



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

ANA LIA CAETANO CASTELO BRANCO

**UTILIZAÇÃO DA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA EM ABORDAGENS
QUALITATIVAS E QUANTITATIVAS DA TEXTURA DOS SOLOS DO PERÍMETRO
IRRIGADO DE MORADA NOVA –CE**

FORTALEZA

2019

ANA LIA CAETANO CASTELO BRANCO

UTILIZAÇÃO DA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA EM ABORDAGENS
QUALITATIVAS E QUANTITATIVAS DA GRANULOMERIA DOS SOLOS DO
PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA NOVA –CE

Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Agronomia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Engenheiro Agrônomo.

Orientador: Prof. Adunias dos Santos Teixeira,
Ph.D.

Coorientador: Prof. Eurileny Lucas de Almeida

FORTALEZA

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C345u Castelo Branco, Ana Lia.
UTILIZAÇÃO DA ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA EM ABORDAGENS QUALITATIVAS
E QUANTITATIVAS DA TEXTURA DOS SOLOS DO PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA
NOVA –CE / Ana Lia Castelo Branco. – 2019.
56 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências
Agrárias, Curso de Agronomia, Fortaleza, 2019.

Orientação: Prof. Dr. Adunias dos Santos Teixeira.
Coorientação: Profa. Ma. Eurileny Lucas de Almeida.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Comportamento espectral. 3. estimativa. 4. textura. I. Título.

CDD 630

ANA LIA CAETANO CASTELO BRANCO

Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Agronomia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Engenheiro Agrônomo.

Aprovada em: 21 de novembro de 2019

BANCA EXAMINADORA

Prof. Adunias dos Santos Teixeira, Ph.D. (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Eurileny Lucas de Almeida (Coorientadora)
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Baiano (IFBAIANO)

Prof. Dr. Isabel Cristina da Silva Araújo
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Marcio Regys Rabelo de Oliveira
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

Ao Espírito Santo, que é O meu guia, minha força, minha motivação de viver, no qual todas as minhas conquistas eu dedico á Ele.

Á minha mãe Silvia Helena Caetano Castelo Branco e meu pai Francisco Fernando Castelo Branco Filho que sempre se esforçaram para me ajudar e me apoiar.

Ao Prof. Adunias dos Santos Teixeira pela orientação, e por todo crescimento acadêmico através dos conhecimentos compartilhados ao longo de todo período de orientação.

A Prof. Eurileny Lucas de Almeida pela co-orientação, paciência, amizade, pelo tempo disponibilizado e todos os conhecimentos compartilhado.

A todos os amigos e colegas do Laboratório de Eletrônica e Mecânica Agrícola (LEMA), Marcio Regys, Thales Rafael, Davi Queiroz, Mayara Rocha, Filipe Hermínio, David Lino, Amnon pelos momentos vivenciados, pela amizade, apoio, pela ajuda nos momentos de dificuldade e também por todos os conhecimentos compartilhados.

Á todos meus amigos da FJU, que são mais que amigos, são meus irmão de Fé, de motivação para todos os momentos, principalmente ao meu amigo Leyvison Barbosa por todo apoio e amizade nos momentos que mais precisei.

À Universidade Federal do Ceará – UFC e ao Departamento de Engenharia Agrícola por toda infraestrutura disponibilizada e as oportunidades oferecidas durante todo o curso de graduação.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro aos projetos desenvolvidos durante o curso.

*Diante das coisas que não pude evitar;
Eu encontrei abrigo até tudo passar;
Na vida tem um tempo para sorrir e para chorar;
Mas em tudo em vejo as mãos do meu Deus a mim guardar...*
(Canção Marcas da Vida)

“Assim diz o Senhor: Não se glorie o sábio na sua sabedoria, nem se glorie o forte na sua força; não se glorie o rico nas suas riquezas, mas o que se gloriar, glorie-se nisto: em me entender e me conhecer, que eu sou o Senhor, que faço beneficência, juízo e justiça na terra; porque destas coisas me agrado, diz o Senhor. ” Jeremias 9,23-24

RESUMO

Muitos estudos vem destacando o potencial da espectroscopia de reflectância para o estudo do solo, inclusive quanto à predição da textura, em diferentes regiões do Brasil. O objetivo desse trabalho foi a obtenção de modelos quantitativos de predição da textura dos solos do perímetro irrigado de Morada Nova-CE, utilizando dados de espectroscopia de reflectancia, obtendo também uma abordagem qualitativa dos dados com a caracterização do seu comportamento espectral. Foram coletadas 85 amostras de solo deformadas na profundidade de 0 -10 cm, que posteriormente foram preparadas para a obtenção da TFSA. Realizou-se as análises laboratórias das amostras para a obtenção da sua granulometria pelo método da pipeta. Já os dados radiométricos foram obtidos em ambiente controlado usando o espectrômetro FieldSpecPro FR 3 (350 - 2500 nm) acoplado á uma sonda de contato, obtendo a media de três leituras por amostra. Caracterizou-se o comportamento espectral pelo espectro médio das classes texturais classificadas para fins de manejo do solo, avaliando também como as partículas de areias influenciam nesse comportamento. Os modelos foram obtidos pelo sistemas de RLS (Regressão Linear Simples) e SMRL (Regressão Linear Múltipla pelo método Stepwise). Diante dos dois sistemas estatístico constatou-se que o modelo mais eficiente e o único possível na predição dos atributos avaliados, foi o da argila pelo método SMRL. Concluindo portanto, que para as amostras e os dados coletados, foi possível apenas estimar o atributo argila utilizando a espectroscopia de reflectancia pelo metodo SMRL e obtendo um modelo considerado muito bom de predição do atributo.

Palavras-chave: Espectroscopia de reflectancia, Textura, modelos quantitativos

ABSTRACT

Many studies have highlighted the potential of reflectance spectroscopy for soil study, including texture prediction, in different regions of Brazil. The objective of this work was to obtain quantitative models of soil particle size prediction of irrigated perimeter of Morada Nova-CE, using reflectance spectroscopy data, also obtaining a qualitative approach of the data with the characterization of its spectral behavior. A total of 85 deformed soil samples were collected from 0 to 10 cm deep and subsequently prepared for TFSA. Analyzes were performed by laboratories to use their particle size by pipette method. Radiometric data were used in the controlled environment using the FieldSpecPro FR 3 (350 - 2500 nm) spectrometer, which is attached to a contact probe, obtaining a media of three readings per sample. Spectral behavior was characterized by the average spectrum of the textural classes classified for soil fins, also evaluated as the variations of areas influence this behavior. The models were used by RLS and stepwise multiple linear regression systems. Given the two statistical systems found, which is the most efficient model and the only possible prediction of applicable requirements, was the SMRL method. Concluding, therefore, for how the collected values and the collected data, it was only possible to estimate or assign a reflection spectroscopy resource by the SMRL method and obtain a very good attribute prediction model.

Keywords: Reflectance Spectroscopy, Texture, Quantitative Models

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Triângulo textural utilizado para determinação da textura do solo.....	10
Figura 2: Espectro eletromagnético.....	12
Figura 3: Assinatura espectral de vários objetos na superfície terrestre.....	12
Figura 4: Localização da área de estudo.....	15
Figura 5: Pontos de coletas das amostras de solos.....	16
Figura 6: Etapas da primeira parte da análise granulométrica.....	17
Figura 7: Suspensão coletada contendo a fração argila.....	19
Figura 8: Pesagem das latas contendo as areias coletadas na análise.....	19
Figura 9: Distribuição das partículas de areia por tamanho de acordo com a classificação proposta por (USDA).....	20
Figura 10: Conjunto de peneiras para classificação das partículas de areias.....	20
Figura 11: Partículas de areias classificadas.....	21
Figura 12: O equipamento FielSpec Pro Fr 3 acoplado na sonda de contato na sala escura, e em a sonda de contato fazendo a leitura da amostra.....	22
Figura 13: Placa padrão branca com 100 % de reflectância.....	22
Figura 14: Triângulo de classificação textura de solos com os dados da pesquisa.....	28
Figura 15: Frequência das texturas das amostras.....	28
Figura 16: Percentual para as classes de classificações das areias.....	29
Figura 17: Comportamento espectral descritivo dos dados.....	31
Figura 18: Curva espectral média das amostras de solo por classe textural, para fins de manejo.....	32
Figura 19: Correlação das classificação das areias com os valores de reflectancia das amostras para todos os comprimentos de onda.....	34
Figura 20: Coeficiente de correlação de Pearson entre cada banda espectral e os teores de areia, silte e argila.....	34
Figura 21: Análises de correlação entre os Valores Real (VR) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados para RLS.....	37
Figura 22: Análises de correlação entre os Valores Real (VR) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados para SLRM.....	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Período de coleta das amostras.....	16
Tabela 2: Tempo de sedimentação da fração silte para 5 cm de profundidade.....	18
Tabela 3: Critérios de Classificação das amostras de acordo com os teores de argila.....	23
Tabela 4: Classificação dos valores do coeficiente de correlação de Pearson (r).....	25
Tabela 5: Critérios de interpretação do índice de desempenho “c”.....	27
Tabela 6: Medidas estatísticas descritivas e distribuição de frequência da granulometria....	30
Tabela 7: Comprimento de onda com a melhor correlação com os atributos.....	35
Tabela 8: Equações de calibração RLS.....	36
Tabela 9: Valores de índice de confiança para os modelos de estimativa pela RLS.....	38
Tabela 10: Modelos obtidos a partir de SRLM para estimativa dos atributos granulométricos.....	38
Tabela 11: Valores de índice de confiança para os modelos de estimativa pela SRLM.....	41

BREVIATURAS E SIGLAS

VIS	Faixa Espectral do Visível
SWIR	Infravermelho de Ondas Curtas
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio
SMLR	Regressão Linear Múltipla pelo método Stpwise
IAP	Coefficiente de assimetria de Pearson
TFSA	Terra Fina Seca ao Ar
UFC	Universidade Fedral do Ceará
LEMA	Laboratório de Eletrônica e Mecânica Agrícola
NIR	Infravermelho Próximo
REM.	Radiação Eletromagnética
LEMA	Laboratório de Eletrônica e Mecânica Agrícola

LISTA DE SÍMBOLOS

%	Porcentagem
R^2	Coefficiente de determinação
r	Coefficiente de correlação de Pearson
c	Índice de confiabilidade
d	Índice de exatidão de Willmott

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	8
2. OBJETIVOS	9
2.1 Objetivo Geral	9
2.2 Objetivos específicos.....	9
3. REVISÃO BIBLIOGRAFICA	10
3.1 A Importância da textura como atributo físico do solo.....	10
3.2 Técnicas do Sensoriamento Remoto na estimativa dos atributos do solo	11
3.3 Influência da textura no comportamento espectral	13
3.4 SMLR (Regressão Linear Múltipla pelo método STPWISE).....	14
4. METODOLOGIA.....	14
4.1 Localização e descrição da área de estudo	14
4.2 Alocação e coleta de amostras de solo.....	16
4.3 Aquisição dos dados.....	16
4.3.1. Granulométricos por análise laboratorial	16
4.3.2 Radiométricos utilizando á espectroscopia de laboratório	21
4.4 Obtenção do espectro médio para as diferentes classes texturais das amostras.....	23
4.5 Análises estatísticas.....	23
4.5.1 Dados Granulométricos	23
4.5.2 Dados Hiperespectrais	24
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
5.1 Granulometria	27
5.1.1. Análises textural	27
5.1.2 Análises descritivas	29
5.6 Dados espectroscopia de reflectancia.....	30

<i>5.6.1 Análise descritiva do comportamento espectral dos dados</i>	30
<i>5.6.2 Abordagem Qualitativa dos dados</i>	31
<i>5.6.3 Abordagem Quantitativa</i>	33
6. CONCLUSÃO	41
7. REFERÊNCIAS	43

1. INTRODUÇÃO

Diversos pesquisadores apontam que há uma crescente cada vez maior por informações quantitativas, com o objetivo de realizar levantamento e classificações de solos, além da necessidade que existe quanto aos monitoramento ambientais. Podendo citar a textura como uma dessas informações, já que é um atributo físico do solo que está atrelado diretamente no seu processo produtivo, como também aos processos de degradação do mesmo, influenciando ainda no manejo da irrigação.

No entanto, a forma mais tradicional de obtenção dessas informações tem sido por meio de análises realizadas em laboratório, que por sua vez consistem em métodos que geralmente são de alto custos, demorados, e que ainda geram resíduos que se descartados de maneira inadequada, são fortes poluidores dos lençóis freáticos.

É nesse contexto que o sensoriamento remoto, como a espectroscopia de reflectancia ganha espaço como alternativa eficiente a esse tipo de metodologia mais convencional, uma vez que tem por vantagens, a obtenção de informações de maneira mais rápidas e que não prejudicam o ambiente.

Esses dados são obtidos a partir da energia eletromagnética, ou radiação eletromagnética (REM) quantificada por sensores, que será ordenada de maneira contínua em torno de todos os comprimentos de ondas, gerando assim, um comportamento espectral singular para cada objeto. A textura por sua vez, é um fator que influencia diretamente no resultado espectral de um solo, relacionada principalmente com a intensidade da reflectância ao longo de toda a assinatura espectral (albedo), e possibilitando portanto, a determinação da mesma por esses dados.

