**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Primeira aproximação da biblioteca espectral de solos do Brasil:
caracterização de espectros de solos e quantificação de atributos**

Marcus Vinicius Sato

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Solos e
Nutrição de Plantas

**Piracicaba
2015**

Marcus Vinicius Sato
Engenheiro Agrônomo

**Primeira aproximação da biblioteca espectral de solos do Brasil:
caracterização de espectros de solos e quantificação de atributos**

Orientador:
Prof. Dr. **JOSÉ ALEXANDRE MELO DEMATTÊ**

Dissertação apresentada para obtenção do título
de Mestre em Ciências. Área de concentração:
Solos e Nutrição de Plantas

Piracicaba
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP

Sato, Marcus Vinicius

Primeira aproximação da biblioteca espectral de solos do Brasil: caracterização de espectros de solos e quantificação de atributos / Marcus Vinicius Sato. - - Piracicaba, 2015.
102 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Espectroscopia de reflectância 2. Ciência do solo 3. Quantificação de atributos
I. Título

CDD 631.41
S253p

"Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor"

DEDICATÓRIA

Este trabalho é dedicado aos meus pais,
Genilda da Silva Sato e Nelson Yuji Sato,
e à minha querida Bruna Cristina Gallo,
pelo apoio, amor, paciência e confiança.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus que sempre iluminou o meu caminho e abençoou a minha família.

À minha Família pelo amor, apoio, confiança e esforço depositado em mim.

À minha querida Bruna Cristina Gallo e seus familiares pelo companheirismo, amor e na ajuda imensa durante a escrita deste trabalho.

Ao meu orientador Prof. Dr. José Alexandre Melo Demattê pela oportunidade, orientação, apoio, dedicação, paciência, ajuda e confiança depositados em mim para a realização deste trabalho.

À equipe GeoCis (Grupo de geotecnologias em ciência do solo) pelo apoio, sugestões, amizade e companheirismo.

Aos meus amigos, João Paulo Brasilano, Mateus Tonini Eitelwein, Karina Patrícia Prazeres Marques, Danilo Jefferson Romero e Marston Héracles Domingues Franceschini que me ajudaram na realização deste trabalho.

À Prof. Dra. Marilusa Pinto Coelho Lacerda pelo apoio, ensinamentos e amizade.

Ao Departamento de Ciência do Solo, da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” – Universidade de São Paulo e Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas em especial os professores Dr. Álvaro Pires da Silva, Dr. Luis Reynaldo Ferracciú Alleoni, Dr. Pablo Vidal-Torrado, Dr. Miguel Cooper, Dr. Tiago Osório Ferreira, Dr. Carlos Eduardo Pellegrino Cerri e Antônio Carlos de Azevedo pelo conhecimento transmitido e oportunidade cedida.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro através da bolsa de mestrado.

Aos professores e pesquisadores que colaboram com a Biblioteca Espectral de Solos do Brasil sem o qual não seria possível a realização deste trabalho: Dr. Alexandre ten Caten (UFSC) , Dr. Eduardo G. Couto (UFMT), Dr. João H.M. Viana (Embrapa Milho e Sorgo), Dr. João Luiz Lani (UFV), Dr. José M. Filippini Alba (Embrapa Clima Temperado), Dra. Lúcia H.C. dos Anjos (UFRRJ), Dr. Marcelo Zózimo da Silva (Instituto Federal do Sudeste de Minas Gerais), Dra. Maria de Lourdes Pinheiro Ruivo (Coordenação de Ciência e Tecnologia da Terra e Ecologia/Museu Goeldi- Pará), Dr. Norberto C. Noronha (UFRAM), Dr. Gustavo Valladares e MSc. Rafael Cipriano (UFC), Dr. Raimundo H.C. Lima (UFAM), Dr. Ricardo M. Coelho (IAC), Dr. Ricardo Dalmolin (UFSM), Dra. Sara F. De Souza (UFPE), Dr. Tiago O. Ferreira (ESALQ-USP), Dra. Sandra Sá (UEMA), Dra. Ingrid Horák Terra (ESALQ-USP), Dr. Luiz Eduardo Vicente e Dra. Célia Regina Grego (Embrapa Monitoramento por Satélite).

Aos funcionários da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” especialmente aos que trabalham no Departamento de Ciência do Solo.

À República Batkverna que sempre me apoiou desde os meus primeiros dias em Piracicaba-SP.

À Dona Inês Bernadette (Sunta), grande amiga, que sempre ajudou.

A todos que me apoiaram eu agradeço sinceramente, muito obrigado!

EPÍGRAFE

“Tudo posso naquele que me fortalece.”
(FILIPENSES 4, 13)

SUMÁRIO

RESUMO.....	11
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO	15
1.1 Histórico das bibliotecas espectrais no mundo.....	15
1.2 Produção de alimentos, mapeamento de solos e conservação do solo.....	16
1.3 Dificuldades no levantamento de solos	17
1.4 Hipótese	20
1.5 Objetivo	20
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
2.1 Solos	21
2.1.1 Definição e classificação	21
2.1.2 Formação dos solos	22
2.2 Sensoriamento remoto	22
2.2.1 Perspectivas do uso dos sistemas sensores no estudo dos solos	23
2.2.2 Espectroscopia de reflectância dos solos.....	24
2.2.3 Avaliação qualitativa das curvas espectrais do solo.....	25
2.2.4 Quantificação de atributos dos solos por métodos quimiométricos	28
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	33
3.1 Área de estudo	33
3.2 Amostras de solo.....	35
3.3 Organização do banco de dados.....	38
3.4 Obtenção dos dados espectrais	38
3.5 Análise qualitativa dos espectros	38
3.6 Análise discriminante de perfis de solos por meio dos espectros	39
3.7 Análise quimiométrica	40
3.7.1 Análise dos Componentes Principais	40
3.7.2 Calibração e validação dos dados espectrais na quantificação de argila e areia	41
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	45
4.1 Caracterização dos espectros	45
4.1.1 Argissolos.....	45
4.1.2 Cambissolos.....	46
4.1.3 Gleissolos.....	47
4.1.4 Latossolos	47
4.1.5 Luvisolos.....	48
4.1.6 Neossolos.....	48

4.1.7 Nitossolos	49
4.1.8 Organossolos.....	50
4.1.9 Planossolos	51
4.1.10 Plintossolos.....	51
4.1.11 Vertissolos	52
4.2 Análise discriminante de perfis de solos por meio dos espectros	77
4.3 Análise dos Componentes Principais (ACP)	82
4.4 Quantificação da argila	85
4.5 Quantificação de areia	88
5 CONCLUSÕES.....	91
REFERÊNCIAS	93

RESUMO

Primeira Aproximação da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil: Caracterização de espectros de solos e quantificação de atributos

O Brasil é um país expressivo na produção de alimentos, assim para melhorar a eficiência da agricultura se faz necessário seu planejamento. O solo é a base para a agricultura sendo relevante nas questões de segurança alimentar e qualidade ambiental. Dados obtidos por sensoriamento remoto podem auxiliar no levantamento, mapeamento e manejo do solo, que são estratégicos para uma agricultura planejada. As técnicas de espectroscopia de refletância são mais rápidas, menos onerosas e menos poluentes quando comparado aos métodos tradicionais de análise de solos. Um banco de dados com informações de espectros de solo é denominado Biblioteca Espectral (BE). Por meio de uma BE é possível caracterizar classes de solo e estimar atributos. As BEs além de contribuir para o levantamento, mapeamento, manejo de solos e ainda pode auxiliar na agricultura de precisão, modelagem de atributos do solo, monitoramento de solos contaminados, comunicação entre pedólogos e conservação dos solos. Existem Bibliotecas Espectrais de Solos (BES) a nível mundial com amostras de continentes, tais como a Austrália, Europa, Ásia, África e Américas, porém poucas amostras Brasileiras representativas. Sendo assim, o objetivo deste trabalho é elaborar uma primeira versão da BE de solos do Brasil (BESB), caracterizar os espectros das classes de solos e quantificar atributos do solo (argila e areia). O banco recebeu amostras de 17 colaboradores e instituições de diversos estados brasileiros, que incluem: Rio Grande do Sul, Santa Catarina, São Paulo, Minas Gerais, Rio de Janeiro, Mato Grosso do Sul, Mato Grosso, Goiás, Maranhão, Pernambuco, Rio Grande do Norte, Ceará, Paraíba, Pará, Roraima, Amazonas e Distrito Federal. No total 19.537 curvas espectrais de solo provenientes de tradagens e perfis foram caracterizados, essas amostras são de várias classes de solos do Brasil. Perfis de solo e seus horizontes representativos tiveram seus espectros caracterizados em curvas multi-espectrais em profundidade. Foi gerado um modelo de quantificação dos atributos baseado na regressão dos mínimos quadrados parciais (PLSR). Os resultados obtidos para os modelos de quantificação foram utilizados para calibração da fração argila (calibração $R^2 = 0,82$; RMSE = 46,75 g/kg, validação $R^2 = 0,83$; RMSE = 46,75 g/kg; RPD = 4,57) e areia (calibração $R^2 = 0,81$; RMSE = 60,9 g/kg, validação $R^2 = 0,79$, RMSE = 60,85 g/kg; RPD = 4,16). Foi possível distinguir diferentes classes de solos através da Análise dos Componentes Principais (ACP), como Organossolos, Latossolos, Argissolos e Nitossolos. A elaboração da BESB permite estabelecer padrões espectrais dos solos e auxilia nos avanços das técnicas de quantificação de atributos.

Palavras-chave: Espectroscopia de reflectância; Ciência do solo; Quantificação de atributos

ABSTRACT

First approach of Brazilian soil spectral library: soil spectral characterization and quantification of attributes

Brazil is a significant country in food production and to improve efficiency of agriculture is necessary to be planned. Soil is the basis for agriculture, which is relevant for food safety and environmental issues. Mapping and soil management are strategies for planned agriculture and can be assisted by remote sensing. Spectroscopy techniques are faster, less honorable and less polluting when compared to traditional methods. Soils Spectral Library (SSL) composes a diverse and varied database with soil spectra information. Through SSL soil types can be characterize and soil attributes estimated. SSL besides contribute to the soil survey, mapping and soil management it can support precision agriculture, soil attribute modeling, soil contaminated monitoring, communication between the soil scientists and soil conservation. There are SSL worldwide with soil samples from continents, such as Australia, Europe, Asia, Africa and the Americas, but there are few Brazilian samples representative. Thus, the objectives of this study were first to create a Brazilian Soil Spectral Library (BSSB), second to characterize soil spectra of BESB soil classes and finally to quantify soil properties (clay and sand). The BSSL bank received samples from 17 collaborators and institutions from various Brazilian states, including Rio Grande do Sul, Santa Catarina, São Paulo, Minas Gerais, Rio de Janeiro, Mato Grosso do Sul, Mato Grosso, Goiás, Maranhão, Pernambuco, Rio Grande do Norte, Ceará, Paraíba, Pará, Roraima, Amazonas and Distrito Federal. The Spectral Library has 19,537 soil samples from auger and profiles. Spectra of several Brazilian soil classes were characterized. Soil profiles and their horizons had their representative spectra characterized with multi-depth analysis. Quantification model of soil attributes was based on partial least squares regression (PLSR). Prediction models were obtained to quantify clay (calibration $R^2 = 0,82$; RMSE = 46,75 g/kg, validação $R^2 = 0,83$; RMSE = 46,75 g/kg; RPD = 4,57) and sand (calibration $R^2 = 0,81$; RMSE = 60,9 g/kg, validação $R^2 = 0,79$, RMSE = 60,85 g/kg; RPD = 4,16). In addition, we distinguish different soil classes by Principal Component Analysis (PCA). Organossolos, Latossolos, Argissolos and Nitossolos were well separated. BESB assembly assisted to establish spectral patterns of land and it could improve advancing attributes techniques measurement.

Keywords: Reflectance spectroscopy; Soil science; Soil attributes quantification

1 INTRODUÇÃO

1.1 Histórico das bibliotecas espectrais no mundo

Uma biblioteca espectral de solos é um conjunto das informações espectrais e analíticas que podem ser consultadas e estudadas para fins agrônômicos, ambientais e pedológicos. As bibliotecas espectrais contribuíram na evolução e aprimoramento do Sensoriamento Remoto. Um breve histórico das bibliotecas espectrais de solo no mundo será apresentada a seguir.

A primeira biblioteca espectral de solos foi elaborada por Condit (1970), para o território americano, e posteriormente foi completado por Stoner et al. (1980), publicado posteriormente por Stoner e Baumgardner (1981). Vários solos americanos foram avaliados, incluindo uma classe de solo do estado do Paraná.

No Brasil, Epiphany et al. (1992) e Formaggio et al. (1996) elaboraram uma biblioteca espectral de 14 classes de solos ao nível de estado de São Paulo. No mesmo ano, Grove, Hook e Taylor (1992) criaram uma biblioteca espectral de 160 minerais, patrocinado pela NASA.

Várias bibliotecas espectrais surgiram no mundo depois de 2000, incluindo ICRAF-ISRIC (biblioteca espectral de solos do mundo), composto por solos de diversos países da África, Europa, Ásia e das Américas (BROWN et al., 2006). Viscarra Rossel e Webster (2011) criaram uma biblioteca espectral de solo do território da Austrália e contaram com aproximadamente 4.000 perfis de solo. A biblioteca espectral de solos dos Estados Unidos foi elaborada para um projeto chamado Rapid Carbon Assessment (RaCA), com o intuito de disponibilizar rápida informação sobre carbono (WILLS et al., 2014) e conta com 145.000 dados espectrais na faixa do VIS-NIR de 32.000 perfis de solo. Na Europa, a biblioteca espectral de solos é chamada LUCAS (Land Use/Cover Area Frame Survey) e possui cerca de 20.000 amostras de solo de superfície, coletadas de 23 países (STEVENS et al., 2013). A biblioteca espectral ASTER é outra que se destaca, foi criada por Baldridge et al. (2009) e consiste na compilação de 2.400 espectros de solos, rochas, minerais e outros materiais.

No Brasil, Bellinaso, Demattê e Romeiro (2010) contemplaram seis estados brasileiros com cerca de 8.000 amostras de solo. Assim, como no Brasil, recentemente outros países como a República Checa (BRODSKY et al., 2011),

França (GOGÉ et al., 2012), Dinamarca (KNADEL et al., 2012), Espanha (BAS et al., 2013) e Moçambique (CAMBULE et al., 2012) tomaram a iniciativa de criar uma biblioteca espectral de solos.

Por meio desse histórico pode-se perceber que bibliotecas com dados espectrais de solo estão aumentando em todo o mundo. A questão é: uma biblioteca espectral de solos pode gerar informações importantes que venham a contribuir com o futuro dos levantamentos de solos? Para responder essa pergunta é importante entender o contexto atual da utilização do solo como recurso natural no mundo.

1.2 Produção de alimentos, mapeamento de solos e conservação do solo

A área utilizada para produção de alimentos é cerca de 13,4 bilhões de hectares no mundo (FAO, 2013a). Entretanto, atualmente são mais de 867 milhões de pessoas mal nutridas no mundo. A FAO estima que a população mundial ultrapasse de 8 bilhões até 2050 (FAO, 2013b). Para assegurar alimento para mais de 8 bilhões de pessoas é importante que sejam adotadas estratégias para cobrir as áreas improdutivas (GODFRAY et al., 2010). Portanto é requerido bom planejamento do uso da Terra.

A produção de alimentos depende do manejo adequado do solo visando produtividade eficiente e conservação do solo. Porém, a degradação dos solos tem aumentado. Mahmood (1987) estimou que até 1986 cerca de 1.100 km³ de sedimentos foram carregados aos reservatórios, consumindo quase um quinto da capacidade de armazenamento do solo mundial. Ainda, em um estudo mais recente de Lal (2003) a taxa de erosão do solo estimada foi de 201,1 Pg ano⁻¹.

Existe a necessidade de desenvolver estratégias de mapeamento visando reduzir a degradação do solo e ao mesmo tempo servir na tomada de decisões. O desenvolvimento de mapas de solo são informações básicas no planejamento da lavoura, além de apresentar potencial para melhorar a produção de alimentos (BRADY; WEIL, 2007).

Existe um alerta não só na questão da erosão das terras cultivadas, como no desmatamento e queima da biomassa, pela perda do estoque de carbono no solo, mas também na emissão de gases poluentes. Os solos também são relevantes no contexto das mudanças climáticas. De acordo com Lal (1999) a

mudança no uso da Terra contribuiu com as emissões de Dióxido de Carbono (CO₂) na atmosfera.

Sob a perspectiva da realidade brasileira a expansão agrícola se destaca. Spera et al. (2014) calculou 3,3 milhões de hectares de plantações mecanizadas em 2001 aumentaram para 5,8 milhões de hectares em 2011. O Brasil é um dos países mais biodiversos do mundo, produto da grande variação climática e geomorfológica de um país de 8,5 milhões de quilômetros quadrados (FUNDAÇÃO CARGILL, 2007). Ao se considerar o crescimento das terras produtivas e a riqueza dos recursos naturais nacionais são necessárias estratégias e planejamento no uso da Terra no país. Respeitando os recursos naturais, entre eles o corpo natural solo, a qualidade e eficiência na produtividade podem ser garantidos. O solo é relevante nas questões de segurança alimentar, qualidade ambiental e aquecimento global tendo impacto local e global. Por isso informações mais detalhadas sobre os solos em larga escala são muito importantes e valiosas.

Estudos que compreendem os solos, por exemplo, as funções dos solos e os solos na agricultura e sociedade se aplicam em diversos temas, como classificação, mapeamento pedológico e atributos do solo, monitoramento dos solos, sustentabilidade local, conservação do solo, interação entre planta e solo, agricultura de precisão, sistema de irrigação, capacidade de uso da terra, entre outros. Entender as funções do solo nos sistemas naturais e na agricultura é essencial, pois ambos coexistem na paisagem e em bacias hidrográficas em diferentes escalas. O conhecimento detalhado dos solos é imperativo no impacto das decisões de gestão e política dos solos, água e meio ambiente em larga escala.

1.3 Dificuldades no levantamento de solos

Um problema que muitos pesquisadores dos solos do Brasil vêm enfrentando é conseguir mapear classes de solos em nível mais detalhado com menos trabalho de campo, para diminuir custos e ganho de tempo. A classificação de solos está relacionada aos atributos do solo e as características da subsuperfície e é avaliada através de perfis que podem chegar a 2 m de profundidade. A limitação no mapeamento de solos concerne substancialmente na abertura de perfis, pois é extremamente trabalhosa, demorada e cara.

A análise química de terra constitui o método mais difundido para avaliar a composição granulométrica e a fertilidade dos solos. Pesquisadores como Raij et al. (2001) desenvolveram metodologias na área de fertilidade e Camargo et al. (1986) na área da física do solo (composição granulométrica), sendo tais métodos indiscutivelmente os mais desenvolvidos, confiáveis e de grande valia para a sociedade. A agricultura deve seu desenvolvimento em grande parte a estas metodologias. A composição granulométrica não está sujeita a alterações sendo considerada uma propriedade inerente a gênese do solo (BRADY; WEIL, 2007) especialmente em relação ao material de origem e o seu comportamento com a água (BRADY; WEIL 2007, BUOL et al., 2011;; VAN BREEMEN; BUURMAN 2011).

Os pedólogos podem adquirir muitas informações importantes através da composição granulométrica do solo. A análise da composição granulométrica é importante para fins agrícolas, principalmente a fração argila do solo pois essa fração tem capacidade de reter grandes quantidades de cátions e contribuir para a fertilidade do solo. A fração argila tem grande influência na estrutura do solo e na formação de agregados, assim como na expansão e contração dos mesmos (argila 2:1). Além disso, é fundamental na dinâmica da água e na aeração do solo, na infiltração de raízes e regulação dos microrganismos e também na decomposição da matéria orgânica e na ciclagem de nutrientes (STENBERG, 1999). Algumas importantes aplicações destas informações estão inseridas no contexto dos levantamentos pedológicos, da agricultura de precisão, da definição dos denominados ambientes de produção e da conservação do solo.

Entretanto, o custo destas análises e o tempo para obtenção dos resultados são os principais entraves na utilização dos dados. A diminuição destas duas questões poderia aumentar o número de usuários. Há a necessidade de se obter resultados rápidos e confiáveis utilizando metodologias simples e de baixo custo, capazes de minimizar ou eliminar os resíduos tóxicos gerados durante as análises (SHEPHERD; WALSH, 2002).

