



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS**  
**DEPARTAMENTO DE CIÊNCIA DO SOLO**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SOLO**

**EURILENY LUCAS DE ALMEIDA**

**SENSORIAMENTO REMOTO HIPERESPECTRAL NA ESTIMATIVA DA  
GRANULOMETRIA DE HORIZONTES SUPERFICIAIS DE SOLOS**

**FORTALEZA**

**2020**

EURILENY LUCAS DE ALMEIDA

SENSORIAMENTO REMOTO HIPERESPECTRAL NA ESTIMATIVA DA  
GRANULOMETRIA DE HORIZONTES SUPERFICIAIS DE SOLOS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciência do Solo. Área de concentração: Pedologia.

Orientador: Prof. PhD Adunias dos Santos Teixeira.

FORTALEZA

2020

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Sistema de Bibliotecas

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

---

- A446s Almeida, Eurileny Lucas de.  
Sensoriamento remoto hiperespectral na estimativa da granulometria de horizontes superficiais de solos / Eurileny Lucas de Almeida. – 2020.  
118 f. : il. color.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Programa de PósGraduação em Ciência do Solo, Fortaleza, 2020.  
Orientação: Prof. Dr. Adunias dos Santos Teixeira.
1. Espectrorradiometria de reflectância. 2. Sensor aerotransportado SpecTIR. 3. Espectrorradiômetro FieldSpec. 4. Textura do solo. 5. Matéria Orgânica. I. Título.

CDD 631.4

---

EURILENY LUCAS DE ALMEIDA

SENSORIAMENTO REMOTO HIPERESPECTRAL NA ESTIMATIVA DA  
GRANULOMETRIA DE HORIZONTES SUPERFICIAIS DE SOLOS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciência do Solo. Área de concentração: Pedologia.

Aprovada em: 28 / 02 / 2020.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. PhD Adunias dos Santos Teixeira (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Fernando Lopes Bazerra  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Luis Clenio Jário Moreira  
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE)

---

Dr. Odílio Coimbra da Rocha Neto  
Doutor em Engenharia Agrícola – Empresa Consórcio Aqua3

---

Prof. Dr Ricardo Espíndola Romero  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

À Deus.

Aos meus pais, Sebastião e Veralucia.

Ao meu filho Airlo Gabriel

Ao meu esposo Airlo Rebouças

## AGRADECIMENTOS

Primeiro ao meu bom Deus por ser a luz do meu caminho e por toda força, determinação e bênçãos que sempre tem me dado.

Aos meus pais, Verinha e Sebastião, que amo tanto, por todos os ensinamentos de vida e por ter cuidado do meu filho nos momentos em que estava dedicada ao doutorado, como também por todos os conselhos, carinhos, orações e por ter sempre torcido por mim em toda a minha vida.

Ao meu marido, Airlo Rebouças, por ter me incentivado, ser meu ombro amigo e por sempre me acompanhar nas longas viagens que fiz durante o doutorado.

Ao meu filho, Airlo Gabriel, por ser a alegria da minha vida e meu amor

Ao Professor Adunias do Santos Teixeira pela excelente orientação, ensinamentos e conselhos, como também pela amizade e incentivo no término do doutorado e realização de concursos. Meu muito obrigada pela paciência e dedicação.

À CAPES, pelo apoio financeiro com a manutenção da bolsa de estudos, pois sem a qual não seria possível a permanência no doutorado.

Ao Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia Baiano – IFBAIANO, em especial ao Campus Bom Jesus da Lapa, pela licença concedida, para que fosse possível o término do doutorado.

Aos professores participantes da banca examinadora Fernando Lopes, Luís Clenio, Odílio Neto e Ricardo Espíndola pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos meus queridos amigos Marcio Regys, Edilaine Marques, Odílio Neto, Amnon Rodrigues e Thales Rafael por sempre se fazerem presentes, principalmente nos momentos que mais precisei, pela amizade e conhecimento compartilhado. Agradecimento especial também a Lia Caetano, Antônio Cláudio, Sharon Gomes, Davi Queiroz, Carlos Eduardo, Lucas Albuquerque e Pedro Almeida que ajudaram na preparação das amostras de solo e nas análises laboratoriais, pois sem vocês não teria sido possível esta pesquisa.

Ao IFCE – Campus Limoeiro do Norte, a Beatriz e Luís Clenio que possibilitaram a realização de análises laboratoriais, cujos resultado foram utilizados neste trabalho.

A todos que fazem parte do Grupo de Automação em Manejo Agrícola-Desenvolvimento Tecnológico (GAMA-DT).

A todos os colegas, professores e funcionário do Departamento de Ciência do solo e do Departamento de Engenharia Agrícola, que de alguma forma contribuíram com a realização deste trabalho.

*“Quando uma criatura humana desperta para um grande sonho e sobre ele lança toda a força de sua alma, todo o universo conspira a seu favor”*

Johann Goethe

## RESUMO

O objetivo geral desta pesquisa foi estimar a textura do solo, por meio de seu comportamento espectral obtido por espectrorradiometria de laboratório e sensor aerotransportado, com e sem a interferência da Matéria da Orgânica (MO) em diferentes solos do estado do Ceará. O estudo foi realizado em duas diferentes áreas do estado do Ceará, nos municípios de Morada Nova (A1) e Limoeiro do Norte (A2). Foram coletadas 233 amostras de solo deformadas, de 0 a 10 cm de profundidade. Para cada amostra de solo foram obtidos os dados granulométricos, MO e espectrais utilizando o sensor aerotransportado ProSpecTir-VS e o sensor espectrorradiômetro FieldSpec Pro FR 3 em laboratório. Na obtenção dos dados espectrais em laboratório foi utilizada Terra Fina Seca em Estufa a 45°C (TFSE) e a Terra Fina Sem Matéria Orgânica (TSMO). Foi realizada a análise descritiva dos dados granulométricos e espectrais e a correlação de Pearson foi obtida entre os teores de areia, silte e argila e a reflectância do solo sem MO. Na análise dos dados espectrais adquiridos em laboratório das amostras de solo, com e sem Matéria Orgânica, também foi aplicada a Análise de Componentes Principais - PCA. Para a estimativa da textura do solo foram testadas todas as possíveis relações de bandas dos dois sensores a procura de um Índice por Diferença Normalizada (NDI). Além da reflectância, os dados espectrais foram analisados também na forma transformada: suavização por Savitzky-Golay, 1ª derivada e normalizadas. A Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR) foi aplicado utilizando todos os dados espectrais e após seleção de bandas. Para calibração dos modelos foram utilizadas 70% das amostras de solo e para validação 30%. As análises foram realizadas utilizando o conjunto total dos dados e separados por região (A1 e A2). Assim, pôde-se observar que os solos da região A2 (Perímetro Irrigado Jaguaribe Apodi) são mais argilosos que os solos da A1 (Perímetro Irrigado de Morada Nova), havendo neste último a predominância de solos siltosos e arenosos. Os melhores resultados de correlação foram do sensor proximal, FieldSpec Pro FR 3, para argila, com correlação forte de -0,74 e -0,71 para a amostra completa e para a região A1, respectivamente. Os comprimentos de onda eleitos para a construção do NDI foram 2133 e 2335 nm, com coeficiente de determinação ( $R^2$ ) de 0,67. Os melhores resultados de validação, utilizando a PLSR, foram do sensor de laboratório com os dados em primeira derivada, com  $R^2$  ajustado de 0,77 e 0,79 para a argila utilizando todos os dados e para areia com os dados da A2, respectivamente. Já na estimativa da textura para o solo sem MO, os melhores resultados da PLSR foram para a areia com todos os dados normalizados ( $R^2$ ajustado = 0,75) e para a A2 ( $R^2$  ajustado = 0,75), utilizando dados espectrais sem transformação. Conclui-se com este trabalho que os dados espectrais de laboratório (FieldSpec)

foram mais eficientes na estimativa dos atributos texturais dos solos do que os dados do sensor aerotransportado (SpecTIR-VS), principalmente quando utilizado um conjunto de dados com solos e regiões distintos. Quando comparados os modelos preditivos, utilizando o comportamento espectral das amostras de solo com e sem matéria Orgânica, é possível perceber a melhoria na estimativa dos teores de areia e argila, após retirada a MO.

**Palavras-chave:** espectrorradiometria de reflectância; sensor aerotransportado SpecTIR; espectrorradiômetro FieldSpec; textura do solo; matéria orgânica.

## ABSTRACT

The general objective of this research was to estimate soil texture, through its spectral behavior obtained by laboratory spectroradiometry and airborne sensors, with and without the interference of Organic Matter (OM) in different soils in the state of Ceará. The study was carried out in two different areas of the state of Ceará, in the municipalities of Morada Nova (A1) and Limoeiro do Norte (A2). 233 deformed soil samples were collected, from 0 to 10 cm deep. For each soil sample, particle size, OM and spectral data were obtained using the ProSpecTir-VS airborne sensor and the FieldSpec Pro FR 3 spectroradiometer sensor in the laboratory. To obtain spectral data in the laboratory, Oven-Dried Fine Earth at 45°C (TFSE) and Fine Earth Without Organic Matter (TSOM) were used. A descriptive analysis of particle size and spectral data was carried out and Pearson's correlation was obtained between the sand, silt and clay contents and the reflectance of the soil without OM. In the analysis of spectral data acquired in the laboratory from soil samples, with and without Organic Matter, Principal Component Analysis - PCA was also applied. To estimate soil texture, all possible band relationships of the two sensors were tested in search of a Normalized Difference Index (NDI). In addition to reflectance, the spectral data were also analyzed in transformed form: Savitzky-Golay smoothing, 1st derivative and normalized. Partial Least Squares Regression (PLSR) was applied using all spectral data and after band selection. For model calibration, 70% of the soil samples were used and 30% for validation. The analyzes were carried out using the total set of data and separated by region (A1 and A2). Thus, it was observed that the soils in the A2 region (Irrigated Perimeter Jaguaribe Apodi) are more clayey than the soils in A1 (Irrigated Perimeter Morada Nova), with the latter having a predominance of silty and sandy soils. The best correlation results were from the proximal sensor, FieldSpec Pro FR 3, for clay, with a strong correlation of -0.74 and -0.71 for the complete sample and for the A1 region, respectively. The wavelengths chosen to construct the NDI were 2133 and 2335 nm, with a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.67. The best validation results, using PLSR, were from the laboratory sensor with data in first derivative, with adjusted  $R^2$  of 0.77 and 0.79 for clay using all data and for sand with A2 data, respectively. Regarding texture estimation for soil without OM, the best PLSR results were for sand with all normalized data (adjusted  $R^2 = 0.75$ ) and for A2 (adjusted  $R^2 = 0.75$ ), using spectral data without transformation. It is concluded from this work that laboratory spectral data (FieldSpec) were more efficient in estimating the textural attributes of soils than airborne sensor data (SpecTIR-VS), especially when using a data set with different soils and regions. When comparing the predictive models, using the spectral behavior of soil

samples with and without organic matter, it is possible to notice the improvement in the estimation of sand and clay contents, after removing the OM.

**Keywords:** reflectance spectroradiometry; SpecTIR airborne sensor; FieldSpec spectroradiometer; soil texture; organic matter.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1	– Espectro Eletromagnético .....	23
Figura 2	– Diferentes níveis de coleta de dados em sensoriamento remoto .....	24
Figura 3	– Curvas representativas de cinco padrões espectrais de solos minerais ..	26
Figura 4	– Localização da área de estudo .....	32
Figura 5	– Solos da área de estudo.....	33
Figura 6	– Localização dos pontos de coleta de solos .....	35
Figura 7	– Placa branca para calibração (a); amostra de solo (b); sonda em contato com o solo (c).....	36
Figura 8	– Geometria de aquisição dados .....	36
Figura 9	– Imagem do sensor ProSpecTIR-VS antes (a) e depois do georreferenciamento (b). .....	37
Figura 10	– Distribuição das partículas por tamanho. ....	38
Figura 11	– Reação efervescente após contato com peróxido de hidrogênio (a) e utilização de chapa aquecedora para acelerar o processo de oxidação da Matéria Orgânica do Solo (b) .....	39
Figura 12	– Comparação visual de uma mesma amostra de solo com e sem MOS (a) e formação da TSMO (b).....	40
Figura 13	– Fluxograma metodológico de estimativa da textura do solo .....	45
Figura 14	– Fluxograma metodológico de estimativa da textura do solo com amostras sem MO .....	46
Figura 15	– Triângulo de classificação textural de solos (a) e distribuição dos pontos amostrais quanto a sua textura (b) .....	47
Figura 16	– Gráfico BoxPlot dos teores areia, silte e argila com amostra completa.	50
Figura 17	– Gráfico BoxPlot dos teores areia, silte e argila com dados separados por região.....	50
Figura 18	– Gráfico BoxPlot para o teor de Matéria Orgânica do Solo para amostra completa e separado por região.....	52
Figura 19	– Dados espectrais de uma amostra de solo utilizando diferentes acessórios para a coleta.....	53
Figura 20	– Comportamento espectral de dois solos, com mesma textura, em diferentes regiões.....	53

Figura 21	– Média (linha) e desvio padrão (borda) dos espectros de solos obtidos pelos sensores de laboratório e aerotransportado.....	54
Figura 22	– Comportamento espectral de duas amostras de solo com classe textural diferente, obtidas pelo sensor FieldSpec e SpecTIR, na forma de reflectância e após transformações.....	55
Figura 23	– Correlação de Pearson entre os teores de areia, silte e argila e os dados espectrais das amostras de solo.....	56
Figura 24	– Superfície de Cambissolo na Chapada do Apodi.....	57
Figura 25	– Correlação de Pearson entre textura e espectros de diferentes sensores e regiões.....	58
Figura 26	– Média da resposta espectral da amostra completa de solo, com e sem MO .....	60
Figura 27	– Média da resposta espectral de solos da A1, com e sem MO.....	60
Figura 28	– Média da resposta espectral de solos da A2, com e sem MO.....	61
Figura 29	– Correlação de Pearson, para a amostra completa, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais.....	62
Figura 30	– Correlação de Pearson, para a A1, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais.....	62
Figura 31	– Correlação de Pearson, para a A2, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais.....	63
Figura 32	– Resposta espectral das amostras de solos com maior teor de areia e argila da A1.....	64
Figura 33	– Resposta espectral das amostras de solos com maior teor de areia e argila da A2.....	65
Figura 34	– Resposta espectral da amostra de solo mais arenosa (a) e mais argilosa (b), com dados de reflectância e na forma transformada, da A1.....	66
Figura 35	– Resposta espectral da amostra de solo mais arenosa (a) e mais argilosa (b), com dados de reflectância e na forma transformada, da A2.....	67
Figura 36	– Variância explicada acumulada das PCs (a) e gráfico de dispersão entre os Scores da PC 1 e PC2 (b).....	68
Figura 37	– Loadings das 4 primeiras PCs, utilizando os espectros da amostra completa de solos.....	69

Figura 38	– Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) entre NDI dos dados espectrais de laboratório e os teores de areia e argila, utilizando amostra completa e separados por região.....	70
Figura 39	– Melhor Índice por Diferença Normalizada (NDI), utilizando os dados de sensor FieldSpec e o teor de argila da A2.....	71
Figura 40	– Relação entre os valores estimados e medidos obtidos por meio da equação de calibração, utilizando os dados de validação, do sensor de laboratório.....	72
Figura 41	– Relação entre a reflectância das bandas 2133 e 2335 e os teores de argila da A2, das amostras de calibração.....	73
Figura 42	– Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) entre razão por diferença normalizada dos dados espectrais aerotransportados e os teores de areia e argila, utilizando amostra completa e separados por região.....	74
Figura 43	– Relação entre o valor estimado e real obtidos por meio da equação de calibração, utilizando os dados de validação, do sensor Aerotransportado.....	76
Figura 44	– Média do comportamento espectral das amostras de solo, obtidas pelo sensor de FieldSpec3 e SpecTIR, na forma de reflectância e após transformações. ....	78
Figura 45	– Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de Loadings dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa do Areia, utilizando os dados FieldSpec da A2.....	81
Figura 46	– Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de Loadings dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa do Argila, utilizando os dados FieldSpec, com amostra completa.....	82
Figura 47	– Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de Loadings dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa da areia, utilizando os espectros do SpecTIR para a região A1.....	84
Figura 48	– Bandas selecionadas pelo método Backward utilizando os espectros do sensor FieldSpec.....	86
Figura 49	– Bandas selecionadas pelo método Backward utilizando os espectros do sensor SpecTIR.....	86

Figura 50	– Variância explicada acumulado dos fatores dos modelos obtidos para estimativa da areia e argila, da A1, com dados em 1ª derivada.....	90
Figura 51	– Variância explicada acumulado dos fatores dos modelos obtidos para estimativa da areia e argila, da A2, com dados em 1ª derivada.....	91
Figura 52	– Seleção de bandas após PLSR com todos os dados espectrais.....	92

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– Bandas do infravermelho próximo influenciadas por alguns minerais.....	29
Tabela 2	– Interpretação do Coeficiente de Pearson (r).....	41
Tabela 3	– Quantidade de amostras de solo por município e por sensor.....	42
Tabela 4	– frequência na classificação textural das amostras de solo.....	47
Tabela 5	– Estatística descritiva das partículas primárias dos solos com amostra completa.....	49
Tabela 6	– Estatística descritiva das partículas primárias dos solos separados por região.....	49
Tabela 7	– Estatística descritiva da Matéria Orgânica do Solo (g.kg-1).....	51
Tabela 8	– Correlação de Pearson (r) entre os dados espectrais e as frações do solo	59
Tabela 9	– Coeficiente de correlação de Pearson e os dados espectrais dos solos sem MO.....	63
Tabela 10	– Bandas que compõem o Índice por Diferença Normalizada - NDI, que obtiveram o melhor Coeficiente de determinação ( $R^2$ ), com seus respectivos modelos de calibração que relacionam o atributo do solo com NDI, para o sensor FieldSpec.....	71
Tabela 11	– Bandas que compõem o Índice por Diferença Normalizada - NDI, que obtiveram o melhor Coeficiente de determinação ( $R^2$ ), com seus respectivos modelos de calibração que relacionam o atributo do solo com NDI, para o sensor SpecTIR.....	76
Tabela 12	– Resultados de validação da PLSR utilizando os dados espectrais do sensor de laboratório.....	79
Tabela 13	– Resultados de validação da PLSR utilizando os dados espectrais do sensor aerotransportado.....	79
Tabela 14	– Resultados dos modelos PLSR, após seleção de variáveis pelo método Backward. ....	88
Tabela 15	– Resultados de calibração e validação da PLSR.....	90
Tabela 16	– Resultados da PLSR após seleção de bandas significativas.....	93

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>20</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>23</b>
<b>2.1</b>	<b>Sensoriamento remoto.....</b>	<b>23</b>
<b>2.2</b>	<b>Caracterização espectral do solo.....</b>	<b>25</b>
<b>2.3</b>	<b>Fatores determinantes da curva espectral do solo.....</b>	<b>27</b>
<b>2.3.1</b>	<b><i>Matéria orgânica.....</i></b>	<b>27</b>
<b>2.3.2</b>	<b><i>Textura e mineralogia do solo.....</i></b>	<b>28</b>
<b>2.4</b>	<b>Estimativa de atributos do solo.....</b>	<b>29</b>
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>32</b>
<b>3.1</b>	<b>Descrição das áreas de estudo.....</b>	<b>32</b>
<b>3.2</b>	<b>Coleta das amostras de solo.....</b>	<b>34</b>
<b>3.3</b>	<b>Espectroscopia de laboratório.....</b>	<b>35</b>
<b>3.4</b>	<b>Sensor aerotransportado ProSpecTIR-VS.....</b>	<b>37</b>
<b>3.5</b>	<b>Análise química e física do solo em laboratório.....</b>	<b>38</b>
<b>3.5.1</b>	<b><i>Análise Granulométrica.....</i></b>	<b>38</b>
<b>3.5.2</b>	<b><i>Carbono Orgânico Total.....</i></b>	<b>38</b>
<b>3.5.3</b>	<b><i>Oxidação da Matéria Orgânica do solo.....</i></b>	<b>39</b>
<b>3.6</b>	<b>Análise de dados.....</b>	<b>40</b>
<b>3.6.1</b>	<b><i>Estatística descritiva.....</i></b>	<b>40</b>
<b>3.6.2</b>	<b><i>Análise dos dados espectrais.....</i></b>	<b>41</b>
<b>3.6.3</b>	<b><i>Estimativa da textura do solo a partir da reflectância.....</i></b>	<b>41</b>
<b>3.6.3.1</b>	<b><i>Índice por Diferença Normalizada.....</i></b>	<b>41</b>
<b>3.6.3.2</b>	<b><i>Tratamento dos dados.....</i></b>	<b>42</b>
<b>3.6.3.3</b>	<b><i>Regressão por Mínimos Quadrados Parciais – PLSR.....</i></b>	<b>43</b>
<b>3.6.4</b>	<b><i>Estimativa da textura do solo com amostras sem MO.....</i></b>	<b>45</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>47</b>
<b>4.1</b>	<b>Granulometria.....</b>	<b>47</b>
<b>4.2</b>	<b>Estatística descritiva.....</b>	<b>48</b>
<b>4.3</b>	<b>Análise dos dados espectrais obtidos pelo sensor aerotransportado e de laboratório.....</b>	<b>52</b>
<b>4.4</b>	<b>Análise dos dados espectrais de solos sem Matéria Orgânica.....</b>	<b>60</b>

4.4.1	<i>Transformações dos dados espectrais de solos sem MO.....</i>	65
4.4.2	<i>Análise de Componentes Principais.....</i>	67
4.5	Estimativa da textura do solo utilizando dados espectrais obtidos pelo sensor aerotransportado e de laboratório.....	69
4.5.1	<i>Índice por Diferença Normalizada.....</i>	69
4.5.2	<i>Regressão por Mínimos Quadrados Parciais.....</i>	77
4.5.3	<i>Seleção de bandas - Backward.....</i>	85
4.6	Estimativa da textura do solo utilizando dados espectrais de solos sem Matéria Orgânica.....	89
4.6.1	<i>Regressão por Mínimos Quadrados Parciais com todos os dados espectrais.....</i>	89
4.6.2	<i>Regressão por Mínimos Quadrados Parciais após seleção de variáveis.....</i>	91
5	<b>CONCLUSÃO.....</b>	94
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	96
	<b>APÊNDICE A – ROTINA DESENVOLVIDA NO MATLAB E UTILIZADA PARA OBTENÇÃO DE ÍNDICES POR DIFERENÇA NORMALIZADA.....</b>	103
	<b>APÊNDICE B – ANOVA DA REGRESSÃO PARA OS MODELOS DE CALIBRAÇÃO, UTILIZANDO O ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA COMO VARIÁVEL INDEPENDENTE. PAG. 77.....</b>	104
	<b>APÊNDICE C – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR UTILIZANDO TODOS OS DADOS ESPECTRAIS.....</b>	107
	<b>APÊNDICE D – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR UTILIZANDO OS DADOS ESPECTRAIS, APÓS SELEÇÃO DE BANDAS.....</b>	111
	<b>APÊNDICE E – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR UTILIZANDO OS TODOS OS DADOS ESPECTRAIS, COM AMOSTRAS DE SOLO SEM MOS.....</b>	112
	<b>APÊNDICE F – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR, APÓS SELEÇÃO DAS BANDAS SIGNIFICATIVAS, COM AMOSTRAS DE SOLO SEM MOS.....</b>	114
	<b>APÊNDICE G – TEORES DE AREIA, SILTE, ARGILA, CARBONO E MATÉRIA ORGÂNICA DE TODAS AS AMOSTRAS DE SOLO. OS</b>	

**PONTOS QUE SE INICIAM COM A LETRA M SÃO DA A1 E AS QUE  
SE INICIAM COM A LETRA L SÃO DA A2..... 115**

## 1 INTRODUÇÃO

A variabilidade espacial dos atributos é uma característica própria dos solos e o seu conhecimento é de grande utilidade no planejamento das atividades agrícolas, principalmente na agricultura de precisão, como também no uso racional, economicamente viável e ambientalmente sustentável do solo.

A agricultura de precisão vem sendo adotada, por muitos produtores, visando a maximização da produtividade e a otimização do uso de recursos destinados a melhoria dos atributos do solo. A matéria orgânica é uma importante propriedade para o equilíbrio e fertilidade do solo. A granulometria também tem sua importância, pois está relacionada a determinação das propriedades físicas de solo, com aplicações práticas nos estudos de drenagem, erosão e adsorção de nutrientes e defensivos.

Um dos inconvenientes existentes, durante a adequada descrição desses atributos do solo está relacionado ao grande número de amostras. Desta maneira, a quantidade de amostragem que geralmente é elevada resulta em um custo consideravelmente alto. Além disso, muitos dos resíduos destas análises provocam contaminação ambiental, seja por despejos gasosos, sólidos ou líquidos como, por exemplo, a digestão sulfúrica para determinação de nitrogênio e a sulfocrômica produzida na determinação da matéria orgânica do solo.

A prevenção da poluição é a melhor forma de proteção ambiental. Neste aspecto que a espectrorradiometria de reflectância, técnica de sensoriamento remoto na qual as informações são adquiridas sem o contato físico com o objeto, vem se consolidando uma ferramenta poderosa na obtenção de atributos físicos e químicos do solo. Diversos pesquisadores valem-se do sensoriamento remoto para auxiliar no levantamento, classificação e quantificação dos atributos do solo (GENÚ; DEMATTÊ, 2011; DEMATTÊ; GARCIA, 1999; CHAKRABORTY et al., 2012).

As curvas espectrais de solos são formadas a partir da irradiância que interage com o solo e reflete distintamente em diferentes comprimentos de onda. Esta informação é afetada por diversos fatores, destacando-se o teor de matéria orgânica e a granulometria, que por serem importantes atributos na caracterização de solos, suas determinações tornam-se imprescindíveis.

Muitos estudos sugeriram que os espectros da região visível, infravermelho próximo e do infravermelho de ondas curtas (VIS – NIR – SWIR) são uma alternativa prática para estimar com precisão e agilidade os atributos do solo, principalmente quando se trata de

sensoriamento remoto hiperespectral.

Dentre os sensores hiperespectrais se destaca o sensor proximal FieldSpec Pro FR 3® (*Analytical Spectral Devices Inc.*), que se caracteriza por coletar dados espectrais em diversas bandas estreitas e contínuas. Este sensor opera entre as bandas 350 e 2500 nm, com resolução espectral de 1 nm e é utilizado em pesquisas de avaliação e estimativa de atributos do solo, tanto em campo como em laboratório (CASA *et al.*, 2013; GUO *et al.*, 2019; NOCITA *et al.*, 2011)

Além disto, sensores hiperespectrais aerotransportados podem ser usados como fonte de dados valiosa, principalmente em grandes áreas. Um exemplo destes sensores é o ProSpecTIR-VS, da empresa americana SpecTIR, que atua na faixa espectral entre 400 e 2500 nm, com resolução espectral média de 5 nm. O Brasil passou a ter acesso a este sensor quando a empresa brasileira FotoTerra fez parceria tecnologia com a SpecTIR em 2010 (FORMAGGIO; SANCHES, 2017), desde então inúmeras pesquisas já foram realizadas com dados deste sensor (AMARAL *et al.*, 2018; ROCHA NETO *et al.*, 2017; SANCHES; SOUZA FILHO; KOKALY, 2014)

Como a aquisição de dados utilizando sensores hiperespectrais produz grande quantidade de variáveis correlacionadas, faz-se necessário a utilização de métodos que visem a redução de variáveis preditoras, como a Análise de Componentes Principais -PCA e Regressão por Mínimos Quadrados Parciais – PLSR. Sendo este último, um método frequentemente utilizado na estimativa de propriedades de solos, utilizando dados hiperespectrais (ANGELOPOULOU *et al.*, 2020; DEMATTÊ *et al.*, 2016; RAMAROSON, *et al.*, 2018)

Para a análise com maior poder preditivo, é importante observar os elementos que possam vir a interferir na resposta espectral do solo, como a umidade e a matéria orgânica do solo. Além disso, estimativas de atributos de solo utilizando amostras de solos ou regiões muito distintas, podem diminuir a capacidade de predição dos modelos testados.

Nos dados hiperespectrais dos solos, são diversos os fatores que interagem com a energia eletromagnética. Assim, inúmeras pesquisas sugerem que subdivisão dos dados espectrais conforme *i)* a região; *ii)* o material de origem; ou em *iii)* solos muito distintos, permite a qualificação e quantificação dos atributos com maior precisão (BELLINASSO, 2009). Entretanto, foi observado por outros autores que, com a utilização de biblioteca espectral com dados de diversas regiões, os modelos obtiveram melhor estimativa dos atributos físicos do solo (DEMATTÊ, BELLINASSO, *et al.*, 2016). Assim, para que a espectrorradiometria de reflectância do solo seja utilizada tanto como método analítico, quanto para fins comerciais, é

necessário primeiramente que vários tipos de solos em diferentes regiões sejam avaliados (SOUSA JUNIOR, DEMATTÊ e ARAÚJO, 2011).

Com base no exposto, esta pesquisa tem as seguintes hipóteses: i. a estimativa da textura do solo a partir da energia eletromagnética refletida é influenciada também pelo tipo de solo, assim, diferentes regiões apresentarão distintos modelos de predição de atributos do solo; e ii. sabendo-se que a matéria orgânica é um dos componentes opticamente ativos do solo, a sua retirada permite que o solo seja melhor analisado e seus atributos sejam estimados com maior precisão, utilizando espectroscopia de reflectância e técnicas multivariadas

## OBJETIVO

O objetivo geral desta pesquisa é estimar a textura do solo, por meio de seu comportamento espectral, obtido por espectrorradiometria de laboratório e sensor aerotransportado, com e sem a interferência da Matéria da Orgânica em diferentes solos do estado do Ceará.

Os objetivos específicos são:

1. Seleção de duas bandas para composição de melhor Índice por Diferença Normalizada, que estime os atributos texturais do solo.
2. Estimativa da textura do solo utilizando os espectros eletromagnéticos de sensor aerotransportado (SpecTIR) e de espectrorradiômetro em laboratório (FieldSpec);
3. Identificação da melhor transformação dos dados espectrais na melhor avaliação do atributos estudados, utilizando amostra completa de solo e separados por região.
4. Identificação dos melhores comprimentos de onda, dos espectros nos dois níveis de aquisição, que se correlacionam com a textura do solo nas diferentes regiões.
5. Avaliar o efeito a Matéria Orgânica – MO no comportamento espectral dos solos estudados, utilizando sensoriamento remoto proximal.
6. Avaliar as diferentes transformações dos dados espectrais na melhor estimativa das partículas minerais de solos sem MO, utilizando amostra completa e separada por região.
7. Identificar os melhores comprimentos de onda, sem a interferência da MO, que explique a textura dos solos estudados, por meio das bandas mais significativas utilizada em método multivariado.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Sensoriamento remoto

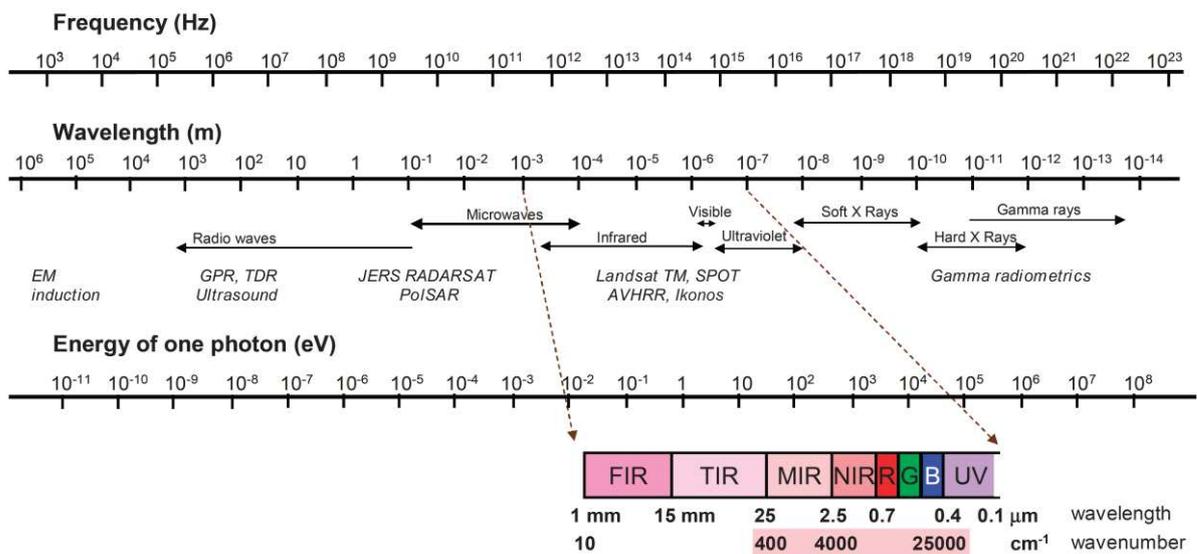
A definição clássica de sensoriamento remoto - SR, explanada por vários autores, como Elachi (1987), Lorenzetti (2015), Meneses e Almeida (2012) e Novo (2010), é a aquisição de informação sobre um objeto sem que haja um contato físico com ele.

Para Elachi (1987) sensoriamento remoto implica na obtenção de informação a partir da detecção e mensuração das mudanças que um determinado objeto provoca aos campos de força que o circundam, podendo estes serem eletromagnéticos, acústicos ou potenciais. Novo (2010) concorda que essa definição seria a mais adequada de SR, pois abrange os sensores que operam com ondas sonoras e permitem a aquisição de informação sem entrar em contato com o objeto, como por exemplo os sonares.

Na maioria dos casos a informação é transferida do objeto ao sensor por meio da radiação eletromagnética (REM). Esta pode ser definida como uma forma dinâmica de energia que se manifesta a partir de sua interação com a matéria (NOVO, 2010).

O espectro eletromagnético (Figura 1) pode ser compreendido como a distribuição da radiação em um contínuo, que se estende desde raios gama (comprimento de onda menor que 0,03 nm) até as ondas de rádio (comprimentos de onda maior que 1 m).

Figura 1– Espectro Eletromagnético



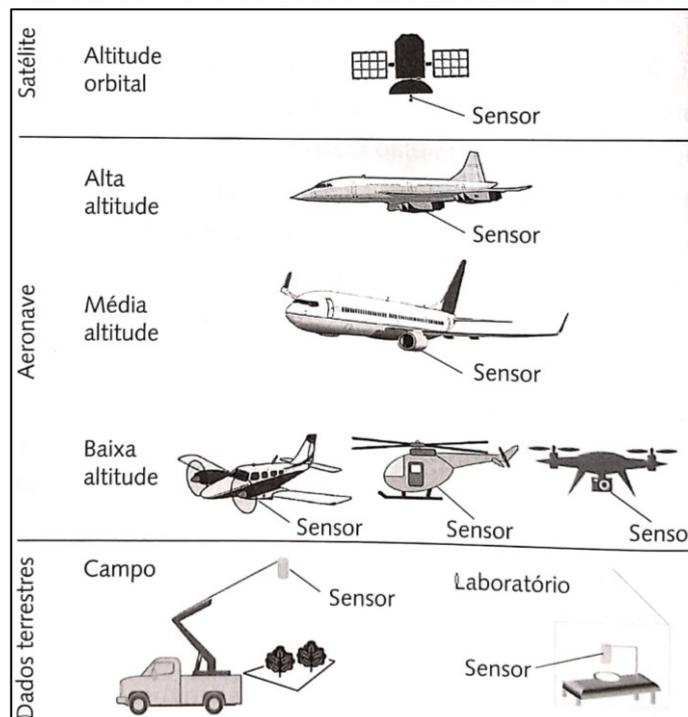
Fonte: Adaptado de Mcbratney, Mendonça Santos e Minasny (2003)

A quantidade de energia refletida por um solo é dependente de três fatores elementares: *i*) a energia eletromagnética incidente, que pode ser proveniente do sol ou uma outra fonte; *ii*) a quantidade de energia absorvida; e *iii*) a quantidade de energia transmitida (STONER; BAUMGARDNER, 1986). O fluxo radiante que incide sobre uma superfície de área ‘A’ é denominado irradiância, enquanto a radiação que deixa a superfície terrestre é denominada radiância. Assim a quantidade de radiância (radiação refletida em  $W.m^{-2}.st^{-1}$ ) comparada com a irradiância (radiação incidente em  $W.m^{-2}.st^{-1}$ ) sobre o solo fornece a medida de reflectância que pode ser captada por sensores ópticos, como o espectrorradiômetro (LORENZZETTI, 2015).

Dentre os sensores ópticos, destacam-se os sensores hiperespectrais que permitem que a energia refletida seja adquirida em cada comprimento de onda ao longo de um espectro contínuo (NOVO, 2010), fornecendo um conjunto de gráficos ou dados numéricos conhecidos como curva espectral.

Em relação a distância entre o sensor e os objetos estudados, existem diferentes níveis de coleta de dados em sensoriamento remoto. Segundo Formaggio e Sanches (2017) é possível diferenciar os níveis de coleta em orbital, aéreo (alta, média e baixa altitudes), de campo e de laboratório, conforme Figura 2.

Figura 2 – Diferentes níveis de coleta de dados em sensoriamento remoto



Fonte: Formaggio e Sanches (2017)

Sob a perspectiva de laboratório, é possível trabalhar com porções reduzidas do material estudado e seu comportamento espectral é obtido quase que sem interferência de fatores ambientais. Já quando se trabalha ao nível de aeronaves e orbital, a energia registrada pelo sensor não se refere apenas a um determinado objeto, mas a um conjunto de objetos na cena (NOVO, 2010).

Para CASA *et al.* (2013) a espectroscopia de reflectância de solos descobertos demonstrou ter um potencial considerável para a estimativa de atributos do solo, utilizando diferentes níveis de aquisição de dados espectrais. Neste estudo, os autores trabalharam com imagens obtidas em solo exposto na Itália por: *airborne* MIVIS (430–1270 nm; resolução espacial de 4,8 m), *space-borne* CHRIS-PROBA (415-1050 nm; resolução espacial: 17 m) e FieldSpec em laboratório (400-2500nm). Os espectros foram utilizados para calibrar modelos de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais PLSR para a estimativa de argila, silte e areia. Os resultados de dados de laboratório comprovaram a importância das bandas SWIR para estimar frações de argila, silte e areia. Os resultados utilizando MIVIS e CHRIS-PROBA obtiveram RPD > 1.4 para argila e areia.

## 2.2 Caracterização espectral do solo

Segundo o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2018), o solo pode ser definido como uma coleção de corpos naturais, constituídos por porções sólidas, líquidas e gasosas; tridimensionais, dinâmicos e formados por materiais minerais e orgânicos.

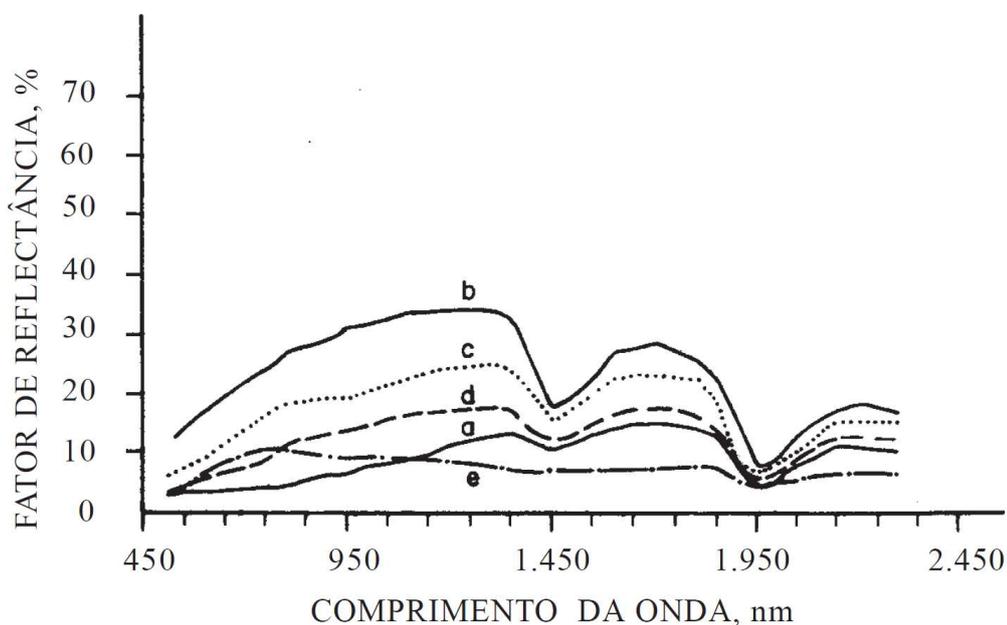
Cada tipo de partícula presente no solo contribui para a sua natureza como um todo. As partículas maiores, como a areia e silte, funcionam como o esqueleto do solo e influenciam na permeabilidade e aeração do solo (THOMPSON e TROEH, 2007). Já a argila, juntamente com a matéria orgânica, retém água e nutrientes.

A caracterização espectral do solo é determinada pela propriedade cumulativa resultante do comportamento espectral intrínseco das combinações heterogêneas de minerais, da matéria orgânica e umidade (STONER; BAUMGARDNER, 1981). Assim, através da análise do espectro de reflectância, é possível obter informações importantes sobre as características físicas e químicas dos solos. A possibilidade de identificar as variações espectrais, normalmente associadas a fenômenos específicos de absorção, faz com que a espectroscopia de reflectância seja uma ferramenta importante no estudo da composição do solo

em laboratório, no campo ou utilizando imagens de satélite (DEMATTÊ, CAMPOS, *et al.*, 2004).

As curvas espectrais de solos são formadas a partir da irradiância que interage com o solo e reflete em diferentes comprimentos de onda, sendo esta informação captada por sensores. O comportamento espectral dos solos é afetado por diversos fatores, em que se resalta: a cor, a composição mineralógica, umidade e granulometria (EPIPHANIO *et al.*, 1992). Como citado também por Demattê, Mafra e Bernardes (1998) e Novo (2010), as curvas espectrais de solos podem ser classificadas em 5 tipos, conforme representado na Figura 3, em que: a – o solo é dominado pela matéria orgânica (elevado conteúdo de matéria orgânica<sup>1</sup>, textura moderadamente fina); b – o solo é minimamente alterado (baixo teor de matéria orgânica, médio teor de óxido de ferro<sup>2</sup>); c – o solo é afetado por óxidos de ferro (baixo teor de matéria orgânica e médio teor de óxido de ferro); d – o solo é afetado por matéria orgânica (elevado teor de matéria orgânica textura moderadamente grosseira); e – o solo é dominado por óxidos de ferro (elevado teor de óxidos de ferro, textura fina).

