde ocorrem e, eventualmente, terem sido modificados por interferências antrópicas*”.

O solo é um material complexo e variável em sua composição física e química a partir de massas expostas de rochas parcialmente intemperizadas e minerais da crosta terrestre (BUOL et al., 1973).

A formação ou gênese do solo é fortemente dependente das condições ambientais da atmosfera e da litosfera. O corpo do solo é um produto de cinco fatores: clima, tempo, organismos, topografia e materiais de origem (JENNY, 1941).

A grande variabilidade nos solos é o resultado das interações destes fatores e sua influência na formação de diferentes perfis de solo. Em geral, o perfil do solo, composto por vários horizontes, tipicamente se refere ao A (o superior), o B (o intermediário) e o C (o mais baixo, horizonte de um material parental) (BUOL et al., 1973).

Em virtude disso, cada constituinte do solo interage com a radiação eletromagnética, no entanto, não ocorre de maneira isolada, e sim de uma soma integrada pelos seus diferentes componentes para compor a curva espectral de um solo (MOREIRA, 2007).

Um estudo realizado por Stoner e Baumgardner (1981) observou cuidadosamente mais de 400 espectros dos solos americanos e alguns solos brasileiros, que revelou apenas cinco categorias espectrais para descrever grupos de solos. Contudo, a observação visual não pode discriminar as pequenas feições espectrais no espectro, necessitando de uma análise mais aprimorada.

De acordo com Ben-Dor et al. (1999) a curva espectral do solo possui informações importantes na faixa do vis-NIR-SWIR (400 a 2500 nm) que podem ser utilizadas de maneira mais refinada se novas abordagens forem desenvolvidas.

Devido a isso, cada vez mais tem surgido trabalhos científicos demonstrando que a espectrorradiometria nos domínios laboratorial e de campo, consiste em uma técnica útil para as missões de levantamento e classificação do solo, considerando-se as limitações de cada um.

Nanni et al. (2004) demonstraram que 18 solos tropicais com classes diferentes apresentaram diferenças estatísticas entre seus respectivos dados espectrais. A análise discriminante revelou um erro de 9% ao analisar a classificação até que níveis mais detalhados fossem alcançados. À medida que o nível de classificação diminuiu, o erro também diminuiu, até atingir um valor de 6%.

Não obstante, combinar a informação espectral com sensores orbitais também é possível, como mostrado por Demattê et al. (2004), comprovando que a maioria das informações espectrais do Landsat 7 é semelhante ao reamostrado em dados laboratoriais.

Em outro estudo, Demattê et al. (2005) encontraram boa concordância e alto nível de significância (85%) entre as classificações Landsat 7 e os resultados tradicionais da classificação do solo.

Cabe ressaltar que os primeiros sensores sofriam de problemas como baixa relação sinal-ruído. Com isso, tem-se desenvolvido melhores sensores para aprimorar o mapeamento dos solos (BEN-DOR et al., 2008b).

Desta maneira, tem-se realizado o mapeamento digital do solo (DSM), também denominado como o mapeamento preditivo do solo (SCULL et al., 2003; MINASNY e MCBRATNEY 2016; PÁSZTOR et al., 2016), que constitui-se na criação de sistemas de informação do solo por modelos numéricos com a capacidade de inferir as variações espaciais e temporais das classes de solo e as variáveis ambientais (LAGACHERIE e MCBRATNEY 2007).

Com este avanço tecnológico no sensoriamento remoto, esforços têm sido realizados para o estabelecimento do GlobalSoilMap.net (GSC 2015), que reúne os principais pesquisadores para o mapeamento digital de solos no mundo (SANCHEZ et al., 2009).

3.4 Sensoriamento remoto hiperespectral

O sensoriamento remoto hiperespectral (SRH) e a espectroscopia de imagem (EI) são tecnologias que possuem a capacidade de fornecer informações espectrais detalhadas de cada pixel em uma imagem. Enquanto o SRH se refere principalmente ao sensoriamento remoto (à distância), a técnica emergente de EI cobre todos os domínios espaciais e espectrais, desde microscópicos até macroscópicos (BEN-DOR et al., 2013).

Os sensores hiperespectrais imageadores, mais conhecidos como espectrômetros de imagens, coletam simultaneamente imagens digitais em muitas bandas espectrais relativamente estreitas, contíguas e/ou não contíguas das regiões ultravioleta, visível e infravermelha do espectro eletromagnético (DIMITRIS et al., 2016)

A característica principal do SRH é de obter a curva espectral de cada pixel na imagem, com o objetivo de encontrar objetos, identificar materiais ou detectar processos. O SRH tem a capacidade de identificar materiais que dependem de vários fatores, tais como: a abundância do material de interesse; a intensidade das características de absorção do material na região do comprimento de onda medido; a cobertura espectral, resolução espectral e a relação sinal-ruído do sensor hiperespectral (BEN-DOR et al., 2013).

Em virtude disso, a tecnologia SRH é uma ferramenta utilizada para várias finalidades, e dentre elas, estudos dos minerais, água, vegetação, solos e materiais produzidos pelo homem (BEN-DOR et al., 2013).

Embora a tecnologia SRH tenha muitas vantagens, a mesma apresenta etapas complexas no processamento de imagem.

Os dados espectrais adquiridos pelo SRH em nível suborbital e orbital não se encontram em condições ambientais ótimas e bem controladas como ao adquirir dados em um laboratório. Pois, deve-se levar em consideração que sofrem algumas interferências, como a atenuação atmosférica de gases e aerossóis (dispersões e absorções), e as condições de iluminação descontroladas (BEN-DOR et al., 2013).

Tais interferências refletem nos dados espectrais, necessitando de correções na imagem que englobam muitas áreas de conhecimento, incluindo ciência atmosférica, engenharia eletro-óptica, ciência da computação, estatística, matemática aplicada, dentre outras (BEN-DOR et al., 2013).

Portanto, tem sido dada atenção significativa na aplicação do SRH em relação ao desenvolvimento de técnicas utilizando algoritmos para detectar, classificar, identificar, quantificar e caracterizar objetos de interesse (EISMANN, 2012).

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Localização

Para o estudo foi utilizado o perfil de solo, classificado como Argissolo, na proximidade da rodovia SP-304, localizado no estado São Paulo em Águas de São Pedro, nas coordenadas 22°35'21,89" Sul e 47°53'12,10" Oeste, como demonstrado na Figura 2.

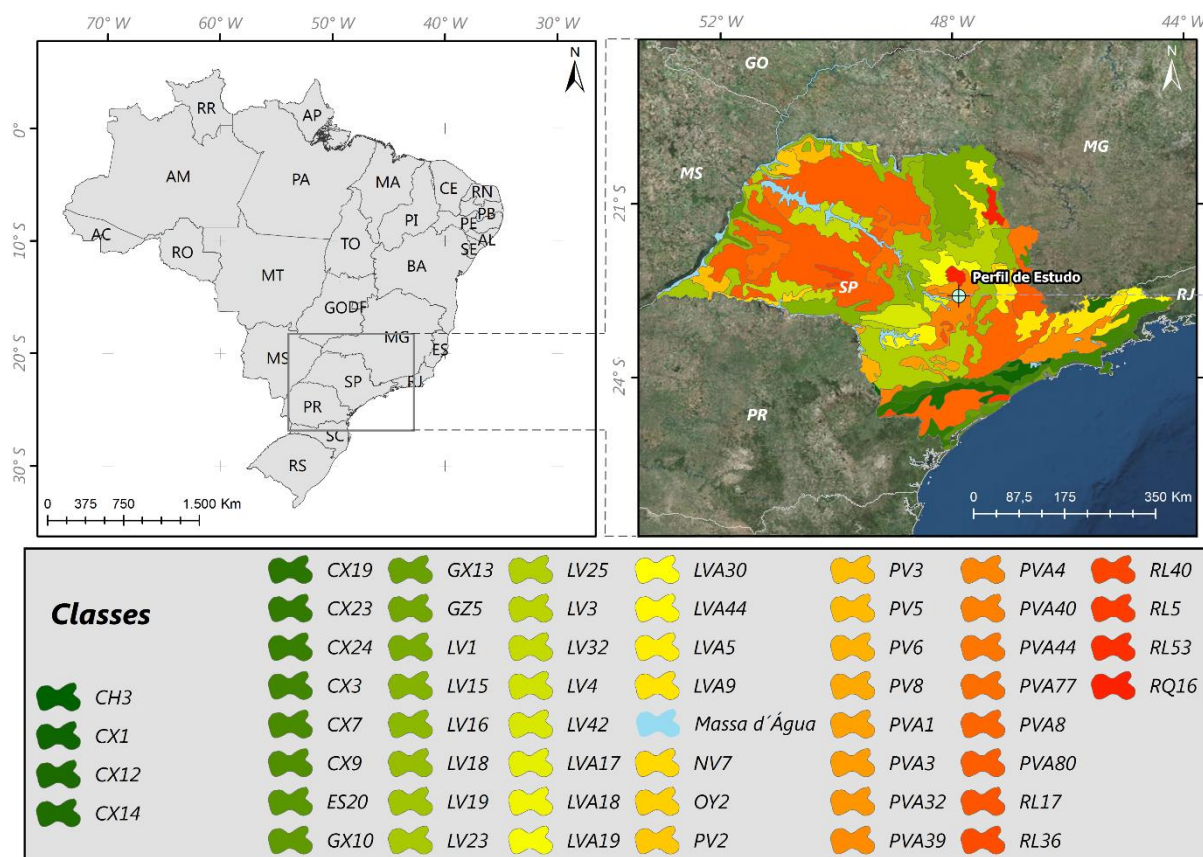


Figura 2. Localização do perfil de solo no município de Águas de São Pedro – SP.

Este local foi escolhido para realizar o imageamento na ocasião da duplicação da rodovia, onde haviam secções verticais expostas à iluminação solar frontal por toda sua extensão. Para isso, o imageamento foi realizado as 16:00 horas em Águas de São Pedro – SP.

No perfil de solo em Águas de São Pedro - SP, havia uma plantação de eucalipto (*Eucalyptus sp.*) em fase adulta consorciada com pastagem sem a presença de gado, como visto na Figura 3.



Figura 3. Talude utilizado para o imageamento hiperespectral localizado no município de Águas de São Pedro – SP.

4.2 Descrição e utilização do sensor

O sensor hiperespectral AisaFENIX da empresa Specim® (Spectral Imaging) realiza o imageamento hiperespectral que pode ser acoplado em aeronave, tripé ou em sistema de scanner laboratorial. O mesmo possui dois detectores integrados sendo um de óxido de silício que captura informações na porção do vis-NIR (380 – 970nm) com resolução espectral de 3,5nm, e outro de Telurite de Mercúrio-Cádmio (MCT), com sistema de refrigeração por hélio líquido, capturando informações na faixa de 970-2500nm com resolução espectral de 12 nm possibilitando o imageamento com até 624 bandas (Figura 4), sendo 346 no vis-NIR e 278 no SWIR (NANNI et al., 2016).

Em aerolevantamentos, o sensor é utilizado juntamente com um sistema de posicionamento global associado a uma unidade de medição inercial GPS/IMU modelo OXTS - RT3050 com erro de 10 cm (OXTS, 2016).

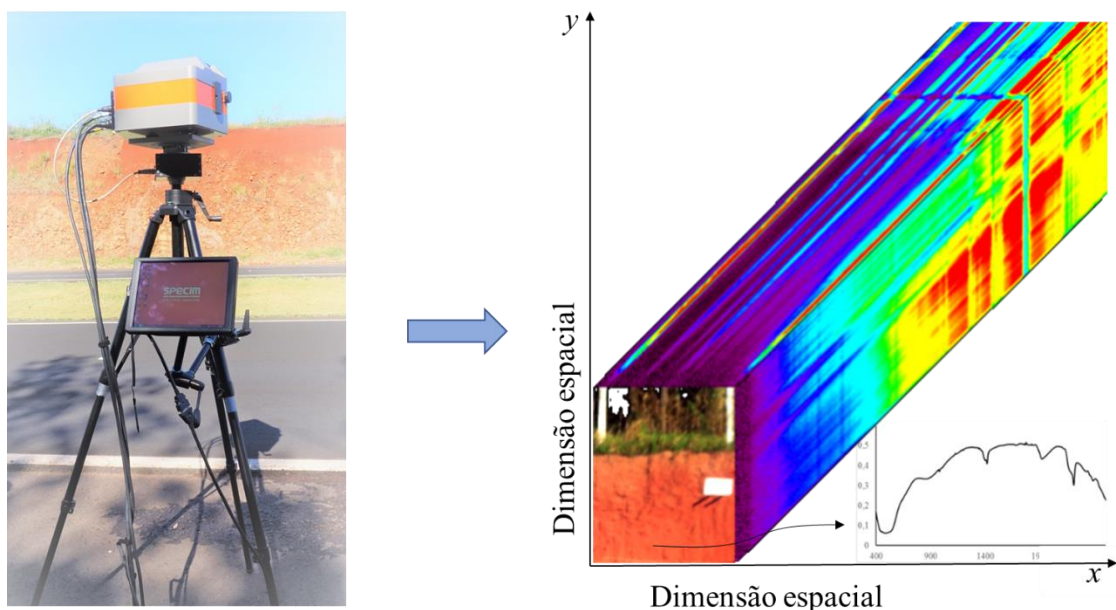


Figura 4. Ilustração do imageamento hiperespectral com 624 bandas capturadas pelo sensor AisaFENIX em perfil de solo.

O campo de visada do sensor é de $32,3^\circ$ e o campo de visada instantânea (IFOV) de $0,084^\circ$, permitindo a aquisição de imagem com relação 1x1, pois a 600 metros de altura se obtém uma faixa imageada de 600 metros. O tamanho do pixel no terreno nesta altitude é de 1 metro podendo ser reamostrado para 0,35m sem perda da qualidade espectral (SOUZA, 2017).

Em aerolevantamento o sensor possibilita a aquisição de imagens contínuas sobre o terreno mediante o uso do software RSCube 3 ou LUMO (SPECIM, 2016). A configuração do sistema pode ser equalizada possibilitando o ajuste da intensidade luminosa e a visualização em tempo real do alvo durante o voo.

Para objeto do trabalho, o imageamento foi realizado com o sensor à campo em nível do terreno distanciado a 20 m do perfil e do talude de solo, e em laboratório. Desta maneira, no campo utilizou-se o sensor com tripé, com sistema rotativo, controlado pelo software RSCube o mecanismo de ajuste para o controle de direção e variação lateral. O sistema possui uma fonte de energia, tanto do sensor como do sistema de controle e coleta de dados contando, ainda, com 2 baterias auxiliares (SPECIM, 2016).

Para utilização em laboratório, o sensor foi acoplado na Plataforma Single Core Scanner, com estrutura mecânica de ajuste da altura do sensor composta por um sistema de iluminação, placa de referência para o branco e bandeja para amostras de 100 cm x 50 cm. Neste caso, o sensor permanece imóvel, sendo que a bandeja se movimenta no sentido horizontal em dois sentidos sendo os dados adquiridos por varredura (NANNI et al., 2016).

4.3 Obtenção e processamento de imagens hiperespectrais à campo

As etapas de obtenção e processamento de dados em nível de campo estão demonstradas no fluxograma (Figura 5).

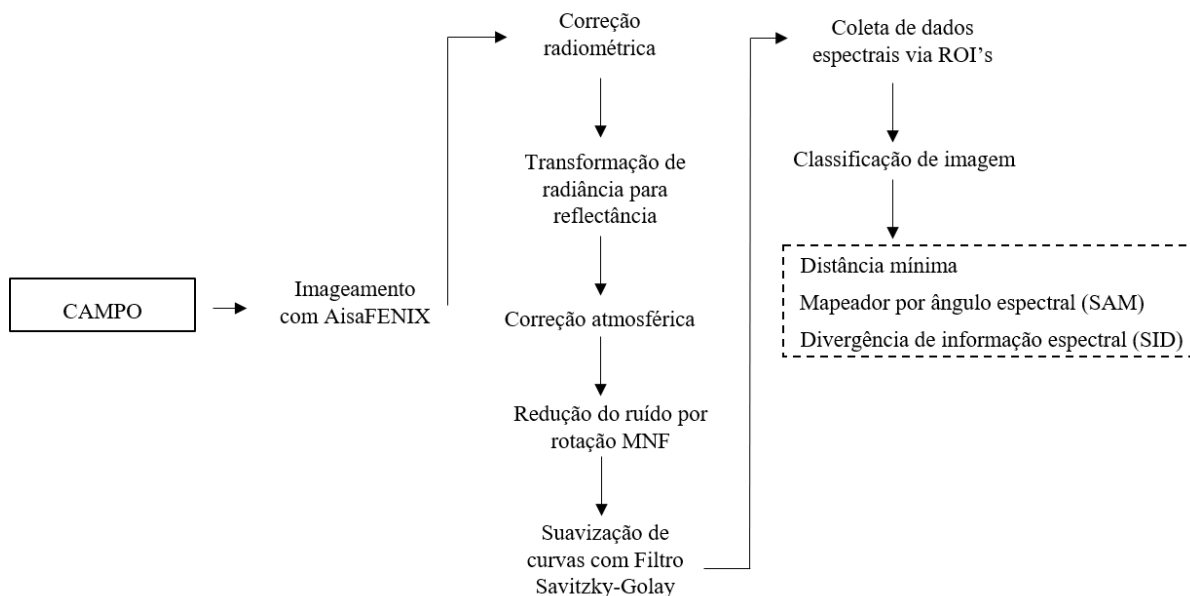


Figura 5. Fluxograma das etapas de obtenção e processamento hiperespectral das imagens obtidas à campo.

No campo, o sensor AisaFENIX foi acoplado a um motor de movimentação lateral sob um tripé nivelado e distanciado a 20 m da secção vertical do solo, sendo o imageamento realizado com luz direta do sol no perfil de solo. O software utilizado para a captura das imagens foi o RScube Rotation disponibilizado pela empresa Specim[®], onde encontram-se disponíveis a adequação dos parâmetros de abertura e fechamento do sensor em relação à luminosidade do ambiente.

Posteriormente, as imagens foram processadas pelo programa computacional CaliGeo PRO[®] para realizar a calibração radiométrica. Nesta etapa, incluiu-se a utilização dos arquivos: Look Up Table (.LUT), o qual possui parâmetros específicos do Sensor AisaFENIX que são utilizados durante o processamento; a referência escura, que são dados capturados no mesmo arquivo da imagem mediante a sua ativação automática (*Auto Dark*) e o arquivo de calibração radiométrica (2x2) (SPECIM, 2016). Para observação dos gráficos de radiância foi utilizado o software ENVI Classic[®] versão 5.3 (EXELIS, 2011).

A correção dos efeitos atmosféricos na imagem foi realizada pelo programa ATCOR-4[®] (RICHTER, 2008), sendo este método indicado por Souza (2017). As bandas de vapor de água atmosférica foram consideradas nos comprimentos de onda entre 1350-1400 nm e de

1800-2000 nm. Realizou-se também a conversão da imagem em radiância para fator de reflectância ao utilizar uma placa de referência presente na imagem constituída por sulfato de bário (BaSO_4) para a normalização, indicada por Stoner et al. (1979).

A qualidade da placa de BaSO_4 foi estudada por Souza et al. (2016) alcançando coeficiente de correlação de 0,99 ao correlacionar as leituras espectrais entre o espectroradiômetro FieldSpec 3 JR e o Sensor AisaFENIX.

As imagens foram convertidas para fator de reflectância absoluta mediante o espectro de referência coletado em laboratório (FieldSpec) da placa de Spectralon. Para isto, foi inserido o espectro de referência a uma biblioteca espectral e interpoladas pela mesma quantidade de bandas da imagem, e posteriormente, multiplicada pela imagem.

Devido à grande quantidade de bandas espectrais e à presença de ruído, realizou-se a transformada da Fração Mínima de Ruído (*Minimum Noise Fraction-MNF*) desenvolvida por Green et al. (1998). A MNF consiste em um procedimento baseado na Análise de Componentes Principais (ACP ou PCA em inglês) que, além de reduzir a dimensionalidade dos dados, permite a remoção do ruído e a demanda computacional, por meio de duas transformações. A primeira baseia-se na matriz de covariância do ruído e, por meio de decorrelação o ruído é reescalonado. A segunda transformação ocorre após a remoção do ruído e baseia-se na PCA dos dados (BOARDMAN e KRUSE, 1994).

A partir do gráfico de autovalores gerado (Figura 6), é possível observar que no momento que os autovalores se aproximam de 1, contém apenas ruído. Por conseguinte, realizou-se a inversa das primeiras 8 MNF's que possuem coerência visual na ausência de ruído e aplicado novamente à imagem (Figura 7) (MENESES e ALMEIDA, 2012).

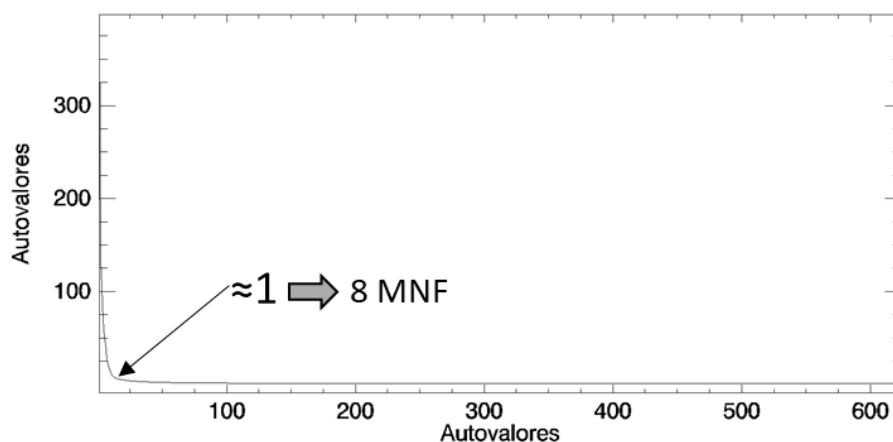


Figura 6. Gráfico de autovalores obtidos a partir da transformação das primeiras 8 MNF's obtidas da imagem do sensor AisaFENIX em perfil de solo.

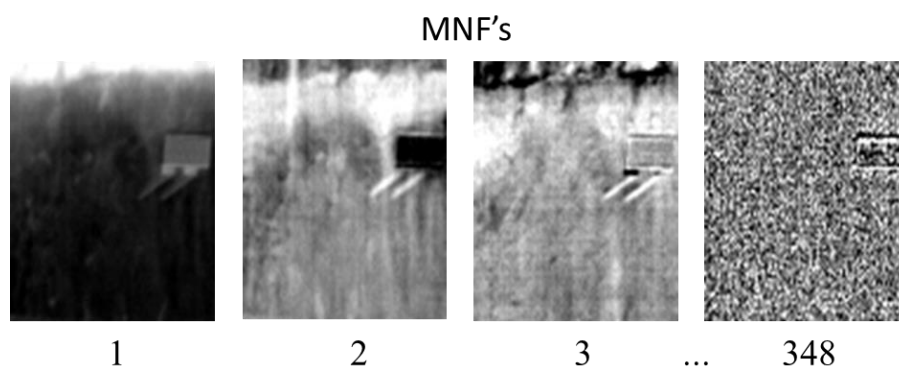


Figura 7. Evolução do ruído presente na imagem hiperespectral conforme o aumento das MNF's.

Além disto, foi utilizado o filtro desenvolvido por Savitzky e Golay (1964), o qual é um algoritmo de filtragem e suavização de dados espectrais. Neste trabalho, utilizou um polinômio de terceira ordem, derivada ausente com 3 bandas de espaçamento espectral.

Na imagem hiperespectral do perfil de solo foram coletados ROI's (regiões de interesse) nos horizontes diagnósticos ao lado da placa de referência (BaSO_4), e também a cada 20 cm de cima para baixo com base no tamanho do pixel da imagem (3 cm x 3cm), totalizando 7 pixels. Amostras de solo foram posteriormente coletadas nos respectivos ROI's. Isto se fez necessário para realizar a validação nas classificações supervisionadas baseadas em pixel. O uso de máscaras espectrais foram construídas, com objetivo de desconsiderar o entorno da imagem isolando apenas o perfil e o talude de solo, que foram objeto de estudo.

4.4 Coleta e análise dos solos

As amostras foram coletadas com trado tipo Holandês no perfil de solo visualmente a cada 20 cm até a profundidade de 140 cm, e de forma arbitrária, foi continuada desta maneira até 220 cm, ao lado da placa de referência de sulfato de bário (BaSO_4).

As amostras coletadas foram secas (TFSA), destorroadas e passadas em peneira com malha de 2 mm para as análises química, física e colorimétrica.