As determinações de textura por dados de espectroscopia tem se dado a partir de técnicas estatísticas que discriminam a resposta desses atributos a partir de suas características espectrais, entre elas está a Regressões Linear Multipla, como a STEPWISE, utilizada por diversos autores na obtenção de modelos que quantifiquem esses atributos.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Nesse contexto, o objetivo geral do trabalho foi a utilização da espectroscopia de reflectância para obter modelos quantitativos da textura dos solos do perímetro irrigado de Morada Nova – CE, avaliando a eficiência dos modelos na predição dos atributos, e ainda avaliar as classes texturais de forma qualitativa pela caracterização do seu comportamento espectral.

2.2 Objetivos específicos

- A avaliação do comportamento espectral das classes texturais por meio da análise e da comparação das curvas espectrais.
- Avaliação da influência das partículas de areia no comportamento espectral dos solos estudados.
- Identificação das bandas que mais se correlacionam com os atributos areia, silte argila das amostras
- Estimativa da textura do solo utilizando os dados de espectroscopia de reflectancia e o sistema de Regressão Linear Simples, e Multipla com seleção de bandas.

3. REVISÃO BIBLIOGRAFICA

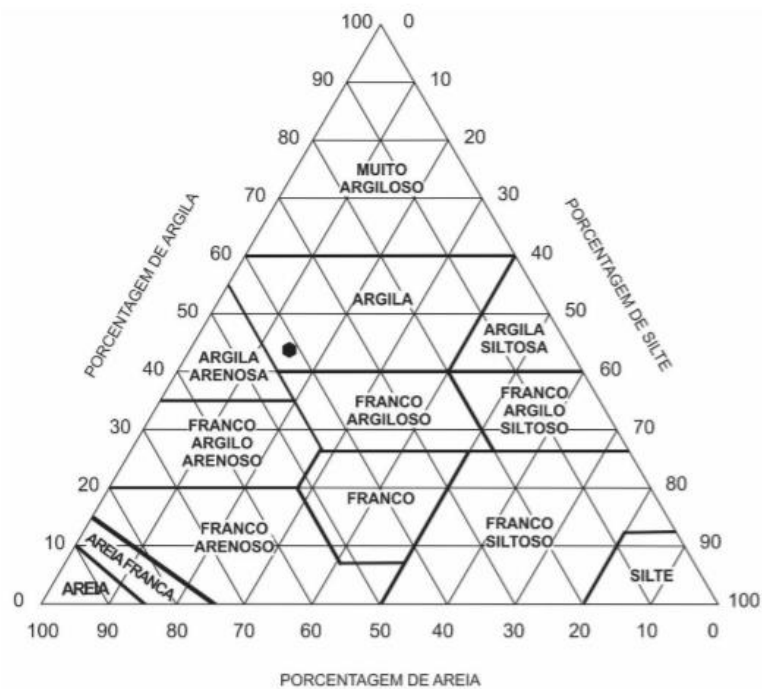
3.1 A Importância da textura como atributo físico do solo

A textura do solo é uma das características físicas mais estáveis e representa a distribuição quantitativa das partículas sólidas quanto ao tamanho (FERREIRA, 2010). A Sociedade Brasileira de Ciência do Solo define quatro classes de tamanho de partículas, as menores do que 2 mm, usadas para a definição da classe de textura dos solos: Areia grossa – 2 a 0,2 mm ou 2000 a 200 μm ; Areia fina – 0,2 a 0,05 mm ou 200 a 50 μm ; Silte – 0,05 a 0,002 mm ou 50 a 2 μm e Argila – menor do que 2 μm .

Cada tipo de partícula presente com suas proporções relativas contribui para a natureza do solo como um todo. Sendo que, as partículas maiores funcionam como o esqueleto do solo e ajudam a tornar o solo mais permeável e bem aerado (THOMPSON; TROEH, 2007).

Com grande possibilidade de combinações para as proporções de classes de partículas granulométricas, e com a necessidade de definir as classes texturais, é utilizado um sistema gráfico e funcional, o triângulo textural, (Figura 1) para esse fim, utilizado por diversos autores como (LEMOS & SANTOS, 1996). Um sistema que consta da sobreposição de três triângulos isósceles que representam a quantidade de argila, silte e areia do solo.

Figura 1: Triângulo textural utilizado para classificação da textura do solo.



Fonte: Lemos & Santos (1996)

E é devido essa influência das composições granulométricas na natureza do solo, que faz da textura uma variável ambiental de grande relevância, principalmente por está relacionada com o potencial produtivo e os processos de degradação dos solos (WHITE, 2005). Tornando assim, a sua caracterização imprescindível no planejamento agrícola, já que em conjunto com outros fatores, permitem determinar o manejo adequado do solo (FRANCESCHINI *et al.*, 2013). Além de também exercer grande influência no manejo da irrigação, pois está relacionada com a capacidade de retenção de umidade.

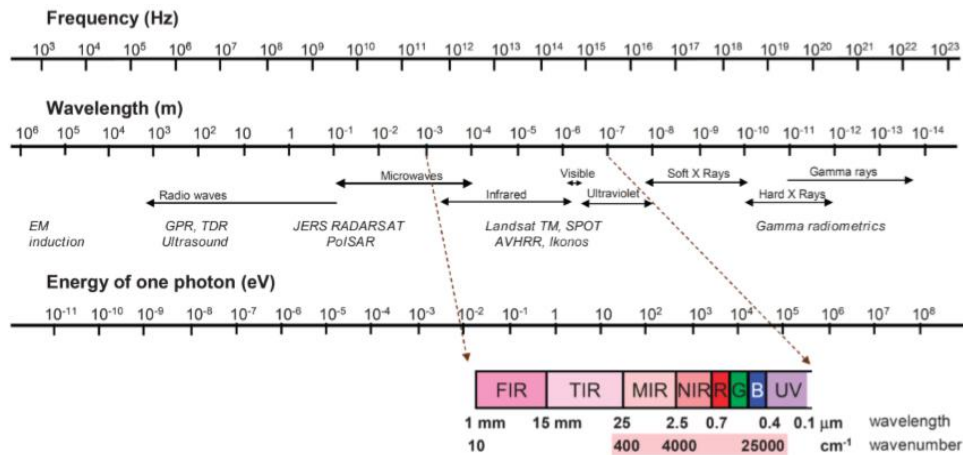
3.2 Técnicas do Sensoriamento Remoto na estimativa dos atributos do solo

Em relação a solos, o principal método para geração de informações texturais é a análise convencional realizada em laboratório. Embora sejam análises confiáveis, este método é caro e demorado para as necessidades atuais. Além disso, a maioria dos métodos utilizados faz uso de grandes quantidades de reagentes, que além de gerar resíduos químicos, que podem ter um destino e/ou tratamento inadequado, contaminam solos e lençóis freáticos (SOUZA, 2011). Desta forma, são necessários métodos eficientes que ofereçam menor risco ambiental na quantificação de atributos do solo (SHEPHERD E WALSH, 2002).

É nesse contexto que o sensoriamento remoto, definido segundo E.C.MORAES (2002) como um conjunto de atividades que permite a obtenção de informações dos objetos que compõem a superfície terrestre sem a necessidade de contato direto com os mesmos, entra como uma medida de obtenção de dados, alternativa, não invasiva, rápida e livre de qualquer reagente químico (BROWN *et al.*, 2006).

Esses dados são obtidos a partir da energia eletromagnética, ou radiação eletromagnética (REM) quantificada por sensores, e ordenada de maneira contínua em função do seu comprimento de onda, ou de sua frequência, sendo esta disposição denominada de espectro eletromagnético (Figura 2). Sendo, as faixas espectrais mais utilizadas no sensoriamento remoto as do visível (REM de comprimentos de onda entre 0,4 e 0,7 μm), a do infravermelho – IR (0,7 a 15,0 μm) e as microondas (maiores que 1 mm a 1 m). (SLATER, 1980; STEFFEN *et al.* 1996)

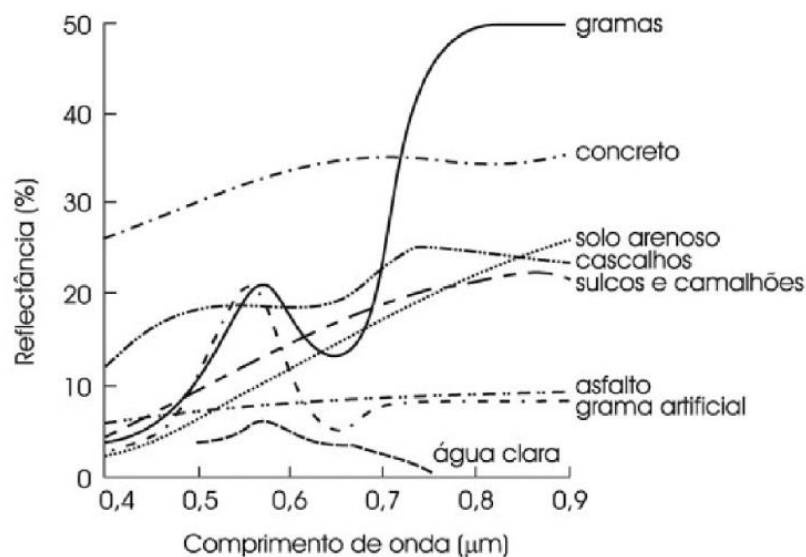
Figura 2: Espectro eletromagnético



Fonte: Adaptado de Mcbratney, Mendonça Santos e Minasny (2003)

Autores como HORG (2006) e JENSEN (1983), afirmam que essa disposição do espectro eletromagnético é singular para cada objeto estudado, determinando assim comportamentos espectrais distintos. (Figura 3)

Figura 3: Assinatura espectral de vários objetos na superfície terrestre.



Fonte: JENSEN (1983).

Conforme diversos autores, dentre eles BAUMGARDNER *et al.* (1985), FORMAGGIO (1989), LILLESAND e KIEFER (1994), DEMATTÊ *et al* (2000), o solo como objeto de estudo possui características ou fatores que influenciam nesse comportamento, dentre os quais têm sido citados como os mais importantes: a umidade, o teor

da matéria orgânica, a textura, a cor, a capacidade de troca catiônica, o teor de óxidos de ferro bem como às combinações heterogêneas de minerais, e as suas condições de superfície (MOREIRA, 2001).

Assim, nesse aspecto de quais fatores que determinam esse comportamento espectral, diversos estudos envolvendo dados hiperespectrais, no qual é obtido partir de sensores denominados de espectrorradiômetro, têm sido feitos para estimar atributos do solo, principalmente envolvendo as regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio. (DUNN *et al.*, 2002; LEE *et al.*, 2003; MOUAZEN *et al.*, 2007; KWEON *et al.*, 2008).

Sendo que essa determinação, só tem sido possível através do uso da espectroscopia de reflectância, por que segundo STENBERG *et al.*, (2010) o espectro é resultado direto dos constituintes orgânicos, minerais e dos atributos físicos do solo. Tendo ainda Demattê & Garcia (1999) como autores que destacam o potencial da espectroscopia de reflectância do VIS-NIR-SWIR para o estudo do solo, inclusive quanto à predição da textura, em diferentes regiões do Brasil.

3.3 Influência da textura no comportamento espectral

A textura como fator intrínseco do solo influencia a reflectância conforme a variação na sua composição e as formas das suas partículas (EPIPHANIO *et al.*, 1992).

Essa influência vai ocorrer ao longo VIS-NIR-SWIR (Faixa Espectral do Visível; Infravermelho próximo; Infravermelho de Ondas Curtas) quanto à intensidade da reflectância ao longo de toda a assinatura espectral (albedo), uma vez que solos com maior teor de argila tendem a apresentar maior agregação das partículas que os compõem, o que por sua vez ocasiona menor reflexão da energia eletromagnética incidente (BAUMGARDNER *et al.*, 1985; BELLINASSO *et al.*, 2010).

Além disto, os minerais da fração argila, como filossilicatos e óxidos, hidróxidos e oxi-hidróxidos de ferro e alumínio são os principais responsáveis por feições de absorção presentes no espectro de reflectância do solo pelo VIS-NIR-SWIR (STENBERG *et al.*, 2010).

Já nos solos de textura arenosa tende a acontecer justamente o contrário, apresentando de maneira geral, uma tendência a ter uma maior reflectância, devido a sua constituição mineralógica (rica em quartzo) e ao fato de geralmente apresentarem baixos teores de matéria orgânica, óxidos de ferro e menores teores de água. (DALMOLIN *et al.*, 2005)

Sendo MONTGOMERY (1976); AL-ABBAS *et al.* (1972) e STONER (1979) exemplos de autores que apresentaram estudos que comprovam a influência da composição

granulométrica de um solo nas diversas faixas da assinatura espectral de um determinado solo.

3.4 SMLR (Regressão Linear Múltipla pelo método STEPWISE).

Para a utilização dos dados espectrais na quantificação dos atributos dos solos, é necessária a aplicação de técnicas estatísticas para discriminar a resposta desses atributos a partir de suas características espectrais (VISCARRAROSSEL *et al.*, 2006). Para isto, tem se utilizado de análises multivariadas como a Regressão Linear Múltipla (MLR) pelo método Stepwise (ROBBINS EDANEMAN, 1999), que segundo ROMAGNOLI *et al.*, (2014) é umas das técnicas de análise multivariadas mais utilizadas para predição dos atributos do solo, e que vem sendo muito utilizada por diversos pesquisadores.

A Regressão Linear Múltipla faz parte dos modelo estatísticos multivariados de pesquisa, que é delineado para examinar o efeito exercido por duas ou mais variáveis independentes sobre uma variável dependente (ABBAD & TORRES, 2002).