Figura 3 – Curvas representativas de cinco padrões espectrais de solos minerais



Fonte: Demattê, Mafra e Bernardes (1998)

<sup>1</sup>Baixo teor de matéria orgânica: 0 - 2%; alto teor: > 2%.

<sup>2</sup>Baixo teor de óxido de ferro: 0 - 1%; médio teor: 1 - 4%; alto teor: > 4%.

Os principais constituintes dos solos que influenciam seu comportamento espectral, segundo revisão bibliográfica de Dalmolin *et al.* (2005), são a matéria orgânica, óxidos de ferro, argilominerais, além da distribuição granulométrica e umidade.

Na pesquisa de Demattê, Toledo e Simões (2004), a argila, Fe, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, TiO<sub>2</sub>, MnO e areia foram os constituintes que mais influenciaram o comportamento espectral dos solos. Os autores ainda observaram que os dados espectrais de laboratório foram mais eficientes que os dados orbitais no diagnóstico das interações entre os atributos dos solos e a reflectância. Além disso, os dados de laboratório foram fundamentais como base metodológica para o reconhecimento do nível orbital.

### **2.3 Fatores determinantes da curva espectral do solo**

A reflectância dos solos é variável ao longo da região entre 400 e 2500 nm do espectro eletromagnético. Com base em dados de sensoriamento remoto, uma maneira de se extrair informações sobre solos é a observação e o estudo de certas feições de absorção de energia em específicos comprimentos de onda ou em regiões espectrais bem definidas. Dentre os diversos atributos do solo, a textura e a matéria orgânica têm importante influência no comportamento espectral dos solos.

#### **2.3.1 Matéria orgânica**

A quantidade e a composição da matéria orgânica (MO) no solo são fatores importantes no comportamento espectral, uma vez que estes influenciam na forma e no albedo ao longo da curva. Em todos os solos estudados por Demattê, Epiphanyo e Formaggio (2003), a remoção da matéria orgânica, quando comparado com a testemunha, mostrou como principal consequência o aumento do fator de reflectância em todo o espectro observado. Viscarra Rossel *et al.* (2016) observaram que a reflectância no visível – VIS e infravermelho próximo – NIR do solo diminuiu de forma constante desde a superfície até a camada mais profunda. Uma vez que as curvas espectrais de solo em camadas próximas à superfície são claramente diferentes das curvas espectrais de camadas mais profundas do solo, que têm absorção menos pronunciadas, típica característica de um solo com menos matéria orgânica.

A matéria orgânica pode também diminuir o efeito de outros constituintes no comportamento espectral do solo (DALMOLIN *et al.*, 2005). Baumgardner *et al.* (1970)

observaram que solos com o teor de matéria orgânica maior que 2,0% desempenham um importante papel na determinação das propriedades espectrais dos solos, no entanto, quando a matéria orgânica é menor que 2,0%, o mascaramento dos efeitos dos outros constituintes do solo é menos efetivo.

A matéria orgânica afeta o espectro do solo através da diminuição da reflectância global, o que torna a relação entre as propriedades físico-químicas e espectrais mais difíceis de serem detectadas. As características espectrais relacionadas a vários componentes da matéria orgânica do solo ocorrem geralmente na segunda metade da faixa do infravermelho térmico (2500-25000 nm) (LADONI *et al.*, 2010), mas algumas conotações, devido aos grupos CH, NH e OH, dominam o infravermelho próximo – NIR, o infravermelho de ondas curtas - SWIR (700-2500 nm) e porções do visível - VIS (400-700 nm) do espectro eletromagnético (VISCARRA ROSSEL *et al.*, 2006). Viscarra Rossel *et al.* (2006) mostraram que as bandas do VIS 410, 570 e 660 nm são importantes para predição do carbono orgânico do solo e para BROWN *et al.* (2006) as melhores bandas para estimar a matéria orgânica foram 520 e 540 nm.

Maiores conteúdos de matéria orgânica resultam em uma curva côncava na faixa de 500 a 1300 nm e uma curva convexa ou sigmoide para quantidades menores de MO (HUETE e ESCADAFAL, 1991). Há uma forte correlação entre matéria orgânica e reflectância nos comprimentos de onda em torno do 960 e 1100 nm (DANIEL *et al.*, 2004) e entre 1400 e 1900 nm (PALACIOS-ORUETA e USTIN, 1998).

### ***2.3.2 Textura e mineralogia 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). Considerando que muitos solos se diferenciam pela textura, é importante o conhecimento da granulometria para avaliar o comportamento espectral dos solos, devido às feições de absorção e a influência no albedo.

Cruz *et al.* (2013), com o objetivo de determinar a composição granulométrica e mineralógica através de técnica espectrorradiométrica de sedimentos nas nascentes da bacia do rio Subaé, observaram a presença de feições de absorção, principalmente em 1413, 1916, 2175 e 2208 nm, indicando presença de caulinita.

Além das informações disponíveis nos comprimentos de onda de 400 a 1100 nm, existem informações extremamente úteis em toda a gama do infravermelho próximo (1100 a

2500 nm) que é causada por processos vibracionais que ocorrem em alguns dos grupos moleculares que constituem os minerais e as rochas (HUNT, 1979). Na Tabela 1 são apresentadas bandas influenciadas por alguns minerais.

Tabela 1 – Bandas do infravermelho próximo influenciadas por alguns minerais

<b>Mineral</b>	<b>Bandas (nm)</b>
Caulinita	1330, 1357, 1394, 1403, 1413, 1820, 1840, 1914, 2090, 2120, 2162, 2194, 2209, 2322, 2357, 2382
Muscovita	1412, 1842, 1912, 2120, 2208, 2240, 2348, 2376
Montmorilonita	1408, 1455, 1899, 1940, 2070, 2090, 2205, 2232
Caucita	1770, 1875, 1993, 2153, 2305, 2337

Fonte: Adaptado de HUNT (1979)

Na pesquisa de Terra, Demattê e Rossel (2013) foram utilizadas amostras de solos provenientes de 458 perfis distribuídos entre os Estados de São Paulo, Mato Grosso do Sul, Goiás e Minas Gerais. Nas respostas espectrais dessas amostras, os autores citaram diversas feições de absorção relacionadas aos grupos funcionais das menores frações do solo, dentre as feições citadas destacou-se os referentes aos óxidos de ferro (425 a 1000 nm); argilominerais 2:1 e 1:1 (1414 e 1917 nm) e, devido à vibrações das ligações do grupo aluminol (Al-OH), foi citado também as feições da mica-ilita (2205, 2355 e 2448 nm) e do hidróxido de alumínio (gibbsita) em 2260 nm.

Calvin, Littlefield e Kratt (2015) utilizando dados de satélite como ferramenta de reconhecimento para direcionar as coletas de dados aerotransportados com maior resolução, onde a validação espectral foi feita usando um espectrômetro de ASD portátil (0,4-2,5 µm), mostraram que é possível a elaboração de mapas texturais e mineralógicos e alimentação de banco de dados SIG com outras informações geológicas para fazer comparações e avaliações locais.

## 2.4 Estimativa de atributos do solo

A determinação bem-sucedida das propriedades do solo por espectroscopia de refletância, no visível (VIS) e infravermelho próximo (NIR) (350–2500 nm), depende da seleção de uma técnica de calibração multivariada apropriada, como reforça XU *et al.* (2018).

Segundo Geladi (2003), a análise dos dados espectrais é realizada com o uso de métodos estatísticos multivariados e o sucesso do processo é altamente dependente do método de calibração selecionado

Na revisão de ANGELOPOULOU *et al.* (2020), os autores perceberam que a Regressão por Mínimos Quadrados Parciais - PLSR é o método linear mais comumente usado para descrever a relação entre dados espectrais e propriedades do solo, devido à sua interpretabilidade e ao baixo tempo de computação.

Nos estudos de XU *et al.* (2018), quatro técnicas multivariadas de estimativa das propriedades do solo foram comparadas (Principal Components Regression - PCR; Partial Least Squares Regression - PLSR; Backpropagation Neural Network - BPNN e Support Vector Machine Regression – SVMR) para prever atributos químicos do solo, como Matéria Orgânica do Solo-MOS, Nitrogênio, fósforo e potássio. Foram utilizados 148 amostras de solo indeformadas, coletados de arrozais em Yujiang, China. Os resultados de validação indicaram que o melhor modelo foi a SVMR, que alcançou  $R^2$  de 0.88 para MOS e 0.86 para o Nitrogênio.

A aplicabilidade da espectroscopia de refletância no infravermelho próximo (NIR), foi testada por Ramarosan *et al.* (2018) como ferramenta para estimar os constituintes minerais de solos altamente intemperizados em Madagascar. Os autores utilizaram no total 600 amostras de solo de superfície e em 5 profundidades. Utilizaram dois métodos de estimativa, a PLSR e o uso de assinaturas espectrais de minerais (bandas específicas). As melhores previsões foram para a quantificação de óxidos de ferro, pela PLSR com  $R^2$  de 0,80. Minerais do solo (caulinita, gibbsita, goethita e hematita) também foram estimados pelo NIRS, mas com menor precisão ( $R^2_{cv} = 0,50-0,80$ ). As estimativas do conteúdo de caulinita e gibbsita com as bandas específicas (2205 e 2265 nm, respectivamente) foram aprimoradas pelo uso da intensidade de pico do espectro com primeira derivada.

Demattê *et al.* (2016), com o intuito de avaliar a qualidade dos modelos de predição gerados para atributos do solo, utilizaram bibliotecas espectrais gerais, regionais e locais. No total utilizaram-se a resposta espectral (400-2500 nm) de 7185 amostras de solo. Com os dados espectrais e os resultados das análises físicas e químicas dos solos, foram realizadas as estimativas utilizando o modelo de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais – PLSR. No geral, observaram a sequência de  $R^2$  para geral (0,85), regional (0,67 a 0,77) e local (0,55 a 0,77), com o melhor banco de dados sendo o geral. Entretanto, a variabilidade do solo e dos materiais de origem em uma biblioteca espectral, prejudicou a precisão dos modelos preditivos para os atributos químicos e melhorou os modelos preditivos para atributos físicos do solo.

Além das técnicas multivariadas utilizando diversas bandas do espectro eletromagnético (350 a 2500nm). Os índices podem ser uma alternativa para reduzir a dependência de métodos estatísticos avançados e, além disso, apoiam o desenvolvimento de equipamentos ópticos para trabalhar com bandas espectrais específicas.

SOUZA *et al.* (2020) desenvolveram um índice, *Ratio of Clay Spectroscopic Index* (RCSI), para estabelecer um grau de diferenciação granulométrica entre os horizontes do solo, usando os dados VIS-NIR-SWIR (350-2500 nm) e MIR (2500-25.000 nm). Foram construídos 15 índices e para a seleção das bandas que formaram esses índices, foi considerada a diferença de refletância de comprimentos de onda específicos, ou combinações de bandas, escolhidos com base na avaliação qualitativa e quantitativa das assinaturas espectrais. O melhor resultou em um  $R^2$  de 0,79 e a Razão da Performance do Desvio - RPD foi de 2,21.

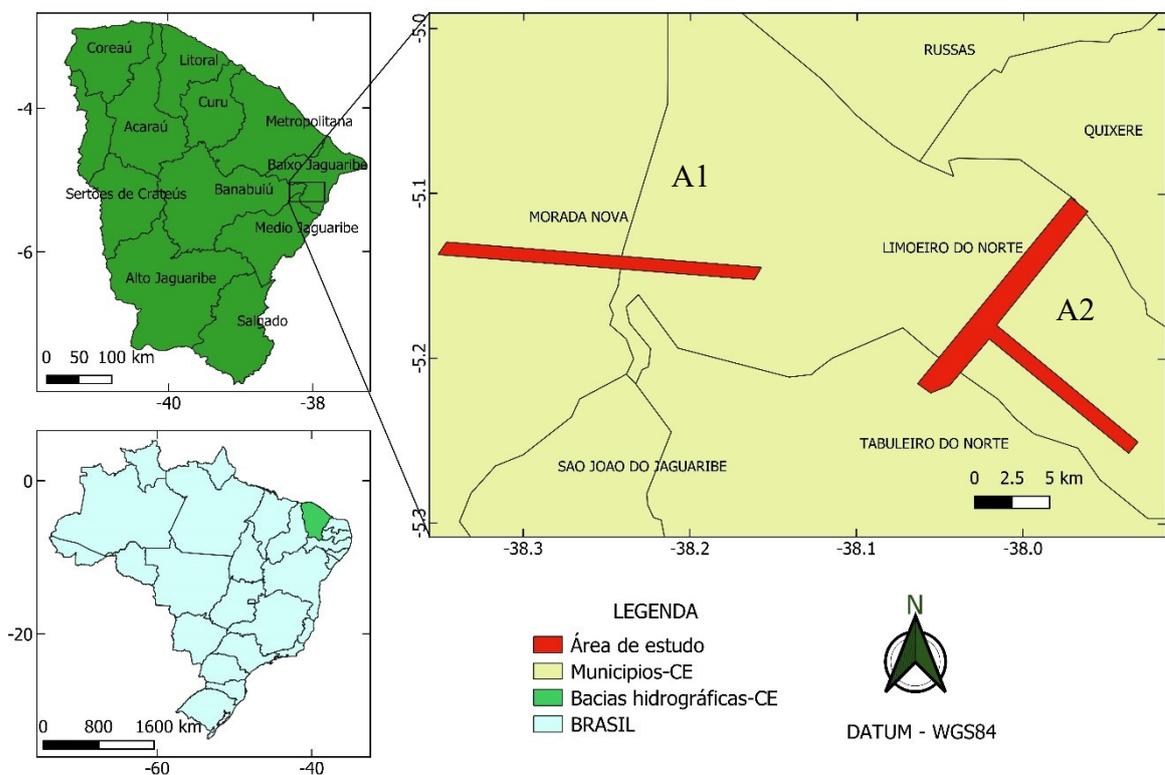
GUO *et al.* (2020), para mapear o Carbono Orgânico do Solo – SOC, utilizaram uma série temporal com seis imagens multiespectrais, obtidas por meio de aeronaves não tripuladas, em área com oleaginosa de crescimento rápido. Com essas imagens, além de empregar todos os dados de refletância, também foram calculados três índices de vegetação, que serviram como preditores para refletir o crescimento rápido da oleaginosa e prever o SOC. Dentre os modelos de estimativa para o SOC utilizados neste trabalho, foram testadas a Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR) e *Stepwise regression* (STR), sendo que este último registrou melhor resultado que a PLSR.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Descrição das áreas de estudo

O estudo foi realizado em duas diferentes áreas contidas na Bacia do Baixo Jaguaribe e na Bacia do Banabuiú do estado do Ceará, com área total aproximada de 5587 hectares. A área um (A1), pertence aos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte, com área de 1.822 hectares e está inserido no Perímetro Irrigado de Morada Nova. A área dois (A2) está contida no perímetro irrigado Jaguaribe-Apodi, localizada nos municípios de Quixeré, Tabuleiro do Norte e, a sua maior parte, no município de Limoeiro do Norte, com área de 3.765 hectare (Figura 4). A delimitação das duas áreas foi com base nos limites das imagens aéreas do sensor aerotransportado ProSpecTIR-VS, com voo realizado em maio de 2015.

Figura 4 – Localização da área de estudo

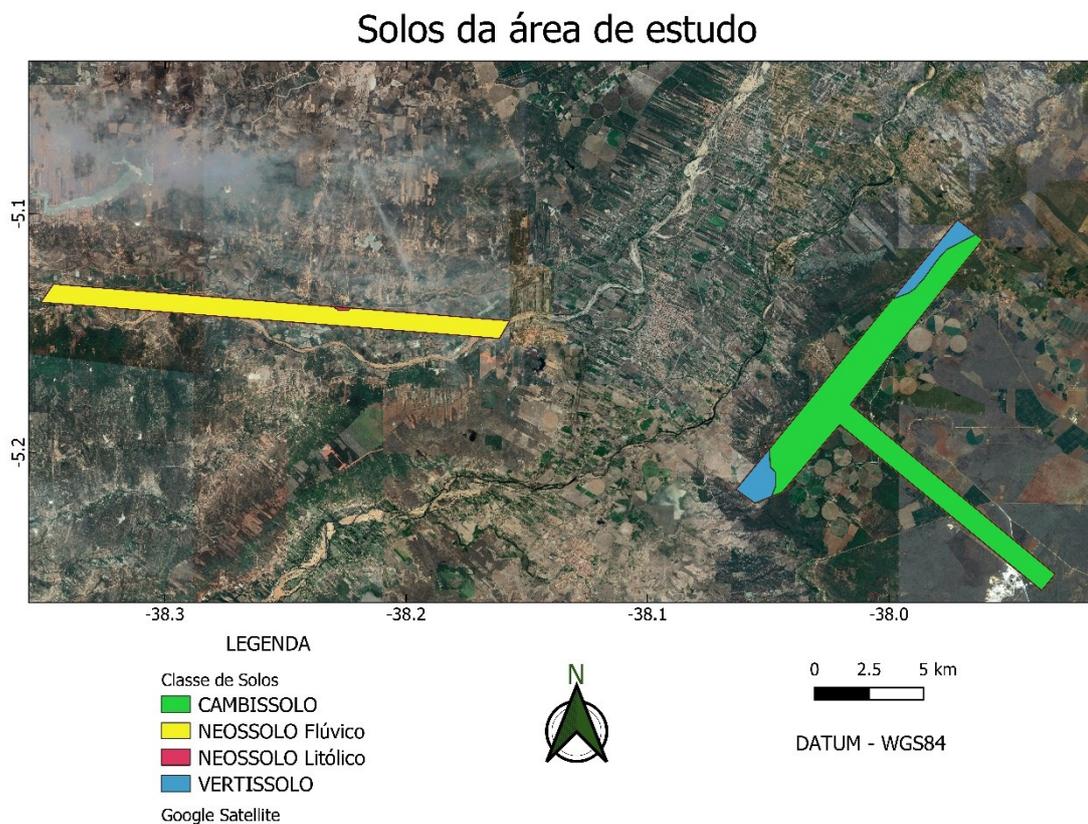


Fonte: elaborada pela autora.

O clima da área A1 (Perímetro Irrigado de Morada Nova), conforme a classificação de Köppen, é do tipo BS W'h', muito quente e semiárido. A temperatura média é de 27,5° C, com mínima de 26° C e máxima de 32° C. Normalmente, a estação chuvosa se inicia em janeiro, indo até junho, concentrando cerca de 80% das precipitações nos meses de março, abril e maio. A precipitação média anual fica em torno de 660 mm, mas a distribuição das chuvas tem-se mostrado muito irregular, através dos anos, resultando em desvios acentuados em torno da média (DNOCS).

De acordo com Jacomine, Almeida e Medeiros (1973), os solos da A1 é composto predominantemente por NEOSSOLOS Flúvicos (Figura 5), que foram formados pela acumulação fluvial acompanhando o curso do rio Banabuiú, fazendo parte da Planície do Jaguaribe. Esta Planície trata-se de depósitos holocênicos que ocorrem nos leitos dos rios, recobrando rochas pré-cambrianas, mesozóicas e cenozóicas. São areias finas a grosseiras, cascalhos e argilas com matéria orgânica em decomposição, formando as planícies e os terraços fluviais (GATTO, 1999).

Figura 5 – Solos da área de estudo



Fonte: Elaborada pela autora. Adaptado de Jacomine, Almeida e Medeiros (1973)

Como lembrado por GOMES *et al.* (2010) o Aquífero Aluvial do Rio Banabuiú, no Trecho de Morada Nova, é representada por: Complexo Jaguaretama (ortognaisse, anfíbólio etc), Formação Santarém (micaxisto, quartzito etc), intrusões graníticas, Grupo Barreiras (Formação Faceira) e depósitos aluvionares. Segundo Pereira e Silva (2005), os Neossolos Flúvicos do estado do Ceará acompanham a drenagem fluvial, principalmente nas áreas de várzeas, sendo formados por sedimentos arenosos, argilosos e siltosos, evidenciados por processos deposicionais e de sedimentação. Estes solos apresentam alta fertilidade natural e são utilizados principalmente na agricultura irrigada (PEREIRA; SILVA, 2005).

O clima da área A2 (Perímetro Irrigado Jaguaribe-Apodi) é também do tipo BSw'h', segundo a classificação de Köppen. Com temperatura média anual de 28,5° C, com mínima de 22° C e máxima de 35°C. A precipitação média anual é 772 mm, apresentando também chuva muito irregular, através dos anos (DNOCS). De acordo com Jacomine, Almeida e Medeiros (1973), os solos da A2 são classificados predominantemente como CAMBISSOLOS e VERTISSOLOS (Figura 5).

O Perímetro Irrigado Jaguaribe-Apodi apresenta grande uniformidade topográfico, por estar no planalto da Chapada do Apodi, por isso é favorável para a mecanização agrícola e irrigação.

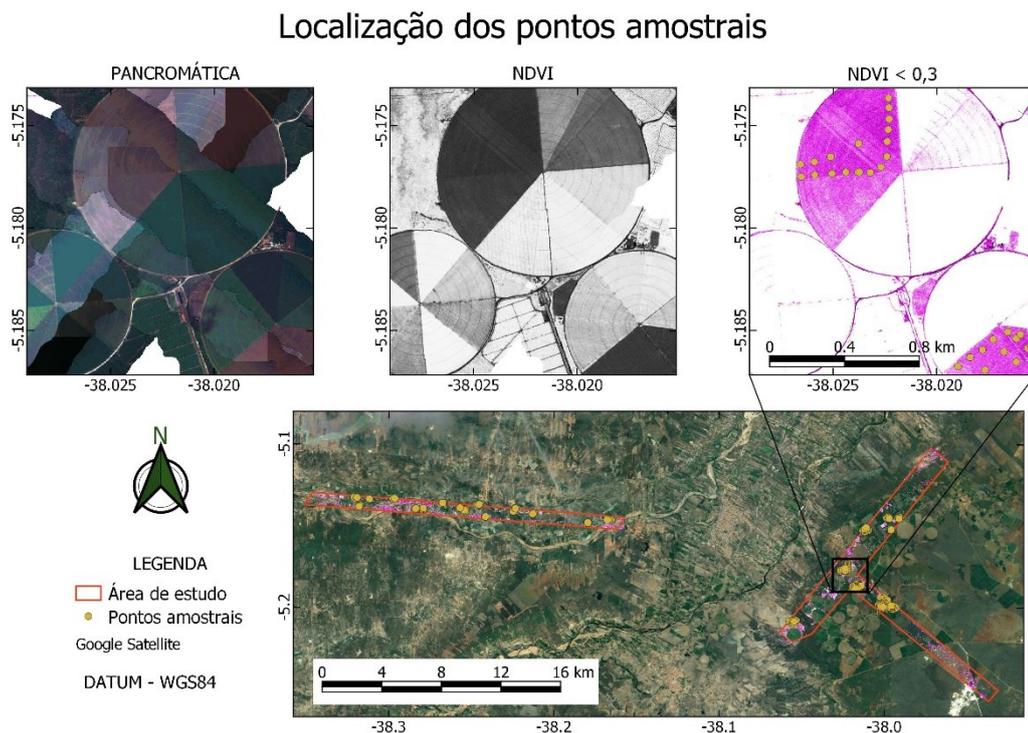
No geral, a Chapada do Apodi é constituída por sedimentos cretáceos das formações Jandaíra e Açú. Observa-se a ocorrência de Cambissolos eutróficos, com argila de atividade alta e textura argilosa, derivados de rochas carbonatadas do Grupo Apodi, em área de relevo plano. Estes solos apresentam elevada fertilidade natural e grande potencial para uso agrícola. Secundariamente, ocorrem Argissolos Vermelho-Amarelos distróficos, argila de atividade baixa, textura arenosa a média, em relevo plano e suave ondulado, derivados de arenitos da Formação Açú e Vertissolos, em relevo plano, derivados de calcários da Formação Jandaíra (GATTO, 1999).

### **3.2 Coleta das amostras de solo**

Foram coletadas 233 amostras de solo deformadas, na profundidade compreendida entre 0 e 10 cm. Os pontos amostrais foram escolhidos com base nas imagens hiperespectrais, obtidas pelo sensor aerotransportado ProSpecTIR-VS, aquisitadas no dia 24 de maio de 2015. As amostras de solo foram coletadas no período de novembro de 2017 a fevereiro de 2018 e, para auxiliar na alocação dos pontos, foi realizado o seguinte procedimento: I- utilizando os

dados espectrais, obtidos pelo sensor aerotransportado, foi obtido o *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI; II - por meio de álgebra de mapas, foram separados os pixels com valor de NDVI menor que 0,3, sendo este valor de NDVI considerado para solos expostos conforme observado também por Demarchi, Piroli e Zimback (2011) e Rocha Neto *et al.* (2017), e III – os pixels com NDVI menor que 0,3 foram plotados sobre imagem georreferenciada do Google Earth utilizando o QGIS 2.18 (Figura 6).

Figura 6 – Localização dos pontos de coleta de solos



Das 233 amostras de solo coletada, 85 amostras foram na A1 e 148 amostras na A2. Todas as amostras foram secas ao ar e passadas em peneira com malha de 2mm, formando a Terra Fina Seca ao Ar – TFSA.

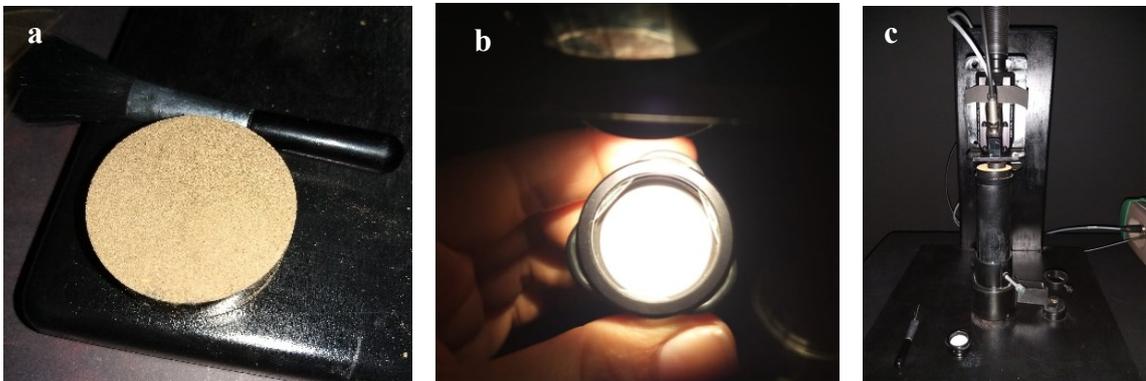
### 3.3 Espectroscopia de laboratório

A obtenção dos dados espectrais do solo foi realizada no Laboratório de Sensoriamento Remoto do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará-UFC. Para obter os dados espectrais, de cada amostra de solo, foi utilizada Terra Fina Seca em Estufa a 45°C (TFSE) e a Terra fina Sem Matéria Orgânica (TSMO). As amostras

foram acondicionadas em recipiente de polipropileno preto, com 5 cm de diâmetro e 15 mm de altura (Figura 7a).

A aquisição de dados espectrais foi realizada em sala escura, utilizando sonda de contato (*Hi-Brite Contact Probe*) e espectrorradiômetro FieldSpec Pro FR 3 (350 – 2500 nm). A padronização do equipamento foi realizada a cada 20 minutos por meio de pré-leitura em placa padrão branca com 100% de reflectância (Figura 7b), necessária para calibração do sensor. A sonda utilizada ficou acoplada em suporte para evitar instabilidade na leitura (Figura 7c).

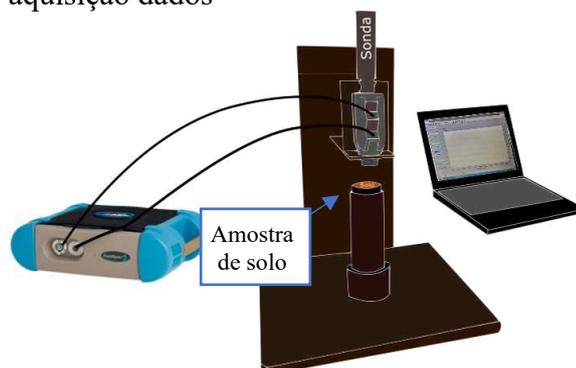
Figura 7 – Placa branca para calibração (a); amostra de solo (b); sonda em contato com o solo (c).



Fonte: Elaborada pela autora.

Foram realizadas, para cada amostra, três leituras em diferentes locais da superfície da amostra e cada leitura foi a média de 50 repetições. Então, ao final, o espectro utilizado neste trabalho foi a média de 150 leituras. Pode-se observar na Figura 8 um esboço da geometria de aquisição dos dados. Os valores espectrais (Número Digital - ND), das amostras de solo, foram transformados em reflectância utilizando o *software* ViewSpecPro 6.2.

Figura 8 – Geometria de aquisição dados



Fonte: Elaborada pela autora.

### 3.4 Sensor aerotransportado ProSpecTIR-VS

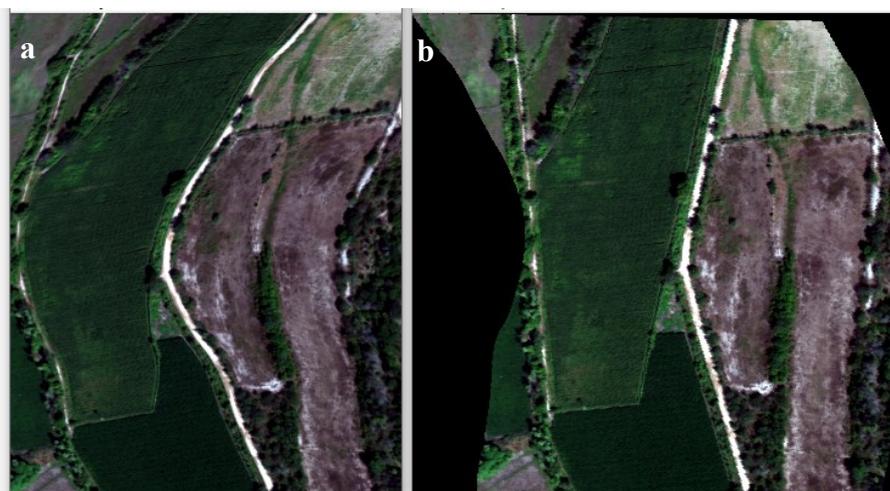
No período de 16 a 24 de maio de 2015, foram obtidas imagens hiperespectrais do sensor aerotransportado ProSpecTIR-VS, da empresa americana SpecTIR, por meio de parceria tecnológica com a empresa brasileira FotoTerra e recursos do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ), através do Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Salinidade (INCT-Sal).

O sensor ProSpecTIR-VS opera na faixa entre 400 a 2500 nm, com resolução espectral média de 5nm, totalizando 357 bandas, com plano de voo projetado para a resolução espacial de 1m. A transformação do dado espectral (Número Digita-ND) em reflectância de superfície, com correção atmosférica, foi realizada pela Empresa FotoTerra utilizando o método baseado no modelo de transferência radiativa *Moderate Resolution Atmospheric Transmission MODTRAN-4* (MATTHEW *et al.*, 2000). Para o georreferenciamento das imagens hiperespectrais foram utilizados os seus respectivos arquivos GLT (*Geographic Lookup Table*), fornecidos pela FotoTerra. Pode-se observar na Figura 9 uma imagem antes e depois do georreferenciamento.

Do total de 233 amostras de solos coletadas, foram obtidos os dados do sensor ProSpecTIR-VS de 140 amostras.

Mais detalhes e relatório da missão para obtenção das imagens hiperespectrais, do sensor ProSpecTIR-VS, podem ser encontrados nos anexos da tese de Rocha Neto (2016).

Figura 9 – Imagem do sensor ProSpecTIR-VS antes (a) e depois do georreferenciamento (b).



Fonte: Elaborada pela autora.

### 3.5 Análise química e física do solo em laboratório

As análises foram realizadas nos laboratórios de Física do Solo e Manejo do Solo do Departamento de Ciência do Solo da Universidade Federal do Ceará-UFC, no Laboratório de Eletrônica e Mecânica Agrícola-LEMA do Departamento de Engenharia Agrícola da UFC e no Laboratório de Química do solo do Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia do Ceará-IFCE, Campus Limoeiro do Norte.

#### 3.5.1 Análise Granulométrica

As 233 amostras deformadas foram secas ao ar e passadas em peneira, com malha de 2,0 mm, para obtenção da Terra Fina Seca ao Ar (TFSA). A metodologia utilizada para a análise granulométrica foi de acordo com EMBRAPA (2011).

A granulometria foi determinada no Laboratório de Física do Solo do Departamento de Ciência do Solo da UFC, pelo método da pipeta, com dispersão de 20 g de TFSA em hidróxido de sódio 1 mol.L<sup>-1</sup>. As areias foram separadas em peneira de malha 0,053 mm. O silte e a argila foram separados por sedimentação, conforme a Lei de Stokes. A distribuição das partículas por tamanho (Figura 10) foi classificada de acordo com o Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA).

Figura 10 – Distribuição das partículas por tamanho.

CASCALHO	AREIA	SILTE	ARGILA
2,00mm	0,05mm	0,002mm	

Fonte: Adaptado de Amaro Filho, Assis Junior e Mota (2008)

#### 3.5.2 Carbono Orgânico Total

O teor de Carbono Orgânico Total - COT foi determinado no Laboratório de Química do Solo do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, Campus Limoeiro do Norte. O COT foi obtido por oxidação da matéria orgânica do solo com dicromato de potássio em presença de ácido sulfúrico. Para isso foi utilizado TFSA macerada em almofariz e para maximizar a oxidação do carbono pelo dicromato, em meio ácido, utilizou-se uma fonte

de calor externa (Bloco digestor). A titulação do dicromato foi feita com solução de ferro reduzido em meio ácido (Solução Indicadora de Ferrou). A metodologia utilizada para obtenção do COT está apresentada em EMBRAPA (2017)

A partir do valor obtido de COT, determinou-se o teor de Matéria Orgânica do Solo - MOS utilizando o fator de van Bemmelen, que parte da premissa de que, em média, a MOS possui 58% de COT. Assim o teor de MOS foi calculado conforme equação (1)

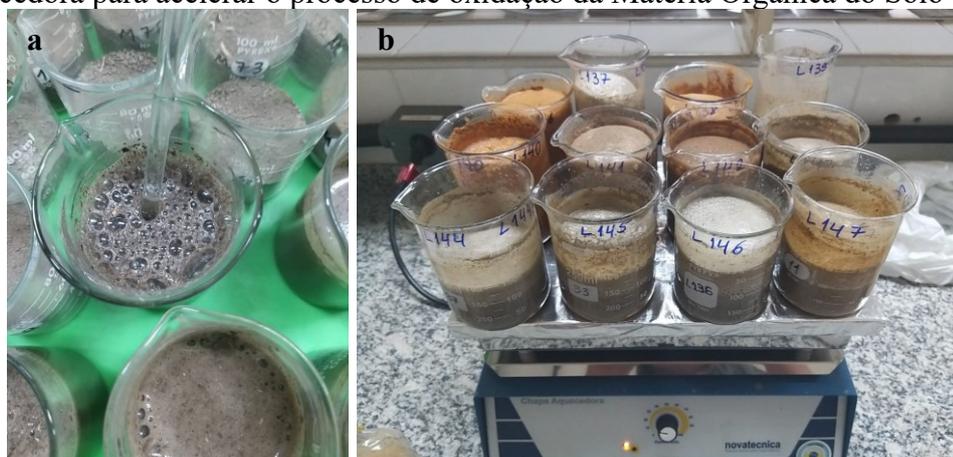
$$\text{MOS} = \text{COT} \times 1.724 \quad (1)$$

### 3.5.3 Oxidação da Matéria Orgânica do solo

Para a eliminação da Matéria Orgânica do Solo - MOS foi utilizada metodologia apresentada em EMBRAPA (2017). As amostras de solo foram submetidas a tratamento com peróxido de hidrogênio, conforme descrito: Colocou-se em torno de 50,00 g de TFSA em um Becker de 250 mL, adicionou-se um pouco de água e, logo após, acrescentou-se sucessivas porções de 5 a 10 mL de peróxido de hidrogênio a 30 volumes. Logo depois verificou-se a reação efervescente. Esta operação foi repetida até o total desaparecimento da reação. Para acelerar o processo foi utilizada uma chapa aquecedora mantida a 60°C, conforme observado na Figura 11 .

As amostras sem a MOS foram colocadas para secar em estufa a 60 °C. Depois de secas as amostras foram destorroadas e passadas em peneira com malha de 2 mm Formando a Terra Fina sem Matéria Orgânica – TSMO (Figura 12).

Figura 11 – Reação efervescente após contato com peróxido de hidrogênio (a) e utilização de chapa aquecedora para acelerar o processo de oxidação da Matéria Orgânica do Solo (b)



Fonte: A autora

Figura 12 – Comparação visual de uma mesma amostra de solo com e sem MOS (a) e formação da TSMO (b).



Fonte: A autora; MOS – Matéria Orgânica doo Solo; TSMO – Terra Fina sem Matéria Orgânica

### 3.6 Análise de dados

#### 3.6.1 Estatística descritiva

Foi realizada a análise descritiva dos dados para cada atributo estudado: média, mediana, moda, erro padrão da média, valores mínimo e máximo, desvio padrão, variância, coeficiente de variação, curtose e assimetria. A estatística clássica, os gráficos e tabelas foram obtidos utilizando a aplicação em planilhas da Microsoft Office® 365.

Foi efetuada também a análise da distribuição de frequência dos atributos e teste de hipótese de normalidade, onde foi utilizado o teste Kolmogorov-Smirnov, a 5%. Nele, a hipótese nula julga ser a amostra vinda de uma população normal. A correlação de Pearson foi obtida entre os teores de areia e argila e a reflectância adquirida com o sensor aerotransportado e de laboratório, conforme Equação (2).

A interpretação dos valores de correlação foi com base em Mukaka (2012) (Tabela 2)

$$r = \frac{N \times \sum_{i=1}^N (Y_{C_i} - Y_{O_i})^2 - \sum_{i=1}^N Y_{O_i} \times \sum_{i=1}^N Y_{C_i}}{\sqrt{[N \times \sum_{i=1}^N Y_{O_i}^2 - (\sum_{i=1}^N Y_{O_i})^2] \times [N \times \sum_{i=1}^N Y_{C_i}^2 - (\sum_{i=1}^N Y_{C_i})^2]}} \quad (2)$$

Onde,  $r$  é o coeficiente de correlação de Pearson,  $Y_c$  é o valor calculado,  $Y_o$  é o valor observado e  $N$  o número de amostras.

Tabela 2 – Interpretação do Coeficiente de Pearson (r)

<b> Valor </b>	<b>Interpretação</b>
$r > 0,9$	Correlação Muito forte
$0,7 < r \leq 0,9$	Correlação Forte
$0,5 < r \leq 0,7$	Correlação Moderada
$0,3 < r \leq 0,5$	Correlação Fraca
$r \leq 0,3$	Sem Correlação

Fonte: Mukaka (2012)

### 3.6.2 *Análise dos dados espectrais*

Foi realizada a análise descritiva dos dados espectrais e a correlação de Pearson foi obtida entre os teores de areia, silte e argila e a reflectância do solo sem MO, obtidas com sensor FieldSpec em laboratório.

Para análise dos dados espectrais obtidos em laboratório das amostras de solo, com e sem Matéria Orgânica, foi aplicada a Análise de Componentes Principais - PCA. A PCA pode ser visto como um método para calcular um novo sistema de coordenadas formado pelas variáveis latentes, ortogonais em que apenas as dimensões mais informativas são usadas (VARMUZA; FILZMOSE, 2009). No sensoriamento remoto hiperespectral, a PCA tem como objetivo a transformação de variáveis (fatores de reflectância nos diferentes comprimentos de onda) que são altamente correlacionadas em um conjunto menor de variáveis latentes, não correlacionadas.

A PCA permite, também, a análise de informações relevantes, ressaltadas nos autovetores (*Loadings*) das Componentes Principais-PCs. Nos autovalores são indicadas quais PCs são as mais informativas, ou seja, as PCs que melhor explica a variância das variáveis de entrada. Na PCA foram utilizados todos os espectros da amostra completa de solos.

### 3.6.3 *Estimativa da textura do solo a partir da reflectância*

#### 3.6.3.1 Índice por Diferença Normalizada

Inicialmente foram realizadas as estimativas utilizando todas as amostras de solo, posteriormente as análises estatísticas foram realizadas separando as amostras por município, conforme a Tabela 3.

Tabela 3 – Quantidade de amostras de solo por município e por sensor.

Sensor	Município	Calibração	Validação	Total
FieldSpec	Limoeiro do Norte	104	44	148
	Morada Nova	60	25	85
SpecTIR	Limoeiro do Norte	65	28	93
	Morada Nova	33	14	47

Fonte: A autora

Foram testadas todas as possíveis relações de bandas a procura de um Índice por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Index* -NDI), que estimasse a textura dos solos analisados, conforme equação (3). A escolha do índice foi feita com base no melhor Coeficiente de determinação ( $R^2$ ) entre o valor obtido pelo do índice e o teor de areia ou argila. Os cálculos foram realizados por meio de rotina no *software* MatLab, adaptado de MOREIRA (2014) (Apêndice A). Para visualização dos valores de  $R^2$  foram elaborados mapas de contorno por meio de interpolação, segundo o método do vizinho mais próximo.

$$NDI = \frac{\rho_j - \rho_i}{\rho_j + \rho_i} \quad (3)$$

Onde  $\rho_j$  e  $\rho_i$  podem ser a reflectância de quaisquer dois comprimentos de ondas do espectro, com  $i \neq j$ .

### 3.6.3.2 Tratamento dos dados

Além da reflectância, os dados espectrais foram analisados também na forma transformada: suavização por Savitzky-Golay, 1ª derivada e normalizadas.

A técnica de suavização Savitzky-Golay (SG), desenvolvida por Savitzky e Golay (1964), emprega polinômios de mínimos quadrados em intervalos da série de dados, removendo ruídos e preservando a forma do espectro, conforme equação (4).

$$y_j^* = \frac{1}{N} \sum_{h=-k}^k C_h y_{j+h} \quad (4)$$

Em que:  $y_j^*$  é o novo valor suavizado,  $C_h$  representa os coeficientes do filtro,  $N$  é o tamanho da janela de suavização,  $k$  é o número de valores vizinhos em cada lado de  $j$ .