A análise granulométrica do solo para fins de determinação da textura foi realizada no laboratório de física dos solos pelo método do densímetro (EMBRAPA, 1979; FORSYTHE, 1975; RANZANI, 1959; VETTORI, 1969; VETTORI e PIERANTONI, 1968), obtendo assim os teores de areia, silte e argila.

A relação silte/argila foi realizada e obtida a partir da determinação da análise granulométrica (EMBRAPA, 1979; VETTORI, 1969). É utilizada como indicativo do grau de intemperismo do solo e permite também avaliar se houve movimentação de argila no perfil

(EMBRAPA, 2018). O conteúdo de matéria orgânica das amostras foi obtido pelo método Walkley-Black (1934).

Nas amostras coletadas, foi realizada a digestão sulfúrica (EMBRAPA, 1979) no Laboratório de Solos e Nutrição de Plantas da Universidade Estadual de Maringá (UEM), e posteriormente, analisadas o teor total de ferro $\text{Fe}_2\text{O}_3(\text{g dm}^{-3})$ por espectrofotometria de absorção atômica (EAA) no Complexo de Centrais de Apoio à Pesquisa (COMCAP/UEM).

4.5 Obtenção e processamento de dados espectrais em laboratório

4.5.1 Sensor AisaFENIX

Para obtenção das imagens hiperespectrais das amostras de solo em laboratório, as mesmas foram secas, passadas em peneira com malha de 2 mm e acondicionadas em placas de Petri. O sensor foi acoplado na plataforma (Single Core Scanner) a uma altura de 0,50 m, e as imagens das amostras de solo adquiridas por varredura a uma velocidade de captura de 25 quadros por segundo (Figura 8), para que não houvesse distorção na imagem. Para isso, foi utilizado o programa RScube LabScan cedido pela Specim®.

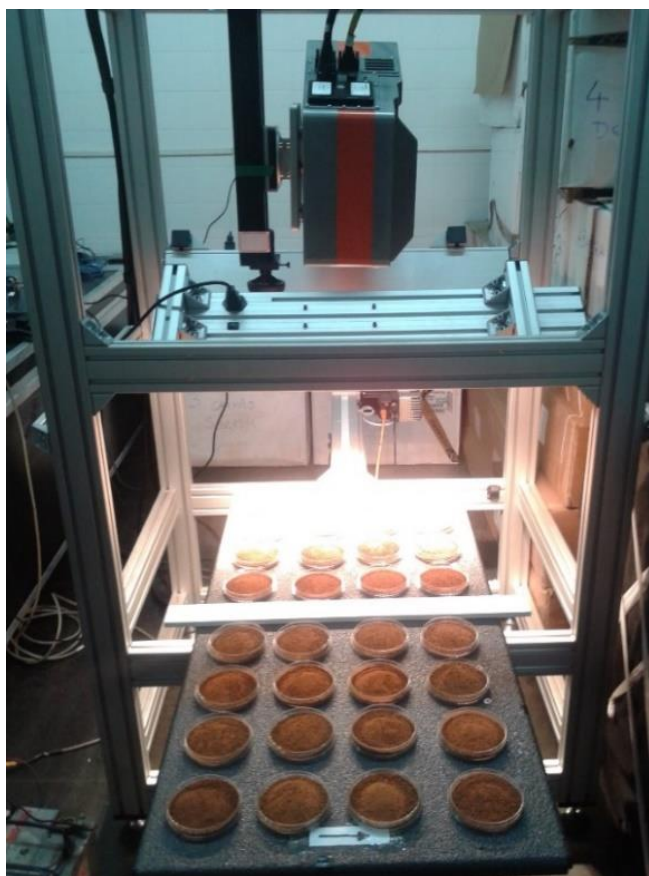


Figura 8. Sensor AisaFENIX acoplado a plataforma Single Core Scanner em laboratório.

As etapas de obtenção e processamento de dados em nível de laboratório estão demonstradas no fluxograma (Figura 9).

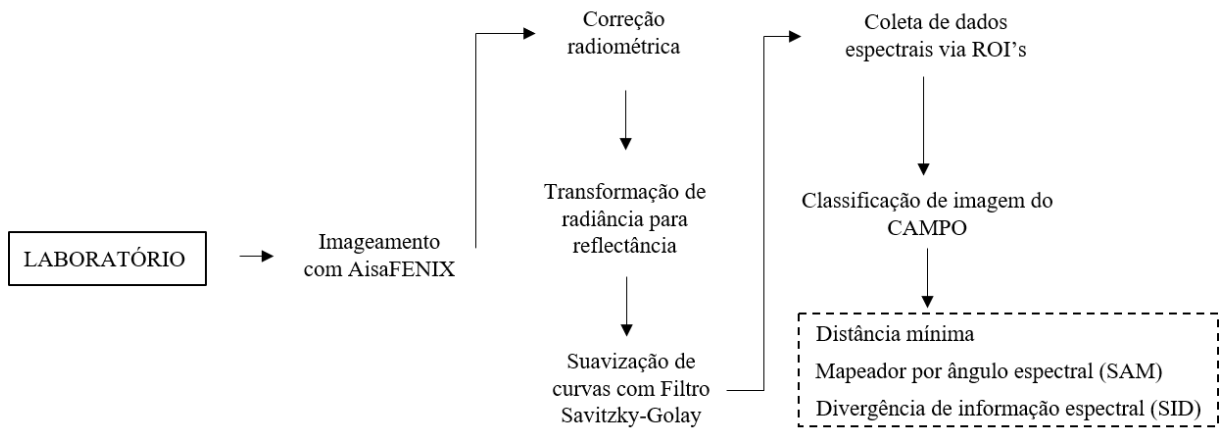


Figura 9. Fluxograma das etapas de obtenção e processamento hiperespectral das imagens obtidas em laboratório.

A calibração radiométrica foi realizada pelos mesmos processos computacionais utilizados para as imagens obtidas no campo com o software CaliGeo PRO[®] (Figura 9).

O Software ENVI Classic[®] versão 5.3 foi utilizado para converter os dados de radiância para fator de reflectância mediante a coleta da região de interesse (ROI) da placa padrão de branco Spectralon. Neste caso, não se fez necessária a correção atmosférica, uma vez que o sensor foi instalado em ambiente controlado (Figura 9).

Posteriormente, foi realizada a suavização de curvas pelo filtro Savitsky-Golay e coletadas as regiões de interesse (ROI) de cada amostra, sendo obtida de um espectro médio. Com estes dados, se construiu uma biblioteca espectral que foi aplicada no perfil e no talude de solo imageado no campo, mediado pelos algoritmos Distância mínima, Mapeador por ângulo espectral (SAM) e a Divergência da informação espectral (SID) (Figura 9).

4.6 Classificadores espectrais pixel a pixel

4.6.1 Supervisionado

Os classificadores pixel a pixel utilizam apenas a informação espectral do pixel para encontrar sua classe mais provável, traçando uma probabilidade de um determinado pixel pertencer ou não a uma determinada classe. Os algoritmos utilizados (distância mínima, mapeador por ângulo espectral, e divergência de informação espectral) no pacote computacional Envi, foram capazes de usar bibliotecas espectrais para as classificações de

imagem. Com isso, utilizou-se de duas fontes de dados, sendo os espectros coletados na imagem do sensor AisaFENIX no campo, bem como em laboratório fazendo uso de amostras de solos.

Portanto, realizou-se as classificações de imagem tanto com dados espectrais dos horizontes do solo, bem como do fracionamento do perfil em 11 profundidades, nas ocasiões de campo e laboratório. Os algoritmos utilizados são descritos a seguir.

4.6.1.1 Distância mínima

A técnica da distância mínima utiliza os vetores médios de cada membro final e calcula a distância euclidiana de cada pixel desconhecido para o vetor médio para cada classe (Equação 1). Todos os pixels são classificados para a classe mais próxima, a menos que um desvio padrão ou um limite de distância seja especificado (Figura 10). Nesse caso, alguns pixels podem não ser classificados se não atenderem aos critérios selecionados, conforme explicado por Richards e Jia (2006).

$$DIST = \sqrt{\sum (VB_{ijk} - \bar{x}_{ck})^2} \quad (1)$$

Onde:

DIST: distância euclidiana;

VB_{ijk}: valor de brilho na linha *i*, coluna *j* e banda *k*;

X_{ck}: média da classe *c* a banda *k*;

C: número de classes envolvidas na classificação;

K: número de bandas envolvidas na classificação.

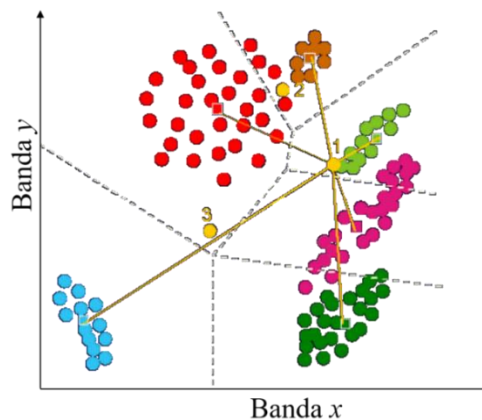


Figura 10. Gráfico ilustrativo do agrupamento das classes pelo algoritmo Distância mínima.

4.6.1.2 Mapeador por ângulos espectrais (Spectral Angle Mapper - SAM)

O algoritmo SAM, descrito por Kruse et al. (1993a), faz uma classificação espectral determinando a similaridade entre dois espectros por meio do cálculo do ângulo formado entre eles, tratando-os como vetores em um espaço de dimensionalidade igual ao número de bandas.

O ângulo entre os vetores de referência e do pixel constituem o ângulo espectral “ α ” cujo valor é inversamente proporcional à similaridade espectral entre os espectros (Figura 11), sendo que os pixels mais distantes do que o limite de ângulo máximo especificado em radianos não são classificados.

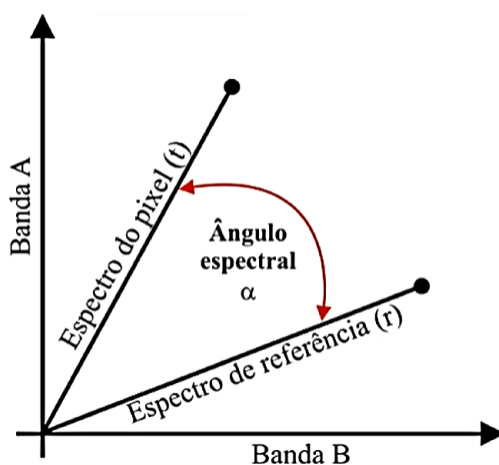


Figura 11. Gráfico dos espectros de referência (r) e do espectro do *pixel* (t)
Fonte: Adaptado de Kruse et al. (1993).

4.6.1.3 Divergência de informação espectral (Spectral Information Divergence - SID)

A Divergência de Informações Espectrais (Spectral Information Divergence - SID) é um método de classificação espectral desenvolvido por Chang (1999) que usa uma medida de divergência para combinar os pixels aos espectros de referência. Quanto menor a divergência, maior a probabilidade dos pixels serem semelhantes. Pixels com uma medida maior que o limite de divergência máximo especificado não são classificados.

4.6.2 Não-supervisionada

Os algoritmos não-supervisionados foram utilizados para observar o quão capaz são para delimitar os horizontes no perfil do solo.

4.6.2.1 Isodata

A classificação não supervisionada da Isodata calcula as médias das classes distribuídas uniformemente no espaço de dados e, em seguida, agrupa iterativamente os pixels restantes usando técnicas de distância mínima. Cada iteração recalcula e reclassifica os pixels em relação aos novos meios.

A divisão da classe iterativa, fusão e exclusão é feita com base nos parâmetros de limite de entrada. Todos os pixels são classificados para a classe mais próxima, a menos que um desvio padrão ou um limite de distância seja especificado. Nesse caso, alguns pixels podem não ser classificados se não atenderem aos critérios selecionados. Esse processo continua até que o número de pixels em cada classe seja alterado em menos que o limite de alteração de pixel selecionado ou o número máximo de iterações seja atingido.

O classificador Isodata fundamenta-se no princípio de que todos os agrupamentos encontrados na imagem devem ser compactos, com todos os pixels agrupados em volta da média, ocupando uma região esférica no espaço (TOU e GONZALEZ, 1974). Caso o desvio-padrão do agrupamento seja maior do que o valor estabelecido, o agrupamento que representa aquela classe de alvo é dividido.

4.6.2.2 K-Médias

A classificação não supervisionada K-Médias calcula as médias das classes iniciais distribuídas uniformemente no espaço de dados e agrupa os pixels na classe mais próxima usando uma técnica de distância mínima. Cada iteração recalcula a classe e reclassifica os pixels em relação aos novos meios. Todos os pixels são classificados para a classe mais próxima, a menos que um desvio padrão ou um limite de distância seja especificado.

Nesse caso, alguns pixels podem não ser classificados se não atenderem aos critérios selecionados. Esse processo continua até que o número de pixels em cada classe seja alterado em menos que o limite de alteração de pixel selecionado ou o número máximo de iterações seja atingido.

O objetivo do K-médias é minimizar a variabilidade interna do agrupamento que é dimensionada pela função soma das distâncias ao quadrado (erros) entre cada pixel e o centro ao qual é alocado (TOU e GONZALEZ, 1974). A soma da distância ao quadrado (SS) tem a forma na equação 2:

$$SS_{distância} = \sum_x [x - C(x)]^2 \quad (2)$$

Onde:

$C(x)$ = média do agrupamento ao qual o pixel x é alocado.

4.7 Coeficiente de concordância

Conforme os critérios para a construção da matriz de confusão, a avaliação da acurácia foi obtida por meio de coeficiente de concordância derivado dela, sendo que estes podem ser expressos como concordância total ou para classes individuais (FIGUEIREDO e VIEIRA, 2007).

O coeficiente de concordância total mais utilizado, segundo Levada (2010), é a taxa de acerto ou Exatidão Global (HELLDEN et al., 1980). Porém, apenas o cálculo da exatidão global não é suficiente, havendo a necessidade de cálculos que levem em conta a matriz por completo como, por exemplo, o coeficiente de concordância Kappa (COHEN, 1960).

4.7.1 Exatidão global

A taxa de acerto ou Exatidão Global (P_o), proposta por Hellden et al. (1980) (Equação 3), foi calculada dividindo-se a soma dos valores da diagonal principal, que representa o número de amostras classificadas corretamente n_{ii} , pelo número total de amostras coletadas N .

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \quad (3)$$

M = número de categorias informacionais presentes na matriz de erros;

n_{ii} = elementos da diagonal principal, ou seja, elementos classificados corretamente; e

N = número total de amostras.

4.7.2 Coeficiente Kappa

O Kappa (K), desenvolvido por Cohen (1960), foi utilizado para obter um coeficiente de concordância entre dados da classificação de imagem por meio de algoritmos supervisionados e não-supervisionados e a verdade de campo, neste caso, obtida pela visão humana dos horizontes no perfil do solo.

A concordância esperada somente foi determinada após a construção da matriz de confusão. O coeficiente de concordância K foi determinado pela equação 4:

$$K = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}, \quad (4)$$

Onde:

P_o = exatidão global (proporção de unidades que concordam); e P_c = proporção de unidades que concordam por casualidade, representada pela equação 5:

$$P_c = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{N^2} \quad (5)$$

Onde:

M = número de classes; n_{i+} = total de elementos classificados para uma categoria i ; n_{+i} = total de elementos de referência amostrados para uma categoria i ; e N = número total de amostras.

O resultado da estatística Kappa normalmente é comparado aos valores contidos na Tabela 1, proposta por Landis e Koch (1977), a fim de indicar a qualidade do mapa temático.

Embora a Tabela 1 tenha sido desenvolvida para analisar resultados de diagnósticos clínicos, a mesma tem sido referência para classificar mapas resultantes da utilização de imagens de sensoriamento remoto (LANDIS e KOCH,1977).

Tabela 1. Qualidade da classificação associada ao coeficiente Kappa

<i>Kappa</i>	Desempenho
< 0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Adaptada de Landis e Koch (1977).

Segundo Brites et al. (1996), o coeficiente Kappa é recomendado como uma medida apropriada para avaliar a exatidão, pois não representa apenas os valores que se situam na diagonal principal da matriz, mas ela por inteiro, sendo esta uma forma padronizada para reportar erros em locais específicos.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Identificação do perfil e classificação do solo

A Tabela 2, apresenta os resultados das análises física e química de um Argissolo localizado no município de Águas de São Pedro-SP (Figura 11), contendo a granulometria (areia, silte, argila), textura, relação Silte/Argila, matéria orgânica (M.O.) e o teor total de ferro (Fe_2O_3) e a cor do solo.

Tabela 2. Análises física e química de um ARGISSOLO localizado no município de Águas de São Pedro-SP, Brasil

Profundidade	Horizonte	Granulometria			Textura	Silte/Argila	M.O.	Fe_2O_3	Cor (Munsell) (s)		
		Areia	Silte	Argila					H	V	C
cm		----- g kg ⁻¹ -----					-----g dm ⁻³ -----				
0-20	A	910	10	80	A	0,12	16,00	41,18	7 YR	3,3	4,4
20-40	E	920	10	70	A	0,14	9,70	29,87	6 YR	4,4	4,6
40-60	E/Bt	890	20	90	AF	0,22	7,93	78,53	5,6 YR	4,5	4,5
60-80	Bt1	810	20	170	FA	0,11	7,93	33,15	4,9 YR	5	4,2
80-100	Bt1	780	20	190	FA	0,10	8,25	67,52	4,4 YR	5	4
100-120	Bt1	770	20	210	FAA	0,09	7,60	49,67	4,5 YR	5,1	4,1
120-140	Bt1	770	20	210	FAA	0,09	7,12	28,34	4,5 YR	5,1	4,1
140-160	Bt2	750	20	230	FAA	0,08	6,80	66,15	4,2 YR	5,5	4,1
160-180	Bt2	750	20	230	FAA	0,08	6,63	39,65	4,2 YR	5,5	3,5
180-200	Bt2	750	20	230	FAA	0,08	6,80	32,41	4,2 YR	5,8	4,1
200-220	Bt2/C	770	20	210	FAA	0,09	5,99	40,13	3,9 YR	5,8	3,9

A: areia; AF: Areia Franca; FA: Franco Arenosa; FAA: Franco Argiloarenosa. (s):Cor da amostra seca

Os teores de areia, silte e argila variaram nos horizontes do solo entre 750 a 910 g kg⁻¹, 10 a 20 g kg⁻¹ e 70 a 230 g kg⁻¹, respectivamente. Conseqüentemente, a textura do solo apresentou-se entre arenosa (A) a Franco Argiloarenosa (FAA) como pode ser observado no triângulo de agrupamento textural (Figura 13). A relação silte/argila ficou entre 0,08 a 0,22, a matéria orgânica de 0,66 a 4,36 g dm⁻³, o teor total de ferro entre 28,34 a 78,53 g dm⁻³ e a cor de Munsell entre 3,9 a 7 YR (Tabela 2).

Conforme demonstrado na Tabela 2 e Figura 12, a amostra de 0 a 20 cm foi identificado o horizonte A, por se referir a um horizonte mineral, superficial e com a maior concentração de matéria orgânica decomposta no perfil possuindo $16,00 \text{ g dm}^{-3}$. Na amostra de 20 a 40 cm, observa-se um aumento de areia em relação ao horizonte anterior chegando a 920 g kg^{-1} , e uma diminuição de argila de 80 para 70 g kg^{-1} , da matéria orgânica de 4,36 para $0,72 \text{ g dm}^{-3}$ e no teor total de ferro a $29,87 \text{ g dm}^{-3}$, e conseqüentemente, refletiu-se no aumento da relação silte/argila para 0,14, caracterizando assim, um horizonte E nesta profundidade.

Na profundidade de 40 a 60 cm, observa-se uma mudança de textura de A para AF, devido ao aumento do silte com 20 g kg^{-1} e da argila com 90 g kg^{-1} , configurando assim um horizonte transicional E/Bt.

A presença do horizonte Bt1 foi identificada aos 60 cm de profundidade devido ao acúmulo de argila chegando a 170 g kg^{-1} com textura FA e diminuição de 80 g kg^{-1} da fração areia. O Bt2 foi identificado aos 140 cm, chegando-se a 230 g kg^{-1} de argila e a relação silte/argila de 0,08, permanecendo constante até 200 cm de profundidade. No momento da raspagem do perfil, foi percebido maior maciez e, conseqüentemente, menor resistência ao martelo, refletindo no aumento da fração argila, associada, provavelmente à presença de umidade.

Na profundidade de 200 cm identificou-se grande parte das características do horizonte Bt2 com início do horizonte C devido à diminuição de argila com 210 g kg^{-1} e aumento de areia com 770 g kg^{-1} , conforme IBGE (2015) e EMBRAPA (2018).

Portanto, devido a presença do horizonte Bt, classifica-se no perfil como ARGISSOLO BRUNO-AVERMELHADO Distrófico (5 YR 5/4, seco) por ter um horizonte acima com textura arenosa que somam juntos mais de 15 cm de espessura, a relação silte/argila abaixo de 0,7 e saturação por bases abaixo de 50% (Vide Anexo I).

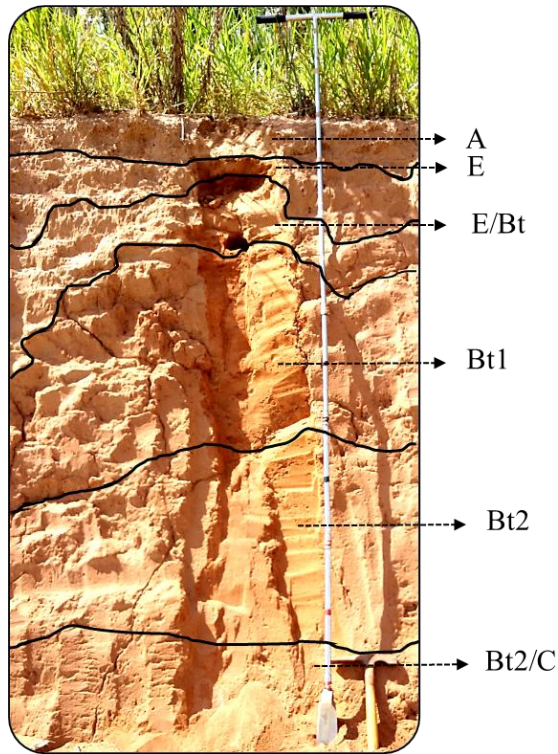


Figura 12. Imagem do Argissolo localizado no município de Águas de São Pedro-SP, Brasil.

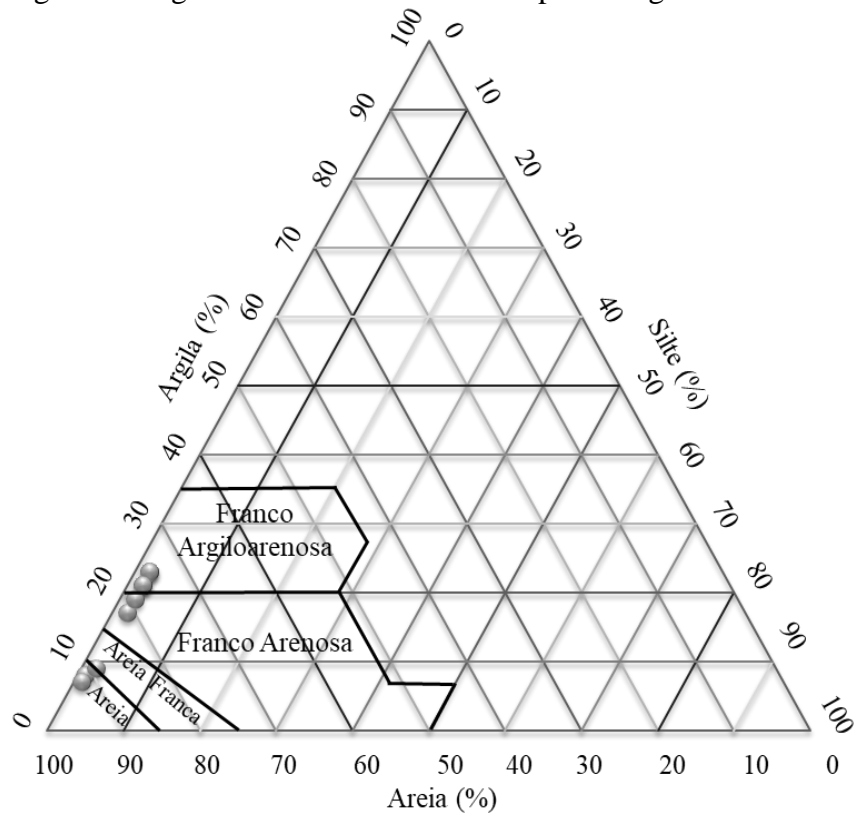


Figura 13. Triângulo de agrupamento textural das amostras de solo. Fonte: Adaptado: IBGE (2015).