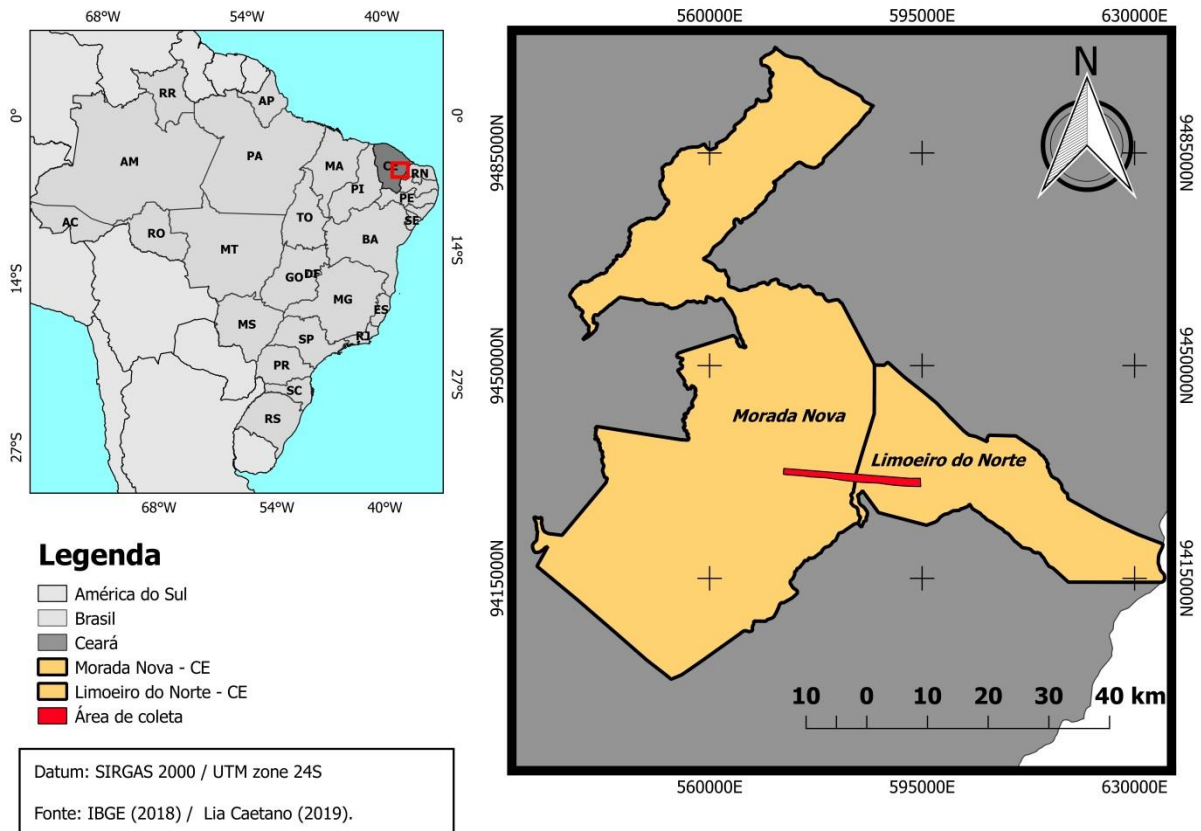
A MLR pode ser aplicada pela técnica de seleção de bandas Stepwise, que seleciona as variáveis preditoras em detrimento do coeficiente de determinação. Além disso, a SMLR pode selecionar as variáveis preditoras por três formas basicamente, i) *forward*, que é quando a equação começa vazia e cada preditor entra, um por um, na equação, até se conseguir um conjunto de preditores que alcance o melhor coeficiente de determinação; ii) *backward*, quando todos os preditores são incluídos de uma só vez na equação, e depois são retirados, um a um, até que se identifiquem os melhores preditores; iii) *blockwise* ou *setwise*, que assemelha-se à regressão stepwise forward, mas, ao invés dos preditores serem incluídos individualmente, eles entram na equação em blocos (KEPPEL, 1991; TABACHNICK & FIDELL, 1996)

4. METODOLOGIA

4.1 Localização e descrição da área de estudo

A da área de estudo com a extensão de 1822 hectares, abrange a região do perímetro irrigado de Morada Nova, inserido nos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte , (Figura 4).

Figura 4: Localização da área de estudo



Fonte: Autora

O clima da região é do tipo BS W^h, muito quente e semiárido, e de acordo com a classificação de Köppen é tropical quente, tendo como temperatura média 27,5° C. Por isso apresenta baixas precipitações anuais e altas taxas de evaporação, com médias pluviométricas em torno de 660 mm de distribuição bastante irregular. Os ventos que sopram, através do vale, atingem velocidades que variam de 3,9 m/s a 5,0 m/s, durante a estação seca do ano, enquanto que na estação chuvosa fica entre 2,8 m/s e 3,5 m/s, com uma média anual em torno de 3,8 m/s. (ADECE, 2011).

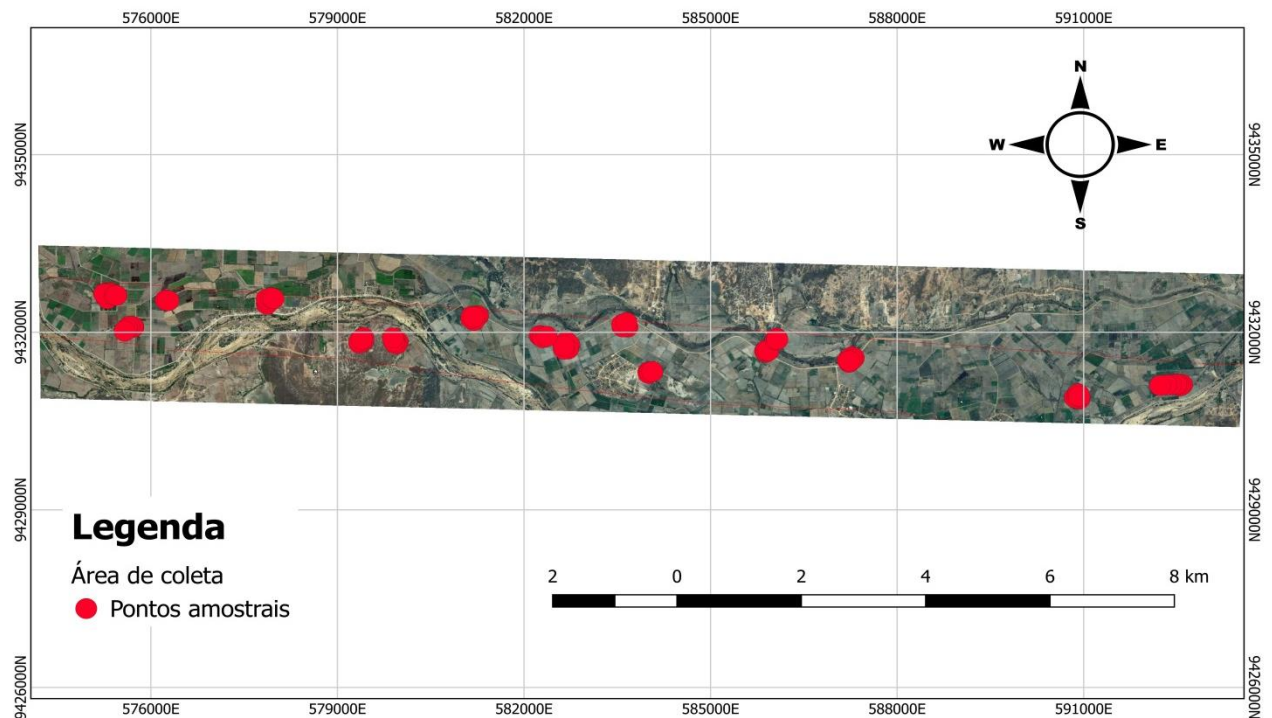
Com relação aos solos da região, segundo MOREIRA (2001), eles são constituídos por aluviões que variam de arenoso a muito argilosos, sendo constituído por 22% de solos leves, 41% de solos de textura média e de 37% de solos pesados de textura média e pesados.

E como consequência da presença de solos aluviais, em toda a extensão do perímetro irrigado o relevo é plano, margeado por um relevo suavemente ondulado, característico do Município de Morada Nova. (ADECE,2011)

4.2 Alocação e coleta de amostras de solo

Foram coletadas 85 amostras de solo deformadas distribuídas em três dias de coleta (Tabela 1), na profundidade entre 0 e 10 cm, no qual os pontos amostrais foram coletados em áreas de solos exposto conforme o exposto na Figura 5.

Figura 5: Pontos de coletas das amostras de solos.



Fonte: Autora

Tabela 1: Período de coleta das amostras

Dia	27/11/2017	11/12/2017	28/12/2017
Amostras	01 - 21	22 - 64	66 - 85

Fonte: Autora

4.3 Aquisição dos dados

4.3.1. Granulométricos por análise laboratorial

A obtenção dos dados texturais, a partir de análises granulométricos consistiu nas seguintes etapas: *i*) preparação das amostras; *ii*) Análise de laboratório.

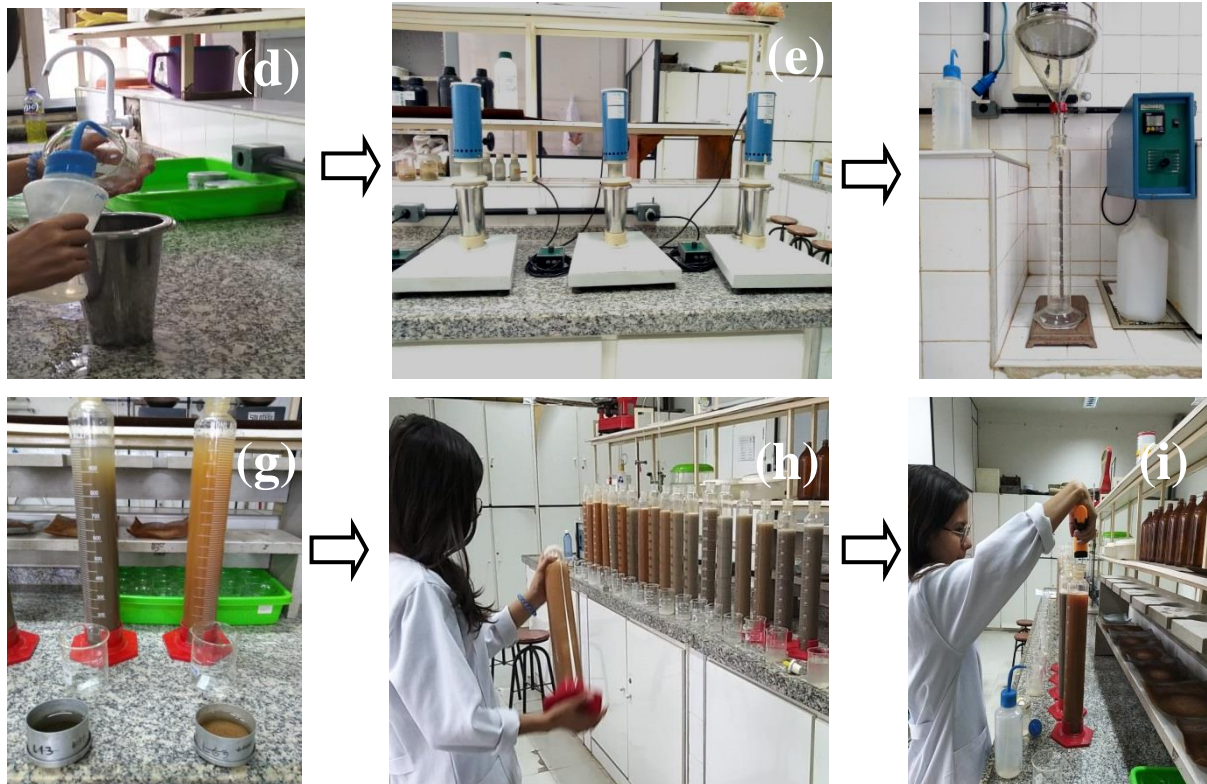
Para a análise granulométrica das amostras, primeiramente foram preparadas sendo secas ao ar. E, posteriormente, peneiradas em peneira com malha de 2,0 mm para obtenção da Terra Fina Seca ao Ar (TFSA). O local utilizado para a preparação das amostras foi o Laboratório de Eletrônica e Mecânica Agrícola (LEMA), localizado na Universidade Federal do Ceará (UFC).

O laboratório utilizado para a determinação da textura foi o Laboratório de Física do Solo do Departamento de Ciência do Solo da UFC, pelo método da pipeta, empregando a metodologia da EMBRAPA (2011). Este é um método que se baseia na velocidade de queda das partículas em meio aquoso que compõem o solo.

Na Figura 6, é possível observar as etapas da primeira parte da análise granulométrica, em que: a) pesa-se 20 g de solo de todas as amostras; b) acrescentando, em seguida 100 mL de água e 10 mL de solução de hidróxido de sódio; c) após a agitação com o bastão de vidro, a amostra foi coberta por vidro de relógio, deixando-a de repouso por 24 horas; d) no dia posterior, cada amostra foi novamente agitada, e despejada, no recipiente do agitador elétrico; e) permanecendo nele uma média de 10 minutos; f) ao final desse tempo, a solução é transferida para uma peneira de malha de 0,053 mm, colocada por cima de um funil, possibilitando assim, o escoamento do conteúdo para uma proveta de 1000 mL; g) a proveta e colocada em uma bancada h) para posteriormente ser agitada por 20 segundos; i) e são anotados os horários e a temperatura da solução após a agitação.