Segundo Han, Kamber e Pei (2011), a Normalização Min-Max realiza uma transformação linear nos dados, preservando a relação entre os valores obtidos e os dados

originais. A Normalização Min-Max pode ser obtida por meio da equação (5).

$$\rho_n = \frac{\rho_i - \rho_{min}}{\rho_{max} - \rho_{min}} \quad (5)$$

Onde, o  $\rho_n$  é a reflectância normalizada da banda  $i$ ,  $\rho_i$  é a reflectância na banda  $i$ ,  $\rho_{min}$  é a reflectância mínima e  $\rho_{max}$  é a reflectância máxima dos dados espectrais de cada amostra de solo.

A derivada elevada a primeira potência consiste em realçar oscilações entre comprimentos de onda consecutivos. A primeira derivada de uma curva espectral (RUDORFF, NOVO, GALVÃO, 2006) pode ser obtida pela equação (6).

$$\left. \frac{d_s}{d_y} \right|_n = \frac{\rho(\lambda_{n+1}) - \rho(\lambda_{n-1})}{2\Delta\lambda} \quad (6)$$

Onde,  $\Delta\lambda$  representa a separação entre bandas adjacentes;  $\Delta\lambda = \lambda_j - \lambda_i$ , para  $\lambda_j > \lambda_i$ , com o intervalo entre as bandas constante;  $\rho(\lambda_n)$  é o valor do espectro na faixa de comprimento de onda  $\lambda_n$ .

### 3.6.3.3 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais - PLSR

Na Figura 13, pode-se observar o fluxograma de desenvolvimento dos modelos de estimativa das frações inorgânicas do solo. Foram testadas duas metodologias utilizando a Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR). Na primeira metodologia (processo 1.1 da Figura 13), os dados espectrais foram testados, além da forma espectral íntegra (reflectância), também na forma transformada: suavização por Savitzky-Golay, 1ª derivada com dados suavizados por Savitzky-Golay e normalização min-max.

Na segunda metodologia (processo 1.2 da Figura 13) os dados espectrais (reflectância) passaram por seleção de bandas pelo método *Backward*, utilizando o *software* IBM SPSS Statistics®, antes da aplicação da PLSR.

No processo 2 (Figura 13) foi realizado a separação dos dados, em que 70% foram utilizados para calibração do modelo e 30% para validação.

A obtenção dos parâmetros dos modelos de calibração foi realizada no processo 3. Nesta etapa foi avaliado: o modelo de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR) utilizando todos os dados espectrais e o modelo PLSR após seleção de bandas (*Backward*).

No processo 4 (Figura 13) foi realizada a validação dos modelos testados, por intermédio das seguintes métricas estatísticas: coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (Equação(7)),

coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{ajust}$ ) (Equação(8)), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Equação(9)) e a Razão da Performance do Desvio (RPD) (Equação(10)).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{c_i} - \bar{Y}_c)}{\sum_{i=1}^N (Y_{o_i} - \bar{Y}_o)} \quad (7)$$

$$R^2_{ajust} = 1 - \frac{N - 1}{N - (k + 1)} (1 - R^2) \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_{c_i} - Y_{o_i})^2}{N}} \quad (9)$$

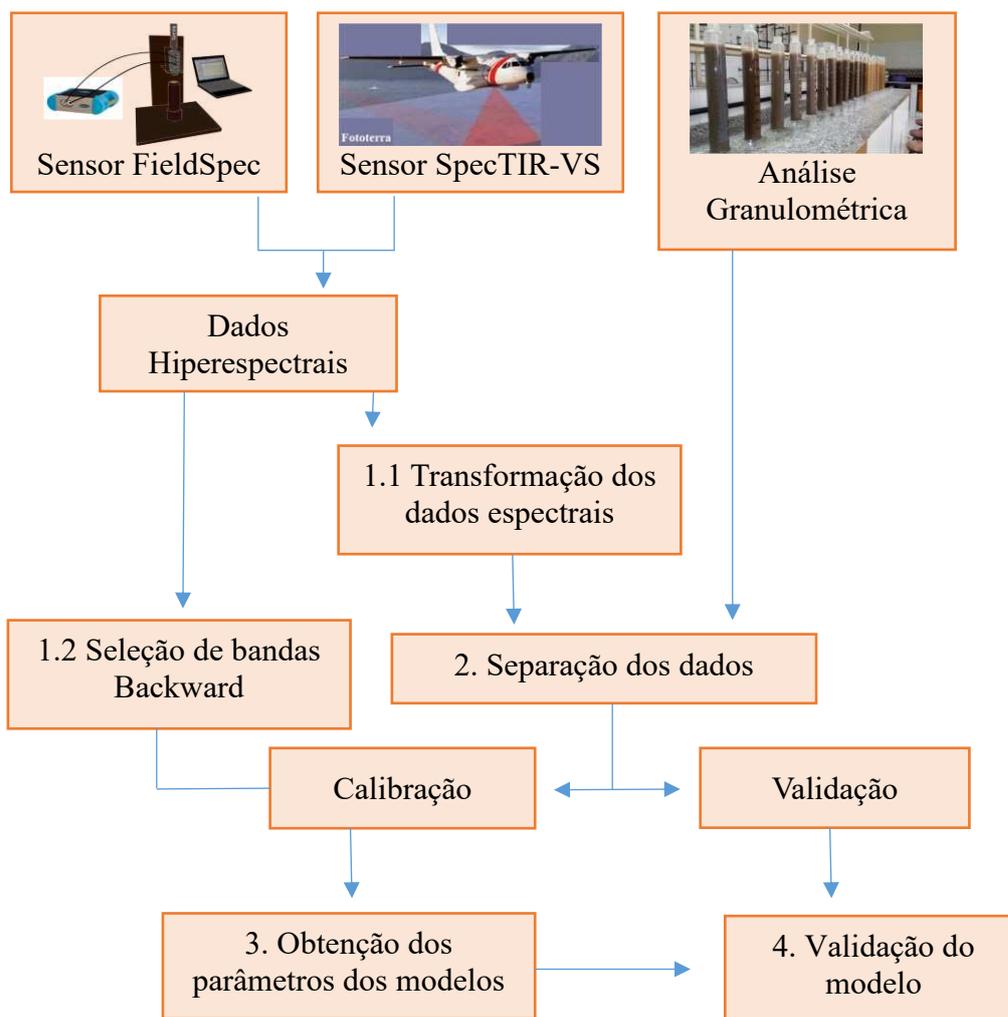
$$RPD = \frac{SD(Y_o)}{REQM} \quad (10)$$

Em que:  $Y_c$  o valor calculado,  $Y_o$  o valor observado,  $N$  é o total de amostras,  $k$  é o número de variáveis independentes e o  $SD$  é o desvio padrão dos valores observados.

Como usado também por BELLON-MAUREL *et al.* (2010), a RPD foi dividida em três categorias, que são definidas por:

- Modelo excelente:  $RPD > 2$ ;
- Modelo com falha:  $1,4 < RPD < 2$ ; e
- Modelo não real:  $RPD < 1,4$

Figura 13 – Fluxograma metodológico de estimativa da textura do solo



Fonte: A autora

### 3.6.4 Estimativa da textura do solo com amostras sem MO

Para a estimativa dos teores de areia e argila, foram utilizadas duas metodologias de análise de dados. Em cada metodologia foi testada a amostra completa e as amostras separadas por região (A1 e A2). Do total, 70% das amostras foram destinadas para calibração dos modelos PLSR e 30% para validação.

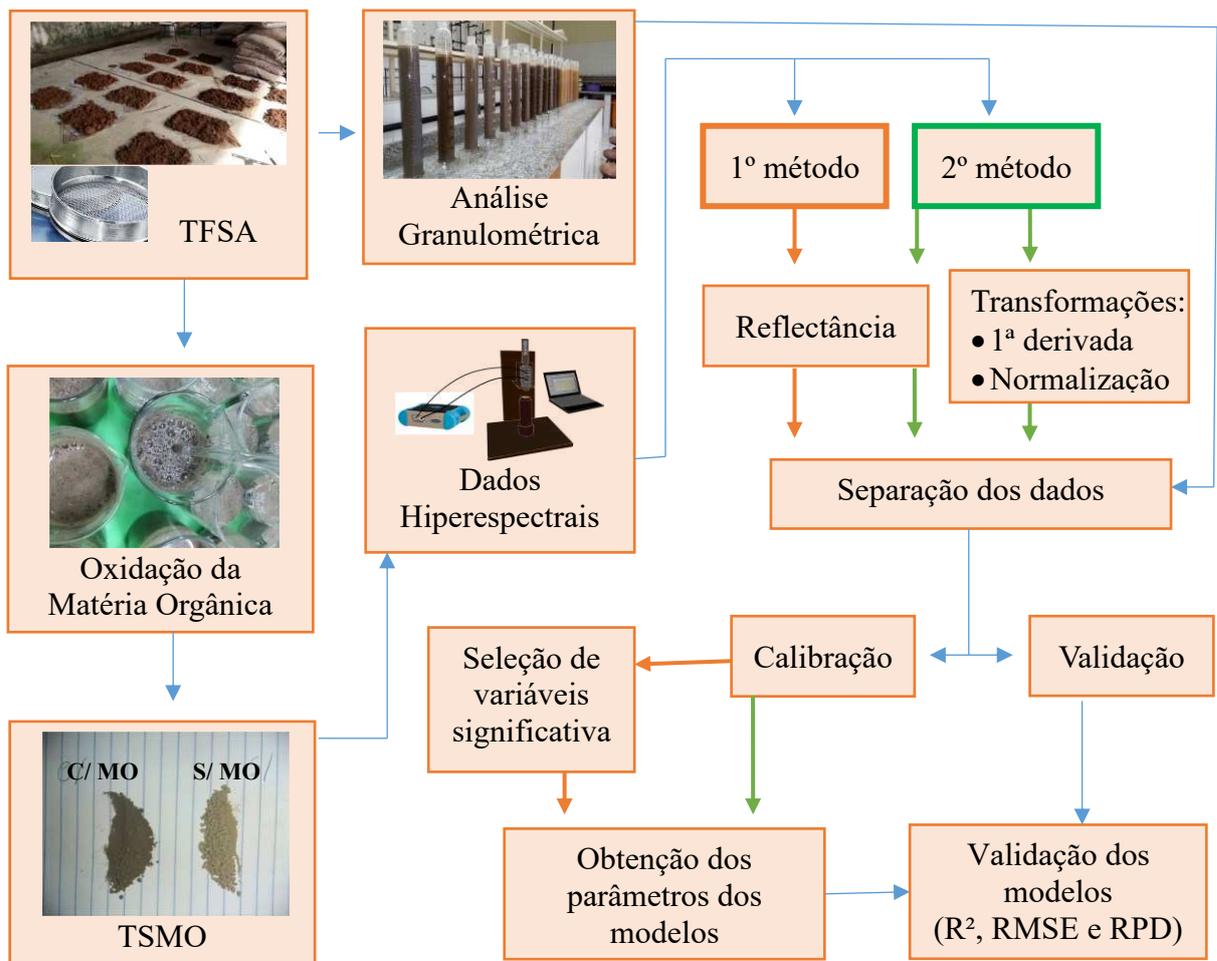
Na primeira metodologia, a obtenção dos parâmetros dos modelos de calibração da Regressão por Mínimos Quadrados Parciais – PLSR, foram utilizadas todas as bandas espectrais. Nesta análise os dados espectrais foram testados como reflectância e na forma transformada (1ª derivada e normalização min-max). mais detalhes das transformações podem ser vistos no subtópico 3.6.3.2, pag. 42. Após obtenção dos modelos, estes foram testados com as amostras de validação (Figura 14)

Na segunda metodologia, para a seleção das variáveis foi utilizado o teste de incerteza de Martens (MARTENS; MARTENS, 2000), que consiste em estimar a significância, pelo teste t, das variáveis independentes ao utilizar a validação cruzada.

Então a PLSR foi realizada com as amostras de calibração, utilizando todas as bandas espectrais e validação cruzada. Após esta primeira rodada, os comprimentos de onda que foram significantes no modelo foram selecionados e, mais uma vez, a PLSR foi aplicada apenas com as bandas selecionadas, conforme fluxograma na Figura 14.

Para a validação dos modelos foram aplicadas as seguintes métricas estatísticas: coeficiente de determinação ( $R^2$ ), coeficiente de determinação ajustado ( $R^2_{ajust}$ ), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e a Razão da Performance do Desvio (RPD).

Figura 14 – Fluxograma metodológico de estimativa da textura do solo com amostras sem MO



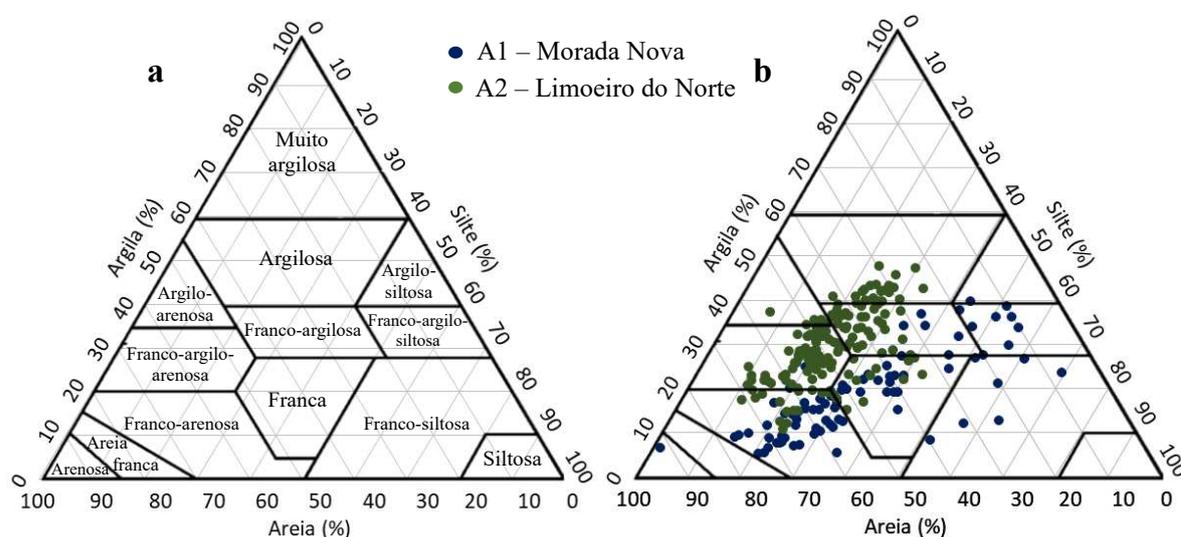
Fonte: A autora, TFSA – Terra Fina Seca ao Ar, TSMO – Terra fina Sem Matéria Orgânica, C/MO – Amostras Com Matéria Orgânica, S/MO – Amostras Sem Matéria Orgânica

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Granulometria

Na Figura 15b e Tabela 4, pode-se observar a classificação textural das 233 amostras de solo, em que 28,8% se enquadraram na classe textura Franco-argilo-arenosa, 24,5 % foram classificados como Franco-arenosa, 18,5% como Franco-argilosa, 11,6% como textura Franca, 8,2% como Argilosa, 3,8% como Franco-argilo-siltosa, 3,0% como Franco-siltosa e 1,3 e 0,4 % como Argilo-siltosa e Arenosa, respectivamente.

Figura 15 – Triângulo de classificação textural de solos (a) e distribuição dos pontos amostrais quanto a sua textura (b)



Fonte: a - SANTOS *et al.* (2015) e b - Elaborada pela autora

Tabela 4 – frequência na classificação textural das amostras de solo.

Classificação	Frequência	%
Franco-argilo-arenosa	67	28,8
Franco-arenosa	57	24,5
Franco-argilosa	43	18,5
Franca	27	11,6
Argilosa	19	8,2
Franco-argilo-siltosa	9	3,8
Franco-siltosa	7	3,0
Argilo-arenosa	3	1,3
Arenosa	1	0,4
Total	233	100

Fonte: A autora

Pode-se observar também que os solos da região A2 (Perímetro Irrigado Jaguaribe Apodi) são mais argilosos que os solos da A1 (Perímetro Irrigado de Morada Nova), havendo neste último a predominância de solos siltosos e arenosos.

Assim, do total, 89,8% das amostras de solos foram classificadas no grupo dos francos. Este grupo, que contém muitas subdivisões, pode ser definida como uma mistura, quase que em proporções iguais, de partículas de areia, silte e argila. Mas esta definição não significa que as três frações estão presentes em quantidades idênticas, pois uma amostra que possui a mesma proporção de areia, silte e argila é classificada como textura Franco-argilosa e não como Franca, isso devido à alta superfície específica da argila que domina a sensação (tato) da amostra (SCHAETZL; ANDERSON, 2005). Assim, as propriedades da fração argila já são utilizadas para classificar solos quando seus teores são acima 20%; ao passo que para serem classificados como arenosos ou siltosos os solos devem ter pelo menos 40% destas frações (Figura 15a).

#### **4.2 Estatística descritiva**

Na Tabela 5 estão apresentadas as análises estatísticas descritivas dos teores de areia, silte e argila, utilizando os dados das 233 amostras. A média e mediana dos valores de areia e argila estão próximos, indicando uma distribuição simétrica, o que pode ser confirmado pelos valores de assimetria próximos a zero, principalmente para os teores de argila. Mas quando se separou os dados por região (Tabela 6), pôde-se observar que a média e a mediana da região A2 estão bem mais próximos entre si que na região A1, isso é devido a alta variabilidade de atributos dos solos que podem ser encontrados em Neossolos Flúvicos.

A medida de assimetria de uma distribuição pode ser realizada pelo coeficiente de assimetria de Pearson (TOLEDO; OVALL, 1985). Para os dados de granulometria, obteve-se distribuição assimétrica moderada ( $0,15 \leq |AS| < 1,0$ ) para os três tamanhos de partículas do solo (Tabela 5), acontecendo o mesmo quando separamos os dados por regiões, com exceção dos dados areia na região A2 (Tabela 6).

Tabela 5 – Estatística descritiva das partículas primárias dos solos com amostra completa.

<b>Estatística descritiva</b>	<b>Areia (%)</b>	<b>Silte (%)</b>	<b>Argila (%)</b>
Média	47.45	26.87	25.68
Erro padrão da média	0.95	0.69	0.66
Mediana	48.56	24.32	25.87
Desvio padrão	14.55	10.55	10.06
Variância da amostra	211.60	111.31	101.15
Coeficiente de Variação - CV	30.65	39.27	39.17
Curtose	0.10	2.23	-0.80
Coef. de Assimetria de Pearson	-0.25	0.34	0.16
Amplitude	84.85	67.95	42.60
Mínimo	6.99	1.55	5.20
Máximo	91.84	69.51	47.81
Kolmogorov-Smirnov (p-value)	0,5918	0,0011	0,4998
Normalidade	Normal	Não Normal	Normal

Fonte: A autora

Tabela 6 – Estatística descritiva das partículas primárias dos solos separados por região.

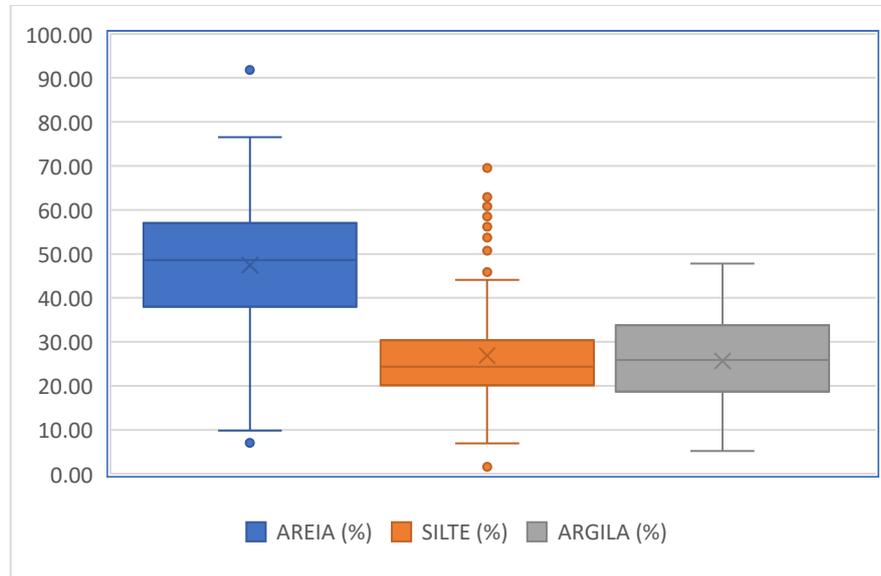
<b>Estatística descritiva</b>	<b>Areia (%)</b>			<b>Argila (%)</b>		
	<b>Areia (%)</b>	<b>Silte (%)</b>	<b>Argila (%)</b>	<b>Areia (%)</b>	<b>Silte (%)</b>	<b>Argila (%)</b>
	A1 - MORADA NOVA			A2 - LIMOEIRO DO NORTE		
Média	47.70	33.66	18.64	47.31	22.97	29.72
Erro padrão da média	2.11	1.38	1.00	0.89	0.52	0.67
Mediana	53.01	30.31	17.47	47.67	22.52	29.26
Desvio padrão	19.41	12.76	9.19	10.89	6.38	8.14
Variância da amostra	376.88	162.73	84.42	118.53	40.76	66.33
CV	40.70	37.90	49.29	23.01	27.79	27.41
Curtose	-0.65	0.18	-0.51	-0.70	0.65	-0.65
Coef. de Ass. de Pearson	-0.54	0.41	0.51	0.12	0.18	0.43
Amplitude	84.85	67.95	34.48	48.06	36.07	36.88
Mínimo	6.99	1.55	5.20	22.97	6.95	10.93
Máximo	91.84	69.51	39.69	71.03	43.02	47.81
K-Smirnov (p-value)	0.0805	0.1697	0.5773	0.7275	0.6059	0.9232
Normalidade	Não Normal	Não Normal	Normal	Normal	Normal	Normal

Fonte: A autora; CV – Coeficiente de Variação

O coeficiente de assimetria e curtose é mais sensível a valores extremos do que a média e o desvio padrão, pois um único valor pode influenciar fortemente estes coeficientes (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989). Isso pode ser observado principalmente nos valores de silte, com amostra completa, conforme Figura 16, onde se ressalta os pontos discrepantes. É possível também, observar pontos discrepantes nos dados de silte para as duas regiões, quando

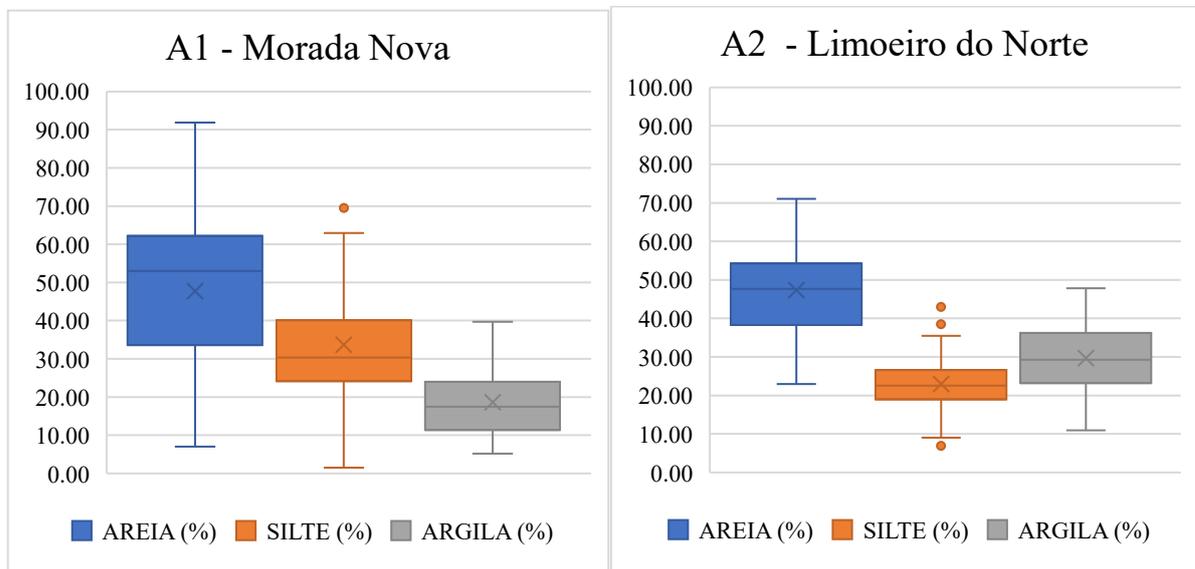
analisamos os dados separadamente (Figura 17).

Figura 16 – Gráfico BoxPlot dos teores areia, silte e argila com amostra completa.



Fonte: A autora

Figura 17 – Gráfico BoxPlot dos teores areia, silte e argila com dados separados por região.



Fonte: A autora

Os valores elevados de coeficiente de variação (CV), quando utilizada a amostra completa, podem ser considerados como indicadores da existência de heterogeneidade nos dados, como lembram Campos *et al.* (2007). Com base nos limites proposto por Gomes (1976), tanto os valores de areia quanto os teores de silte e argila apresentaram o grau de variação muito

alto ( $CV > 30\%$ ). Acontecendo o mesmo com os dados da A1, mas já com a A2 os teores de areia, silte e argila foram considerados de média dispersão ( $30\% > CV > 15\%$ ).

Para testar a hipótese de normalidade foi usado o teste Kolmogorov-Smirnov a 5% de probabilidade. Os atributos do solo que tiveram distribuição normal foram a areia e argila, ao testar com amostra completa. Quando o teste foi separado por região, na A1 somente a argila obteve distribuição normal e na A2 todos os atributos estudados obtiveram distribuição normal. (Tabela 5 e Tabela 6). Para alcançar a normalidade, os teores de areia da A1 foram elevados a segunda potência.

Na Tabela 7, pode-se observar a estatística descritiva da Matéria Orgânica do Solo-MOS, com amostra completa e separadas por região (A1 e A2). Dentre as áreas, a maior média de MO foi da A2, mas a que obteve maior Desvio Padrão, variância e coeficiente de variação foi a A1, sendo este último, indicativo de maior heterogeneidade dos dados.

A maior média e menor variabilidade e amplitude da MOS na A2 pode ser explicada pela formação de complexos organo-minerais, pois, solos com teores elevados de óxidos de ferro e de alumínio são altamente reativos com matéria orgânica, formando complexos organo-minerais, promovendo proteção física e estabilidade coloidal da matéria orgânica (DICK, SCHWERTMANN, 1996; INDA JUNIOR *et al.*, 2007; PENG *et al.*, 2015). Segundo Inda Junior *et al.* (2007) os complexos organo-minerais variaram positivamente em função das proporções de gibbsita e de goethita na fração argila. Conforme Moreira (2012), que analisou os Cambissolos da Chapada do Apodi, um dos principais minerais encontrados nos nódulos e concreções foi a goethita.

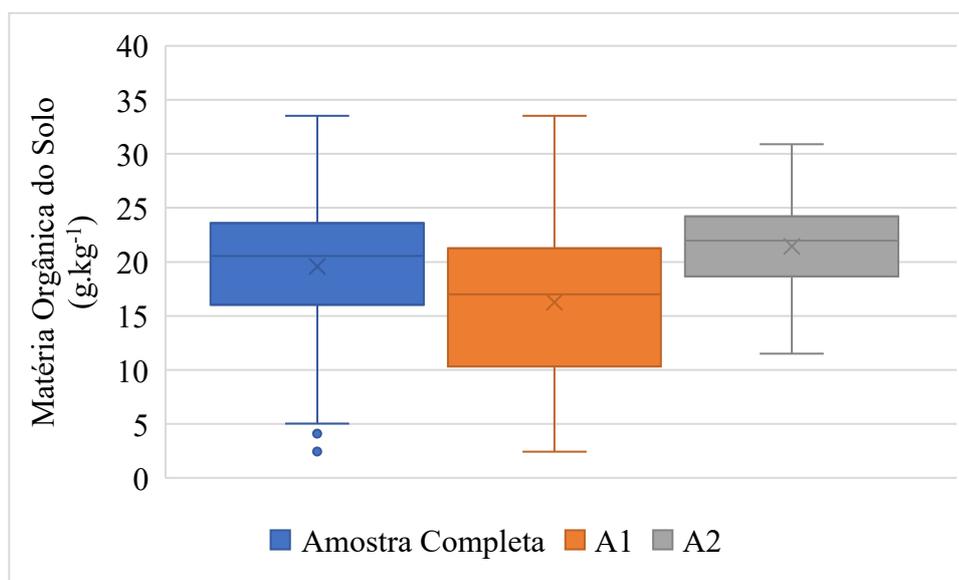
Tabela 7 – Estatística descritiva da Matéria Orgânica do Solo ( $\text{g.kg}^{-1}$ )

	<b>Completa</b>	<b>A1</b>	<b>A2</b>
Média	19.56	16.27	21.44
Erro padrão da média	0.39	0.76	0.33
Mediana	20.55	17.00	21.97
Moda	18.65	24.55	18.65
Desvio padrão	5.88	7.04	4.06
Variância da amostra	34.60	49.56	16.48
CV	30.08	43.26	18.93
Curtose	0.27	-0.63	-0.31
Assimetria	-0.70	-0.01	-0.31
Amplitude	31.07	31.07	19.38
Mínimo	2.45	2.45	11.52
Máximo	33.51	33.51	30.89
<i>K-Smirnov (p-values)</i>	<i>0.055</i>	<i>0.889</i>	<i>0.079</i>
Normalidade	Não Normal	Normal	Não Normal

Fonte: A autora

A assimetria, que é mais sensível a valores extremos do que a média e desvio padrão, foi maior quando utilizado a amostra completa (Tabela 7). Esta maior assimetria foi provocada pela presença de *outliers*, como observado na Figura 18. Para testar a hipótese de normalidade foi usado o teste Kolmogorov-Smirnov a 5% de probabilidade e somente a A1 se caracterizou com distribuição Normal.

Figura 18 – Gráfico BoxPlot para o teor de Matéria Orgânica do Solo para amostra completa e separado por região.



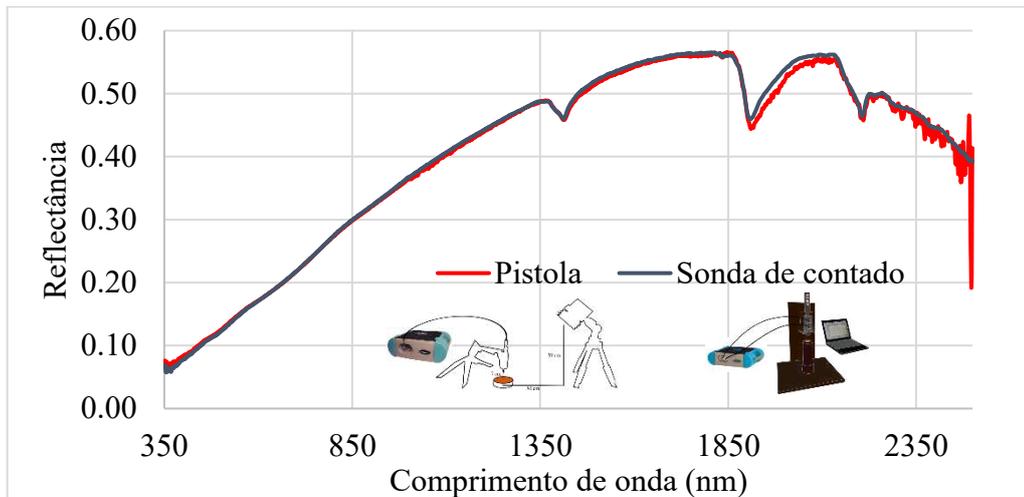
Fonte: A autora

#### 4.3 Análise dos dados espectrais obtidos pelo sensor aerotransportado e de laboratório

Para a obtenção dos dados espectrais em laboratório, foi utilizado o sensor ASD FieldSpec3 Pro, que tem a opção de usar dois equipamentos que possibilita a coleta de dados, a pistola ou a sonda de contato. Com a pistola, para a coleta dos dados espectrais, é necessário uma fonte luminosa externa e portanto uma configuração de posicionamento, que inclui a inclinação da fonte luminosa e a distância entre o sensor (fibra ótica) e a amostra de solo. Já a sonda apresenta iluminação interna e a coleta dos dados espectrais é realizada com a sonda em contato direto com a amostra de solo.

Utilizando a sonda de contato, pôde-se observar o espectro com menos ruído em comparação com o uso da pistola, como observado na Figura 19, principalmente a partir do comprimento de onda 2200 nm e antes da banda 480.

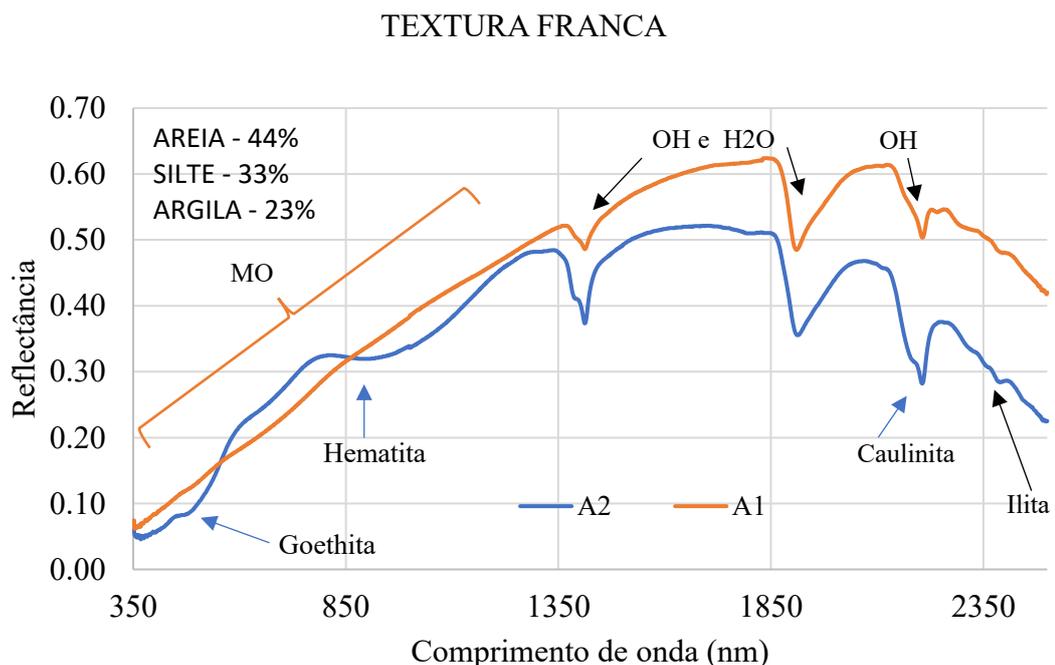
Figura 19 – Dados espectrais de uma amostra de solo utilizando diferentes acessórios para a coleta.



Fonte: A autora

Ao observar dois solos com mesma classe textural nas diferentes regiões (Figura 20), percebe-se diferenças no comportamento da curva, principalmente no Visível - VIS e no Infravermelho Próximo - NIR. Isso é devido a predominância de dois diferentes solos Cambissolos em Limoeiro do Norte (A1) e Neossolo Flúvico em Morada Nova (A2), sendo esta a razão que motivou as análises utilizando: *i*) amostra completa; e *ii*) separados em duas regiões: A1 – Perímetro Irrigado de Morada Nova e A2 – Perímetro Irrigado Jaguaribe Apodi.

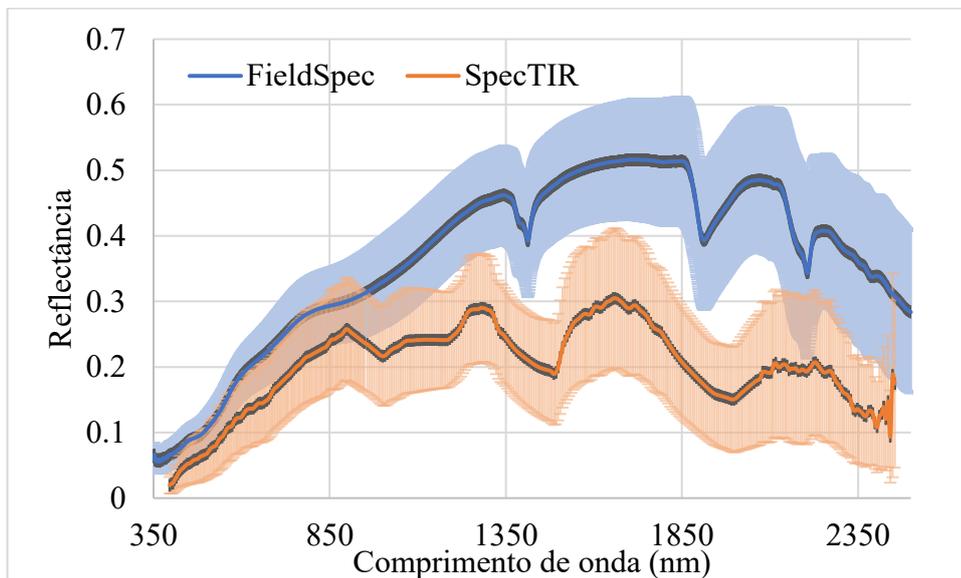
Figura 20 – Comportamento espectral de dois solos, com mesma textura, em diferentes regiões.



Fonte: A autora

observar os valores de média e desvio padrão de todos os dados espectrais dos solos, obtidos pelos sensores de laboratório e aerotransportado, FieldSpec e ProSpecTir, separadamente. No geral, os espectros do sensor aerotransportado produziram menor reflectância quando comparados com o espectrorradiômetro de laboratório, isso pôde ser observado, também, nos dados de GUO *et al.* (2019), e pode ser explicado pelas interações dos fatores atmosféricos e ambientais com a radiação, como umidade e estrutura dos solos. Como revisado por DEWITTE *et al.* (2012), a umidade e a rugosidade da superfície do solo diminuem a reflectância, pois são os principais fatores que influenciam no retroespalhamento da radiação.

Figura 21 – Média (linha) e desvio padrão (borda) dos espectros de solos obtidos pelos sensores de laboratório e aerotransportado.



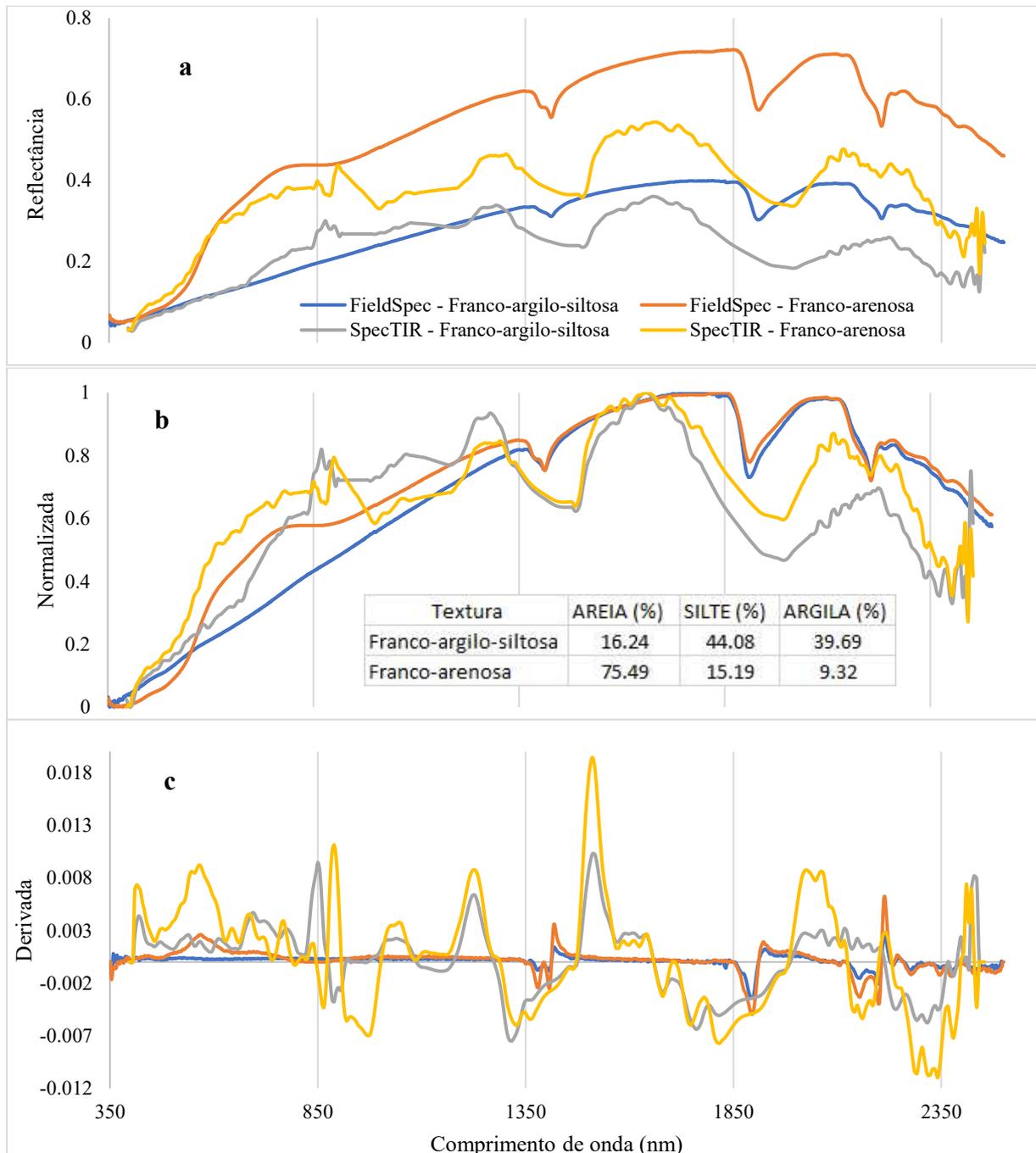
Fonte: A autora

Na Figura 22 estão apresentadas as repostas espectrais na forma de reflectância, normalizada e 1ª derivada de duas amostras de solos da A1, com texturas diferentes: Franco-Argilo-Arenosa (16% de areia e 40% de argila) e Fraco-arenosa (75% de areia e 9% de argila). Para os dois sensores, o solo arenoso refletiu mais que o solo argiloso, como observado também por Demattê *et al.* (2005b) (Figura 22a), devido a areia que é composta principalmente de quartzo.