5.2 Avaliação do sensor AisaFENIX em nível de laboratório e campo

As observações das curvas espectrais obtidas em nível de laboratório e campo, torna-se necessária, devido a possibilidade de se utilizar espectros adquiridos sob condições controladas de laboratório para fins de levantamentos pedológicos, ou mesmo para o monitoramento da degradação dos solos não havendo necessidade de utilizar o espectrorradiômetro no campo (STONER et al., 1980). Conforme Baumgardner et al., (1985) e Irons et al., (1989), o sensoriamento remoto é uma tecnologia que vem sendo utilizada e estudada para o auxílio na pedologia.

Com base nisso, utilizou-se espectros de amostras de solo obtidos em laboratório para avaliar o reconhecimento e delimitação dos horizontes no perfil e talude de solo, via classificação digital de imagem, verificando-se a potencialidade e agilidade para o mapeamento digital do solo.

As curvas espectrais médias dos horizontes diagnósticos no perfil do solo, obtidas pelo sensor AisaFENIX no campo e em laboratório, por meio das amostras de solo, são apresentadas nas respectivas Figuras 14 e 15.

De maneira geral, as reflectâncias obtidas dos horizontes do solo na região do vis-NIR-SWIR (448,06 a 2434,39 nm), seja em laboratório, seja em campo, tiveram intensidades espectrais diferentes. Nas respostas espectrais obtidas nos horizontes diagnósticos em campo (Figura 14), observa-se que na região de 2000 a 2050 nm os picos de fator de reflectância alcançaram entre 0,525 a 0,575, diferentemente ao ocorrido nos espectros de laboratório (Figura 15), onde a intensidade espectral resultou entre os valores de 0,425 a 0,525.

Estas diferenças também ocorreram nas curvas espectrais amostradas a cada 20 cm de profundidade no perfil de solo, obtidas pelo sensor AisaFENIX em campo e em laboratório pelas amostras de solo (Figuras 16 e 17). Onde, os espectros de campo, tiveram os fatores de reflectância entre 0,525 a 0,6, sendo que as curvas obtidas em laboratório foram inferiores ficando entre 0,375 a 0,475.

A rugosidade da superfície e a presença de restos de material orgânico no perfil em que atuaram como fatores interferentes nas curvas espectrais (STONER e BAUMGARDNER, 198; FORMAGGIO, 1996).

Em todas as curvas espectrais apresentadas, possuem feições características da caulinita, contendo uma absorção assimétrica em 2200 nm (KRUSE et al., 1991). Este argilo-mineral se faz geralmente presente em solos tropicais (HUNT e SALISBURY, 1970). Também são observadas as bandas de absorção em 2265 nm, que são responsáveis pelas vibrações

moleculares da gibbsita (MADEIRA NETTO, 1991). A presença das bandas de absorção de Fe_2O_3 são observadas nas figuras, onde ocorre uma inflexão na curva entre por volta de 900 nm, conforme abordado por Stoner e Baumgardner (1981).

A curva espectral do HA, tanto em campo (Figuras 14 e 16) quanto laboratório (Figuras 15 e 17), teve a menor reflectância até 1800 nm. Este fato decorre por haver a maior quantidade de matéria orgânica com $4,36 \text{ g dm}^{-3}$, corroborando com Demattê (1995), que apresentou a influência da matéria orgânica na assinatura espectral em solos de textura arenosa, onde após a sua eliminação, os valores de reflectância tornaram-se maiores.

Por outro lado, o inverso ocorre com HE, onde há a máxima reflectância, devido à sua elevada quantidade de areia chegando a 920 g kg^{-1} e a menor quantidade de argila com 70 g kg^{-1} . Com isso, a absorção espectral da caulinita é bem menor, e intensificou-se à medida que ocorreu o aumento da quantidade de argila nos horizontes subsequentes, chegando a 230 g kg^{-1} no HBT/C (Tabela 2 e Figuras 14 e 15). De acordo com Meneses e Madeira Neto (2001), os solos de textura arenosa possuem maior reflectância por apresentarem baixos teores de matéria orgânica, óxidos de ferro e umidade, associado a maiores quantidades de quartzo (RESENDE et al., 2005).

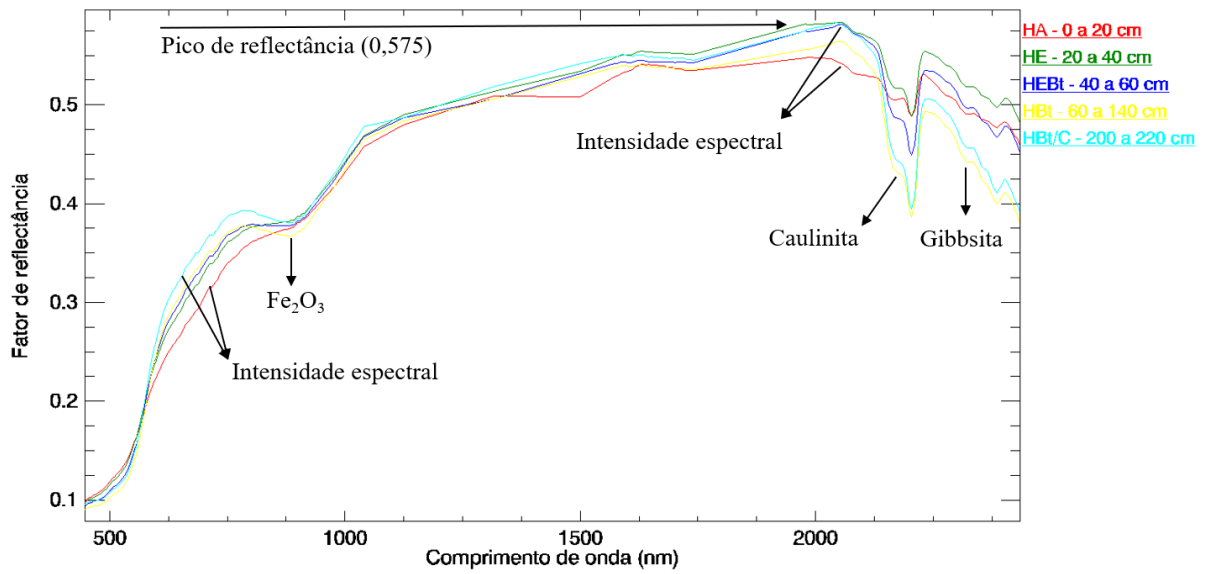


Figura 14. Curvas espectrais dos horizontes diagnósticos obtidas no perfil de solo com o sensor AisaFENIX à campo.

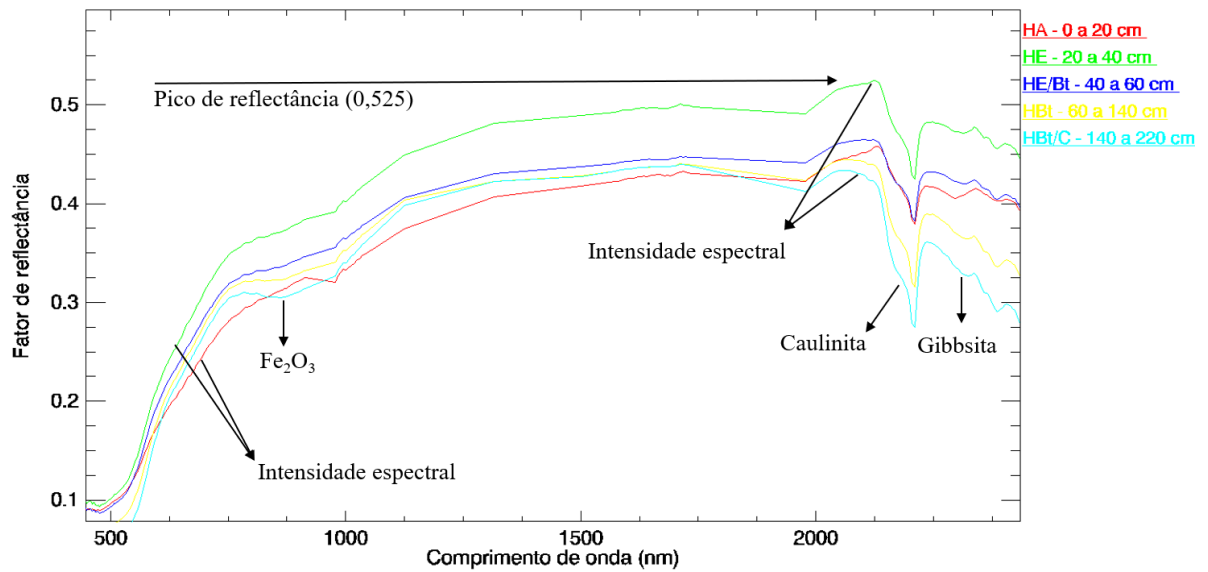


Figura 15. Curvas espectrais das amostras de solo referente aos horizontes diagnósticos do perfil com o sensor AisaFENIX em laboratório.

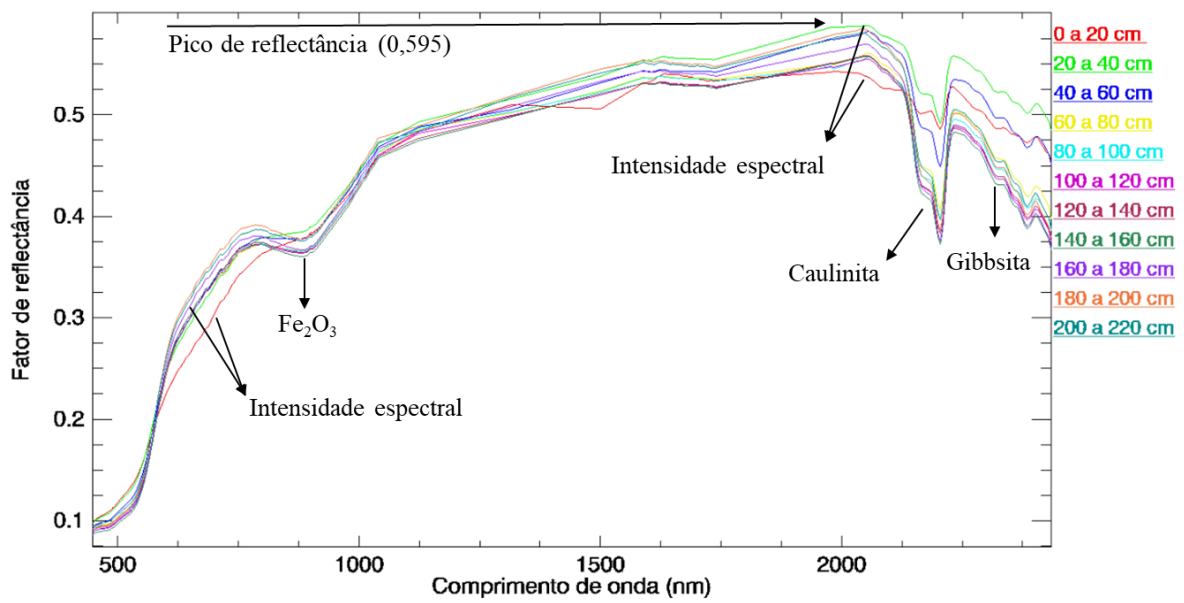


Figura 16. Curvas espectrais obtidas no perfil do solo a cada 20 cm de profundidade com o sensor AisaFENIX em campo.

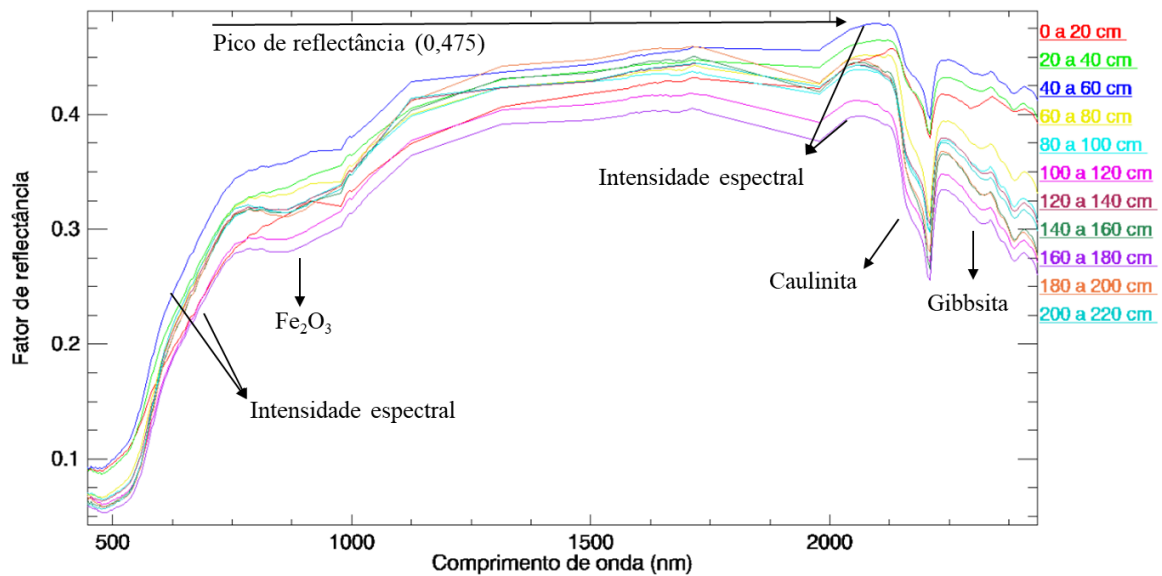


Figura 17. Curvas espectrais das 11 amostras de solo coletadas no perfil obtidas com o sensor AisaFENIX em laboratório.

Na Figura 18, estão apresentadas as correlações entre as curvas espectrais das amostras de solo em laboratório e na imagem à campo pelo sensor hiperespectral AisaFENIX com 384 bandas. Embora observadas as diferenças nas reflectâncias anteriormente, os coeficientes de correlação (r) obtidos foram altos com 0,99, demonstrando a priori, confiabilidade de se utilizar dados espectrais em nível de laboratório para realizar a classificação supervisionada nas imagens hiperespectrais do perfil e talude de solo à campo.

Nesta correlação, foram utilizadas apenas 384 bandas de um total de 624 que o sensor possui, este fato se deve a presença de ruído ou bandas ruins (do inglês, *bad bands*) que foram suprimidas nas imagens de campo. A diminuição de bandas nas imagens hiperespectrais, decorrem das etapas de pré-processamento e correção das mesmas, como pode ser observado no trabalho de Murphy et al. (2012), avaliando técnicas de classificação para mapeamento de geologia vertical usando sensores hiperespectrais, no qual o autor utilizou o mesmo sensor da fabricante Specim®.

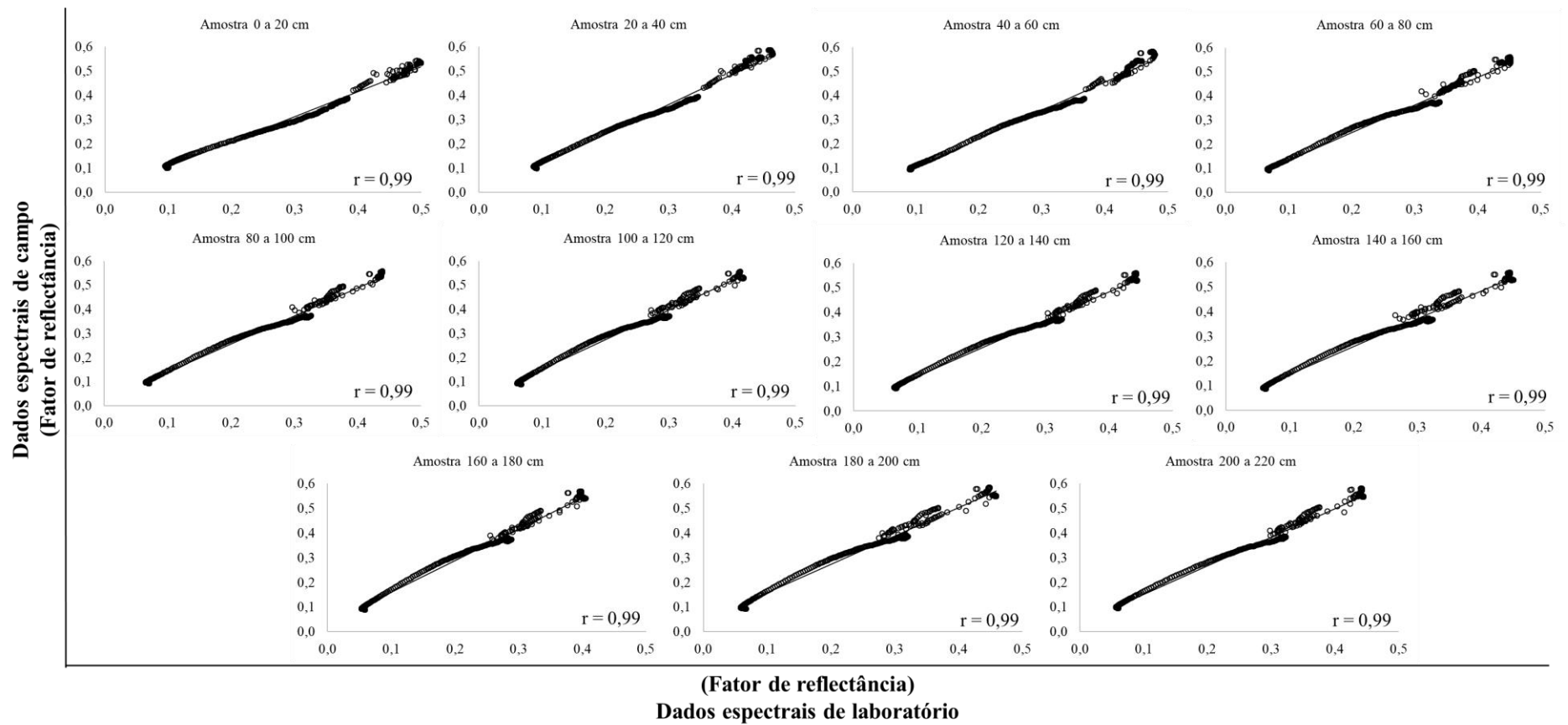


Figura 18. Correlações entre as curvas espectrais das amostras de solo em laboratório e na imagem em campo pelo sensor hiperespectral AisaFENIX com 384 bandas.

5.3 Delimitação dos horizontes do solo pela visão humana e por algoritmos com dados espectrais de laboratório e campo com o sensor AisaFENIX.

5.3.1 Perfil do solo

5.3.1.1 Classificação supervisionada

Na Tabela 3, são apresentadas as distribuições dos horizontes diagnósticos no perfil de solo mediante delimitação visual no campo e as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX.

Os algoritmos que utilizaram dados espectrais na imagem do perfil do solo em campo, tiveram todos os seus horizontes reconhecidos. Os valores nulos ou próximos a zero na Tabela 3, são observados nos algoritmos que utilizaram dados espectrais de laboratório, certamente decorrido da deformação das amostras, e conseqüentemente, não foram reconhecidos de maneira acertada todos os horizontes na imagem do perfil em campo pelo Distância mínima, bem como o HBt/C pelo SAM e SID, subestimando-os à sua presença.

Como demonstrado na matriz de confusão pela Tabela 4, o algoritmo Distância Mínima com dados de campo teve uma variação entre 40 a 65 %, compreendendo seus maiores acertos para o HE, HA, HBt e HBt/C com 85 %, 78%, 74% e 62%, respectivamente, e o menor para o HE/Bt com apenas 40%.

O algoritmo SAM obteve elevados acertos, todos acima de 82% a partir do HBt/C e chegou a 99% no HE/Bt. De maneira superior, o SID alcançou 100% para os três primeiros horizontes do perfil do solo (A, E e E/Bt), e com 86% e 84% para o HBt/C e HBt, respectivamente (Tabelas 5 e 6).

Com base nos valores apresentados, os coeficientes de concordância exatidão global e Kappa (Tabela 7), foram menores para o Distância Mínima com 72 % e 0,64, porém considerado muito bom, 88% e 0,84 para o SAM, e 90% e 0,87 para o SID, respectivamente, sendo considerados os dois últimos excelentes, conforme Landis e Koch (1977).

Em relação ao Distância Mínima com dados de laboratório (Tabela 8), os valores foram demasiadamente baixos chegando próximos a zero, contendo apenas 97% de acerto para o HE.

Para o SAM, alguns horizontes como o HBt, HA e HE/Bt tiveram melhores acertos com 88, 86 e 72 %, contudo, foram baixos para o HE e o HBt/C com 35 e 0%, respectivamente (Tabela 9).

No caso do SID, os quatro primeiros horizontes tiveram os maiores acertos ficando com 91, 84, 81 e 69% para o HE, HBt, HE/Bt e HA, respectivamente. Entretanto, o HBt/C foi subestimado pelo algoritmo com 0%, se confundindo com 94% para o HBt (Tabela 10).

Logo, os coeficientes exatidão global foram de 23, 51 e 56%, e Kappa obtidos foram de 0,14; 0,38 e 0,44, considerados péssimo, ruim e razoável, respectivamente ao Distância Mínima, SAM e SID. Sendo assim, os dados espectrais de laboratório apresentaram-se insuficientes para tal finalidade.

Diante disso, o teste Z de Kappa apresentado na Tabela 12, foram obtidos entre todas as combinações possíveis de matrizes entre a delimitação visual e os algoritmos com dados espectrais de campo e laboratório. As diferenças estatísticas demonstram que a grande maioria dos algoritmos foram significativos, exceto para SAM com dados de campo *versus* SID com dados de campo, indicando que ambos possam ser utilizados com confiabilidade, sustentados pelos maiores valores de Kappa obtidos (0,84 e 0,87), como pode ser observado nas imagens do perfil do solo classificadas na Figura 19 A, D e F.

Desta maneira, as imagens do perfil do solo classificadas com os SAM e SID com espectros de campo assemelharam-se com a imagem dos horizontes delimitados visualmente, oposto ao ocorrido nas imagens em que os algoritmos utilizaram espectros de laboratório.

De acordo com Gerbermann e Neher (1979), uma coleção de dados de forma automatizada pode possibilitar a confecção de mapas de solos com menos consumo de tempo em relação ao método convencional. Desta maneira, torna-se viável a caracterização dos solos em diferentes regiões do país, auxiliando a identificação de forma mais rápida (COLEMAN e MONTGOMERY, 1990; DEMATTÊ e GARCIA,1999).

Logicamente, como demonstrado neste trabalho, os espectros de campo na condição do solo indeformado são superiores ao laboratório, tendo em vista que se realize a obtenção de uma biblioteca espectral de amostras de solo por meio sondagem (amostrador de monolito), para que todo o perfil do solo possa ser preservado para o escaneamento em laboratório (plataforma Labscan) pelo sensor AisaFENIX.

Contudo, o reconhecimento espectral por algoritmos nas duas formas de obtenção de espectros foi continuado, por meio de amostras de solo estratificadas arbitrariamente no perfil do solo, como são demonstradas a diante.