Figura 6: Etapas da primeira parte da análise granulométrica.





Fonte: Autora

E de acordo com as temperaturas das amostras é determinado o tempo necessário para sedimentação do silte (fração menor que 0,05 mm de diâmetro), em suspensão aquosa, para uma profundidade de 5 cm (Tabela 2), obtida conforme a Lei de Stokes, considerando a densidade de partícula (real) igual a 2,65.

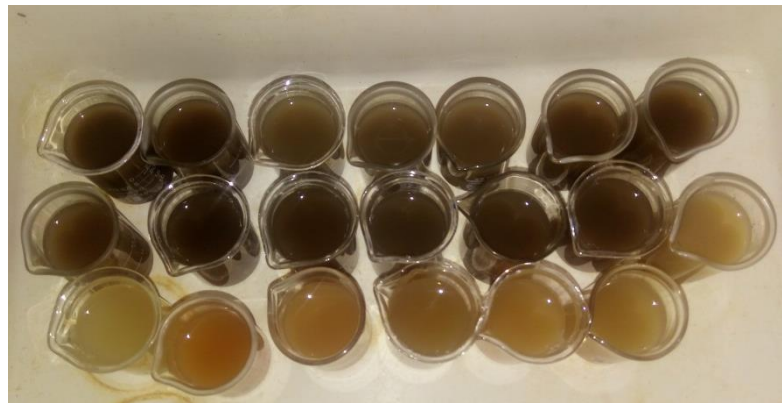
Tabela 2: Tempo de sedimentação do silte para 5 cm de profundidade.

Temperatura °C	Tempo	Temperatura °C	Tempo
10	5h 11'	23	3h 43'
11	5h 03'	24	3h 38'
12	4h 55'	25	3h 33'
13	4h 47'	26	3h 28'
14	4h 39'	27	3h 24'
15	4h 33'	28	3h 19'
16	4h 26'	29	3h 15'
17	4h 20'	30	3h 10'
18	4h 12'	31	3h 07'
19	4h 06'	32	3h 03'
20	4h 00'	33	2h 58'
21	3h 54'	34	2h 55'
22	3h 48'	35	2h 52'

Fonte: Embrapa (2011)

Passado esse período estabelecido na tabela 2, conforme a temperatura, a segunda parte da análise consiste em coletar a argila suspensão aquosa de 5 cm de profundidade com uma pipeta de 25 mL, transferindo para um Becker (Figura 7). No qual, esses recipientes são colocados em estufa durante 24 horas, para em seguida serem pesados, concluindo, assim, a determinação da argila.

Figura 7: Suspensão coletada contendo a fração argila.



Fonte: Almeida (2017)

A areia foi determinada a partir da lavagem da areia que ficou retida na peneira de 0,053mm, sendo posteriormente transferida para uma lata de alumínio numerada e de peso conhecido, e colocada em estufa por 24 horas. Após secagem, foi obtido o valor de peso das areias, (Figura 8) de cada amostra. O silte foi obtido por diferença.

Figura 8: Pesagem das latas contendo as areias coletadas na análise.



Fonte: Autora

Foi realizada também a distribuição das partículas de areia por tamanho, sendo classificada de acordo com o Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA). (Figura 9)

Figura 9: Distribuição das partículas de areia por tamanho de acordo com a classificação proposta por (USDA).

CASCALHO	AREIA MUITO GROSSA	AREIA GROSSA	AREIA MÉDIA	AREIA FINA	AREIA MUITO FINA	SILTE	ARGILA
2.00 mm	1.00mm	0.5mm	0.25mm	0.1mm	0.05mm	0.002mm	

Fonte: Autora, citado por Amaro Filho, Assis Junior e Mota (2008)

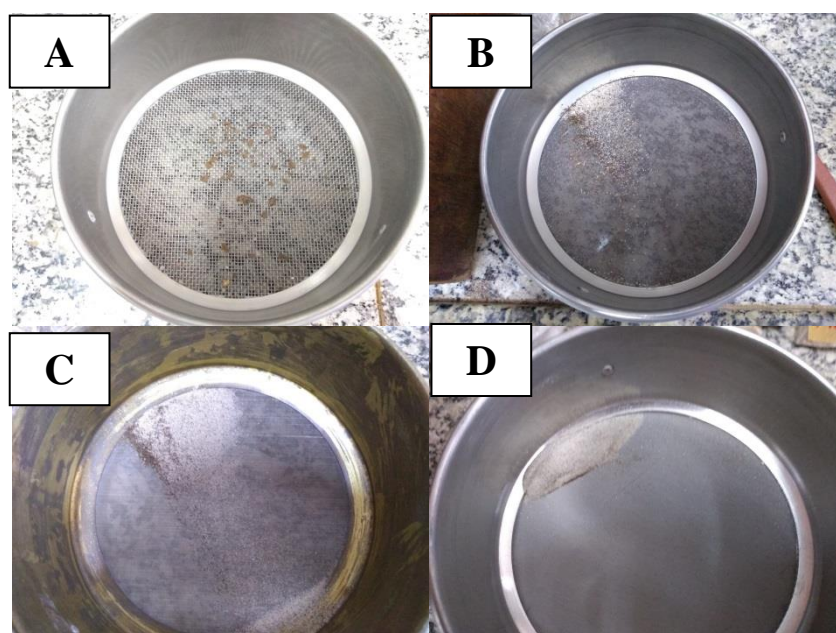
O procedimento foi executado a partir de um conjunto de peneiras (Figura 10), no qual o material foi despejado da peneira de maior malha para a de menor, passando por um processo de agitação manual em um período médio de 1 minuto e 30 segundos. Assim, cada material retido nas peneiras era posteriormente pesado (Figura 11), concluído o processo de classificação das areias

Figura 10: Conjunto de peneiras para classificação das partículas de areias.



Fonte: Autora

Figura 11: Partículas de areias classificadas, onde em: A) é areia muito grossa; B) areia média; C) Areia fina; D) areia muito fina.



Fonte: Autora

4.3.2 Obtenção dos dados espectrais

Os dados hiperespectrais das amostras de solo foram obtidos em laboratório de Sensoriamento Remoto do Departamento de Engenharia Agrícola, utilizando Terra Fina Seca em estufa (TFSE), a 45 °C, e cada amostra foi acondicionada em recipientes de polipropileno preto, com 5 cm de diâmetro e 15 mm de altura.

A aquisição dos dados foi a partir do equipamento espectrorradiômetro FieldSpec Pro FR 3 (350 – 2500 nm), acoplado a uma sonda de contato, colocados em laboratório adaptado com total ausência de luz para a realização das leituras (Figura 12). E em cada amostra foi realizada três leituras espectrais em diferentes regiões da sua superfície, tirando-se a média das leituras como resultado a ser analisado no trabalho.

A calibração foi realizada com a placa espectralon, padronizada pela empresa da sonda (ASD), que se aproxima da máxima reflectância de uma superfície, usada para padronização do equipamento para a reflectância (Figura 13). Os dos valores espectrais (Número Digital-ND) das amostras de solos foram transformados em valores de reflectância realtiva utilizando o software ViewSpecPro 6.2.

Figura 12: Em A, o equipamento FielSpec Pro Fr 3 acoplado na sonda de contato na sala escura, e em B a sonda de contato fazendo a leitura da amostra.



Fonte: Foto de Eurileny Almeida (2019)

Figura 13: Placa padrão branca com 100 % de reflectância.



Fonte: Foto de Eurileny Almeida (2019)

4.4 Tratamento dos dados espectrais.

Para melhor analisar o comportamento espectral das diferentes classes textural dos solos, calculou-se o espectro médio com base nos critérios para fins de manejo conforme DEMATTÊ & DEMATTÊ (2009), no qual, essa classificação as amostras são classificadas de acordo com os teores de argila. (Tabela 3)

Tabela 3: Critérios de Classificação das amostras de acordo com os teores de argila

Teor de argila (%)	Classificação das amostras
0-10	Muito arenosa
10-15	Arenosa
15-25	Médio arenosa
25-35	Médio argilosa
35-65	Argilosa
< 65	Muito argilosa

Fonte: Demattê & Demattê (2009)

Assim, as curvas espectrais médias para cada classe textural foram, então, avaliadas pela comparação da forma, intensidade (albedo) e feição de absorção dos espectros médios conforme DEMATTÊ (2002).

4.5 Análises estatísticas

4.5.1 Dados Granulométricos

Para os dados de granulometria foi realizada análise descritiva dos dados para cada atributo estudado, utilizando a estatística clássica por intermédio do software *IBM SPSS Statistics 19*, tendo sido calculadas a média, mediana, erro padrão da média, valores mínimo e máximo, desvio padrão, variância, coeficiente de variação, curtose e assimetria.

Foi efetuado também o teste de hipótese de normalidade, onde foi utilizado Kolmogorov-Smirnova, teste K-S, a 5%. Nele a hipótese nula, julga ser a amostra vinda de

uma população normal. Estes procedimentos foram realizados sem a retirada de nenhum ponto amostral discrepante (outlier).

4.5.2 Dados Hiperespectrais

Os dados Hiperespectrais brutos foram submetidos primeiramente à análise descritiva dos dados, calculando a média, os valores de máximo e de mínimo, e de desvio padrão.

Em seguida para o desenvolvimento dos modelos estatísticos quantitativos dos atributos silte, areia e argila foram seguidas a seguinte sequência: i) correlação de Pearson (r); ii) Regressões lineares simples iii) Regressões lineares múltiplas pelo método STEPWISE (Robbins e Daneman, 1999).

Para a análise de correlação dos dados, utilizou-se da equação de correlação de Pearson – r (Equação 1), também chamado de coeficiente de correlação produto-momento, que mede a intensidade e o sentido da relação linear (FERREIRA, 2009) entre dois conjuntos. O software utilizado para gerar as correlações foi UNSCRAMBLE versão Trial.

$$r_1 = \frac{\sum_i (x_i - x_m)(y_i - y_m)}{\sqrt{\sum_i (x_i - x_m)^2} \sqrt{\sum_i (y_i - y_m)^2}} \quad (1)$$

Em que: r_i representa o coeficiente de correlação de Pearson; x_i e y_i representam os valores medidos de ambas as variáveis para cada indivíduo i ; x_m e y_m representam as médias aritméticas das respectivas variáveis X e Y.

O sentido desta correlação pode ser positivo ou negativo, no intervalo de $-1 \leq r \leq 1$, sendo a intensidade linear maior quanto mais próximo a [1] ou [-1] for o coeficiente (TOEBE et al., 2014). Assim, a partir dos valores obtidos nesse intervalo, para atributos estudados e os comprimentos de ondas de cada amostra, foi possível identificar as faixas e o comprimento de onda que mais obtiveram correlação com os atributos areia, silte e argila. Esses valores foram ainda avaliados a partir de uma comparação com os valores de classificação dos coeficientes propostos por Hopkins (2000) (Tabela 4).

Tabela 4: Classificação dos valores do coeficiente de correlação de Pearson (r).

Coeficiente de correlação (r)	Classificação
0,0 a 0,1	Muito baixa
0,1 a 0,3	Baixa
0,3 a 0,5	Moderada
0,5 a 0,7	Alta
0,7 a 0,9	Muito alta
0,9 a 1,0	Quase perfeita

Fonte: Hopkins (2000)

Na geração dos modelos estatísticos utilizou-se dos Sistemas de Regressão linear simples (RLS) e Regressão Linear Múltipla pelo método Stepwise (SMLR).

A análise de regressão consisti basicamente na obtenção de uma equação que tenta explicar a da variável dependente pelas uma única variável independe (RLS), ou a partir das diversas variáveis independentes, para a regressão múltipla. No sistema SMLR, a equação foi obtida por um processo de seleção de atributos que adicionou sistematicamente uma variável mais significativa a cada etapa até identificar um subconjunto mais útil de preditores.

Para a calibração e validação dos modelos foi feita com uma escolha aleatória das amostras, utilizando-se de 70 % para a calibração e 30% para a validação. Na avaliação do potencial de cada sistema na quantificação dos atributos estudados, utilizando-se dos coeficientes de determinação (R^2) (regressão simples), (R^2_{ajust}) e da Raiz do Erro Médio Quadrático (REM), para regressão múltipla de acordo com as equações 2,3 e 4 abaixo.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$R^2_{ajust} = 1 - \frac{(N - 1)(1 - R^2)}{N - (k + 1)} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2}{N}} \quad (4)$$

Em que: y_j e y_i são os valores medidos e previstos pelo modelo; y representa a média dos valores observados; e N o número de observações.

O software utilizado para a análise de SMLR foi o *IBM SPSS Statistics 19*. Para a análise RLS como também para as confecções dos gráficos e tabela o software Excel foi utilizado.

Visando, dar mais suporte a confiabilidade dos modelos gerados foi calculado o índice de confiança ou desempenho (Equação 5) que é o resultado do produto entre o coeficiente de correlação de Pearson (r) (Equação 1) e o índice de exatidão de Willmott (d) (Equação 6), cujos critérios de interpretação encontram-se especificados na Tabela 5. (Camargo & Sentelhas, 1997).

$$c = r \times d \quad (5)$$

Em que: c , índice de confiança ou desempenho do método; r , coeficiente de correlação de Pearson; d , índice de concordância de Willmott; O índice c varia de 0, quando a confiança é nula, a 1 para confiança perfeita.