Com exceção dos comprimentos de onda do Visível-VIS, onde os comportamentos espectrais dos solos foram semelhantes, os espectros do sensor FieldSpec obtiveram maior reflectância que o SpecTIR (Figura 22<sup>a</sup>). A resposta espectral do solo obtida pelo sensor aerotransportado, na forma de reflectância e transformada (Figura 22), pode ter sido

influenciada principalmente por ervas espontâneas, provocando mistura uma mistura espectral do pixel.

Figura 22 – Comportamento espectral de duas amostras de solo com classe textural diferente, obtidas pelo sensor FieldSpec e SpecTIR, na forma de reflectância e após transformações.

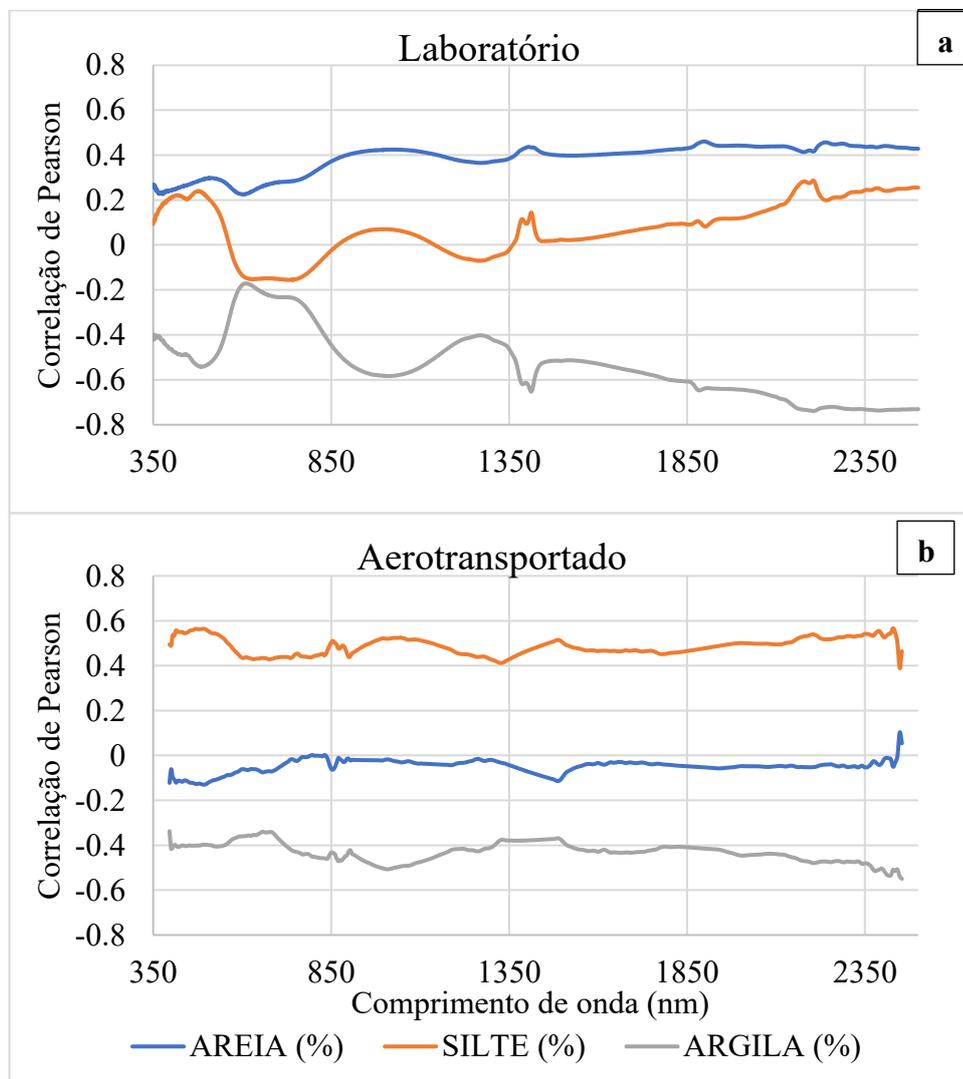


Fonte: A autora.

Estão apresentados, na Figura 23, os coeficientes de correlação de Pearson entre as frações de areia, silte e argila e cada banda espectral do sensor proximal de laboratório e do

sensor aerotransportado com a amostra completa. Para os dados espectrais de laboratório a correlação foi positiva para os teores de areia, negativa para argila e para o silte a correlação oscilou entre positivo e negativo (Figura 23a). De modo geral, solos de textura arenosa tendem a ter maior reflectância, devido à sua constituição mineralógica (rica em quartzo), e em solos de textura média a fina ocorre o contrário, como lembra Dalmolin *et al.* (2005). Assim, a correlação tende a ser positiva para areia e negativa para argila.

Figura 23 – Correlação de Pearson entre os teores de areia, silte e argila e os dados espectrais das amostras de solo.



Fonte: A autora

Todavia, para o sensor aerotransportado houve correlação positiva para o silte e negativa para argila e areia, sendo este ultimo com correlação proximo a zero (Figura 23b). A

baixa correlação entre a areia e o espectro, do sensor SpecTIR, pode ser explicado pela mistura espectral, com interferência principalmente de restos de cultura e do cascalho na reflectância da superfície do solo, como também pela mineralogia do cascalho e areia da região A2, que é composta principalmente por nódulos e concreções (Figura 24). A mistura espectral pode ocorrer quando os materiais (ou objetos) são menores que o *pixel* e assim, o fluxo de radiação detectado pelo sensor é composto de uma mistura de radiação de todos os materiais dentro do *pixel* (SHIMABUKURO; PONZONI, 2017).

Figura 24 – Superfície de Cambissolo na Chapada do Apodi



Fonte: A autora

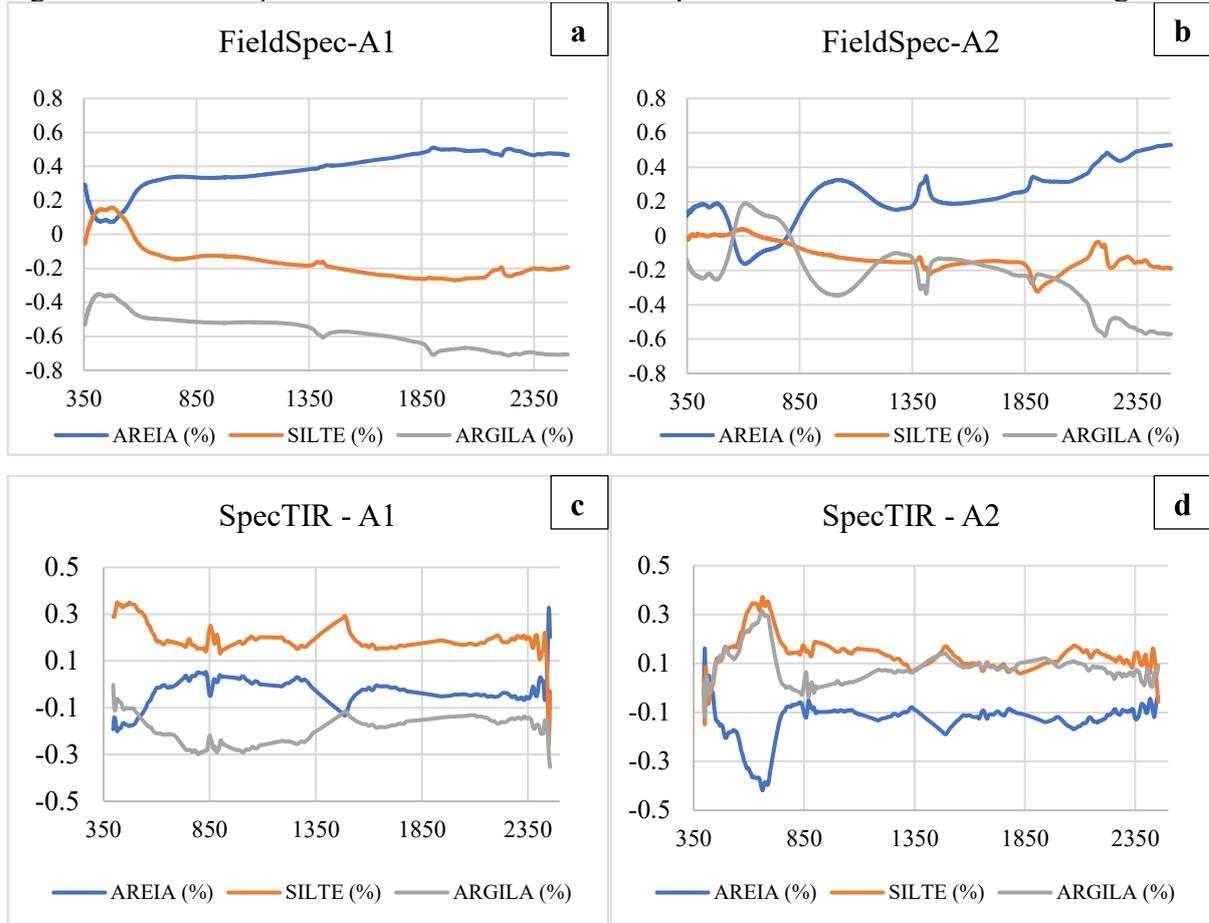
Na A1 a quantidade de componentes do solo maior que 2 mm (Cascalho e calhaus) variou de 0 a 501 g.kg<sup>-1</sup>, com mediana de 6 g.kg<sup>-1</sup> e a classificação, segundo EMBRAPA (2018) indicou que, a maioria das amostras de solo da A1, são não-cascalhentas (87%), pouco cascalhenta (2%) e cascalhenta (11%).

Já na A2, a quantidade de cascalho variou de 45 a 435,7 g.kg<sup>-1</sup>, com mediana em 132,7 g.kg<sup>-1</sup>, em que 25% das amostras foram classificadas como não-cascalhentas, 46% como pouco cascalhenta e 29% como cascalhenta (EMBRAPA, 2018). Isto é um indicativo de que a resposta espectral, obtida pelo sensor aerotransportado, foi influenciada pela rugosidade da superfície e mineralogia deste cascalho. Pois, segundo Moreira (2012), que analisou os solos da Chapada do Apodi, os nódulos e concreções, encontrados também na superfície, são de constituição ferruginosa, com mineralogia oxidica, principalmente hematita e goethita, e a presença de caulinita como o principal filossilicato.

Para assegurar a influencia dos óxidos de ferro na reflectância desses solos, pode-se observar na Figura 25d, que a correlação dos teores de areia com os espectros dos solos da

A2 foi negativa onde, normalmente, se espera que seja positiva, em função da influência do quartzo. A melhor correlação, dos teores de areia da A2 com a reflectância do solo, foi em torno de 600nm, sendo estas bandas associadas aos óxidos de ferro. Fernandes *et al.* (2004) conseguiram estimar Hematita utilizando os comprimentos de onda entre 530 e 570nm. Genú *et al.*, (2013) obtiveram correlação negativa entre a reflectância do solo e o Ferro Total ( $Fe_2O_3$ ).

Figura 25 – Correlação de Pearson entre textura e espectros de diferentes sensores e regiões.



Fonte: A autora. A1- Perímetro Irrigado de Morada Nova e A2 – Perímetro Irrigado Jaguaribe Apodi.

As correlações dos espectros dos solos com os teores de argila, nos dois níveis de aquisição, utilizando amostra completa e separados por região (Figura 25), corroboram Sousa Junior, Demattê e Genú (2008), em que as curvas espectrais médias das amostras de solo, com maiores teores de argila, resultaram em menor reflectância, tanto pelo sensor terrestre quanto pelo orbital. Entretanto, na A2, a correlação dos dados do sensor aerotransportado e os teores de argila obtiveram correlação positiva nos comprimentos do visível (Figura 25d). Que pode ter sido influenciado, também, pelo nódulos e concreções de ferro e manganês.

Na Tabela 8, pode-se observar a variação e melhor banda de correlação entre as respostas espectrais dos solos, nos dois diferentes níveis de aquisição, utilizando amostra completa e separados por região. Ao observar os resultados, utilizando o sensor de laboratório, é possível destacar a melhoria da correlação dos dados da areia quando separados por região, acontecendo o mesmo no sensor aerotransportado. Mas com a argila e o silte os melhores resultados foram com a amostra completa.

Tabela 8 – Correlação de Pearson (r) entre os dados espectrais e as frações do solo

Fração	A1		A2		Todos as amostras	
	Melhor Banda	Amplitude r	Melhor Banda	Amplitude r	Melhor Banda	Amplitude r
<i>Sensor de Laboratório - FieldSpec</i>						
AREIA	1901	0.51 a 0.07	2495	0.53 a -0.16	1899	0.46 a 0.22
SILTE	2000	0.16 a -0.27	1905	0.04 a -0.32	2205	0.29 a -0.16
ARGILA	2239	-0.35 a -0.71	2207	0.19 a -0.58	2207	-0.17 a -0.74
<i>Sensor Aerotransportado - SpecTIR</i>						
AREIA	2448	0.32 a -0.20	662	0.16 a -0.42	493	0.10 a -0.13
SILTE	414	0.35 a -0.26	662	0.37 a -0.15	2429	0.57 a 0.39
ARGILA	2454	0.0 a -0.35	662	0.31 a -0.12	2454	-0.34 a -0.55

Fonte: A autora. A1 - Morada Nova e A2 - Limoeiro do Norte.

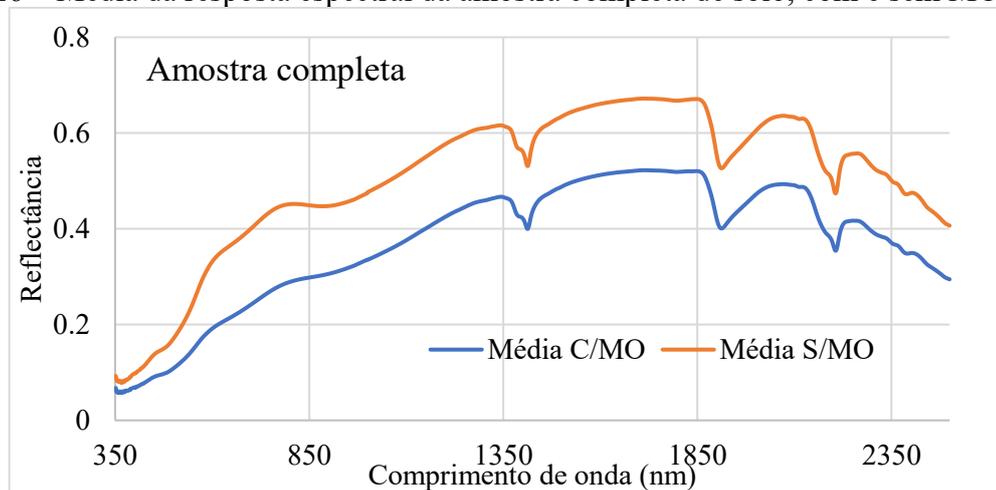
Os melhores resultados de correlação do sensor proximal, FieldSpec 3, foram para argila, com correlação forte (MUKAKA, 2012), de -0.74 e -0.71 para a amostra completa e para a região A1, respectivamente. Para a A2, a correlação dos teores de argila com os espectros obtidos pelo FieldSpec também alcançou o melhor resultado, com correlação moderada de -0.58, quando comparados com os teores de areia e silte na mesma área (Tabela 8). No geral, as correlações dos dados espectrais de laboratório com a areia e a argila foram melhores a partir de 1800 nm, tanto utilizando amostra completa quanto separando os dados por área (Figura 23a, Figura 25a e Figura 25b).

Ao observar as correlação dos dados espectrais do sensor specTIR, com os dados texturais da amostra completa de solos, destaca-se a correlação moderada para o silte e a argila, com r de 0.57 e -0.55, respectivamente (Tabela 8). Ambos resultados foram em comprimentos de onda a partir de 2400 nm, podendo estes serem considerados suspeitos por estarem em uma região do espectro com baixa relação sinal/ruído.

#### 4.4 Análise dos dados espectrais de solos sem Matéria Orgânica

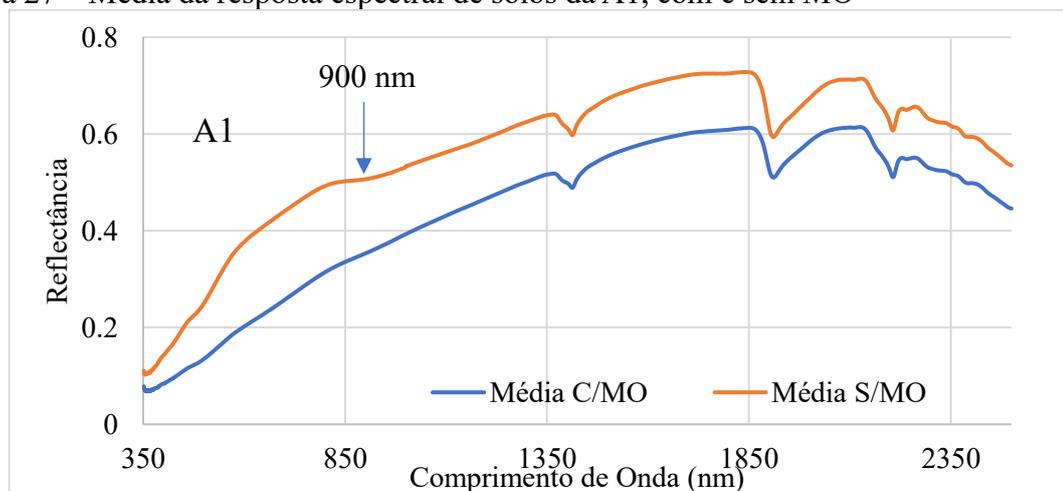
Na Figura 26, pode-se observar a média do comportamento espectral da amostra completa antes e depois de retirada a Matéria Orgânica – MO. A principal diferença observada foi o fator reflectância, que aumentou em todo o espectro dos solos com a MO removida e isto foi constatado também nas médias das respostas espectrais da A1 e A2 (Figura 27 e Figura 28, respectivamente). Nos estudos de Demattê, Epiphanyo e Formaggio (2003) e Viscarra Rossel et al. (2016), a remoção ou diminuição do teor de matéria orgânica, também, aumentou a reflectância em todo o espectro analisado, para todos os solos.

Figura 26 – Média da resposta espectral da amostra completa de solo, com e sem MO



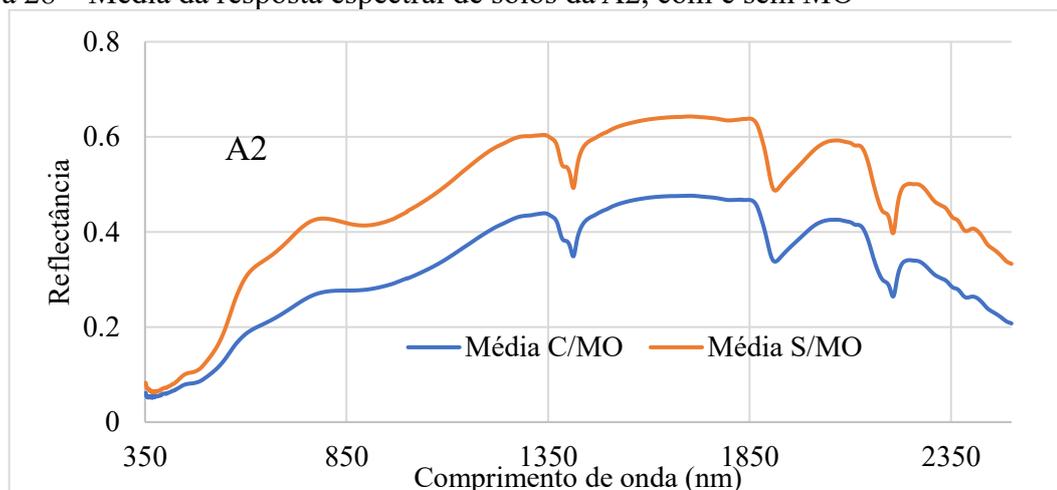
Fonte: A autora

Figura 27 – Média da resposta espectral de solos da A1, com e sem MO



Fonte: A autora

Figura 28 – Média da resposta espectral de solos da A2, com e sem MO



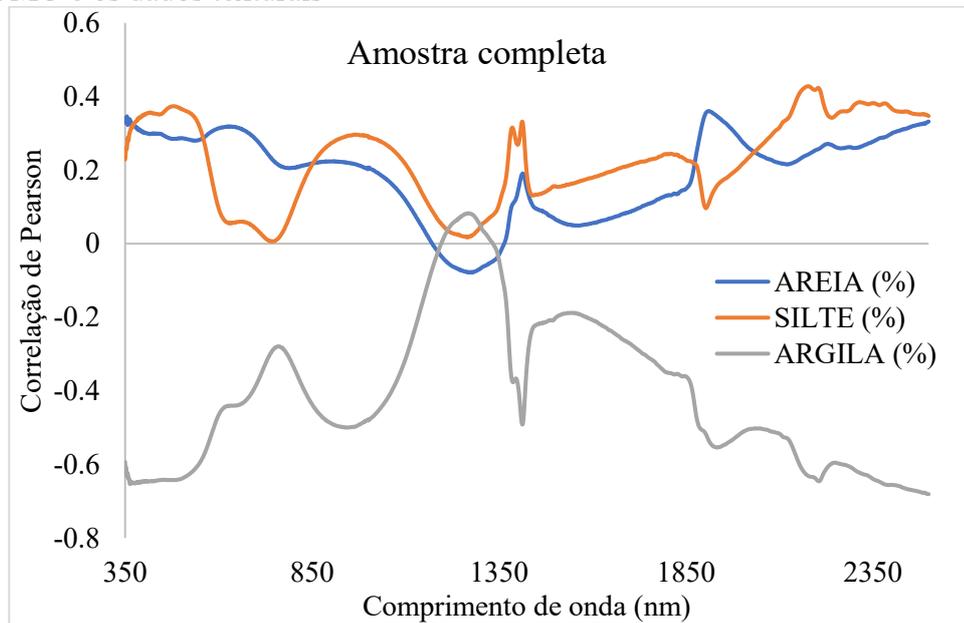
Fonte: A autora

A presença de matéria orgânica pode também diminuir o efeito de outros constituintes no comportamento espectral do solo (DALMOLIN *et al.*, 2005). Isto aconteceu principalmente nos solos da A1 (Figura 27), em que, após a retirada da MO, surgiu um vale de absorção na faixa de 900 nm. Sendo este comprimento de onda, influenciado principalmente pelos óxidos de ferro, como citado por Demattê *et al.* (2016b).

Na A2 (Figura 28), como os Cambissolos da Chapada do Apodi são ricos em óxidos de ferro, o efeito da MO não mascarou por completo a resposta espectral dos óxidos de ferro no comportamento espectral do solo. O teor de MO quando maior que 2,0%, segundo Baumgardner *et al.* (1970), influencia nas propriedades espectrais dos solos. No entanto, quando a MOS é menor que 2,0%, o mascaramento dos efeitos dos outros constituintes do solo é menos efetivo.

Na Figura 29 estão apresentados os coeficientes de correlações de Pearson - r entre a resposta espectral do solo e os teores de areia, silte e argila. A correlação foi negativa para a argila, com os melhores valores de r na região influenciada pelos óxidos de ferro (500 e 900nm) e minerais silicatados e gibbsita (1400nm e a partir de 1900 nm). Para o silte e areia, a correlação foi positiva e os valores de r foram os menos promissores, quando comparados à argila, sendo que para a areia, em torno de 1200nm, o r também foi negativo. Essa baixa correlação, dos valores de areia e silte com a resposta espectral do solo, pode ser explicada pela diferença da mineralogia nas duas regiões.

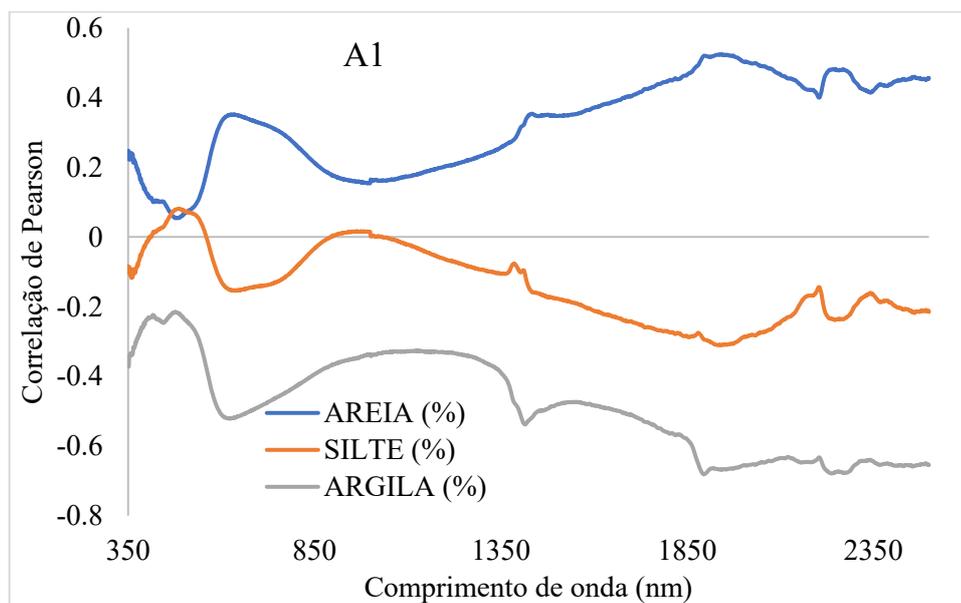
Figura 29 – Correlação de Pearson, para a amostra completa, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais



Fonte: A autora

Entretanto, quando separado por região, A1 e A2 (Figura 30, Figura 31 e Tabela 9), os valores de  $r$ , entre os teores de areia e a resposta espectral do solo, melhoraram com relação a utilização da amostra completa, indicando que, para a análise da areia, a separação por região é necessária.

Figura 30 – Correlação de Pearson, para a A1, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais



Fonte: A autora

Figura 31 – Correlação de Pearson, para a A2, entre a resposta espectral dos solos sem MO e os dados texturais

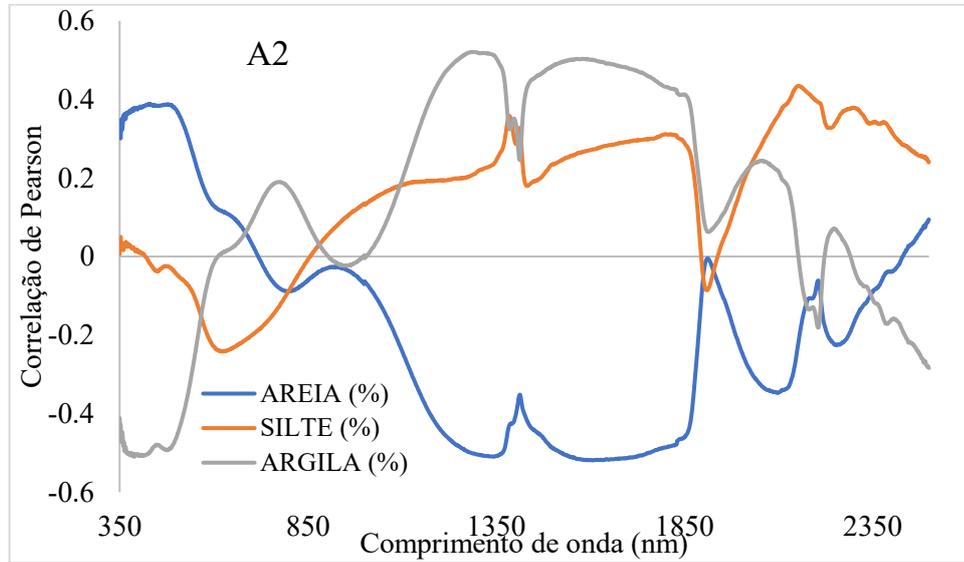


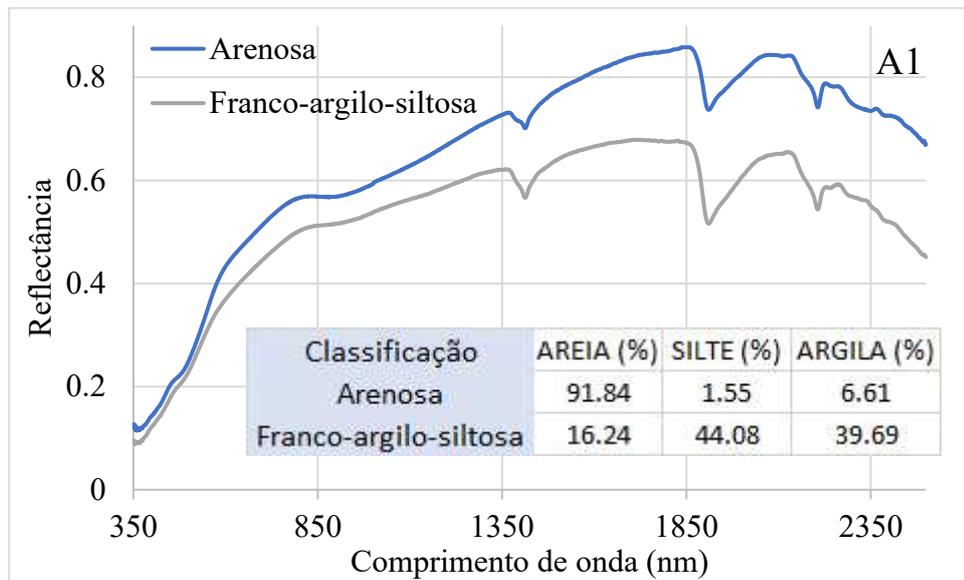
Tabela 9 – Coeficiente de correlação de Pearson e os dados espectrais dos solos sem MO

Fração	Amostra completa		A1		A2	
	Melhor Banda	Amplitude	Melhor Banda	Amplitude	Melhor Banda	Amplitude
AREIA	1911	0.36 a -0.08	1938	0.52 a 0.05	1607	0.39 a -0.52
SILTE	2178	0.43 a 0.01	1938	0.08 a -0.31	2155	0.43 a -0.24
ARGILA	2500	0.08 a -0.68	1895	-0.22 a -0.68	1289	0.52 a -0.51

Fonte: A autora

Na correlação das frações do solo da A1 com o comportamento espectral do respectivo solo, os valores de  $r$  foram positivos para a areia e negativo para a argila, devido à presença dominante do quartzo na areia, que reflete mais que os argilominerais (DALMOLIN *et al.*, 2005; GALVÃO; PIZARRO; EPIPHANIO, 2001). Como observado na Figura 32, o solo mais arenoso da A1 reflete mais que o solo mais argiloso da mesma área.

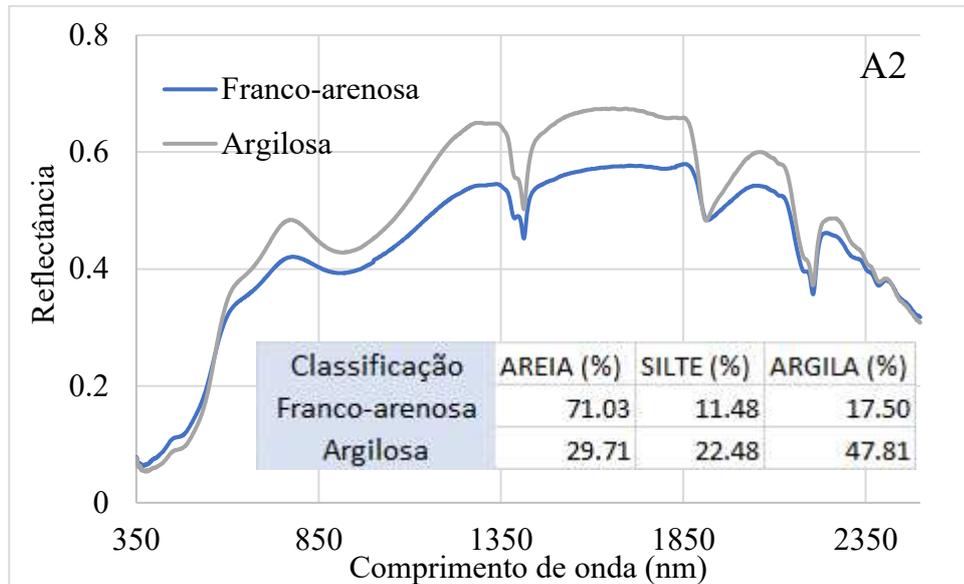
Figura 32 – Resposta espectral das amostras de solos com maior teor de areia e argila da A1



Fonte: A autora

Já para a A2 (Figura 31), os valores de correlação entre os teores de areia e argila e a resposta espectral do solo sem MO, oscilaram entre negativos e positivos a partir do Infravermelho Próximo-NIR, respectivamente. Sabendo-se que, em solos da A2, estão presentes nódulos e concreções ferruginosas (MOREIRA, 2012; OLIVEIRA, 2012), também no tamanho de areia, a mineralogia é semelhante nos diferentes tamanhos de partículas. Assim, o solo mais argiloso se caracterizou por ter maior reflectância do que o solo arenoso, conforme a Figura 33. Este comportamento pode ser explicado, como citado por Madeira Netto e Baptista (2000), pelo fato de que materiais mais finos, apresentam superfície mais plana e menos porosa para capturar a luz incidente. Então, para solos com a mesma composição mineralógica, a tendência é a redução da reflectância com o aumento do tamanho das partículas (NOVO; PONZONI, 2001)

Figura 33 – Resposta espectral das amostras de solos com maior teor de areia e argila da A2



Fonte: A autora

#### 4.4.1 Transformações dos dados espectrais de solos sem MO

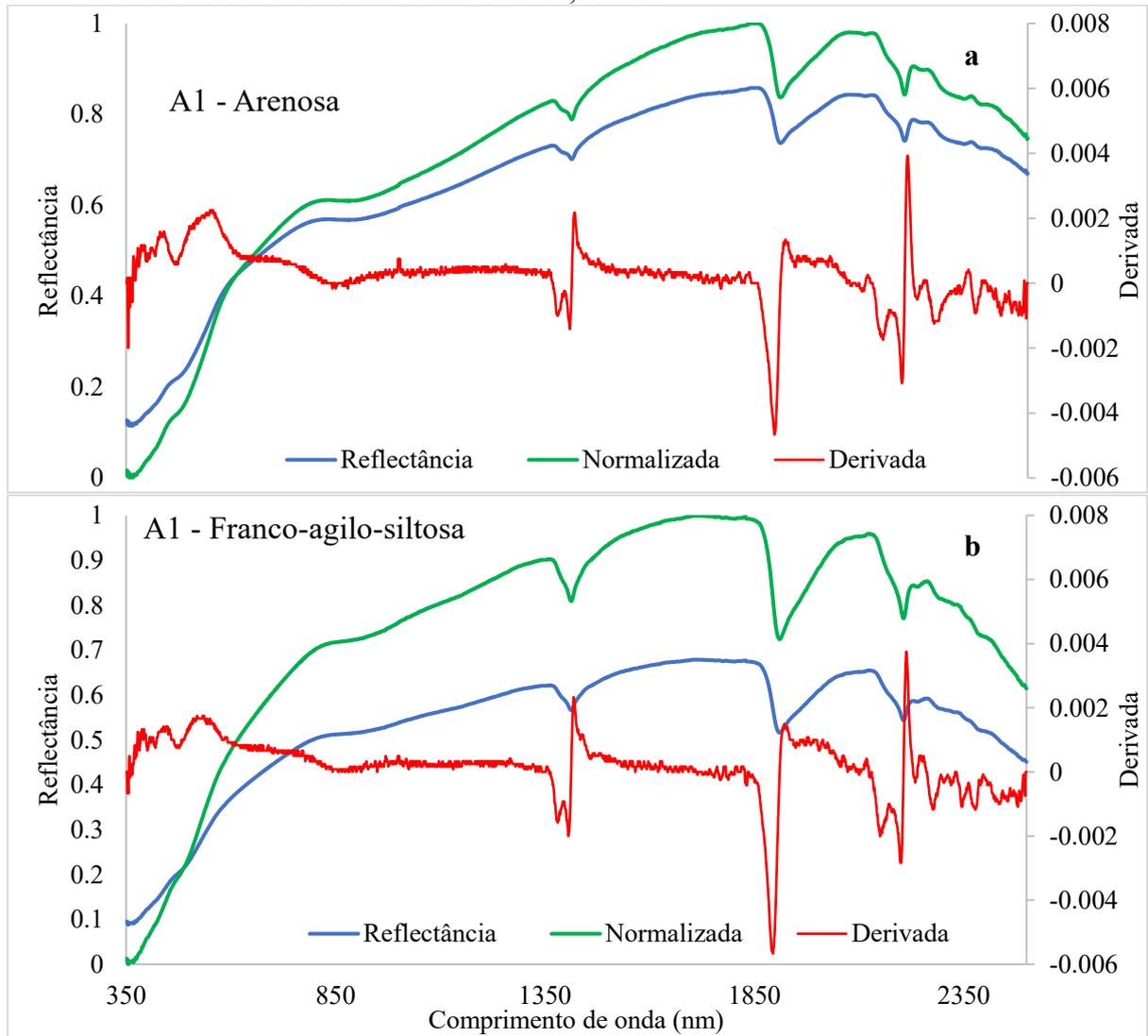
A Regressão por Mínimos Quadrados Parciais-PLSR foi realizada, utilizando a reflectância, em todos os comprimentos de onda (350 a 2500 nm), e na sua forma transformada (Normalização min-max e análise derivativa de 1ª ordem). Na Figura 34, pode-se observar a resposta espectral (reflectância e transformada) da amostra de solo mais arenosa e mais argilosa da região A1. Enquanto o comportamento espectral da amostra de solo mais arenosa e mais argilosa da A2, encontra-se na Figura 35.

É perceptível, na Figura 35 e Figura 50, o maior vale de absorção em 1900 nm na resposta espectral dos solos argilosos em relação aos solos arenosos, sendo realçado pelo comportamento espectral na forma de 1ª derivada. A banda de absorção em 1900 nm, deve-se às vibrações de moléculas de água encontradas entre as camadas dos argilominerais do tipo 2:1, como citado por Genú e Demattê (2012), por isso a absorção é maior em solos argilosos, com a presença desses minerais, que em solos arenosos.

As feições da caulinita, em 2200 nm, são mais fortes nos solos da A2 que na A1, pois, segundo Moreira (2012) e Mota (2004), ocorre a presença deste mineral na fração argila em solos da Chapada do Apodi, que é onde se encontra a A2. Os solos desta área também são ricos em óxidos de ferro (OLIVEIRA, 2012), por isso as feições referente a estes minerais, presentes

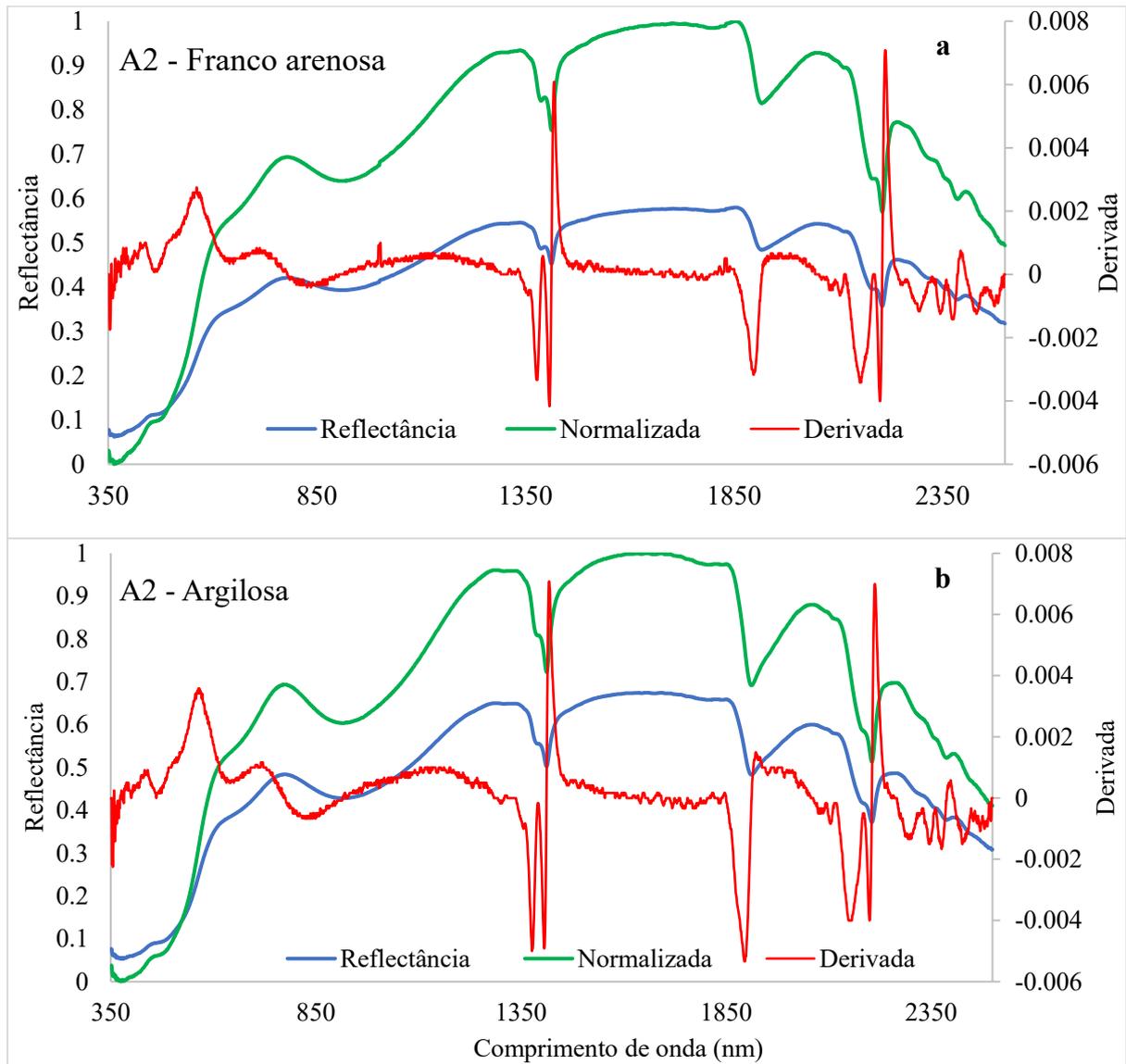
nos solos da A2, são mais destacados no Visível-VIS e Infravermelho Próximo-NIR que nos solos da A1.

Figura 34 – Resposta espectral da amostra de solo mais arenosa (a) e mais argilosa (b), com dados de reflectância e na forma transformada, da A1.