Tabela 3. Distribuições dos horizontes diagnósticos no perfil de solo mediante delimitação visual no campo e as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX

Horizontes	Delimitação	Distância mínima		SAM		SID	
	Visual no campo	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório
	----- % -----						
HA	5,60	5,90	0,23	5,12	10,91	5,60	4,75
HE	9,83	12,87	80,75	10,18	5,43	9,83	11,71
HE/Bt	6,18	3,87	2,87	8,16	7,57	8,13	8,65
HBt	28,25	33,68	0,11	28,99	59,91	28,17	58,84
HBt/C	33,83	27,64	0,01	31,50	0,12	32,24	0
Não classificado	0	0	0	0,02	0,02	0	0
Pixels mascarados	16,02	16,02	16,02	16,02	16,02	16,02	16,02
Total	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 4. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo Distância Mínima

		Delimitação em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Distância mínima campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HA	0,00	0,00	78,02	12,90	4,10	0,04	0,00	5,91
	HE	9,09	0,00	21,55	85,63	52,34	0,04	0,00	12,87
	HE/Bt	4,55	0,00	0,00	1,47	40,04	4,20	0,00	3,88
	HBt	86,36	0,00	0,43	0,00	3,52	74,66	32,51	33,68
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	17,47	62,77	27,64
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 5. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo SAM

		Delimitação visual em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM campo	Não classificado	0,00	0,00	0,43	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HA	0,00	0,00	90,95	0,25	0,00	0,00	0,00	5,12
	HE	0,00	0,00	8,62	98,16	0,78	0,00	0,00	10,18
	HE/Bt	9,09	0,00	0,00	1,60	99,22	6,30	0,00	8,16
	HBt	59,09	0,00	0,00	0,00	0,00	83,35	12,41	28,99
	HBt/C	31,82	0,00	0,00	0,00	0,00	6,76	82,86	31,49
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 6. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo SID

		Delimitação visual em campo							Total
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	
SID campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HÁ	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,60
	HE	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	9,83
	HE/Bt	9,09	0,00	0,00	0,00	100,00	6,55	0,00	8,13
	HBt	90,91	0,00	0,00	0,00	0,00	84,43	8,98	28,17
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,44	86,30	32,24
	Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabela 7. Exatidão global (E.G.) e Kappa entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas conforme as delimitações visuais dos horizontes no perfil de solo em campo e dos algoritmos Distância Mínima, SAM e SID

Delimitação visual em campo vs. Algoritmos	E.G. (%)	Kappa
Distância mínima	72,73	0,64
SAM	88,03	0,84
SID	90,03	0,87

Tabela 8. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo Distância Mínima com dados do sensor em laboratório

		Delimitação visual em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Distância mínima laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HA	0,00	0,00	4,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,23
	HE	100,00	0,00	79,31	97,91	99,02	90,28	95,27	80,75
	HE/Bt	0,00	0,00	15,52	2,09	0,98	5,93	0,00	2,87
	HBt	0,00	0,00	0,86	0,00	0,00	0,21	0,00	0,11
	HBt/C	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 9. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo SAM com dados do sensor em laboratório

		Delimitação visual em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,43	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HA	0,00	0,00	86,42	61,79	0,00	0,00	0,00	10,92
	HE	0,00	0,00	5,17	35,01	27,34	0,04	0,00	5,43
	HE/Bt	13,64	0,00	6,03	3,19	72,66	7,58	0,48	7,57
	HBt	86,36	0,00	1,94	0,00	0,00	88,38	94,80	59,91
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,41	0,00	0,12
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 10. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo SID com dados do sensor em laboratório

		Delimitação visual em campo							Total
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	
SID laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	3,58	4,73	16,02
	HA	0,00	0,00	69,61	8,72	0,00	0,00	0,00	4,76
	HE	0,00	0,00	28,02	91,28	18,75	0,04	0,00	11,71
	HE/Bt	13,64	0,00	2,16	0,00	81,25	11,50	0,31	8,66
	HBt	86,36	0,00	0,22	0,00	0,00	84,88	94,97	58,85
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 11. Exatidão global (E.G.) e Kappa entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas conforme as delimitações visuais dos horizontes no perfil de solo em campo e dos algoritmos Distância Mínima, SAM e SID com dados do sensor em laboratório

Delimitação visual vs. Algoritmos	E.G. (%)	Kappa
Distância mínima	23,27	0,14
SAM	51,97	0,38
SID	56,07	0,44

Tabela 12. Teste de hipótese entre os resultados Kappa da delimitação visual dos horizontes no perfil de solo e dos algoritmos com dados espectrais de laboratório e campo, a 5% de probabilidade de erro

Kappa 1 versus Kappa 2	Z	Valor-p
Dist. min. Laboratório x Dist. min. Campo	-10,43	0,0000*
Dist. min. Laboratório x SAM Laboratório	-8,02	0,0000*
Dist. min. Laboratório x SID Laboratório	-9,91	0,0000*
Dist. min. Laboratório x SAM Campo	-16,36	0,0000*
Dist. min. Laboratório X SID Campo	-17,30	0,0000*
SAM Laboratório x SAM Campo	-10,43	0,0000*
SAM Laboratório x SID Laboratório	-2,50	0,0061*
SAM Laboratório x Dist. min. Campo	-3,29	0,0005*
SAM Laboratório x SID Campo	-11,61	0,0000*
SID Laboratório x SID Campo	-8,97	0,0000*
SID Laboratório x Dist. min. Campo	-3,80	0,0006*
SID Laboratório x SAM Campo	-7,82	0,0000*
Dist. min. Campo x SAM Campo	-6,96	0,0000*
Dist. min. Campo x SID Campo	-8,09	0,0000*
SAM Campo x SID Campo	-1,12	0,1324ns

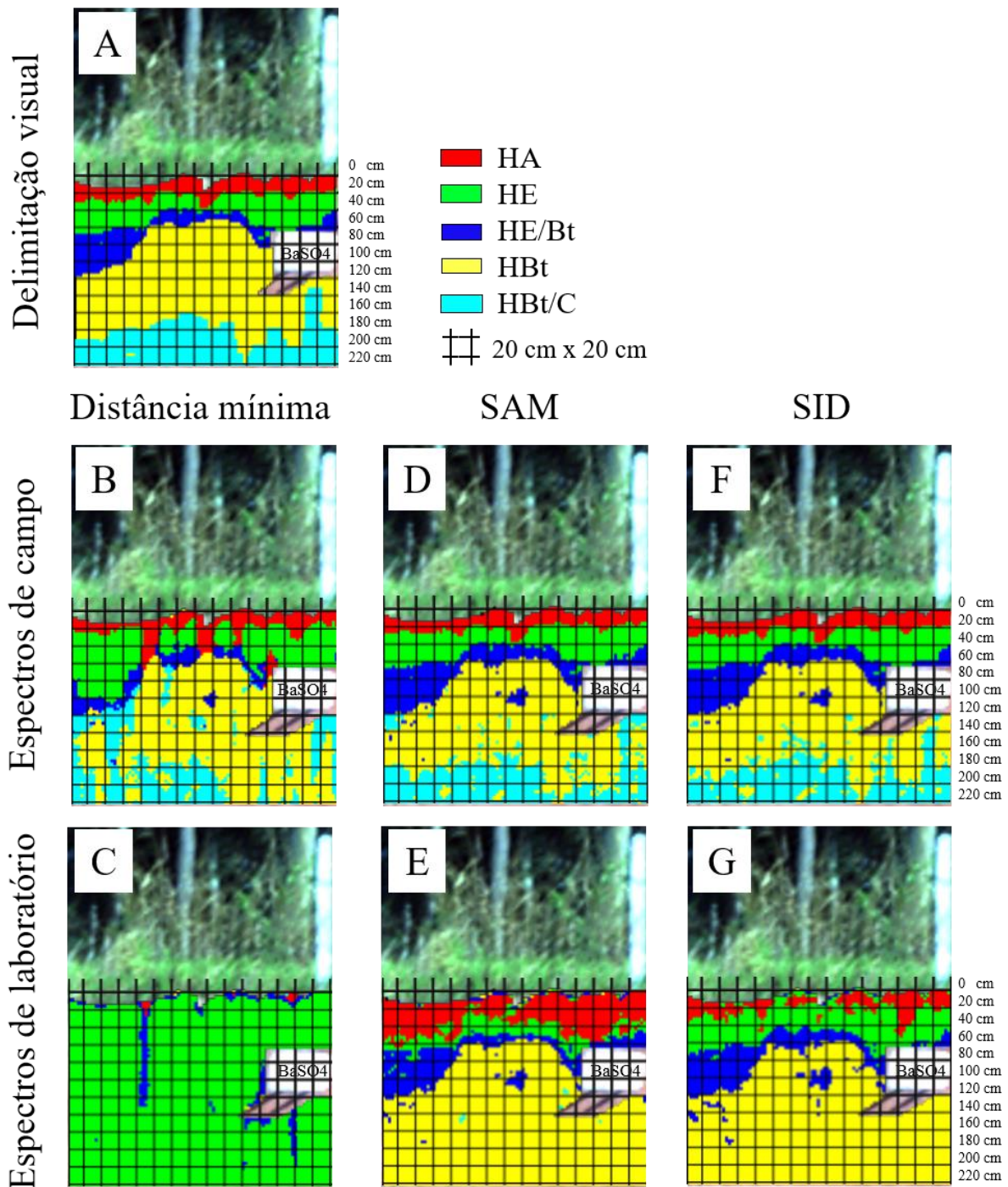


Figura 19. Delimitação dos horizontes diagnósticos no perfil mediante a delimitação visual (A) e com os algoritmos Distância mínima (B e C), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (D e E) e Divergência de informação espectral - SID (F e G) com dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório.

Na Tabela 13, estão apresentadas as distribuições de todas as amostras de solo retiradas no perfil para as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais coletados na imagem de campo e laboratório por meio do sensor AisaFENIX.

Tabela 13. Distribuições das amostras no perfil de solo mediante as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX

Classes Amostras (cm)	Distância mínima		SAM		SID	
	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório
	----- % -----					
0 a 20	5,39	0,22	4,45	10,91	4,91	4,76
20 a 40	13,20	78,09	10,91	5,43	10,50	11,45
40 a 60	3,49	1,57	6,41	9,27	6,45	0,85
60 a 80	2,45	3,95	4,92	2,87	4,84	21,65
80 a 100	2,00	0,12	4,51	1,93	4,49	0,01
100 a 120	3,57	0	4,51	0,03	4,04	0
120 a 140	3,13	0	5,61	0,05	5,24	0
140 a 160	12,92	0	6,37	53,46	8,87	43,78
160 a 180	8,80	0	4,71	0	5,61	0
180 a 200	18,52	0	16,29	0	16,81	0
200 a 220	10,49	0	15,24	0	12,18	1,46
Não Classificado	0	0	0	0	0	0
Pixels mascarados	16,06	16,06	16,06	16,06	16,06	16,06
Total	100	100	100	100	100	100

As distribuições das amostras de solo reconhecidas no perfil (Tabela 13), tiveram comportamento semelhante ao ocorrido nos horizontes diagnósticos (Tabela 3), onde os algoritmos com dados espectrais de campo apresentaram maior similaridade espectral. No qual a amostra de 0 a 20 cm, 20 a 40 cm, 60 a 160 cm, 180 a 200 e 200 a 220 cm tiveram valores entorno de 5%, 11,5%, 4%, 17% e 13%, respectivamente.

Os algoritmos com dados de laboratório resultaram em amostras com valores nulos, demonstrando ineficiência, como é o caso do Distância Mínima que, além disso, apresentou 78% da imagem referente apenas a amostra de 20 a 40 cm (Tabela 13 e Figura 20 B).

As matrizes de confusão entre os dados de campo e laboratório pelos algoritmos Distância Mínima, SAM e SID mediante o sensor AisaFENIX, estão apresentadas nas Tabelas 14, 15 e 16. O primeiro algoritmo obteve acerto apenas para a amostra de 0 a 20 cm com 63%, o segundo, obteve os consideráveis acertos de 33, 63 e 48% nas amostras 0 a 20, 20 a 40 e 40

a 60 cm, e o terceiro, com 70, 87, 95 e 100% nas amostras 0 a 20, 20 a 40, 60 a 80 e 140 a 160 cm.

Os respectivos coeficientes de exatidão global e Kappa para o Distância Mínima, SAM e SID, demonstrados na Tabela 17, foram de 29% e 0,19; 32% e 0,27; e de 42% e 0,37. Dentre os algoritmos classificadores de imagem utilizados, o SID foi superior. Contudo, seu coeficiente de concordância foi razoável, conforme Landis e Koch (1977).

Diante disso, foram realizadas todas as combinações possíveis entre os algoritmos com dados de campo e laboratório (matrizes em Anexo II), para a finalidade de obter os demais coeficientes de exatidão global e Kappa, apresentados na Tabela 17. Dentre essas combinações, os algoritmos SAM campo *versus* SID campo tiveram destaque com 85 % e 0,83, considerado excelente. Consecutivamente, os maiores foram o SAM laboratório *versus* SID laboratório com 72% e 0,61, do Distância Mínima campo *versus* SID campo com 57% e 0,52 e do Distância Mínima campo *versus* SAM campo com 55% e 0,50.

Semelhante ao ocorrido na Tabela 12 e Figura 19 A, D e F, os algoritmos SAM e SID com dados de campo foram superiores aos demais, como pode ser observado na Figura 20 C e E. Porém, as delimitações até a amostra 40 a 60 cm tiveram continuidade espacial, apresentando topografia do tipo irregular, e posteriormente, seguiram de forma descontínua até 220 cm de profundidade (IBGE, 2015).

Alguns trabalhos como de Roudier et al, (2016), que utilizaram imagens hiperespectrais (350–2500 nm) de três monolitos em laboratório, transformaram as imagens em falsas cores e também mostraram uma variação no perfil. Os autores também encontraram variação vertical dentro dos horizontes e a presença de um possível horizonte extra não detectado visualmente. Também sob a condição de laboratório, Buddenbaum e Steffens (2012) imagiaram um monolito usando espectroscopia de alta resolução vis-NIR (400-1000 nm), e detectaram uma variação espacial detalhada dos horizontes dentro do perfil.

Pode-se notar que, mesmo ao utilizar todas as 11 amostras do perfil de solo para a classificação de imagem com dados espectrais de campo, os algoritmos SAM e SID conseguiram identificar vertical e horizontalmente as mesmas na imagem, tendo em vista que, elas possuem características físicas e químicas particulares, como observado na Tabela 2.

Diante do exposto, para fins de conhecimento, conseguiu-se observar o perfil do solo em um nível mais detalhado, como demonstrado na Tabela 3 e Figura 19.

Tabela 14. Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

Dist. Mín. Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Distância Mínima Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
0 a 20	0,00	0,00	63,16	5,43	49,23	5,81	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,39
20 a 40	0,00	0,00	0,00	16,90	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,20
40 a 60	0,00	0,00	0,00	4,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,49
60 a 80	0,00	0,00	0,00	3,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,45
80 a 100	0,00	0,00	0,00	2,57	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00
100 a 120	0,00	0,00	15,79	4,07	14,62	1,83	50,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,57
120 a 140	0,00	0,00	0,00	4,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,13
140 a 160	0,00	0,00	21,05	10,99	36,15	92,35	50,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	12,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	11,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,80
180 a 200	0,00	0,00	0,00	23,72	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	18,52
200 a 220	0,00	0,00	0,00	13,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,49
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100

Tabela 15. Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SAM com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	33,74	5,78	4,17	0,42	0,63	66,67	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,43
20 a 40	0,00	0,00	66,26	63,33	2,60	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,92
40 a 60	0,00	0,00	0,00	30,89	48,83	7,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,42
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,00	41,80	9,66	11,25	0,00	1,04	0,00	0,00	0,00	0,00	4,93
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	2,47	8,82	13,13	33,33	7,03	0,00	0,00	0,00	0,00	4,51
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,45	0,00	0,00	0,00	0,00	4,52
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,72	38,13	0,00	8,76	0,00	0,00	0,00	0,00	5,62
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,90	0,00	0,00	0,00	0,00	6,37
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,81	0,00	0,00	0,00	0,00	4,71
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	0,00	0,00	30,45	0,00	0,00	0,00	0,00	16,30
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	66,81	36,88	0,00	23,56	0,00	0,00	0,00	0,00	15,25
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	100

Tabela 16. Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SID com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
			----- % -----												
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	70,27	12,41	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,76
20 a 40	0,00	0,00	27,03	87,13	14,98	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,45
40 a 60	0,00	0,00	0,74	0,00	8,99	4,99	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,86
60 a 80	0,00	0,00	1,72	0,46	76,03	95,01	56,18	11,04	45,39	0,00	0,00	2,59	51,14	21,65	
80 a 100	0,00	0,00	0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	43,82	88,96	54,61	100,00	97,85	89,44	48,86	43,79	
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,15	7,97	0,00	1,46	
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 17. Exatidão global (E.G.) e índice Kappa entre as imagens do perfil de solo classificadas com dados espectrais obtidos em campo e laboratório pela AisaFENIX com os algoritmos Distância mínima, SAM e SID

Algoritmos	E.G. (%)	Kappa
Dist. min. Laboratório x Dist. min. Campo	29,3684	0,1877
Dist. min. Laboratório x SAM Laboratório	21,8935	0,1593
Dist. min. Laboratório x SID Laboratório	27,4605	0,1720
Dist. min. Laboratório x SAM Campo	27,2189	0,1785
Dist. min. Laboratório X SID Campo	26,7842	0,1766
SAM Laboratório x SAM Campo	32,9105	0,2749
SAM Laboratório x SID Laboratório	72,2980	0,6162
SAM Laboratório x Dist. min. Campo	38,5702	0,3081
SAM Laboratório x SID Campo	37,5559	0,3119
SID Laboratório x SID Campo	42,6861	0,3690
SID Laboratório x Dist. min. Campo	32,6289	0,2801
SID Laboratório x SAM Campo	36,4086	0,3100
Dist. min. Campo x SAM Campo	55,8387	0,5045
Dist. min. Campo x SID Campo	57,7829	0,5257
SAM Campo x SID Campo	85,4003	0,8365

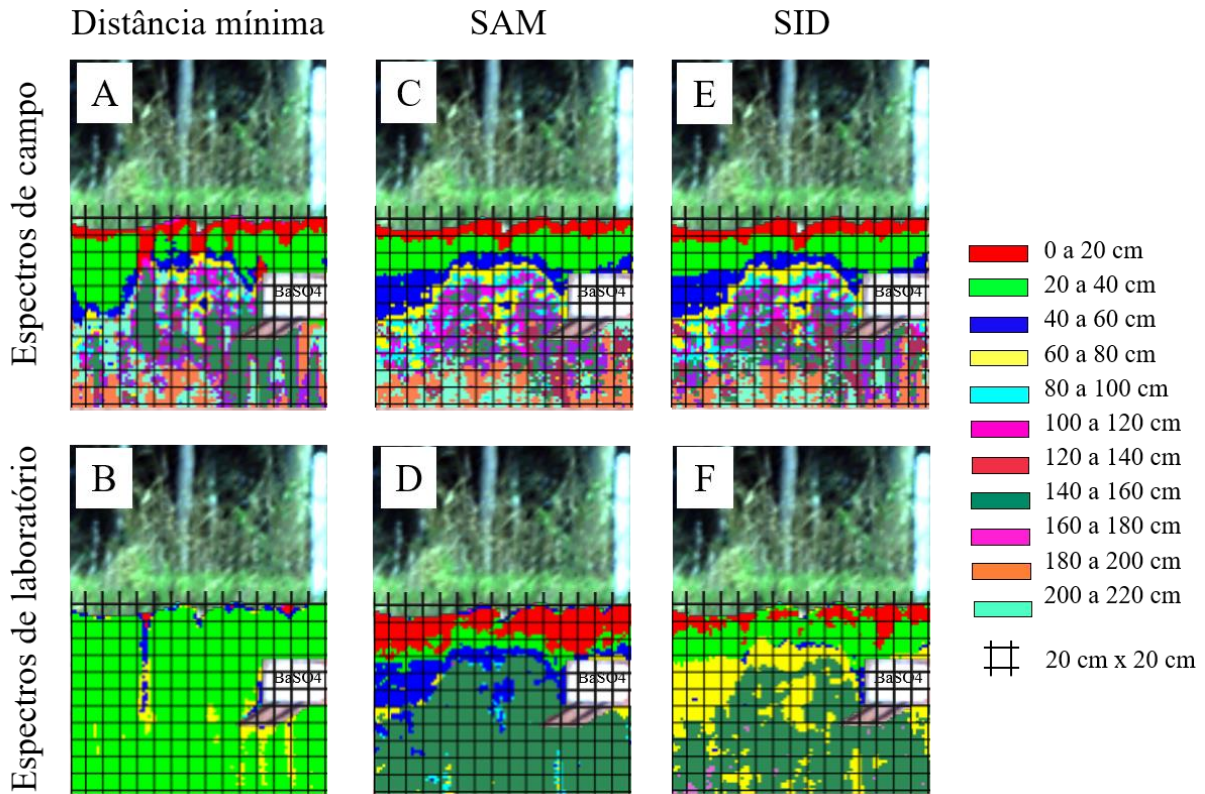


Figura 20. Delimitação dos horizontes no perfil mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo e laboratório campo mediante uso de amostras de solo estratificadas a cada 0,2 m com os algoritmos Distância mínima (A e B), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (C e D) e Divergência de informação espectral - SID (E e F).

5.3.1.2 Classificação não-supervisionada

Os algoritmos não-supervisionados de classificação de imagem foram trabalhados com 5 zonas de agrupamentos espectrais referente aos horizontes do solo A, E, E/Bt, Bt e Bt/C, sendo que o Isodata teve 7,22; 27,77; 23,60; 10,48 e 14,89% e o K-médias com 7,29; 23,23; 15,69 e 14,58%, respectivamente (Tabela 18).

As matrizes de confusão entre os algoritmos Isodata e K-médias e a delimitação de campo são apresentadas nas Tabelas 19 e 20, no qual o primeiro teve acertos de 56, 89, 10, 21 e 23%, e o segundo com 56, 87, 06, 25 e 36%, respectivamente aos horizontes no perfil.

Adhikari et al. (2016), também conseguiram delimitar a mesma quantidade de horizontes no perfil do solo com o sensor pXRF (analisador de fluorescência de Raios-X portátil) em relação à delimitação realizada pelos autores em campo.

Entretanto, os algoritmos não-supervisionados utilizados no presente trabalho obtiveram uma qualidade ruim e foram estatisticamente iguais (Tabela 21), onde os coeficientes de concordância exatidão global e Kappa foram de 31% e 0,15 para o Isodata, e 37% e 0,20 para o K-médias, respectivamente, como também pode ser observado na Figura 21.

Portanto, diante da qualidade apresentada na delimitação dos horizontes no perfil do solo via algoritmos não-supervisionados, conclui-se que não obtiveram êxito para esta finalidade. Pois, a quantidade de agrupamentos fica inerente ao conhecimento prévio do pedólogo quanto ao número de horizontes do solo no momento da classificação de imagem. Com isso, a interferência do mesmo em relação aos parâmetros de entrada podem implicar em diferentes resultados, ferindo o objetivo deste trabalho que se baseia em identificação e delimitação padronizada dos horizontes do solo.

Tabela 18. Distribuições dos horizontes do solo mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com uso dos algoritmos Isodata e K-médias a 5% de probabilidade do erro

Horizontes	Isodata	K-médias
	----- % -----	
HA	7,22	7,29
HE	27,77	23,28
HE/Bt	23,60	23,11
HBt	10,48	15,69
HBt/C	14,89	14,58
Não Classificado	0	0
Pixels mascarados	16,06	16,06
Total	100	100

Tabela 19. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo Isodata

		Delimitação visual em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Algoritmo Isodata	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
	HÁ	0,00	0,00	56,03	5,28	3,71	11,04	0,27	8,33
	HE	0,00	0,00	37,50	89,43	64,06	0,12	0,00	17,17
	HE/Bt	0,00	0,00	6,47	5,28	10,94	58,84	25,26	32,03
	HBt	50,00	0,00	0,00	0,00	12,30	21,34	46,34	27,23
	HBt/C	50,00	0,00	0,00	0,00	8,98	5,07	23,39	12,09
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 20. Matriz de confusão entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas pela delimitação visual dos horizontes no perfil de solo em campo e pelo algoritmo K-médias

		Delimitação visual em campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Algoritmo K-médias	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
	HÁ	0,00	0,00	56,47	5,41	3,71	11,17	0,27	8,41
	HE	0,00	0,00	34,91	87,35	64,45	0,21	0,00	16,82
	HE/Bt	0,00	0,00	5,39	3,81	6,05	52,00	19,69	26,85
	HBt	27,27	0,00	3,23	3,44	19,14	25,18	39,31	26,66
	HBt/C	72,73	0,00	0,00	0,00	6,64	7,87	36,01	18,11
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 21. Exatidão global (E.G.) e Kappa entre as imagens do sensor AisaFENIX classificadas conforme as delimitações visuais dos horizontes no perfil de solo em campo e dos algoritmos Distância Mínima, SAM e SID com dados do sensor em laboratório

Delimitação visual vs. Algoritmos	E.G. (%)	Kappa	Z	valor-p
Isodata	31,3370	0,1530	-0,55	0,2901ns
K-médias	37,2423	0,2076		

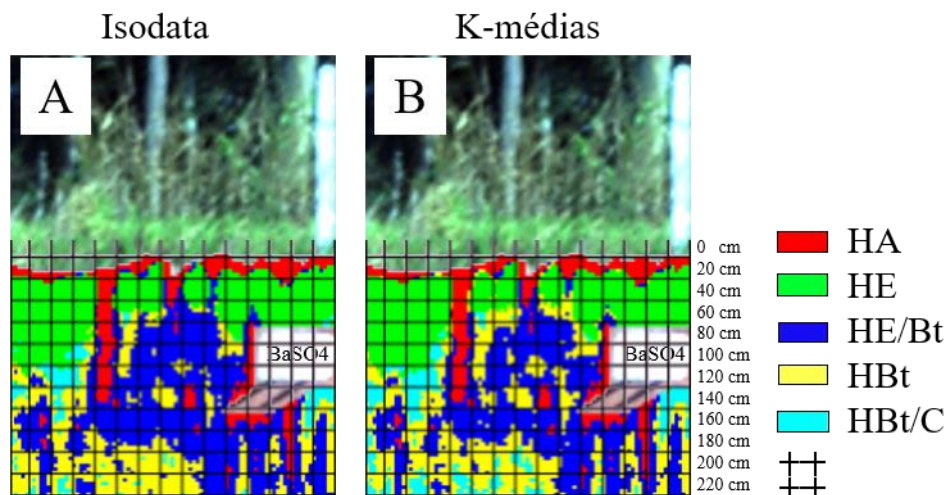


Figura 21. Delimitação dos horizontes no perfil de solo mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com uso dos algoritmos Isodata (A) e K-médias (B) a $p \geq 0,05$.