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}_i| + |O_i - \bar{O}_i|)^2} \quad (6)$$

Em que: d , índice de concordância de Willmott; P , os valores atributos calculados pelos modelos; O_i , os valores experimentais; \bar{O}_i , valor médio dos valores experimentais.

Tabela 5: Critérios de interpretação do índice de desempenho “c”.

Índice de desempenho “c”	Classificação
> 0,85	Ótimo
0,76 - 0,85	Muito bom
0,66 - 0,75	Bom
0,61 - 0,65	Mediano
0,51 - 0,60	Sofrível
0,41 - 0,50	Mal
≤ 0,40	Péssimo

Fonte: Camargo & Sentelhas (1997).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Granulometria

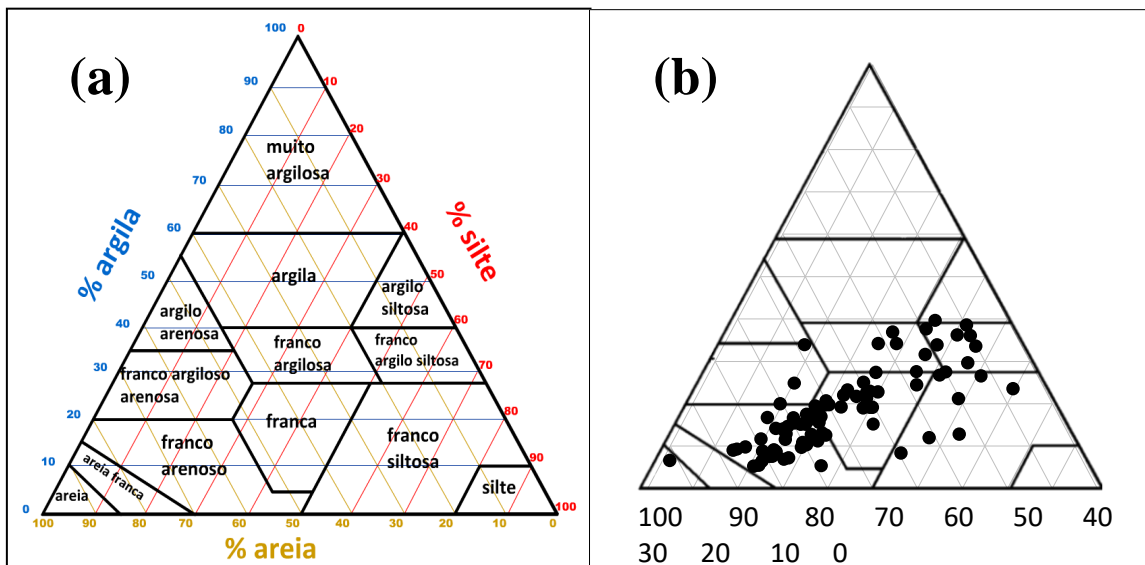
5.1.1. Análises textural

A partir da análise granulométrica estimaram-se percentualmente os valores de areia, silte e argila, obtendo assim, pelo triângulo textural (Figura 14a), as classes de textura para as 85 amostras coletadas, apresentadas na Figura 14 b. Sendo elas, a Franco Siltosa, Franco Argilo Siltosa, Franca, Franco Arenoso, Franco Argiloso, Franco Argilo Arenosa e Argilo Siltosa.

Essas classes texturais se definem a partir da influência percentual que cada componente granulométrico, exerce na composição física do solo. Segundo LEPSCH (2011), para que uma classe se enquadre em uma das classes Siltosa e preciso ter pelo menos 40 % de silte na sua composição, já para ser arenosa e preciso pelos 55 % de areia, e argilosa 30 % já são suficientes para considerar a amostra com franco argilosa, portanto a argila é o componente que mais exerce influência nas propriedades física dos solos seguida pelo silte e areia.

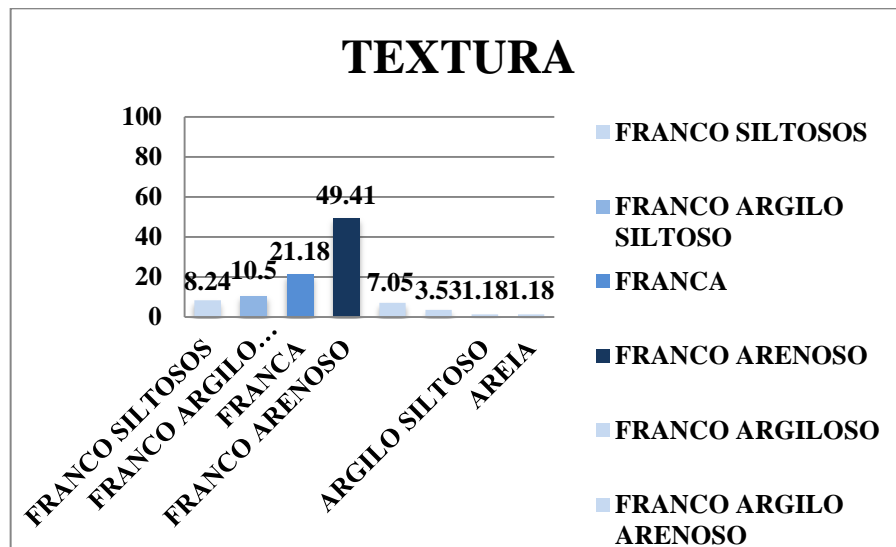
Na Figura 15, estão apresentados a frequência em porcentagem dessas classes, no qual tendo a Franco Arenosa a mais frequente com 49,41 % das amostras, e Franca com a segunda mais frequente com 21.18 %. Observando assim, para as amostras um comportamento mediano de textura com proporções semelhantes de partículas de areia, silte e argila, variando em algumas mais para areia e outras mais para o silte.

Figura 14: Triângulo de classificação textura de solos (a) com os dados da pesquisa (b).



Fonte: a – Citado por Santos et al. (2005), b - Elaborado por Almeida (2019)

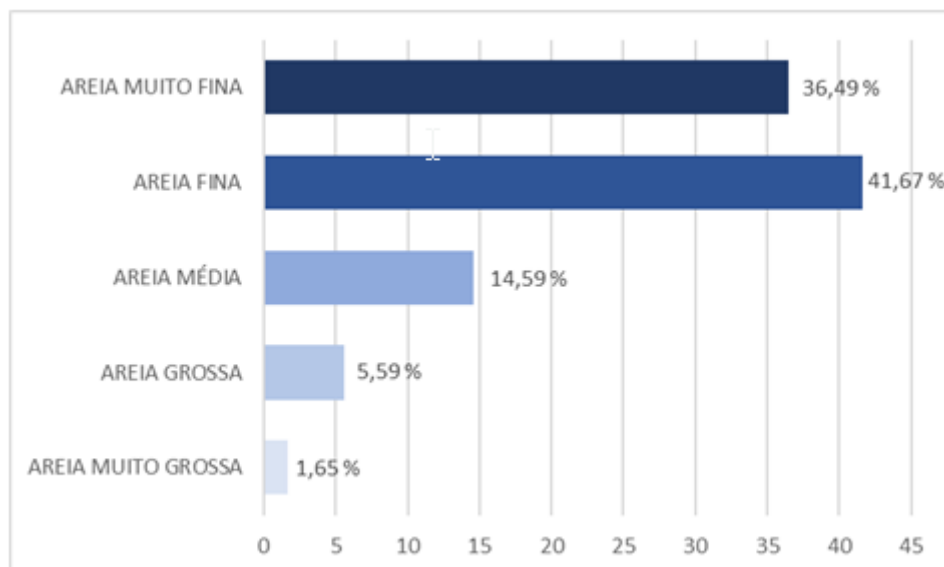
Figura 15: Frequência das texturas das amostras



Fonte: Autora

Com relação às classificações das areias, na Figura 16 estão apresentados o total encontrado em percentual para cada classificação de areia de todas as amostras analisadas. Das amostras classificadas foi verificado que mais de 40 % da composição é de areia fina, seguido por areia muito fina com 36,49 %

Figura 16: Percentual para as classes de classificações das areias.



Fonte: Autora

5.1.2 Análises descritivas

As análises estatísticas descritiva dos dados de granulometria estão apresentadas na Tabela 6. Apesar dos valores da média e mediana dos atributos estarem muito próximos, os valores possuem uma tendência de distribuição assimétrica.

O coeficiente de assimetria de Pearson (CAP) é uma das medidas numéricas que quantifica o grau e direção dessa assimetria de uma distribuição de frequências, sendo que se $IAP > 1$ ou $IAP < -1$, essa distribuição da variável pode ser considerada significativamente assimétrica com cauda à direita ou significativamente assimétrica com cauda à esquerda, respectivamente (Reis, 2002). Portanto dos atributos avaliados a areia é o único que apresenta assimetria significativamente com cauda à esquerda.

Os valores coeficiente de variação foram nos três atributos acima de 30%, representando assim um elevado grau de variação segundo a classificação proposta por GOMES (1976). Portanto, tais valores são considerados possíveis indicadores da existência de heterogeneidade nos dados. (Campos *et al.* 2007).

Tabela 6: Medidas estatísticas descritivas e distribuição de frequência da granulometria

	Areia (%)	Silte (%)	Argila (%)
Média	47,70	33,65	18,64
Erro padrão	2,11	1,38	0,99
Mediana	53,01	30,31	17,47
Desvio padrão	19,41	12,75	9,18
Variância	376,88	162,72	84,41
Curtose	-0,65	0,17	-0,51
Assimetria	-0,42	0,60	0,59
Intervalo	84,85	67,95	34,48
Mínimo	6,99	1,55	5,20
Máximo	91,84	69,50	39,68
CV (%)	40,70	37,90	49,29
IAP	-0,82	0,78	0,38
Distribuição	-	-	N

Fonte: Autora

Para testar a hipótese de normalidade foi usado o teste K-S (Kolmogorov-Smirnov) a 5% de probabilidade. O atributo do solo que seguiu uma distribuição normal foi à argila pelo teste aplicado, já o silte e a areia não apresentaram este comportamento.

Apesar desse resultado do teste para areia e silte, os valores puderam ser assumidos como normal pelo valores de desvio padrão menor que a media, e partir do conceito do teorema do limite central.

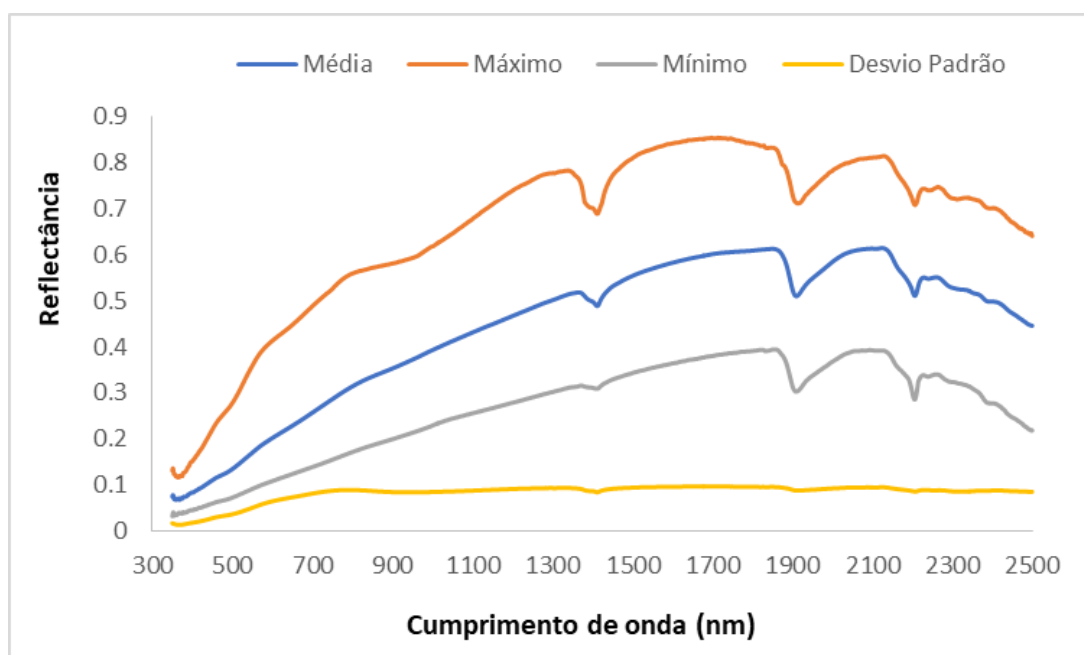
O teorema do limite central, em essência, diz que as médias de amostras suficientemente grandes, selecionadas de maneira adequada, apresentam distribuição aproximadamente normal em torno da média da população, independentemente do tipo de distribuição de probabilidade subjacente aos dados. E que com base na regra prática, se o tamanho de cada amostra for maior do que 30, a distribuição das médias amostrais pode ser aproximada satisfatoriamente por uma distribuição normal. (Empraba, 2019)

5.6 Dados espectroscopia de reflectancia

5.6.1 Análise descritiva do comportamento espectral dos dados

O comportamento médio, máximo e mínimo das amostras, em refletância estão representados no Figura 17. A curva espectral obtida para os valores de máximo variou entre 0,12 a 0,85 de refletância. A variação na curva de valores de mínimo foi entre 0,09 e 0,4. Obtendo assim, valores médios que variaram entre 0,09 e 0,6 de refletância, apresentando um desvio padrão quase que constante de 0,1 dos valores em torno da média ao longo do espectro eletromagnético, com exceção da faixa do VIS que apresentou maior dispersão dos dados.