Portanto, seria possível agregar alguma metodologia que diminuísse o tempo, custo e uso de reagentes na determinação de atributos do solo? Neste sentido, as técnicas de sensoriamento remoto, incluindo as escalas laboratoriais, de campo, aéreas e orbitais, apresentam vantagens, principalmente no que se refere à avaliação de áreas de grande extensão (COHEN et al., 2007). A natureza da análise espectral (por não haver contato direto com o alvo) sugere uma possível solução aos

resíduos (reagentes) gerados pelas análises convencionais de solo (NANNI; DEMATTÊ, 2006) o qual demanda mão de obra especializada e grande investimento de recursos para descarte adequado de resíduos (BRADY; WEIL 2007).

A demanda de um banco espectral de solos organizado pode ajudar a difundir a técnica e gerar dados estratégicos para levantamento e mapeamento de solo que podem auxiliar no manejo da agricultura de forma racional. A elaboração de bibliotecas espectrais de solos, ou seja, de um banco de dados espectrais representativos de um país ou região, funciona como padrão para caracterização dos mesmos e estimativa de seus atributos. Além disso, a biblioteca espectral tem aplicabilidade como dado base para interpretações como classes de solo e classificação de perfis por dados radiométricos (BELLINASSO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010; DEMATTÊ et al., 2014). Os dados químicos de referência do solo usados nas calibrações devem ser obtidos através de procedimentos analíticos reconhecidos e confiáveis (DUNN et al., 2002; SHEPHERD; WALSH, 2002; BROWN et al., 2006; VISCARRA ROSSEL et al., 2008). A criação e desenvolvimento de uma biblioteca espectral deve considerar número de amostras a fim de representar a variabilidade espacial de solos encontrados na região de trabalho. Estas amostras devem ser cuidadosamente subamostradas, manuseadas, preparadas, armazenadas e escaneadas pelo sensor, de forma a não produzirem efeito desfavorável, como ruídos, na curva espectral do solo.

A BESB é um projeto de longo prazo, sua iniciativa veio da necessidade da organização do banco de dados espectrais do Brasil. O desafio é conseguir juntar dados de diversas regiões num banco de dados que possa ser difundido aos meios científicos nacionais e internacionais, além de fornecer subsídios para o mapeamento digital de solos do Brasil em escalas mais detalhadas daquelas atualmente existentes.

A quantificação de atributos dos solos é possível sabendo-se da forte interação entre constituintes do solo e a espectroscopia. Sabendo da importância da criação de uma biblioteca espectral de solos a justificativa desse trabalho considera a necessidade de agrupar, obter e organizar dados de solos de todo o Brasil. Trata-se de um trabalho de grande porte o qual esta dissertação corresponderá ao início da criação da BESB.

1.4 Hipótese

A hipótese desse trabalho se baseia no fato de que análise das curvas espectrais de solos de diferentes regiões brasileiras mostrarão variações devido à grande área de distribuição dos solos estudados, com regionalizações climáticas, geológicas, mineralógicas e pedológicas distintas. Locais com características do meio físico semelhantes podem apresentar solos com curvas espectrais semelhantes e vice-versa.

1.5 Objetivo

Baseado no exposto, os objetivos deste trabalho foi desenvolver e organizar uma primeira aproximação da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB) Vis-Nir-SWIR (350-2500 nm), sendo: a) descrever e discriminar classes de solo; b) gerar modelos de quantificação de atributos, tais como argila e areia.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Solos

2.1.1 Definição e classificação

O solo é a parte não consolidada da crosta terrestre. Uma definição de solo pode ser entendida como um corpo natural tridimensional em constante desenvolvimento, formado por constituintes minerais e orgânicos (IUSS WORKING GROUP WRB, 2014). O “corpo de solo”, definido em Pedologia, representa a interação de fatores e formação dos solos e é representado pela unidade básica chamada Pedon, no qual se organizam verticalmente de forma gradual na paisagem (BUOL et al., 2011).

A caracterização dos solos é importante, pois nos ajuda a entender o que é o solo e como este funciona no ecossistema. Para caracterizar as amostras de solo é necessário conhecermos técnicas de quantificação química, mineralógica, biológica e física. A identificação horizontal e vertical dos arranjos dos atributos do solo como os horizontes superficiais, subsuperficiais e o horizonte diagnóstico é essencial para sua classificação.

Devido aos processos pedogenéticos serem interações complexas, grupo de Pedons (polipedon) similares representa uma unidade de mapeamento. A definição de limites entre unidades é baseada no relevo e em descrições de perfis de solos. O Pedon (tridimensional, dimensões laterais e verticais) é a base para amostragem, já o perfil do solo (duas dimensões, uma lateral e outra vertical) é a base para descrever e ilustrar a profundidade vertical e lateral do solo (LEPSH, 2011).

As classes de solo uma vez identificadas podem ser mapeadas, onde as classes são delineadas espacialmente (LEGROS, 2006). Alguns sistemas de classificação de solo foram desenvolvido para facilitar a comunicação entre a sociedade científica de solos, entre eles tem-se o sistema mundial adotado pela FAO - World Reference Base for Soil Resources (IUSS WORKING GROUP WRB, 2014), o sistema Norte Americano - Soil Taxonomy (SOIL SURVEY STAFF, 2014) e o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) (EMBRAPA, 2013).

2.1.2 Formação dos solos

A formação do solo é baseada nos processos físicos e químicos do intemperismo sobre rocha no tempo, onde o clima e os organismos têm importante papel na formação dos solos e ainda todos os fatores são influenciados pelo relevo. Os processos da formação ocorrem sob diferentes tempos e escala espacial com diferentes intensidades e variáveis. Essa concepção pode ser resumida por meio da equação proposta por Jenny (1941):

$$S = f(c, o, r, p, t) \quad (\text{Eq. 1})$$

Onde: c: clima; o: organismos; r: relevo, p: material de origem; t: tempo

Com a inserção de novos métodos e tecnologias para avaliação do solo, como o Sistema de Informação Geográfica (SIG) e as Geotecnologias, o solo pôde ser observado sob outros pontos de vista. McBRATNEY; MENDONÇA-SANTOS; MINASNY, 2003) estudou novos métodos e técnicas e inovou a equação de Jenny adicionando mais dois fatores. Os fatores correspondentes são: 1) **Fator s**, referente às informações de solo disponível, como mapa de solos existente, dados obtidos por sensoriamento remoto e conhecimento de pedólogos experiente e 2) **Fator n**, referente à posição geográfica do solo. A nova equação é conhecida como “*scorpan*” e auxilia a visualizar o solo como um corpo completo.

2.2 Sensoriamento remoto

Sensoriamento remoto obtém informação do alvo por meio da energia refletida ou emitida sem interagir diretamente com o objeto de interesse (JENSEN, 2006). O termo sensoriamento remoto pode ser aplicado a qualquer sensor que detecta a radiação eletromagnética (REM) instalado em qualquer plataforma ou nível de aquisição, por exemplo, orbital, aéreo, campo ou laboratório (JENSEN, 2006). No caso de estudos dos solos foi adotado por Viscarra Rossel et al. (2011) o termo sensoriamento remoto próximo. Esse conceito é entendido como a detecção de informação sobre o objeto em uma distância curta, usando além de sensor espectral outros dispositivos de medição. Desta forma, entende-se que sensoriamento remoto

aplica-se a dados obtidos a nível orbital e aéreo, enquanto sensoriamento remoto próximo se aplica a dados obtidos no campo e no laboratório.

2.2.1 Perspectivas do uso dos sistemas sensores no estudo dos solos

Na agricultura o conhecimento do local de produção e principalmente a identificação do solo na propriedade é indispensável. O relevo, a caracterização dos solos e suas propriedades físicas e químicas, são de essencial importância no manejo agrícola. O conhecimento das características inerentes a cada solo, chamados fatores edáficos, é importante para predizer o potencial agrícola (LEPSCH, 1987). A importância da compreensão da Terra como um sistema integrado é possível por meio de sistemas sensores por se adequar de forma espacial, espectral e temporal às escalas apropriadas (DOZIER; GOETZ, 1989).

A pedologia envolve algumas disciplinas básicas, entre elas se destaca física, química, biologia (microbiologia) e mineralogia. Para caracterizar e quantificar as propriedades do solo são utilizadas diversas análises metodológicas tradicionais dentro das disciplinas citadas em laboratórios. Os dados espectrais obtidos pelo sensoriamento remoto são informações físicas e na maioria das vezes requer modelos para se relacionar com as propriedades do solo. Através da análise das formas dos espectros, podem ser extraídas informações valiosas quanto aos atributos físico-químicos e mineralógicos dos solos (BEN DOR et al., 2008; DEMATTÊ et al., 2014).

O sensoriamento remoto no estudo dos solos pode ser aplicado sob diversas perspectivas. No caso do sensoriamento remoto próximo este pode ser aplicado em micro escala sob a perspectiva longitudinal do terreno seguindo o relevo em uma topossequência. Enquanto que de forma pontual o solo pode ser analisado usando sensoriamento remoto a partir da observação de um perfil no campo ou por meio de um pixel numa imagem de satélite (DEMATTÊ; TERRA, 2014). No último caso, ressalta-se a associação de outros elementos do relevo como forma, declividade e altura, podendo até detectar limites entre diferentes classes de solo. Desta forma, o sensoriamento remoto associado ao solo pode ser estudado sob diferentes pontos de vista dependendo do objetivo de estudo, agregando diversas informações sobre os solos e se destacando como uma ferramenta sustentável.

2.2.2 Espectroscopia de reflectância dos solos

A informação obtida no alvo apresenta um comportamento espectral que está relacionada a interação da radiação eletromagnética (REM) incidente. Essa técnica pode ser definida como a medida da distribuição da energia radiante, no caso a refletida, de um determinado alvo (MENESES; MADEIRA NETTO, 2001). A REM varia de acordo com composição e estrutura molecular e atômica do objeto. Cada alvo possui elétrons distribuídos em seu material em diferentes níveis energéticos e absorvem certas quantidades de REM. A quantidade da REM refletida pelo material pode ser medida e analisada em faixas do espectro eletromagnético (Figura 1).

Figura 1 - Espectro eletromagnético com a faixa de medição do sensor Fieldspec (adaptado de Ramírez López, 2009)

A espectroscopia de reflectância função é utilizada para medir a REM da superfície dos alvos em diferentes comprimentos de onda usando espectrorradiômetros ou radiômetros e pode ser representada graficamente. Em laboratório as condições são controladas e as medidas espectrorradiométricas de reflectância têm valores, em cada comprimento de onda, em função direta da composição química e física do objeto. Isso auxilia a interpretar e avaliar características como composição, constituição e arranjo dos componentes do alvo.

A reflectância espectral $[\rho(\lambda)]$ é a razão espectral entre a energia do comprimento de onda (λ) refletida pelo objeto $[E_R(\lambda)]$ - radiância refletida pelo o objeto e a energia no comprimento de onda (λ) incidente sobre o objeto $[E_L(\lambda)]$ -

irradiância incidente sobre a superfície do objeto conforme equação a seguir (Lillesand e Kiefer, 1994):

$$[\rho(\lambda)] = [E_R(\lambda)]/[E_L(\lambda)] \quad (\text{Eq. 2})$$

A reflectância espectral estuda-se desde 1925 (ANGSTROM, 1925) até os dias de hoje. Muitos estudos demonstram a importância entre a espectroscopia de reflectância e a ciência do solo (VISCARRA ROSSEL et al., 2006; CHANG et al., 2001; SHEPHERD; WALSH, 2002). No entanto, a reflectância espectral é extremamente complexa, pois são influenciadas pelos constituintes do solo que apresentam quantidades, tamanhos e arranjos diferentes. Vários parâmetros do solo podem ser caracterizados pela reflectância, como matéria orgânica, tamanho de partículas e minerais (STONER; BAUMGARDNER, 1981).

Assim, as pesquisas que utilizam a faixa do espectro do VIS (*Visible*, 400-700 nm), NIR (*Near Infrared*, 700-1100 nm) e SWIR (*Short Wave Infrared*, 1100-2500 nm) na estimativa de atributos do solo são consideradas promissoras e ganham destaque, no campo do levantamento da fertilidade e de atributos do solo em geral (DEMATTE; 1999; MCBRATNEY et al., 2000; McCARTY et al., 2002; WETTERLIND; STENBERG; SÖDERSTRÖM, 2008; VISCARRA ROSSEL, 2008; STENBERG et al., 2010; VICENTE; SOUZA FILHO, 2011; ARAÚJO et al., 2014; SORIANO-DISLA, et al., 2014). O uso da espectroscopia tem sido utilizado como ajuda a mapeamento de solos por meio de técnicas de sensoriamento remoto que auxiliam as análises convencionais (MADARI et al., 2006; MCBRATNEY; MINASNY; VISCARRA ROSSEL, 2006; NANNI; DEMATTE, 2006; RIVERO; GRUNWALD, BRULAND; 2007; BEN DOR et al., 2008, BELLINASSO; DEMATTE; ROMEIRO, 2010; DEMATTE et al., 2014).

2.2.3 Avaliação qualitativa das curvas espectrais do solo

A reflectância espectral do solo é medida através da combinação dos constituintes do solo com a luz incidente, os constituintes incluem matéria orgânica, minerais e água (CLARK, 1999). A porcentagem de luz incidente que é refletida pelo solo nos diferentes comprimentos de onda constitui o comportamento espectral dos solos e é conhecida como curva espectral de solo ou espectro do solo. As interações

geram específicas feições de absorção em diferentes comprimentos de onda para os diversos solos. O comportamento do espectro do solo depende diretamente da composição química, física, biológica e mineralógica do solo. Os principais constituintes que afetam o comportamento espectral dos solos são matéria orgânica, óxidos de ferro, tamanho de partículas, mineralogia da fração argila e umidade do solo (DALMOLIN et al., 2005). Cada amostra de solo tem um definido comportamento espectral, assim como tem uma exclusiva curva espectral.

As curvas espectrais do solo podem ser caracterizadas de forma qualitativa ou descritiva (DEMATTÊ, 2002). A avaliação qualitativa do espectro é baseada no horizonte individual (GALVÃO; VITORELLO; FORMAGGIO, 1997). A análise morfológica do espectro foi proposta por Demattê (2002), que considera aspectos da curva como forma, albedo, inclinação, assim como comparações entre horizontes (Figura 2) e feições de absorção (Figura 3). Demattê et al. (2014) desenvolveu um sistema morfológico para classificação dos espectros, essa análise leva em consideração a forma da curva espectral (côncava, convexa ou plana), o albedo (alta ou baixa intensidade) e a inclinação da curva (ascendente, plana ou descendente). Ainda, se as curvas espectrais podem apresentar diferenças entre os horizontes ou simplesmente apresentarem comportamento semelhante (Figura 2).

Figura 2 - Exemplo hipotético de aspectos qualitativos de curvas espectrais do solo, (a) Forma e Albedo, (b) Inclinação, (c) e (d) comparações entre horizontes de um perfil do solo (adaptado de Demattê et al., 2014).

As principais feições de absorção são originadas na faixa do VIS-NIR onde as transições eletrônicas ocorrem e apresentam feições de óxidos de ferro (hematita) e oxi-hidróxido de ferro (goethita). Enquanto que na faixa do SWIR as vibrações moleculares dos argilominerais com estruturas 2:1 (vermiculita, esmectita, illita e outras), 1:1 (caulinita) e óxido de alumínio (gibbsita) são as feições representativas (DEMATTE; TERRA, 2014) (Figura 3).

Figura 3 - Características das principais feições espectrais de um perfil hipotético de solo (Adaptado de Demattê e Terra, 2014).

As diferentes energias de retenção de água no solo (estrutural, higroscópica e água livre) são ativas sob a absorção de energia eletromagnética (STENBERG et al. 2010). Nos espectros do solo sob presença de água, duas feições aparecem bem distintas, nos comprimentos de onda 1400 nm e 1900 nm. As vibrações das moléculas de água podem aparecer bem agudas (moléculas bem definidas) ou muito largas (moléculas desordenadas) ou mais de um local está ocupado por moléculas de água (HUNT; SALISBURY, 1970; HUNT, 1980). O aparecimento de feição no comprimento de onda 1400 nm e sua ausência em 1900 nm indica presença de água estrutural no mineral, comum em minerais 2:1 (HUNT; SALISBURY, 1970). Para Zhu et al. (2010). Os comprimentos de onda que predizem a presença de água no solo são 1350 a 1450, 1890 a 1990 e 2220 a 2280 nm.

O íon de Hidroxila (OH), frequente em solos minerais podem formar outras combinações de modo vibracional, como nas feições 2200 nm, visualizado nos espectros da caulinita ($\text{Al}_2\text{SiO}_5(\text{OH})_4$) e 2265 nm visualizado no espectro da gibbsita ($\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$) (HUNT, 1980). A caulinita é um argilomineral mais frequente encontrado nos solos tropicais. Geralmente é formada nos solos pelo intemperismo ou nas rochas pela alteração hidrotermal de aluminossilicatos, feldspato ou rochas sedimentares. A gibbsita também é um argilomineral presente em solos que sofreu pronunciada lixiviação, como nos Latossolos..

Além do método qualitativo usado na predição de atributos e classificação dos solos a partir do espectro, os métodos quantitativos também têm sido amplamente usados. Os modelos de predição da caulinita, gibbsita, goethita e hematita de solos brasileiros foram elaborados por Vendrame et al. (2012), que obtiveram coeficientes de determinação (R^2) de 0,83, 0,78, 0,60 e 0,56 respectivamente. Sellito et al. (2009) obtiveram valores de R^2 de 0,46 e 0,80 na predição da goethita e hematita e Summers et al. (2011) quantificaram carbonatos e óxido de ferro com valores de R^2 de 0,66 e 0,61, respectivamente.

Bellinaso; Demattê; Romeiro, (2010) classificaram o solo de uma região usando método tradicional e por espectros, obtendo 80% de acertos quando utilizando a classificação do solo por espectros. Recentemente Vasques et al. (2014) desenvolveu um método para avaliar espectros em diferentes camadas de solo em profundidade (análise multi-espectral em profundidade), atingindo 90% de exatidão. As feições de absorção foram utilizadas para caracterizar diferentes solos tropicais (NANNI et al., 2014). Desta forma, é importante agregar os métodos quantitativos e qualitativos para atingir os melhores resultados na predição de atributos que auxiliam na classificação de solos.

2.2.4 Quantificação de atributos dos solos por métodos quimiométricos

Os modelos criados de atributos de solo apresentam instabilidades em áreas com alta variabilidade do solo ou extensa área geográfica, como a acidez do solo que dependem de fontes orgânicas e inorgânicas na predição de pH do solo (STENBERG; VISCARRA ROSSEL, 2010). Outra instabilidade, por exemplo, é o valor baixo de concentração de cálcio em solos altamente intemperizados, como nos solos tropicais (NANNI; DEMATTÊ, 2006), portanto modelos de predição para o

cálcio são difíceis e por consequência menos exatos. Assim como são difíceis para modelos de predição de K trocável (KUANG et al., 2012). Dentre as propriedades do solo uma importante que afeta a fertilidade e manejo do solo é a CTC, atributo que apresenta bons modelos de predição (SORIANO-DISLA et al., 2014). A quantificação da argila em condições de laboratório apresenta resultados favoráveis.

A espectroscopia nas regiões do VIS-NIR-SWIR associada a métodos quimiométricos, permite a quantificação de diversos atributos físicos (argila, areia e silte), químicos (CTC, pH; carbono orgânico, inorgânico e total; matéria orgânica; Ca; N; K; Mg; As; Fe; Hg; Pb; S; Sb) e mineralógicos (caulinita, gibbsita, montmorilonita e óxidos de ferro) dos solos (SHEPHERD; WALSH et al., 2002; KEMPER; SOMMER, 2002; KETTANEH; BERGLUND; WOLD, 2005; VISCARRA ROSSEL et al., 2008; WETTERLIND; STENBERG, 2010; MARETTO, 2011; VISCARRA ROSSEL; WEBSTER, 2011; GOGÉ et al., 2012; STEVENS et al., 2013). A quimiometria é a base na consolidação da espectroscopia de reflectância do solo para a manipulação de dados, reconhecimento e classificação de padrões e ainda monitoramento, calibração e modelagem multivariada (WOLD; SJÖSTRÖM, 1998; VISCARRA ROSSEL, 2008; MARETTO, 2011). Dentre os métodos matemáticos e estatísticos para correlação entre espectro e atributo do solo os mais usados atualmente são Análise dos Componentes Principais (ACP) e Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR, Partial Least Squares Regression).