5.3.2 Talude

5.3.2.1 Classificação supervisionada

Na Tabela 22, são apresentadas as distribuições dos horizontes diagnósticos no talude mediante as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX.

Os algoritmos com dados espectrais de campo tiveram seus horizontes identificados na imagem do talude (Figura 22). Ao contrário ocorreu com os dados de laboratório, onde contém valores próximos de zero para o HBt e HBt/C no Distância Mínima, e o HBt/C no SAM e SID (Tabela 22).

O Distância Mínima indica, equivocadamente, que o talude possui 64 % da imagem pelo HE, pois este horizonte caracteriza-se por ser transicional, não devendo possuir tal quantidade (Tabela 22 e Figura 23A). O SAM e SID com dados de laboratório, tiveram ocorrência de 51,18 e 49,54% para o HBt, possuindo elevada ocorrência, e o HBt/C dos mesmos

foram praticamente inexistentes com 0,5 e 0,25%, respectivamente (Tabela 22 e Figura 23B e C).

Tabela 22. Distribuições dos horizontes diagnósticos no talude mediante as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX.

Horizontes	Distância mínima		SAM		SID	
	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório
	----- % -----					
HA	10,52	2,32	4,70	9,70	5,81	6,38
HE	7,28	64,02	8,23	6,71	7,23	8,27
HE/Bt	1,70	10,06	11,08	9,34	11,25	13,24
HBt	25,38	1,1	23,28	51,18	26,04	49,54
HBt/C	32,79	0,2	30,10	0,5	27,34	0,25
Não Classificado	0	0	0,29	0,24	0	0
Pixels mascarados	22,32	22,32	22,32	22,32	22,32	22,32
Total	100	100	100	100	100	100

As Tabelas 23, 24 e 25, apresentam as matrizes de confusão entre os algoritmos com dados de campo e laboratório. O algoritmo Distância Mínima obteve nulidade para o HE/Bt e o HBt/C, tendo apenas maiores acertos para o HA e o HBt, com 88 e 97%, respectivamente. Para o SAM, o mais expressivo foi o HE/Bt com 69%, e os demais abaixo de 52%. O SID, obteve os maiores acertos, principalmente para o HBt/C com 88%, seguidos do HE/Bt, HA, HE e HBt com 69, 66, 61 e 45 %, respectivamente. As demais combinações encontram-se em Anexo.

Diante disso, obteve-se os coeficientes Kappa na Tabela 26, mediante as combinações entre os algoritmos com dados de campo e laboratório (matrizes em Anexo II). O Distância Mínima teve 0,24, considerado razoável, o SAM e o SID com 0,47 e 0,54 considerados bom (LANDIS e KOCH, 1977). Dentre todas, o de maior qualidade foram obtidos entre SAM campo *versus* SID campo com 0,88, como demonstrado na Tabela 22 e Figura 22C.

Tal observação é válida devido aos algoritmos SAM e SID com dados de campo possuem o maior Kappa, o mesmo fato foi ocorrido no perfil do solo analisado anteriormente, e que está presente no centro da imagem do talude ao lado da placa padrão de branco.

Infelizmente, não foi possível comparar o talude inteiro com a visão humana, pois não foi delimitado no campo, logo foram realizadas apenas as matrizes entre os algoritmos com dados espectrais de campo e laboratório.

Tabela 23. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo Distância Mínima com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

		Distância Mínima campo							Total
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	
Distância Mínima Laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HÁ	0,00	0,00	88,78	9,81	20,42	2,22	53,59	2,32
	HE	0,00	0,00	0,00	11,37	0,00	0,00	0,00	64,02
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	2,67	0,00	0,00	0,00	10,06
	HBt	0,00	0,00	11,02	24,93	79,58	97,78	46,41	1,1
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	51,22	0,00	0,00	0,00	0,2
	Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 24. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SAM com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

		SAM campo							Total
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	
SAM Laboratório	Não classificado	84,54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,16	0,63	0,24
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HÁ	15,46	0,00	38,43	6,64	2,38	0,52	0,00	9,70
	HE	0,00	0,00	61,57	33,14	0,36	0,00	0,00	6,71
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	60,22	69,92	0,97	0,00	9,34
	HBt	0,00	0,00	0,00	0,00	10,25	43,17	46,75	51,18
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	17,10	55,18	52,61	0,5
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 25. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SID com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

		SID campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HÁ	0,00	0,00	66,98	13,15	2,22	0,32	0,00	6,38
	HE	0,00	0,00	33,02	61,44	0,31	0,00	0,00	8,27
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	25,41	69,06	0,02	0,00	13,24
	HBt	0,00	0,00	0,00	0,00	26,5	45,47	11,84	49,54
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	2,07	54,19	88,16	0,25
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 26. Exatidão global (E.G.) e índice Kappa entre as imagens do talude classificadas com dados espectrais obtidos em campo e laboratório pela AisaFENIX com os algoritmos Distância mínima, SAM e SID

Algoritmos	E.G. (%)	Kappa
Dist. min. Laboratório x Dist. min. Campo	32,7298	0,2492
Dist. min. Laboratório x SAM Laboratório	30,2341	0,2160
Dist. min. Laboratório x SID Laboratório	34,3511	0,2515
Dist. min. Laboratório x SAM Campo	33,9309	0,2510
Dist. min. Laboratório X SID Campo	33,7636	0,2540
SAM Laboratório x SAM Campo	57,3645	0,4730
SAM Laboratório x SID Laboratório	90,6379	0,8608
SAM Laboratório x Dist. min. Campo	51,9262	0,4005
SAM Laboratório x SID Campo	59,5326	0,4907
SID Laboratório x SID Campo	63,5640	0,5422
SID Laboratório x Dist. min. Campo	50,6496	0,3897
SID Laboratório x SAM Campo	61,1846	0,5206
Dist. min. Campo x SAM Campo	70,4658	0,6211
Dist. min. Campo x SID Campo	72,0542	0,6422
SAM Campo x SID Campo	90,5884	0,8803

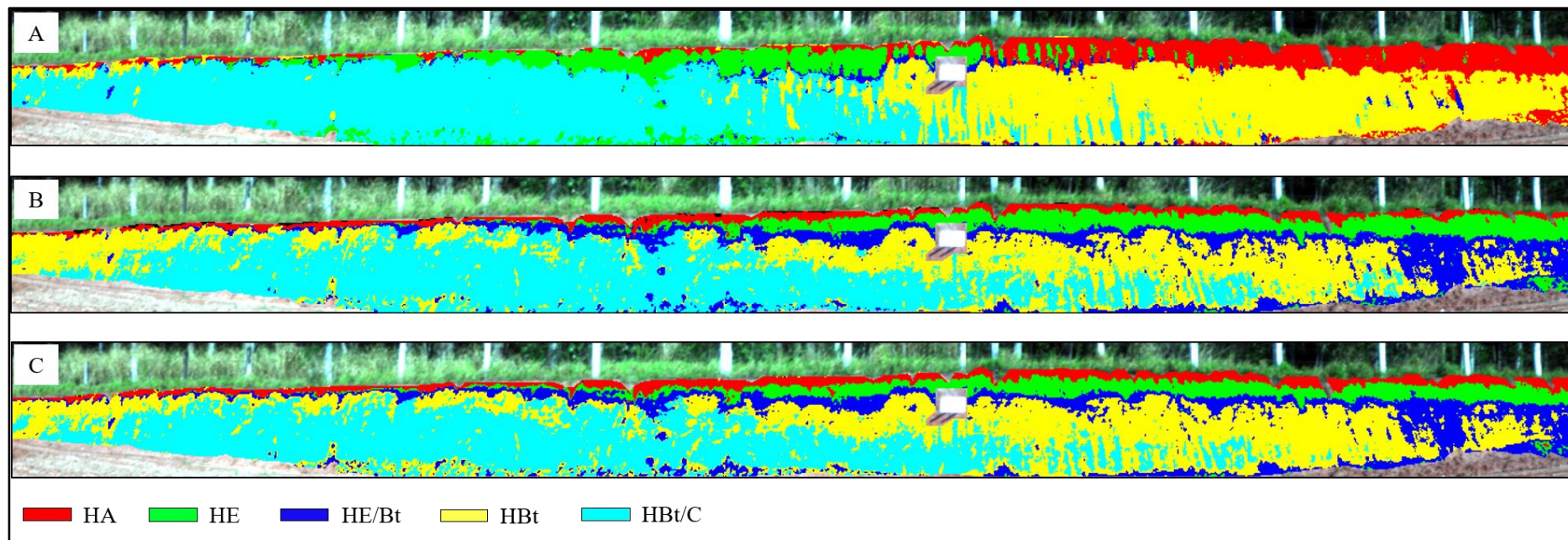


Figura 22. Delimitação dos horizontes diagnósticos no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).

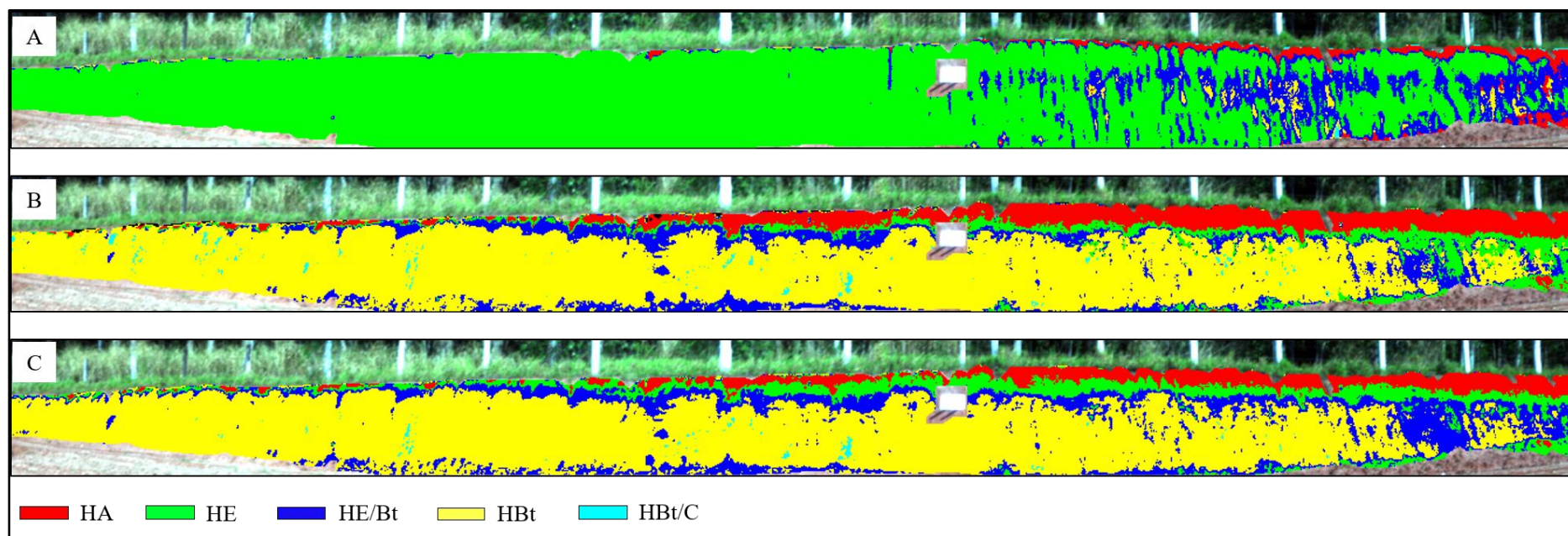


Figura 23. Delimitação dos horizontes diagnósticos no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em laboratório com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).

Na Tabela 27, são apresentadas as distribuições das amostras de solo no talude mediante as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX.

Tabela 27. Distribuições das amostras de solo no talude mediante as classificações de imagem com os algoritmos Distância mínima, Mapeamento por Ângulo espectral (SAM) e Divergência de informação espectral (SID) com dados espectrais de campo e laboratório obtidos pela AisaFENIX

Classes Amostras (cm)	Distância mínima		SAM		SID	
	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório	Campo	Laboratório
	----- % -----					
0 a 20	8,15	2,19	3,90	9,70	4,98	6,38
20 a 40	10,07	60,30	9,11	6,85	8,10	8,08
40 a 60	1,52	6,46	7,24	10,75	7,18	4,53
60 a 80	2,16	7,24	10,52	6,10	10,69	23,09
80 a 100	0,60	0,93	4,18	1,50	4,81	0,19
100 a 120	4,5	0,07	2,60	0,19	3,32	0
120 a 140	1,66	0,19	3,69	0,70	4,41	0
140 a 160	16,94	0,12	2,76	41,60	3,91	31,51
160 a 180	1,54	0,01	3,81	0	3,66	0,01
180 a 200	26,24	0,12	17,67	0,13	17,97	0
200 a 220	4,26	0	11,90	0	8,60	3,86
Não Classificado	0	0	0,25	0,21	0	0
Pixels mascarados	22,36	22,36	22,36	22,36	22,36	22,36
Total	100	100	100	100	100	100

No que se refere aos algoritmos com dados de campo (Tabela 27), todos apresentaram correspondência espectral das amostras de solo (Figura 24). O Distância Mínima obteve as maiores porcentagens para as amostras 20 a 40, 140 a 160 e 180 a 200 cm com 10,07; 16,94 e 26,24%, respectivamente (Figura 24 A). O algoritmo SAM obteve uma uniformidade na distribuição das classes para a maioria das amostras, com destaque para as amostras 60 a 80, 180 a 200 e 200 a 200 cm com 10,52; 17,67 e 11,90%, e apenas 0,25 % da imagem não foi classificada (Figura 24 B). O SID, também obteve as maiores porcentagens para as amostras 60 a 80 e 180 a 200 cm com 10,69 e 17,97%, respectivamente (Figura 24 C).

Os algoritmos com dados de laboratório tiveram distribuições muito irregulares (Tabela 23), como é o caso do Distância Mínima que teve 60,3% da imagem para a amostra 20 a 40 cm, sendo que as demais amostras a partir dos 80 cm até 220 cm não alcançaram 1%, como pode ser visualizado na Figura 25 A. O SAM, teve 41% para a amostra 140 a 160, e o SID com 23,09 e 31,51% para as amostras 60 a 80 e 140 a 160 cm (Figura 25 B e C).

As Tabelas 24, 25 e 26, apresentam as matrizes de confusão entre as imagens classificadas com dados espectrais de laboratório e campo pelos algoritmos classificadores. A matriz de confusão para o Distância mínima demonstrou que, todas as amostras de laboratório, se confundiram quase que a totalidade com a profundidade de 20 a 40 cm com dados de campo (Tabela 28).

No algoritmo SAM, as amostras 0 a 20 cm, 20 a 40 cm, 40 a 60 cm e 140 a 160 tiveram os maiores valores na matriz de confusão com 72%, 24%, 45% e 99 % (Tabela 29). Já o SID, obteve cinco amostras com maiores valores entre as imagens classificadas com dados de campo e laboratório, sendo 0 a 20, 20 a 40, 60 a 80 cm e 120 a 140 cm com 68%, 61%, 25%, 74% e 42%, respectivamente (Tabela 30).

Os coeficientes de concordância exatidão global e Kappa apresentados na Tabela 13, tiveram os valores de 33%, 34% e 42%, demonstrando um desempenho razoável com 0,25; 0,28 e 0,35, respectivamente. As combinações realizadas entre os algoritmos de campo e laboratório (matrizes em Anexo II), tiveram os seus coeficientes Kappa (Tabela 31) gerados, demonstrando que o SAM campo *versus* SID campo teve 0,80, considerado excelente. Isto pode ser visualizado também pelas Figuras 24 B e C, no qual as amostras delimitaram por toda a extensão do talude, apresentando topografia ondulada, irregular e descontínua.

Estes resultados foram semelhantes ao ocorrido com as delimitações dos horizontes diagnósticos em perfil de solo, pois os dados espectrais das amostras obtidas em laboratório influenciaram diretamente nas classificações com os algoritmos utilizados no talude. Assim, recomenda-se o uso de espectros das amostras na imagem do campo, bem como os algoritmos SAM e SID.

Portanto, esta abordagem na delimitação dos horizontes do solo por reconhecimento espectral, seja em perfil ou talude, demonstrou grande potencialidade do sensor AisaFENIX para fins de mapeamento digital dos solos. Contudo, no que se refere ao talude, deve-se ter uma melhor compreensão espacial dos horizontes para alcançar uma precisão na classificação de imagem. Assim, tem-se como produto um banco de informações hiperespectrais de campo, o qual possibilita uma automatização via algoritmos supervisionados SAM e SID, com vistas à identificação, delimitação e topografia dos horizontes do solo.

Tabela 28. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo Distância mínima com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

Dist. Mín. Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Distância Mínima Laboratório											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
			----- % -----												
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,34
0 a 20	0,00	0,00	17,16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,10	0,00	4,45	0,00	0,00	0,00	2,20
20 a 40	0,00	0,00	65,90	100,00	100,00	100,00	100,00	61,53	100,00	24,23	100,00	100,00	100,00	100,00	60,38
40 a 60	0,00	0,00	15,39	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	12,39	0,00	27,67	0,00	0,00	0,00	6,47
60 a 80	0,00	0,00	1,54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	23,27	0,00	36,11	0,00	0,00	0,00	7,26
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,61	0,00	5,15	0,00	0,00	0,00	0,94
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	0,00	0,43	0,00	0,00	0,00	0,08
120 a 140	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,15	0,00	0,00	0,00	0,19
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,71	0,00	0,00	0,00	0,12
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,09	0,00	0,00	0,00	0,01
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 29. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SAM com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	70,94	0,00	0,85	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,21
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	72,85	75,19	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,70
20 a 40	0,00	0,00	12,34	24,39	50,65	4,53	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,85
40 a 60	0,00	0,00	7,81	0,41	45,91	60,34	11,07	0,00	1,76	0,00	0,00	0,00	1,72	10,75
60 a 80	0,00	0,00	0,08	0,00	3,44	9,64	11,13	0,00	19,49	0,00	0,00	0,34	30,14	6,10
80 a 100	1,88	0,00	0,54	0,00	0,00	3,58	4,86	0,06	13,45	0,00	0,00	0,01	3,33	1,50
100 a 120	5,31	0,00	0,38	0,00	0,00	0,24	2,68	0,42	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,19
120 a 140	21,25	0,00	5,15	0,00	0,00	1,08	5,33	2,78	0,00	0,40	0,60	0,00	0,00	0,70
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	20,58	64,92	96,74	65,06	99,60	99,13	33,30	64,81	41,60
160 a 180	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,27	0,34	0,00	0,07
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 30. Matriz de confusão entre as imagens do talude classificadas pelo algoritmo SID com base em dados espectrais obtidos pelo sensor AisaFENIX em nível de campo e laboratório

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
			----- % -----												
Não classificado	55,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	68,62	36,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,38
20 a 40	0,00	0,00	21,20	61,74	27,84	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,08
40 a 60	0,00	0,00	3,07	0,02	25,29	23,88	0,16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,53
60 a 80	0,00	0,00	4,57	1,78	46,87	74,19	49,65	25,19	57,62	0,02	0,00	3,29	58,87	23,10	
80 a 100	0,00	0,00	2,47	0,00	0,00	0,03	1,03	0,43	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20
100 a 120	0,00	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,70	49,16	74,17	42,21	99,98	86,92	77,87	41,13	31,51	
140 a 160	44,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,21	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,01	
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,08	18,82	0,00	3,86	
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabela 31. Exatidão global (E.G.) e índice Kappa entre as imagens do talude classificadas com dados espectrais obtidos em campo e laboratório pela AisaFENIX com os algoritmos Distância mínima, SAM e SID

Algoritmos	E.G. (%)	Kappa
Dist. min. Laboratório x Dist. min. Campo	33,9571	0,2533
Dist. min. Laboratório x SAM Laboratório	29,2655	0,2094
Dist. min. Laboratório x SID Laboratório	34,8091	0,2592
Dist. min. Laboratório x SAM Campo	34,0149	0,2512
Dist. min. Laboratório X SID Campo	33,7332	0,2528
SAM Laboratório x SAM Campo	34,8695	0,2870
SAM Laboratório x SID Laboratório	72,1540	0,6468
SAM Laboratório x Dist. min. Campo	32,7833	0,2729
SAM Laboratório x SID Campo	36,3352	0,2969
SID Laboratório x SID Campo	42,4065	0,3566
SID Laboratório x Dist. min. Campo	32,2516	0,2670
SID Laboratório x SAM Campo	41,2061	0,3441
Dist. min. Campo x SAM Campo	49,4878	0,4232
Dist. min. Campo x SID Campo	52,1791	0,4528
SAM Campo x SID Campo	82,7879	0,8034

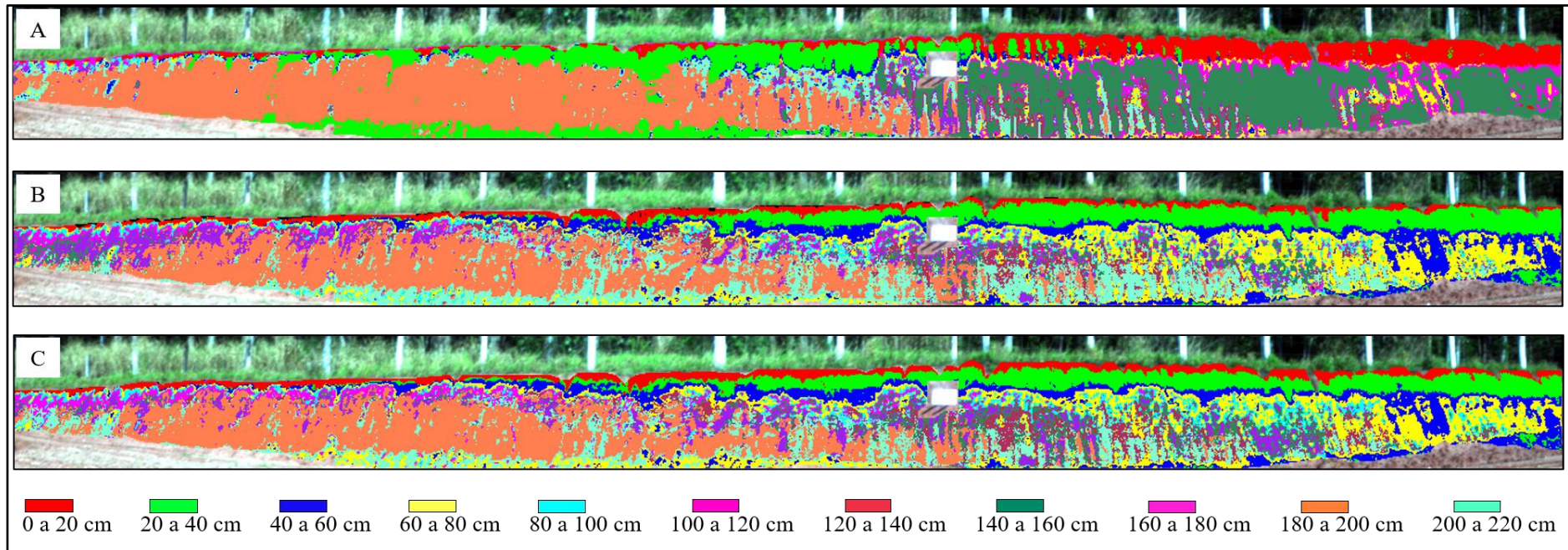


Figura 24. Delimitação dos horizontes no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em campo com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C)

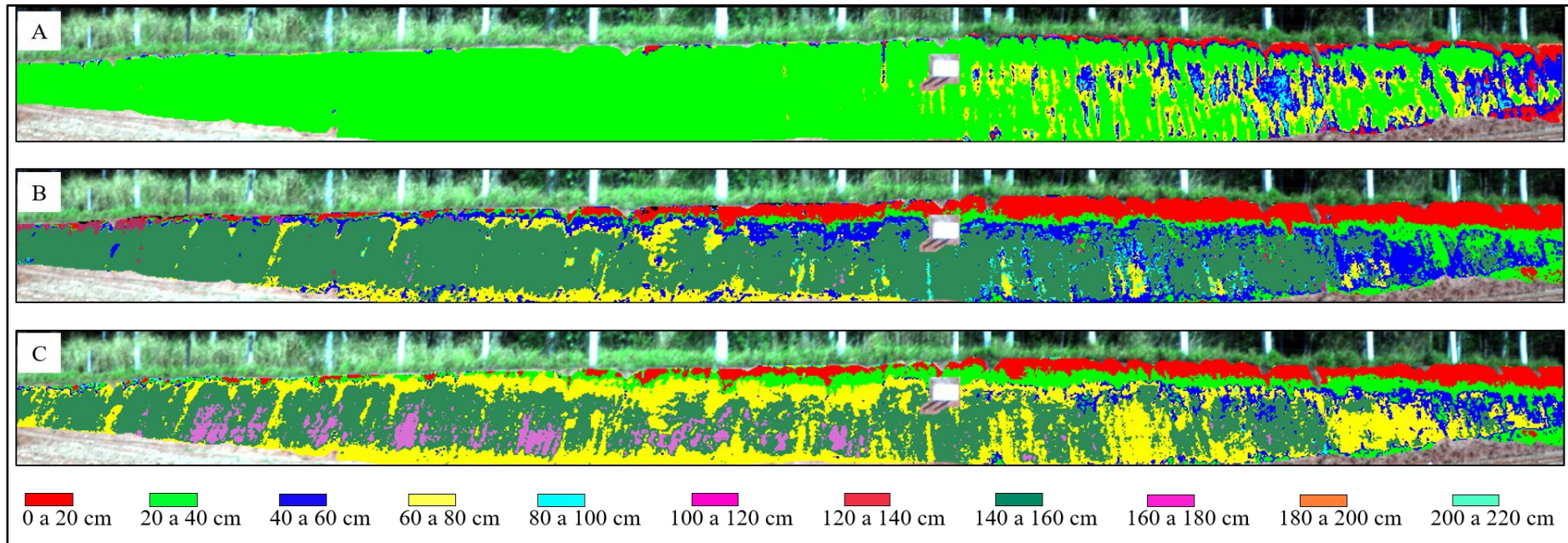


Figura 25. Delimitação dos horizontes no talude mediante os dados espectrais obtidos pela AisaFENIX em laboratório com os algoritmos Distância mínima (A), Mapeamento por ângulo espectral - SAM (B) e Divergência de informação espectral - SID (C).