Figura 17: Comportamento espectral descritivo dos dados.



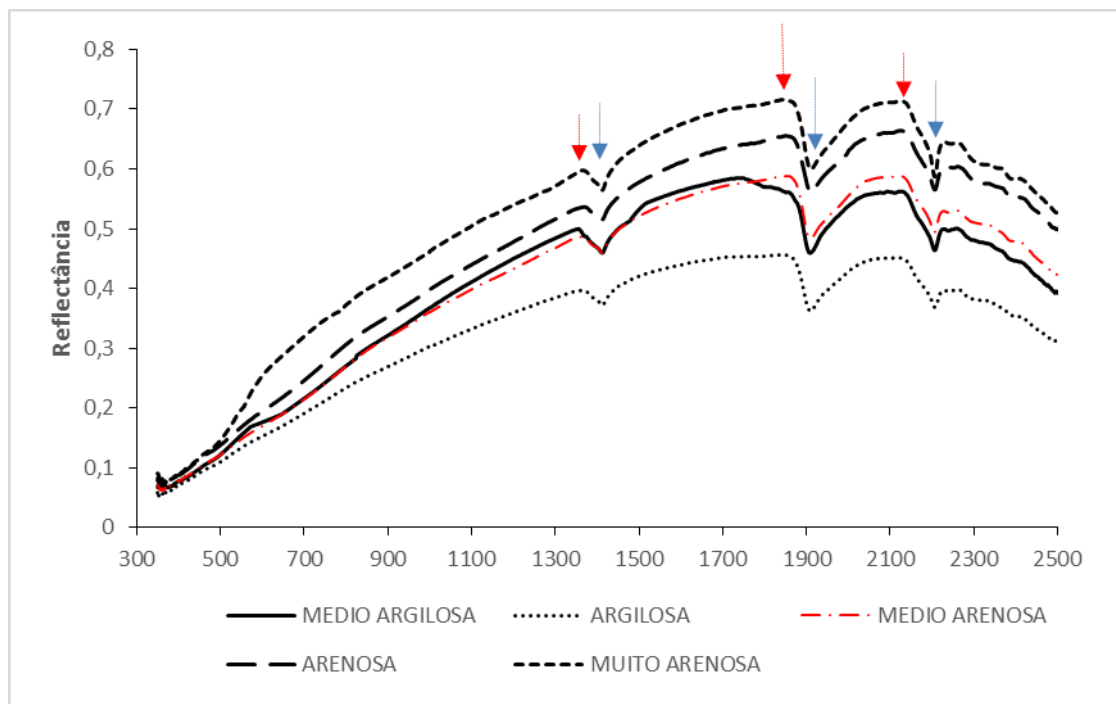
Fonte: Autora

5.6.2 Abordagem Qualitativa dos dados.

A abordagem qualitativa seguiu as etapas: i) avaliação do comportamento espectral dos solos, subdivididos pelas as classes texturais classificadas para fins de manejo; ii) correlação das partículas de areias com as reflectancia dos solos.

No conjunto de dados, observaram-se amostras pertencentes a todas as classes texturais na classificação para fins de manejo sugerida por Demattê & Demattê (2009), com exceção da classe muito argilosa (Figura 18).

Figura 18: Curva espectral média das amostras de solo por classe textural, para fins de manejo.



Fonte: Autora

As diversas classes texturais para fins de manejo apresentaram curvas espectrais médias distintas, o que indicou que a análise morfológica e a comparação das curvas espectrais permitem separar amostras de solo diferentes quanto à textura, como observado também por DEMATTÊ (2002) e BELLINASSO *et al.* (2010).

Quanto a intensidade de reflectância, esta diminuiu das amostras muito arenosas para as argilosas. Uma possível explicação pode estar atrelado a composição mineralógica desses solos, pois, solos arenosos, cuja composição mineralógica seja rica em quartzo, são

solos que apresentam baixos teores de matéria orgânica, óxidos de ferro e água, o que favorece o aumento da reflectância (DALMOLIN *et al.*, 2005).

Além disso, um outro fator pode está relacionado a maior agregação dos solos mais argilosos, o que, provavelmente, causou maior absorção da energia eletromagnética incidente (FRANCESCHINI *et al.*, 2013)

Vale ainda ressaltar também quanto a intensidade de reflectancia, que as classes medio argilosa equiparou-se na maior parte da assinatura espectral em comportamento com a classe medio arenosa, havendo uma leve diferenciação, na faixa de comprimento do 900 nm – 1300 nm.

Observou-se também que as curvas variaram ao longo da assinatura espectral quanto ao albedo e os curvas de absorção. Os picos de absorção observados ao longos das curvas ocorreram principalmente no 1400 nm, 1900 nm e no 2200 nm, sendo a de 1900 nm a feição de absorção mais intensa. Nos cumprimentos de 1400 nm e 2200 nm essa absorção é explicada pelas vibrações moleculares dos grupos OH e Al-OH presente nos minerais desses solos (HUNT & SALISBURG, 1970), sendo possível a presença de caulinita e/ou montmorilonita.

Já a absorção no 1900 nm pode ser atribuída a vibração molecular do OH da água que pode fazer parte da estrutura dos minerais desses solos (LINDBERG & SNYDER, 1972; HUNT, 1980).

Os picos de refletâncias mais evidentes se deram nos cumprimentos 1300 nm, 800 nm, 2100 nm e 1850 nm. Segundo MONTGOMERY (1976) isso pode ser explicado pelo conteúdo de argila presente nesses solos, que influencia na região ao redor das bandas de absorção de 1400, 1900 e 2200 nm.

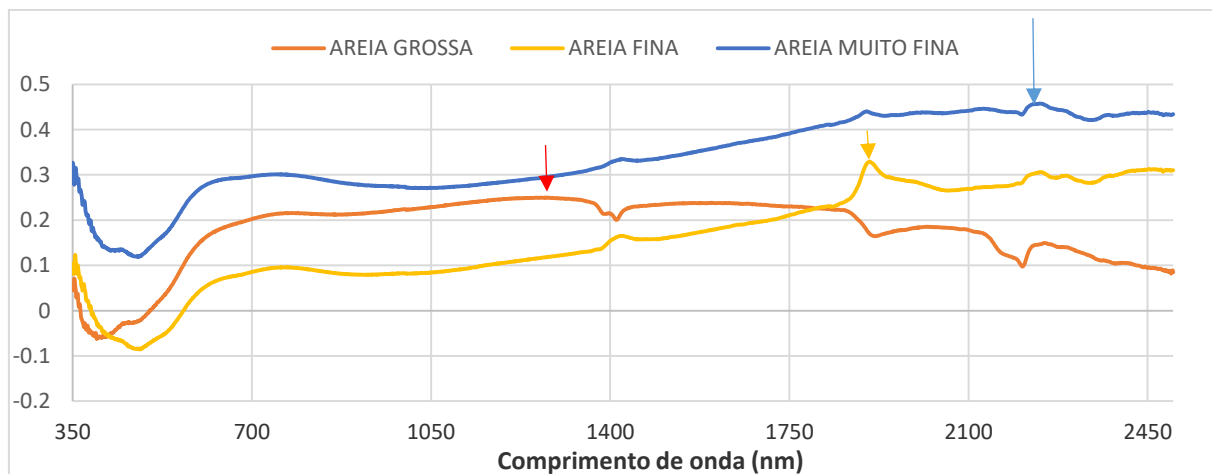
Na figura 19, avaliou-se a relação das partículas de areias com a reflectancia desses solos. Para a areia muito fina foi observado uma correlação positiva explicada pela resposta espectral desses solos, pois a reflectância aumenta, a medida que o teor do atributo aumenta, ocorrendo em todo espectro. Porém, essa intensidade da correlação entre as variáveis, oscila em toda assinatura espectral, atingindo o melhor resultado na banda 2240 nm com 0,45 de coeficiente de pearson.

Com relação, aos atributos areia grossa e areia fina também foi observado uma tendência de correlação positiva com a reflectância, porém em menor intensidade do que a areia muito fina. As melhores bandas de correlação entre os dados espectrais e os valores

de areia grossa e areia fina foram nos comprimentos de 1273 nm e 1907, respectivamente.(Figura 19)

O comportamento do tamanho das partículas em relação a reflectância foi explicado por SIMMONS (1972), por meio de equação que mostrava uma relação inversa entre eles. A explicação reside no fato de que materiais mais finos apresentam uma superfície mais plana com menos porosidade para capturar a luz incidente. Os trabalhos experimentais de BOWER & HANKS (1965) que estudaram a reflectancia da caulinita e bentonita e ORLOV (1966) de agregados de solos confirmam essa teoria.

Figura 19: Correlação das classificação das areias com os valores de fatores de reflectância das amostras para todos os comprimentos de onda .



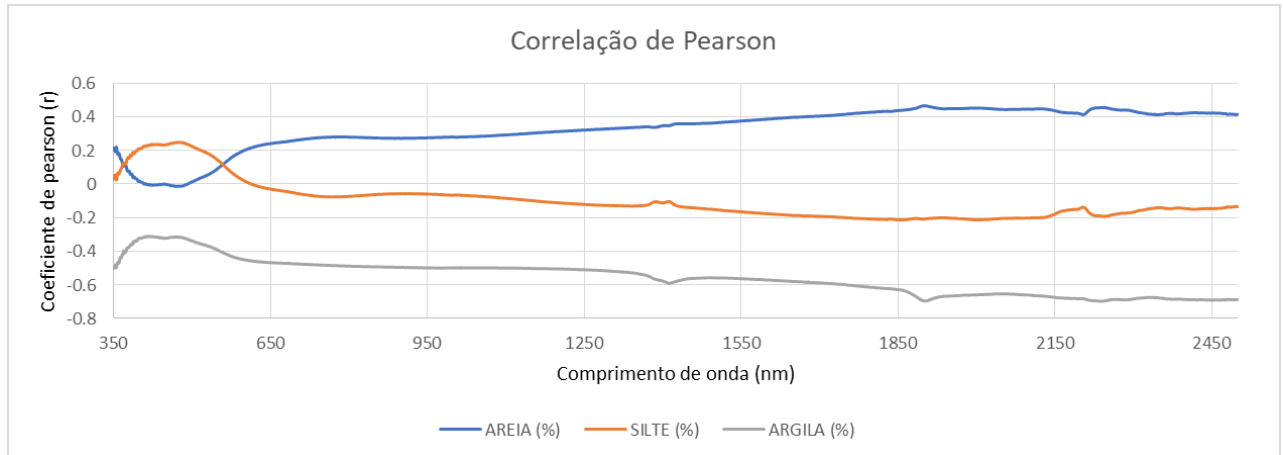
Fonte: Autora

5.6.3 Análise Quantitativa

Para obtenção da quantificação dos atributos foram seguidas as etapas i) correlações entre os atributos do solo e os valores de reflectância e a determinação das bandas que mais se correlacionaram; ii) Quantificação de atributos do solo por modelos espectrais.

No Figura 20, estão apresentados os valores de coeficiente de correlação de Pearson para os dados espectrais e os atributos argila, silte e areia. Sendo que a correlação foi, na maior parte, positiva para os teores de areia, negativa para argila e para o silte oscilou entre valores positivos e negativos aproximando-se de zero.

Figura 20: Valores do coeficiente de correlação de Pearson para os atributos areia, silte e argila.



Fonte: Autora

Os coeficientes de correlação de Pearson para areia variaram de -0,014 a 0,47, onde os melhores resultados foram nas regiões de maiores comprimentos de onda a partir dos 1850 nm a 2200 nm, com a melhor correlação no comprimento de onda 1901 nm. Apresentando, portanto, uma tendência positiva, significando que os valores de areia são diretamente proporcionais aos valores de refletância.

Segundo COHEN (1988) e HOPKINS (2000), o valor de 0,47 de coeficiente apresentado como o melhor para a areia é interpretado como um valor de magnitude mediana para o coeficiente, mostrando, assim, um grau de dependência estatístico linear mediano entre as variáveis.

O silte obteve valores de correlação, variando -0,21 a 0,24, considerados, portanto como valores de fraca força de relação entre as variáveis. A banda 473 nm foi a de melhor valor de coeficiente de correlação.

Já a argila obteve os melhores resultados de correlação de Pearson, variando de -0,31 a -0,69, obtendo de valores médios á valores altos de coeficientes. E foi a partir da banda 1300 que alcançou os melhores valores, com a melhor reposta em 2239 nm. Esse comportamento é devido às várias feições de absorção influenciadas pelos argilominerais (DALMOLIN *et al.*, 2005) presentes nos solos tropicais.

Após a etapa de correlação e a partir da escolha da banda que melhor correlacionou com cada atributo conforme a Tabela 7, foi gerado os modelos de calibração (Tabela 8) eliminado os “outliers”. O Sistema de Regressão Simples para os atributos argila, silte e areia com seus respectivos coeficientes de determinação, que estão apresentados na tabela 8, foi

possível Verificar que o melhor valor de coeficiente de determinação foi para o atributo argila com 0,59, seguido pela areia com 0,46.

Tabela 7: Comprimento de onda com a melhor correlação com os atributos.