A ACP é um tipo de análise que utiliza o máximo de informações de uma tabela de dados transformando-as em gráficos, relacionando amostras e variáveis em linhas e colunas. Essa análise aproxima os dados de uma tabela com a finalidade de diminuir a dimensionalidade de informações e apresenta a variabilidade dos dados espectrais. Esse é um dos métodos mais utilizados para análise de informações em função da existência de correlação entre muitas variáveis (BELLINASSO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010; VISCARRA ROSSEL; CHEN, 2011;) Na ACP o conjunto das variáveis originais é substituído por um novo conjunto de variáveis (*scores*) que são denominados componentes principais (CPs). Os CPs normalmente concentram a maior parte da informação em poucas variáveis, diminuindo a dimensão dos dados sem perda na informação das amostras.

Já a PLSR permite, através da calibração de modelos, a predição de atributos do solo utilizando o comportamento espectral deste (MARTENS; NAES, 1989). Esse método de calibração multivariada tem a vantagem de otimizar a

correlação entre os espectros e os atributos do solo estudados, resultando em modelos de predição mais simples e que descrevem de forma adequada a relação entre os atributos do solo e os dados espectrais (WOLD; SJÖSTRÖM; ERIKSSON, 2001; VISCARRA ROSSEL, 2007). Sendo assim, o PLSR é um dos métodos mais utilizados no desenvolvimento do Sensoriamento Remoto Próximo aplicado à pedologia.

Outra vantagem do PLSR é que o método manipula uma série de dados simultaneamente e lida com grande número de variáveis preditas que são altamente colineares (no caso curvas espectrais) (VARMUZA; FILZMOSER, 2009). Além disso, o método é robusto mesmo com interferência de ruídos ou ausência de dados, explica melhor a correlação entre atributos do solo e o comportamento espectral deste com poucos componentes, exibem uma interpretação mais clara e a velocidade computacional do algoritmo é favorável (VISCARRA ROSSEL, 2008).

Na literatura, a quantidade de argila é um dos parâmetros mais usados para predição de atributos do solo e que traz melhores resultados. Para quantificação de atributos necessita-se observar os valores da regressão, como coeficiente de determinação (R^2), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) que expressa a acurácia do modelo e tem vantagem de apresentar o valor de erro na mesma unidade de medida da variável, erro médio ou Bias, desvio padrão do erro (SE), a razão de porcentagem de desvio (RPD) e a inclinação da linha de tendência (*slope*) (DUNN et al., 2002; SAEYS; MOUAZEN; RAMON et al., 2005;; VISCARRA ROSSEL et al., 2006; NANNI; DEMATTÊ, 2006; VOLKAN BILGILI et al., 2010; WETTERLIND; STENBERG; SODERSTOM, 2010; DEBAENE et al., 2014; WARURU et al., 2014; SORIANO-DISLA et al., 2014; SHI et al., 2014)

Dunn et al. (2002) e Soriano-Disla et al. (2014) discutem as dificuldades em estimar atributos e que é importante estabelecer valores para os coeficientes de determinação, RMSE e RPD. Dunn et al. (2002), Chang et al. (2001) e Shi et al. (2014) estimaram bons modelos principalmente pelo RPD mas nem todos os modelos gerados pelos autores mostram esses valores (SORIANO-DISLA et al., 2014).

Geralmente métodos de pré-processamento são aplicados para corrigir dados não lineares, variação entre amostras e redução de ruídos no espectro (STENBERG; VISCARRA ROSSEL, 2010). A transformação de reflectância (R) para $\log 1/R$ (absorbância) é um exemplo de transformação. Outros pré-tratamentos como

a Correção de Espalhamento de Luz (MSC, Multiplicative Scatter Correction) são sugeridos para reduzir a variação entre amostras (GELADI et al., 1985).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB) abrange todo o território nacional com amostras da Região Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Norte e Nordeste do país. O projeto é uma colaboração entre pesquisadores e professores que fornecem amostras de solos. A BESB inclui amostras de 17 instituições de ensino e pesquisa e o banco de dados do Laboratório de Sensoriamento Remoto do Departamento de Ciência do Solo, ESALQ-USP. A distribuição das amostras por região brasileira pode ser vista na figura 4.

Figura 4 - Mapa das regiões brasileiras e seus pontos com amostras da BESB

O passo a passo simplificado da metodologia está ilustrado no fluxograma da figura 5.

Figura 5 - Fluxograma da metodologia

3.2 Amostras de solo

O banco de amostras possui 19.537 espectros de solos. As amostras que foram enviadas para a BESB possuem três tipos de amostragem de solo: Simples - uma única amostra em uma única profundidade, normalmente utilizada para fertilidade do solo, estatística experimental entre outros; Tradagens completas - várias amostras em profundidades de 0-20 cm, 20-40 cm, 40-60 cm, 60-80 cm, 80-100 cm para fins de levantamento do solo; e perfis completos - amostras coletadas em várias profundidades conforme seus horizontes para fins de classificação e levantamento do solo.

A existência de informações referentes às análises químicas e físicas dos solos da BESB foi diferente entre os colaboradores, pois isso dependeu do objetivo de estudo do colaborador. Para poder trabalhar com esse banco de dados foi necessário selecionar amostras de metodologias semelhantes, assim utilizou-se mesmas unidades para as análises e quando necessário, foram transformadas para padronizar as unidades.

Em relação às análises tradicionais, os exemplares que compõe o banco da BESB grande parte das amostras possuem análise granulométrica (areia, silte e argila), segundo metodologia de Camargo et al. (1986) e Camargo, Klant e Kauffman (1987) e/ou químicas, pH, Carbono Orgânico, Matéria Orgânica, P, Ca^{2+} , Mg^{2+} , K^+ , Al^{3+} , H^+ , Na^+ , CTC, V% e m%, segundo Raij et al. (2001).

As amostras de solo que foram doadas ao Departamento de Solos da ESALQ/USP totalizam 2.871 amostras de solos, nas quais foram 699 amostras de perfis completos, 1.960 amostras de tradagens completas e 203 amostras simples. Os espectros foram obtidos dessas amostras, organizadas, padronizadas, nomeadas de acordo com a Tabela 1 e adicionada no banco de dados da ESALQ-USP.

Tabela 1 - Colaboradores da BESB, suas respectivas Instituições, locais de amostras e tipo de amostragem

Colaborador	Código	Instituição	Número de amostras			
			Local	Perfil completo	Tradagem completa	Simples
Alexandre ten Caten	ATC	UFSC	Curitibanos/SC	56	249	-
Eduardo G. Couto	EGC	UFMT	Cuiabá/MT	-	217	-
João H. Moreira Viana	JMV	Embrapa Milho e Sorgo	Sete Lagoas/MG	60	-	-
João Luiz Lani	JLN	UFV	Viçosa/MG	109	149	-
José M. Filipini Alba	JFA	Embrapa Clima Temperado	Pelotas/RS	25	-	-
Lúcia H. C. dos Anjos	LHA	UFRRJ	Parque Nacional de Itatiaia/RJ	10	-	-
Marcelo Z. da Silva	MZS	Instituto Federal do Sudeste de MG	Barbacena/MG	-	72	-
Maria de Lourdes Pinheiro Ruivo	MLR	Coordenação de Ciência da Terra e Ecologia/Museu Goeldi	Belém/PA	-	13	-
Norberto C. Noronha	NCN	UFRAM	Belém/PA	17	40	-
Gustavo Valladares e Rafael Cipriano	RCP	UFC	Fortaleza/CE, Ceará-Mirim/RN, Rio do Fogo/RN, Alhandra/PB, Caaporã/PB	49	-	-
Raimundo H. C. Lima	RHL	UFAM	Manaus/AM	-	31	-
Ricardo M. Coelho	RMC	IAC	Campinas/SP	215	-	-
Ricardo S.D. Dalmolin	RDD	UFSM	Santa Maria/RS	25	1198	-
Sara F. de Souza	SFS	UFPE	Vitória de Santo Antão/PE	69	-	-
Tiago O. Ferreira	TOF	ESALQ-USP	Piracicaba/SP	7	-	-
Sandra Oliveira Sá	SOS	UEMA	São Luís/MA	-	-	74
Luiz Eduardo Vicente e Célia Regina Grego	VIC	Embrapa Monitoramento por Satélite	Campo Grande/MS	-	-	129
Ingrid Horák Terra	ING	ESALQ-USP	Diamantina/MG, Barão de Melgaço/MT	57	-	-
Total			2871	699	1969	203

O banco de dados da ESALQ-USP pode ser observado na Tabela 2 e conta com o total de 16.666 amostras de solos, sendo que 1.428 amostras são perfis completos e 15.238 de tradagens completas, não constatando amostras simples.

Tabela 2 - Banco de dados do Laboratório de Sensoriamento Remoto do Departamento de Ciência do Solo ESALQ-USP

Colaborador		Instituição		
Profº. Drº. José Alexandre Melo Demattê		Laboratório de Sensoriamento Remoto do Departamento de Ciência do Solo - ESALQ- USP		
Local	Número de Amostras			
	Código	Perfil Completo	Tradagem Completa	
Araraquara/SP	ZAN	-	3401	
Unidade Bonfim Matão/SP	BON	-	67	
Unidade Serra - São Carlos/SP	SER	-	910	
Goianésia/GO	GO	74	481	
Piracicaba/SP	ROD	-	362	
Matão/SP	MAT	67	-	
Paraguaçu Paulista/SP	PAP	10	116	
Andradina/ SP	AND	109	738	
Ipaussu/ SP	IPA	105	422	
Igarapava/SP	IGA	-	63	
Luis Antonio/SP	LAP	-	583	
Mirandópolis/SP	MIR	26	148	
Piracicaba/SP	PIR	139	1377	
São Carlos/SP	SC	41	910	
Araraquara/SP	ARA	49	628	
Guararapes/SP	GUA	48	1251	
Valparaíso/SP	VAL	92	727	
Lagoa da Prata/MG	LP	139	596	
Uberaba/MG	UBR	80	-	
Três Lagoas/MS	TL	78	451	
Rio Brilhante/MS	RB	122	130	
Maracajú/MS	MAR	154	-	
Aparecida do Taboado/MS	APT	31	1239	
Naviraí/MS	NAV	64	-	
Porto Velho/RO	RO	-	638	
Total	16666	1428	15238	

3.3 Organização do banco de dados

Os exemplares disponibilizados por pesquisadores e colaboradores da biblioteca, ao chegar ao Laboratório de Sensoriamento Remoto ESALQ-USP são identificadas, catalogadas e armazenadas, para posteriormente serem analisadas.

Cada amostra recebe uma nomenclatura única, composta pelas iniciais do colaborador, local de origem, tipo de amostragem e uma numeração, essa nomenclatura é utilizada para identificar as amostras no armazenamento e sua respectiva informação no banco de dados. Assim, cada colaborador tem uma ficha de catálogo da biblioteca, em que são indicadas as amostras por ele cedidas e informações relevantes.

3.4 Obtenção dos dados espectrais

A espectroscopia de reflectância foi realizada por meio do sensor FieldSpec 3 ASD. Inc. cuja resolução espectral é de 1 nm e que abrange os comprimentos de onda entre 350 nm a 2500 nm (VIS-NIR-SWIR). Para a coleta dos dados, as amostras foram secas em estufa a 45°C durante 24 horas, em seguida foram moídas e peneiradas (malha de 2 mm), depois foram colocadas em placas de Petri e distribuídas de forma homogênea com a superfície plana para as leituras.

A fonte de luz são duas lâmpadas halógenas de 50 W. A posição entre as lâmpadas são de 90° e cada uma a 35 cm de distância da amostra, com ângulo zenital de 30° e feixe de luz não colimado para o plano visado. A luz é captada através de um cabo de fibra ótica alocado a 8 cm da superfície da amostra. A reflectância para cada amostra é resultado da média de 100 leituras do sensor. A calibração do aparelho foi feita a cada 20 minutos com a placa spectralon branca, calibrando a 100% de reflectância.

3.5 Análise qualitativa dos espectros

Foram escolhidos 43 perfis de solos da BESB classificados entre 11 ordens de solos existentes no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013), com classificação pelo menos até o 2º nível categórico. Os espectros desses perfis completos de solo foram utilizados para uma análise

descritiva (DEMATTE, 2002;), onde foram analisadas a intensidade, forma, inclinação, mudança de inclinação, feições de absorção da curva espectral e semelhança dos espectros do mesmo perfil conforme a técnica MIRS de Demattê et al. (2014).

3.6 Análise discriminante de perfis de solos por meio dos espectros

Nessa análise utilizou-se 57 perfis de solos das diferentes ordens do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) existentes no banco de dados da BESB. De cada perfil foram utilizados três espectros, um da camada superficial, outro da camada subsuperficial (horizonte diagnóstico ou logo abaixo de A) e por seguinte o mais profundo. Estes compuseram uma pseudo curva multi-espectral (VASQUES et al., 2014), de tal forma que os três principais espectros ficassem contínuos lado a lado (Figura 6). Pode-se observar que em uma única curva espectral contém as informações de um perfil de solo, no exemplo são os espectros do horizonte de um Argissolo Acinzentado.

Figura 6 - Exemplo de uma curva multi-espectral em profundidade de um Argissolo Acinzentado

Os espectros contínuos foram analisados através da Análise dos Componentes Principais, as classes de solo foram: Argissolo Vermelho (PV), Argissolo Vermelho-Amarelo (PVA), Argissolo Amarelo (PA), Cambissolos (C), Gleissolos (G), Latossolo Vermelho (LV), Latossolo Vermelho-Amarelo (LVA), Latossolo Bruno (LB), Latossolo Amarelo, Luvisolo (T), Neossolos (R), Nitossolos

(N), Organossolos (O), Planossolos (S), Plintossolo (F) e Vertissolos (V). Nessa análise esperou-se distinguir classes de solos com a curva multi-espectral, ou seja, provavelmente classes de solos com um conjunto de curvas parecidas se agruparão.

3.7 Análise quimiométrica

Diferentes tratamentos foram testados nos espectros com o intuito de diminuir ruídos e não linearidades existentes. Transformações nos espectros brutos para melhorar a qualidade dos dados foram realizadas como a conversão de reflectância para absorção ($\log$ de $1/R$) e correção multiplicativa de sinal (MSC) (MARTENS; NIELSEN; ENGELSEN, 2003).

3.7.1 Análise dos Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais (ACP) foi realizada por intermédio do programa Unscrambler 9.7. A ACP é um dos métodos mais comuns utilizados na análise da informação por possuir a capacidade de compressão dos dados em função da correlação entre diversas variáveis existentes (BROWN, 1995; SABIN et al., 2002). Essa análise possibilita avaliar as informações espectrais (2151 comprimentos de onda) em novas variáveis, ou componentes principais. Ao aplicar a ACP em dados espectrais o algoritmo calcula um novo conjunto de variáveis (Scores) denominado de Componentes Principais (CP's).

A maior parte da informação (variância) se concentra em poucas variáveis (Scores), isso é uma vantagem, pois diminui a dimensionalidade dos dados, sem perda significativa da informação espectral ou química (MANLY, 2004; VARMUZA; FILMOSER, 2009;). A maioria dos aplicativos disponíveis utiliza a técnica de Decomposição do Valor Singular (SDV) para obter as CP's, sendo no caso a primeira Componente Principal (CP1) definida na direção (eixo) de maior variância do conjunto de variáveis originais (VARMUZA et al., 2011).

De forma decrescente em termos de variação são definidas as demais componentes, porém estas serão sempre ortogonais a CP1 e entre si. Por exemplo, um sistema que seja reduzido a 3 CP's (CP1, CP2 e CP3) se assemelha ao sistema de coordenadas cartesiano onde todos os eixos são linearmente independentes, isto é, ortogonais entre si. Para os casos de conjuntos de espectros consideramos inicialmente uma matriz de dados $\mathbf{X}$ ($i \times j$), sendo que i corresponde ao número de

amostras (quantidade de curvas espectrais) e j o número de variáveis (comprimento de onda), que pode ser decomposta em três outras matrizes, $\mathbf{U}$, $\mathbf{S}$ e $\mathbf{V}$ (WOLD, 1982; FERREIRA, 2002; VARMUZA; FILMOSER, 2009) (Eq. 3).

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^t \quad (\text{Eq.3})$$

As colunas $\mathbf{U}$ e $\mathbf{V}$ são ortogonais. A matriz $\mathbf{V}$ é a dos Loadings (peso ou importância) na qual a primeira coluna contém os Loadings de PC1, na segunda coluna os Loadings de PC2 e assim por diante. O produto $\mathbf{U} \times \mathbf{S}$ corresponde à matriz $\mathbf{T}$ dos Scores. Por fim, $\mathbf{S}$ é uma matriz diagonal cujos elementos (valores singulares) contêm informações sobre a quantidade de Loadings Variância que cada CP descreve. A matriz $\mathbf{S}$ é importante na determinação da dimensionalidade intrínseca da matriz de dados, podendo os analistas definir quantas CP's ou fatores devem ser utilizadas para análise posteriores. Os valores singulares que forem pequenos serão excluídos e as informações relevantes podem ser separadas, eliminando assim os ruídos experimentais. A partir dos CP's foram identificados os outliers dos dados espectrais.,

3.7.2 Calibração e validação dos dados espectrais na quantificação de argila e areia

Para compreensão dos dados espectrais, foi realizada Análise dos Componentes Principais (ACP) e para quantificação da argila e areia a Regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). A ACP foi desenvolvida com objetivo de identificar as variações espectrais sem incluir os dados físicos de argila e areia e ainda partir dos CP's foram identificados os outliers dos dados espectrais. Já a técnica PLSR combina os dados espectrais com os valores reais de argila e areia gerando modelos para quantificação desses atributos através dos espectros. A técnica PLSR é utilizada em larga escala, devido à boa resposta na estimativa de atributos baseado no comportamento do espectro do solo (Vicarria Rossel et al. 2008). O programa que melhor respondeu ao grande número de dados para gerar o modelo de regressão da argila e areia foi o programa Unscrambler.

A partir de 15.883 amostras de solos da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB) foram criados um grupo de dados para a calibração dos modelos

de predição (70%, 11.118 amostras) e um grupo para validação, amostras teste (30%, 4765 amostras).

A PLSR pode ser descrita de forma básica nas seguintes etapas:
os loadings dos vetores de ponderação são calculados

$$W_1 = c \cdot X_0 \cdot y_0 \quad (\text{Eq.4})$$

onde w_1 são os pesos de cada uma das regiões do espectro, X_0 é matriz dos dados espectrais e y_0 é a matriz do atributo que se deseja modelar, no caso quantidade de argila e areia, c é fator escalar que é calculado por

$$c = (y_0^T \cdot X_0 \cdot X_0^T \cdot y_0)^{-0.5} \quad (\text{Eq.5})$$

os scores e os loadings são calculados por

$$\hat{t}_1 = X_0 \cdot \hat{w}_1 \quad (\text{Eq.6})$$

onde $\hat{t}$ é uma matriz de uma coluna (scores da reflectância)

$$p_1 = \frac{(X_0^T \cdot \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T \cdot \hat{t}_1} \quad (\text{Eq.7})$$

onde p_1 é uma matriz de uma coluna (loadings de reflectância)

$$q_1 = \frac{(y_0^T \cdot \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T \cdot \hat{t}_1} \quad (\text{Eq.8})$$

e onde q_1 é uma matriz de uma coluna e uma fila (um único valor, loading do atributo).