6. CONCLUSÃO

A delimitação dos horizontes no perfil de solo foi alcançada com o sensor AisaFENIX, especialmente quando utilizados dados espectrais de campo com os algoritmos SAM e SID. Os valores de exatidão global e Kappa foram de 88% e 0,84 para o SAM, e de 90% e 0,87 para o SID, em relação a delimitação visual *in situ* no perfil.

Os dados espectrais de laboratório obtiveram elevados coeficientes de correlação entre os dados espectrais de campo com r de 0,99. Contudo, a deformação do solo e a umidade influenciaram na resposta espectral e, conseqüentemente, diminuiu a qualidade das classificações supervisionadas e a eficácia na delimitação dos horizontes. As exatidões globais e Kappa foram de 51% e 0,38 para o SAM, e de 56% e 0,44 para o SID.

Os algoritmos Isodata e K-médias não obtiveram êxito para a delimitação dos horizontes no perfil do solo, resultando em coeficientes Kappa de apenas 0,15 e 0,20 em relação a delimitação visual *in situ* no perfil.

Em relação ao talude, as classificações de imagem entre os algoritmos SAM e SID tiveram 90% de exatidão global e 0,88 de coeficiente Kappa. Contudo, sugere-se que a aquisição da imagem seja realizada com menor ângulo de visada em relação ao talude, para que se mantenha a distância sensor-alvo.

7. REFERÊNCIAS

- ADHIKARI, K.; HARTEMINK, A. E.; MINASNY, B. Mapping a profile wall of a typical udipsamments from the Central Sands, WI, USA. In: HARTEMINK, A. E.; MINASNY, B. (eds) **Digital soil morphometrics**. Springer, Dordrecht, 2016. 438 p.
- AITKENHEAD, M.J.; DONNELLY, D.; COULL, M.; GWATKIN, R. Estimating soil properties with a mobile phone. In: Hartemink AE, Minasny B (eds) **Digital soil morphometrics**. Springer, Dordrecht. 2016. 438 p.
- AL-ABBAS, A.; BARR, H. R.; HALL, J. D.; CRANE, F. L.; BAUMGARDNER, M. F. Spectra of normal and nutrient deficient maize leaves. **Agronomy Journal**, v.66, n.1, p.16-20, 1974.
- ASD Inc. Pacotes de software. Disponível em: <https://discover.asdi.com/asd-software-packages>. Acesso 15 de Maio de 2018.
- ASD Inc. ViewSpec Pro User's Guide: ViewSpec Pro™ User Manual, ASD Document 600555 Rev A, 2008. 28 p.
- BALDWIN, M.; KELLOGG, C. E.; THORP, J. Soil classification. In: ESTADOS UNIDOS. Department of Agriculture. Soils and men. Washington, DC, 1938. p. 979-1001.
- BAUMGARDNER, M. F.; KRISTOF, S. J.; JAHANNSEN, C. J.; ZACHARY, A. L. Effects of organic matter on the multispectral properties of soils. **Proceedings of the Indiana Academy of Science**, v.79, p.413-22, 1970.
- BAUMGARDNER, M. F.; STONER, E. R. Transitions International Congress Soil Science, IZth, New Delhi 5, p.419-441, 1982.
- BAUMGARDNER, M.F.; SILVA, L.F.; BIEHL, L.L.; STONER, R. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, v.38, p.1-44, 1985.
- BEN-DOR, E.; HELLER, D.; CHUDNOVSKY, A. A novel method of classifying soil profiles in the field using optical means. **Soil Science Society of America Journal**, v.72, n.4, p.1113-1123, 2008a.
- BEN-DOR, E.; IRONS, J. A.; EPEMA, A. Soil spectroscopy. In: **Manual of Remote Sensing**. Ed A. Rencz, 3rd ed, p. 111-188. J. Wiley & Sons, Inc., New-York, Chichester, Weinheim, Brisbane, Singapore, Toronto. 1999.
- BEN-DOR, E.; MALTHUS, T.; PLAZA, A.; SCHLÄPFER, D. Hyperspectral remote sensing, in Airborne Measurements for Environmental Research: Methods and Instruments, eds. M. Wendisch and J.-L. Brenguier, p. 413-456. Weinheim, Germany: Wiley-VCH. 2013.
- BEN-DOR, E.; TAYLOR, R. G.; HILL, J.; DEMATTE, J. A. M.; WHITING, M. L.; CHABRILLAT, S.; SOMMER, S. Imaging Spectrometry for Soil Applications. **Advances in Agronomy**, v.97, 72p. 2008b.

BILLMEYER, F. W.; SALTZMAN, M. Principles of color technology. Wiley, New York, NY, 1981.

BOARDMAN, J. W., AND KRUSE, F. A. Automated spectral analysis: a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada. In: **Proceedings, ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing**. Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, p. I-407 - I-418. 1994.

BOCKHEIM, J.; GENNADIYEV, A.; HAMMER, R.; TANDARICH, J. Historical development of key concepts in pedology. **Geoderma**, v.124, n.1, p.23–36, 2005.

BOUMA, J.; JONGERIUS, A.; BOERSMA, O.; JAGER, A.; SCHOONDERBEEK, D. The function of different types of macropores during saturated flow through four swelling soil horizons. **Soil Science Society American Journal**, v.41, n.5, p.945–950, 1977.

BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v.100, p.130-138, 1965.

BRIDGES, E. M. Soil horizon designations: past use and future prospects. **Catena**, v.20, n.4, p.363–373, 1993.

BRITES, R.S.; SOARES, P.S.; RIBEIRO, C. A. A. S. Comparação de desempenho entre três índices de exatidão aplicados a classificação de imagens orbitais. **Resumos [...] SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO**, 8, Salvador: INPE, 1996

BUDDENBAUM, H.; STEFFENS, M. The effects of spectral pretreatments on chemometric analyses of soil profiles using laboratory imaging spectroscopy. **Applied Environment Soil Science**, p.1–12, 2012.

BUOL, S. W., HOLE, F. D.; MCCRACKEN, R. J. Soil Genesis and Classification. The Iowa State University Press, p. 60, 1973.

BURUD, I.; MONIB, C.; FLOA, A.; FUTSAETHERA, C.; STEFFENSC, M.; RASSEB, D. P. Qualitative and quantitative mapping of biochar in a soil profile using hyperspectral imaging. **Soil Tillage Resouch**, v.155, p.523-531, 2015. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2015.06.020>

CAMPOS, R. C.; DEMATTÊ, J. A. M. Cor do solo: uma abordagem da forma convencional de obtenção em oposição à automatização do método para fins de classificação de solos. **Revista Brasileira de Ciência do solo**, v.28, p.853-863, 2004.

CARTER, W. Color analysis of soils with spectrophotometer. American Soil Survey Association Bull, v.12, p.169– 170, 1931.

CERVELLE, B. Réflexion de la lumière par les matériaux: quelques éléments. In: Journées Télédétection: Images satellite et milieux terrestres em régions arides et tropicales. Bondy, v.11, p.14-71, 1998.

CEZAR, E. Discriminação de classes de solo, quantificação de atributos e determinação do comportamento espectral de minerais de ferro e argila esmectítica utilizando espectrorradiometria difusa. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual de Maringá, 185 p. 2012.

CEZAR, E.; NANNI, M. R.; CHICATI, M. L.; FABRIO, F. D.; HATA, F. T.; OLIVEIRA, R. B. Uso de sistema GPR (Ground Penetrating Radar) na avaliação de atributos de um solo sob plantio de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.34, n.2 p. 291-298, 2010. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832010000200002>.

CEZAR, E.; NANNI, M. R.; CHICATI, M. L.; OLIVEIRA, R. B.; DEMATTÊ, J. A. M. Discriminação entre solos formados em região transicional por meio de resposta espectral. **Bioscience Journal**, v.29, n.3, p.644-654.

CHANG, C-I. Spectral information divergence for hyperspectral image analysis. **International Geoscience and Remote Sensing**, IEEE 1999.

CHAPLOT, V.; WALTER, C.; CURMI, P.; HOLLIER-LAROUSSE, A. Mapping field-scale hydromorphic horizons using radio-MT electrical resistivity. **Geoderma**, v.102, n.1, p.61-74, 2001.

CHICATI, M. L.; NANNI, M. R.; CEZAR, E.; OLIVEIRA, R. B.; CHICATI, M. S. Classificação espectral de solos: um estudo de caso de solos inundados brasileiros. **Aplicações de Sensoriamento Remoto: Sociedade e Meio Ambiente**, v.6, p.39-45, 2017. Disponível em: doi: 10.1016 / j.rsase.2017.04.002

CIPRA, J. E.; SILVA, L.; AND HOFFER, R. Proceedings International Symposium. **Remote Sensing Environmental**, 7th, p.1509-1518, 1971.

CLARK, R. N; ROUSH, T. L. Reflectance spectroscopy: Techniques of quantitative analysis for remote sensing applications. **Journal of Geophysical Research: Solid Earth** 89, p.6329-6340, 1984.

CLARKE, G. R. The study of the soil in the field. **Oxford University Press**, London. 1936.

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

COLEMAN, T. L.; MONTGOMERY, O. L. Assessment of spectral characteristics for differentiating among soil categories in the southeastern united states. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.52, p.1659-1663, 1990.

CONDIT, H. R. The spectral reflectance of american soils. **Photography engineering**, v.36, p.955-966, 1970.

CURCIO, J. A.; PETTY, C. C. The infrared absorption of liquid water. **Journal of the Optical Society of America**, v.41, n.5, p.302-304, 1951.

CURRENCE, H. D. Development of a method for measuring and describing soil surface roughness. Retrospective theses and dissertations, Paper 3568, Iowa State University. 1969.

DACOSTA, L. M. Ph.D. Surface soil color and reflectance as related to physicochemical and mineralogical soil properties. Dissertation (University of Missouri) - Columbia, 1979. 154p.

DALMOLIN, R. S. D. Matéria orgânica e características físicas químicas, mineralógicas e espectrais de latossolos de diferentes ambientes. 2002. 151p. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS, Porto Alegre, 2002.

DALMOLIN, R. S. D.; GONÇALVES, C. N.; KLAMT, EGON.; DICK, D. P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, v.35, n.2, p.481- 489, 2005.

DEMATTE, J. A. M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Brazilian Journal of Agricultural Research**, v.37, n.10, p.1445–1458, 2002.

DEMATTE, J. A. M. Relações entre dados espectrais e características físicas, químicas e mineralógicas de solos desenvolvidos de rochas eruptivas. Piracicaba, 1995. 265 p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo. 1995.

DEMATTE, J. A. M.; GARCIA, G. J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science Society of America Journal**, v.63, p.327-342, 1999a.

DEMATTE, J. A. M.; GARCIA, G. J. Avaliação de atributos de Latossolo Bruno e de terra Bruna Estruturada na região de Guarapuava, Paraná, por meio de sua energia refletida. **Revista Brasileira de Ciência do solo**, v.23, p.343- 355, 1999b.

DEMATTE, J. A. M.; MORELLI, J.; NELLY, E.; NEGRÃO, R. Precision agriculture applied to sugar cane cultivation in São Paulo, Brazil. In: Second International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry. v. II, pp. 388–394. 10–12 January, 2000. Lake Buena Vista, Florida. 2000.

DEMATTE, J. A. M.; MORETI, D.; VASCONCELOS, A. C. F.; GENÚ, A. M. (2005). Satellite images on the discrimination of soils developed from basalt and sandstone of Paraguaçu Paulista. **Brazilian Journal and Agricultural Research**, v.40, n.7, p.697–706, 2005.

DEMATTE, J. A. M.; TOLEDO, A. M. A.; SIMÕES, M. S. Methodology of the recognition of three soils by using laboratory and orbital sensors. **Brazilian Journal and Agricultural Research**, v.28, p.877–889, 2004.

DIMITRIS, G.; MANOLAKIS, R. B.; LOCKWOOD, T.; COOLEY, W. Hyperspectral imaging remote sensing: physics, sensors, and algorithms. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press, 2016. 709p.

DOOLITTLE, J.A.; COLLINS, M. E. Use of soil information to determine application of ground penetrating radar. **Journal Applied Geophysics**, v.33, n.1, p.101–108, 1995.

DU, H., C.-I. CHANG, H. REN, FM D'AMICO, JO JENSEN, J. Nova Medida de Discriminação Hiperspectral para Caracterização Espectral. **Optical Engineering**, v.43, n.8, p.1777-1786, 2004.

EASTMAN, J. R. Idrisi for Windows: Introdução e Exercícios tutoriais. Editores da versão em português, Heinrich Hasenack e Eliseu Weber. Porto Alegre, UFRGS, Centro de recursos Idrisi, 1998.

EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos (Rio de Janeiro, RJ). Manual de métodos de análise de solo. Rio de Janeiro, 1979. 271p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Sistema brasileiro de classificação de solos. 5 ed. Brasília, 2018. 531p.

EIPHÂNIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo. São José dos Campos, SP: INPE. 1992. 132 p.

EXELIS. Exelis: Visual Information Solutions, 2011.

FAJARDO, M.; MCBRATNEY, A.; WHELAN, B. Fuzzy clustering of Vis-NIR spectra for the objective recognition of soil morphological horizons in soil profiles. **Geoderma**, v.263, p.244-253, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.05.010>

FANCELLI, A. L.; DOURADO NETO, D. Ecofisiologia e fenologia. In: FANCELLI, A. L.; DOURADO NETO, D. Produção de milho. Guaíba: Agropecuária, 2000. p.21-54.

FAO; ITPS. Status of the World's Soil Resources (SWSR) – Main Report. Food and Agriculture Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on Soils, Rome, Italy. 2015. 648p.

FIORIO, P. R.; DEMATTÊ, J. A. M.; NANNI, M. R.; GENÚ, A. M.; MARTINS, J. A. In situ separation of soil types along transects employing Vis-NIR sensors: a new view of soil evaluation. **Revista Ciência Agrônômica**, v.45, n.3, p.433-442, 2014. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1590/S1806-66902014000300002>

FORMAGGIO, A. R.; EIPHANIO, J. C. N.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. Comportamento espectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.20, p.467-474, 1996.

FORSYTHE, W. Física de suelos: manual de laboratorio. Turrialba: IICA, 1975. 221p.

GALVÃO, L. S.; VITORELLO, I. Role organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils. **International Journal of Remote Sensing**, v.19, p.1969-1979, 1998.

GAUSMAN, H. W.; LEAMER, R. W.; NORIEGA, J. R.; RODRIGUES, R. R.; WEIGAND, C. L. Soil Science American Proceedings. 41. 793-796. 1977.

GERBERMAN, A. H.; NEHER, D. D. Reflectance of varying mixtures of a clay soil and sand. **Photogrammetric and Remote sensing**, v.45, p.1145-1151, 1979.

GLOBAL SOIL MAP SCIENCE COMMITTEE. Specifications-Tiered. 2015. Disponível em: <http://globalsoilmap.net/specifications>

GRAUER-GRAY, J.; HARTEMINK, A. E. Raster sampling of soil profiles. **Geoderma**, v.318, n.15, p.99–108, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.12.029>

GREEN, AA, BERMAN, M., SWITZER, P. E CRAIG, MD. Uma transformação para ordenar dados multiespectrais em termos de qualidade de imagem com implicações para remoção de ruído. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.26, n.1, p. 65-74. 1988.

GRUNWALD, S. Digital soil mapping and modeling at continental scales: Finding solutions for global issues. **Soil Science Society of America Journal**, v.75, n.4, p.1201-1213, 2011.

GRUNWALD, S.; BARAK, P.; MCSWEENEY, K.; LOWERY, B. Soil landscape models at different scales portrayed in virtual reality modeling language (VRML). **Soil Science**, v.165, n.8, p.598–615, 2000.

HAINSWORTH, J.; AYLMOORE, L. The use of computer assisted tomography to determine spatial distribution of soil water content. **Soil Research**, v. 21, n.4, p.435–443, 1983.

HARTEMINK, A. E.; MINASNY, B. Digital soil morphometric. Progress in Soil Science. Ed Springer, 2016, 438p.

HARTEMINK, A. E.; MINASNY, B. Towards digital soil morphometrics. **Geoderma**, v.230, p.305–317, 2014.

HELLDEN, U. A test of Landsat-2 imagery and digital data for thematic mapping illustrated by an environmental study in northern Kenya. **Lund University Natural Geography Institute Report**, v. 47. 1980.

HOFFER, R. M.; JOHANNSEN, C. J. Ecological potentials in spectral signature analysis. In: JOHNSON, P. L. Remote sensing in ecology. Ed Athens, G. A: University of Georgia Press, 1969, p. 1-16.

HUNT, G. R.; SALISBURY, J. W. Visible and infrared spectra of minerals and rocks. II Carbonate. **Modern Geology**, v. 2, p.23-30, 1970.

HUNT, G.R. Electromagnetic radiation: the communication link in remote sensing. In: SIEGAL, B.S.; GILLESPIE, A.R. **Remote sensing in geology**, p.5-45, 1980.

IBGE. Manual técnico de pedologia: guia prático de campo. Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. Rio de Janeiro, 2015. 134 p.

IRONS, J.R.; WEISMILLER, R.A.; PETERSEN, G.W. Soil Reflectance. In: G. Asrar (Editor), Theory and Applications of Optical Remote Sensing. Wiley, New York, 1989, p.66-106.

JENNY, H. Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology. McGraw-Hill Book Company Inc., New York. 1941. 191p.

JONES, E. J.; MCBRATNEY, A. B. What Is Digital Soil Morphometrics and Where Might It Be Going? p.1-15. In: Digital soil morphometric. Progress in Soil Science. Ed Springer, 2016, p.438.

KARMANOV, I. I. Study of soil from the spectral composition of reflected radiation. **Soviet Soil Science**, v.4, p.226-238, 1970.

KIMES, D. S., IRONS, J. R., LEVINE, E. R.; HORNING, N. A. Learning class discriminations from a data base of spectral reflectance of soil samples. **Remote Sensing of Environment**, v.43, p.161–169, 1993.

KRUSE, F. A., LEFKOFF, A. B., BOARDMAN, J. B., HEIDEBRECHT, K. B., SHAPIRO, A. T., BARLOON, P. J., AND GOETZ, A. F. H. The Spectral Image Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data: Remote Sensing of Environment, Special issue on AVIRIS, May-June 1993, v. 44, p.145-163, 1993a.

KRUSE, F. A.; TIERY, M.; HAUFF, P. L. Spectral identification (1,2-2,5 nm) and characterization of Paris Basin kaolinite/smectite clays using a field spectrometer. In: INTERNATIONAL COLLOQUIUM - PHYSICAL MEASUREMENTS AND SIGNATURES IN REMOTE SENSING, 5., Courchevel, 1991. **Proceedings**. Courchevel, p.181-184, 1991.

KRUSE, FA, LEFKOFF, AB, DIETZ, J. B. Mineral mapping based on Northern Death Valley specialist system, California / Nevada, using the Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). **Remote Detection of Environment**,v. 44, p.309-336, 1993b.

LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: Perspectives for digital soil mapping. In: LAGACHERIE P.; MCBRATNEY A. B.; VOLTZ M, eds., Digital Soil Mapping, an Introductory Perspective. Developments in Soil Science. vol. 31. Elsevier, Amsterdam, 2007, p. 3–24.

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

LEGROS, J. P. Mapping of the soil. **Science Publishers**, p.1–35, 2006.

LILES, G. C.; BEAUDETTE, D. E.; O'GEEN, A. T.; HORWATH, W. R. Developing predictive soil C models for soils using quantitative color measurements. **Soil Science Society of American Journal**, v. 77, n.6, p.2173–2181, 2013. Disponível em: doi:10.2136/sssaj2013.02.0057.

LILES, G. C.; BEAUDETTE, D. E.; O'GEEN, A. T.; HORWATH, W. R. Developing predictive soil C models for soils using quantitative porta measurements. **Soil Science Society American Journal**, v.77, n.6, p.2173–2181. 2013. Disponível em: doi:10.2136/sssaj2013.02.0057

LINDBERG, J.D.; SNYDER, D.G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. **American Mineralogist**, v.57, p.485-493, 1972.

LING, W. T., WANG, H. Z., XU, J. M.; GAO, Y. Z. Sorption of dissolved organic matter and its effects on the atrazine sorption on soils. **J. Environmental Science**, v.17, n.3, p.478-482, 2005.

MADEIRA NETTO, J. S. M. Étude quantitative des relations constituants mineralogiques réflectance difuse des latosols brésiliens: application à la utilisation pedologique des donnés satellotaires TM (region de Brasilia). Thèse de Doctorat - Université Pierre et Marie Curie, 1991. 132 p. 224.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Brasília, 266p. 2012.

MENESES, P. R.; MADEIRA NETTO, J. S. Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais. Brasília: Editora UnB/EMBRAPA Cerrados, 2001. 262p.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. Mapeamento digital do solo: Uma breve história e algumas lições. **Geoderma**, v.264, p.301-311, 2016.

MINASNY, B.; STOCKMANN, U.; HARTEMINK, A. E.; MCBRATNEY, A. B. Measuring and modelling soil depth functions. In: HARTEMINK AE, MINASNY B (eds) Digital soil morphometrics. Springer, Dordrecht, 2016.

MONIZ, M. A. Elementos de Pedologia. Editora Poligono: Universidade de São Paulo, 1972, 459 p.

MONTEIRO SANTOS, F. A., TRIANTAFILIS, J.; BRUZGULIS, K. A spatially constrained 1D inversion algorithm for quasi-3D conductivity imaging: Application to DUALEM-421 data collected in a riverine plain. **Geophysics**, v. 76, n. 2, p.43-53, 2011. Disponível em: doi10.1190/1.3537834

MONTGOMERY, O. L. An investigation of the relationship between spectral reflectance and the chemical, physical and genetic characteristics of soils. Ph.D. Thesis dissertation - Purdue University, West Lafayette, Indiana, 1976.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. Universidade Federal de Viçosa. Editora UFV. 2a ed. Viçosa: 2003. 307p.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. 3.ed. atualizada e ampliada. Viçosa: Ed. UFV, 2005. 320p.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. Viçosa: UFV. 3.ed., 2007. 320p.

MULDER, V. L. Spectroscopy-supported digital soil mapping, Wageningen University, Wageningen, 2013, 188 p.

MULDER, V. L. Spectroscopy-supported digital soil mapping. Wageningen University, Wageningen. 2013. 188 p.

MUNSELL, A. H. A Color Notation. 10th Ed. Munsell Color Co., Baltimore. 1947.

MURPHY, C. P.; BULLOCK, P.; TURNER, R. H. The measurement and characterisation of voids in soil thin sections by image analysis. Part I. Principles and techniques. **Journal Soil Science**, v.28, n.3, p.498–508, 1977.