ATRIBUTO	Comprimento de onda (nm)
Areia	1901
Silte	473
Argila	2239

Fonte: Autora

Tabela 8: Equações de calibração RLS

ATRIBUTO	EQUAÇÃO SIMPLES	R²
Areia	$y = 168.79x - 37.168$	0,46
Silte	$y = 125.73x + 17.522$	0.10
Argila	$y = -85.913x + 65.65$	0,59

Fonte: Autora

Nos modelos de calibração foi possível realizar ainda, as análises de correlação entre os Valores Determinados (VD) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados, expressos na Figura 21. Pode-se observar que para todos os atributos houve uma maior tendência a baixos valores e subestimação dos valores mais altos, sendo a argila o atributo que alcançou o melhor resultado de R² com 0,52 para a relação VD e VE.

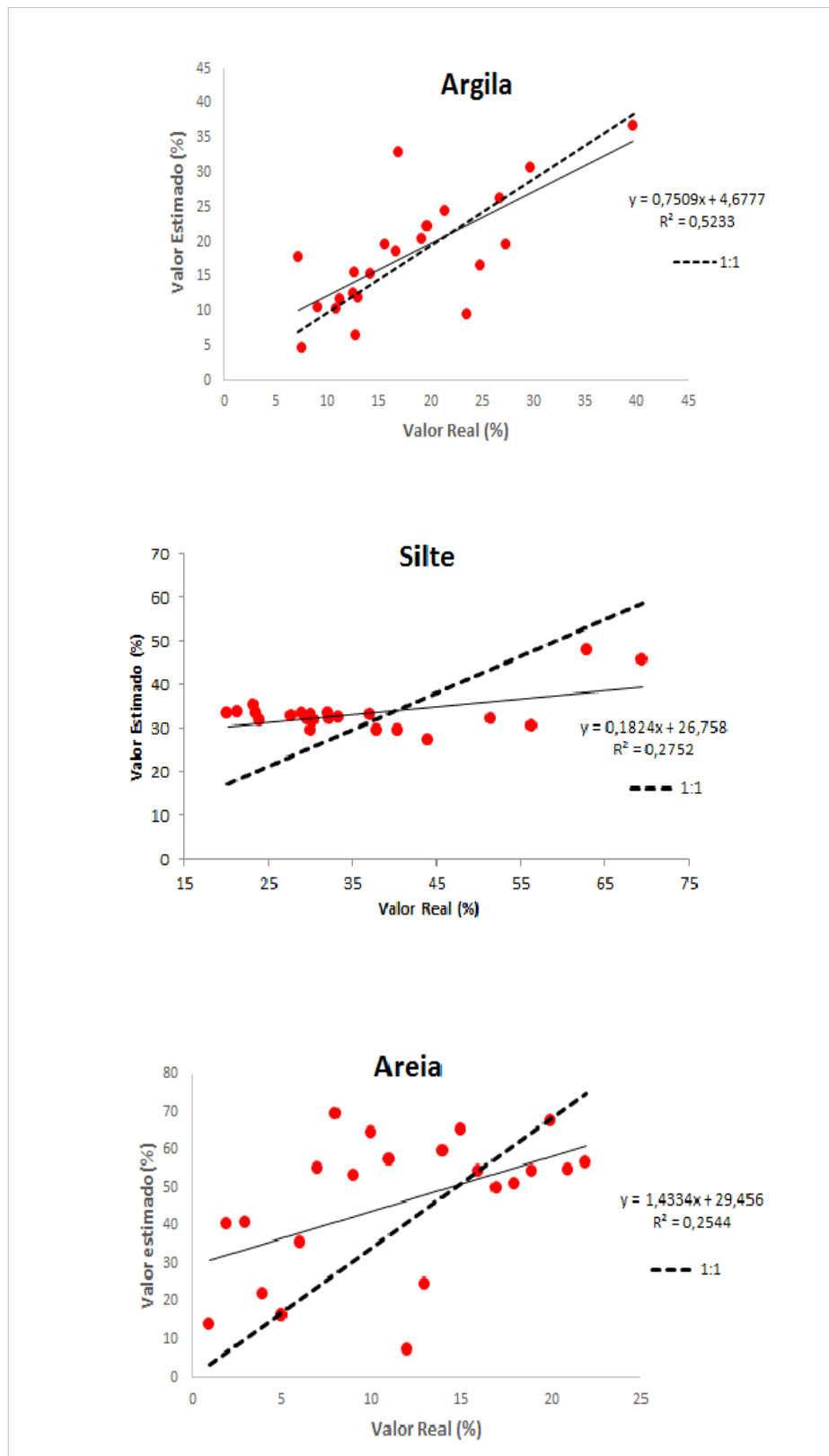
Esse valor de R², apesar de ser uma estimativa por sistema regressão simples foi considerado um modelo de desempenho mediano segundo o índice de confiança (Tabela 9). Valores semelhantes de R² foram encontrados por GENÚ & DEMATTÊ (2010). E, ainda próximo aos valores encontrados, por COLEMAN *et al.* (1991) que obtiveram 0,60 para o atributo argila. Estes autores obtiveram tal resultado a partir de modelos estimados por sistemas mais precisos como SRLM.

Podendo portanto verificar que esse desempenho no modelo obtido em um sistema de regressão simples pode está relacionado a obtenção dos dados espectrais pela sonda de contato, que por consequência proporciona dados com menos ruídos, gerando assim um valor de coeficiente de determinação nos modelos proposto, próximo dos encontrados por autores que obtiveram modelos por sistemas de regressões múltiplas.

Em contra partida, os valores do coeficiente de determinação encontrados para os valores estimados e reais para a areia e o silte foram considerado muito abaixo do considerado satisfatório obtendo a classificação péssima no índice de confiança calculados para os atributos.

Porém, vale ainda ressaltar que mesmo o desempenho da argila sendo o melhor resultado entre os atributos estudados, e obtendo um valor satisfatório quando comparado aos autores citados, ainda assim não é um modelo que possa ser usado na estimativa do atributo. Pois o nível de precisão não é matematicamente seguro, havendo grandes chances de erros entre os valores reais e estimados, necessitando portanto de sistemas que estatisticamente possibilitem uma maior precisão na estimativa.

Figura 21: Análises de correlação entre os Valores Real (VR) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados para RLS.



Fonte: Autora

Tabela 9: Valores de índice de confiança para os modelos de estimativa pela RLS

Índice de confiança				
	d	r	c	Desempenho
Argila	0,85	0,72	0,62	Mediano
Areia	0,67	0,42	0,28	Péssimo
Silte	0,62	0,52	0,33	Péssimo

Fonte: Autora, sendo d é o índice de confiabilidade; o r o coeficiente de pearson; e c o índice de exatidão de Willmott.

Na Tabela 10, estão apresentadas as equações de quantificação dos atributos, obtidas pelo sistema estatístico de Regressão linear múltipla pelo método de STEPWISE.

Para a argila o conjunto de preditores que alcançou o melhor R² foi as bandas 2239, 1413 nm, 2189 nm, 2246 nm, 1971nm e 2358 nm, bandas que estão proxima as regiões do comprimentos 1400, 1900 e 2200 que segundo MONTGOMERY (1976), são comprimentos cuja fatores de reflectância ao redor é influenciada pelo conteúdo da argila, além de, também serem bandas proxima ás citadas por COLEMAN *et al* (1991), no qual afirmam que as regiões 1150, 1300 e 2030 a 2035 como as melhores para estimar teores de argila. Justificando portanto, a escolha pelo método de tais bandas como bons preditores dos atributos para os solos analisados

Tabela 10: Modelos obtidos a partir de SRLM para estimativa dos atributos granulométricos.

ATRIBUTO	EQUAÇÃO MULTIPLA	R2
Argila	$Y = 57.72 - 3768.015 * B2239 + 75.87 * B1413 + 815.98 * B2189 + 2441.2 * B2246 + 254.43 * B1971 + 123.22 * B2358$	0,78
Areia	$Y = -1.589 + 509.47 * B1898 - 971.32 * B1413 + 190.094 * B767 + 331.30 * B2004$	0,59
Silte	$Y = 69.437 - 706.94 * B2004 + 461.24 * B1412 + 259.017 * B2151$	0.45

Fonte: Autora

Já para o silte a escolha das bandas foram 2004, 1412 e 2151 e para a areia as bandas 1898, 1413, 767 e 2004. Os valores de R^2 para os modelos de calibração de estimativa dos atributos aumentou significativamente do sistema RLS para o SLRM, mostrando a maior eficiência do sistema e justificando ainda o seu uso como já citado por Sousa Júnior et al. (2011). Sendo que o melhor valor encontrado novamente foi para a argila.

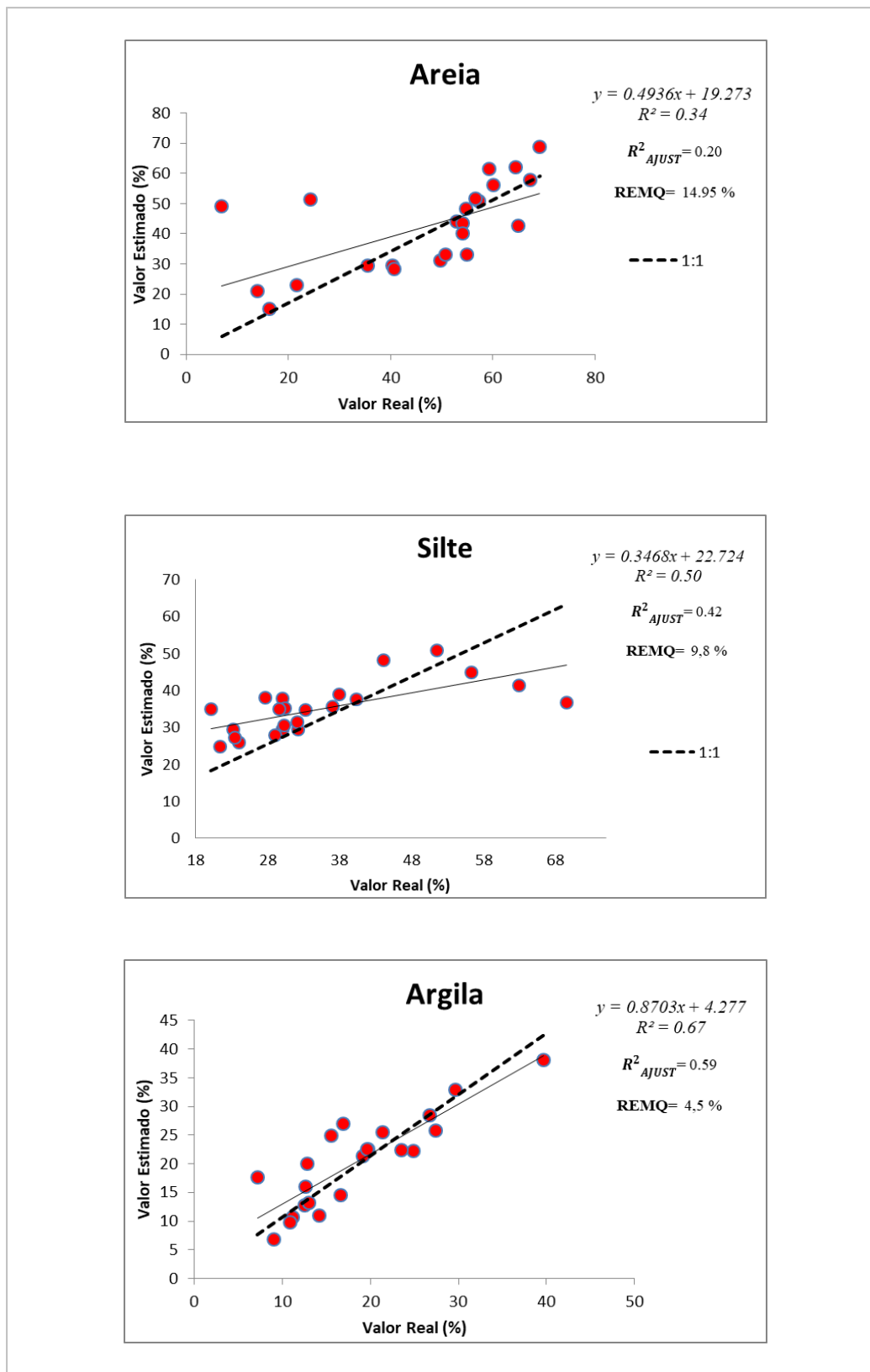
Repetindo o procedimento aplicados no sistema estatístico anterior, no modelo SLRM também foi obtido o coeficiente de determinação entre os Valores Determinados (VD) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados (Figura 22).

Observou-se que, novamente, o atributo que obteve o melhor ajuste no modelo, foi a argila, apresentando 0,67 de R^2 e 0,59 de R^2 ajustado, observando ainda uma distribuição dos pontos boa em torno da média com um RMSE baixo, gerando assim, segundo o índice de confiança (Tabela 11) um ajuste muito bom do modelo ao conjunto de dados. Esse o mesmo valor de R^2 para argila foi encontrado por DEMATTÊ et al. (2015), e ainda próximo ao encontrado por Sousa Junior et al. (2011), com 0,69, porém bastante inferior ao encontrado por WETTERLIND & SODERSTRON (2010), com R^2 igual a 0,91.

O silte apresentou o segundo melhor ajuste com 0,50 e 0,42 de R^2 e r^2 ajustado, sendo esse valor foi, superior ao encontrado por NANNI (2000), que obteve R^2 de 0,27, e próximo ao observado por FIORIO & DEMATTÊ (2009), que conseguiu um R^2 de 0,56; e significativamente inferior ao alcançado por CEZAR et al. (2013), que alcançou um R^2 de 0,71. O coeficiente de determinação da areia foi o menor dos atributos, apresentando um valor muito inferior ao encontrado por diversos autores (WETTERLIND & SODERSTRON, 2010; SOUSA JUNIOR et al., 2011; GENÚ & DEMATTÊ, 2010) para o mesmo atributo.