Dessa forma os coeficientes de regressão ("b") podem ser calculados por

$$b = W(p^T \cdot W)^{-1} \cdot q \quad (\text{Eq.9})$$

e é calculado também o fator de correção

$$b_0 = y - X^T b \quad (\text{Eq.10})$$

Assim, a estimação do atributo pode ser feita por

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^n (R_i \cdot b_i) \quad (\text{Eq.11})$$

onde Y é o valor do atributo modelado, b_0 é o fator de correção, b_i são os coeficientes de regressão para cada região do espectro e R_i é a reflectância em cada região do espectro. Uma das características deste modelo de regressão é que esta pode ser melhorada através das matrizes de resíduos da regressão inicial. Assim, realiza-se uma nova regressão minimizando estes resíduos e obtendo novos coeficientes b . Estas matrizes são calculadas por:

$$X_1 = X_0 - t_1 \cdot p_1^T. \quad (\text{Eq.12})$$

$$y_1 = y_0 - t_1 \cdot q_1^T. \quad (\text{Eq.13})$$

Onde X_1 e y_1 são as novas matrizes a partir das quais é realizada a nova regressão. Este procedimento pode ser repetido várias vezes minimizando cada vez mais os resíduos ou o erro e melhorando assim, até certo ponto as regressões, se o procedimento é realizado n vezes diz-se que tem n fatores ou n CP's de PLSR. As regressões PLSR têm sido amplamente utilizadas, apresentando bom desempenho na estimativa de atributo baseada no comportamento espectral do solo (McBRATNEY; MINASNY; VISCARRA ROSSEL, 2006; VISCARRA ROSSEL, 2008; VASQUES; GRUNWALD; SICKMAN, 2008; PIERNA E DARDENNE., 2008; ZORNOSA et al., 2008; VISCARRA ROSSEL et al., 2010; FRANCESCHINI et al., 2013)

Na calibração da argila e da areia o número de fatores ou CP's de PLSR foram escolhidos usando como critério como RMSE e Variância Residual de Y (argila ou areia). Durante a fase de validação os modelos foram avaliados através do coeficiente de determinação (R^2) (Eq.14), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Eq.15), erro médio (ME ou Bias) (Eq.16), desvio padrão do erro (SDE ou SEP) (Eq.17), a razão de porcentagem de desvio (RPD) (WILLIAMS, 1987) e a inclinação da linha de tendência (*slope*).

Onde:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (\text{Eq.14})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (\text{Eq.15})$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i) \quad (\text{Eq.16})$$

$$SDE = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i - ME)^2}{1 - N} \quad (\text{Eq.17})$$

$\hat{y}_i$ indica os valores estimados pelo modelo, y_i indica os valores observados e N é o número de observações da variável a modelar. A diferença entre o valor observado (referência) e o predito é denominada de resíduo.

O RPD é a razão entre o desvio padrão dos dados de referência sobre o RMSE da validação do modelo (Eq.18)

$$RPD = \frac{SD_{referência}}{RMSE_{validação}} \quad (\text{Eq.18})$$

A inclinação da linha de tendência da validação indica a qualidade do modelo. Em uma validação que os valores preditos são exatamente iguais aos observados (referência), a relação é 1:1 e a inclinação da linha de tendência é igual a 1. O ME ou Bias é a média dos resíduos, e indica se um modelo superestima ou subestima os valores do atributo.

Determinar quais os valores dos parâmetros R^2 e RSME que constituem um modelo adequado é subjetivo, da mesma forma que há dificuldades em se comparar resultados de diferentes calibrações, por isso utiliza-se o RPD como outra forma de parâmetro (DUNN et al., 2002). Segundo Shi et al. (2014) no geral boas predições contém altos valores de R^2 e RPD, mas baixos valores de RMSE. Os dados foram discutidos e analisados de acordo com Chang et al. (2001), Dunn et al. (2002), Saeys, Mouazen, Ramon, (2005) e Shi et al. (2014).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Caracterização dos espectros

Observa-se alguns espectros das principais Ordens de solos do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBSC) (Figuras 7 a 20) e suas principais características físicas e químicas (Tabelas 3 a 12). O sistema de caracterização espectros foi adaptada da técnica MIRS de Demattê et al. (2014).

4.1.1 Argissolos

Os Argissolos possuem como característica de formação o acúmulo de argila nos horizontes subsuperficiais associado à baixa atividade da argila ou alta atividade quando associada ao caráter alítico (EMBRAPA, 2013). Seus representantes na BESB apresentaram alta variabilidade nos atributos pedológicos influenciando na variação de seus espectros (Figura 7, 8 e 9a).

O albedo apresentou valores de reflectância entre 0,2 e 0,85. Isso ocorreu devido a variações na composição granulométrica e na mineralogia desses solos. Os solos com teores elevados de argila possuem espectros com baixos valores de albedos (STONER et al., 1980; FORMAGGIO, 1996; DEMATTÊ et al., 2014, DEMATTÊ; TERRA, 2014). Ao contrário dos solos com predominância da fração areia e silte que possuem valores em média de 0,7 de albedo ocasionado pela alta reflectância do quartzo (WHITE et al., 1997; BELLINASSO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010;).

A matéria orgânica tem uma forte influência nos espectros dos horizontes superficiais ao longo de todo espectro eletromagnético e interfere na redução de várias feições de absorção dos óxidos de ferro, argilominerais 2:1 e caulinita (SORIANO-DISLA et al., 2014). E ainda o material orgânico deixa o formato côncavo a retilíneo das curvas espectrais de superfície.

Os espectros dos solos da região nordeste foram os que apresentaram as feições mais marcantes de argilominerais 2:1 (1400, 1900 e 2200 nm) (DEMATTÊ; GARCIA, 1999; CLARK, 1999; GOETZ; CURTISS; SHILEY, 2009 (BELLINASSO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010; DEMATTÊ; TERRA, 2014), hematita (Figura 7a) formato côncavo, goethita (Figura 8c) formato côncavo da curva e uma feição sutil de gibbsita em PVA Ta distrófico léptico, figura 8c.

As inclinações das curvas espectrais dos Argissolos (em sua maioria) teve o aspecto ascendente, mas houve mudanças na inclinação das curvas a partir de 2200 nm para aspecto descendente. Além disso, a partir dessa faixa do espectro o albedo dos horizontes superficiais são maiores que dos subsuperficiais. Isso ocorre pela maior quantidade da fração areia no horizonte superficial do solo, consequência do horizonte B textural concordando com Demattê e Terra (2014).

4.1.2 Cambissolos

Os Cambissolos são solos com pedogênese pouco avançada com horizonte B incipiente, possuem quantidades relativamente altas de minerais primários facilmente intemperizáveis e fragmentos de rocha.

As curvas espectrais dos perfis de Cambissolos (Figura 9b, 9c, 10a e 10b) têm seus valores de reflectância entre 0,3 e 0,7. Estes solos possuem a reflectância espectral maior em profundidade com relação ao horizonte superficial e ainda os horizontes B incipientes possuem uma forte feição característica de minerais 2:1 (1400, 1900, 2200 nm) sem presença de feições de caulinita (2200 nm) e gibbsita (2265). Isso ocorre devido ao fato de serem solos com baixo desenvolvimento pedogenético, ou seja, pouco intemperizados (DEMATTÊ; NANNI, 2003, CLEMENTE et al., 2000; EPIPHANIO et al., 1992).

O formato das curvas espectrais dos horizontes superficiais tem formato côncavo a retilíneo por influência da matéria orgânica como pode ser visto nas figura 9a e 10a. Feições de hematita (530 nm, 885 nm) e goethita (480 nm, 917 nm) são amplamente encontradas em todos os Cambissolos. Destaque para o Cambissolos Flúvicos do Mato Grosso (Figura 9b) que apresentou feições nítidas de absorção da goethita (480 nm) e para o Cambisso Háplico do Mato Grosso do Sul (Figura 11b), que apresentou a feição de hematita em 530 nm.

O aspecto ascendente é o predominante nos Cambissolos e em alguns perfis ocorre uma mudança de inclinação da curva para um aspecto descendente em 2200 nm semelhantes com as dos Argissolos. Grande parte das curvas espectrais dos perfis de classes de solo apresentam diferenciação de comportamento entre os horizontes, outros como o Cambissolo Háplico distrófico (Figura 10b) não possuem diferenciação de comportamento espectral entre os horizontes e ainda uma baixa reflectância espectral.

4.1.3 Gleissolos

Os Gleissolos apresentam hidromofia expressa pela forte gleização, resultante de processos de intensa redução de compostos de ferro, em presença de matéria orgânica, com ou sem alternância de oxidação, por efeito de flutuação de nível do lençol freático, em condições de regime de excesso de umidade permanente ou periódico (EMBRAPA, 2013).

Os Gleissolos apresentam valores de albedo entre 0,7 e 0,4 e no geral apresentam grande variedade textural com valores de argila entre 200 g/kg e 450g/kg. Os horizontes superficiais sofrem grande influência da matéria orgânica e tem reflectância mais baixa que os demais horizontes (Figura 10c e 11) e ainda apresentam formato retilíneo a côncavo típico de alto teor de matéria orgânica.

As características de hidromorfismo estão presentes em todos os espectros dos perfis de Gleissolos, em alguns é possível observar uma convexidade da curva entre 350 a 450, ausência de concavidade de óxidos de ferro na região dos 850 nm e 900 nm e ainda uma mudança na inclinação da curva espectral de ascendente para plano em 800 nm.

4.1.4 Latossolos

Os Latossolos tem como principal processo de formação a ferratização, resultando em intemperização intensa dos constituintes minerais primários, e mesmo secundários menos resistentes, e concentração relativa de argilominerais mais resistentes ao intemperismo e/ou óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio, o que reflete na pequena diferenciação de atributos entre seus horizontes. São os solos de maior representação geográfica do Brasil ocupando cerca de 300 milhões de hectares (LEPSCH, 2011; EMBRAPA, 2013).

O albedo das curvas espectrais varia de 0,2 a 0,8. Os espectros com valores mais alto de intensidade de reflectância são os solos com os teores maiores de areia. Já os solos com baixa reflectância são os Latossolos Vermelhos Férricos e os Brunos devido à influência dos óxidos de ferro associados ao material de origem, rochas ígneas que contém minerais máficos, e ainda esses tem formato retilíneo que mascaram feições em 1400, 1900 e 2200 nm (Figura 12c).

É possível observar feições de gibbsita (2265 nm) na maioria dos perfis de Latossolos (Figura 12). A feição de caulinita, o degrau a esquerda em 2200 nm,

pode ser observada nos representantes dos Latossolos (Figura 12a, 13a e 13b) até em Latossolos com baixo albedo ocorre a presença de caulinita (Figura 12a). Observa-se também a pouca variação das curvas espectrais entre horizontes (Figura 12).

4.1.5 Luvisolos

Os Luvisolos são de pouco a médio intemperizados e possuem como característica o horizonte B textural com alta atividade de argila e saturação por bases. Seu principal processo de formação é a bissialitização associada à produção de óxidos de ferro e acúmulo de argila em horizontes subsuperficiais (EMBRAPA, 2013).

O único representante dessa classe na BESB é o Luvisolo Crômico pálico típico do estado do Mato Grosso (MT) (Figura 14a). Os espectros dessa classe de solo possuem feições de hematita e uma feição sutil de goethita. Os horizontes superficiais são influenciados pela matéria orgânica, o que ocasiona a redução albedo dos espectros com formato côncavo entre 600 e 900 nm. O aspecto do espectro é ascendente e o albedo fica próximo a valores de 0,5. Além disso, possuem feições de argilominerais 2:1 e ainda uma feição sutil de caulinita.

O horizonte E reflete mais que todos os outros a partir de 900 nm. Antes dessa faixa os horizontes Bt e BC refletem mais e ainda mostram feições dos óxidos de ferro, forma côncava e 850-900 nm.

4.1.6 Neossolos

São solos com baixa atuação dos processos pedogenéticos, sem alterações expressivas do seu material de origem prevalecendo características herdadas desse material. Não possuem horizonte B diagnóstico e esses solos se formam em materiais bem resistentes ao intemperismo (EMBRAPA, 2013). O banco de dados compreende Neossolos Litólicos, Flúvicos e Quartzarênicos.

Os exemplares possuem espectros com intensidade de reflectância entre 0,4 e 0,7 (Figura 14b, 14c, 15a e 15b), sendo que os espectros dos horizontes C tem maior reflectância em todos os perfis, semelhança ocorrida em outros trabalhos (CLEMENTE et al., 2000; DEMATTÊ; TERRA, 2014). Em todos os

espectros há a presença da feição de argilominerais 2:1 em 1400 nm, 1900 nm e 2200 nm, mas não se percebe a feição de caulinita em 2200 nm.

Em alguns perfis a feição de goethita em 480 nm e 917 nm pode ser observada assim como feição sutil de hematita no Neossolo Quartzarênico do Mato Grosso (Figura 15a). Nos horizontes superficiais não é possível identificar as feições dos óxidos de ferro por causa da presença da matéria orgânica que mascara essas feições, principalmente entre 350 nm e 1100 nm, diminuindo o albedo nesse intervalo de comprimento de onda (MATHEWS; CONNINGHAM; PETERSEN, 1973).

Na maioria dos perfis de Neossolo as curvas espectrais dos horizontes apresentam diferenciação de comportamento. A inclinação geral das curvas tem o aspecto ascendente com diversos formatos que variam entre classes e entre horizontes.

4.1.7 Nitossolos

Os Nitossolos possuem um alto desenvolvimento pedogenético através da ferratização com intensa hidrólise. Possui como horizonte diagnóstico o B nítico com fraca diferenciação entre horizontes, macroagregados nítidos e reluzentes (cerosidade) no horizonte B. Além disso, os Nitossolos possuem textura argilosa ou muito argilosa, sem aumento significativo de argila em profundidade (ausência de gradiente textural) (EMBRAPA, 2013).

Os representantes dessa classe na BESB são argilosos a muito argilosos, a intensidade de reflectância varia entre 0,2 a 0,6 (Figura 15c e 16). Em sua maioria os espectros possuem uma forte influência da hematita, observada na feição de absorção em 530 nm. Outros solos como os Nitossolos Háplico pode-se observar a feição da goethita (480 nm) (Figuras 15c e 16a).

Alguns Nitossolos possuem a curva espectral característica de solos férricos, com influência de minerais máficos, como magnetita e ilmenita. A curva espectral tem o formato plano a descendente e não pronunciam a feição de absorção de minerais 2:1 e nem de caulinita, apenas a feição da hematita em 530 nm, pois os minerais máficos diminuem o albedo das curvas em todos os seus comprimentos de onda, mascarando algumas feições (Figura 16c).

No geral as curvas espectrais dos perfis de Nitossolo apresentam uma similaridade de comportamento entre horizontes com feições de hematita (580 nm) e goethita (430 nm). Algumas apresentam uma feição sutil de caulinita em 2200 nm.

4.1.8 Organossolos

Os Organossolos são formados pelo acúmulo de material orgânico e apresentam cores escuras. Os materiais orgânicos presentes nessa classe de solo se decompõem lentamente, pois estão associados a condições de drenagem restrita ou em ambientes úmidos e frios de altitudes elevadas, saturados com água por apenas poucos dias durante o período chuvoso (EMBRAPA, 2013). Essas características são amplamente vistas nos espectros representantes da BESB (Figura 17, 18a e 18b).

Suas curvas espectrais possuem valores baixos de albedo entre 350 nm e 1350 nm de acordo com alguns autores (DEMATTÊ; TERRA, 2014). A matéria orgânica influencia a baixa reflectância nesse intervalo de comprimento de onda, com formato plano (Figura 17).

Na faixa espectral da luz do visível os espectros tem a intensidade de reflectância entre 0 e 0,2, ou seja, para os olhos humanos são de cores escuras, porque absorvem bastante energia eletromagnética nessa faixa do espectro.

Os Organossolos da região Sudeste (Figura 17a, b, c) não possuem feições de caulinita em seus espectros (2265 nm), ao contrário da região Nordeste em que todos os espectros possuem feições desse mineral (Figura 18a e 18b). As feições de argilominerais 2:1 estão presentes em grande parte dos espectros, mas no comprimento de onde 1400 nm a matéria orgânica mascara essa feição diminuindo a intensidade de reflectância. O que ocorre também com as feições de óxidos de ferro.

Por causa da diminuição do albedo nas curvas espectrais entre 350 nm e 1350 nm, as curvas espectrais tem inclinação ascendente mudando para plano. O comportamento entre as curvas espectrais dos horizontes de um mesmo perfil mostrou-se semelhante no geral dos Organossolos.

4.1.9 Planossolos

São solos minerais com horizonte superficial de textura mais arenosa sobre horizonte subsuperficial com alta quantidade de argila e ainda podem ter mudança textural abrupta entre do horizonte A ou E para o B (EMBRAPA, 2013).

As curvas espectrais dos Planossolos variam seu albedo entre 0,2 e 0,6 (Figura 18c e 19). A mudança textural desses solos é observada nas curvas espectrais desses perfis e comprovadas nas análises físicas (Tabela 11 e 12). Solos com horizonte E tem seus espectros com maior albedo que outros horizontes, pelo fato de possuir maior quantidade de minerais de quartzo na fração areia (WHITE et al. 1997; BELLINASSO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010; DEMATTÊ; TERRA, 2014). Além disso, os espectros do horizonte B plânico possuem menor albedo ao longo dos comprimentos de onda por causa do maior quantidade de argila e ainda ocorre mudança na inclinação das curvas em 2200 nm. A partir desse comprimento de onda (2200 nm) é mais nítida a relação argila e reflectância, observando que horizontes mais argilosos refletem menos que os arenosos nessa faixa do espectro semelhantes ao caso dos Argissolos.

4.1.10 Plintossolos

São solos que apresentam segregações de óxidos de ferro na forma de nódulos ou concreções, resultado da plintitização com horizonte subsuperficial plíntico, concrecionário ou litoplíntico com grande capacidade de consolidação (EMBRAPA, 2013).

O Plintossolo da BESB possui as curvas espectrais variando entre 0,3 e 0,6 na intensidade de reflectância. Fica evidente a influência da matéria orgânica no espectro do horizonte A, diminuindo o albedo entre 350 nm e 1350 nm, com formato côncavo a retilíneo, ainda nessa faixa espectral a matéria orgânica mascara a feição de argilominerais 2:1, especificamente em 1400 nm.

Os horizontes subsuperficiais apresentaram curvas espectrais com feições de argilominerais 2:1 (1400 nm, 1900 nm e 2200 nm) e feição da goethita (480 e 917 nm) nos horizontes plínticos (Figura 20a).

4.1.11 Vertissolos

Os Vertissolos são solos que apresentam horizonte subsuperficial vértico, caracterizado pela expansão e contração das argilas 2:1 e pela presença de superfícies de fricção (*slickensides*). Além disso, são solos que variam sua textura de argilosa para muito argilosa (EMBRAPA, 2013).

A intensidade de reflectância desses solos varia de 0,3 a 0,6 (Figura 20b e 20c). O albedo das curvas espectrais varia conforme a textura dos solos, quanto mais arenoso maior intensidade de reflectância e quanto mais argiloso menor o seu albedo (WHITE et al. 1997; VISCARRA ROSSEL et al., 2010; DEMATTÊ; TERRA, 2014).

Nas curvas espectrais subsuperficiais desses solos são encontradas feições de absorção de argilominerais 2:1 (1400, 1900, 2200nm). O Vertissolo do Mato Grosso (Figura 20b) apresentou feições de óxidos de ferro, principalmente características de goethita em 480 nm e ainda formato côncavo próximo de 917 nm. Já o Vertissolo do estado da Ceará (Figura 20c) não apresentou feições de óxidos de ferro (480 nm, 530 nm, 885 nm, 917 nm) (DALMOLIN, 2002; STENBERG et al., 2010; DEMATTÊ; TERRA, 2014;).