MURPHY, R. J.; MONTEIRO, S. T.; SCHNEIDER, S. Evaluating Classification Techniques for Mapping Vertical Geology Using Field-Based Hyperspectral Sensors. **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing**, v. 50, n.8, p.3066-3080, 2012. Disponível em: doi:10.1109/TGRS.2011.2178419

MURPHY, R. J.; MONTEIRO, S. T.; SCHNEIDER, S. Evaluating Classification Techniques for Mapping Vertical Geology Using Field-Based Hyperspectral Sensors. **IEEE Transactions on geoscience and remote sensing**, v. 50, n.8, 2012.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M.; FIORIO, P. R. Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v.39, n.10, p.995-1006, 2004.

NANNI, M. R.; CHICATI, M. S. ; CAMPOS, T. L. L. ; SOUZA, J. S. ; CRUSIOL, L. G. T. ; SILVA, GUILHERME FERNANDO CAPRISTO ; FURLANETTO, R. H. ; GASPAROTTO, A. C. ; GUALBERTO, ANDERSON ANTONIO DA SILVA ; CAMPOS, R. M. . Sensoriamento remoto aerotransportado hiperespectral no Brasil: uma nova realidade. In: Resumos [...] XVII Simposio Internacional SELPER, 2016, Puerto Iguazú. XVII Simposio Internacional SELPER, 2016.

NANNI, M.R. Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento dos solos. Piracicaba. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura —Luiz de Queiroz – Universidade de São Paulo, 2000, 366p.

NIKIFOROFF, C. Morphological classification of soil structure. **Soil Science**, v.52, n.3, p.193–212, 1941.

O'CALLAGHAN, J. F.; LOVEDAY, J. Quantitative measurement of soil cracking patterns. **Pattern Recognition**, v.5, n.2, p.83–98, 1973.

O'DONNELL, T. K.; GOYNE, K. W.; MILES, R. J.; BAFFAUT, C.; ANDERSON, S. H.; SUDDUTH, K. A. Identification and quantification of soil redoximorphic features by digital image processing. **Geoderma**, v.157, p.86–96, 2010.

OBUKHOV, A.I.; ORLOV, D.S. Spectral reflectivity of the major soils group and possibility of using diffuse reflection in soil investigation. **Sovietic Soil Science**, v.1, p.174-184, 1964.
OXTS Inc., Inertial GPS. GPS OXFORD RT 3050. User Manual. Disponível em: <<http://www.oxts.com/products/rt3000-family/>>. Acesso em: 13 maio 2016.

PÁSZTOR L.; LABORCZI A.; TAKÁCS K.; SZATMÁRI, G.; BAKACSI, Z.; SZABÓ, J. Variations for the implementation of SCORPAN's "S". In: Digital Soil Mapping Across Paradigms, Scales and Boundaries. Springer, Singapore, 2016, p. 331–342.

PETROVIC, A.; SIEBERT, J.; RIEKE, P. Soil bulk density analysis in three dimensions by computed tomographic scanning. **Soil Science Society of American Journal**, v.46, n.3, p.445–450, 1982.

RANZANI, G. Análise mecânica de solos pelo método de Bouyoucos modificado. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 5., 1955, Pelotas. **Anais**. Rio de Janeiro: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1959. p.18-31.

RESENDE, M.; CURI, N.; KER, J. C.; REZENDE, S. B. de. Mineralogia de solos brasileiros: Interpretação e Aplicações. Lavras: Editora UFLA, 2005. 192p.

RICHARDS, J. A.; JIA, X. Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 4th Edition. 454p. 2006.

RICHARDS, J. Análise de Imagem Digital por Sensoriamento Remoto, Berlin: Springer-Verlag (1999), 240 pp.

RICHTER, R. "Atmospheric and topographic correction for airborne imagery," 2008,

ROONEY, D.; LOWERY, B. A profile cone penetrometer for mapping soil horizons. **Soil Science Society of American Journal**, v.64, p.2136–2139, 2000.

ROSOT, N. C. Integração de imagens de sensores de microondas e ópticos para fins de mapeamento e classificação de reflorestamentos no sul do Brasil. Tese (Doutorado) PEPS1778 - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção. Florianópolis: 2001. 190p.

ROUDIER, P.; HEDLEY, C.; ROSS, C. Prediction of volumetric soil organic carbon from field-moist intact soil cores. **European Journal of Soil Science**, v.66, p.651-660, 2015.

ROUDIER, P.; HEDLEY, C.; ROSS, C. Prediction of volumetric soil organic carbon from field-moist intact soil cores. **European Journal Soil Science**, v.66, n.4, p.651-660, 2015.

ROUDIER, P.; MANDERSON, A.; HEDLEY, C. Advances Towards Quantitative Assessments of Soil Profile Properties. In: Hartemink A., Minasny B. (eds) Digital Soil Morphometrics. Progress in Soil Science. Springer, Cham. 2016.

SANCHEZ, P. A.; AHAMED, S.; CARRÉ, F.; HARTEMINK, A. E.; HEMPEL, J.; HUISING, J.; LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B.; MCKENZIE, N. J.; MENDONÇA-SANTOS, M. L.; MINASNY, B.; MONTANARELLA, L.; OKOTH, P.; PALM, C. A.; SACHS, J. D.; SHEPHERD, K. D.; VAGEN, T. G.; VANLAUWE, B.; WALSH, M. G.; WINOWIECKI, L. A.; ZHANG, G. L. Digital soil map of the world. **Science**, v.325, n.5941, p.680-681, 2009. Disponível em: doi:10.1126/science.1175084

SÁNCHEZ-MARAÑÓN, M; HUERTAS, R.; MELGOSA, M. Colour variation in standard soil-colour charts. **Soil Research**, n.43, v.7, p.827–837, 2005.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A.; ARAÚJO FILHO, J. C.; OLIVEIRA, J. B.; CUNHA, T. J. F. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 5. ed., revisada e ampliada. Brasília, DF: Embrapa, 2018. 531 p.

SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. **Analytical Chemistry**, v.36, p.1627-1639, 1964.

SCULL, P.; FRANKLIN, J.; CHADWICK, O. A.; MCARTHUR, D. Predictive soil mapping: a review. **Progress in Physical Geography**, v.27, n.2, p.171–197, 2003.

SHIELDS, J. S. T.; ARNAUD, R.; PAUL, E.; CLAYTON, J. Measurement of soil color. **Canopy Journal of Soil Science**, v.46, n.1, p.83–90, 1966.

SILVA, G. F. C.; NANNI, M. R. ; CRUSIOL, L. G. T. ; FURLANETTO, R. H. ; SOUZA, J. S. ; CAMPOS, T. L. L. ; SACIOTO, M. . Estudos pedológicos e geológicos: uma nova abordagem com imageadores hiperespectrais. In: XVII Simposio Internacional SELPER, 2016, Puerto Iguazú - Argentina. XVII Simposio Internacional en Percepción Remota y Sistemas de Información Geográfica, 2016.

SOIL survey manual. Washington, DC: United States Department of Agriculture - USDA, Soil Survey Division, 1962. Supplement to USDA agriculture handbook n. 18 (replacing p. 173-188).

Soil Survey Staff. Soil survey manual. USDA, Washington DC. 1937.

SOUZA, J. S. ; Marcos Rafael Nanni ; CAMPOS, T. L. L. ; CAMPOS, R. M.; CRUSIOL, L. G. T. ; SILVA, G. F. C. ; FURLANETTO, R. H. . Comparação de sensores hiperespectrais terrestre e aéreo para estudo ambientais. In: XVII Simposio Internacional SELPER, 2016, Puerto Iguazú. XVII Simposio Internacional SELPER, 2016.

SOUZA, J. S. Correção atmosférica em imagens hiperespectrais: avaliação de diferentes metodologias em condições tropicais. Dissertação (Mestrado em agronomia) Universidade Estadual de Maringá. 124 p. 2017.

SPECIM Inc., Spectral Imaging. AisaFENIX hyperspectral sensor. User Manual. Disponível em: <http://specim.fi/products/aisafenix/>. Acesso em: 13 maio de 2016.

STEFFENS, M.; BUDDENBAUM, H. Laboratory imaging spectroscopy of a stagnic Luvisol profile High resolution soil characterisation, classification and mapping of elemental concentrations. **Geoderma**, v.195, p.122–132, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.11.011>

STONER, E. R. Physicochemical, site, and bidirectional reflectance factor characteristics of uniformly-moist soils. Ph.D. Thesis (Agronomy Department), Purdue University, West Lafayette, Indiana, 1979.

STONER, E. R.; BAUMGARDNER, M. F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society American Journal**, v.45, p.1161-1165, 1981.

STONER, E. R.; BAUMGARDNER, M. F.; WEISMILLER, R. A.; BIEHL, L. L.; ROBINSON, B. F. Extension of laboratory-measured soil spectra to field conditions. **Soil Science Society of America Journal**, v.44, p.572-574, 1980.

STONER, E. R.; BAUMGARDNER, M. F.; WEISMILLER, R. A.; BIEHL, L. L.; ROBINSON, B. F. Extension of laboratory-measured soil spectra to field conditions. Machine processing of remotely sensed data syrhposlum. p.253-262. 1979.

TABBAGH, A.; DABAS, M.; HESSE, A.; PANISSOD, C. Soil resistivity: a non-invasive tool to map soil structure horizonation. **Geoderma**, v.97, n.3, p.393-404, 2000.

TERRA, F. S.; DEMATTÊ, J. A. M.; ROSSEL, R. A. V. Proximal spectral sensing in pedological assessments: vis-NIR spectra for soil classification based on weathering and pedogenesis. **Geoderma**, 318 (2018) 123-136. Disponível em: doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.053

TERRA, F. S.; DEMATTÊ, J. A. M.; ROSSEL, R. A. V. Proximal spectral sensing in pedological assessments: vis-NIR spectra for soil classification based on weathering and pedogenesis. **Geoderma**, v.318, p.123-136, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.10.053>

TERRA, F. S.; DEMATTÊ, J. A. M.; VISCARRA ROSSEL, R. A. Spectral libraries for quantitative analyses of tropical Brazilian soils: Comparing vis-NIR and mid-IR reflectance data. **Geoderma**, v.255-256, p.81-93. 2015. Disponível em: [doi:10.1016/j.geoderma.2015.04.017](https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.04.017)

THORP, J.; SMITH, G. D. Higher categories for soil classification. **Soil Science**, v.67, n.2, p.117-126, 1949.

TOU, J.T.; GONZALEZ, R.C. Pattern Recognition Principles, Editora Addison-Wesley, Reading, Massachusetts. 1974.

VETTORI, L. Métodos de análise de solo. Rio de Janeiro: Escritório de Pedologia e Fertilidade de Solos, 1969. 34p. (Boletim Técnico, 7).

VETTORI, L.; PIERANTONI, H. Análise granulométrica: novo método para determinar a fração argila. Rio de Janeiro: Escritório de Pedologia e Fertilidade de Solos, 1968. 8p. (Boletim Técnico, 3).

VISCARRA ROSSEL, R. A.; CATTLE, S.R.; ORTEGA, A.; FOUAD, Y. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis-NIR spectroscopy. **Geoderma** v.150, p.253-266, 2009.

WALKLEY, A.; BLACK, I. A. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. **Soil Science**, v.37, p.29-38, 1934.

WANG, L.; ZHAO, C. *Hyperspectral Image Processing*. Springer, 2016. 327p.

WEINDORF, D. C.; ZHU, Y.; HAGGARD, B.; LOFTON, J.; CHAKRABORTY, S.; BAKR, N.; ZHANG, W.; WEINDORF, W.C.; LEGORIA, M. Enhanced pedon horizonation using portable X-ray fluorescence spectrometry. **Soil Science Society of American Journal.**, v.76, n.2, p.522–531, 2012.

ZHANG, Y. HARTEMINK, A. E. Digital mapping of a soil profile. **European Journal of Soil Science**, v. 70, n.8, p.27-41, 2018. <https://doi.org/10.1111/ejss.12699>

APÊNDICES

APÊNDICE A

Descrição e análises do perfil do solo

A) Descrição geral

A) LOCALIZAÇÃO: Rodovia SP-301, Município de Águas de São Pedro – SP.

B) SITUAÇÃO, DECLIVE E COBERTURA VEGETAL SOBRE O PERFIL: 3 % de declive sob cultura de *Eucaliptus sp.* consorciado com pastagem em pousio.

C) ALTITUDE: ≈ 568 m

D) LITOLOGIA: arenitos

E) MATERIAL ORIGINÁRIO: produtos de meteorização de arenitos.

F) RELEVO LOCAL: ondulado

G) RELEVO REGIONAL: ondulado

CLIMA: Cwa

B) Descrição morfológica

C) A 0 - 20 cm; 7,0 YR 3,3/4,4 seco; areia; grãos simples, pequena, granular; transição abrupta e ondulada.

D) E 20 - 40 cm; 6,0 YR 4,4/4,6 seco; areia; grãos simples, pequena, granular; transição abrupta e ondulada.

E) E/Bt 40 - 60 cm; 5,6 YR 4,5/4,5 seco; areia franca; grãos simples, granular, transição abrupta e ondulada.

F) Bt1 60 - 80 cm; 4,9 YR 5,0/4,2 seco; franco-arenoso; grãos simples, granular, transição abrupta e ondulada

G) Bt2 80 - 200 cm ; 4,2 YR 5,5/4,1 seco; franco argiloarenoso grãos simples, granular, transição abrupta e ondulada

H) Bt2/C 200-220 cm; 3,9 YR 5,8/3,9 seco; franco argiloarenoso; arenito com cimento argiloso semi intemperizado,

Horizonte	Profundidade cm	Calhau (g kg ⁻¹ da amostra)	Cascalho (g kg ⁻¹ da amostra)	Composição Granulométrica (g kg ⁻¹ de TFSE)					
				Areia				Silte	Argila Total
				Grossa	Média	Fina	Total		
A	0-20	0	0	530	370	10	910	10	80
E	20-40	0	0	440	470	10	920	10	70
E/Bt	40-60	0	0	490	390	10	890	20	90
Bt	60-80	0	0	450	350	10	810	20	170
Bt	80-100	0	0	310	460	10	780	20	190
Bt	100-120	0	0	340	420	10	770	20	210
Bt	120-140	0	0	340	420	10	770	20	210
Bt	140-160	0	0	340	400	10	750	20	230
Bt	160-180	0	0	370	370	10	750	20	230
Bt	180-200	0	0	380	360	10	750	20	230
Bt/C	200-220	0	0	340	420	10	770	20	210

Horizonte	Profundidade cm	pH			Matéria orgânica (g dm ⁻³)	C orgânico (g dm ⁻³)	P assimilável (mg kg ⁻¹)
		CaCl ₂	H ₂ O	SMP			
A	0-20	4,60	5,20	6,80	16,00	9,28	5,49
E	20-40	4,20	4,70	7,00	9,70	5,63	2,39
E/Bt	40-60	4,20	4,70	7,00	7,93	4,60	1,78
Bt	60-80	4,00	4,50	6,65	7,93	4,60	4,11
Bt	80-100	3,90	4,40	6,55	8,25	4,78	2,47
Bt	100-120	3,90	4,40	6,55	7,60	4,41	2,13
Bt	120-140	3,90	4,30	6,50	7,12	4,13	1,44
Bt	140-160	3,90	4,40	6,60	6,80	3,94	1,35
Bt	160-180	3,90	4,40	6,55	6,63	3,85	1,01
Bt	180-200	3,90	4,40	6,60	6,80	3,94	1,27
Bt/C	200-220	3,90	4,40	6,70	5,99	3,47	1,01

Horizonte	Profundidade	Complexo Sortivo (cmol _c dm ⁻³)							V	m
		K ⁺	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	Al ³⁺	H ⁺ + Al ³⁺	SB	CTC	%	%
A	0-20	0,24	1,79	0,53	0,15	2,74	2,56	5,3	48,31	2,83
E	20-40	0,13	0,67	0,21	0,40	2,36	1,01	3,37	29,96	11,87
E/Bt	40-60	0,14	1,09	0,23	0,40	2,36	1,45	3,81	38,06	10,50
Bt	60-80	0,08	0,1	0,08	0,9	3,06	0,26	3,32	7,85	27,10
Bt	80-100	0,04	0,08	0,02	1,00	3,30	0,14	3,44	4,11	29,06
Bt	100-120	0,03	0,10	0,04	1,05	3,30	0,16	3,46	4,65	30,34
Bt	120-140	0,03	0,24	0,07	1,20	3,42	0,35	3,77	9,17	31,87
Bt	140-160	0,03	0,21	0,13	1,15	3,18	0,37	3,55	10,53	32,36
Bt	160-180	0,03	0,13	0,11	1,25	3,30	0,26	3,56	7,42	35,07
Bt	180-200	0,03	0,17	0,06	1,15	3,18	0,25	3,43	7,34	33,51
Bt/C	200-220	0,05	0,12	0,08	1,00	2,95	0,26	3,21	8,01	31,18

APÊNDICE B

PERFIL DE SOLO

Matrizes de confusão da combinação entre os algoritmos classificadores com 11 amostras de solo.

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e SAM com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SAM Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
0 a 20	0,00	0,00	100,00	12,76	43,08	1,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
20 a 40	0,00	0,00	0,00	6,66	9,23	2,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
40 a 60	0,00	0,00	0,00	10,98	26,15	7,03	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
60 a 80	0,00	0,00	0,00	3,66	0,00	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
80 a 100	0,00	0,00	0,00	2,46	0,00	0,00	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,31	20,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,77	0,00	20,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
140 a 160	0,00	0,00	0,00	63,48	20,77	88,99	40,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SID Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Laboratório											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
			----- % -----												
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
0 a 20	0,00	0,00	100,00	5,01	35,38	1,22	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,76
20 a 40	0,00	0,00	0,00	13,93	26,15	3,36	20,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,45
40 a 60	0,00	0,00	0,00	0,63	12,31	3,98	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,85
60 a 80	0,00	0,00	0,00	27,48	3,85	3,06	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	21,65
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
140 a 160	0,00	0,00	0,00	51,14	22,31	87,16	50,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	43,78
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,46
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	100,00	4,08	49,23	5,20	40,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,46
20 a 40	0,00	0,00	0,00	13,68	13,08	0,61	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,92
40 a 60	0,00	0,00	0,00	8,03	4,62	1,83	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,41
60 a 80	0,00	0,00	0,00	5,88	11,54	3,98	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,93
80 a 100	0,00	0,00	0,00	5,18	7,69	7,65	40,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,52
100 a 120	0,00	0,00	0,00	4,84	8,46	15,29	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,52
120 a 140	0,00	0,00	0,00	6,79	0,00	7,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,62
140 a 160	0,00	0,00	0,00	6,70	3,85	27,22	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,38
160 a 180	0,00	0,00	0,00	4,75	1,54	24,46	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,71
180 a 200	0,00	0,00	0,00	20,63	0,00	4,59	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,29
200 a 220	0,00	0,00	0,00	19,45	0,00	1,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	15,24
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	100,00	4,65	49,23	5,20	50,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,91
20 a 40	0,00	0,00	0,00	13,16	13,08	0,61	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,51
40 a 60	0,00	0,00	0,00	8,10	4,62	1,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,45
60 a 80	0,00	0,00	0,00	5,80	10,77	3,67	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,84
80 a 100	0,00	0,00	0,00	5,12	9,23	7,95	30,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,49
100 a 120	0,00	0,00	0,00	4,62	3,08	9,79	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,05
120 a 140	0,00	0,00	0,00	6,42	0,77	5,50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,24
140 a 160	0,00	0,00	0,00	9,42	7,69	35,17	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,88
160 a 180	0,00	0,00	0,00	5,61	1,54	30,28	10,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,62
180 a 200	0,00	0,00	0,00	21,51	0,00	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,81
200 a 220	0,00	0,00	0,00	15,59	0,00	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	12,18
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SAM e SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SID Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
0 a 20	0,00	0,00	43,03	0,22	0,26	0,00	0,00	0,00	50,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,91
20 a 40	0,00	0,00	56,97	82,67	7,55	0,84	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,43
40 a 60	0,00	0,00	0,00	5,33	5,99	0,00	0,00	33,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,27
60 a 80	0,00	0,00	0,00	11,78	85,94	97,90	99,38	66,67	0,00	15,50	0,00	0,00	0,00	2,87
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	25,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,93
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,26	1,26	0,00	0,00	25,00	81,77	0,00	0,00	0,00	53,46
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

Dist. Min. Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	38,61	16,67	2,60	0,42	0,00	0,00	25,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,39
20 a 40	0,00	0,00	60,07	61,33	31,12	14,29	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	13,20
40 a 60	0,00	0,00	0,44	17,33	25,26	5,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,49
60 a 80	0,00	0,00	0,00	3,11	17,97	1,26	6,88	0,00	0,00	0,84	0,00	0,00	0,00	2,45
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	3,91	0,42	6,25	0,00	0,00	2,82	0,00	0,00	0,00	2,00
100 a 120	0,00	0,00	0,44	1,33	7,16	0,42	7,50	66,67	25,00	4,86	0,00	0,00	0,00	3,57
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	5,63	0,00	0,00	5,62	0,00	0,00	0,00	3,13
140 a 160	0,00	0,00	0,44	0,22	3,78	0,00	0,00	33,33	50,00	23,33	0,00	0,00	0,00	12,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,63	0,00	0,00	16,44	0,00	0,00	0,00	8,80
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	38,24	27,50	0,00	0,00	31,60	0,00	0,00	0,00	18,52
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	8,20	39,08	45,63	0,00	0,00	14,46	0,00	0,00	0,00	10,49
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	38,05	5,33	4,17	0,42	0,63	66,67	75,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,91
20 a 40	0,00	0,00	61,95	63,11	3,26	0,42	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,51
40 a 60	0,00	0,00	0,00	31,56	48,57	7,98	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,45
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,00	42,84	12,18	10,00	0,00	0,00	0,61	0,00	0,00	0,00	4,84
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,91	8,82	12,50	33,33	0,00	7,30	0,00	0,00	0,00	4,49
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,68	1,25	0,00	0,00	7,43	0,00	0,00	0,00	4,05
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	7,56	28,13	0,00	0,00	8,36	0,00	0,00	0,00	5,24
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	0,00	0,00	25,00	16,56	0,00	0,00	0,00	8,88
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,50	0,00	0,00	0,00	5,62
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,10	0,00	0,00	0,00	31,33	0,00	0,00	0,00	16,81
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	58,40	47,50	0,00	0,00	17,91	0,00	0,00	0,00	12,18
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