Fonte: A autora

Figura 35 – Resposta espectral da amostra de solo mais arenosa (a) e mais argilosa (b), com dados de reflectância e na forma transformada, da A2.



Fonte: A autora

#### 4.4.2 Análise de Componentes Principais

Os dados hiperespectrais têm como característica, a aquisição de dados em muitas faixas contínuas e a presença de bandas altamente correlacionadas. Por esta razão, é importante reduzir esta dimensionalidade, a fim de remover a informação redundante presente, como reforçam Formaggio e Sanches (2017).

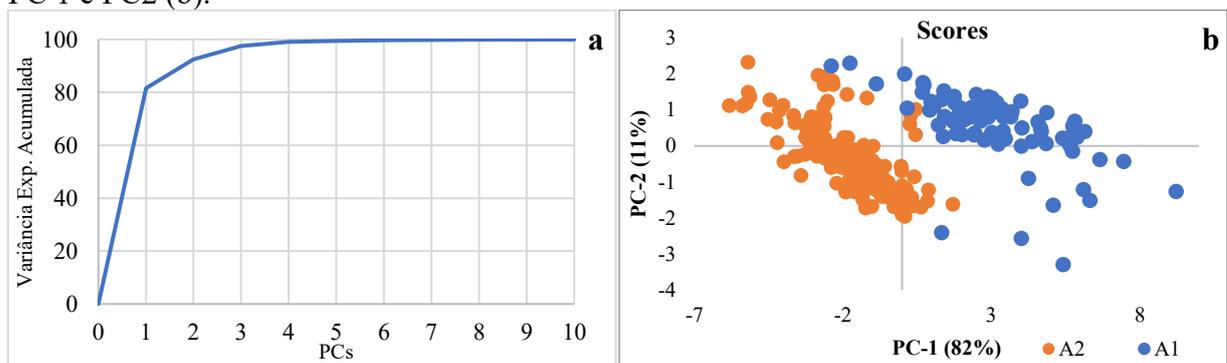
A Análise de Componentes Principais - PCA tem como objetivo a redução de dimensões, calculando variáveis latentes lineares (componentes), ortogonais e onde apenas as

dimensões mais informativas são usadas. A redução de dimensão pelo PCA pode ser usada principalmente para a transformação de variáveis, altamente correlacionadas, em um conjunto menor de variáveis não correlacionadas (VARMUZA; FILZMOSER, 2009).

Na Figura 36, estão apresentados os resultados da Análise de Componentes Principais. As duas primeiras componentes explicaram 93% da variância, enquanto as 4 primeiras explicaram 99% (Figura 36a). Na Figura 36b, estão plotados os Scores das duas primeiras PCs, sendo visível a separação das amostras de solos por região. Indicando assim, a importância da análise das amostras separadas por tipo de solo ou região.

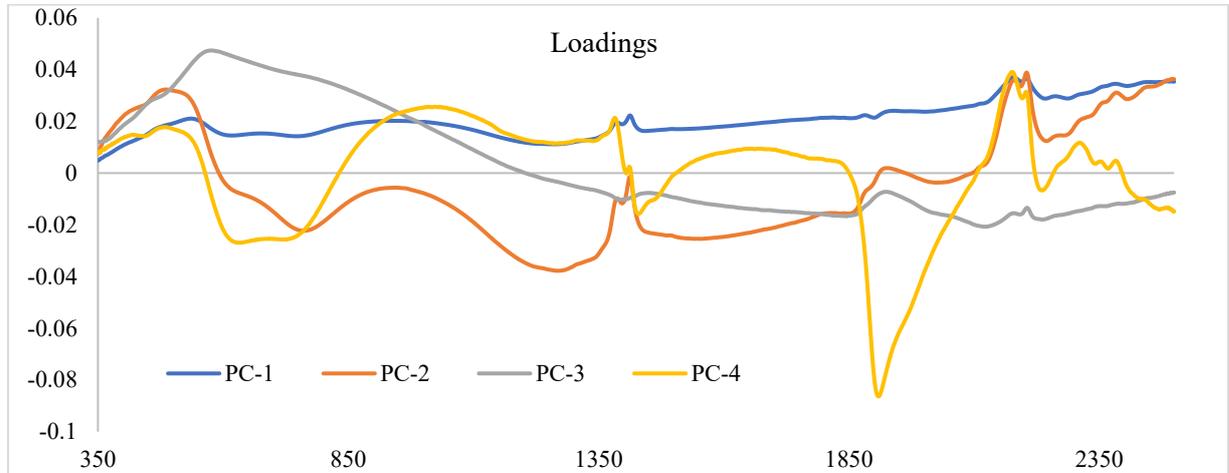
Na Figura 37 estão apresentados os autovetores (*Loadings*) das componentes que explicaram 99% da variância acumulada. A PC1, responsável por 82 % da variância total, representa o albedo (GALVÃO, PIZARRO e EPIPHANIO, 2001), cujos *Loadings* foram quase constantes em todos os comprimentos de onda (350 a 2500 nm). Na PC2 os maiores *Loadings* foram no visível e principalmente em 2200 nm (Caulinita). Na PC3, as maiores cargas estão na região de 580 nm, sendo esta influenciada pelo óxidos de ferro, principalmente Goethita. Foi a PC3 que obteve maior peso no visível. Já a PC4 alcançou os maiores *Loadings* em 1900nm, comprimento de onda influenciado pelos minerais silicatados.

Figura 36 – Variância explicada acumulada das PCs (a) e gráfico de dispersão entre os Scores da PC 1 e PC2 (b).



Fonte: A autora. PC – Componente Principal

Figura 37 – Loadings das 4 primeiras PCs, utilizando os espectros da amostra completa de solos.



Fonte: A autora. PC – Componente Principal

#### 4.5 Estimativa da textura do solo utilizando dados espectrais obtidos pelo sensor aerotransportado e de laboratório

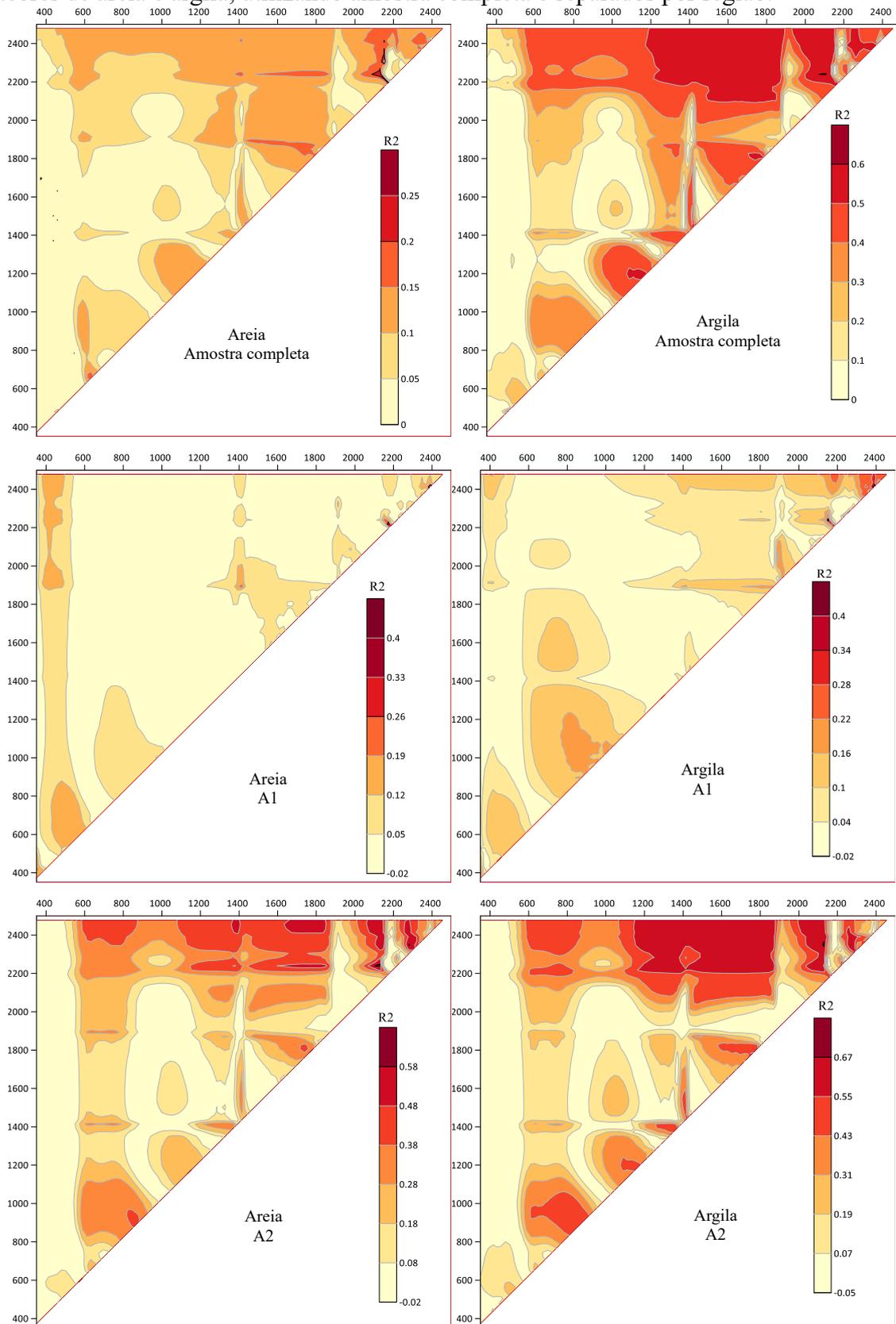
Para a elaboração dos modelos de estimativa foi utilizado apenas os teores de areia e argila. Pois os teores de silte não alcançaram a distribuição Normal. Nos dados de areia da A1, os teores foram elevados a 2ª potência para obter a distribuição Normal.

A separação dos grupos de dados de calibração e validação foi realizada de tal forma que todas as classes de solo foram representadas nos dois grupos.

##### 4.5.1 Índice por Diferença Normalizada

O Índice por Diferença Normalizada – NDI foi calculado utilizando todas as possíveis relações de bandas e, para a escolha do melhor índice, foi calculado o Coeficiente de Determinação. Na Figura 38 estão plotados os Coeficientes de Determinação ( $R^2$ ) entre os resultados dos índices utilizando os espectros obtidos pelos sensores FieldSpec e os dados texturais, tanto com uso da amostra completa quanto para os dados separados por região.

Figura 38 – Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) entre NDI dos dados espectrais de laboratório e os teores de areia e argila, utilizando amostra completa e separados por região.



Fonte: A autora. A1 - Morada Nova; A2 - Limoeiro do Norte;  $R^2$  – Coeficiente de determinação

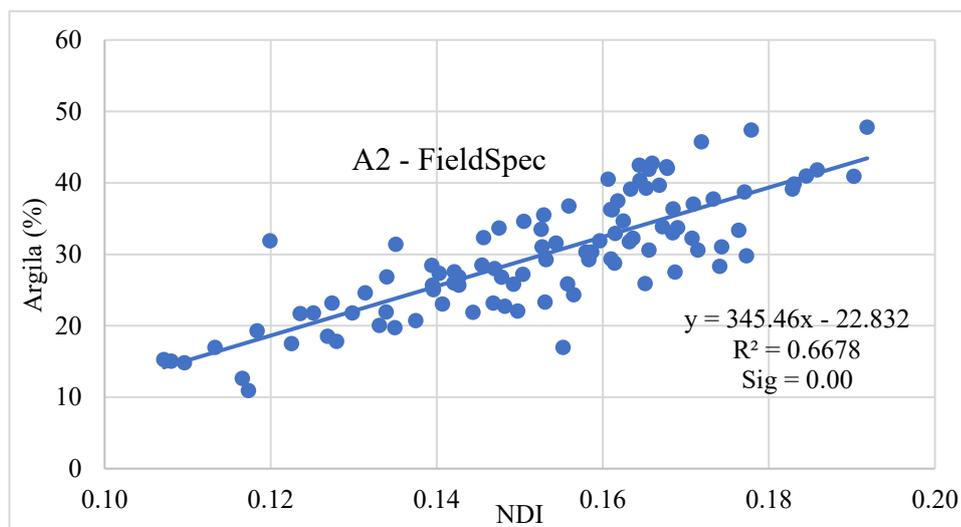
Os melhores modelos encontrados, para o sensor FieldSpec, foram os que utilizaram os comprimentos de onda na região Infravermelho de Ondas Curtas (SWIR). Conforme a Tabela 10 e Tabela 11, pode-se observar que o NDI para a estimativa da areia melhorou quando separado por região. Também houve aumento do  $R^2$  para a argila na A2, quando comparados com NDI utilizando amostra completa. Sendo este último o melhor modelo encontrado, com  $R^2$  de 0.67, conforme Figura 39.

Tabela 10 – Bandas que compõem o Índice por Diferença Normalizada - NDI, que obtiveram o melhor Coeficiente de determinação ( $R^2$ ), com seus respectivos modelos de calibração que relacionam o atributo do solo com NDI, para o sensor FieldSpec

Região	Atributo (y)	Bandas selecionadas	Equação		$R^2$
			-----FieldSpec-----		
Amostra completa	Areia	2146 e 2287	$y = -565.78 \text{ NDI} + 87.257$		0.29
	Argila	2100 e 2243	$y = 269.72 \text{ NDI} + 1.1802$		0.59
A1	(Areia) <sup>2</sup>	2391 e 2411	$y = -509009 \text{ NDI} + 4094.3$		0.35
	Argila	2387 e 2401	$y = 4680.7 \text{ NDI} + 14.124$		0.46
A2	Areia	2283 e 2340	$y = -1056.8 \text{ NDI} + 108.35$		0.61
	Argila	2133 e 2335	$y = 345.46 \text{ NDI} - 22.832$		0.67

Fonte: A autora. RB – Bandas utilizadas na composição do melhor NDI; y = Atributo textural do solo;

Figura 39 – Melhor Índice por Diferença Normalizada (NDI), utilizando os dados de sensor FieldSpec e o teor de argila da A2.

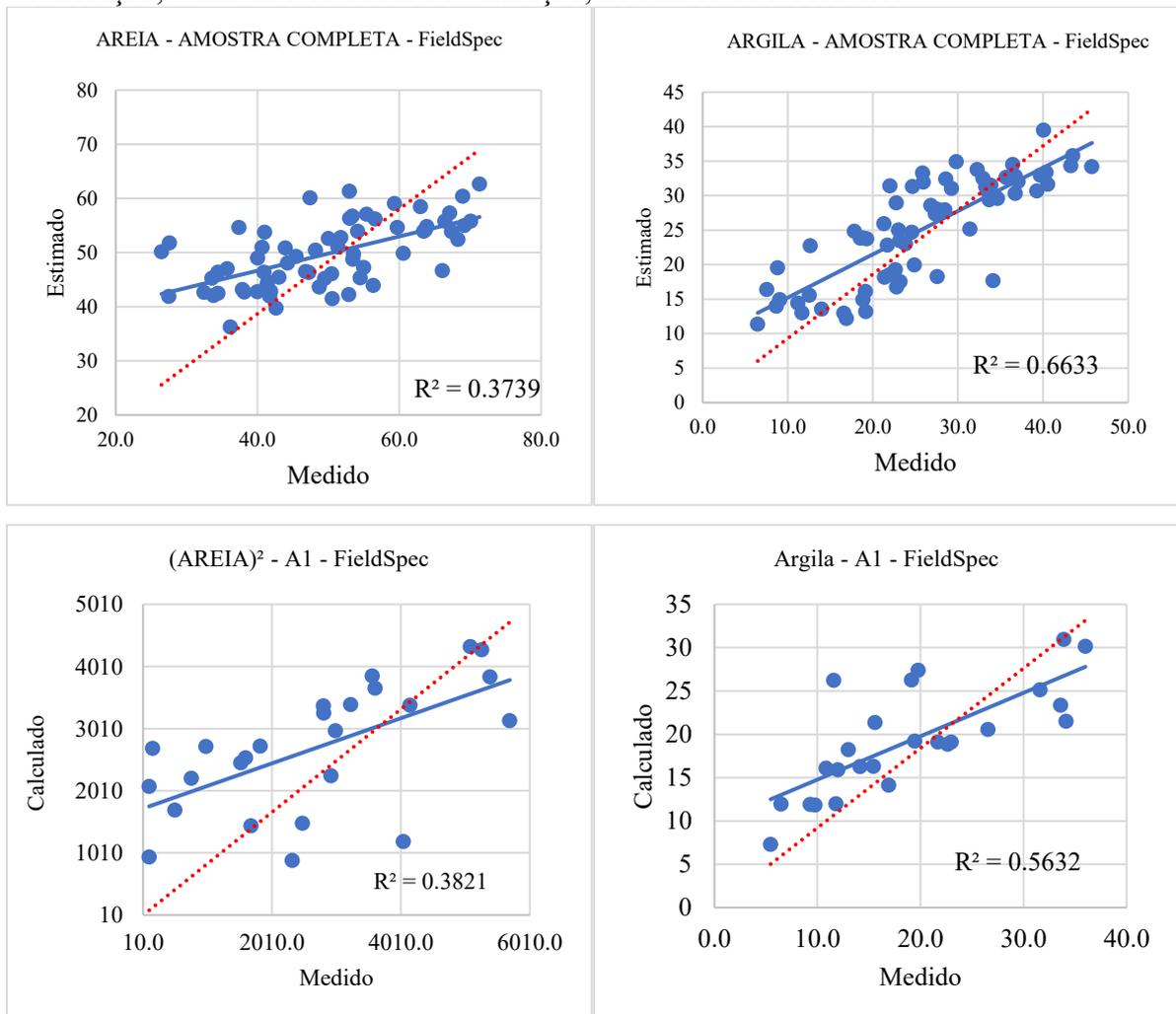


Fonte: A autora

Nos testes dos modelos com os dados de validação (Figura 40), os resultados foram semelhantes aos encontrados na calibração. Assim, o teor de areia pode ser estimado com melhor precisão se separado por região e a argila de Cambissolos da Chapada do Apodi pode ser estimado utilizando a equação (11) e (12), que registraram com os dados de validação,  $R^2$  de 0.72, RPD de 1.86 e RMSE de 4.52.

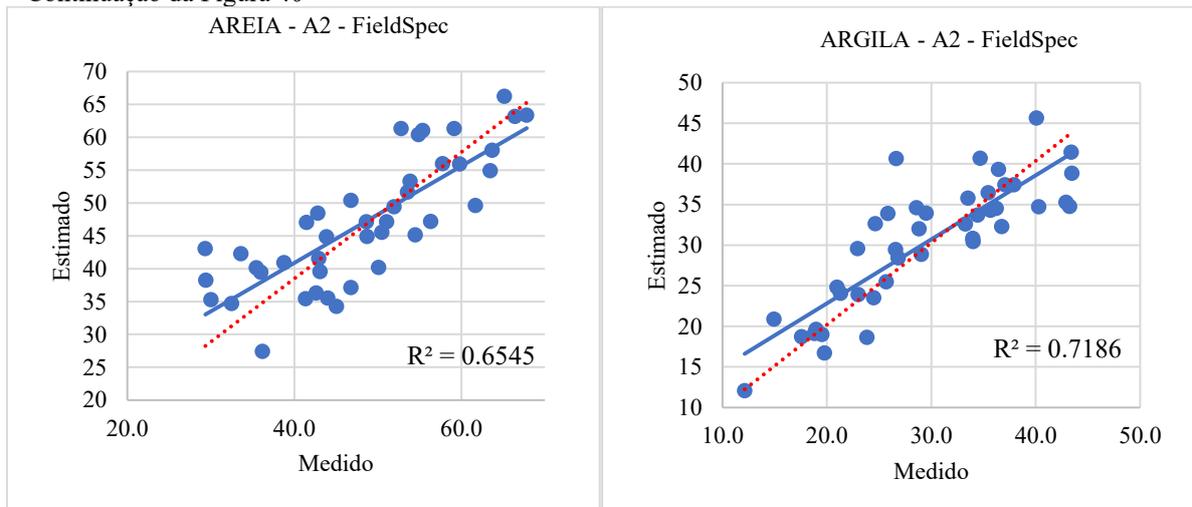
É possível observar para todos os modelos testados, representados na Figura 40, que houve superestimativa dos teores inferiores de areia e argila e subestimativa dos valores mais elevados de atributos do solo.

Figura 40 – Relação entre os valores estimados e medidos obtidos por meio da equação de calibração, utilizando os dados de validação, do sensor de laboratório.



Continua...

Continuação da Figura 40



Fonte: A autora

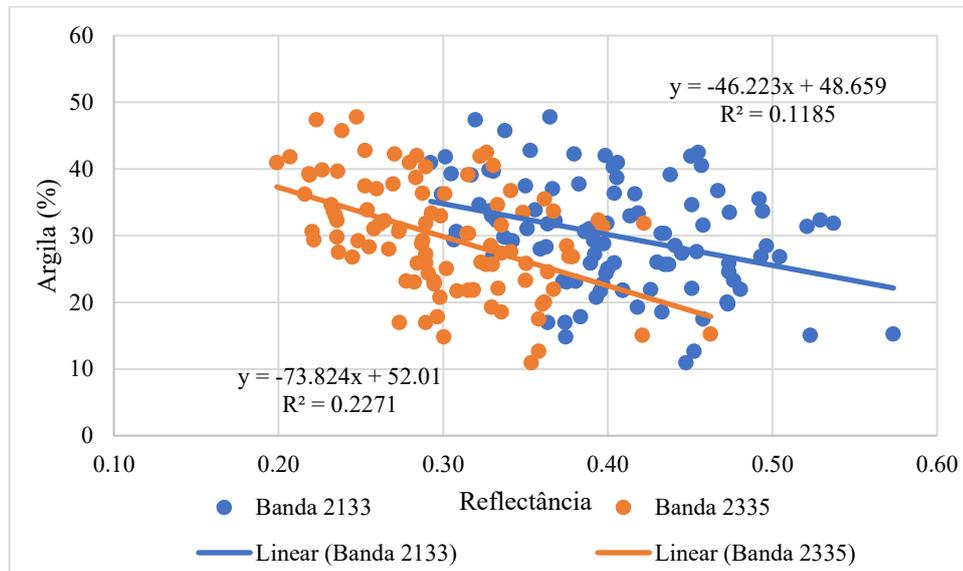
$$\text{NDI} = \frac{\rho_{2133} - \rho_{2335}}{\rho_{2133} + \rho_{2335}} \quad (11)$$

$$\text{Argila (\%)} = 345.46 \times \text{NDI} - 22.832 \quad (12)$$

Onde, NDI é o Índice por Diferença Normalizada;  $\rho_{2133}$  é a reflectância no comprimento de onda 2133 e  $\rho_{2335}$  é a reflectância no comprimento de onda 2335.

Na Figura 41, pode-se observar a relação entre a reflectância nos comprimentos de onda 2133 e 2335 nm, utilizado na composição do melhor NDI, com os teores de argila das amostras de calibração da A2. Ao testar as bandas separadamente, destaca-se o menor  $R^2$  quando comparado com o NDI formado por essas bandas.

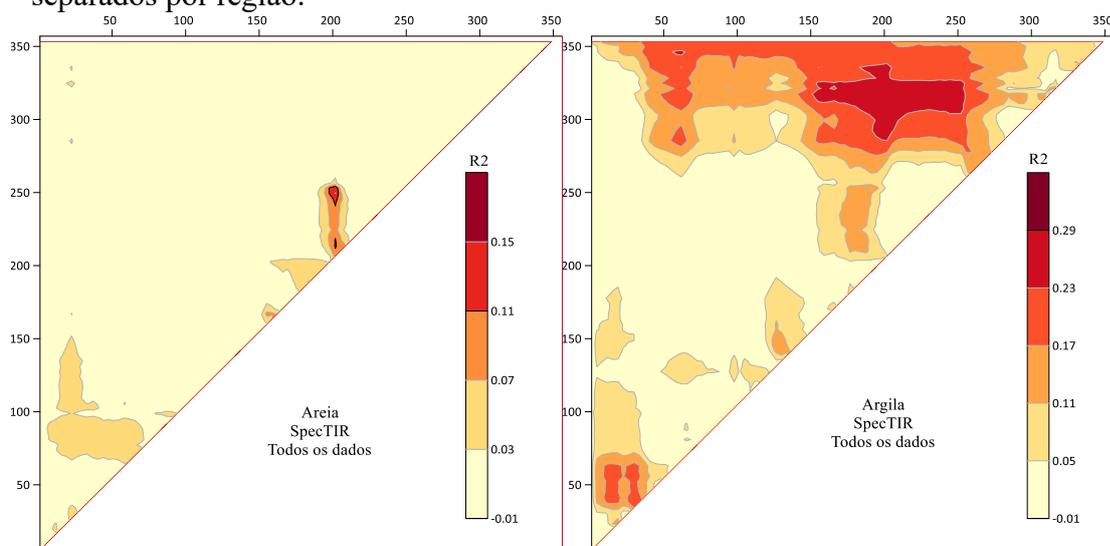
Figura 41 – Relação entre a reflectância das bandas 2133 e 2335 e os teores de argila da A2, das amostras de calibração



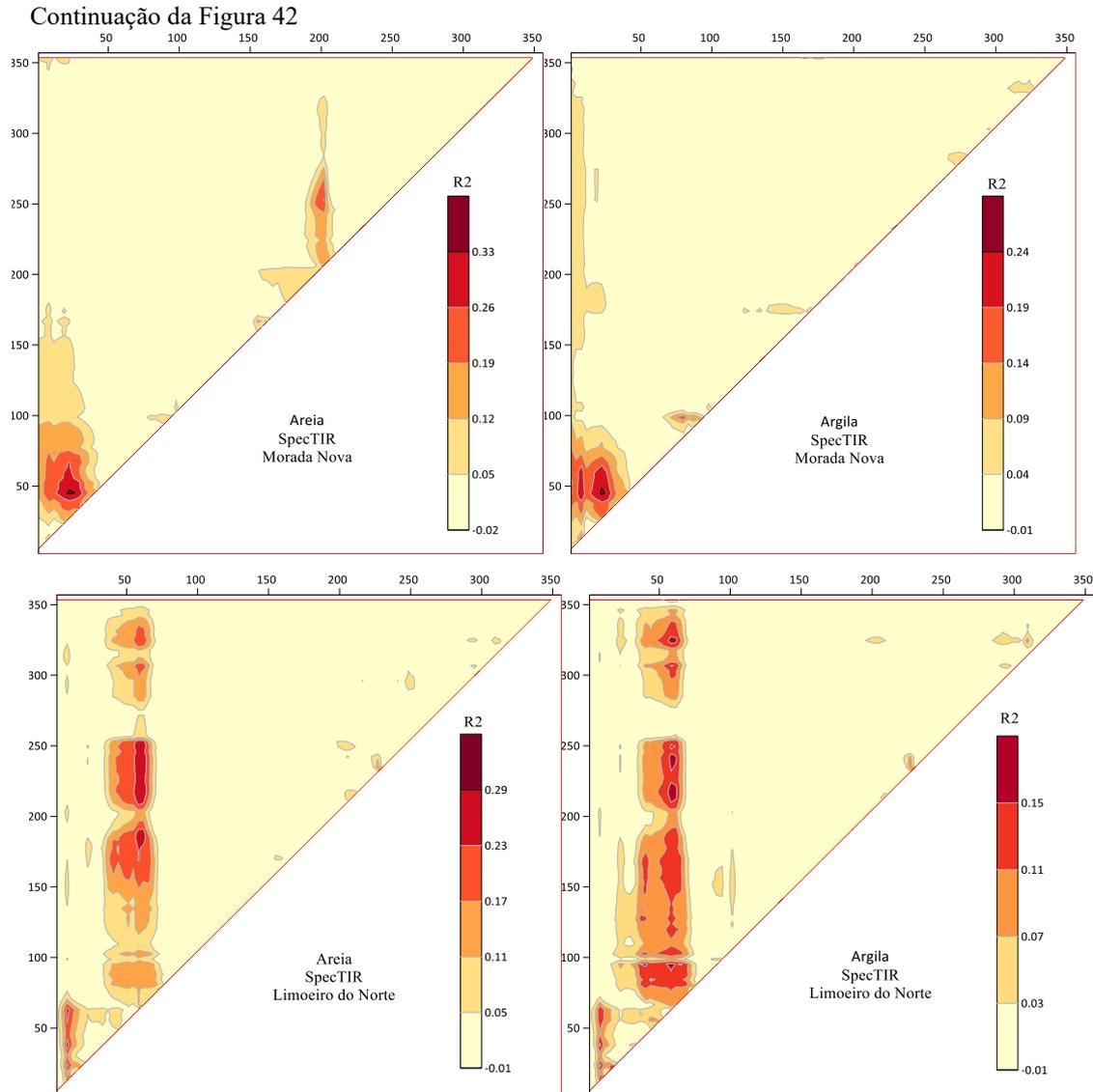
Fonte: A autora

Os Coeficientes de Determinação entre os NDI, utilizando os dados do sensor aerotransportado, e os dados texturais dos solos estão apresentados na Figura 42. Pôde-se observar que os modelos obtiveram baixa predição, tanto utilizando amostra completa para calibrar quanto separando por região. Tal resultado sugere que, apenas duas bandas do sensor SpecTIR, não são suficientes para explicar a variância dos dados texturais dos solos estudados.

Figura 42 – Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) entre razão por diferença normalizada dos dados espectrais aerotransportados e os teores de areia e argila, utilizando amostra completa e separados por região.



Continua...



Fonte: A autora. Morada Nova – A1; Limoeiro do Norte – A2;  $R^2$  – Coeficiente de determinação

A baixa estimativa com dados SpecTIR (Tabela 11), utilizando razão de bandas, pode ser explicado pela interferência da presença de cascalho na superfície do solo, principalmente na área da Chapada do Apodi (A2), como também pela mistura espectral dos materiais (resto de cultura e ervas espontâneas) encontrados no pixel. Mas, no geral, é possível observar que as bandas selecionadas, para compor os Índices, estão nas regiões do espectro que mais se correlacionaram com os dados texturais do solo, principalmente quando as amostras foram separadas por região. E isso refletiu nos testes dos modelos com os dados de validação, que na maioria houve aumento do  $R^2$  (Figura 43).

Utilizando os dados de validação, o melhor modelo estimou a Areia com as amostras da A1, resultando em  $R^2$  de 0.55 e RPD de 1.5 (Figura 43).

Tabela 11 – Bandas que compõem o Índice por Diferença Normalizada - NDI, que obtiveram o melhor Coeficiente de determinação ( $R^2$ ), com seus respectivos modelos de calibração que relacionam o atributo do solo com NDI, para o sensor SpecTIR

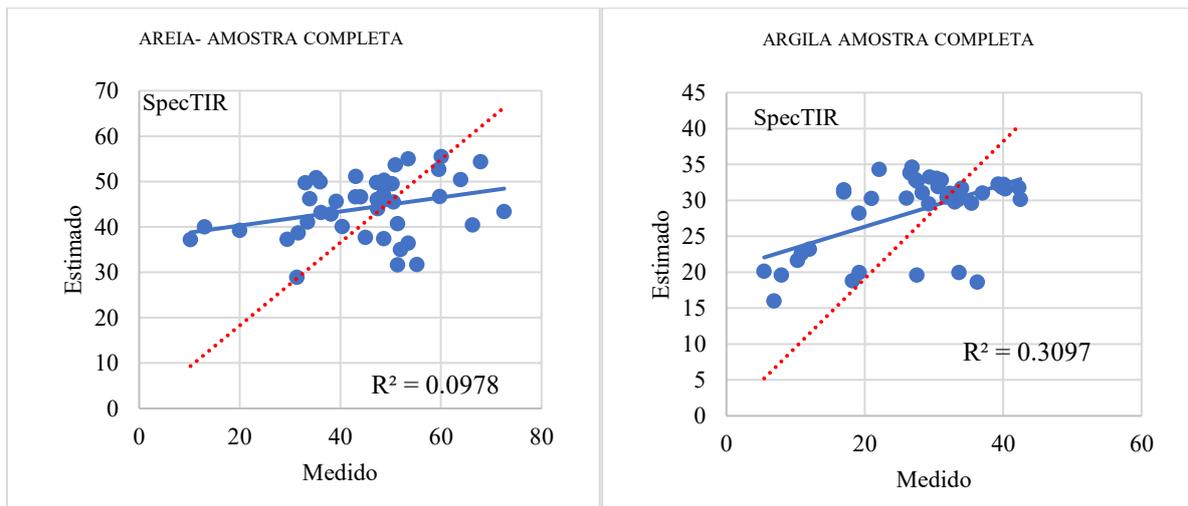
Região	Atributo	Melhor RB	Equação	$R^2$
		----- SpecTIR -----		
Amostra completa	Areia	1492 - 1780	$y = -205.4x + 14.014$	0.18
	Argila	1498 - 2135	$y = 80.719x + 26.864$	0.30
A1	(Areia) <sup>2</sup>	488 - 605	$y = -17863x - 2146.2$	0.24
	Argila	488 - 596	$y = 99.436x + 42.496$	0.20
A2	Areia	437 - 493	$y = 209.8x + 78.144$	0.24
	Argila	437 - 498	$y = -145.43x + 6.8691$	0.20

Fonte: A autora. RB – Bandas utilizadas na composição do melhor NDI; y = Atributo textural do solo; x = resultado do NDI

Todos os modelos de predição aplicados nas amostras de validação, resultou em superestimação dos menores teores de areia e argila e subestimação dos maiores valores.

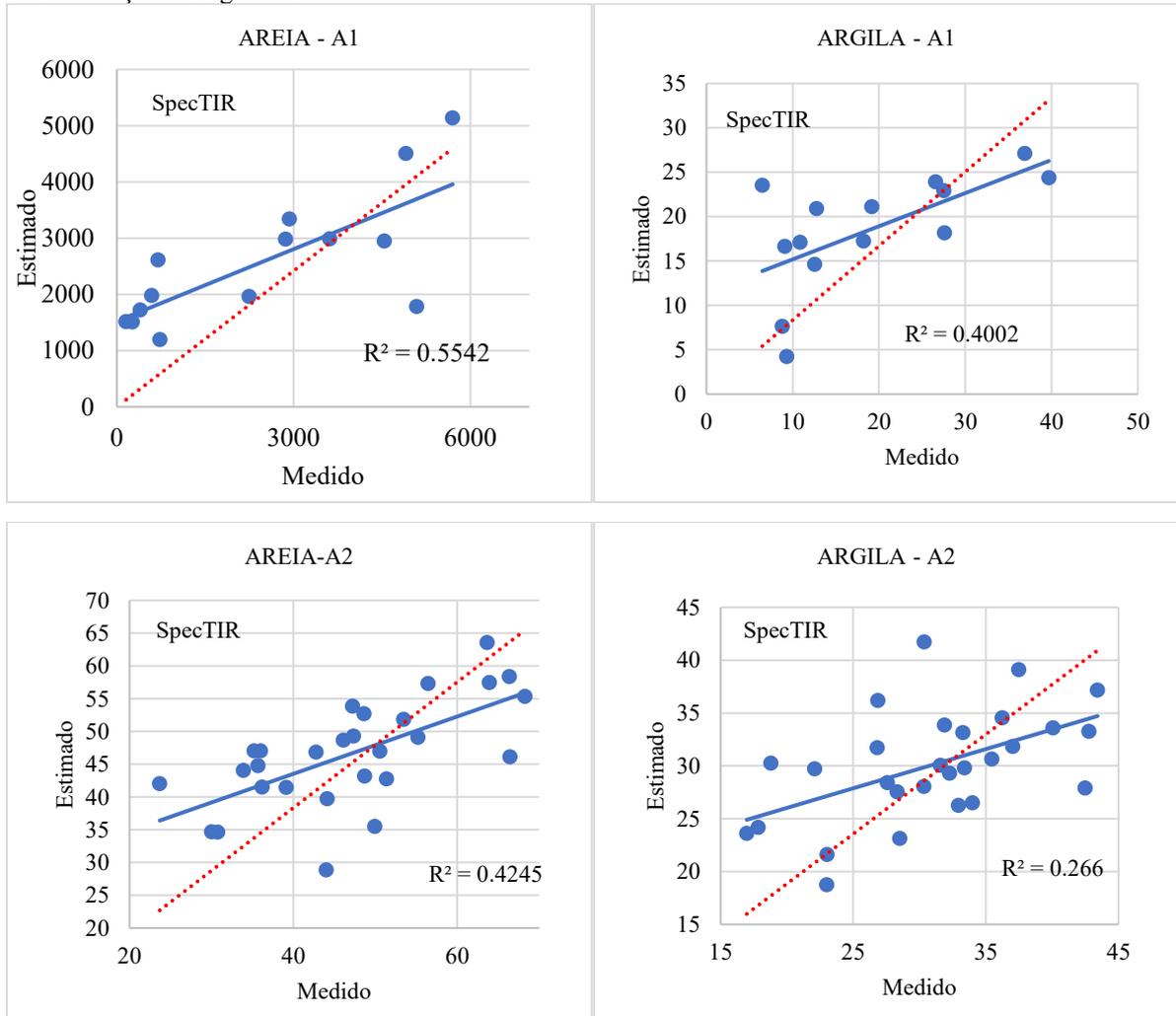
A análise de variância da regressão para os modelos de estimativa da areia e argila, utilizando NDI, podem ser observados no Apêndice B.

Figura 43 – Relação entre o valor estimado e real obtidos por meio da equação de calibração, utilizando os dados de validação, do sensor Aerotransportado



Continua ...

Continuação da Figura 43

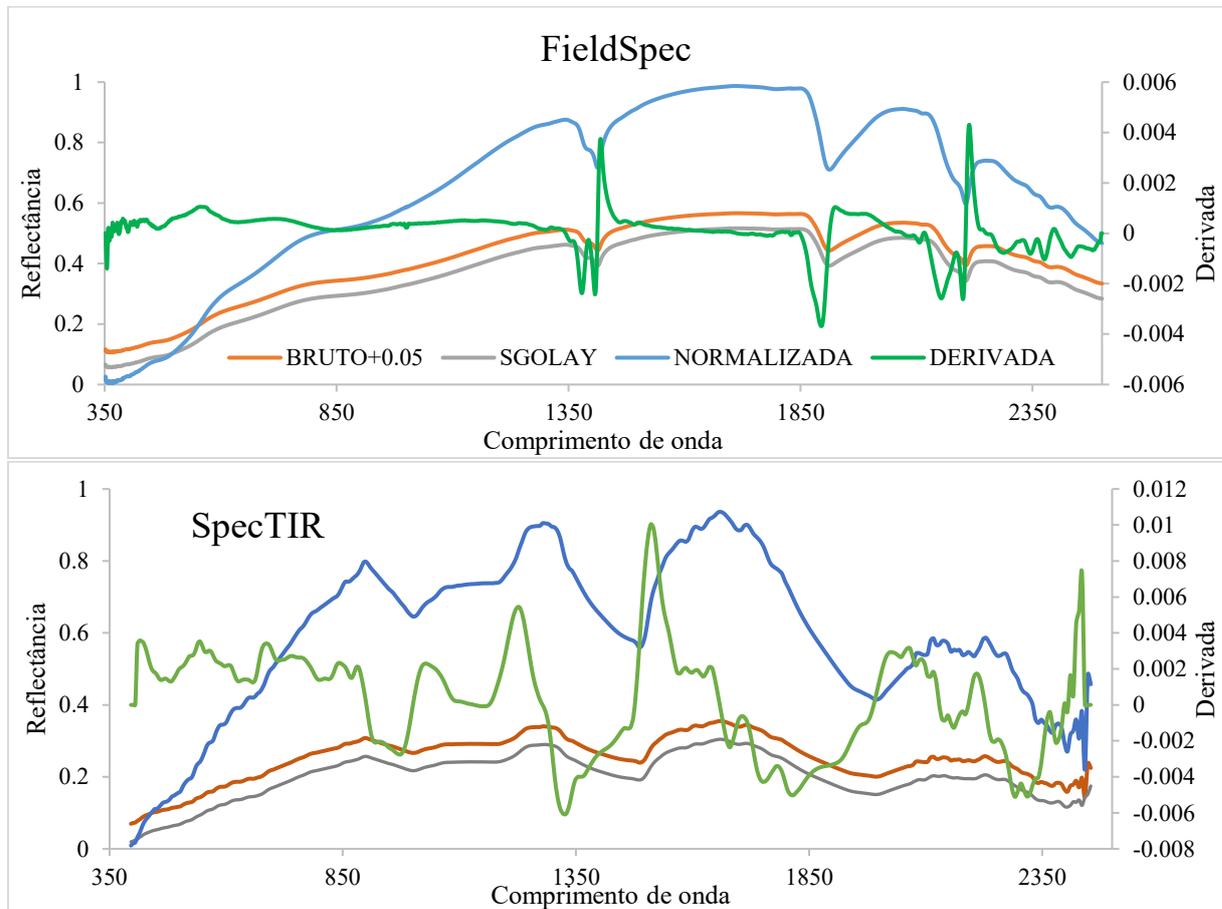


Fonte: A autora.

#### 4.5.2 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais

A Regressão por Mínimos Quadrados Parciais - PLSR foi realizada utilizando todas as bandas espectrais, com dados brutos de reflectância e com transformações (Normalização Min-Max, Suavização por Savitzky-Golay e 1ª Derivada após suavização). Na Figura 44 estão apresentadas as médias das respostas espectrais da amostra completa de solo, transformados ou não. Para melhor visualização, foi adicionado o valor de 0,05 nos dados de reflectância sem transformação.

Figura 44 – Média do comportamento espectral das amostras de solo, obtidas pelo sensor de FieldSpec3 e SpecTIR, na forma de reflectância e após transformações.



Fonte: A autora.

Após obtido os modelos pela PLSR, estes foram testados com os dados de validação e os resultados se encontram na Tabela 12 para o sensor FieldSpec e na Tabela 13 para o sensor SpecTIR. No Apêndice C estão todos os autovalores dos modelos caracterizados na Tabela 12 e Tabela 13

A suavização, descrita por Savitzky e Golay (1964), procura reduzir ruídos aleatórios, removendo picos estreitos presentes no espectro. Isso foi perceptível apenas nos espectros do sensor aerotransportado, quando comparado os dados de reflectância sem transformação e após suavização (Figura 22). Tal suavização influenciou nos resultados da PLSR para o sensor SpecTIR, como observado na Tabela 13, em que houve melhoria na estimativa da areia, quando utilizado amostra completa e amostras da região A2.

Tabela 12 – Resultados de validação da PLSR utilizando os dados espectrais do sensor de laboratório.