Figura 7 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 8 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 9 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 10 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 11 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 12 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 13 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 14 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 15 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 16 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 17 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 18 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 19 - Curvas espectrais de perfis de solo

Figura 20 - Curvas espectrais de perfis de solo

Tabela 3 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----				mg kg ⁻¹		----- cmol _c kg ⁻¹ -----					---- % ----				H ₂ O	KCl	
ARGISSOLO VERMELHO Abrúptico solódico - SARP13																			
Ap	0-18	725	125	150	6,90	4,00	9,00	0,06	0,00	1,42	1,21	0,10	3,42	2,69	6,21	43,00	3,58	5,40	4,30
BA	18-40	406	284	310	5,34	3,10	2,00	0,07	0,13	2,02	2,53	0,14	4,04	4,75	8,93	53,00	2,86	5,50	4,40
Bt	40-70	317	333	350	2,76	1,60	1,00	0,03	0,25	2,02	3,54	0,14	3,27	5,85	9,26	63,00	2,34	5,50	4,40
BC	70-100	302	328	370	2,41	1,40	1,00	0,09	0,58	1,52	1,62	0,10	3,53	3,80	7,43	51,00	2,56	5,70	4,50
CB	100-130	282	328	390	1,72	1,00	2,00	0,17	0,72	1,01	1,52	0,03	3,49	3,42	6,94	49,00	0,87	5,70	4,50
ARGISSOLO VERMELHO Distrófico típico - SARP08																			
Ap	0-16	647	183	170	19,31	11,20	101,00	0,17	0,06	0,81	0,91	0,30	2,67	1,96	4,93	40,00	13,27	4,70	4,00
AB	16-33	553	237	210	14,48	8,40	46,00	0,11	0,00	0,40	0,30	1,20	2,43	0,82	4,45	18,00	59,41	4,30	3,70
BA	33-55	402	268	330	3,45	2,00	32,00	0,16	0,06	0,51	0,61	1,20	3,97	1,33	6,50	21,00	47,43	4,30	3,70
Bt1	55-100	250	340	410	3,10	1,80	7,00	0,20	0,25	0,51	0,61	0,29	2,57	1,57	4,43	35,00	15,59	4,70	4,20
Bt2	100-160	339	331	330	3,28	1,90	7,00	0,17	0,19	0,61	0,40	0,71	2,15	1,38	4,24	32,00	33,97	4,60	4,00
C-Cr	160-200	423	307	270	2,41	1,40	5,00	0,16	0,13	0,81	0,71	0,71	1,82	1,80	4,33	42,00	28,29	4,70	4,00
ARGISSOLO VERMELHO Eutrófico típico - IPAP11																			
Ap	0-15	800	40	160	13,00	7,54	4,00	0,09	-	1,60	0,60	0,00	1,30	2,29	3,59	63,79	0,00	6,30	5,10
Bt1	15-42	800	40	160	5,00	2,90	1,00	0,06	-	1,00	0,30	0,00	0,90	1,36	2,26	60,18	0,00	6,00	5,80
Bt2	42-100	780	40	180	8,00	4,64	1,00	0,03	-	0,50	0,10	0,30	1,80	0,63	2,43	25,93	32,26	5,00	4,30
Bt3	100-200	820	20	160	5,00	2,90	15,00	0,13	-	0,60	0,10	0,30	1,60	0,83	2,43	34,16	26,55	5,00	4,50
ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico Abrúptico - PIRP21																			
Ap	0-40	780	80	140	13,00	7,54	11,00	0,11	-	1,60	1,00	0,00	0,70	2,71	3,41	79,47	0,00	6,60	-
Bt	40-80	490	100	410	11,00	6,38	1,00	0,06	-	3,50	0,90	0,40	1,80	4,46	6,26	71,25	8,23	5,20	-
Bw1	80-100	470	80	450	8,00	4,64	1,00	0,05	-	1,00	0,40	2,90	4,10	1,45	5,55	26,13	66,67	4,90	3,90
Bw2	100-140	210	80	710	8,00	4,64	1,00	0,15	-	0,30	0,40	5,10	6,30	0,85	7,15	11,89	85,71	4,50	-
ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Ta distrófico léptico - SARP03																			
Ap	0-16	581	274	145	17,07	9,95	4,00	0,14	0,13	0,41	1,22	0,87	3,64	1,90	6,41	30,00	31,41	4,30	3,90
AB	16-35	505	310	185	10,34	6,03	4,00	0,17	0,13	0,51	0,71	1,06	3,34	1,52	5,92	26,00	41,09	4,40	4,00
Bt	35-63	263	351	386	4,65	2,71	2,00	0,14	0,32	0,92	4,68	2,56	4,48	6,06	13,10	46,00	29,70	4,20	3,40
BC	63-95	319	325	356	3,28	1,91	2,00	0,06	0,32	0,71	7,43	1,70	2,70	8,52	12,92	66,00	16,63	4,60	3,30
Cr	95-140	460	315	225	2,07	1,21	2,00	0,03	0,32	0,30	5,79	0,20	1,45	6,45	8,10	80,00	3,01	5,20	4,00

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 4 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH		
		-----g kg ⁻¹ -----					mg kg ⁻¹			----- cmol _c kg ⁻¹ -----							---- % ---		H ₂ O	KCl
ARGISSOLO AMARELO Distrocoeso úmbrico plíntico - SARP14																				
Ap	0-18	564	238	198	19,14	11,10	5,00	0,22	0,13	0,51	0,61	1,30	3,87	1,46	0,66	22,00	47,10	4,80	3,70	
AB	18-42	513	229	258	13,79	8,00	2,00	0,23	0,25	0,40	0,91	1,32	3,85	1,80	0,70	26,00	42,31	4,70	3,70	
Bt	42-65	350	212	438	6,21	3,60	1,00	0,17	0,19	0,51	0,71	2,51	2,77	1,58	0,69	23,00	61,37	4,60	3,60	
Btf	65-105	291	251	458	2,41	1,40	0,00	0,07	0,13	0,40	0,61	3,19	2,31	1,21	0,67	18,00	72,50	4,60	3,50	
BC	105-150	382	280	338	2,59	1,50	0,00	0,04	0,06	0,30	0,71	3,21	2,29	1,12	0,66	17,00	74,13	4,50	3,50	
ARGISSOLO AMARELO Eutrófico típico ANDP07																				
Ap	0-30	740	60	200	10,00	5,80	1,00	0,09	-	0,80	0,30	0,30	1,50	1,19	26,90	44,24	20,13	5,60	4,40	
Bt	30-80	570	60	370	5,00	2,90	1,00	0,11	-	0,80	0,50	1,30	2,00	1,41	34,10	41,35	47,97	4,80	4,00	
Bw1	80-130	660	60	280	5,00	2,90	1,00	0,09	-	0,20	0,20	1,70	2,00	0,49	24,90	19,68	77,63	4,70	3,90	
Bw2	130-200	690	40	270	10,00	5,80	1,00	0,11	-	0,40	0,40	1,20	1,60	0,91	25,10	36,26	56,87	4,60	3,90	
R	200-	760	140	100	5,00	2,90	1,00	0,13	-	0,60	0,40	3,10	3,10	1,13	42,30	26,71	73,29	4,60	3,80	
CAMBISSOLO HÁPLICO Ta Eutrófico típico - INGP6																				
A1	-	300	300	390	-	20,30	13,00	0,24	0,05	8,30	1,90	0,00	2,00	10,49	12,49	84,00	0,00	5,50	5,20	
A2	-	310	320	370	-	9,86	42,00	0,28	0,05	7,10	3,00	0,00	0,90	10,43	11,33	92,00	0,00	6,00	5,20	
Bi1	-	290	280	430	-	6,38	11,00	0,36	0,05	6,20	3,50	0,00	0,80	10,11	10,91	93,00	0,00	6,30	5,50	
Bi2	-	620	140	240	-	4,64	19,00	0,23	0,03	3,40	2,30	0,00	0,50	5,96	6,46	92,00	0,00	6,50	5,40	
BiC	-	680	160	160	-	4,06	25,00	0,20	0,02	2,90	2,40	0,00	0,40	5,52	5,92	93,00	0,00	6,60	5,70	
C	-	820	100	80	-	4,06	9,00	0,15	0,03	0,90	1,70	0,00	0,20	2,78	2,98	93,00	0,00	7,00	6,10	
CAMBISSOLO FLÚVICO Tb Eutrófico gleissólico - INGP34																				
O	-	80	90	830	-	124,13	96,00	1,68	0,24	16,00	5,70	0,30	17,20	23,62	41,12	57,00	1,00	5,60	4,00	
A	-	280	130	590	-	19,14	10,00	0,23	0,24	4,70	3,20	1,30	5,90	8,37	15,57	54,00	13,00	4,50	3,50	
Bg	-	40	230	730	-	6,96	3,00	0,10	0,18	2,50	2,60	1,00	1,80	5,38	8,18	66,00	16,00	4,60	3,50	
2Bg	-	40	230	730	-	5,22	6,00	0,04	0,14	1,00	1,50	0,20	0,90	2,68	3,78	71,00	7,00	5,00	3,90	
3Bg	-	20	500	480	-	5,22	4,00	0,05	0,47	3,30	5,00	0,00	0,40	8,82	9,22	96,00	0,00	5,40	5,20	
4C	-	700	140	160	-	4,06	8,00	0,05	0,08	2,40	1,50	0,10	0,80	4,03	4,93	82,00	2,00	7,20	4,60	

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 5 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
					g kg ⁻¹		mg kg ⁻¹					cmol _c kg ⁻¹					%	H ₂ O	KCl
CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico latossólico - PIRP30																			
Ap	0-30	780	80	140	13,00	7,54	2,00	0,06	-	2,40	1,20	0,20	1,70	3,66	5,36	68,28	5,18	5,50	-
Bi	30-50	760	80	160	10,00	5,80	1,00	0,04	-	2,50	0,50	1,90	3,70	3,04	6,74	45,10	38,46	4,90	-
Bw1	50-95	700	100	200	8,00	4,64	1,00	0,07	-	0,40	0,20	6,40	9,30	0,67	9,97	6,72	90,52	4,50	3,90
Bw2	95-200	710	110	180	7,00	4,06	1,00	0,08	-	0,40	0,20	7,20	7,70	0,68	8,38	8,11	91,37	4,90	-
CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico léptico - TLP21																			
A	-	840	40	120	14,00	8,12	4,00	0,11	-	1,00	0,70	0,70	3,10	1,81	4,91	36,86	27,89	-	-
AB	-	800	60	140	10,00	5,80	2,00	0,14	-	0,70	0,20	1,50	2,80	1,04	3,84	27,08	59,06	-	-
BA	-	780	60	160	10,00	5,80	3,00	0,06	-	0,60	0,40	1,40	2,50	1,06	3,56	29,78	56,91	5,00	3,90
Bi	-	760	80	160	7,00	4,06	1,00	0,12	-	1,00	0,70	1,60	3,40	1,82	5,22	34,87	46,78	-	-
Bi2	-	730	130	140	7,00	4,06	1,00	0,16	-	1,20	1,60	2,00	2,80	2,96	5,76	51,39	40,32	-	-
C	-	790	130	80	6,00	3,48	1,00	0,27	-	1,70	1,40	2,60	4,20	3,37	7,57	44,52	43,55	-	-
GLEISSOLO SÁLICO Sódico típico - RCPBAC04																			
A	-	798	122	80	-	-	10,40	0,80	1,50	2,70	0,70	0,00	0,70	5,70	6,40	89,00	-	5,70	5,50
Bg1	-	634	194	173	-	-	7,30	2,00	3,90	1,20	2,80	0,00	0,60	9,80	10,40	94,00	-	6,00	5,30
Bg2	-	521	215	265	-	-	2,90	2,60	6,80	1,50	4,50	0,00	1,30	15,30	16,60	92,00	-	5,30	4,80
Bg3	-	226	480	295	-	-	4,70	2,20	5,50	1,60	4,10	0,00	1,10	13,40	14,50	92,00	-	5,20	4,80
BC	-	716	134	151	-	-	6,50	1,40	2,90	1,10	3,00	0,00	0,60	8,40	9,00	93,00	-	6,10	5,70
C	-	836	94	70	-	-	4,50	0,40	1,50	1,20	1,70	0,00	0,70	4,80	5,50	87,00	-	6,10	5,90
GLEISSOLO HÁPLICO Aluminico neofluvisólico - INGP38																			
A	-	600	200	200	-	52,78	46,00	1,56	0,17	9,30	4,80	0,10	7,40	15,83	23,33	68,00	1,00	5,00	4,70
Bg1	-	160	310	530	-	15,08	3,00	0,11	0,15	3,20	1,60	3,20	5,70	5,06	13,96	36,00	39,00	5,70	3,40
Bg2	-	20	180	800	-	6,96	1,00	0,06	0,10	1,40	0,70	2,40	2,20	2,26	6,86	33,00	52,00	4,50	3,30
2Bg	-	310	240	450	-	6,38	1,00	0,07	0,19	1,00	0,60	5,40	0,50	1,86	7,76	24,00	74,00	4,60	3,40
C	-	110	270	620	-	5,22	1,00	0,06	0,16	0,70	0,50	4,20	0,60	1,42	6,22	23,00	75,00	4,50	3,40

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 6 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----					mg kg ⁻¹	----- cmol _c kg ⁻¹ -----								---- % ---		H ₂ O	KCl
GLEISSOLO HÁPLICO Ta Eutrófico solódico - SARP6																			
Ap	0-10	146	484	370	51,55	29,90	67,00	0,54	1,41	3,64	3,04	0,90	7,79	8,62	17,31	50,00	9,45	4,90	3,80
Cg1	out/25	93	517	390	37,58	21,80	101,00	0,20	0,99	2,53	2,33	1,06	3,34	6,05	10,45	58,00	14,91	4,80	3,70
Cg2	25-60	97	453	450	24,48	14,20	63,00	0,22	0,99	2,53	2,33	1,33	4,17	6,06	11,56	52,00	18,00	4,30	3,60
2Cg3	60-80	897	13	90	1,03	0,60	58,00	0,04	0,06	0,81	0,51	0,30	1,02	1,42	2,74	52,00	17,44	5,30	4,60
LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico - PIRP40A																			
Ap	0-18	680	100	220	10,00	5,80	2,00	0,06	-	0,90	0,40	0,90	3,40	1,36	4,76	28,57	39,82	4,90	-
AB	18-40	680	100	220	12,00	6,96	1,00	0,03	-	0,50	0,10	1,20	3,10	0,63	3,73	16,89	65,57	4,50	-
Bw1	40-80	620	120	260	9,00	5,22	1,00	0,02	-	0,60	0,30	0,60	2,00	0,92	2,92	31,51	39,47	4,80	4,00
Bw2	80-130	640	120	240	7,00	4,06	1,00	0,02	-	0,50	0,20	0,90	1,80	0,72	2,52	28,57	55,56	4,70	-
Bw3	130-200	600	140	260	7,00	4,06	1,00	0,01	-	0,20	0,10	0,70	1,60	0,31	1,91	16,23	69,31	4,50	-
LATOSSOLO VERMELHO Eutroférico típico - GOP05A																			
Ap	0-25	200	110	690	21,00	12,17	18,00	0,21	-	1,40	1,00	0,10	4,70	2,61	7,31	35,70	3,69	5,70	4,70
Bw1	25-90	250	100	650	18,00	10,43	1,00	0,02	-	0,30	0,20	0,20	4,30	0,52	4,82	10,79	27,78	4,90	4,60
Bw2	90-130	180	130	690	15,00	8,70	3,00	0,01	-	0,20	0,10	0,10	3,80	0,31	4,11	7,54	24,39	4,90	4,60
Bw3	130-200	250	80	670	10,00	5,80	1,00	0,01	-	0,10	0,10	0,20	3,40	0,21	3,61	5,82	48,78	4,70	4,60
LATOSSOLO BRUNO Distrófico típico - IPAP21A																			
Ap	0-19	260	90	650	38,00	22,03	6,00	0,47	-	2,70	1,00	0,80	8,50	4,17	12,67	32,91	16,10	5,40	4,30
Bw1	19-120	240	110	650	31,00	17,97	1,00	0,14	-	1,00	0,60	2,00	10,30	1,74	12,04	14,45	53,48	4,90	4,10
Bw2	120-200	200	110	690	13,00	7,54	1,00	0,10	-	0,40	0,20	2,10	6,90	0,70	7,60	9,21	75,00	4,60	4,10
LATOSSOLO AMARELO Distrocoesó típico - SARP4																			
A	0-13	475	275	250	33,62	19,50	7,00	0,07	0,19	0,40	0,40	2,16	5,98	1,07	9,21	12,00	66,87	3,90	3,70
BA	13-28	435	295	270	18,27	10,60	2,00	0,03	0,06	0,30	0,20	1,50	4,00	0,60	6,10	10,00	71,43	4,30	3,90
Bw1	28-60	407	303	290	8,10	4,70	2,00	0,01	0,06	0,30	0,10	1,20	3,64	0,48	5,32	9,00	71,43	4,60	4,00
Bw2	60-130	448	242	310	4,65	2,70	2,00	0,00	0,00	0,30	0,20	1,14	2,60	0,51	4,25	12,00	69,09	4,70	4,10
Bw3	130-190	354	296	350	4,48	2,60	1,00	0,00	0,00	0,30	0,30	1,16	3,02	0,61	4,79	13,00	65,54	4,60	4,10

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 7 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----				mg kg ⁻¹		----- cmol _c kg ⁻¹ -----					---- % ---				H ₂ O	KCl	
LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico - PIRP07																			
Ap	0-25	620	120	260	18,00	10,43	18,00	0,06	-	4,90	1,40	0,20	1,30	6,36	7,66	83,03	3,05	6,70	-
AB	25-80	620	80	300	9,00	5,22	1,00	0,04	-	1,00	0,30	1,20	2,40	1,34	3,74	35,83	47,24	4,40	-
Bw1	80-130	580	80	340	9,00	5,22	1,00	0,02	-	0,80	0,40	0,50	2,30	1,22	3,52	34,66	29,07	5,10	4,10
Bw2	130-200	580	80	340	11,00	6,38	1,00	0,01	-	1,40	0,10	0,60	2,00	1,51	3,51	43,02	28,44	4,60	-
LUVISSOLO CRÔMICO Pálico típico - INGP16																			
A	-	390	390	220	-	29,58	84,00	0,73	0,04	9,60	2,20	0,00	-	12,57	15,97	79,00	0,00	5,50	5,00
AE	-	390	350	260	-	10,44	93,00	0,52	0,03	6,70	2,50	0,00	-	9,75	11,05	88,00	0,00	5,90	5,20
E	-	430	370	200	-	9,86	103,00	0,60	0,02	4,90	3,00	0,00	-	8,52	9,82	87,00	0,00	6,00	5,30
Bt	-	270	340	390	-	6,96	70,00	0,02	0,02	5,30	4,70	0,00	-	10,04	11,34	89,00	0,00	6,40	5,40
BC	-	370	320	310	-	5,22	53,00	0,84	0,02	4,00	4,00	0,00	-	8,86	9,66	92,00	0,00	6,40	5,50
NEOSSOLO FLÚVICO Sódico salino - RCPBAC3																			
A	-	622	199	179	-	-	7,20	0,10	-	4,20	5,20	0,20	1,20	-	-	-	-	5,90	4,40
AC	-	320	328	353	-	-	2,90	0,10	0,30	8,60	9,90	0,00	1,60	9,80	11,20	88,00	-	6,40	4,10
Cnz1	-	372	291	337	-	-	11,40	0,10	2,20	6,30	9,10	0,00	0,50	20,80	22,40	93,00	-	6,80	5,60
Cnz2	-	359	343	298	-	-	8,90	0,10	5,30	6,20	7,30	0,00	0,00	20,80	21,30	98,00	-	8,00	6,60
2Cnz	-	494	275	231	-	-	15,50	0,10	8,40	4,30	5,80	0,00	0,30	22,00	22,00	100,00	-	7,90	6,60
3Cvn	-	321	395	285	-	-	7,04	0,00	5,90	7,10	-	0,00	0,00	16,10	16,40	98,00	-	8,30	6,70
NEOSSOLO FLÚVICO Ta Eutrófico solódico gleissólico - SARP02																			
Ap	0-14	610	265	125	12,41	7,24	650,00	0,36	0,19	3,97	1,53	0,00	-	6,04	0,84	72,00	0,00	6,80	5,70
C1	14-30	565	290	145	8,45	4,93	419,00	0,09	0,06	3,56	3,36	0,00	-	7,07	0,86	82,00	0,00	6,70	5,60
2C2	30-80	431	344	225	7,07	4,13	180,00	0,06	0,19	4,28	3,16	0,00	-	7,68	0,90	85,00	0,00	6,00	5,10
2C3	80-115	538	257	205	2,24	1,31	172,00	0,04	0,45	3,15	2,95	0,00	-	6,59	0,81	81,00	0,00	5,80	4,70
3C4	115-150	828	47	125	2,07	1,21	142,00	0,01	0,65	1,83	1,73	0,00	-	4,22	0,51	83,00	0,00	6,90	5,90
4Cg	150-180+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 8 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----				mg kg ⁻¹		-----cmol _c kg ⁻¹ -----						---- % ---		H ₂ O KCl			
NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Hidromórfico neofluvissólico - INGP21																			
A	-	620	180	140	-	21,46	21,46	0,14	0,03	0,40	0,20	3,10	3,50	0,77	7,37	10,00	80,00	3,80	3,30
AC	-	700	180	120	-	8,12	8,12	0,06	0,03	0,20	0,30	1,70	1,30	0,59	3,59	16,00	74,00	4,20	3,60
C1	-	960	20	20	-	5,22	5,22	0,03	0,01	0,70	0,30	0,10	0,50	1,04	1,64	63,00	9,00	4,70	4,40
2C	-	960	20	20	-	5,22	5,22	0,04	0,02	0,40	0,30	0,10	0,20	0,76	1,06	72,00	12,00	4,70	4,10
3C	-	920	40	40	-	5,22	5,22	0,06	0,03	0,20	0,20	0,40	0,30	0,49	1,19	41,00	45,00	4,30	3,80
4Cg	-	720	160	120	-	7,54	7,54	0,15	0,03	0,10	0,20	1,70	1,50	0,48	3,68	13,00	78,00	4,20	3,40
NEOSSOLO LITÓLICO Distrófico típico - PIRP41																			
Ap	0-25	780	60	160	13,00	7,54	2,00	0,07	-	2,40	1,00	0,30	1,20	3,47	4,67	74,30	7,96	6,00	-
AC	25-50	760	120	120	10,00	5,80	1,00	0,04	-	0,40	0,20	4,50	5,90	0,64	6,54	9,79	87,55	4,60	-
C1	50-80	750	130	120	6,00	3,48	1,00	0,08	-	0,30	0,10	10,20	11,40	0,48	11,88	4,04	95,51	4,80	3,90
C2	80-200	760	120	120	6,00	3,48	1,00	0,06	-	0,80	0,20	5,00	5,70	1,06	6,76	15,68	82,51	5,40	-
NITOSSOLO HÁPLICO Aluminico típico - LPP44																			
A	-	40	230	750	25,00	14,49	7,00	1,25	-	2,60	1,40	0,30	4,60	5,25	9,85	53,30	5,41	5,10	4,20
Bn1	-	20	120	860	14,00	8,12	1,00	0,16	-	0,60	0,10	2,00	4,90	0,86	5,76	14,93	69,93	4,60	3,90
Bn2	-	30	160	810	11,00	6,38	1,00	0,07	-	0,40	0,10	3,60	5,60	0,57	6,17	9,24	86,33	4,40	3,80
C	-	40	280	680	9,00	5,22	1,00	0,06	-	0,30	0,10	4,00	5,40	0,46	5,86	7,85	89,69	4,30	3,80
NITOSSOLO HÁPLICO Distrófico típico - LPP45A																			
A	-	30	240	750	28,00	16,23	4,00	0,48	-	3,10	1,20	0,40	4,10	4,78	8,88	53,83	7,72	5,10	4,10
Bn1	-	80	220	840	20,00	11,59	2,00	0,08	-	0,90	0,20	2,30	4,80	1,18	5,98	19,73	66,09	4,60	3,80
Bn2	-	0	180	820	14,00	8,12	1,00	0,06	-	0,40	0,10	2,60	4,30	0,56	4,86	11,52	82,28	4,70	3,80
C	-	40	140	880	12,00	6,96	1,00	0,07	-	0,20	0,10	2,70	5,10	0,37	5,47	6,76	87,95	4,60	3,80
NITOSSOLO VERMELHO Eutroférico léptico - PIRP51																			
Ap	0-25	200	180	620	23,00	13,33	13,00	1,97	-	5,40	1,60	0,20	1,60	8,97	10,57	84,86	2,18	6,60	-
AB	25-90	130	110	760	15,00	8,70	3,00	0,40	-	6,30	1,00	0,30	1,30	7,70	9,00	85,56	3,75	6,70	-
Bn	90-150	100	220	680	9,00	5,22	10,00	0,13	-	8,10	1,60	0,00	0,90	9,83	10,73	91,61	0,00	6,30	5,70