É importante ainda frisar que mesmo havendo uma melhora no índice de desempenho (Tabela 11) dos atributo silte e areia quando estimados com o sistema SMRL, ainda assim os modelos obtidos encontram-se abaixo do considerado confiável apresentando uma classificação sofrível do índice, significando portanto que a modelagem pode conferir estimativas pouco precisas. E que apenas do atributo argila foi possível obter um modelo de estimativa considerado muito bom a partir dos dados obtidos por espectroscopia de reflectancia.

Figura 22: Análises de correlação entre os Valores Real (VR) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados para SLRM.



Fonte: Autora

Tabela 11: Valores de índice de confiança para os modelos de estimativa pela SRLM

Índice de confiança				
	d	r	c	Desempenho
Argila	0,92	0,86	0,79	Muito Bom
Areia	0,82	0,62	0,51	Sofrível
Silte	0,78	0,67	0,52	Sofrível

Fonte: Autora, sendo d é o índice de confiabilidade; o r o coeficiente de pearson; e c o índice de exatidão de Willmott.

É importante ainda entender que, as diferenças observadas entre os resultados constantes deste trabalho e os demais citados na literatura podem estar relacionadas aos equipamentos utilizados com resoluções diferentes, e ainda com a seleção das melhores bandas para a elaboração dos modelos, como observado por HUETEE ESCADAFAL (1991).

Outro fator a ser observado também como motivo de variação entre os resultados pode está relacionado com os número e especialização das amostras utilizadas para as etapas de calibração e validação (DEMATTE et al, 2015), que foram muito maiores nos estudos dos autores citados, além de que alguns desses estudos utilizara-se de pelo menos duas profundidades para coleta para a obtenção de dados radiométricos, obtendo portanto modelos mais satisfatório do que os encontrados nesse presente trabalho.

6. CONCLUSÃO

A partir da obtenção do comportamento espectral médio de cada classe textural foi possível detectar e distinguir comportamentos distintos entre as classes a partir da avaliação pela curva, intensidade. Verificando, ainda que ao longo da assinatura espectral de cada curvas houve uma variação quanto ao albedo e os picos de absorção, sendo os picos de absorção nos comprimentos 1400 nm, 1900 nm e no 2200 nm, e os picos de refletâncias mais evidentes acontecendo nos comprimentos 1300 nm, 800 nm, 2100 nm e 1850 nm.

A partir da correlação do tamanho das partículas e os valores de reflectância ao longo da assinatura espectral observou-se ainda que a areia fina entre as partículas observada, foi a que exerceu maior influência para o aumento do albedo ao longo dos comprimentos de onda, obtendo os melhores valores de coeficiente de Pearson. Sendo a banda 2240 nm a que obteve melhor correlação do atributo com os valores de reflectância.

Observou-se que os modelos obtidos pelo sistema de regressão simples dos atributos granulométricos estudados, apresentou um desempenho insatisfatório para a areia e o silte, não sendo possível estimar os atributos a partir desses modelos. Já com relação a argila houve um desempenho considerado mediano, e até semelhante a resultados encontrados na literatura, porém ainda pouco satisfatório para um modelo que busque precisão nas estimativas.

O sistema de SMRL foi mais eficiente na obtenção dos modelos, já que é uma metodologia usuais em muitas pesquisas para a obtenção de modelos de predição dos atributos do solo. Nesse contexto, os modelos obtidos para a areia e silte obtiveram melhores desempenhos que no sistema de regressão simples, porém também muito abaixo dos valores de acertabilidade encontrados por outros pesquisadores para os mesmo atributos, e portanto não sendo também modelos satisfatórios na predição dos atributos. A argila por sua vez novamente obteve o melhor resultado e foi o único modelo de desempenho muito bom, 67 % de acerto na predição, sendo portanto um modelos possível para a estimativa do atributo.

Vale ainda ressaltar que representatividade das amostras, número e especificidade das bandas selecionadas e equipamentos utilizados podem estarem entre os fatores da diferença da eficiência dos resultados entre os modelos desse presente trabalho, e os obtidos na literatura por outros pesquisadores, e portanto não anulando o potencial da espectroscopia de reflectância na obtenção de modelos de predição dos atributos texturais do solo.

REFERÊNCIAS

Agencia de Desenvolvimento do Estado do Ceará (ADECE). **Perímetros públicos do estado do Ceará**, 2011.

AL- ABBAS, A.H. *et al.* Relating organic matter and clay content to multispectral radiance of soils. **Soil Science**, Baltimore, v 114, p.477-485, 1972.

BAUMGARDNER, M. F.; STONER, E. R.; SILVA, L. F.; BIEHL, L. L. Reflective properties of soils. In: Brady, N. (Ed), **Advances in Agronomy**, 38. Academic Press, New York, pp. 1-44. 1985.

BELLINASSO, H.; DEMATTÊ, J.A.M.; ROMEIRO, S.A. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.34, p.861-870, 2010. DOI: 10.1590/S0100-06832010000300027.

BOWER, S.A.; HANKS R.J. Reflectance of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, MD, v.100, 130-138, 1965.

BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYS, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, v.132, p.273-290, 2006.

CAMPOS, C. C. M.; FERRAZ, F. B.; FREITAS, E. V. S.; SOUZA, Z. M. Dependência espacial de atributos físicos e hídricos de um espodossolo da zona da mata de Pernambuco. **Revista de Biologia e Ciências da Terra**, v. 07, n. 1, 2007

COLEMAN, T.L.; AGBU, P.A.; MONTGOMERY, O.L.; GAO, T.; PRASAD, S. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils. **Soil Science**, v.151, p.355-361, 1991.

COHEN, Jacob. (1988), **Statistical power analysis for the behavioral sciences**. Hillsdale, NJ, Erlbaum.

DALMOLIN, S. D. *et al.* Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, n. 2, p. 481 - 489, 200

DEMATTÊ, J.A.M.; GARCIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science Society of America Journal**, v.63, p.327-342, 1999. DOI: 10.2136/sssaj1999.03615995006300020010x

DEMATTÊ, J. A. M.; CAMPOS, R. C.; ALV1s, M. C. Avaliação espectral de solos desenvolvidos em uma toposequência de diabásio e folhelho da região de Piracicaba, SP. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v.35, n.12,p.2447-2460, dez. 2000.

DEMATTÊ, J.A.M.; NANNI, M.R. Effect of fermentation residue on the spectral reflectance properties of soil. **Geoderma**, v.120, p.187-200, 2004.

DEMATTÊ, J.L.I.; DEMATTÊ, J.A.M. Ambientes de produção como estratégia de manejo na cultura de cana-de-açúcar. **Informações Agronômicas**, n.127, p.10-18, 2009

DEMATTÊ, J.A.M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.37, p.1445-1458, 2002. DOI: 10.1590/S0100-204X2002001000013.

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

E.C.MORAES; **Fundamentos de Sensorimanejo Remoto**. São José dos Campos, SP, INPE, 2002. 22p (INPE-8984-PUD/62)

EVERSON CEZAR *et al.* Estimativa de atributos do solo por meio de espectrorradiometria difusa. **R. Bras. Ci. Solo**, 37:858-868, 2013.

EIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; VALERIANO, M.M.; Oliveira; J.B.

Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo. São José dos Campos, SP, INPE, 1992. 132 p. (INPE -5424-PRP/172).

FERREIRA, M. F. **Caracterização Física do Solo.** In: Quirijn de Jong van Lier (Ed). (Org.). Física do Solo. 1 ed. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, v. 1, p. 1-27,2010.

FERREIRA, D.F. **Estatística básica.** 2. ed. (664p). Lavras: UFLA, 2009.

FIORIO, P.R. & DEMATTÊ, J.A.M. Orbital and laboratory spectral data to optimize soil analysis. **Sci. Agríc.**, 66:250-275, 2009

FORMAGGIO, A. R. **Comportamento espectral de quatro solos do estado de São Paulo nos níveis orbital, de campo e de laboratório.** São José dos Campos. 140 p. (INPE -2878-TDL/144). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) –Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1983

G. ABBAD & C. V . TORRES. Regressão múltipla stepwise e hierárquica em Psicologia Organizacional: aplicações, problemas e soluções múltipla. últipla em estudos de psicologia organizacional. **Estudos de Psicologia** 2002, 7 (Número Especial), 19-29

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental.** Piracicaba: Ed. Centro Acadêmico Luiz de Queiroz, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 1976. 250p

HUNT, GR; SALISBURY, J.W Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: I. Silicate minerals. **Modern Geology**, New York, v.1, p.283-300, 1970

HUETE, A.R.; ESCADAFAL, R. Assessment of biophysical soil properties through spectral decomposition techniques. **Remote Sensing of Environment**, v.35, p.149-159, 1991.

JENSEN, J.R. Urban / suburban land use analysis. In: AMERICAN SOCIETYPHOTOGRAMMETRY. **Manual of Remote Sensing.** 2. ed. Falls Church 1983.Vol. 2, cap. 30 , p.1571-1666.

JOSÉ A. M. DEMATTÊ et al. Sensoriamento remoto hiperspectral como alternativa na estimativa de atributos do Solo. *Revista Ciência Agronômica*, v. 46, n. 2, p. 223-232, Abr-jun, 2015.

KEPPEL, G. (1991). **Design and analysis: A researcher's handbook**, (3aed). Englewood Cliffs: Prentice-Hall.

KWEON, G.; LUND, E.; MAXTON, C.; DRUMMOND, P.; JENSEN, K. In situ measurement of soil properties using a probebased VIS-NIR spectrophotometer. St Joseph: ASABE, 2008. (ASABE Paper No. 084399)

LEE, W.S.; SANCHEZ, T.F.; MYLAVARAPU, R.S.; CHOE, J.S. Estimating chemical properties of florida soils using spectral reflectance. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, v.46, p.1443-1453, 2003.

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

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. **Remote sensing and image interpretation**. New York:John Wiley e Sons Inc.,1994

LIU, William Tse Horg. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: Ed. UNIDERP, 2006 908 p: il color.

MADARI, B.E.; REEVES III, J.B.; MACHADO, P.L.O.A.; GUIMARÃES, C.M.; TORRES, E.; MCCARTY, G.W. Mid- and near-infrared spectroscopic determination of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. *Geoderma*, v.136, p.245-259, 2006. DOI: 10.1016/j.geoderma.2006.03.026.

M.H.D. FRANCESCHINI *et al.* **Pesq. agropec. bras.**, Brasília, v.48, n.12, p.1569-1582, dez. 2013

MONTGOMERY, O.L. **An investigation of the relationship between spectral reflectance and chemical, physical and genetic characteristics of soil**. 1976. 148f. Thesis (PhD in Soil

Science) – Purdue University.

MOUAZEN, A.M.; MALEKI, M.R.; DE BAERDEMAEKER, J; RAMON, H. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. *Soil and Tillage Research*, v.93, p.13-27, 2007.

NANNI, M.R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos.** Piracicaba, Escola superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 2000. 366p. (Tese de Doutorado)

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

ORLOV, D.S. Quantitative patterns of light reflection by soils. I. Influence of particles (aggregate) size on reflectivity. *Science Papers of High School Biology*, v.4, p.206-210, 1966.

SANTOS, H.G. dos; JACOMINE, P.k.T.; ANJOS, L.H.C. dos; OLIVEIRA, V.A. de; LUMBRERAS, J.F.; COELHO, M.R.; ALMEIDA, J.A. de; CUNHA, T.J.F.; OLIVEIRA, J.B. de. **Sistema brasileiro de classificação de solos.** 3.ed. rev. e ampl. Brasília: Embrapa, 2013. 353p.

SIMMONS, E.L.. Relation of the diffuse reflectance remission function to the fundamental optical parameters. *Optica Acta*, v.19, p.845-851, 1972

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

STEFFEN, C. A.; OLIVEIRA, J. L.; GAMA, F. F. **Programa Espectron. Manual de Referência.** São José dos Campos: INPE. CARAD, 1996, 11p.

SLATER, P.N. **Remote sensing: optics and optical systems.** Reading, MA, Addison-Wesley, 1980. 575p.

STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. **Advances in Agronomy**, v.107, p.163-215, 2010. DOI: 10.1016/S0065-2113(10)07005-7

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

ROMAGNOLI *et al.*, Predição do carbono orgânico do solo utilizando espectroscopia Vis-nir, pls-r e regressão stepwise. **Agrarian academy**, Centro Científico Conhecer - Goiânia, v.1, n.01; p. 251, 2014.

WHITE, R.E. Principles and practice of soil science: the soil as a natural resource. 4th ed. Oxford: Blackwell, 2005. 384p.

TABACHNICK, B., & Fidell, L. S. (1996). **Using multivariate statistics**(3aed.). New York: Harper Collins.

TROEH, F. R., THOMPSON, L. M. **Solos e fertilidade do solo**. DOURADO NETO, D., DOURADO, M. N.(tradução) 6.ed. São Paulo: Andrei, 2007

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**, v.63, p.743-753, 2012. DOI: 10.1111/j.1365-2389.2012.01483.x.

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

VISCARRA ROSSEL, R. A. ParLeS: **Software for chemometric analysis of spectroscopic data**. **Chemometrics Intelligent Laboratory Systems**, v.90, n.1, p.72-83, 2008.

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