Frações	Tratamento	Nº de fatores	R <sup>2</sup> Calib.	R <sup>2</sup> Valid	R <sup>2</sup> ajust. Valid.	REQM	Desvio Padrão	RPD
<b>Todos as amostras</b>								
Areia	Brutos	11	0.62	0.69	0.62	6.54	11.75	1.80
	Sgolay	11	0.62	0.69	0.62	6.54	11.75	1.80
	Normalizada	13	0.74	0.74	0.67	5.99	11.75	1.96
	Derivada	9	0.87	0.68	0.62	6.64	11.75	1.77
Argila	Brutos	11	0.80	0.79	0.75	4.43	9.83	2.22
	Sgolay	11	0.80	0.79	0.75	4.43	9.83	2.22
	Normalizada	6	0.70	0.73	0.71	5.04	9.83	1.95
	Derivada	9	0.92	0.80	0.77	4.34	9.83	2.27
<b>A2 - Limoeiro do Norte</b>								
Areia	Brutos	6	0.77	0.77	0.73	5.00	10.61	2.12
	Sgolay	6	0.77	0.77	0.73	5.00	10.61	2.12
	Normalizada	8	0.82	0.80	0.75	4.71	10.61	2.25
	Derivada	6	0.89	0.82	0.79	4.42	10.61	2.40
Argila	Brutos	5	0.73	0.72	0.69	4.35	8.39	1.93
	Sgolay	5	0.73	0.72	0.69	4.35	8.39	1.93
	Normalizada	8	0.81	0.79	0.73	3.84	8.39	2.19
	Derivada	4	0.80	0.74	0.71	4.23	8.39	1.98
<b>A1 - Morada Nova</b>								
(Areia) <sup>2</sup>	Brutos	6	0.7	0.59	0.45	1072.57	1712.07	1.60
	Sgolay	6	0.7	0.59	0.45	1072.77	1712.07	1.60
	Normalizada	7	0.93	0.65	0.50	998.05	1712.07	1.72
	Derivada	4	0.6	0.62	0.55	1029.57	1712.07	1.66
Argila	Brutos	6	0.81	0.67	0.57	5.15	9.21	1.79
	Sgolay	6	0.81	0.67	0.57	5.15	9.21	1.79
	Normalizada	6	0.81	0.68	0.58	5.09	9.21	1.81
	Derivada	6	0.93	0.71	0.62	4.82	9.21	1.91

Fonte: A autora. LN – Limoeiro do Norte; MN – Morada Nova; REQM – Raiz do Erro Quadrado Médio; RPD - Razão da Performance do Desvio e R<sup>2</sup> – Coeficiente de Determinação.

Tabela 13 – Resultados de validação da PLSR utilizando os dados espectrais do sensor aerotransportado

Frações	Tratamento	Nº de fatores	R <sup>2</sup> Calib.	R <sup>2</sup> Valid	R <sup>2</sup> ajust. Valid.	REQM	Desvio Padrão	RPD
<b>Todos as amostras</b>								
Areia	Brutos	6	0.41	0.30	0.18	11.21	13.54	1.21
	Sgolay	6	0.36	0.33	0.22	10.93	13.54	1.24
	Normalizada	1	0.01	0.02	0.02	13.25	13.54	1.02
	Derivada	3	0.35	0.11	0.04	12.59	13.54	1.08
Argila	Brutos	3	0.34	0.33	0.28	8.19	10.12	1.24
	Sgolay	3	0.33	0.32	0.27	8.23	10.12	1.23
	Normalizada	3	0.32	0.31	0.25	8.31	10.12	1.22
	Derivada	1	0.32	0.30	0.30	8.35	10.12	1.21

Continua...

Continuação da Tabela 13

		<b>A2 -Limoeiro do Norte</b>						
Areia	Brutos	3	0.42	0.08	-	11.30	12.00	1.06
	Normalizada	2	0.23	0.20	0.14	10.51	12.00	1.14
	SGolay	3	0.42	0.08	-	11.30	12.00	1.06
	Derivada	1	0.18	-	-	14.28	12.00	0.84
Argila	Brutos	1	0.05	0.06	0.06	6.96	7.31	1.05
	Normalizada	1	0.08	0.01	0.01	7.16	7.31	1.02
	SGolay	1	0.05	0.06	0.06	6.96	7.31	1.05
	Derivada	1	0.15	-	-	9.60	7.31	0.76
		<b>A1 - Morada Nova</b>						
(Areia) <sup>2</sup>	Brutos	5	0.6	0.66	0.45	1134.37	2027.14	1.79
	Normalizada	6	0.75	0.59	0.24	1246.63	2027.14	1.63
	SGolay	5	0.6	0.66	0.45	1140.50	2027.14	1.78
	Derivada	4	0.73	0.40	0.14	1511.20	2027.14	1.34
Argila	Brutos	4	0.50	0.37	0.09	8.36	10.93	1.31
	Normalizada	6	0.71	0.26	-	9.08	10.93	1.20
	SGolay	4	0.51	0.37	0.09	8.36	10.93	1.31
	Derivada	1	0.25	0.07	-	10.16	10.93	1.08

Fonte: A autora; REQM – Raiz do Erro Quadrado Médio; RPD - Razão da Performance do Desvio e  $R^2$  – Coeficiente de Determinação.

A Normalização Min-Max realiza uma transformação linear nos dados originais e, segundo Han, Kamber e Pei (2011), preserva a relação entre os valores dos dados originais. O objetivo da realização de normalização é diminuir o efeito do espalhamento da energia eletromagnética em medições de reflectância (VARMUZA; FILZMOSER, 2009). Foram encontrados os melhores resultados, utilizando os dados espectrais normalizado do sensor FieldSpec, para Areia (amostra completa e A1) e argila (A2) (Tabela 12)

Diferente da suavização, que reduz o ruído aleatório, a diferenciação extrai informações relevantes, mas o ruído é acentuado (VARMUZA e FILZMOSER, 2009). O aumento do ruído foi percebido quando se observa o gráfico da primeira derivada do espectro do sensor aerotransportado (Figura 22). O aumento do ruído influenciou em todos os resultados de validação do sensor SpecTIR, fazendo com que o  $R^2$  e RPD diminuíssem e a RMSE aumentasse, quando comparados com as outras transformações dos dados espectrais do mesmo sensor.

Mas já para os resultados de validação dos espectros do sensor de laboratório, que tem alta relação sinal-ruído, os modelos com os dados em primeira derivada obtiveram os melhores resultados. Quanto utilizado todo o conjunto de dados, a argila foi a mais bem estimada, com  $R^2$  ajustado de 0.77, RMSE de 4.34 e RPD de 2.27, que segundo BELLON-MAUREL *et al.* (2010), foi considerado um excelente modelo. Quando separados os dados por

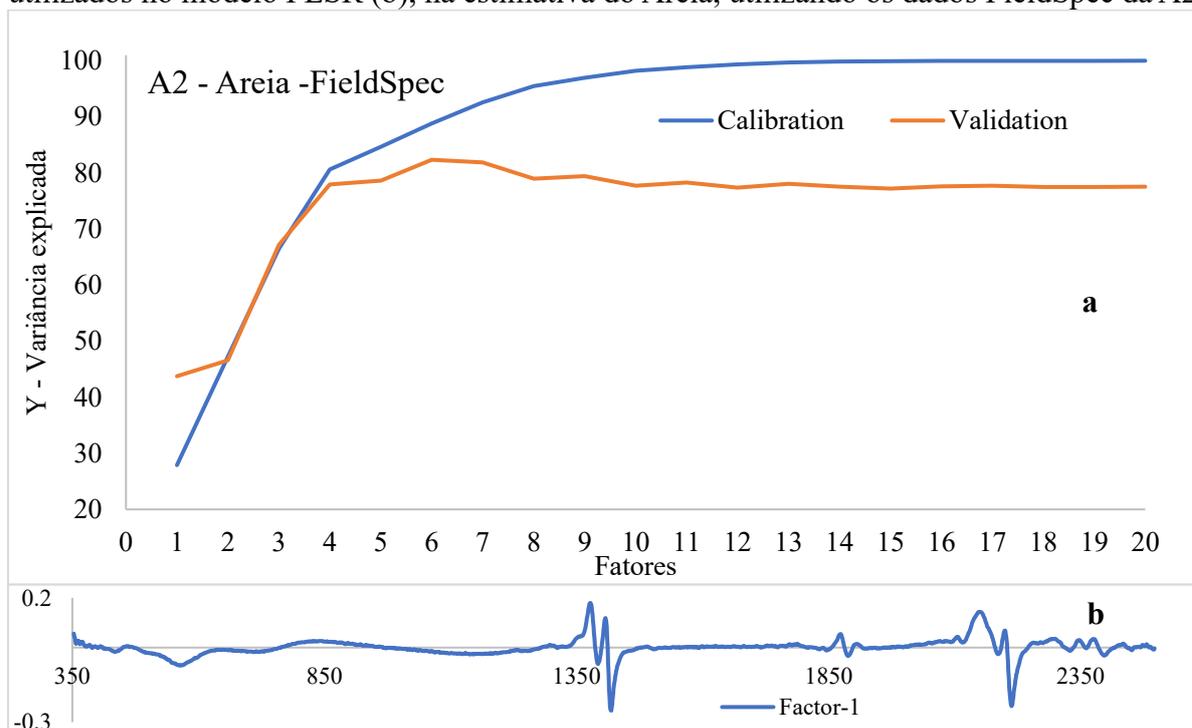
região, os modelos PLSR que melhor estimaram as variáveis dependentes, utilizando a primeira derivada dos espectros, foram: areia na A2, com  $R^2$  ajustado de 0.79, RMSE de 4.42 e RPD de 2.4, e Argila na A1, com  $R^2$  ajustado de 0.62, RMSE de 4.82 e RPD de 1.91(Tabela 12).

O melhor modelo PLSR, utilizando os dados espectrais do sensor SpecTIR (Tabela 12) sem transformação, foi aquele utilizado na estimativa da areia na região de Neossolo Flúvico (A1). Talvez porque essa região tenha apresentado solos com teores de areia mais elevados, com maior variância dos dados, quando comparados com o teor areia da A2.

Ressalta-se ainda que na A1 a maioria das amostras de solos foram consideradas não cascalhentos, favorecendo assim uma melhor estimativa dos teores de areia, utilizando os espectros, também na forma suavizada do sensor aerotransportado, pois a reflectância foi menos influenciada pela rugosidade da superfície.

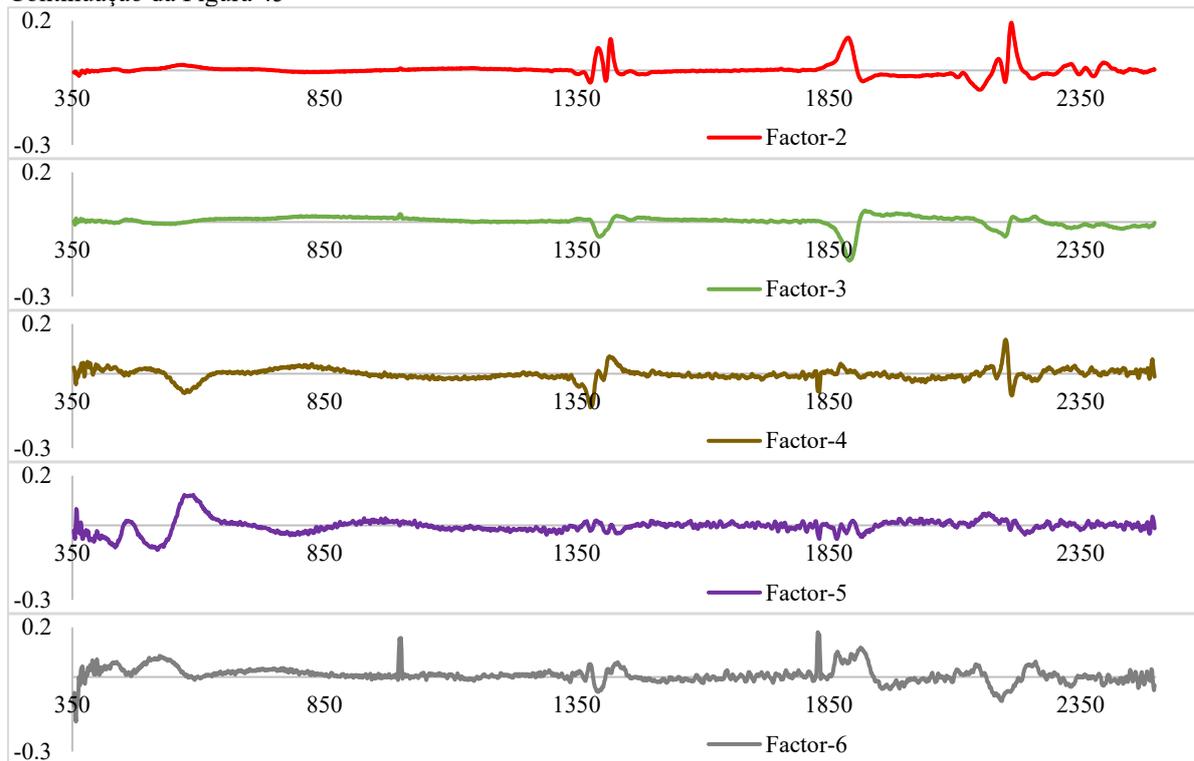
Na Figura 45 e na Figura 46, utilizando os dados espectrais do sensor FieldSpec, pode-se observar a variância explicada acumulada e o gráfico de *Loadings*, que possibilita a identificação das bandas com maior contribuição em cada fator, nos melhores modelos encontrados. Os melhores modelos de estimativa dos atributos texturais do solo, com os dados do sensor de laboratório, foram para areia, para a região A2 e a argila utilizando a amostra completa.

Figura 45 – Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de *Loadings* dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa do Areia, utilizando os dados FieldSpec da A2



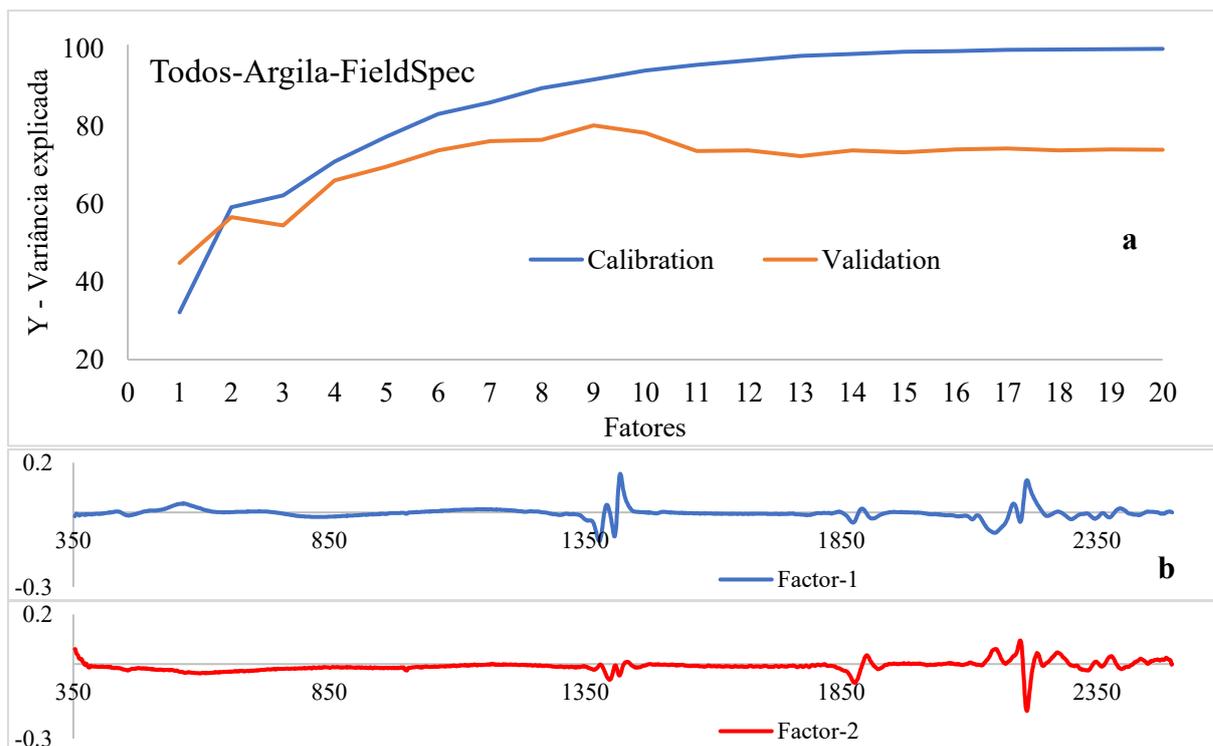
Continua...

Continuação da Figura 45



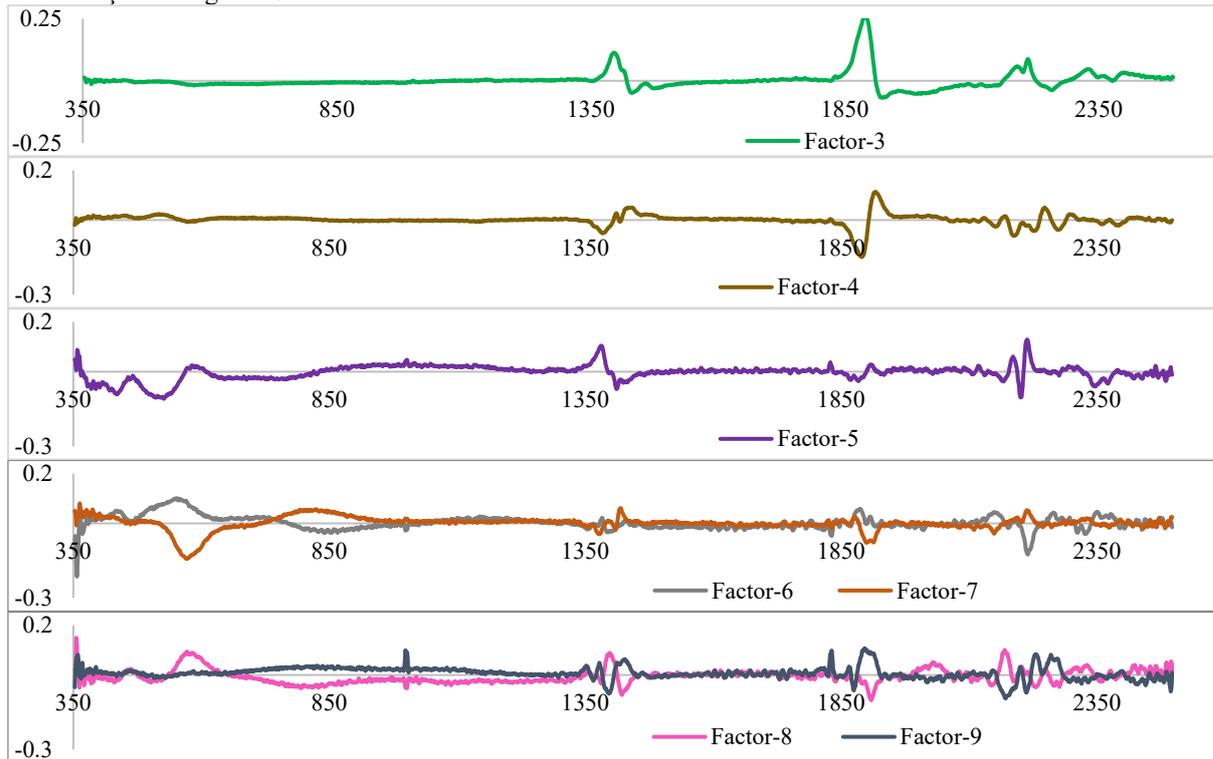
Fonte: A autora. Na figura b o eixo X representa o Comprimento de onda (nm) e o eixo Y os *Loadings*

Figura 46 – Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de *Loadings* dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa do Argila, utilizando os dados FieldSpec, com amostra completa.



Continua...

Continuação da Figura 46



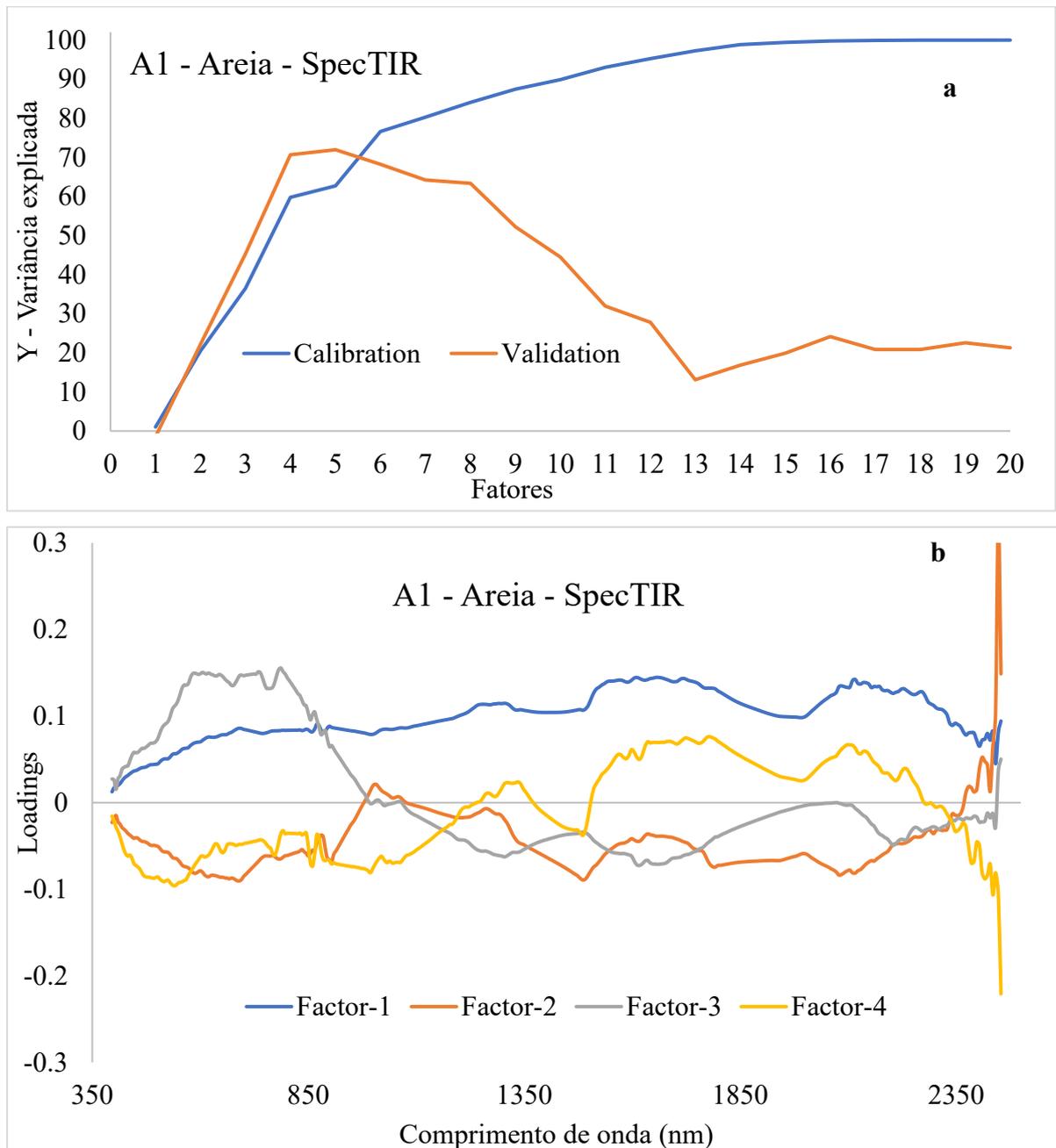
Fonte: A autora. Na figura b o eixo X representa o Comprimento de onda (nm) e o eixo Y os *Loadings*

O modelo PLSR que estimou a areia com as amostras da A2, utilizando os dados espectrais do sensor FieldSpec, utilizou 6 variáveis latentes que explicaram 89% da variância acumulada na calibração e 82% na validação (Figura 45a). Na Figura 45b pode-se observar os autovetores que cada banda do espectro obteve em cada fator. No primeiro fator, é possível identificar a influência dos óxidos de ferro na região do visível, elementos que também influenciaram nos fatores 4, 5 e 6. Do primeiro ao quarto fator houve maior contribuição no comprimento de onda em torno de 1400, 1900 e 2200nm, regiões indicativas de presença de minerais do tipo 2:1 (BELLINASSO, 2009).

O modelo que estimou a argila utilizando a amostra completa de solo, com os dados espectrais do sensor FieldSpec, precisou de mais variáveis latentes que o modelo de estimativa da argila na A1 e A2 (Tabela 12). Isso pode ser atribuído à maior variabilidade dos solos quando utilizada a amostra completa. Na estimativa da areia, com amostra completa, foram utilizados 9 fatores, que explicaram 92% da variância acumulada na calibração e 80% na validação (Figura 46a). A contribuição dos óxidos de ferro nos autovetores (Figura 46b) só foi perceptível a partir do fator 5 até 9. Em todos os fatores houve a contribuição dos minerais silicatados, região de 1400, 1900 e 2200 nm.

Na Figura 47 pode-se observar a variância explicada acumulada e o gráfico de *Loadings* para o sensor SpecTIR, em que o melhor modelo estimou o teor de areia para a região A1. A estimativa da areia, com as amostras da região com predominância de Neossolo Flúvico (A1), foi obtida utilizando 5 fatores, que explicaram 63% da variância dos dados de calibração e 72% da variância explicada da validação (Figura 47a).

Figura 47 – Variância explicada para calibração e validação(a) e gráfico de *Loadings* dos fatores utilizados no modelo PLSR (b), na estimativa da areia, utilizando os espectros do SpecTIR para a região A1.



Fonte: A autora

O primeiro fator representa o brilho, cujas cargas foram quase constantes em todo o espectro, como pode ser observado na Figura 47b. Nos fatores 2, 3 e 4 é perceptível a forte influência da banda 2448, este comprimento de onda, mesmo estando na região com baixa relação sinal-ruído, pode ter sido influenciado também pela mica Ilita. A Ilita, mineral do tipo 2:1, tem feição de absorção em 2355 e 2448, devido as vibrações da ligação Al-OH, como citado por Terra, Demattê e Rossel (2013).

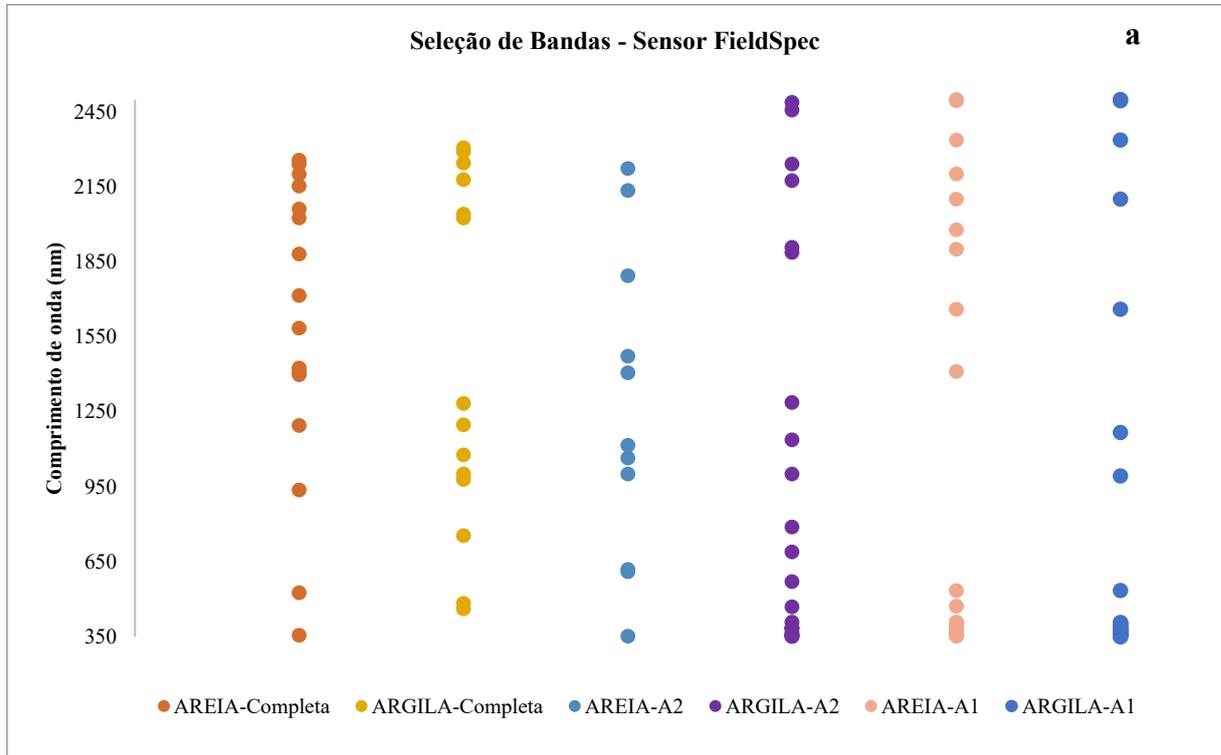
Nos autovetores dos fatores 2 e 3 (Figura 47b), percebe-se também a influência de feições, em torno de 500 e 850 nm, cuja absorção está associada a minerais que contêm ferro. Nos fatores 2 e 4 (Figura 47b), é perceptível as feições próximas a 2.200 nm, relacionadas principalmente a filossilicatos e gibbsita (DEMATTE *et al.*, 2006; SOUZA *et al.*, 2020).

#### ***4.5.3 Seleção de bandas - Backward***

As bandas selecionadas pelo método Backward, utilizando os dados espectrais sem transformações, podem ser visualizadas na Figura 48 e Figura 49, respectivamente para FieldSpec e SpecTIR. O método Backward começa com o modelo completo e exclui variáveis até produzir o modelo que gerou a menor soma dos quadrados dos resíduos (MILLER, 2002)

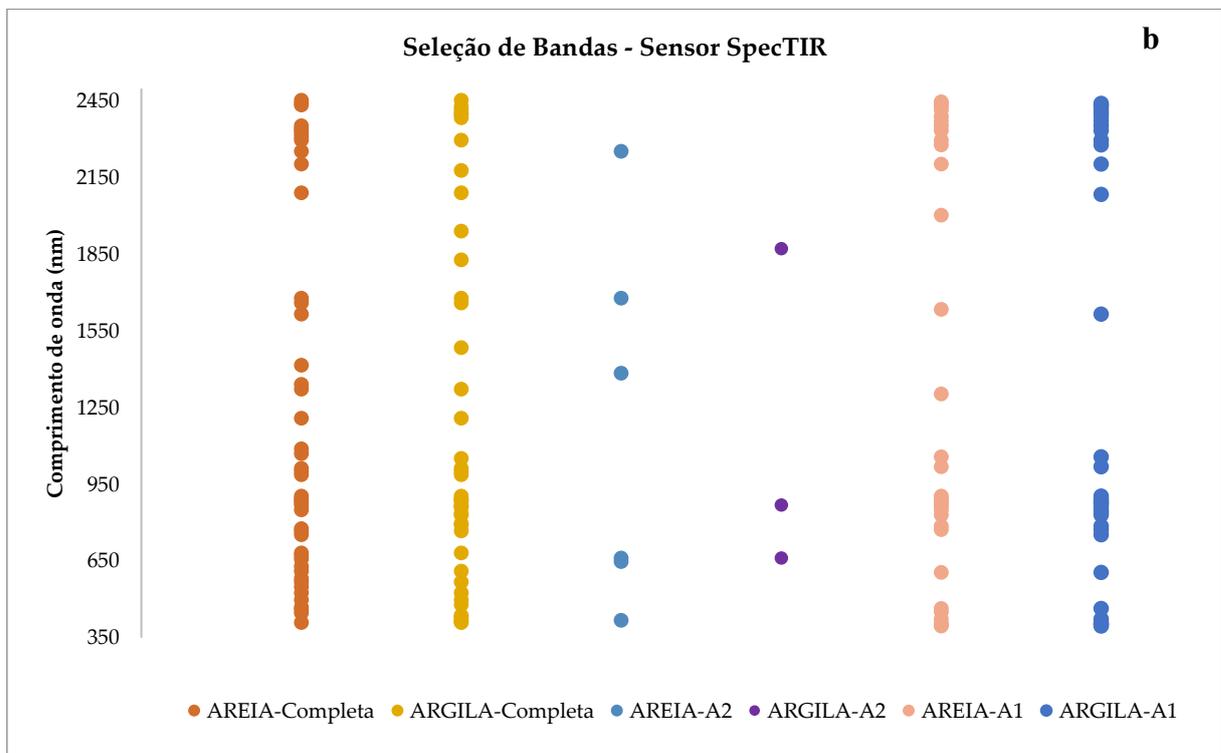
Na Figura 48 estão apresentadas as bandas selecionadas utilizando a resposta espectral do solo, com o sensor de laboratório (FieldSpec Pro). Ao utilizar a amostra completa, para a areia, a seleção de bandas foi mais bem distribuída no espectro, já para a argila foram eleitos comprimentos de onda no Visível-VS, Infravermelho Próximo NIR e na região de 2200 nm.

Figura 48 – Bandas selecionadas pelo método Backward utilizando os espectros do sensor FieldSpec.



Fonte: A autora

Figura 49 – Bandas selecionadas pelo método Backward utilizando os espectros do sensor SpecTIR



Fonte: A autora

Utilizando somente as amostras da A1, pode-se observar que método selecionou principalmente as bandas no VIS e SWIR2 (Figura 48), sendo, esta última região do espectro, influenciada pelos argilominerais. E a seleção na região espectral do VIS pode ter sido influenciada pela presença de Matéria Orgânica nas amostras, já que, para esta área, a média do teor de MO foi de  $9.5 \text{ g.kg}^{-1}$ . Segundo revisão de Dalmolin *et al.* (2005), a matéria orgânica influencia na forma e no albedo em toda o espectro, pode ainda exercer efeito de máscara, diminuindo as feições relacionadas ao ferro, principalmente na banda de absorção em torno de 900 nm. Na pesquisa de PEÓN *et al.* (2017), as bandas Hyperion na região visível, entre 427–712 nm, também foram importantes para a previsão da MO, utilizando PLSR.

Os comprimentos de onda selecionados, do sensor FieldSpec, utilizando as amostras de solo da A2 (Figura 48), estão relacionadas às repostas dos minerais silicatados, como em 2200 (caulinita), e dos óxidos de ferro, principalmente para a areia, pois nestes também foi possível observar a presença de nódulo e concreções de ferro e manganês.

Para o sensor aerotransportado (Pro SpecTIR-VS), houve maior quantidade de bandas selecionadas do que o sensor de laboratório. Quando utilizada a amostra completa, as bandas selecionadas ficaram mais distribuídas no espectro, principalmente para a argila (Figura 49), concentrando-se principalmente na área do VIS e a partir de 2200 nm. Com as amostras de solo da A1 foram selecionadas praticamente as mesmas bandas para os dois tamanhos de partículas. Já para a A2, foi selecionado a menor quantidade de bandas em comparação a todos os outros modelos, indicando que as bandas selecionadas representam melhor os atributos estudados. Isso é confirmado quando se observa a melhoria na estimativa dos dados texturais do solos da A2.(Tabela 14).

Na Tabela 14 são apresentados os resultado da validação do modelos PLSR, utilizando as varáveis selecionadas pelo método Backward. Para o sensor FiedSpec os valores de  $R^2$ , RMSE e RPD aumentaram para areia e argila, com todo a amostra completa e utilizando as amotras da A2, quando comparado com os resultados dos modelos com todas as bandas (Tabela 12).

Para os epectros do sensor aerotransportado, ao comparar com a PLSR sem seleção de dados, também houve melhoria na estimativa da areia e da argila, quando utilizado a amostra completa de solo (Tabela 13 e Tabela 14). Com as amostras da A2 ocorreu melhoria para os dois tamanhos de partículas, principalmente para areia, que alcançou RPD de 1.42, respectivamente. Já na A1 houve aumento nas métricas de validação apenas para a argila.

Tabela 14 – Resultados dos modelos PLSR, após seleção de variáveis pelo método Backward.

Dados	Textura	Nº de Fatores	R2 Calib.	R2 Valid.	R2 ajust. Valid.	REQM	Desvio Padrão	RPD
<b>FieldSpec</b>								
Amostra completa	Areia	10	0.67	0.73	0.68	6.03	11.75	1.95
	Argila	11	0.85	0.85	0.82	3.82	9.83	2.57
A1	(Areia) <sup>2</sup>	8	0.74	0.50	0.26	1181.58	1712.07	1.45
	Argila	3	0.57	0.47	0.39	6.58	9.21	1.40
A2	Areia	7	0.85	0.79	0.75	4.81	10.61	2.21
	Argila	11	0.86	0.81	0.74	3.63	8.39	2.31
<b>SpecTIR</b>								
Amostra completa	Areia	19	0.74	0.44	-0.05	10.03	13.54	1.35
	Argila	3	0.33	0.35	0.30	8.05	10.12	1.26
A1	(Areia) <sup>2</sup>	6	0.67	0.63	0.32	1185.79	2027.14	1.71
	Argila	6	0.73	0.44	-0.03	7.85	10.93	1.39
A2	Areia	5	0.58	0.49	0.37	8.45	12.00	1.42
	Argila	2	0.28	0.38	0.33	5.65	7.31	1.30

Fonte: A autora

A variância explicada (autovalores) dos fatores dos modelos da e Tabela 14, podem ser encontrados no Apêndice D

## 4.6 Estimativa da textura do solo utilizando dados espectrais de solos sem Matéria Orgânica

### 4.6.1 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais com todos os dados espectrais

Na Tabela 15, estão apresentados os resultados de validação da PLSR que foram calibradas com 70% das amostras de solo sem Matéria Orgânica - MO, utilizando a reflectância em todos os comprimentos de onda. Nos resultados da estimativa da areia, o  $R^2$ ,  $R^2$  ajust. e RPD melhoraram quando separados por região. Principalmente, na A1, que alcançou  $R^2$ ajust. de 0.75 e RPD de 2.27, com dados transformados (normalização min-max) e na A2, com  $R^2$ ajust. de 0.75 e RPD de 2.37, utilizando dados espectrais sem transformação. Já para a estimativa da argila, os melhores resultados foram observados ao se utilizar a amostra completa.

É importante observar que o número de fatores diminuiu, quando os modelos foram obtidos com amostras separadas por região (Tabela 15)

Para a que a distribuição dos teores de Areia da A1 alcançasse a normalidade foi necessária sua transformação, elevando-os a 2ª potência. Por este motivo, os valores da Raiz do Erro Quadrado Médio – RMSE e Desvio Padrão são elevados (Tabela 15).

Os melhores modelos obtidos para a A1, com base no  $R^2$  de calibração, foram obtidos utilizando a resposta espectral na forma de 1ª derivada (Tabela 15), em que, o RPD foi de 2.16 e 1.97 na estimativa da areia e argila, respectivamente. Já para a A2, com base no menor número de fatores e melhor  $R^2$  de calibração, os melhores resultados também foram obtidos utilizando-se os dados espectrais na forma de derivada, em que, o RPD foi de 2.59 para a estimativa da areia e 2.08 para a argila.

Tabela 15 – Resultados de calibração e validação da PLSR.

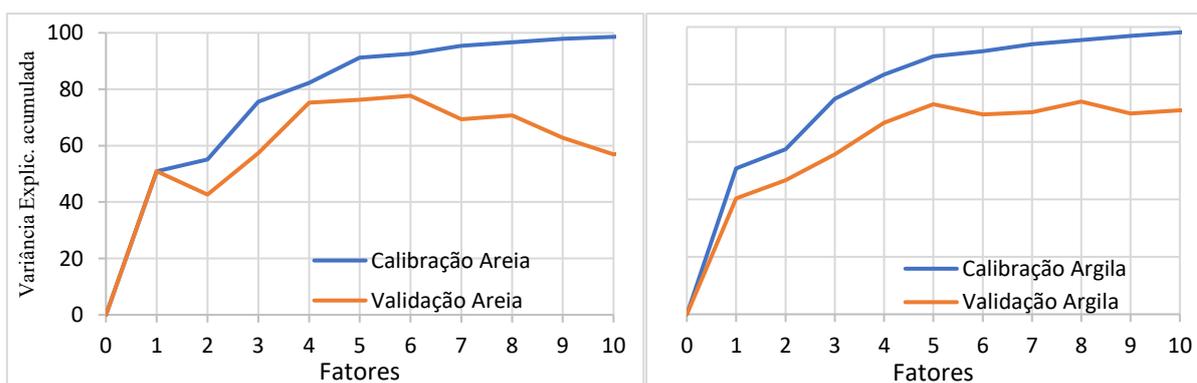
Atributo	Tratamento	Nº de Fatores	R <sup>2</sup> Calibr.	R <sup>2</sup> Valid.	R <sup>2</sup> ajust. Valid.	RMSE	Desvio Padrão	RPD
Areia	Reflectância	17	0.82	0.68	0.57	6.60	11.75	1.78
	Normalizada	14	0.78	0.65	0.55	6.92	11.75	1.70
	Derivada	12	0.97	0.67	0.60	6.70	11.75	1.75
Argila	Reflectância	11	0.76	0.81	0.77	4.22	9.83	2.33
	Normalizada	9	0.75	0.76	0.72	4.79	9.83	2.05
	Derivada	6	0.82	0.79	0.77	4.42	9.83	2.22
<b>A1 – Morada Nova</b>								
(Areia) <sup>2</sup>	Reflectância	7	0.76	0.75	0.64	841.58	1712.07	2.03
	Normalizada	5	0.71	0.80	0.75	753.57	1712.07	2.27
	Derivada	6	0.93	0.78	0.70	793.12	1712.07	2.16
Argila	Reflectância	4	0.64	0.58	0.49	5.88	9.21	1.57
	Normalizada	4	0.61	0.60	0.53	5.68	9.21	1.62
	Derivada	5	0.90	0.73	0.66	4.69	9.21	1.97
<b>A2 – Limoeiro do Norte</b>								
Areia	Reflectância	11	0.88	0.82	0.75	4.48	10.61	2.37
	Normalizada	7	0.76	0.74	0.69	5.31	10.61	2.00
	Derivada	8	0.98	0.79	0.74	4.80	10.61	2.21
Argila	Reflectância	11	0.86	0.79	0.71	3.81	8.39	2.21
	Normalizada	7	0.75	0.70	0.64	4.51	8.39	1.86
	Derivada	8	0.97	0.76	0.71	4.04	8.39	2.08

Fonte: A autora; R<sup>2</sup> - Coeficiente de determinação, R<sup>2</sup>ajust.- Coeficiente de determinação ajustado, RMSE – Raiz do Erro Quadrado Médio, RPD – Razão da Performance do Desvio

Pode-se observar na Figura 50, que 78% da variância dos dados de validação foi explicada utilizando 6 fatores para a estimativa da areia na A1. Para estimativa da Argila foram necessários 5 fatores, que explicaram 73% da variância na validação. Para a A2 (Figura 51), foram necessários 8 fatores, tanto para a areia quanto para a argila, para explicar 79% e 77% da variância na validação, respectivamente.