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 9 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----				mg kg ⁻¹		----- cmol _c kg ⁻¹ -----					---- % ---		H ₂ O	KCl			
NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico típico - GOP13																			
Ap	0-25	250	60	690	40,00	23,19	4,00	1,29	-	2,70	0,60	0,20	6,90	4,59	11,49	39,95	4,18	5,50	4,50
Bn1	25-70	110	120	770	20,00	11,59	1,00	0,15	-	3,50	0,60	0,00	2,30	4,25	6,55	64,89	0,00	6,40	5,60
Bn2	70-112	130	110	760	15,00	8,70	1,00	0,11	-	3,40	1,00	0,00	1,50	4,51	6,01	75,04	0,00	6,40	5,90
Bi	112-200	80	130	790	11,00	6,38	1,00	0,09	-	1,30	1,00	0,00	2,60	2,39	4,99	47,90	0,00	5,40	5,10
ORGANOSSOLO HÁPLICO - LHAP1-5																			
H1	-	-	-	-	-	118,40	4,00	0,35	0,28	0,67	1,23	6,04	24,36	2,53	32,93	7,00	-	-	-
H2	-	-	-	-	-	117,20	1,00	0,13	0,29	0,59	1,11	4,31	25,29	2,12	31,72	6,00	-	-	-
H3	-	-	-	-	-	95,10	1,00	0,07	0,25	0,85	1,47	3,31	18,39	2,64	24,34	18,00	-	-	-
Cg1	-	-	-	-	-	49,00	0,00	0,04	0,22	0,76	1,01	1,58	10,72	2,03	14,33	14,00	-	-	-
Cg2	-	-	-	-	-	56,80	1,00	0,02	0,14	0,97	1,46	1,59	12,51	2,59	16,69	15,00	-	-	-
ORGANOSSOLO HÁPLICO Sáprico térrio - INGT1																			
H1	6-66	940	10	50	-	160,00	7,00	0,30	1,06	0,02	0,02	0,14	0,88	0,04	1,06	4,00	77,00	5,20	-
H2	80-116	970	0	30	-	180,00	7,10	0,30	0,78	0,03	0,02	0,11	0,62	0,05	0,78	7,00	68,00	5,30	-
H3	118-122	210	0	780	-	130,00	19,60	0,30	0,68	0,02	0,01	0,09	0,56	0,03	0,68	5,00	75,00	5,30	-
H4	124-132	760	210	30	-	130,00	52,70	0,30	0,68	0,02	0,01	0,06	0,59	0,03	0,68	5,00	66,00	5,20	-
H5	140-150	860	10	130	-	80,00	44,90	0,30	0,47	0,03	0,02	0,05	0,37	0,05	0,47	11,00	50,00	5,40	-
H6	154-166	910	0	90	-	130,00	51,00	0,30	0,87	0,03	0,03	0,10	0,71	0,06	0,87	7,00	62,00	5,40	-
H7	70-174	250	0	740	-	140,00	77,20	0,30	0,69	0,02	0,02	0,09	0,56	0,04	0,69	6,00	69,00	5,40	-
ORGANOSSOLO FÓLICO - LHAP6-10																			
O1	-	-	-	-	-	119,40	1,00	0,20	0,32	0,37	0,90	1,78	11,52	1,80	15,10	11,00	-	-	-
O2	-	-	-	-	-	92,10	1,00	0,57	0,27	0,29	1,10	1,33	10,67	2,23	14,23	15,00	-	-	-
O3	-	-	-	-	-	88,50	1,00	0,06	0,29	0,21	0,98	1,65	10,55	1,54	13,74	11,00	-	-	-
Bi1	-	-	-	-	-	38,90	1,00	0,11	0,27	0,28	0,93	1,57	7,13	1,59	10,29	15,00	-	-	-
Bi2/BC	-	-	-	-	-	34,40	1,00	0,09	0,24	0,32	0,82	1,32	5,58	1,46	8,36	17,00	-	-	-

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 10 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
					g kg ⁻¹		mg kg ⁻¹					cmol _c kg ⁻¹				----	----	H ₂ O	KCl
ORGANOSSOLO HÁPLICO Fibrílico típico - RCPRN2																			
Hdp	-	-	-	-	248,00	-	31,00	0,17	0,17	23,1	4,3	0,7	18,9	27,7	47,3	59,00	-	4,3	3,9
Hdo	-	-	-	-	722,50	-	8,00	0,07	0,07	45,9	9,6	0,5	44,2	56,1	100,8	56,00	-	4,4	3,9
Ho1	-	-	-	-	741,50	-	5,00	0,07	0,07	38,0	14,0	0,4	30,5	52,6	83,5	63,00	-	4,7	4,3
Ho2	-	-	-	-	732,50	-	5,00	0,08	0,08	29,5	14,0	0,5	28,2	44,2	72,9	61,00	-	4,7	4,2
ORGANOSSOLO HÁPLICO Sáprico térreo - RCPB1																			
Hd1	-	-	-	-	211,00	-	17,00	0,13	1,55	53,80	4,40	0,00	4,60	59,90	64,50	93,00	-	6,00	5,60
Hd2	-	-	-	-	163,00	-	19,00	0,04	0,42	53,50	3,90	0,00	2,90	57,80	60,70	95,00	-	6,70	5,90
Cg1	-	-	-	-	75,00	-	9,00	0,13	0,09	33,00	2,50	0,00	0,80	35,80	36,60	98,00	-	7,30	6,40
Cg2	-	-	-	-	12,50	-	7,00	0,03	0,03	6,30	0,30	0,00	0,70	6,70	7,40	91,00	-	7,50	6,70
PLANOSSOLO HÁPLICO Distrófico típico - PIRP06																			
Ap	0-30	500	160	340	18,00	10,43	11,00	0,14	-	3,10	1,40	0,20	3,00	4,64	7,64	60,73	4,13	5,40	-
AB	30-80	300	100	600	13,00	7,54	1,00	0,05	-	1,30	0,30	3,20	5,80	1,65	7,45	22,15	65,98	4,60	-
Bt	80-115	300	100	600	8,00	4,64	1,00	0,04	-	0,70	0,10	3,00	5,20	0,84	6,04	13,91	78,13	4,40	3,70
Bw1	115-150	260	120	620	8,00	4,64	1,00	0,04	-	0,40	0,10	4,40	6,10	0,54	6,64	8,13	89,07	4,40	-
Bw2	150-200	130	130	740	7,00	4,06	1,00	0,07	-	0,10	0,10	6,30	7,70	0,27	7,97	3,39	95,89	4,20	-
PLANOSSOLO HÁPLICO Distrófico plintico - INGP13																			
A	-	840	60	100	-	9,28	6,00	0,13	0,02	0,30	0,30	0,60	1,70	0,75	3,05	25,00	44,00	6,90	3,80
AE	-	860	60	80	-	6,38	2,00	0,07	0,01	0,10	0,10	0,60	1,10	0,28	1,98	14,00	68,00	4,40	3,80
E	-	860	80	60	-	4,06	3,00	0,05	0,01	0,10	0,10	0,20	0,30	0,26	0,76	34,00	43,00	5,00	4,00
EBtg	-	720	140	140	-	4,06	1,00	0,18	0,20	0,10	0,20	1,40	0,90	0,68	2,98	23,00	67,00	4,90	3,50
Btg	-	510	120	370	-	4,06	1,00	0,30	0,52	0,30	0,30	5,10	2,00	1,42	8,52	17,00	78,00	5,30	3,40
PLANOSSOLO HÁPLICO aluminico gleissólico - INGP43																			
A	-	140	360	500	-	19,14	7,00	0,43	0,11	3,90	1,60	1,40	7,90	6,04	15,34	39,00	19,00	6,00	3,50
EA	-	180	340	480	-	12,76	2,00	0,20	0,06	1,70	0,70	3,50	4,40	2,66	10,56	25,00	57,00	4,50	3,50
E	-	920	20	60	-	7,54	2,00	0,06	0,06	0,70	0,30	2,80	2,40	1,12	6,32	18,00	71,00	4,60	3,50
Bt	-	340	360	300	-	7,54	2,00	0,06	0,11	0,40	0,10	5,90	1,10	0,67	7,67	9,00	90,00	4,50	3,50
Cf	-	400	190	410	-	4,06	3,00	0,04	0,08	0,10	0,10	2,70	0,00	0,32	3,02	11,00	89,00	4,70	3,50

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 11 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH	
		-----g kg ⁻¹ -----				mg kg ⁻¹	----- cmol _c kg ⁻¹ -----						----	%	----	H ₂ O	KCl		
PLANOSSOLO HÁPLICO Eutrófico solódico - RCPBAC02																			
A	-	649	214	138	-	-	17,50	0,20	0,00	4,40	3,10	0,00	-	7,70	9,20	84,00	-	6,10	4,70
2A	-	389	237	375	-	-	7,20	0,00	0,10	6,70	5,70	0,40	-	12,60	14,60	86,00	-	5,40	3,70
2E	-	904	43	54	-	-	43,40	0,00	0,00	1,30	1,40	0,00	-	2,80	3,30	85,00	-	6,10	4,50
2EB	-	693	183	125	-	-	24,60	0,10	0,10	4,20	3,40	0,20	-	7,80	8,90	88,00	-	5,40	4,00
2Bt1	-	144	548	309	-	-	12,20	0,10	0,20	11,10	8,60	0,30	-	20,10	22,50	89,00	-	5,80	3,80
2Bt2	-	210	514	277	-	-	11,50	0,10	0,30	9,50	7,90	0,30	-	17,80	19,90	89,00	-	6,10	3,90
2Btvnz	-	151	463	387	-	-	7,80	0,10	1,70	11,60	9,90	0,00	-	23,30	25,80	90,00	-	6,10	3,80
PLINTOSSOLO HÁPLICO Eutrófico gleissólico - INGP27																			
A	-	840	20	140	-	19,72	44,00	0,82	0,09	5,40	2,00	0,70	14,00	8,31	23,01	36,00	8,00	4,30	3,90
AB	-	340	280	380	-	8,70	6,00	0,35	0,04	2,70	1,50	1,70	2,30	4,59	8,59	53,00	27,00	4,30	3,60
2Bi	-	130	290	580	-	8,12	4,00	0,33	0,07	1,70	1,00	1,60	3,30	3,10	8,00	39,00	34,00	4,70	3,80
3Bi	-	70	270	660	-	5,22	2,00	0,19	0,04	1,60	1,00	1,50	1,40	2,83	5,73	49,00	35,00	4,90	3,70
4Bi	-	510	160	330	-	7,54	3,00	0,31	0,05	1,80	1,20	2,60	2,70	3,36	8,66	39,00	44,00	4,80	3,80
5C	-	180	180	640	-	4,06	2,00	0,08	0,03	1,20	0,60	0,50	0,80	1,91	3,21	60,00	21,00	4,90	3,90
5Cgf	-	620	180	200	-	4,06	2,00	0,20	0,06	1,40	0,90	2,30	1,00	2,56	5,86	44,00	47,00	5,00	3,70
VERTISSOLO HÁPLICO Aluminico típico - INGP33																			
A	-	220	240	540	-	13,92	2,00	0,06	0,16	3,30	1,90	4,00	6,80	5,42	16,22	33,00	42,00	4,50	3,20
Bv1	-	50	170	780	-	7,54	1,00	0,07	0,18	1,80	1,10	8,40	1,80	3,15	13,35	24,00	73,00	4,60	3,10
Bv2	-	20	140	840	-	7,54	1,00	0,06	0,25	1,60	0,90	7,60	2,50	2,81	12,91	22,00	73,00	4,60	3,10
Bgf1	-	90	130	780	-	5,22	1,00	0,06	0,26	1,90	1,10	4,60	2,60	3,32	10,52	32,00	58,00	4,70	3,40
Bgf2	-	230	100	670	-	4,64	1,00	0,07	0,44	2,00	1,10	5,20	1,70	3,61	10,51	34,00	59,00	5,40	3,30
VERTISSOLO HÁPLICO Sódico salino - RCPBAC1																			
Apnz	-	172	295	534	-	-	1,90	0,20	6,40	8,70	8,80	0,00	2,20	24,20	26,30	92,00	-	5,20	4,10
CA	-	155	315	531	-	-	1,60	0,30	8,70	5,40	10,00	0,00	1,50	24,30	25,80	94,00	-	5,90	4,60
Cvn	-	250	312	439	-	-	1,50	0,30	7,30	4,60	8,20	0,00	0,90	20,40	21,30	96,00	-	7,00	5,30
2Cn	-	977	3	20	-	-	3,30	0,00	0,20	0,50	2,10	0,00	0,50	2,80	3,30	85,00	-	7,30	5,70

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

Tabela 12 - Resultado das análises física e químicas dos perfis de solo

Horiz. ¹	Prof. ² cm	Areia	Silte	Argila	M.O. ³	C ⁴	P ⁵	K ⁺	Na	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺	H ⁺	SB ⁶	CTC ⁷	V ⁸	m ⁹	pH		
		-----g kg ⁻¹ -----					mg kg ⁻¹	----- cmol _c kg ⁻¹ -----								----	%	----	H ₂ O	KCl
ARGISSOLO VERMELHO AMARELO aluminico tipico - MLRT1-5																				
A	0-11	310	470	220	2,94	-	2,00	42,00	-	0,07	0,12	2,89	8,61	0,31	11,81	2,60	90,30	3,81	-	
AB	11-48	230	440	330	1,02	-	1,10	15,00	-	0,07	0,04	3,08	6,92	0,15	10,15	1,50	95,40	4,43	-	
BA	48-66	220	460	320	0,51	-	0,70	5,00	-	0,09	0,06	0,84	8,46	0,16	9,46	1,70	84,00	4,48	-	
B1	66-89	140	410	450	0,75	-	0,40	7,00	-	0,00	0,07	4,57	6,73	0,10	11,40	0,90	97,90	4,90	-	
B2	89-120	80	400	520	0,75	-	0,40	9,00	-	0,00	0,11	5,06	7,74	0,13	12,93	1,00	97,50	4,75	-	
GLEISSOLO HÁPLICO Tb distrofico tipico - MLRT6-9																				
A	0-10	750	110	140	2,64	-	2,40	14,00	-	0,00	0,10	0,94	6,06	0,02	0,72	2,50	83,90	4,08	-	
AB	10-43	630	140	230	1,38	-	0,90	2,00	-	0,00	0,04	0,73	3,17	0,01	0,40	1,30	93,60	4,54	-	
BA	43-80	600	120	280	0,75	-	0,60	1,00	-	0,00	0,03	0,65	2,15	0,00	0,28	1,10	95,60	4,64	-	
B	80-120	590	90	320	0,75	-	0,50	1,00	-	0,00	0,03	0,73	1,87	0,00	0,26	1,10	96,10	4,73	-	
LATOSSOLO AMARELO distrofico tipico - MLRT 10-13																				
A1	0-7	370	130	500	2,64	-	1,80	9,00	-	0,00	0,16	0,94	5,56	-	0,67	2,70	83,90	3,99	-	
AB	7-21	280	110	610	2,13	-	0,90	5,00	-	0,00	0,13	0,86	4,34	-	0,53	2,60	86,00	4,25	-	
BA	21-37	210	90	700	1,38	-	0,80	2,00	-	0,00	0,09	0,65	3,25	-	0,40	2,50	86,70	4,51	-	
B	>37	180	70	750	1,38	-	0,60	2,00	-	0,00	0,09	0,65	2,75	-	0,35	2,90	86,70	4,61	-	

¹Horizonte; ²Profundidade; ³Matéria orgânica; ⁴Carbono orgânico; ⁵Fósforo assimilável; ⁶Soma de bases; ⁷Capacidade de troca de cátions; ⁸Saturação por bases; ⁹Saturação por alumínio.

4.2 Análise discriminante de perfis de solos por meio dos espectros

A curva multi-espectral de um perfil de solo mostra muitas características importantes que influenciam nos atributos e na classificação dos solos. Na Figura 21 observa-se um exemplo da análise multi-espectral no qual pode-se observar os espectros de um Organossolo (O), Latossolo Vermelho Eutroférico (LVef) e um Cambissolo Háplico (CX).

Nessa análise é possível observar os espectros do solos em profundidade, o que se torna interessante para classificação de solos (VASQUES; GRUNWALD; SICKMAN, 2008; VASQUES et al. 2014). A caracterização dos espectros pode ser feita da mesma forma que propõe Demattê et al. (2014) com a classificação MIRS.