Dist. Min. Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	68,27	18,04	1,41	0,28	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,39
20 a 40	0,00	0,00	29,44	73,42	5,63	15,45	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,20
40 a 60	0,00	0,00	0,00	6,01	28,17	11,82	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,49
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,74	22,54	9,87	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	2,45
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,30	0,00	0,00	1,96	0,00	0,00	0,00	0,00	2,00
100 a 120	0,00	0,00	1,02	1,79	14,08	5,80	100,00	0,00	4,41	0,00	0,00	0,00	0,00	3,57
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,57	0,00	0,00	5,87	0,00	0,00	0,00	0,00	3,13
140 a 160	0,00	0,00	1,27	0,00	28,17	1,23	0,00	0,00	27,91	0,00	0,00	0,00	9,09	12,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,89	0,00	0,00	19,42	0,00	0,00	0,00	7,44	8,80
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	19,46	0,00	0,00	29,90	0,00	0,00	0,00	83,47	18,52
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	27,33	0,00	0,00	10,45	0,00	0,00	0,00	0,00	10,49
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	0,00	100	0,00	0,00	0,00	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
			----- % -----												
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	64,21	11,18	4,23	0,39	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,46
20 a 40	0,00	0,00	35,79	80,06	0,00	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,92
40 a 60	0,00	0,00	0,00	8,76	70,42	22,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,41
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,00	25,35	21,36	0,00	0,00	0,19	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,93
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	12,21	100,00	0,00	4,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,52
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,61	0,00	0,00	10,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,52
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	12,44	0,00	0,00	6,67	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	5,62
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	14,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,38
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,45	0,00	0,00	0,00	0,00	9,09	4,71
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,45	0,00	0,00	33,95	0,00	0,00	0,00	0,00	90,91	16,29
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	30,12	0,00	0,00	19,91	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	15,24
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	0,00	100	0,00	0,00	0,00	0,00	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SAM com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Campo											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,06
0 a 20	0,00	0,00	68,61	3,48	0,00	0,00	0,00	6,76	0,00	0,47	0,00	0,00	0,00	5,38
20 a 40	0,00	0,00	28,92	67,89	10,03	0,00	0,00	1,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,19
40 a 60	0,00	0,00	2,47	25,98	59,86	23,15	0,00	4,05	0,00	0,37	0,00	0,00	0,00	3,49
60 a 80	0,00	0,00	0,00	1,28	29,41	59,61	24,70	14,19	0,00	2,99	0,00	0,00	8,40	2,45
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,35	13,79	44,58	30,74	0,77	6,07	0,14	0,00	12,89	2,00
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	19,88	28,38	6,56	16,07	3,57	0,26	4,37	3,57
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,96	8,43	10,81	33,98	7,57	5,76	1,63	20,37	3,13
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,60	2,70	16,22	30,84	15,09	0,91	2,65	12,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,77	21,31	16,60	2,35	0,35	8,80
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,88	9,44	44,99	55,80	4,72	18,52
200 a 220	0,00	0,00	0,00	1,37	0,35	0,49	1,81	1,01	32,82	4,86	13,85	39,05	46,26	10,49
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. Min. Campo											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	72,87	5,12	0,00	0,00	0,00	7,09	0,00	0,47	0,00	0,00	0,00	4,91
20 a 40	0,00	0,00	24,66	66,79	9,00	0,00	0,00	1,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,51
40 a 60	0,00	0,00	2,47	26,17	61,25	22,66	0,00	3,38	0,00	0,37	0,00	0,00	0,00	6,45
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,91	29,07	57,14	23,49	13,85	0,00	2,34	0,00	0,00	9,90	4,84
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,27	0,00	13,79	46,39	30,07	0,39	6,73	0,00	0,13	11,51	4,49
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,09	0,00	0,00	18,07	25,68	5,79	9,91	2,61	0,98	8,40	4,05
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,43	9,64	14,53	31,27	7,85	4,12	1,24	17,49	5,24
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,60	2,36	32,82	38,97	21,26	2,02	4,49	8,88
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,93	26,82	17,01	3,00	0,35	5,62
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,25	4,11	42,52	63,43	6,21	16,81
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,64	0,69	1,97	1,81	1,69	23,55	2,43	12,48	29,20	41,66	12,18
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do perfil de solo classificadas pelo algoritmo SAM e o SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Campo											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,02
0 a 20	0,00	0,00	99,19	4,42	0,00	0,00	0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,91
20 a 40	0,00	0,00	0,81	94,80	1,88	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,50
40 a 60	0,00	0,00	0,00	0,77	97,18	2,70	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,45
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,00	0,94	89,22	7,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,40	4,84
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,62	84,49	2,14	1,94	0,00	0,00	0,00	0,95	4,49
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,41	69,79	6,02	2,27	0,00	0,00	1,98	4,04
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,49	5,08	14,17	63,66	2,08	0,00	0,00	4,20	5,24
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,50	12,04	77,27	11,79	3,71	10,46	8,87
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,25	79,23	8,90	0,24	5,61
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,22	3,41	8,97	87,40	12,60	16,81
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,98	0,53	2,41	16,13	8,71	0,00	0,00	69,18	12,18
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

TALUDE DE SOLO

Matrizes de confusão da combinação dos algoritmos com 5 horizontes no talude de solo

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SAM com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM Laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,98	0,04	0,70	8,30	16,88	0,24
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	79,40	10,19	12,69	0,00	33,76	9,70
	HE	0,00	0,00	19,35	6,42	19,89	10,16	23,21	6,71
	HE/Bt	0,00	0,00	0,27	12,66	11,58	5,51	4,64	9,34
	HBt	0,00	0,00	0,00	70,04	54,68	72,82	21,52	51,18
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,65	0,46	3,22	0,00	0,5
	Total	0,00	100	100	0,00	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Laboratório	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	2,53	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	76,69	5,44	10,26	0,14	42,62	6,38
	HE	0,00	0,00	21,04	10,17	11,99	2,07	21,52	8,27
	HE/Bt	0,00	0,00	2,27	15,55	29,26	24,03	12,66	13,24
	HBt	0,00	0,00	0,00	68,49	48,29	72,96	20,25	49,54
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,35	0,20	0,72	0,42	0,25
	Total	0,00	100	100	0,00	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,07	0,08	0,93	9,59	18,57	0,29
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	56,86	4,30	5,25	1,07	46,41	4,70
	HE	0,00	0,00	29,18	10,09	10,77	0,00	9,70	8,23
	HE/Bt	0,00	0,00	13,89	11,52	30,92	22,68	12,66	11,08
	HBt	0,00	0,00	0,00	27,12	51,35	66,38	12,66	23,28
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	46,89	0,78	0,29	0,00	30,10
	Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,29	2,53	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	69,60	5,01	7,82	8,23	61,18	5,81
	HE	0,00	0,00	10,95	9,66	7,78	0,00	1,69	7,23
	HE/Bt	0,00	0,00	19,45	12,19	27,85	14,16	20,25	11,25
	HBt	0,00	0,00	0,00	30,47	56,33	76,97	14,35	26,04
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	42,67	0,22	0,36	0,00	27,34
	Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM e o SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

		SAM Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Laboratório	Não classificado	2,30	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	18,75	0,00	64,87	0,25	0,13	0,02	0,00	6,38
	HE	3,95	0,00	35,13	65,22	3,20	0,33	0,00	8,27
	HE/Bt	9,87	0,00	0,00	34,53	93,12	4,28	0,00	13,24
	HBt	64,80	0,00	0,00	0,00	3,56	95,25	61,97	49,54
	HBt/C	0,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,12	38,03	0,25
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		SAM Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Dist. min. Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	25,33	0,00	75,58	39,69	2,03	0,52	0,00	10,52
	HE	0,00	0,00	24,40	21,11	36,67	0,13	0,00	7,28
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	6,27	12,46	0,24	0,00	1,71
	HBt	74,67	0,00	0,02	32,93	36,76	37,86	36,29	25,39
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	12,09	61,24	63,71	32,79
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		SAM Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Campo	Não classificado	3,29	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	84,54	0,00	47,64	5,61	2,36	0,76	0,00	5,81
	HE	0,00	0,00	52,09	29,66	1,92	0,00	0,00	7,23
	HE/Bt	0,00	0,00	0,27	64,44	69,26	0,83	0,00	11,25
	HBt	12,17	0,00	0,00	0,29	21,60	46,50	35,66	26,04
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	4,86	51,92	64,34	27,34
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		SID Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
Dist. min. Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	84,93	55,37	3,96	0,00	0,00	10,52
	HE	0,00	0,00	15,05	35,84	25,28	0,02	0,00	7,28
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	2,91	11,10	0,00	0,00	1,71
	HBt	100,00	0,00	0,01	5,89	49,42	36,92	23,05	25,39
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	10,24	63,06	76,95	32,79
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

		SID Laboratório							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM Campo	Não classificado	100,00	0,00	0,12	0,26	0,50	0,37	0,93	0,29
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	52,85	13,82	1,41	0,00	0,00	4,70
	HE	0,00	0,00	47,02	63,33	0,00	0,00	0,00	8,23
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	22,59	69,52	0,01	0,00	11,08
	HBt	0,00	0,00	0,00	0,00	18,16	42,07	15,26	23,28
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	0,00	10,41	57,55	83,80	30,10
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SAM com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SAM Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,47	0,00	0,00	0,94	0,00	0,29
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	33,23	15,81	2,30	0,06	0,00	4,70
	HE	0,00	0,00	53,47	34,10	6,71	0,05	0,00	8,23
	HE/Bt	0,00	0,00	12,84	37,85	78,95	22,15	0,00	11,08
	HBt	0,00	0,00	0,00	3,38	11,35	60,82	22,59	23,28
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	8,87	0,69	15,99	77,41	30,10
	Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

		Dist. min. Campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Campo	Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,00	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	0,00	0,00	40,93	16,69	2,44	0,97	0,00	5,81
	HE	0,00	0,00	42,57	36,26	6,30	0,00	0,00	7,23
	HE/Bt	0,00	0,00	16,50	40,64	87,68	19,38	0,42	11,25
	HBt	0,00	0,00	0,00	4,80	3,58	67,51	25,91	26,04
	HBt/C	0,00	0,00	0,00	1,61	0,00	12,10	73,67	27,34
	Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM e o SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

		SAM Campo							
		----- % -----							
		Não classificado	Pixels mascarados	HA	HE	HE/Bt	HBt	HBt/C	Total
SID Campo	Não classificado	2,72	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
	Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
	HA	85,56	0,00	98,03	11,02	0,09	0,17	0,00	5,81
	HE	0,00	0,00	1,97	83,75	2,14	0,00	0,00	7,23
	HE/Bt	0,00	0,00	0,00	5,24	90,01	2,23	1,10	11,25
	HBt	11,17	0,00	0,00	0,00	7,76	90,56	13,51	26,04
	HBt/C	0,54	0,00	0,00	0,00	0,00	7,04	85,40	27,34
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Matrizes de confusão da combinação entre os algoritmos com 11 amostras no talude de solo

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SAM com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SAM Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	1,04	0,01	0,18	0,68	7,03	15,15	5,67	2,61	94,74	11,25	100,00	0,21
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	77,68	10,77	19,35	0,66	0,00	0,00	57,09	0,00	0,00	68,75	0,00	9,70
20 a 40	0,00	0,00	20,96	6,36	27,19	8,57	8,12	30,30	21,05	14,38	0,00	13,13	0,00	6,85
40 a 60	0,00	0,00	0,32	12,13	19,61	27,43	14,56	25,25	5,26	7,84	0,00	1,25	0,00	10,75
60 a 80	0,00	0,00	0,00	10,06	0,00	0,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	6,10
80 a 100	0,00	0,00	0,00	1,75	1,52	4,27	2,59	3,03	2,83	1,96	0,00	3,13	0,00	1,50
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,21	0,29	0,20	0,84	10,10	4,05	1,96	0,00	1,88	0,00	0,19
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,80	1,36	0,63	5,27	5,05	3,64	15,03	0,00	0,63	0,00	0,70
140 a 160	0,00	0,00	0,00	57,79	30,48	57,05	60,92	11,11	0,40	52,94	0,00	0,00	0,00	41,60
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,65	5,26	0,00	0,00	0,00
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,04	0,59	0,00	0,00	2,61	0,00	0,00	0,00	0,01
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e o SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SID Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	26,32	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	74,93	5,77	15,86	0,18	0,00	2,02	61,94	0,00	0,00	72,50	0,00	6,38
20 a 40	0,00	0,00	21,35	10,23	16,36	4,19	1,26	13,13	19,84	0,00	0,00	16,25	0,00	8,08
40 a 60	0,00	0,00	3,72	1,92	31,62	12,29	27,45	52,53	7,29	32,68	0,00	4,38	0,00	4,53
60 a 80	0,00	0,00	0,00	32,98	10,82	34,14	3,18	3,03	0,40	0,00	0,00	1,25	0,00	23,10
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,02	0,30	0,66	7,87	19,19	9,72	1,96	15,79	5,63	0,00	0,20
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,17	0,00	0,00	0,65	5,26	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
140 a 160	0,00	0,00	0,00	42,83	24,93	47,43	58,58	8,08	0,81	63,40	0,00	0,00	0,00	31,51
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,33	2,02	0,00	1,31	52,63	0,00	0,00	0,01
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	6,25	0,10	1,11	1,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,86
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,07	0,03	0,29	1,03	8,70	18,18	3,92	100,00	11,88	100,00	0,00	0,24
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,36
0 a 20	0,00	0,00	40,13	3,94	5,58	0,72	0,67	10,10	0,00	0,00	70,63	0,00	0,00	3,90
20 a 40	0,00	0,00	43,99	11,30	18,25	1,70	0,00	0,00	0,00	0,00	12,50	0,00	0,00	9,12
40 a 60	0,00	0,00	15,45	7,70	21,98	10,94	1,26	17,17	0,00	0,00	3,13	0,00	0,00	7,24
60 a 80	0,00	0,00	0,36	8,53	37,01	33,11	48,87	45,45	66,01	0,00	0,63	0,00	0,00	10,54
80 a 100	0,00	0,00	0,00	4,66	7,18	10,65	12,05	4,04	10,46	0,00	0,63	0,00	0,00	4,18
100 a 120	0,00	0,00	0,00	3,08	2,90	6,61	7,03	5,05	4,58	0,00	0,63	0,00	0,00	2,61
120 a 140	0,00	0,00	0,00	4,91	1,09	8,96	1,34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,70
140 a 160	0,00	0,00	0,00	2,60	4,54	10,24	15,48	0,00	11,11	0,00	0,00	0,00	0,00	2,76
160 a 180	0,00	0,00	0,00	5,47	0,79	5,84	4,27	0,00	3,27	0,00	0,00	0,00	0,00	3,82
180 a 200	0,00	0,00	0,00	29,11	0,07	1,59	0,25	0,00	0,65	0,00	0,00	0,00	0,00	17,71
200 a 220	0,00	0,00	0,00	18,68	0,32	8,61	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,93
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,01	0,00	42,11	0,00	0,00	0,00	0,01
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,36
0 a 20	0,00	0,00	56,33	4,50	8,56	1,78	8,79	25,25	1,96	21,05	83,75	100,00	0,00	4,85
20 a 40	0,00	0,00	22,68	10,95	13,88	1,35	0,00	0,00	0,00	0,00	3,13	0,00	0,00	8,11
40 a 60	0,00	0,00	18,96	8,11	18,54	8,87	0,00	2,02	0,00	0,00	10,63	0,00	0,00	7,17
60 a 80	0,00	0,00	2,04	10,01	33,49	28,07	32,47	54,55	44,44	0,00	0,63	0,00	0,00	10,70
80 a 100	0,00	0,00	0,00	3,92	15,09	15,69	29,37	12,12	31,37	0,00	0,63	0,00	0,00	4,81
100 a 120	0,00	0,00	0,00	5,05	0,81	2,58	2,26	5,05	3,27	26,32	1,25	0,00	0,00	3,33
120 a 140	0,00	0,00	0,00	5,10	2,58	15,93	2,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,42
140 a 160	0,00	0,00	0,00	3,81	5,25	15,24	17,15	0,00	11,76	0,00	0,00	0,00	0,00	3,93
160 a 180	0,00	0,00	0,00	4,67	1,80	8,98	7,62	0,00	5,88	0,00	0,00	0,00	0,00	3,67
180 a 200	0,00	0,00	0,00	29,80	0,00	0,04	0,25	0,00	1,31	10,53	0,00	0,00	0,00	18,01
200 a 220	0,00	0,00	0,00	14,09	0,00	1,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,62
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM e SID com dados espectrais de laboratório pelo sensor AisaFENIX.

SID Lab.	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	1,86	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	17,84	0,00	64,89	0,24	0,12	0,00	0,00	0,42	2,36	0,00	0,00	0,00	0,00	6,38
20 a 40	2,23	0,00	35,11	62,85	1,98	0,00	0,21	0,00	21,51	0,00	0,00	0,00	0,00	8,08
40 a 60	4,46	0,00	0,00	32,13	16,87	0,00	1,05	9,70	26,46	0,70	0,00	0,00	0,00	4,53
60 a 80	11,15	0,00	0,00	4,78	80,94	99,51	95,82	77,22	19,59	15,02	0,00	0,00	0,00	23,10
80 a 100	55,39	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	1,31	10,97	3,83	0,03	0,00	0,00	0,00	0,20
100 a 120	1,49	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
120 a 140	0,37	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	0,49	1,62	1,69	26,13	75,14	0,00	70,59	0,00	31,51
160 a 180	5,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11	0,00	100,00	0,00	0,00	0,01
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,11	0,00	29,41	100,00	3,86
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

Dist. Min. campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,47
0 a 20	11,90	0,00	69,67	15,82	1,30	0,03	0,37	5,91	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,08
20 a 40	0,00	0,00	23,97	20,03	25,69	56,58	0,68	0,42	0,36	0,00	0,00	0,00	0,00	10,14
40 a 60	0,00	0,00	0,50	6,09	8,45	2,09	0,37	2,95	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	1,53
60 a 80	0,00	0,00	0,00	9,21	11,54	1,25	2,72	8,86	0,30	0,00	0,00	0,00	0,00	2,15
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,01	1,29	0,12	1,93	4,22	0,66	0,00	0,00	0,00	0,00	0,46
100 a 120	56,88	0,00	0,85	19,78	17,34	1,04	12,81	9,70	1,37	0,00	0,00	0,00	0,00	4,29
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,94	4,51	14,43	0,00	2,59	0,00	0,00	0,00	0,00	1,68
140 a 160	31,23	0,00	5,01	29,06	29,68	1,88	41,04	24,47	24,79	100,00	100,00	0,00	0,00	16,96
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05	0,37	0,00	3,63	0,00	0,00	0,00	3,37	1,53
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	20,03	10,98	12,24	59,52	0,00	0,00	0,00	96,63	26,42
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	3,73	12,43	14,32	31,22	6,77	0,00	0,00	0,00	0,00	4,28
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM com dados espectrais de laboratório e o SID com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	3,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,47
0 a 20	89,59	0,00	38,35	5,96	2,74	0,10	1,73	18,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,71
20 a 40	0,00	0,00	61,43	29,01	1,49	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,16
40 a 60	0,00	0,00	0,22	53,38	28,78	6,71	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,23
60 a 80	0,00	0,00	0,00	11,65	62,11	30,49	14,11	31,22	2,32	0,00	0,00	0,00	0,00	10,65
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	2,24	4,49	19,97	43,46	8,94	0,00	0,00	0,00	0,00	4,65
100 a 120	6,69	0,00	0,00	0,00	0,00	3,02	2,61	7,17	7,27	0,00	0,00	0,00	0,00	3,30
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	1,80	13,82	40,41	0,00	6,66	0,00	0,00	0,00	0,00	4,45
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	9,40	0,00	5,88	0,00	0,00	3,94
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,70	0,00	94,12	0,00	22,47	3,67
180 a 200	0,37	0,00	0,00	0,00	0,00	2,82	0,26	0,00	42,65	100,00	0,00	0,00	77,53	18,10
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,85	38,52	20,91	0,00	14,06	0,00	0,00	0,00	0,00	8,67
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o Distância Mínima com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

Dist. min. Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	77,57	38,44	1,02	0,24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,15
20 a 40	0,00	0,00	15,05	33,21	1,72	27,50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	10,07
40 a 60	0,00	0,00	0,00	4,32	2,51	4,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,52
60 a 80	0,00	0,00	0,00	3,14	8,73	6,51	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	2,16
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,05	1,32	1,55	0,40	0,00	0,57	0,00	0,00	0,00	0,00	0,60
100 a 120	0,00	0,00	0,84	9,29	24,04	9,51	51,98	0,00	0,98	0,00	0,00	0,00	0,00	4,50
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,31	0,00	0,00	2,14	0,00	0,00	0,00	0,00	1,67
140 a 160	100,00	0,00	6,54	11,55	60,59	17,05	47,62	100,00	27,45	100,00	0,00	0,00	3,74	16,95
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,23	0,00	0,00	4,49	0,00	0,00	0,00	1,83	1,54
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	16,60	0,00	0,00	59,55	0,00	0,00	0,00	94,43	26,25
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	11,92	0,00	0,00	4,79	0,00	0,00	0,00	0,00	4,27
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SID com dados espectrais de laboratório e o SAM com dados de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SID Laboratório										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	100,00	0,00	0,07	0,16	0,55	0,24	66,27	100,00	0,00	88,89	0,00	0,00	0,00	0,25
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	39,95	13,80	2,06	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	3,90
20 a 40	0,00	0,00	59,97	64,80	0,00	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,11
40 a 60	0,00	0,00	0,00	20,86	50,10	14,24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,25
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,37	46,10	31,90	9,92	0,00	3,22	0,00	0,00	0,00	0,00	10,52
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,01	1,18	10,92	13,89	0,00	5,02	0,00	0,00	0,00	0,00	4,19
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,27	6,75	0,00	7,29	0,00	0,00	0,00	0,00	2,60
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,77	3,17	0,00	4,55	0,00	0,00	0,00	0,00	3,70
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	8,76	0,00	0,00	0,00	0,00	2,76
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	11,13	5,56	0,00	0,00	8,03	3,82
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,22	0,00	0,00	43,92	5,56	0,00	0,00	91,97	17,67
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	29,56	0,00	0,00	16,12	0,00	0,00	0,00	0,00	11,91
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0,00	0,00	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e SAM com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SAM Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Campo											Total
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220	
----- % -----														
Não classificado	0,00	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,52	3,84	0,00	0,42	0,00	0,00	0,00	0,25
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	28,90	9,90	2,74	0,00	0,78	3,04	0,00	2,16	0,00	0,00	0,00	3,90
20 a 40	0,00	0,00	69,67	25,92	15,03	0,58	0,00	5,36	0,00	2,00	0,00	0,00	0,00	9,11
40 a 60	0,00	0,00	1,32	21,22	36,26	53,05	0,00	37,82	0,00	9,44	0,00	0,00	0,00	7,25
60 a 80	0,00	0,00	0,02	16,32	38,58	35,86	30,21	31,11	3,01	32,57	0,00	0,00	8,51	10,52
80 a 100	0,00	0,00	0,03	5,08	5,89	4,58	45,96	7,27	1,04	9,59	0,10	0,60	25,25	4,19
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,15	15,10	3,47	1,32	5,84	7,40	2,70	12,17	2,60
120 a 140	0,00	0,00	0,00	2,81	0,31	2,36	4,69	4,94	20,48	8,24	3,88	3,18	11,10	3,70
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	0,26	3,44	10,44	10,36	2,53	2,36	2,76
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	0,09	4,94	20,61	10,04	0,50	3,82
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00	0,00	0,00	0,00	4,28	3,41	36,28	62,42	1,88	17,67
200 a 220	0,00	0,00	0,00	18,70	1,19	3,42	2,60	2,83	66,34	10,96	21,38	18,53	38,23	11,91
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo Distância mínima e SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	Dist. min. Campo											Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200	200 a 220		
----- % -----															
Não classificado	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00	0,00	0,00	0,01
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	0,00	0,00	37,76	10,25	3,10	0,36	6,38	7,38	0,00	2,66	0,00	0,00	0,00	0,00	4,99
20 a 40	0,00	0,00	59,91	27,13	14,00	0,00	0,00	3,09	0,00	0,79	0,00	0,00	0,00	0,00	8,10
40 a 60	0,00	0,00	2,32	23,55	41,89	50,58	0,52	35,22	0,00	7,69	0,00	0,00	0,00	0,00	7,18
60 a 80	0,00	0,00	0,00	22,94	40,29	39,14	30,34	34,19	3,34	26,81	0,00	0,01	14,01	10,69	10,69
80 a 100	0,00	0,00	0,00	1,54	0,10	3,85	45,31	8,06	0,89	16,13	0,41	0,87	22,27	4,81	4,81
100 a 120	0,00	0,00	0,00	0,99	0,00	0,07	9,38	2,90	1,74	2,39	9,64	7,05	14,13	3,32	3,32
120 a 140	0,00	0,00	0,00	1,43	0,21	3,56	5,34	7,50	33,62	14,12	2,55	1,52	10,06	4,41	4,41
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	0,26	10,69	15,67	15,31	2,72	2,84	3,92	3,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,37	8,50	25,05	6,86	0,33	3,66	3,66
180 a 200	0,00	0,00	0,00	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00	3,06	1,05	30,26	65,30	3,04	17,98	17,98
200 a 220	0,00	0,00	0,00	12,04	0,41	2,43	2,60	1,40	45,29	4,15	16,79	15,68	33,33	8,60	8,60
Total	0,00	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Matriz de confusão entre as imagens do talude de solo classificadas pelo algoritmo SAM e SID com dados espectrais de campo pelo sensor AisaFENIX.

SID Campo	Não classificado	Pixels mascarados	SAM Campo										Total	
			0 a 20	20 a 40	40 a 60	60 a 80	80 a 100	100 a 120	120 a 140	140 a 160	160 a 180	180 a 200		200 a 220
----- % -----														
Não classificado	2,81	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
Pixels mascarados	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	22,32
0 a 20	89,69	0,00	97,08	9,76	0,00	0,30	1,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,99
20 a 40	0,00	0,00	2,84	85,74	2,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	8,10
40 a 60	0,00	0,00	0,08	4,50	86,50	4,76	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	7,18
60 a 80	0,00	0,00	0,00	0,00	11,04	79,24	20,40	0,00	2,83	0,00	0,00	0,00	0,00	10,69
80 a 100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	13,66	68,86	8,78	3,34	0,09	0,00	0,00	0,00	4,81
100 a 120	6,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,84	64,49	18,36	8,19	5,12	0,55	3,31	3,32
120 a 140	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,49	7,55	14,81	62,83	1,48	0,00	0,01	10,00	4,41
140 a 160	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,38	7,84	6,42	60,28	11,85	1,66	8,79	3,92
160 a 180	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,18	55,55	6,63	0,99	3,66
180 a 200	0,94	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	2,36	25,83	90,75	7,40	17,98
200 a 220	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,52	0,64	4,07	6,16	18,42	1,65	0,40	63,38	8,60
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100