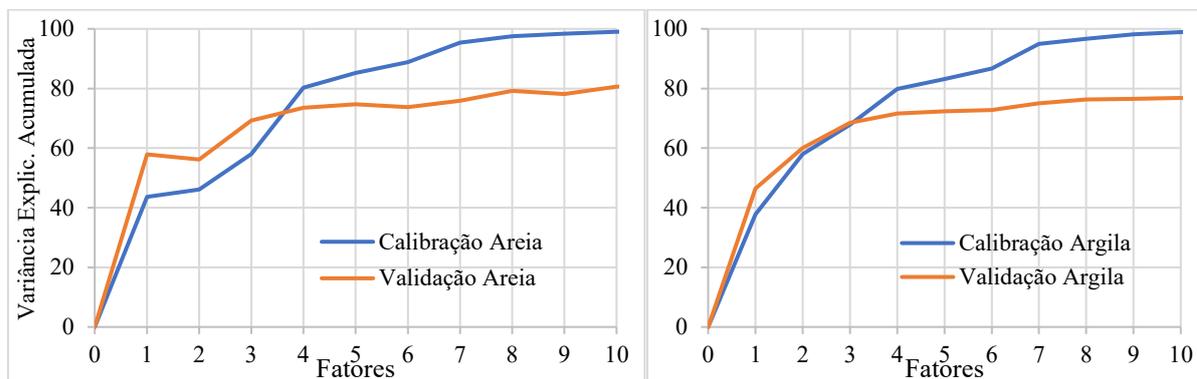
No apêndice E, podem ser observados os autovalores dos modelos caracterizados na Tabela 15.

Figura 50 – Variância explicada acumulado dos fatores dos modelos obtidos para estimativa da areia e argila, da A1, com dados em 1ª derivada.



Fonte: A autora

Figura 51 – Variância explicada acumulado dos fatores dos modelos obtidos para estimativa da areia e argila, da A2, com dados em 1ª derivada



Fonte: A autora

Ao comparar os modelos obtidos com os espectros do solo sem MOS (Tabela 15) e com MOS (Tabela 12), percebe-se que houve melhoria da estimativa da argila, utilizando amostra completa e reflectância não transformada, como também na estimativa da areia e argila, tanto da A1 quanto da A2. No entanto, com exceção da estimativa da argila para A1, foram necessários mais fatores para que os modelos estimassem melhor os atributos texturais.

#### 4.6.2 Regressão por Mínimos Quadrados Parciais após seleção de variáveis.

Para a estimar os teores de areia e argila, após realizar a PLSR com todos os dados espectrais, foram destacados os comprimentos de onda significantes, utilizados nos modelos PLSR. Na Figura 52 estão plotadas as bandas selecionadas para a segunda rodada PLSR.

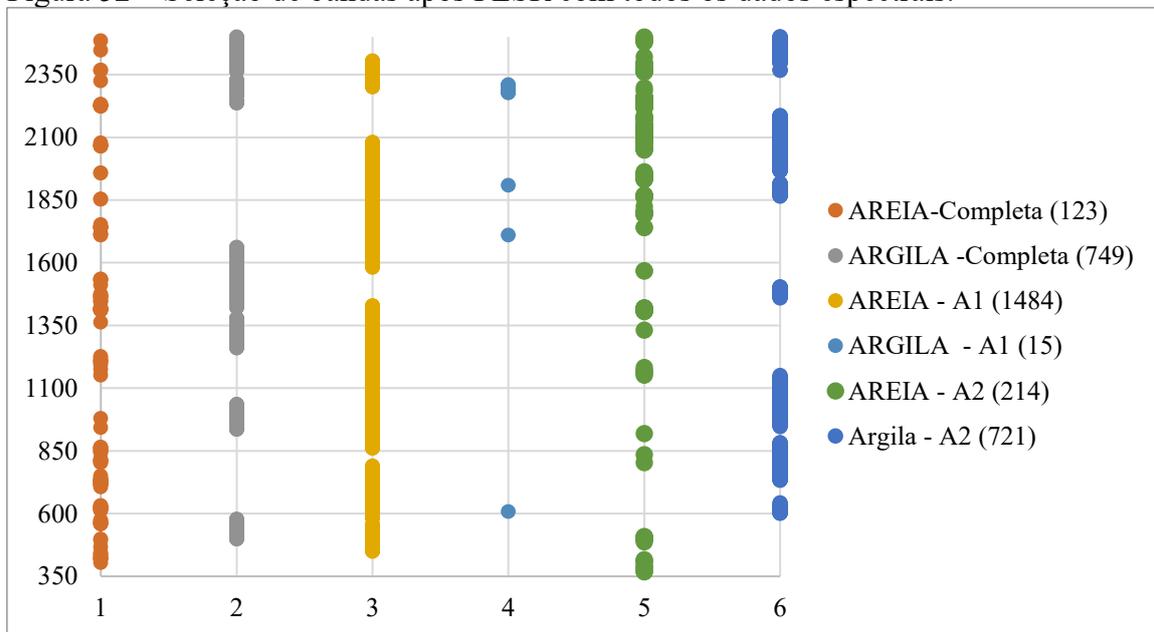
Ao utilizar a amostra completa, as bandas que mais explicaram o comportamento da areia (Figura 52) ficaram bem dispersas na extensão do espectro (350 a 2500nm). Mas para a argila, os comprimentos de onda que mais contribuíram foram os das faixas que são influenciadas pelos óxidos de ferro (500 e 900 nm) e minerais que contêm íons hidroxila (1400 e 2200 nm), como exemplo a caulina, cuja banda de absorção está centrada em 2200nm.

Para a região A1, na estimativa da areia, a PLSR obteve o maior número de bandas significativas (Figura 52), total de 1484 bandas, quando comparados com os outros modelos de estimativa da areia e argila, com amostra completa e separado por região, indicando a influência da areia (possivelmente o quartzo) na intensidade das curvas espectrais (albedo), como percebido também por Clemente *et al.* (2000). Entretanto, a estimativa da argila, na A1, gerou

o menor número de bandas significativas, com apenas 15 bandas, fixando-se em 608, 1710, 1908 e na região 2270.

A distribuição das bandas mais significativas na estimativa da Areia na A2 (Figura 52), foi similar ao ocorrido com a amostra completa, mas vale ressaltar as bandas influenciadas principalmente pelos óxidos de ferro (400 e 800nm). As bandas mais significativas na estimativa da argila da A2, foram no Infravermelho Próximo – NIR (influenciadas pelos óxidos de ferro), em torno de 1400 e 1900 (região de absorção dos argilominerais) e em torno da banda de absorção da mica ilita (a partir de 2350), que segundo Mota (2004), está presente na fração argila de Cambissolos da Chapada do Apodi.

Figura 52 – Seleção de bandas após PLSR com todos os dados espectrais.



Fonte: A autora

Na Tabela 16, podem-se observar os resultados da PLSR após selecionar as bandas mais significativas que explicaram as variáveis dependentes. Os melhores resultados encontrados foram para a estimativa da areia e argila da A2, principalmente para a areia que obteve  $R^2$ ajustado de 0.74 e RPD de 2.21.

No geral, quando comparado com os resultados da PLSR sem seleção de bandas (Tabela 15, pag. 90), os resultados da PLSR na Tabela 16, produziram menores valores de  $R^2$  e RPD. No entanto o número de fatores utilizados, para estimar a areia e argila, foram menores. Com isso, a possibilidade de gerar *overfitting* é menor. Segundo Varmuza e Filzmoser (2009),

o aumentando o número de fatores, na PLSR, torna o modelo mais complexo e, assim bem adaptados aos dados de calibração, mas não possuem generalização suficiente.

No apêndice F, podem ser observados os autovalores dos modelos da Tabela 16

Tabela 16 – Resultados da PLSR após seleção de bandas significativas.

<b>Fração</b>	<b>Nº de fatores</b>	<b>R<sup>2</sup> Calib.</b>	<b>R<sup>2</sup> Valid.</b>	<b>R<sup>2</sup> ajust. Valid.</b>	<b>RMSE</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>RPD</b>
<b>Amostra completa</b>							
Areia	13	0.77	0.67	0.58	6.72	11.75	1.75
Argila	6	0.63	0.70	0.67	5.34	9.83	1.84
<b>A1 – Morada Nova</b>							
(Areia) <sup>2</sup>	4	0.68	0.63	0.56	1015.08	1712.07	1.69
Argila	6	0.75	0.61	0.47	5.67	9.21	1.62
<b>A2 – Limoeiro do Norte</b>							
Areia	8	0.87	0.79	0.74	4.81	10.61	2.21
Argila	5	0.77	0.72	0.68	4.37	8.39	1.92

Fonte: A autora

## 5 CONCLUSÃO

Conclui-se com esta pesquisa que o melhor Índice por Diferença Normalizada encontrado, com o conjunto total de amostras de solo, foi para a estimativa da areia e para a areia e argila dos Cambissolos da Chapada do Apodi (A2).

Os dados espectrais de laboratório (FieldSpec) foram mais eficientes na estimativa dos atributos texturais dos solos do que os dados do sensor aerotransportado (SpecTIR-VS). Principalmente quando utilizado um conjunto de dados com solos e regiões distintos.

As melhores estimativas dos dados texturais do solo, com os espectros do sensor FieldSpec, foram obtidos quando se utilizou os espectros transformado por meio de 1ª derivada e Normalização min-max. Já para os espectros do SpecTir, as melhores estimativas foram obtidas utilizando os dados espectrais suavizados pelo método Savitzky-Golay.

Quando as amostras de solo foram separadas por região, as estimativas dos atributos melhoraram, principalmente na região da Chapada do Apodi (A2), utilizando os dados espectrais de laboratório, e para região de Morada Nova (A1) ao utilizar os espectros do sensor SpecTIR.

O método de seleção de bandas Backward proporcionou melhoria na estimativa da areia e argila, com todo o conjunto de amostras de solo, para os dois sensores. Destacou-se o avanço na estimativa dos dados texturais do solo por meio do sensor aerotransportado na A2. Para os dois sensores, principalmente para os dados espectrais das amostras da A2, as bandas selecionadas pelo método Backward se encontram principalmente na faixa do visível, referente as respostas dos óxidos de ferro, e a partir de 2200 nm, que está relacionado a reposta dos argilominerais silicatados. Para as amostras da A1 também foram selecionadas bandas na região de 1400 e 1900nm.

O efeito da Matéria Orgânica – MO diminuiu o fator reflectância nos solos das duas áreas estudadas e, principalmente na A1, promovendo o mascaramento da feição de absorção em 900 nm, que é referente a presença de óxido de ferro.

A partir das transformações dos dados espectrais, foi possível avaliar e estimar melhor os teores de areia e argila utilizando amostras de solo sem MO. Sendo que, as melhores estimativas foram obtidas utilizando os dados transformados na forma de derivada primeira. Pois, além de ter gerado as melhores métricas estatísticas de predição ( $R^2$ , RPD e RMSE), os modelos utilizaram o menor número de fatores quando comparado com a reflectância íntegra e com os dados espectrais normalizados.

Utilizando a seleção de bandas mais significativas na PLSR, os modelos produziram menores valores das métricas estatísticas de predição, quando comparados com os modelos utilizando a reflectância em todos os comprimentos de onda. Entretanto, houve a utilização de menos fatores para estimar os dados texturais de amostras de solos sem MO. Os comprimentos de onda selecionados foram na região VIS e NIR, referente a resposta dos óxidos de ferro no comportamento espectral do solo, como também no SWIR, referente as bandas de absorção dos argilominerais silicatados.

Quando comparados os modelos preditivos, utilizando o comportamento espectral das amostras de solo com e sem matéria Orgânica, é possível perceber a melhoria na estimativa dos teores de areia e argila, após retirada a MO, quando observado os valores de  $R^2$ , RPD e RMSE.

## REFERÊNCIAS

- AMARAL, C. H. D. *et al.* Characterization of indicator tree species in neotropical environments and implications for geological mapping. **Remote Sensing of Environment**, 2016, 2018. 385-400.
- ANGELOPOULOU, *et al.* From Laboratory to Proximal Sensing Spectroscopy or Soil Organic Carbon Estimation—A Review. **Sustainability**, 12, n. 443, 2020. 1-24.
- BAUMGARDNER, M. F. *et al.* Effects of Organic Matter on the Multispectral Properties of Soils. **Proceedings of the Indiana Academy of Science**, 79, 1970. 413-422.
- BELLINASSO, H. **Biblioteca espectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 265. 2009.
- BRADY, N. C.; WEIL, R. R. **Elementos da Natureza e Propriedades dos Solos**. 3<sup>a</sup>. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013. 704 p.
- BROWN, D. J. *et al.* Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, 132, 2006. 273–290.
- CALVIN, W. M.; LITTLEFIELD, E. F.; KRATT, C. Remote sensing of geothermal-related minerals for resource exploration in Nevada. **Geothermics**, 53, 2015. 517–526.
- CAMPOS, C. C. M. *et al.* Dependência espacial de atributos físicos e hídricos de um espodossolo da zona da mata de Pernambuco. **Revista de Biologia e Ciências da Terra**, 07, 2007. 84-91.
- CASA, R. *et al.* A comparison of sensor resolution and calibration strategies for soil texture estimation from hyperspectral remote sensing. **Geoderma**, 2013. 17-26.
- CASTALDI, F. *et al.* Estimation of soil properties at the field scale from satellite data: a comparison between spatial and non-spatial techniques. **European Journal of Soil Science**, n. 65, November 2014. 842–851.
- CLARK, R. N.; ROUSH, T. L. Reflectance Spectroscopy' Quantitative Analysis Techniques for Remote Sensing Applications. **JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH**, 89, n. B7, July 1984. 6329-6340.
- CLEMENTE, C. A. *et al.* Reflectância espectral e mineralogia de materiais formados sobre diabásio. **Scientia Agricola**, Piracicaba, 57, n. 1, 2000.
- CRUZ, M. A. S. *et al.* Caracterização granulométrica e mineralógica dos sedimentos como suporte para análise de contaminação ambiental em nascentes do rio Subaé, Feira de Santana (BA). **Geochimica Brasiliensis**, 27, n. 1, 2013. 49-62.
- DALMOLIN, R. S. D. *et al.* Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, 35, n. 2, 2005. 481-489.
- DANIEL, K. W. *et al.* Analysis of VNIR (400–1100 nm) spectral signatures for estimation of

soil organic matter in tropical soils of Thailand. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 3, p. 643–652, FEBRUARY 2004.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L. ANÁLISE TEMPORAL DO USO DO SOLO E COMPARAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI E SAVI NO MUNICÍPIO DE SANTA CRUZ DO RIO PARDO – SP USANDO IMAGENS LANDSAT-5. **RA'E GA: O ESPAÇO GEOGRÁFICO EM ANÁLISE**, Curitiba, 2011. 234-271.

DEMATTÊ, *et al.* Determining soil water status and other soil characteristics by spectral proximal sensing. **Geoderma**, n. 135, 2006. 179–195.

DEMATTÊ, J. A. M. *et al.* Visible–NIR reflectance: a new approach on soil evaluation. **Geoderma**, v. 121, p. 95 – 112, 2004.

DEMATTÊ, J. A. M. *et al.* Uso de imagens de satélite na discriminação de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista. **Pesq. agropec. bras**, 40, n. 7, 2005b. 697-706.

DEMATTÊ, J. A. M. *et al.* Spectral regionalization of tropical soils in the estimation of soil attributes. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, 2016. 589-598.

DEMATTÊ, J. A. M. *et al.* Assessment of sugarcane harvesting residue effects on soil spectral behavior. **Scientia Agricola**, 73, n. 2, 2016b. 159-168.

DEMATTÊ, J. A. M.; EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R. Influência da matéria orgânica e de formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, 62, n. 3, 2003. 451-464.

DEMATTÊ, J. A. M.; MAFRA, A. L.; BERNARDES, F. F. Comportamento espectral de materiais de solos e de estruturas biogênicas associada. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, n. 22, 1998. 621-630.

DEMATTÊ, J. A. M.; TOLEDO, A. M. A.; SIMÕES, M. S. Metodologia para reconhecimento de três solos por sensores: laboratorial e orbital. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, 28, n. 5, 2004. 877-889.

DEWITTE, O. *et al.* Satellite remote sensing for soil mapping in Africa: An overview. **Progress in Physical Geograph**, 36, n. 4, 2012. 514–538.

DICK, D. P.; SCHWERTMANN, J. Microaggregates from Oxisols and Inceptisols: dispersion through selective dissolutions and physicochemical treatments. **GEODERMA**, n. 74, 1996. 49-63.

DNOCS. **Departamento Nacional de Obras Contra a Seca**. Disponível em: [https://www.dnocs.gov.br/~dnocs/doc/canais/perimetros\\_irrigados/ce/morada\\_nova.html](https://www.dnocs.gov.br/~dnocs/doc/canais/perimetros_irrigados/ce/morada_nova.html). Acesso em: 03 Janeiro 2020.

DNOCS. Perímetro Irrigado jaguaribe Apodi. **Departamento Nacional de Obras Contra Seca**. Disponível em: [https://www.dnocs.gov.br/~dnocs/doc/canais/perimetros\\_irrigados/ce/jaguaribe\\_apodi.html](https://www.dnocs.gov.br/~dnocs/doc/canais/perimetros_irrigados/ce/jaguaribe_apodi.html). Acesso em: 12 Novembro 2019.

ELACHI, C. **Introduction to the physics and techniques of remote sensing**. New York: Wiley, 1987.

EMBRAPA, E. B. D. P. A. **Manual de métodos de análise de solo**. 3<sup>a</sup>. ed. Brasília: EMBRAPA, 2017.

EMBRAPA, E. B. D. P. A. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5<sup>a</sup>. ed. Brasília: Embrapa, 2018.

EPIPHANIO, J. C. M. *et al.* **Comportamento espectral de Solos do estado de São Paulo**. São José dos Campos: INPE, 1992. 131 p.

FERNANDES, R. B. A. *et al.* QUANTIFICAÇÃO DE ÓXIDOS DE FERRO DE LATOSSOLOS BRASILEIROS POR ESPECTROSCOPIA DE REFLETÂNCIA DIFUSA. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 28, 2004. 245-257.

FERREIRA, M. F. Caracterização Física do Solo. In: VAN LIER, Q. J. **Física do Solo**. 1<sup>a</sup>. ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, v. 1, 2010. p. 1-27.

FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento Remoto em Agricultura**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017. 284 p.

FRANCESCHINI, M. H. D. *et al.* Abordagens semiquantitativa e quantitativa na avaliação da textura do solo por espectroscopia de refletância bidirecional no VIS-NIR-SWIR. **Pesq. agropec. bras**, Brasília, 48, n. 12, 2013. 1569-1582.

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**, n. 75, 2001. 245-255.

GATTO, L. C. S. **DIAGNÓSTICO AMBIENTAL DA BACIA DO RIO JAGUARIBE: DIRETRIZES GERAIS PARA A ORDENAÇÃO TERRITORIAL**. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística-IBGE. Salvador, p. 77. 1999.

GELADI, . Chemometrics in spectroscopy. Part 1. Classical Chemometrics. **Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy**, 58, n. 5, 2003. 767-782.

GENÚ, A. M.; DEMATTÊ, J. A. M. Espectrorradiometria de solos e comparação com sensores orbitais. **Bragantia**, Campinas, 71, n. 1, 2012. 82-89.

GENÚ, A. M.; DEMATTÊ, J. A. M.; NANNI, M. R. Caracterização e comparação do comportamento espectral de atributos do solo obtidos por sensores orbitais (ASTER e TM) e terrestre (IRIS). **Ambiência**, Guarapuava (PR), 9, n. 2, 2013. 279 - 288.

GOMES, D. F. *et al.* Estudos Hidroquímicos e Isotópicos(<sup>18</sup>O) do Aquífero do rio Banabuiú - Trecho Morada Nova - Ceará. **Revista de geologia**, Fortaleza, 2010. 32-48.

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

GUO, *et al.* Mapping field-scale soil organic carbon with unmanned aircraft system acquired time series multispectral images. **Soil & Tillage Research**, 2020. 1-13.

GUO, L. *et al.* Prediction of soil organic carbon stock by laboratory spectral data and airborne hyperspectral images. **Geoderma**, 337, 2019. 32-41.

HAN, J.; KAMBER, M.; PEI, J. **Data Mining: Concepts and Techniques**. 3<sup>a</sup>. ed. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2011. 744 p. ISBN ISBN 0123814790, 9780123814791.

HUETE, A. R.; ESCADAFAL, R. Assessment of Biophysical Soil Properties Through Spectral Decomposition Techniques. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 149-159, 1991.

HUNT, G. R. Near-infrared (1.3-2.4  $\mu$ m) spectra of alteration minerals; potential for use in remote sensing. **Geophysics**, v. 44, p. 1974-1986, Dezembro 1979.

INDA JUNIOR, A. V. *et al.* Variáveis relacionadas à estabilidade de complexos organo-minerais em solos tropicais e subtropicais brasileiros. **Ciência Rural**, Santa Maria, 37, n. 5, 2007. 1301-1307.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: [s.n.], 1989. 561 p.

LADONI, *et al.* Estimating soil organic carbon from soil reflectance: a review. **Precision Agric**, 11, 2010. 82-99.

LIAO, K. *et al.* Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. **Soil Science and Plant Nutrition**, n. 59, 2013. 488-500.

LORENZZETTI, J. A. **Princípios físicos de sensoriamento remoto**. São Paulo: Blucher, 2015.

MADEIRA NETTO, J. D. S.; BAPTISTA, G. M. D. M. **Reflectância Espectral de Solo**. Planaltina: EMBRAPA Cerrados, v. 25, 2000. 55 p.

MARTENS, H.; MARTENS, M. Modified Jack-knife estimation of parameter uncertainty in bilinear modelling by partial least squares regression. **Food Quality and Preference**, 11, 2000. 5-16.

MATTHEW, M. W. *et al.* Status of atmospheric correction using a MODTRAN4-based algorithm. In: SHEN, S. S.; DESCOUR, M. R. **Algorithms for multispectral, hyperspectral and ultraspectral imagery VI**. Bellingham: SPIE Proceedings, v. 4049, 2000. p. 199 - 207.

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

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília, 2012. 266 p.

MILLER, A. **Subset Selection in Regression**. 2<sup>a</sup>. ed. Boca Raton: A CRC Press Company, 2002. 247 p.

MOREIRA, L. C. J. **USO DO SENSORIAMENTO REMOTO PARA AVALIAR O PROCESSO DE SALINIZAÇÃO NO PERÍMETRO IRRIGADO DE MORADA NOVA**

- CE. Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, p. 134. 2014.

MOREIRA, L. J. D. S. **CARACTERIZAÇÃO DE SOLOS, CONCREÇÕES E NÓDULOS FERRUGINOSOS EM UMA TOPOSEQUÊNCIA NA CHAPADA DO APODI - CE.** Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, p. 77. 2012.

MOTA, J. C. A. **CARACTERIZAÇÃO FÍSICA, QUÍMICA E MINERALÓGICA, COMO SUPORTE PARA O MANEJO, DOS PRINCIPAIS SOLOS EXPLORADOS COM A CULTURA DO MELÃO NA CHAPADA DO APODI – RN.** Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, p. 115. 2004.

MUKAKA, M. M. A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research. **Malawi Med J**, 24, n. 3, September 2012. 69–71.

NOCITA, M. *et al.* Predictions of soil surface and topsoil organic carbon content through the use of laboratory and field spectroscopy in the Albany Thicket Biome of Eastern Cape Province of South Africa. **Geoderma**, 2011. 295–302.

NOVO, E. M. L. D. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações.** 4ª. ed. São Paulo: Blucher, 2010.

NOVO, E. M. L. D. M.; PONZONI, F. J. **INTRODUÇÃO AO SENSORIAMENTO REMOTO.** INPE. São José dos Campos, p. 68. 2001.

OLIVEIRA, D. P. **GÊNESE DE CAMBISSOLOS DESENVOLVIDOS DE ROCHA CALCÁRIA NA CHAPADA DO APODI-CE.** Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, p. 105. 2012.

PALACIOS-ORUETA, A.; USTIN, S. L. Remote Sensing of Soils in the Santa Monica Mountains: I. Spectral analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 65, n. 2, p. 170–183, 1998.

PENG, *et al.* Assessing the contributions of sesquioxides and soil organic matter to aggregation in an Ultisol under long-term fertilization. **Soil & Tillage Research**, n. 146, 2015. 89–98.

PEÓN, *et al.* Prediction of Topsoil Organic Carbon Using Airborne and Satellite Hyperspectral Imagery. **Remote Sensing**, 9, n. 1211, 2017. 1-22.

PEREIRA, R. C. M.; SILVA, E. V. Solos e vegetação do Ceará: características gerais. In: SILVA, J. B.; CAVALCANTE, T. C.; DANTAS, E. W. C. **Ceará: Um Novo Olhar Geográfico.** Fortaleza: Edições Demócrito Rocha, v. Volume único, 2005. p. 189 -210.

RAMAROSON, V. H. *et al.* Mineralogical analysis of ferralitic soils in Madagascar using NIR spectroscopy. **Catena**, 168, 2018. 102-109.

ROCHA NETO, O. C. **ESTIMATIVA DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA POR MEIO DE DADOS HIPERESPECTRAIS EM SOLOS AFETADOS POR SAIS.** Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, p. 117. 2016.

ROCHA NETO, O. C. D. *et al.* Hyperspectral Remote Sensing for Detecting Soil Salinization Using ProSpecTIR-VS Aerial Imagery and Sensor Simulation. **Remote Sensing**, 9, n. 42,

2017. 1-16.

RUDORFF, C. M.; NOVO, E. M. L. M.; GALVÃO, L. S. **Spectral mixture analysis of inland tropical Amazon floodplain waters using EO-1 Hyperion**. Geoscience and Remote Sensing Symposium. Denver, USA: IEEE International. 2006.

SANCHES, I. D.; SOUZA FILHO, C. R.; KOKALY, R. F. Spectroscopic remote sensing of plant stress at leaf and canopy levels using the chlorophyll 680 nm absorption feature with continuum removal. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 97, 2014. 111-122.

SANTOS, D. *et al.* **Manual de Descrição e Coleta de Solo no Campo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2015. 102 p.

SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. E. Smoothing and differentiation of data by simplified least square procedure. **Analytical Chemistry**, Washington, 36, 1964. 1627-1639.

SCHAETZL, R.; ANDERSON, S. **Soils: Genesis and Geomorphology**. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.

SHIMABUKURO, Y. E.; PONZONI, F. J. **Mistura Espectral: Modelo linear e aplicações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017. 127 p.

SOUSA JUNIOR, J. G. D. A.; DEMATTÊ, J. A. M.; GENÚ, A. M. COMPORTAMENTO ESPECTRAL DOS SOLOS NA PAISAGEM A PARTIR DE DADOS COLETADOS POR SENSORES TERRESTRE E ORBITAL. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, n. 32, 2008. 727-738.

SOUSA JUNIOR, J. G.; DEMATTÊ, J. A. M.; ARAÚJO, S. R. Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: potencial e custos. **Bragantia**, Campinas, 70, n. 3, 2011. 610-621.

SOUZA, A. B. *et al.* Ratio of Clay Spectroscopic Indices and its approach on soil morphometry. **Geoderma**, 2020. 1-5.

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

STONER, E. R.; BAUMGARDNER, M. F. Data acquisition through remote sensing. In: BEATTY, M. T. **Planning the Uses and Management of Land**. Madison: Soil Science Society of America, 1986. p. 159-185.

TERRA, F. D. S.; DEMATTÊ, J. A. M.; ROSSEL, R. V. **Discriminação de solos baseada em espectroscopia de reflectância VisNIR**. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Iguaçú: INPE. 2013. p. 9224-9232.

THOMPSON, L. M.; TROEH, F. **Solos e fertilidade do solo**. 6ª. ed. São Paulo: Andrei Editora LTDA, 2007. 718 p.

TOLEDO, G. L.; OVAL, I. I. **Estatística Básica**. 2ª. ed. São Paulo: Atlas, 1985. 459 p.

VARMUZA, ; FILZMOSER,. **Introduction to Multivariate Statistical Analysis in**

**Chemometrics.** Boca Raton: CRC Press, 2009. 321 p.

VISCARRA ROSSEL, *et al.* Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, 131, 2006. 59-75.

VISCARRA ROSSEL, *et al.* Baseline estimates of soil organic carbon by proximal sensing: Comparing design-based, model-assisted and model-based inference. **Geoderma**, 265, 2016. 152-163.

XU, *et al.* Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis–NIR spectroscopy. **Geoderma**, n. 310, 2018. 29-43.

## APÊNDICE A – ROTINA DESENVOLVIDA NO MATLAB E UTILIZADA PARA OBTENÇÃO DE ÍNDICES POR DIFERENÇA NORMALIZADA

```

%Tese de doutorado: ESPECTRORRADIOMETRIA DE REFLECTÂNCIA NA OBTENÇÃO DA
%GRANULOMETRIA E MATÉRIA ORGÂNICA DE HORIZONTE SUPERFICIAL DE NEOSSOLO
%FLUVICO E CAMBISSOLO
%Autora: Eurileny Lucas de Almeida / Odílio Coimbra Rocha da Neto
%Orientador: Adunias dos Santos Teixeira

clear all
clc
% CARREGANDO OS DADOS ESPECTRAIS E TEXTURAIS
load 'FieldSpec_tudo.txt'
load 'TEXTURA_tudo.txt'
% RENOMEANDO AS VARIÁVEIS
x = FieldSpec_tudo';
y = TEXTURA_tudo(:,3);
% CALCULANDO TODAS AS POSSÍVEIS RAZÕES DE BANDA
[bandas,amostras] = size(x);
razaob=zeros((bandas*(bandas-1))/2,amostras);
for s=2:amostras
    cont =0;
    for i=1:bandas
        for j=(i+1):bandas
            cont = cont+1;
            razaob(cont, (1:2))= [x(i,1),x(j,1)];
            razaob(cont, (s+1))= (x(j,s)-x(i,s))/(x(j,s)+x(i,s));
        end
    end
end

%CALCULANDO O COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO

tm = length(razaob);

%dados para MQ
beta = zeros(tm,2);
r2 = zeros (tm,3);
acc =0;

for i=1:tm

    xt = razaob(i, (3:end));
    tm2 = length(xt);
    yt = y;
    Xt = [ones(tm2,1), xt'];
    betaTemp = inv(Xt'*Xt)*Xt'*yt;
    yt2 = Xt*betaTemp;
    beta(i,:) = betaTemp;
    ytm = mean(yt); yt2m = mean(yt2);
    SQtot = sum((yt-ytm).^2); SQexp = sum((yt2-yt2m).^2);
    r2(i,:) = [razaob(i,1),razaob(i,2), (SQexp/SQtot)];
    if (r2(i,3)>0.30)
        acc = acc +1;
        melhorr2(acc,:) = r2(i,:);
    end
end

end

```

**APÊNDICE B – ANOVA DA REGRESSÃO PARA OS MODELOS DE CALIBRAÇÃO,  
UTILIZANDO O ÍNDICE POR DIFERENÇA NORMALIZADA COMO VARIÁVEL  
INDEPENDENTE. PAG. 71**

→ Utilizando os dados espectrais do sensor **FieldSpec**

<b>AREIA - AMOSTRA COMPLETA</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.53							
R-Quadrado	0.29	Regressão	1.00	7198.58	7198.58	60.21	0.00	
R-quadrado ajustado	0.28	Resíduo	151.00	18051.87	119.55			
Erro padrão	10.93	Total	152.00	25250.45				
Observações	153.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	87.26	5.04	17.33	0.00	77.31	97.21	77.31	97.21
Variável X 1	-565.78	72.91	-7.76	0.00	-709.84	-421.72	-709.84	-421.72

<b>ARGILA- AMOSTRA COMPLETA</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.77							
R-Quadrado	0.59	Regressão	1.00	9190.78	9190.78	214.30	0.00	
R-quadrado ajustado	0.58	Resíduo	151.00	6476.12	42.89			
Erro padrão	6.55	Total	152.00	15666.90				
Observações	153.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	1.18	1.76	0.67	0.50	-2.30	4.66	-2.30	4.66
Variável X 1	269.72	18.42	14.64	0.00	233.31	306.12	233.31	306.12

<b>AREIA - A1</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.59							
R-Quadrado	0.35	Regressão	1.00	62518702.70	62518702.70	30.81	0.00	
R-quadrado ajustado	0.34	Resíduo	57.00	115658836.79	2029102.40			
Erro padrão	1424.47	Total	58.00	178177539.48				
Observações	59.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	4094.32	312.05	13.12	0.00	3469.44	4719.19	3469.44	4719.19
Variável X 1	-509009.38	91700.73	-5.55	0.00	-692636.93	-325381.84	-692636.93	-325381.84

<b>RESUMO DOS RESULTADOS</b>								
<b>ARGILA - A1</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.68							
R-Quadrado	0.46	Regressão	1.00	2294.33	2294.33	47.90	0.00	
R-quadrado ajustado	0.45	Resíduo	57.00	2730.24	47.90			
Erro padrão	6.92	Total	58.00	5024.57				
Observações	59.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	14.12	1.09	12.90	0.00	11.93	16.32	11.93	16.32
Variável X 1	4680.67	676.31	6.92	0.00	3326.39	6034.95	3326.39	6034.95

<b>AREIA - A2</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.78							
R-Quadrado	0.61		Regressão	1.00	7277.97	7277.97	154.68	0.00
R-quadrado ajust	0.61		Resíduo	98.00	4611.10	47.05		
Erro padrão	6.86		Total	99.00	11889.07			
Observações	100.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	108.35	4.95	21.91	0.00	98.54	118.17	98.54	118.17
Variável X 1	-1056.78	84.97	-12.44	0.00	-1225.40	-888.16	-1225.40	-888.16

<b>ARGILA - A2</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.82							
R-Quadrado	0.67		Regressão	1.00	4455.82	4455.82	196.97	0.00
R-quadrado ajust	0.66		Resíduo	98.00	2216.92	22.62		
Erro padrão	4.76		Total	99.00	6672.74			
Observações	100.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	-22.83	3.79	-6.03	0.00	-30.35	-15.31	-30.35	-15.31
Variável X 1	345.46	24.62	14.03	0.00	296.62	394.31	296.62	394.31

→ Utilizando os dados espectrais do sensor **SpecTIR-VS**

<b>AREIA - AMOSTRA COMPLETA</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.43							
R-Quadrado	0.18		Regressão	1.00	3859.56	3859.56	21.35	0.00
R-quadrado ajusta	0.17		Resíduo	96.00	17352.11	180.75		
Erro padrão	13.44		Total	97.00	21211.67			
Observações	98.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	14.01	6.86	2.04	0.04	0.39	27.64	0.39	27.64
Variável X 1	-205.40	44.45	-4.62	0.00	-293.63	-117.17	-293.63	-117.17

<b>ARGILA - AMOSTRA COMPLETA</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.55							
R-Quadrado	0.30		Regressão	1.00	3255.76	3255.76	40.76	0.00
R-quadrado ajusta	0.29		Resíduo	96.00	7667.43	79.87		
Erro padrão	8.94		Total	97.00	10923.19			
Observações	98.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	26.86	0.91	29.50	0.00	25.06	28.67	25.06	28.67
Variável X 1	80.72	12.64	6.38	0.00	55.62	105.81	55.62	105.81

<b>AREIA - A1</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.49							
R-Quadrado	0.24	Regressão	1.00	19419116.86	19419116.86	9.93	0.00	
R-quadrado ajustado	0.22	Resíduo	31.00	60593983.71	1954644.64			
Erro padrão	1398.09	Total	32.00	80013100.57				
Observações	33.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	-2146.20	1440.70	-1.49	0.15	-5084.52	792.13	-5084.52	792.13
Variável X 1	-17863.27	5667.35	-3.15	0.00	-29421.91	-6304.63	-29421.91	-6304.63

<b>ARGILA - A1</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.45							
R-Quadrado	0.20	Regressão	1.00	607.37	607.37	7.81	0.01	
R-quadrado ajustado	0.18	Resíduo	31.00	2411.68	77.80			
Erro padrão	8.82	Total	32.00	3019.05				
Observações	33.00							
	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	42.50	8.36	5.08	0.00	25.44	59.55	25.44	59.55
Variável X 1	99.44	35.59	2.79	0.01	26.86	172.02	26.86	172.02

<b>AREIA - A2</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.48							
R-Quadrado	0.23	Regressão	1.00	1729.02	1729.02	19.35	0.00	
R-quadrado ajustado	0.22	Resíduo	63.00	5629.17	89.35			
Erro padrão	9.45	Total	64.00	7358.20				
Observações	65.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	78.14	7.74	10.09	0.00	62.67	93.62	62.67	93.62
Variável X 1	209.80	47.69	4.40	0.00	114.49	305.11	114.49	305.11

<b>ARGILA - A2</b>								
<i>Estatística de regressão</i>		ANOVA						
			<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>	
R múltiplo	0.44							
R-Quadrado	0.20	Regressão	1.00	857.16	857.16	15.32	0.00	
R-quadrado ajustado	0.18	Resíduo	63.00	3524.91	55.95			
Erro padrão	7.48	Total	64.00	4382.07				
Observações	65.00							
	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Interseção	6.87	6.48	1.06	0.29	-6.08	19.82	-6.08	19.82
Variável X 1	-145.43	37.16	-3.91	0.00	-219.68	-71.18	-219.68	-71.18

## APÊNDICE C – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR UTILIZANDO TODOS OS DADOS ESPECTRAIS

Auto valores - Sensor FieldSpec																							
Part.	Trat.	Amost	Fator-1	Fator-2	Fator-3	Fator-4	Fator-5	Fator-6	Fator-7	Fator-8	Fator-9	Fator-10	Fator-11	Fator-12	Fator-13	Fator-14	Fator-15	Fator-16	Fator-17	Fator-18	Fator-19	Fator-20	
Areia Todas	Reflec.	Calib.	22.4	22.7	27.3	29.7	31.6	39.1	41.6	47.0	49.5	56.7	62.1	70.5	71.5	73.4	76.2	81.2	83.2	84.6	86.5	88.5	
		Valid.	11.4	12.6	20.0	26.6	26.6	45.1	49.4	47.7	51.1	64.3	68.6	66.2	67.7	71.6	71.4	71.2	71.0	69.5	74.0	73.3	
	S-Golay	Calib.	22.4	22.7	27.3	29.7	31.6	39.1	41.6	47.0	49.4	56.6	61.9	70.2	71.2	72.9	75.4	79.9	81.7	83.0	84.5	86.0	
		Valid.	11.4	12.6	20.0	26.6	26.6	45.1	49.4	47.7	51.1	64.3	68.6	66.2	67.7	71.5	71.5	71.3	71.1	69.6	73.7	73.0	
	Norm.	Calib.	13.0	18.3	31.1	33.9	34.9	40.8	45.8	50.8	53.4	58.9	70.4	72.1	73.8	76.0	80.1	82.3	85.2	86.3	87.4	89.9	
		Valid.	11.5	13.3	30.6	33.9	35.6	44.8	51.2	54.9	54.0	60.9	68.0	69.2	73.7	69.1	71.0	68.8	68.9	70.0	70.6	69.6	
	Derivada	Calib.	9.4	26.0	29.9	43.4	58.0	73.1	77.7	83.8	87.5	90.6	92.5	95.2	96.8	98.1	98.9	99.2	99.5	99.7	99.8	99.9	
		Valid.	11.3	19.1	15.7	36.7	44.3	61.7	64.7	63.3	67.7	63.0	57.9	57.2	58.6	59.1	58.0	59.0	59.1	58.6	58.6	58.3	
	Argila Todas	Reflec.	Calib.	47.2	55.4	57.8	62.0	64.2	70.4	72.1	74.1	75.3	78.6	80.3	82.9	83.5	84.3	85.7	87.3	89.9	91.1	92.5	93.7
			Valid.	37.9	52.1	57.6	61.4	67.6	72.0	72.3	72.2	73.1	77.1	79.4	78.9	79.3	81.3	81.0	81.3	84.5	82.3	81.5	81.0
		S-Golay	Calib.	47.2	55.4	57.8	62.0	64.2	70.4	72.1	74.1	75.2	78.5	80.2	82.7	83.4	84.0	85.2	86.5	88.7	89.7	90.8	92.0
			Valid.	37.9	52.1	57.6	61.4	67.6	72.0	72.3	72.2	73.1	77.0	79.4	78.9	79.3	81.2	81.0	81.4	84.4	82.1	81.7	80.8
Norm.		Calib.	48.0	54.8	57.2	63.3	64.7	70.4	72.8	75.7	76.7	78.1	81.7	82.9	84.0	85.1	88.3	89.7	91.1	91.9	92.7	94.1	
		Valid.	53.4	58.1	60.7	65.8	67.8	73.3	73.4	72.6	72.2	72.5	75.2	76.3	79.5	78.8	75.9	78.2	78.5	78.0	79.3	77.4	
Derivada		Calib.	32.2	59.2	62.2	71.0	77.3	83.2	86.2	89.8	92.1	94.4	95.8	97.0	98.1	98.6	99.2	99.4	99.6	99.8	99.9	99.9	
		Valid.	44.9	56.7	54.5	66.1	69.6	73.8	76.1	76.6	80.2	78.3	73.6	73.8	72.3	73.8	73.3	74.0	74.3	73.8	74.1	74.0	
Areia A1		Reflec.	Calib.	24.7	34.7	53.1	61.8	66.0	69.5	77.1	80.9	82.7	84.3	86.0	88.1	91.3	95.7	97.3	98.1	98.5	99.3	99.6	99.8
			Valid.	10.7	10.7	35.1	40.2	35.6	59.2	52.4	44.2	48.8	54.1	44.2	50.4	32.5	40.5	45.7	40.9	43.0	27.1	22.9	25.6
		S-Golay	Calib.	24.7	34.7	53.1	61.8	66.0	69.5	77.1	80.8	82.5	84.0	85.6	87.5	90.4	94.8	96.5	97.4	97.8	98.8	99.2	99.5
			Valid.	10.7	10.7	35.1	40.2	35.6	59.2	52.5	44.2	48.9	54.1	44.5	50.5	32.5	37.8	42.6	36.6	39.2	17.4	8.9	11.4
	Normal	Calib.	21.2	29.0	47.3	59.7	64.6	67.9	74.5	79.4	83.4	84.0	86.4	88.8	94.3	96.7	97.4	98.2	98.9	99.2	99.6	99.7	
		Valid.	15.4	22.2	50.3	62.4	46.9	58.8	56.6	44.4	28.6	29.4	41.8	44.1	45.2	43.0	44.7	42.2	32.3	35.7	31.8	32.1	
	Derivada	Calib.	17.6	51.1	71.4	80.7	84.7	89.6	92.6	96.0	97.8	99.1	99.7	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	
		Valid.	11.3	26.2	29.8	46.5	57.4	61.9	64.7	63.1	58.2	54.8	59.6	57.5	56.0	56.4	56.2	56.5	56.3	56.3	56.3	56.3	
	Argila A1	Reflec.	Calib.	43.1	54.1	61.5	69.7	76.3	81.1	82.7	86.4	87.5	88.5	89.5	91.6	93.3	96.0	97.0	98.0	98.6	99.2	99.5	99.7
			Valid.	30.4	44.3	58.7	55.1	48.3	67.6	65.2	48.4	53.7	50.3	44.7	45.2	45.5	53.6	55.1	56.7	52.0	43.9	43.2	39.4