Dessa forma pode-se observar que espectro do LVef apresenta baixo albedo em todos os horizontes, atribuído aos óxidos de ferro (ilmenita e magnetita) que provocam a diminuição da intensidade em toda curva gerando um aspecto plano para a curva (DEMATTÊ; TERRA 2014). A semelhança espectral entre as curvas dos diferentes horizontes também pode ser observada, isso ocorre devido a homogeneidade dos atributos do solo em profundidade do LVef. Outra observação é a feição de hematita em 530 nm presente em todos os espectros do perfil.

Figura 21 - Curvas multi-espectrais de um Organossolo Fólico (OO), Latossolo Vermelho eutroférico (LVef) e Cambissolo Háplico (CX)

O CX apresenta a maior intensidade de reflectância comparado ao LVef e OX. Isso se deve ao solo apresentar textura arenosa em todo o perfil.

valores de Loading são distantes de zero ao longo de toda curva multi-espectral, valores semelhantes foram encontrados por Galvão, Pizarro e Epiphanyo (2001) e Bellinaso; Demattê e Romeiro (2010). No Loading da CP1 observa-se também o peso das feições de hematita e goethita (Figura 23a). Enquanto que o Loading da CP2 (Figura 23b) mostra que o peso dos comprimentos de onda está no albedo do horizonte mais profundo, com importância nas feições de óxidos de ferro (Figura 23b) e a partir de 1900 nm no horizonte subsuperficial menos profundo mostrando picos de valores de Loading em 1900, 2200 nm (argilominerais 2:1 e caulinita) e em 2265 nm (feição da gibbsita). As CP1 e CP2 explicam 89% da variância de todos os dados analisados.

No geral no gráfico de Scores da CP1 e CP2 tem-se que na extremidade do primeiro quadrante (acima a direita) possui alguns exemplares de Planossolos (S), Neossolos (R), Gleissolos (G) e Luvissolo (T). No segundo quadrante agruparam-se os Latossolos Vermelhos (LV), Vermelho Amarelo (LVA) e Argissolos Vermelhos (PV). Enquanto que na extremidade do segundo quadrante bem próximo ao eixo da CP1 se agrupam os solos com influencia do ferro (Latosolos, Nitossolos e Cambissolos férricos) ou com o albedo muito baixo (Latosolos Bruno, LB).

Os Organossolos (O) se agruparam no terceiro quadrante (esquerda a baixo). No quarto quadrante (direita a abaixo) se localizam na extremidade os Argissolos Amarelos (PA), Argissolos Acinzentados (PAC) e Latossolos Amarelos (LA). Ainda no quarto quadrante próximo ao eixo da CP2 separaram-se os Vertissolos (V) e o Plintossolo (F) dos demais.

Com essas observações fica evidente que o CP1 está associado ao albedo das curvas multi-espectrais, sendo que na extremidade positiva dos valores da CP1 estão os solos com a intensidade de reflectância mais elevada e consequentemente com a textura mais arenosa, enquadrando-se os Argissolos Acinzentados, Cambissolos e alguns Neossolos. Na outra extremidade, valores negativos de CP1, estão os solos com curvas espectrais com o albedo mais baixo e consequentemente são solos com textura mais argilosa.

Ao realizar a ACP apenas com a classe dos Nitossolos (N) e Latossolos (L) tem-se os Scores representado pela Figura 24. As CP1 e CP2 representam 98% dos dados. O gráfico de Scores nitidamente agrupou os LV e LVA no primeiro quadrante, em que os LV apresentam valores maiores de CP2 do que os

LVA. Já os LB se agruparam com valores negativos para CP1 entre os quadrantes dois e três. Os solos férricos (LVf, NVf) se agruparam no quadrante três. Os Nitossolos Háplicos e Latossolos Amarelos ocuparam a extremidade do quarto quadrante.

Figura 23 - (a) Loading da Componente Principal 1 (82%); (b) Loading da Componente Principal 2 (7%)

Figura 24 - Scores PC1xPC2 de Latossolos e Nitossolo da BESB

Entre os Argissolos e Latossolos, a ACP agrupou os solos principalmente pela cor e pela intensidade de reflectância, as CP1 e CP2 explicam 97% da variância dos dados observados (Figura 25). Os Argissolos Amarelos, Argissolos Acinzentados e Latossolos Amarelos se agruparam entre o quadrante um e quatro com valores muito altos de CP1. Enquanto que os Latossolos férricos e os Brunos ficaram na extremidade oposta com valores de CP1 negativos. Os Argissolos Vermelhos e Latossolos Vermelhos se agruparam no segundo quadrante com valores negativos de CP1 e positivos de CP2.

Figura 25 - Scores da CP1 vs CP2 dos Argissolo e Latossolos da BESB

Ao analisar a ACP dos Gleissolos e Organossolos fica evidente a distinção entre essas classes de solo, sendo que a CP1 e CP2 representa 91% da variância dos dados. Os Organossolos no geral possuem a intensidade de reflectância menor que os Gleissolos, isso reflete na distribuição das amostras no gráfico de dispersão dos Scores e principalmente ao longo do eixo da CP1, representado pela Figura 26.

Figura 26 - Scores PC1 vs PC2 de Organossolo e Gleissolos da BESB

A ACP das curvas multi-espectrais mostra-se útil para discriminar classes de solos do banco de dados da BESB, devido à visualização ser simples e podendo se discriminar vários perfis de solo ao mesmo tempo. No geral distinguem-se solos férricos, amarelos, vermelhos e orgânicos. Separou-se Argissolos Vermelhos e Amarelos, Latossolos Vermelhos e Amarelos, e Gleissolos de Organossolos.

4.3 Análise dos Componentes Principais (ACP)

A grande variabilidade de amostras da BESB pode ser observada na figura 27 na qual se tem o gráfico de scores da Componente Principal 1 e 2. Nessa análise utilizou-se os espectros de 15.883 amostras de solo. As cores na figura 27 representam a textura das amostras, onde vermelho representa a textura arenosa,

azul a textura média e verde a textura argilosa. Nos valores negativos de CP1 têm-se as amostras mais arenosas e nos valores positivos as amostras são mais argilosas, conforme Galvão, Pizarro e Epiphanyo (2001). Sobre a Variância temos que a CP1 explica 63% dos dados e a CP2 21 %. Sendo assim temos a variância total dessas duas componentes 84% de todo o banco de dados original.

Figura 27 - Gráfico de Scores CP1 vs CP2

Cada CP tem seus valores de Loading que representam a importância ou peso dos comprimentos de onda dentro de cada componente. Sendo assim, a variável com valor de Loading distante de zero é considerada importante, com alto peso dentro da CP (VERMUZA; FILMOZER, 2009; SORIANO-DISLA et al., 2014)

O Loading do CP1 é representado pela Figura 28a, onde os comprimentos de onda de maior importância estão entre 350 e 480 nm (feição da goethita), 600 e 900 nm (feição da hematita) (VISCARRA ROSSEL; WEBSTER, 2011). E um peso constante nos comprimentos de onda partir dos 1400 nm, esses valores podem estar correlacionados ao albedo geral da curva já que todo esse intervalo o Loading distancia-se de zero, mostrando a influência do mineral quartzo. (GALVÃO; PIZARRO; EPIPHANIO, 2001; BELLINASO; DEMATTÊ; ROMEIRO, 2010). A matéria orgânica se mostra influente na CP 1 corroborando com Viscara Rosse e Chen (2011).

A CP2 tem os Loading representativos entre 350 e 400 nm e ainda um pico em 480 nm (feição da goethita), entre 500 e 600 nm, 700 e 800 nm (feição da hematita), 1900 e 2000 nm (feições de minerais 2:1) e ainda um pico em 2200 nm (feições minerais 2:1 e caulinita) (Figura 28b) (VISCARRA ROSSEL; CHEN, 2011).. Sendo assim, esses valores representam a importância da CP2 quanto às feições de óxidos de ferro e ainda da caulinita em 2200 nm.

Considerando que a ACP correlaciona todos os comprimentos de onda entre si, pode-se observar que apenas a CP1 e CP2 explicam grande parte dos espectros da BESB. No geral pode-se observar que a textura varia ao longo da CP1, isso pode ser visto pelos valores de Loading e nos gráficos de Scores em que as amostras variam de textura ao longo do eixo da CP1 corroborando resultados encontrados por Galvão, Pizarro e Epiphanyo, 2001. Já a CP2 molda as feições dos

óxidos de ferro, minerais 2:1 e caulinita semelhante o que acontece no trabalho de Viscarra Rosse e Chen (2011).

4.4 Quantificação da argila

No total, o modelo segue com 15.883 amostras. Na figura 29 é apresentado o histograma com os valores de quantidade de argila (g/kg) e o número de amostras, no geral tem-se um maior número de amostras de solos com textura média. Os valores da média e desvio padrão são 330,5 e 213,7 g/kg de argila, respectivamente (Tabela 13).

Figura 29 - Histograma da quantidade de amostras e a quantidade de argila

No modelo de regressão através da Variância Residual da modelagem para argila (Figura 30a) escolheu-se o melhor número de componentes ou fatores, onde nesse estudo foi o componente 9. A decisão da escolha foi devido ao fato de que nesse fator a variância de Y (argila, g/kg) alcançou a estabilidade no menor valor (VARMUZA; FILMOZER, 2009). Esses valores estão de acordo com Debaene et al. (2014) que também utilizou o componente 9 para a PLSR. Soriano-Disla et al. (2014) comenta que a escolha do componente depende do modelo, seus números não podem ser pequenos e nem muito altos para não subestimar ou superestimar a regressão (VARMUZA; FILMOZER, 2009).

Figura 30 - (a) Variância Residual por componentes da regressão. (b) Raiz do Erro Quadrático Médio

Outra forma de escolher o componente ou fator da regressão é através da Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), sendo melhor o fator com menor o erro para ser obter o modelo (Figura 30b), assim, comprovando a escolha do fator através da variância residual, o RSME também mostra a estabilidade do erro no fator 9.

Na Figura 31 pode-se observar a comparação do valor da argila Predito *versus* Obtido em laboratório. As retas de calibração (azul) e validação (vermelho) possuem valores muito próximos de inclinação, 0,829 e 0,826 respectivamente, isso justifica a sobreposição no gráfico. Os valores de erro RSME foram de 46,75 g/kg tanto para a calibração quanto para validação do modelo de argila. O coeficiente de

determinação (R^2) teve valor de 0,82 e 0,83 para calibração e validação, respectivamente, e o RPD igual a 4,5 (Tabela 13).

Saeys, Mouazen, Ramon, (2005) estabeleceram que valores de R^2 entre 0,66 a 0,81, de 0,82 a 0,90 e acima de 0,90 indicam modelos quantitativos de predição dos atributos do solo aceitáveis, bons e excelentes, respectivamente. Sendo assim, o R^2 obtido do atual trabalho, entre $0,81 < R^2 < 0,90$, indica boa modelagem para predição de valores de argila.

Debaene et al. (2014) comparou vários algoritmos de análise PLSR alcançando valores máximos de $R^2=0,77$ para calibração e $R^2=0,73$ para validação de argila. Considerando esses dados robustos de Debaene et al. (2014) pode-se inferir que os dados do modelo de argila da BESB também são robustos.

Tabela 13 - Estatística descritiva e desempenho da calibração e validação da Argila

	NºAmostras	Média	Desvio padrão	Inclinação	R^2	RMSE	SE	Bias	RPD
Total	15883	330.5	213.74	-	-	-	-	-	4.57
Calibração	4764	217.6	113.21	0.829	0.82	46.75	46.75	0.0023	-
Validação	11118	217.2	113.5	0.826	0.83	46.75	46.76	0.166	-

Figura 31 - Valores Medido vs Predito de argila - Calibração (Azul) e Validação (Vermelho)

Dunn et al. (2002) e Chang et al. (2001) sugerem que valores de RPD menores que 1,5 sejam considerados insuficientes para a maioria das aplicações, enquanto que modelos com valores maiores que 2,0 sejam considerados excelentes. Já modelos com valores de RPD entre 1,5 e 2,0 são julgados úteis em relação à

acurácia das predições. Com isso o modelo gerado pode ser considerado excelente para predição da argila ao ser comparado com Dunn et al. (2002) e Chang et al. (2001). Shi et al. (2014) propõe que $RPD > 3,0$ significa que o modelo é excelente para predição de atributos. Isso fica evidente ao comparar e analisar os modelos da BESB, devido ter-se gerado um modelo excelente de predição da argila, possuindo o RPD igual a 4,5.

No geral se considerar o conjunto de resultados, os valores baixos do erro, valores altos de R^2 e RPD, o modelo de argila pode ser considerado bom para predição de argila do solo (SAEYS; MOUAZEN; RAMON, 2005; SHI et al., 2014; DEBAENE et al., 2014). Ao se comparar com Soriano-Disla et al. (2014), o coeficiente de determinação da BESB para argila apresentou-se superior. Em sua análise de revisão esses autores apresentaram um valor máximo de $R^2=0,78$, mostrando mais uma vez a excelência do modelo de predição da argila.

4.5 Quantificação de areia

Na quantificação de areia utilizaram-se as mesmas 15.883 amostras de solos da modelagem para argila. Sendo assim pode-se observar na figura 32 o histograma de quantidade de amostras por valor de areia, onde se tem valores de média e desvio padrão para areia 566,1 e 253,5 g/kg (Tabela 14). A Variância Residual mostra que no componente 7 a variância da areia estabilizou, sendo esse fator o utilizado para gerar modelo (Figura 33a) (VARMUZA E FILMOZER, 2009).

Figura 32 - Histograma de quantidade amostras e quantidade de areia

Figura 33 - (a) Variância Residual por componentes da regressão. (b) Raiz do Erro Quadrático Médio

Para comprovar a escolha do componente 7 da PLSR foi utilizado a Figura 33b que mostra a raiz do erro quadrático. Nesse gráfico escolheu-se a componente em que o erro se estabiliza sendo assim observa-se a componente 7 comprovando a escolha do fator de regressão para o modelo da areia.

Na Figura 34 observam-se valores Preditos de areia *versus* Obtidos em laboratório. A inclinação da reta de calibração e validação são semelhantes, ocasionando sobreposição. O RMSE foi de 60,9 e 60,85 g/kg de areia nos modelos de calibração e validação respectivamente. Os valores do coeficiente de determinação (R^2) foram de 0,81 para calibração e 0,79 na validação da areia com valor de RPD = 4,1 (Tabela 14).

Tabela 14 - Estatística descritiva e desempenho da calibração e validação da Areia

	NºAmostras	Média	Desvio Padrão	Inclinação	R ²	RMSE	SE	Bias	RPD
Total	15883	566.1	253.55	-	-	-	-	-	4.16
Calibração	4764	716.4	139.07	0.8	0.81	60.9	60.91	0.0059	-
Validação	11118	716.5	133.77	0.81	0.79	60.85	60.86	0.118	-

Figura 34 - Valores Medido vs Predito de areia - Calibração (Azul) e Validação (Vermelho)

Considerando Saeys, Mouazen e Ramon (2005) tem-se o modelo para areia como aceitável. Comparando com Debaene et al. (2014) os valores de R^2 foram bem semelhantes com 0,80 para calibração e 0,79 para validação. Assim como comparado a pesquisa de Soriano-Disla et al. (2014) que obteve máximo de $R^2=0,78$ para areia.

A respeito do valor de $RPD = 4,1$ para o modelo de areia da BESB pode-se inferir que o modelo é excelente para predição desse atributo (CHANG et al., 2001; DUNN et al., 2002; SHI et al., 2014). Debaene et al. (2014) para o modelo de areia apresentou valor máximo de $RPD = 2,2$ enquanto que o modelo da BESB tem $RPD = 4,16$, mostrando a robustez da predição de areia.

Sobre o modelo de areia considerando o conjunto de valores de RMSE, R^2 e RPD, foi gerado um modelo bom para predição de areia dos solos do Brasil. (SAEYS; MOUAZEN; RAMON, 2005; SHI et al., 2014, DEBAENE et al., 2014).

5 CONCLUSÕES

Através dos dados obtidos da Primeira aproximação da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil foi possível chegar a algumas conclusões como segue:

1. Os seguintes parâmetros influenciaram as variações espectrais: o albedo, o formato da curva como um todo, os atributos matéria orgânica, óxidos de ferro hematita e goethita, óxido de alumínio gibbsita, água higroscópica, minerais 1:1 (caulinita) e 2:1 (montmorilonita), quartzo, ilmenita e magnetita. Cada qual teve um papel na formação da curva espectral.
2. Dados de perfis completos permitem ótima visualização das variações entre horizontes, baseadas nas informações descritivas indicadas pelo item anterior.
3. Estatisticamente, o sistema multi-espectral, o qual avalia os espectros de todos os horizontes em simultâneo, permitiu discriminar ordens de solos, Organossolos, Latossolos, Argissolos e Nitossolos. Através dos Componentes Principais os mesmos foram agrupados e discriminados estatisticamente.
4. Através da PLSR foi possível estabelecer validações robustas atingindo R^2 de 0,79 e 0,83 para areia e argila respectivamente. Isto para uma população de 15.883 amostras espalhadas pelo Brasil.
5. Este trabalho é uma primeira aproximação o qual deve ser dado continuidade para (a) aumentar o número de amostragem de solos representativos do Brasil; (b) aumentar o número de amostras de perfis completos com análises; (c) reavaliar os processos de quantificação e classificação de solos ao nível nacional e/ou regional.

REFERÊNCIAS

- ÅNGSTRÖM, A. The Albedo of various surfaces of ground. **Geografiska Annaler**, Berlin, v.7, p.323-342, 1925.
- ARAÚJO, S.R.; WETTERLIND, J.; DEMATTÊ, J.A.M.; STENBERG, B. Improving the prediction performance of a large tropical vis-NIR spectroscopic soil library from Brazil by clustering into smaller subsets or use of data mining calibration techniques. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 65, n. 5, p. 718-729, 2014.
- BALDRIDGE, A.M.; HOOK, S.J.; GROVE, C.I.; RIVERA, G. The ASTER Spectral Library Version 2.0. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 113, p. 711-715, 2009.
- BAS, M.V.; MELÉNDEZ-PASTOR, I.; NAVARRO-PEDREÑO, J.; GÓMEZ, I.; MATAIX-SOLERA, J.; HERNÁNDEZ, E. Saline soils spectral library as a tool for digital soil mapping. In: EUROPEAN GEOSCIENCE UNION GENERAL Assembly, 2013, Viena. Saline soils spectral library as a tool for digital soil mapping...Viena: COPERNICUS, v.15, p.9738, 2013.
- BELLINASSO, H.; DEMATTÊ, J.A.M.; ROMEIRO, S.A. Soil Spectra Library and its use in Soil Classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.34, p.861-870, 2010.
- BEN-DOR, E.; TAYLOR, G.R.; HILL, J.; DEMATTÊ, J.A.M.; WHITING, M.L.; CHABRILLAT, S.; SOMMER, S. Imaging spectrometry for soil applications. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, v.97, p.321-392, 2008.
- BRADY, N.C.; WEIL, R.R. **The Nature and Properties of Soils**, 14th ed. New Jersey:Prentice Hall, 2007. 980p.
- BRODSKY, L.; KLEMENT, A.; PENÍZEK, V.; KODESOVÁ, R.; BORUVKA, L. Building soil spectral library of the Czech soils for quantitative digital soil mapping. **Soil and Water Research**, Praga, v.6, n.4, p.165-172, 2011.
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYES, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v.132, p. 273-290, 2006.
- BROWN, S.D. Chemical Systems Under Indirect Observation: Latent Properties and Chemometrics. **Applied Spectroscopy**, Baltimore, v.12, p.14-31, 1995.
- BUOL, S.W.; SOUTHARD, R.J.; GRAHAM, R.C.; MCDANIEL, P.A. **Soil genesis and classification**. 6th ed. New Jersey: John Wiley, 2011. 560p.
- CAMARGO, A.O.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônomo, 1986. 94p. (IAC. Boletim Técnico, 106).

CAMARGO, M.N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J.H. Classificação de solos usada em levantamentos pedológicos no Brasil. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.12, n.1, p.11-13, jan/abr. 1987.

CAMBULE, A.H.; ROSSITER, D.G.; STOORVOGEL, J.J.; SMALING, E.M.A. Building a near infrared spectral library for soil organic carbon estimation in the Limpopo National Park, Mozambique. **Geoderma**, Amsterdam, v.183/184, p. 41-48, 2012.

CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH JUNIOR, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy – principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.65, p.480-490, 2001.

CLARK, R.N. Spectroscopy of rocks and minerals, and principles of spectroscopy. In: RENCZ, A.N. (Ed.) **Manual of remote sensing**. New York: John Wiley, 1999. v.3, p.3-58.

CLEMENTE, C.A.; DEMATTE, J.A.M.; MAFRA, A.L.; BENTIVENHA, S.R.P. Reflectância espectral e mineralogia de materiais formados sobre diabásio. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v.57, n.1, p.159-168, 2000.

COHEN, M.; MYLAVARAPU, R.S.; BOGREKCI, I.; LEE, W.S.; CLARK, M.W. Reflectance spectroscopy for routine agronomic soil analyses. **Soil Science**, New Jersey, v.172, p.469-485, 2007.

CONDIT, H.R. The spectral reflectance of American soils. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Falls Church, v.36, n.9, p. 95–966, 1970.

DALMOLIM, R.S.D. **Matéria Orgânica e características físicas, químicas, mineralógicas e espectrais de Latossolos de diferentes ambientes**. 2002. 151p. Tese (Doutorado em Ciências do Solo) - Universidade Federal do Rio grande do Sul, Faculdade de Agronomia, Porto Alegre, 2002.

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

DEBAENE, G.; NIEDŹWIECKI, J.; PECIO, A.; ŻUREK, A. Effect of the number of calibration samples on the prediction of several soil properties at the farm-scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 214, p.114-125, 2014.

DEMATTE, J.A.M. ; TERRA, F.S. Spectral pedology: A new perspective on evaluation of soils along pedogenetic alterations. **Geoderma**, Amsterdam, v. 217-218, p. 190-200, 2014.

DEMATTE, J.A.M. Characterization and discrimination of soils. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**. Brasília, v. 37, n. 10, p.1445-1458, 2002.

DEMATTE, J.A.M. **Reflectância espectral de solos**. 1999. 452p. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1999.

DEMATTE, J.A.M.; BELLINASSO, H.; ROMERO, D.J.; FONGARO, C.T. Morphological Interpretation of Reflectance Spectrum (MIRS) using libraries looking towards soil classification. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v.71, n.6, p. 509-520, 2014.

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

DEMATTE, J.A.M.; NANNI, M.R. Weathering sequence of soils developed from basalt as evaluated by laboratory (IRIS), airborne (AVIRIS) and orbital (TM) sensors. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 24, n.23, p. 4715-4738, 2003.

DOZIER, J.; GOETZ, A.F.H. HIRIS-Eos instrument with high spectral and spatial resolution. **Photogrammetria**, Nienburger, v.43, p.167-180, 1989.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potencial of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Melbourne, v.42, p.607-614, 2002.

EMBRAPA. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3 ed. Brasília: Embrapa, 2013. 353p.

EPIPHANIO, 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: INPE, 1992. 131p.

FAO. Agricultural demand towards to 2050 Production response, Rome, 2013b.

FAO. Statistical Yearbook 2013 World food and agriculture, FAO, Rome, 2013a.

FERNÁNDEZ PIERNA, J.A.; DARDENNE, P. Soil parameter quantification by NIRS as a Chemometric challenge at 'Chimiométrie 2006'. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 91, p. 94-98, 2008.

FERREIRA, M.M.C. Multivariate QSAR. **Journal of the Brazilian Chemical Society**, São Paulo, v.13, n.6, p.742-753, 2002.

FORMAGGIO A.R.; EPIPHANIO 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**, Viçosa, v.20, p.467-474, 1996.

FRANCESCHINI, M.H.D.; DEMATTE, J.A.M.; SATO, M.V.; VICENTE, L.E.; GREGO, C.R. Abordagens semiquantitativa e quantitativa na avaliação da textura do solo por espectroscopia de reflectância bidirecional no VIS-NIR-SWIR. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v. 48, p. 1569-1582, 2013.

FUNDAÇÃO CARGILL. **Manejo ambiental e restauração de áreas degradadas**. São Paulo: Fundação Cargill, 2007. 190p.

GALVÃO, L.S.; PIZARRO, M.A.; EPIPHANIO, J.C.N. Variations in reflectance of tropical soils: spectral-chemical composition relationships from AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 75, p. 245-255, 2001.

GALVÃO, L.S.; VITORELLO, I.; FORMAGGIO, A.R. Relationships of spectral reflectance and color among surface and subsurface horizons of tropical soil profiles. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v.61, n.1, p.24-33, 1997.

GELADI, P.; McDOUGALL, D.; MARTEN, H. Linearization and scatter-correction for near-infrared reflectance spectra of meat. **Journal Applied Spectroscopy**, Vurzburg, v.39 p. 491–500, 1985.

GODFRAY, H.C.J.; BREDDINGTON, J.R.; CRUTE, I.R.; HADDAD, L.; LAWERENCE, D.; MUIR, J.F.; PRETTY, J.; ROBINSON, S.; THOMAS, A.M.; TOULMIN, C. Food security: the challenge of feeding 9 billion people. **Science**, cidade, v. 327, n. 5967, p. 812–818, 2010.

GOETZ, A.F.H.; CURTISS, B.; SHILEY, D.A. Rapid gangue mineral concentration measurement over conveyors by NIR reflectance spectroscopy. **Minerals Engineering**, Oxford, v.22, p.490-499, 2009.

GOGÉ, F.; JOFFRE, R.; JOLIVET, C.; ROSS, I.; RANJARD, L. Optimization criteria in sample selection step of local regression for quantitative analysis of large soil NIRS data- base. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Barcelona, v.110, n. 1, p.168–176, 2012.

GROVE, C.I.; HOOK, S.J.; TAYLOR, E.D. **Laboratory reflectance of 160 minerals, 0.4 to 2.5 micrometers**. Pasadena: National Aeronautics and Space Administration, 1992. 355p.

HUNT, G.R. Spectroscopic properties of rocks and minerals. In: STEWART, C.R. (Ed.) **Handbook of physical properties of rocks**. Boca Raton, FL: CRC Press, 1980. p. 295–385.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W. Visible and near infrared spectra of minerals and rocks: I. Silicate minerals. **Modern Geology**, London, v.1, p.283–300, 1970.

IUSS Working Group WRB. World Reference Base for Soil Resources 2014. International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps. **World Soil Resources Reports**, n. 106. Rome: FAO, 2014.

JENNY, H. **Factors of soil formation: a system of quantitative pedology**. New York, McGraw-Hill, 1941. 271p.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Carolina: Parêntese, 2006. 604p.

KEMPER, T.; SOMMER, S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy. **Environmental Science & Technology**, Berkeley, v. 36, n. 12, p. 2742-2747, 2002.

KETTANEH, N.; BERGLUND, A.; WOLD, S. PCA and PLS with very large data sets. **Computational Statistics & Data Analysis**, Amsterdam, v. 48, n. 1, p. 69-85, 2005.

KNADEL, M.; DENG, F.; THOMSEN, A.; GREVE, M.H. Development of a Danish national Vis- NIR soil spectral library for soil organic carbon determination. In: MINASNY, B.; MALONE, B.P.; MCBRATNEY, A.B. **Digital soil assessment and beyond**, London, Taylor & Francis Group, 2012. p.403-408.

KUANG, B.; MAHMOOD, H.S.; QURAIISHI, M.Z.; HOOGMOED, W.B.; MOUAZEN, A.M.; van HENTENT, E.J. Sensing soil properties in the laboratory, in situ, and on-line: a review. **Advances in Agronomy**, New York, v. 114, p. 155–223, 2012.

LAL, R. Soil erosion and the global carbon budget. **Environment International**, Oxford, v. 29, n. 4, p. 437-450, 2003.

LAL, R. Soil management and restoration for C sequestration to mitigate the accelerated greenhouse effect. **Progress in Environmental Science**, Columbus, v. 1, n. 4, p. 307-326, 1999.

LEGROS, J.P. **Mapping of the Soil**. New Hampshire: Science Publishers, 2006, 412p.

LEPSCH, I.F. **19 lições de pedologia**, São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 456p.

LEPSCH, I.F. Influência dos fatores edáficos na produção. In: CASTRO, P.R.C.; FERREIRA, S.O.; YAMADA, T. (Coord.) **Ecofisiologia da produção**. Piracicaba: Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato, 1987. p.83- 98

LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W. **Remote sensing and image interpretation**. New York: J.Wiley, 1994. 750p.

MADARI, B.E.; REEVES III, J.B; MACHADO, P.L.O.A; GUIMARÃES, C.M.; TORRES, E.; McCARTY, G.W. Mid- and near-infrared spectroscopy assesment of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. **Geoderma**, Amsterdam, v. 136, n. 1/2, p. 245-259, 2006.

MAHMOOD, K. **Reservoir sedimentation – impact, extent and mitigation**. Washington, DC: World Bank 1987.(Technical paper, 71).

MANLY, B.F.J. **Multivariate statistical methods a primer**. 3rd. ed. London: Chapman & Hall/CRC, 2004. 208p.

MARETTO, D.A. **Aplicação de máquinas de vetores de suporte para desenvolvimento de modelos de classificação e calibração multivariada em espectroscopia no infravermelho**. 2011. 133p. Tese (Doutorado em Química Analítica) – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Química, Campinas. 2011.

MARTENS, H.; NIELSEN, J.P.; ENGELSEN, S.B. Light Scattering and Light Absorbance Separated by Extended Multiplicative Signal Correction, Application to Near-Infrared Transmission Analysis of Powder Mixtures. **Analytical Chemistry**, Washington, v. 75, n. 3, p. 394-404, 2003.

MARTENS, H.; NAES, T. **Multivariate Calibration**. Chichester: John Wiley , 1989. 419p.

MATHEWS, H.L.; CONNINGHAM, R.L.; PETERSEN, G.W. Spectral reflectance of selected Pennsylvania soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.37, n. 3, p.421-424, 1973.

McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA-SANTOS, M.L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam. v.117, p. 3-52. 2003.

McBRATNEY, A.B.; MINASNY, B.; VISCARRA-ROSSEL, R.A. Spectral soil analysis and inference systems: A powerful combination for solving the soil data crisis. **Geoderma**, Amsterdam, v.136, p.272-278, 2006.

McBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.A.; BISHOP, T.F.A.; DUNBAR, M.S.; SHATAR, T.M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p. 293–327, 2000.

McCARTY, G.W.; REEVES III, J.B.; REEVES, V.B.; FOLLETT, R.F.; KIMBLE, J.M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p. 640–646, 2002.

MENESES, P.R; MADEIRA NETTO, J.S. **Sensoriamento Remoto: reflectância dos alvos naturais**. 2. reimpressão. Brasília: UnB, 2001. 262p.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.70, p.393-407, 2006.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M.; SILVA JR., C.A.; ROMAGNOLI, F.; SILVA, A.A.; CEZAR, E. Soil Mapping by Laboratory and Orbital Spectral Sensing Compared with a Traditional Method in a Detailed Level. **Journal of Agronomy** (Print), v. 13, p. 100-109, 2014.

RAIJ, B. van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.

RAMÍREZ LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo (USP), Piracicaba, 2009.

RIVERO, R.G.; GRUNWALD, S.; BRULAND, G.L. Incorporation of spectral data in to multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. **Geoderma**, Amsterdam, v.140, p.428-443, 2007.

SABIN, G.P.; FERRÃO, M.F.; LOBO, E.A.; COSTA, A.B.; KIRST, A. Aplicação de métodos quimiométricos no estudo da qualidade da água de poços artesianos da Região do Vales do Rio Pardo e Rio Taquari, RS, Brasil. **Revista Redes**, Santa Cruz do Sul, v. 7, n. especial, p. 77-88, 2002.

SAEYS, W.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy. **Biosystems Engineering**, London, v. 91, n. 4, p. 393-402, 2005.

SELLITTO V.M.; FERNANDES R.B.A.; BARRÓN, V. ; COLOMBO, C. Comparing two different spectroscopic techniques for the characterization of soil iron oxides: Diffuse versus bi-directional reflectance. **Geoderma**, Amsterdam v. 149, p.2-9, 2009

SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.66, n. 3, p.988-998, 2002.

SHI, Z.; WANG, Q.; PENG, J.; JI, W.; LIU, H.; LI, X.; ROSSEL, R.A.V. Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations. **Science China Earth Sciences**, Beijing, v. 57, n. 7, p. 1671-1680, 2014.

SOIL SURVEY STAFF. **Keys to Soil Taxonomy**, 12th ed. Washington, DC.:USDA-Natural Resources Conservation Service, 2014. 362p.

SORIANO-DISLA, J.M.; JANIK, L.J.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MACDONALD, D.L.M.; MCLAUGHLIN, M.J. The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties. **Applied Spectroscopy Reviews**, New York, v. 49, n. 2, p. 139-186, 2014.

SPERA, S.T.; ESCOSTEGUY, P.A.V.; SANTOS, H.P.; KLEIN, V.A. A Solução do Solo de Um Latossolo Vermelho Distrófico Submetido a Três Tipos de Manejo de Solo e de Culturas. **Nativa**, Sinop (MT), v. 2, p. 58-64, 2014.

STENBERG, B. Monitoring soil quality of arable land: Microbiological indicators. **Acta Agriculturae Scandinavica, Section B — Soil & Plant Science**, Copenhagen, v.49, n.1, p. 1–24, 1999.

STENBERG, B.O.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, 2010, v. 107, n.107, p.163-215.

STENBERG, B; VISCARRA ROSSEL, R.A.; Diffuse reflectance spectroscopy for high-resolution soil sensing. In: VISCARRA ROSSEL, R.A.; MCBRATNEY, A.B.; MINASNY, B. (Ed.) **Proximal soil sensing**. Progress in Soil Science. Dordrecht:Springer, 2010. 446p

STEVENS, A.; NOCITA, M.; TÓTH, G.; MONTANARELLA, L.; van WESEMAEL, B. Prediction of Soil Organic Carbon at the European Scale by Visible and Near InfraRed Reflectance Spectroscopy. **PloS one**, São Francisco, v.8, n.6, e66409, 2013.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristics variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.45, n.6, p.1161-1165, 1981.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F.; BIEHL, L.L.; ROBINSON, B.F. **Atlas of soil reflectance properties**. West Lafayette : Purdue University, 1980. 75p.

SUMMERS, D.; LEWIS, M.; OSTENDORF, B.; CHITTLEBOROUGH, D. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. **Ecological Indicators**, Amsterdam, v. 11, n. 1, p. 123- 131, 2011

VAN BREEMEN, N.; BUURMAN, P. **Soil formation**. 2nd ed. New York: Kluwer Academic Publishers, 2002. 404p.

VARMUZA, K.; ENGRAND C.; FILZMOSE P.; HILCHENBACH M., KISSEL J.; KRÜGER, H.; SILÉN J.; TRIELOFF M. Random projection for dimensionality reduction—Applied to time-of-flight secondary ion mass spectrometry data. **Analytica Chimica Acta**, Belgium, v. 705, n. 1/2, p. 48-55, 2011.

VARMUZA, K.; FILZMOSE, P. **Introduction to Multivariate Statistical Analysis in Chemometrics**. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009. 336p.

VASQUES, G.M.; DEMATTÊ, J.A.M.; RAMÍREZ-LÓPEZ, L.; TERRA, F.S. Soil classification using visible/near-infrared diffuse reflectance spectra from multiple depths. **Geoderma**, Amsterdam, v. 11575, p. 1-6, 2014.

VASQUES, G.M.; GRUNWALD, S.; SICKMAN, J.O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 146, n. 1/2, p. 14–25, 2008.

VENDRAME, P.R.S.; MARCHÃO, R.L.; BRUNET, D.; BECQUER, T. The potential of NIR spectroscopy to predict soil texture and mineralogy in Cerrado Latosols. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 63, n. 5, p. 743–753, 2012.

VICENTE, L.E.; SOUZA FILHO, C.R. Identification of mineral components in tropical soils using reflectance spectroscopy and advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 8, p. 1824–1836, 2011.

VISCARRA ROSSEL, R.A. "ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data." **Chemometrics and intelligent laboratory systems**, Amsterdam, v.90, p.72-83, 2008.

VISCARRA ROSSEL, R.A. Robust modelling of soil diffuse reflectance spectroscopy by “bagging partial least squares regression”. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, Chichester, v. 15, p. 39-47, 2007.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; CHAPPELL, A.; De CARITAT, P.; MCKENZIE, N.J. On the soil information content of visible-near infrared reflectance spectra. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v.62, p. 442–453, 2011.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; CHEN, C. Digitally mapping the information content of visible–near infrared spectra of surficial Australian soils. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 6, p. 1443-1455, 2011.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; JEON, Y.S.; ODEH, I.O.A.; McBRATNEY, A.B. Using a legacy soil sample to develop a mid-IR spectral library. **Australian Journal of Soil Research**, Sidney, v. 46, p. 1-16, 2008.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; RIZZO, R.; DEMATTÉ, J.A.M.; BEHRENS, T. Spatial modeling of a soil fertility index using visible–near-infrared spectra and terrain attributes. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 74, n. 4, p. 1293-1300, 2010.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALWORT, D.J.J.; McBRATNEY, A.B.; JANIK, L.J.; SKJESMSTAD, J.O. Visible near infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v.131, p.59-75, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; WEBSTER, R. Discrimination of Australian soil horizons and classes from their visible–near infrared spectra, **European Journal of Soil Science**, Oxford, v.62, p. 637-647, 2011.

VOLKAN BILGILI, A.; VAN ES, H.M.; AKBAS, F.; DURAK, A.; HIVELY, W.D. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. **Journal of Arid Environments**, London, v. 74, n. 2, p. 229-238, 2010.

WARURU, B.K.; SHEPHERD, K.D.; NDEGWA, G.M.; KAMONI, P.T.; SILA, A.M. Rapid estimation of soil engineering properties using diffuse reflectance near infrared spectroscopy. **Biosystems Engineering**, London, v. 121, p. 177-185, 2014.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B. Near–infrared spectroscopy for within–field soil characterization: Small local calibrations compared with national libraries spiked with local samples. **European Journal of Soil Science**, Amsterdam, v. 61, p. 823–843, 2010.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B.; SODERSTROM, M. Increased sample point density in farm soil mapping by local calibration of visible and near-infrared predictions models. **Geoderma**, Amsterdam, v. 156, p. 152-160, 2010.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B.; SÖDERSTRÖM, M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farmscale. **Precision Agriculture**, Berlin, v. 9, n. 1, p. 57–69, 2008.

WHITE, K.; WALDEN, J.; DRAKE, N.; ECKARDT, F.; SETTLELL, J. Mapping the iron oxide content of dune sands, Namib Sand Sea, Namibia, using Landsat Thematic Mapper data. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 62, n. 1, p. 30-39, 1997.

WILLIAMS, P.C. Variables affecting near-infrared reflectance spectroscopic analysis. In: WILLIAMS, P.; NORRIS, K. (Ed.). **Near- Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries**. Saint Paul, MN: American Association of Cereal Chemists, 1987. p. 143-167.

WILLS, S.; LOECKE, T.; SEQUEIRA, C.; TEACHMAN, G.; GRUNWALD, S.; WEST, L. T. Overview of the US Rapid Carbon Assessment Project: Sampling Design, Initial Summary and Uncertainty Estimates. In: **Soil Carbon**. Springer International Publishing. 2014. p. 95-104.

WOLD, H. **Systems under indirect observation**. Amsterdam: Elsevier, 1982.636p.

WOLD, S.; SJÖSTRÖM, M. Chemometrics, present and future success. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 44, p. 3–14, 1998.

WOLD, S.; SJÖSTRÖM, M.; ERIKSSON L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 58, p. 109–130, 2001.

ZHU, Y.; WEINDORF, D.C.; CHAKRABORTY, S.; HAGGARD, B.; JOHNSON, S.; BAKR, N.; Characterizing surface soil water with field portable diffuse reflectance spectroscopy. **Journal of Hydrology**, Amsterdam , v. 391, p. 133–140, 2010.

ZORNOZA, R.; GUERRERO, C.; MATAIX-SOLERA, J.; SCOW, K.M.; ARCENEGUI, V.; MATAIX-BENEYTO, J. Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils. **Soil Biology and Biochemistry**, New York , v. 40, n. 7, p. 1923-1930, 2008.