Areia A2	S-Golay	Calib.	43.1	54.1	61.5	69.7	76.3	81.1	82.7	86.3	87.4	88.4	89.3	91.0	92.6	95.1	96.0	97.0	97.6	98.4	99.0	99.2
		Valid.	30.4	44.3	58.7	55.1	48.3	67.6	65.2	48.6	53.8	50.5	45.4	45.9	46.3	54.0	56.0	57.7	52.9	44.2	41.9	36.6
	Norm.	Calib.	25.5	39.4	55.2	68.3	78.8	81.3	83.5	86.9	89.1	90.7	92.2	93.6	96.2	97.2	98.1	98.6	99.1	99.4	99.7	99.9
		Valid.	22.4	42.2	44.7	60.6	66.6	68.3	64.4	45.8	33.9	45.9	46.9	57.3	62.9	55.1	57.8	56.1	52.9	57.8	54.3	50.0
	Derivada	Calib.	21.4	61.6	77.8	84.6	88.8	92.9	96.2	97.4	98.5	99.3	99.6	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	0.8	46.7	41.3	59.7	69.1	71.6	71.7	69.1	68.2	69.3	69.0	69.1	69.2	69.8	70.0	70.0	70.1	70.1	70.1	70.1
	Reflec.	Calib.	10.0	37.0	52.9	58.6	74.3	77.2	78.1	81.3	82.9	85.6	86.5	87.8	88.9	90.1	91.5	93.2	95.2	96.7	97.3	98.4
		Valid.	20.7	52.4	58.1	68.5	75.5	77.4	78.4	78.1	75.9	78.1	78.5	80.2	81.4	80.7	77.7	78.8	79.7	80.5	78.8	78.1
	S-Golay	Calib.	10.0	37.0	52.9	58.6	74.3	77.2	78.1	81.3	82.8	85.5	86.3	87.5	88.5	89.4	90.6	91.8	93.5	95.0	95.7	96.9
		Valid.	20.7	52.4	58.1	68.5	75.5	77.4	78.4	78.1	76.0	78.1	78.5	80.1	81.4	81.0	78.4	79.2	80.1	80.7	78.7	77.2
	Norm.	Calib.	36.8	45.1	62.2	64.1	70.2	75.0	79.4	82.0	83.9	84.8	86.2	87.1	88.1	88.7	91.0	92.7	95.8	97.3	98.6	98.9
		Valid.	51.4	56.3	61.0	65.2	71.2	77.9	77.9	79.9	77.9	75.2	74.8	75.4	75.3	73.5	73.4	76.3	75.0	77.3	72.0	72.2
	Derivada	Calib.	27.9	47.2	66.5	80.6	84.7	88.8	92.6	95.5	96.9	98.2	98.8	99.3	99.7	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	43.8	46.6	67.2	77.9	78.6	82.3	81.8	78.9	79.4	77.7	78.3	77.4	78.1	77.5	77.2	77.6	77.7	77.5	77.5	77.5
	Reflec.	Calib.	12.1	53.6	64.5	66.5	73.4	74.9	76.7	78.8	80.2	83.3	84.4	86.6	88.3	89.5	91.6	94.0	95.5	96.8	97.5	98.3
		Valid.	25.6	64.3	68.0	67.8	72.5	72.1	73.6	73.3	71.8	77.3	77.5	77.4	78.6	79.7	78.1	78.1	83.0	83.2	84.2	84.0
	S-Golay	Calib.	12.1	53.6	64.5	66.5	73.4	74.9	76.6	78.8	80.1	83.1	84.1	86.1	87.6	88.6	90.4	92.5	94.0	95.4	96.3	97.2
		Valid.	25.6	64.3	68.0	67.8	72.5	72.1	73.6	73.3	71.9	77.3	77.5	77.3	78.5	79.6	78.0	77.5	82.4	82.5	83.8	83.8
Norm.	Calib.	50.4	54.7	63.6	64.7	72.6	75.9	77.7	80.9	82.5	83.9	84.8	86.7	89.1	90.3	92.8	94.0	95.7	96.7	97.8	98.8	
	Valid.	63.7	67.0	65.5	67.5	69.2	73.7	77.3	78.6	78.2	75.3	75.3	76.6	78.7	77.9	76.7	80.7	81.6	80.4	81.9	80.1	
Derivada	Calib.	18.1	52.1	69.6	80.3	83.7	91.7	93.4	95.8	97.6	98.8	99.3	99.5	99.8	99.9	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	
	Valid.	20.9	52.5	67.1	74.0	73.5	74.7	76.9	77.2	76.5	75.9	77.8	77.6	77.9	78.0	77.8	78.0	77.6	77.8	77.8	77.8	

## Auto valores - Sensor SpecTIR

Part.	Trat.	Amost	Fator-1	Fator-2	Fator-3	Fator-4	Fator-5	Fator-6	Fator-7	Fator-8	Fator-9	Fator-10	Fator-11	Fator-12	Fator-13	Fator-14	Fator-15	Fator-16	Fator-17	Fator-18	Fator-19	Fator-20
Areia Todas	Reflec.	Calib.	0.3	7.3	21.8	32.6	38.2	41.1	46.4	50.7	54.3	59.0	64.4	70.1	74.7	78.7	82.8	84.3	86.5	88.7	89.5	90.4
		Valid.	-3.5	-2.4	13.4	25.6	27.9	29.8	11.8	10.0	9.0	3.7	-0.1	-1.5	-2.5	-10.4	-26.0	-18.4	-34.8	-51.7	-56.9	-65.2
	S-Golay	Calib.	0.3	6.7	19.3	30.3	34.8	36.0	41.8	45.4	51.0	54.9	60.9	65.6	73.5	76.9	79.2	81.5	83.3	84.7	86.1	87.6
		Valid.	-3.4	-6.4	11.6	26.2	28.4	33.3	15.0	9.3	6.4	8.4	14.4	11.1	-1.1	-14.3	-24.3	-23.4	-27.3	-41.4	-38.2	-48.3
	Norm.	Calib.	1.2	5.1	10.5	30.9	32.8	38.0	45.1	47.8	54.4	59.5	64.7	70.5	74.3	77.6	80.5	82.6	85.4	86.3	87.7	89.5
		Valid.	1.9	-5.9	0.6	-7.7	2.7	6.7	-6.9	-11.3	-15.2	-27.5	-22.8	-23.3	-22.4	-20.5	-29.2	-34.2	-49.7	-53.1	-59.9	-51.1
	Derivada	Calib.	11.4	27.9	35.0	39.9	45.1	54.5	58.1	63.3	68.3	72.6	75.6	78.7	80.8	83.8	86.7	88.6	89.2	90.2	91.8	92.2
		Valid.	-4.2	-7.4	11.4	7.2	2.5	-7.0	-11.6	-14.2	-8.6	-2.2	0.0	-8.3	-23.6	-37.4	-51.8	-48.5	-51.4	-56.0	-61.4	-64.7
Argila Todas	Reflec.	Calib.	23.2	32.1	33.5	37.5	38.9	45.6	51.7	54.3	57.4	61.2	65.8	68.8	73.3	76.4	80.6	82.6	84.7	86.5	87.7	88.7
		Valid.	14.1	26.9	33.1	28.4	26.8	29.7	15.3	10.6	17.6	18.4	16.5	14.9	4.1	-12.3	-27.6	-19.5	-29.4	-42.4	-51.8	-59.0
	S-Golay	Calib.	23.1	32.0	33.3	36.9	38.0	43.7	48.1	51.3	54.8	58.9	62.5	65.5	70.0	73.8	76.7	78.3	81.6	82.7	84.2	85.6
		Valid.	14.0	26.4	32.4	27.9	26.4	29.7	16.5	6.8	15.3	18.3	21.0	15.9	1.6	-20.6	-33.9	-29.3	-42.0	-53.9	-59.0	-69.4
	Norm.	Calib.	20.3	27.4	32.4	35.1	41.3	46.0	52.6	54.1	62.0	65.6	67.9	71.1	75.0	77.0	79.4	82.1	83.8	85.3	86.6	87.7
		Valid.	19.1	20.6	31.0	31.5	20.7	23.4	8.9	5.8	-2.5	-2.3	-2.5	-6.3	-8.8	-17.3	-26.4	-39.0	-43.7	-42.7	-45.8	-47.4
	Derivada	Calib.	32.0	36.8	41.4	46.9	53.6	55.9	59.9	66.7	69.8	72.9	75.5	79.0	80.7	83.2	86.0	87.0	88.4	89.6	90.7	91.4
		Valid.	30.3	19.1	20.7	15.7	0.0	-5.4	-14.0	-8.2	-7.4	-8.2	-10.6	-25.7	-40.0	-56.8	-67.6	-71.6	-76.0	-78.3	-75.5	-78.9
Areia A1	Reflec.	Calib.	0.8	17.8	38.2	56.7	59.9	72.5	77.7	81.2	85.0	88.2	92.1	94.9	97.1	98.7	99.5	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0
		Valid.	-0.9	17.7	43.9	63.2	66.5	60.1	50.5	48.7	28.9	16.2	3.2	5.9	-8.4	-1.5	-6.4	-5.0	-6.4	-8.3	-9.8	-8.3
	S-Golay	Calib.	0.8	17.2	37.1	56.2	60.5	72.2	77.4	80.6	84.6	87.5	91.4	94.1	96.5	98.2	99.1	99.7	99.9	99.9	100.0	100.0
		Valid.	-0.9	17.2	43.3	63.3	66.1	59.5	49.6	48.1	27.6	16.7	3.3	3.6	-15.9	-9.2	-14.6	-13.6	-16.2	-21.3	-23.0	-21.4
	Normal	Calib.	1.8	10.9	49.5	56.2	66.6	74.8	81.2	85.0	88.3	91.7	93.7	95.2	97.5	98.5	99.3	99.6	99.7	99.8	99.9	100.0
		Valid.	-3.3	-2.2	25.8	32.7	48.2	59.5	54.9	44.1	32.4	7.4	0.6	-13.1	-16.8	-21.1	-23.9	-21.9	-18.3	-18.2	-19.2	-19.4
	Derivada	Calib.	22.4	50.3	66.6	72.8	82.1	86.8	89.7	91.6	94.1	96.6	97.8	98.8	99.6	99.8	99.9	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	10.1	26.0	28.4	40.5	37.1	27.2	29.9	24.1	18.5	19.2	4.9	2.6	-2.0	-1.2	-4.4	-4.2	-4.4	-4.3	-4.3	-3.2
Argila A1	Reflec.	Calib.	4.0	22.1	34.7	49.6	56.1	76.5	81.3	84.8	88.9	92.7	93.7	96.8	98.4	99.1	99.5	99.8	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	4.6	29.5	26.5	37.1	35.1	28.2	15.4	18.7	11.8	5.5	1.8	-21.4	-48.4	-44.1	-42.9	-40.2	-38.7	-36.3	-35.6	-36.4
	S-Golay	Calib.	4.0	22.0	36.1	51.2	55.8	76.1	80.6	84.0	88.2	91.9	92.8	95.8	97.7	98.6	99.1	99.7	99.9	99.9	100.0	100.0

		Valid.	4.6	29.6	26.8	37.2	33.8	26.6	13.6	17.5	12.1	9.8	5.3	-20.5	-59.0	-55.1	-54.7	-57.2	-60.4	-56.0	-53.1	-53.4
	Norm.	Calib.	4.0	24.7	36.2	54.3	56.7	71.5	82.4	86.1	90.6	93.4	95.4	96.9	97.8	98.8	99.3	99.6	99.7	99.8	99.9	100.0
		Valid.	0.4	17.4	16.6	17.3	19.6	25.9	3.4	3.2	-13.1	-33.3	-42.5	-54.1	-55.6	-66.1	-75.5	-72.6	-71.8	-70.9	-71.2	-71.5
	Derivada	Calib.	23.8	49.8	59.5	66.1	77.9	82.3	89.5	93.3	95.2	96.4	98.3	99.2	99.7	99.9	99.9	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	6.8	-	-	-20.1	-31.0	-33.1	-52.4	-55.2	-64.7	-65.7	-86.0	-83.4	-79.2	-84.1	-84.1	-86.6	-86.7	-86.9	-85.8	-84.1
	Reflec.	Calib.	1.7	16.9	41.6	55.6	62.3	65.9	71.3	77.4	81.5	84.4	87.8	89.8	91.9	93.8	94.5	96.1	97.1	97.8	98.3	98.7
		Valid.	-1.8	-4.4	15.0	10.2	13.7	19.9	10.3	10.7	8.8	11.3	10.1	5.2	-13.3	-13.1	-7.1	-16.2	-18.8	-33.3	-38.5	-38.6
	S-Golay	Calib.	1.7	16.8	41.4	54.5	61.0	64.3	69.1	75.1	78.6	81.9	85.8	87.8	89.2	90.8	92.9	94.6	96.7	97.2	97.9	98.3
		Valid.	4.9	-0.1	12.0	7.8	3.5	5.0	1.6	-10.3	-27.4	-36.0	-39.5	-19.6	-15.7	-8.1	1.7	6.4	7.6	4.7	5.6	6.8
Areia A2	Norm.	Calib.	11.5	23.2	34.7	47.0	61.5	71.9	78.2	83.1	86.2	89.9	91.4	92.8	94.2	94.8	95.9	96.9	97.5	97.9	98.3	98.7
		Valid.	12.3	23.9	4.3	3.3	-1.8	7.5	-0.1	-2.5	-14.8	-11.0	-15.6	-15.3	-26.3	-27.0	-21.8	-22.5	-17.3	-22.8	-28.1	-27.2
	Derivada	Calib.	17.7	35.4	57.1	63.7	70.0	75.5	79.4	83.4	85.5	87.0	89.0	91.6	93.1	94.4	95.7	97.0	97.5	98.3	98.6	99.1
		Valid.	-	-	-	-26.1	-36.4	-44.1	-49.4	-21.3	-13.1	-6.5	-5.6	-4.2	2.5	4.8	1.8	-9.4	-5.7	-6.7	-8.6	-14.4
	Reflec.	Calib.	5.3	9.0	32.7	43.6	50.5	60.7	67.6	70.5	75.8	79.4	81.6	83.9	87.6	89.5	92.2	94.1	95.4	96.2	97.0	97.6
		Valid.	8.2	-2.5	-5.8	-10.7	-25.4	-41.2	-69.0	-85.8	-	-	-95.7	-88.9	-75.5	-99.4	-	-	-	-	-	-
	S-Golay	Calib.	5.3	8.9	32.3	42.2	48.1	56.7	65.2	71.0	73.3	74.7	77.3	79.7	84.9	87.6	90.0	92.3	94.1	95.0	96.2	96.7
		Valid.	8.2	-2.4	-6.2	-10.4	-21.9	-35.1	-79.4	-	-	-	-	-	-96.6	-	-	-	-	-	-	-
Argila A2	Norm.	Calib.	8.0	25.8	32.8	41.0	53.7	64.2	70.9	74.2	78.7	82.8	84.7	88.4	90.2	91.6	93.3	94.7	95.7	96.8	97.3	97.7
		Valid.	2.8	-6.7	-	-31.9	-59.0	-65.1	-76.5	-79.7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Derivada	Calib.	14.8	28.5	44.9	54.1	59.6	64.7	69.9	74.4	79.1	82.2	85.1	88.7	91.4	93.0	94.5	95.9	96.7	97.4	98.5	99.1
		Valid.	-	-	-	-	-	-	-	-	-97.1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		Valid.	30.0	56.3	73.7	100.7	125.6	131.6	144.2	119.0	109.6	126.8	153.9	155.7	158.8	169.3	188.1	194.2	195.3	191.9	203.1	



**APÊNDICE E – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR UTILIZANDO OS TODOS OS DADOS ESPECTRAIS, COM AMOSTRAS DE SOLO SEM MOS**

Part.	Trat.	Amost	Fator-1	Fator-2	Fator-3	Fator-4	Fator-5	Fator-6	Fator-7	Fator-8	Fator-9	Fator-10	Fator-11	Fator-12	Fator-13	Fator-14	Fator-15	Fator-16	Fator-17	Fator-18	Fator-19	Fator-20
Areia Todas	Reflec.	Calib.	9.2	16.7	24.2	26.6	31.8	46.3	50.2	55.9	57.7	59.7	62.8	69.8	73.5	75.0	77.6	81.3	81.9	84.4	86.2	89.6
		Valid.	5.4	18.4	24.1	25.9	25.9	40.7	48.8	48.3	56.5	55.7	57.0	61.1	57.1	64.5	65.4	67.0	68.1	62.7	56.7	55.3
	Norm.	Calib.	13.6	20.2	24.1	32.6	36.7	49.7	54.0	54.8	61.5	66.5	69.9	74.7	76.2	78.0	79.4	81.8	84.4	86.2	88.2	90.5
		Valid.	11.8	16.0	21.8	25.4	27.7	43.6	51.6	47.2	50.9	53.3	57.9	56.1	57.7	64.9	63.7	62.6	60.9	61.0	60.3	58.7
	Derivada	Calib.	11.6	19.9	36.7	48.9	64.7	70.3	76.8	84.1	89.1	93.8	95.9	97.2	98.6	99.2	99.5	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0
		Valid.	13.5	26.0	23.0	41.6	54.8	58.7	57.8	53.9	61.6	62.2	65.4	67.1	65.9	66.6	68.1	69.1	68.6	69.0	68.8	68.5
Argila Todas	Reflec.	Calib.	34.8	50.5	54.5	57.4	60.9	66.7	70.6	71.8	73.5	74.9	75.7	78.7	80.0	80.8	82.4	83.5	85.4	87.4	89.6	91.5
		Valid.	41.4	59.4	64.4	65.4	67.5	75.2	75.8	77.3	79.2	80.3	81.3	78.6	80.7	80.3	80.4	81.8	80.0	77.2	74.7	75.8
	Norm.	Calib.	47.6	50.3	54.9	59.2	60.9	67.6	70.8	71.4	75.3	76.9	78.4	80.3	81.0	82.1	83.2	84.3	86.8	89.2	91.9	94.2
		Valid.	55.5	58.5	61.0	63.1	65.5	71.1	71.6	74.4	75.9	74.7	74.3	75.5	78.2	79.0	80.3	79.1	78.7	77.1	74.1	72.0
	Derivada	Calib.	39.4	47.4	61.1	67.5	76.1	82.3	85.3	88.7	93.2	95.8	97.0	98.2	99.0	99.4	99.7	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0
		Valid.	48.9	60.3	62.9	69.1	73.7	79.5	80.1	79.2	78.3	78.0	78.5	79.7	76.9	77.5	78.7	78.4	78.3	78.3	78.3	78.3
Areia A1	Reflec.	Calib.	27.3	42.2	50.6	67.8	69.8	75.0	75.8	80.0	81.6	84.1	86.5	87.9	94.8	95.5	97.3	98.3	98.6	98.9	99.3	99.7
		Valid.	10.7	18.0	35.5	66.3	68.6	70.7	74.9	68.2	65.0	61.6	57.9	59.2	53.5	53.0	55.9	40.0	33.1	27.5	31.0	38.2
	Normal	Calib.	25.7	66.9	67.5	68.8	70.7	75.3	81.1	82.5	85.6	87.5	88.7	91.3	94.2	95.0	96.8	97.6	98.4	99.3	99.6	99.7
		Valid.	31.2	69.3	73.4	76.7	79.9	80.2	73.7	66.8	57.6	49.4	41.3	25.4	22.2	23.5	30.9	37.0	42.7	49.5	45.4	41.3
	Derivada	Calib.	50.9	55.1	75.6	82.3	91.2	92.6	95.3	96.7	97.9	98.6	99.3	99.6	99.8	99.9	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	50.9	42.6	57.4	75.3	76.2	77.7	69.4	70.7	62.8	56.9	59.2	58.3	55.2	56.6	57.3	56.2	56.2	56.1	56.4	56.9
Argila A1	Reflec.	Calib.	41.1	50.7	56.1	63.9	68.0	71.4	73.9	78.0	79.8	82.7	84.4	88.7	91.4	93.9	96.8	97.5	97.9	99.0	99.5	99.6
		Valid.	19.4	38.6	49.2	57.8	46.0	48.9	53.5	56.2	55.7	45.7	44.8	19.4	38.5	53.5	39.9	40.7	31.1	26.5	35.2	39.3
	Norm.	Calib.	23.5	56.2	58.4	61.1	72.4	75.3	79.6	81.9	83.9	87.0	88.3	89.8	92.4	93.6	95.9	97.5	98.2	99.3	99.5	99.7
		Valid.	39.8	54.2	54.6	60.6	44.5	31.3	43.3	44.4	34.9	29.6	23.2	48.0	54.7	48.7	54.9	52.7	57.5	54.7	59.6	59.5
	Derivada	Calib.	50.8	57.5	74.9	83.4	89.8	91.5	94.0	95.4	96.9	98.1	99.1	99.3	99.6	99.8	99.9	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
		Valid.	40.4	46.6	55.7	66.7	73.2	69.5	70.3	74.0	69.9	71.0	70.3	69.0	68.6	68.9	69.6	69.4	69.3	69.6	69.7	69.6



**APÊNDICE F – AUTOVALORES DOS MODELOS PLSR, APÓS SELEÇÃO DAS BANDAS SIGNIFICATIVAS, COM AMOSTRAS DE SOLO SEM MOS**

	Dados	Amost.	Fator-1	Fator-2	Fator-3	Fator-4	Fator-5	Fator-6	Fator-7	Fator-8	Fator-9	Fator-10	Fator-11	Fator-12	Fator-13	Fator-14	Fator-15	Fator-16	Fator-17	Fator-18	Fator-19	Fator-20	
Areia	Todas	Calib.	9.3	16.4	26.2	28.7	34.3	41.5	49.6	56.1	58.6	62.7	68.9	74.5	76.5	77.3	79.6	80.4	81.8	83.5	84.2	85.6	
		Valid.	5.2	3.2	7.5	12.1	4.0	1.8	14.1	15.7	14.8	24.2	42.7	57.1	61.4	61.7	59.9	53.6	46.1	35.1	34.1	31.6	
	A1	Calib.	25.5	47.1	55.5	67.8	69.0	71.8	74.5	78.3	82.6	85.1	87.2	88.6	92.4	94.4	95.6	97.1	97.9	99.0	99.4	99.7	
		Valid.	22.6	31.6	45.4	61.1	61.0	53.8	56.6	45.9	40.9	42.4	42.6	28.9	30.5	33.2	39.1	29.5	29.7	28.6	33.5	33.5	
	A2	Calib.	12.7	43.8	52.4	60.2	64.2	81.4	83.4	86.9	88.1	89.1	90.0	92.1	92.4	93.7	94.3	95.3	96.0	97.3	98.0	98.4	
		Valid.	10.1	36.9	42.3	51.6	56.4	73.2	77.0	80.9	81.3	81.3	82.0	84.6	85.1	81.4	81.3	79.2	77.7	75.2	72.7	72.4	
Argila	Todas	Calib.	38.7	50.8	56.6	58.8	61.4	63.1	65.0	68.1	69.7	72.2	74.2	77.6	80.1	82.3	85.8						
		Valid.	39.9	47.2	44.4	52.4	53.8	56.2	55.2	49.9	45.5	50.0	49.6	51.0	55.4	53.3	51.8						
	A1	Calib.	49.6	51.2	64.1	67.3	71.6	74.7	76.5	77.0	77.7	77.8											
		Valid.	48.3	34.8	31.8	47.2	61.5	64.3	55.2	54.9	53.6	54.0											
	A2	Calib.	14.4	45.1	58.7	67.2	76.6	78.9	79.2	79.5	80.5	82.0	84.3	85.8	88.1	90.3	93.2	95.5	97.3	98.3	99.0	99.4	
		Valid.	6.3	32.8	59.7	62.2	73.4	73.7	74.2	73.1	70.3	66.5	69.1	65.5	68.7	64.1	64.8	64.4	66.1	64.5	62.9	63.2	

**APÊNDICE G – TEORES DE AREIA, SILTE, ARGILA, CARBONO E MATÉRIA ORGÂNICA DE TODAS AS AMOSTRAS DE SOLO. OS PONTOS QUE SE INICIAM COM A LETRA M SÃO DA A1 E AS QUE SE INICIAM COM A LETRA L SÃO DA A2**

<b>PONTO</b>	<b>Longitude</b>	<b>Latitude</b>	<b>AREIA (%)</b>	<b>SILTE (%)</b>	<b>ARGILA (%)</b>	<b>COT (g/kg)</b>	<b>MOS (g/kg)</b>
L001	608362.4	9428215.7	48.19	16.29	35.52	15.70	27.07
L002	608360.0	9428163.0	46.79	24.16	29.05	14.82	25.55
L003	608356.0	9428114.0	48.18	18.14	33.68	13.68	23.58
L004	608354.0	9428058.0	41.90	18.96	39.15	12.66	21.83
L005	608356.5	9428005.7	41.48	21.77	36.75	11.91	20.53
L006	608356.4	9427944.9	29.71	22.48	47.81	10.82	18.65
L007	608352.7	9427887.8	35.21	22.31	42.48	12.28	21.17
L008	608347.0	9427823.3	33.61	23.12	43.27	12.41	21.39
L009	608345.0	9427742.2	33.46	35.47	31.07	11.67	20.12
L010	608313.6	9427685.1	46.11	23.56	30.33	14.18	24.45
L011	608256.2	9427655.7	48.56	19.56	31.88	13.62	23.48
L012	608189.7	9427657.7	47.24	19.81	32.95	14.01	24.15
L013	608125.1	9427657.8	48.62	17.38	34.01	9.04	15.58
L014	608051.2	9427650.5	55.51	17.62	26.87	11.18	19.27
L015	607958.8	9427643.3	56.33	17.81	25.86	12.66	21.83
L016	607887.0	9427633.0	52.91	17.82	29.27	14.06	24.24
L017	607883.0	9427701.0	55.21	17.27	27.52	15.58	26.86
L018	607957.1	9427713.3	51.40	22.90	25.69	15.79	27.22
L019	608043.9	9427740.8	53.48	18.93	27.59	11.02	19.00
L020	608197.1	9427657.7	51.05	20.11	28.83	15.58	26.86
L021	608193.7	9427812.5	47.34	24.33	28.33	12.99	22.39
L022	610745.5	9425881.1	55.37	20.78	23.85	13.62	23.48
L023	610574.9	9425850.5	44.03	25.61	30.35	8.38	14.45
L024	610878.4	9425788.8	54.86	26.15	18.99	11.53	19.88
L025	610669.3	9425771.3	42.82	23.19	33.99	12.41	21.39
L026	610918.8	9425678.2	52.47	21.85	25.68	15.59	26.88
L027	610722.4	9425671.3	47.71	28.99	23.30	11.76	20.27
L028	611048.1	9425659.5	49.93	23.21	26.86	11.06	19.07
L029	610786.4	9425574.1	43.02	27.73	29.26	15.47	26.67
L030	611108.7	9425438.3	59.16	21.33	19.51	11.91	20.53
L031	610839.8	9425480.5	22.97	29.65	47.39	7.90	13.62
L032	611006.9	9425305.8	43.10	23.39	33.52	16.33	28.15
L033	610918.6	9425407.6	39.13	28.99	31.88	14.24	24.55
L034	610947.6	9425191.7	33.07	27.07	39.87	13.21	22.77
L035	610888.9	9425278.4	40.92	25.57	33.51	13.45	23.19
L036	610864.6	9425228.7	35.47	26.59	37.94	15.43	26.60
L037	610903.4	9425177.8	35.74	29.61	34.65	17.92	30.89
L038	610805.5	9425239.8	34.42	25.22	40.36	14.06	24.24
L039	610889.4	9425152.5	41.22	22.39	36.39	13.12	22.62

L040	610785.2	9425291.4	33.92	29.05	37.02	17.31	29.84
L041	610863.7	9425171.7	36.00	28.55	35.45	16.08	27.72
L042	610770.5	9425346.7	30.03	26.55	43.42	14.85	25.60
L043	610803.5	9425124.9	33.85	43.02	23.13	13.01	22.43
L044	610765.1	9425402.0	31.66	26.07	42.27	12.77	22.02
L045	610738.3	9425147.0	29.35	27.74	42.91	14.18	24.45
L046	610731.9	9425483.2	27.51	26.75	45.74	15.47	26.67
L047	610677.3	9425118.7	50.31	19.09	30.60	14.24	24.55
L048	610685.7	9425433.5	38.78	25.00	36.23	12.52	21.58
L049	610607.0	9425166.7	50.04	18.56	31.40	13.20	22.75
L050	610626.5	9425415.1	23.69	33.54	42.78	13.87	23.91
L051	610540.7	9425165.5	50.97	23.00	26.02	15.35	26.46
L052	610571.1	9425385.7	33.82	26.50	39.69	14.98	25.83
L053	610477.1	9425233.3	59.15	20.80	20.06	13.99	24.12
L054	610521.2	9425367.4	44.15	19.60	36.25	13.81	23.81
L055	610420.8	9425268.7	59.79	19.22	20.99	13.63	23.50
L056	610691.2	9425389.2	39.18	27.82	33.01	12.48	21.52
L057	610415.7	9425325.2	50.58	17.15	32.28	14.22	24.52
L058	610705.8	9425332.1	40.01	26.12	33.87	14.18	24.45
L059	610481.1	9425280.8	44.02	21.30	34.68	13.73	23.67
L060	610681.7	9425276.9	38.13	25.61	36.26	12.61	21.74
L061	610537.0	9425235.0	48.11	19.63	32.26	12.48	21.52
L062	610604.2	9425328.6	34.29	26.59	39.12	12.24	21.10
L063	610564.0	9425203.1	42.64	20.93	36.43	12.97	22.36
L064	610528.5	9425302.9	43.45	22.82	33.73	12.73	21.95
L065	610623.6	9425190.8	48.72	18.01	33.27	14.36	24.76
L066	610583.8	9425254.9	42.79	19.44	37.77	14.22	24.52
L067	611393.2	9425059.4	66.39	10.57	23.04	13.56	23.37
L068	610733.4	9425217.8	37.51	21.54	40.95	12.85	22.15
L069	611346.7	9425169.7	68.28	13.88	17.84	13.12	22.62
L070	611618.1	9425155.6	66.82	11.23	21.95	11.42	19.69
L071	611256.5	9425170.8	65.90	9.04	25.06	12.76	22.00
L072	611564.6	9425205.4	63.69	13.30	23.02	12.97	22.36
L073	611269.5	9425248.6	56.47	15.03	28.50	16.85	29.05
L074	611507.4	9425242.4	71.03	11.48	17.50	13.21	22.77
L075	611205.6	9425265.9	66.34	22.73	10.93	14.91	25.70
L076	611433.6	9425286.7	68.30	10.96	20.74	7.66	13.21
L077	611157.4	9431174.9	57.74	17.78	24.48	10.82	18.65
L078	611359.7	9425288.7	66.44	14.75	18.81	14.49	24.98
L079	611099.4	9431196.0	51.78	19.76	28.45	8.51	14.67
L081	611040.8	9431196.1	41.87	17.18	40.96	8.75	15.09
L082	611289.5	9425299.9	63.95	19.08	16.97	16.97	29.26
L083	610983.2	9431237.6	52.78	29.64	17.58	16.08	27.72
L084	611895.7	9431239.4	46.78	17.55	35.67	9.21	15.88
L085	611036.7	9431272.6	44.26	18.99	36.75	10.94	18.86
L086	611831.1	9431309.6	32.47	24.05	43.48	10.18	17.55

L087	611085.3	9431306.1	52.99	14.65	32.36	9.09	15.67
L088	611779.3	9431285.7	36.51	34.69	28.79	13.70	23.62
L089	611131.8	9431259.4	55.73	6.95	37.32	8.48	14.62
L090	611742.3	9431243.4	53.38	27.32	19.30	13.94	24.03
L091	611167.6	9431191.6	60.44	17.67	21.89	8.51	14.67
L092	611747.8	9431197.3	52.39	20.39	27.22	12.76	22.00
L093	609579.6	9430570.6	54.48	16.94	28.58	13.25	22.84
L094	611821.7	9431186.1	53.40	22.25	24.35	12.15	20.95
L095	609581.0	9430520.3	67.82	12.41	19.77	14.34	24.72
L096	609385.5	9430408.7	49.50	24.59	25.92	9.60	16.55
L097	609631.6	9430511.8	46.08	19.26	34.65	8.26	14.24
L098	609389.2	9430358.9	42.92	27.57	29.51	8.51	14.67
L099	609626.9	9430460.2	63.45	15.24	21.31	10.82	18.65
L100	609442.7	9430347.8	52.50	21.63	25.87	9.36	16.14
L101	609680.0	9430449.7	63.91	14.36	21.73	12.64	21.79
L102	609518.5	9430347.7	41.88	28.33	29.79	11.06	19.07
L103	609694.5	9430401.6	53.87	20.43	25.70	14.95	25.77
L104	609512.8	9430290.6	43.84	33.21	22.95	10.82	18.65
L105	609749.4	9430382.3	63.66	21.53	14.81	16.10	27.76
L106	609575.7	9430329.1	51.40	16.85	31.75	10.21	17.60
L107	609731.0	9430445.3	60.56	16.68	22.76	12.15	20.95
L108	609498.3	9430421.4	45.05	28.30	26.66	10.45	18.02
L109	609677.6	9430503.5	33.88	38.53	27.59	10.09	17.40
L110	609553.7	9430450.8	56.75	17.41	25.84	9.36	16.14
L111	609642.4	9430553.7	59.73	17.10	23.17	9.96	17.17
L112	609515.0	9430491.4	50.10	15.46	34.44	10.94	18.86
L113	609616.8	9430586.1	64.60	13.59	21.81	14.58	25.14
L114	609154.1	9426511.9	45.03	25.60	29.37	13.37	23.05
L115	609201.9	9426550.6	35.67	30.94	33.39	10.82	18.65
L116	609093.2	9426554.4	47.64	21.29	31.07	11.69	20.15
L118	609037.9	9426633.7	42.79	25.64	31.57	12.68	21.86
L119	609123.6	9426665.5	32.21	25.87	41.92	13.61	23.46
L120	608971.5	9426689.1	41.34	21.58	37.07	12.06	20.79
L121	609098.1	9426707.4	34.46	25.00	40.54	13.37	23.05
L122	608914.3	9426755.5	35.65	22.31	42.04	13.49	23.26
L123	609037.6	9426760.4	37.52	23.75	38.73	13.66	23.55
L124	608857.0	9426698.5	48.03	34.99	16.99	15.19	26.19
L125	608992.4	9426795.3	36.18	23.74	40.08	13.61	23.46
L126	608790.4	9426658.1	51.38	21.27	27.35	11.05	19.05
L127	609060.1	9426781.4	38.17	22.56	39.27	12.43	21.43
L128	608725.7	9426610.3	51.95	21.48	26.57	12.15	20.95
L129	609116.6	9426717.2	30.74	27.46	41.81	12.88	22.21
L130	608716.3	9426531.1	51.39	21.80	26.82	10.57	18.22
L131	609169.9	9426689.3	30.76	31.75	37.48	14.83	25.57
L132	608806.8	9426512.5	55.23	22.68	22.09	10.33	17.81
L133	609219.5	9426657.9	37.91	40.08	22.01	10.82	18.65

L134	608869.8	9426589.8	53.54	19.63	26.83	9.48	16.34
L135	609274.3	9426653.4	29.43	30.28	40.30	13.61	23.46
L136	608954.6	9426536.2	46.94	22.46	30.60	12.39	21.36
L137	604910.3	9424306.0	52.11	32.61	15.28	7.05	12.15
L138	609024.7	9426471.6	50.48	24.88	24.65	10.33	17.81
L139	604842.9	9424329.2	65.16	22.71	12.13	11.85	20.43
L140	608904.6	9426455.2	52.82	23.97	23.21	11.18	19.27
L141	604764.6	9424326.7	34.76	38.85	26.39	12.76	22.00
L142	604699.0	9424292.4	33.34	39.76	26.90	8.75	15.09
L143	604635.8	9424279.5	41.74	33.66	24.60	7.17	12.36
L144	604560.9	9424264.9	46.99	31.21	21.80	11.06	19.07
L145	604462.6	9424236.2	66.09	21.25	12.65	13.67	23.57
L146	604538.9	9424181.1	39.04	32.96	28.00	10.18	17.54
L147	604629.0	9424143.9	56.33	23.93	19.74	6.68	11.52
L148	604704.0	9424121.9	61.70	23.36	14.94	7.90	13.62
L149	604768.1	9424107.4	62.40	22.56	15.04	7.53	12.98
L150	604784.2	9424234.6	52.90	28.55	18.55	10.82	18.65
M01	575339.7	9432664.1	18.70	47.39	33.91	11.28	19.45
M02	575332.2	9432638.3	22.49	45.90	31.62	11.28	19.45
M03	575278.6	9432597.8	13.98	56.37	29.65	14.40	24.83
M04	575300.8	9432568.3	9.82	51.58	38.60	11.66	20.10
M05	575251.0	9432649.4	10.29	53.71	36.00	11.92	20.55
M06	575416.0	9432621.0	40.41	40.42	19.17	6.77	11.67
M07	575443.1	9432621.6	39.08	37.95	22.97	10.37	17.88
M08	575445.4	9432656.1	26.45	45.97	27.58	14.24	24.55
M09	575397.3	9432669.8	40.66	37.98	21.37	8.05	13.88
M10	575717.7	9432085.2	21.71	51.53	26.76	4.83	8.33
M11	575706.7	9432096.2	13.04	50.70	36.25	2.64	4.55
M12	575649.4	9432100.0	19.99	52.50	27.51	9.86	17.00
M13	575616.1	9432059.5	10.21	56.17	33.61	13.21	22.77
M14	575579.1	9432020.8	12.59	60.85	26.56	13.21	22.77
M15	576241.0	9432543.4	19.26	43.05	37.69	8.96	15.45
M16	576281.7	9432534.1	16.24	44.08	39.69	9.08	15.65
M17	577866.6	9432473.4	40.05	37.32	22.63	9.21	15.88
M18	577868.5	9432519.5	35.56	37.06	27.38	7.67	13.22
M19	577864.9	9432560.0	54.97	20.15	24.88	14.24	24.55
M20	577933.2	9432583.9	42.28	42.53	15.19	14.24	24.55
M21	577970.2	9432567.3	20.31	58.49	21.21	9.99	17.22
M22	582644.6	9431860.6	65.02	18.23	16.75	13.08	22.55
M23	582685.6	9431839.7	62.98	23.00	14.01	12.43	21.43
M24	582728.0	9431788.1	56.84	31.37	11.79	14.11	24.33
M25	582707.6	9431718.1	58.42	26.41	15.17	5.48	9.45
M26	582642.9	9431714.5	68.98	19.36	11.67	5.48	9.45
M27	582639.3	9431769.7	59.72	24.84	15.45	10.63	18.33
M28	579970.0	9431839.1	58.76	35.87	5.37	3.41	5.88
M29	579958.9	9431806.0	48.20	17.88	33.92	2.38	4.10

M30	579931.2	9431807.8	75.49	15.19	9.32	13.08	22.55
M31	579910.9	9431841.0	76.51	14.44	9.05	4.57	7.88
M32	579892.5	9431905.5	60.53	19.45	20.02	1.42	2.45
M33	579415.9	9431909.8	91.84	1.55	6.61	8.57	14.77
M34	579414.0	9431861.9	70.06	21.13	8.81	3.16	5.45
M35	579386.2	9431832.4	63.62	24.80	11.58	4.45	7.67
M36	579351.1	9431815.9	66.28	26.83	6.90	1.61	2.78
M37	579353.0	9431849.0	72.57	21.97	5.45	13.34	23.00
M38	579390.0	9431884.0	69.19	23.25	7.56	6.12	10.55
M39	581259.9	9432279.8	57.34	27.56	15.09	15.40	26.55
M40	581237.7	9432254.1	52.93	28.83	18.24	10.24	17.65
M41	581197.0	9432198.9	47.40	33.41	19.19	8.70	15.00
M42	581150.9	9432230.2	52.99	30.10	16.91	8.63	14.88
M43	581160.2	9432268.9	53.51	28.25	18.24	9.24	15.93
M44	581189.7	9432257.8	55.93	26.59	17.47	8.99	15.50
M45	582253.4	9431943.4	67.14	24.20	8.66	9.36	16.14
M46	582281.1	9431934.1	64.43	21.41	14.16	9.72	16.76
M47	582305.1	9431910.1	68.55	23.88	7.57	12.27	21.15
M48	582364.2	9431930.3	57.24	30.07	12.68	12.39	21.36
M49	583979.0	9431355.7	73.85	20.94	5.20	17.74	30.58
M50	584000.3	9431329.6	31.40	56.61	11.99	2.92	5.03
M51	584003.9	9431303.8	6.99	69.51	23.50	5.23	9.02
M52	584029.8	9431325.9	24.31	62.90	12.79	4.32	7.44
M53	584063.1	9431335.1	39.49	52.15	8.36	3.40	5.86
M54	583663.1	9432087.3	71.34	22.19	6.48	11.42	19.69
M55	583641.0	9432107.6	61.56	23.84	14.60	19.44	33.51
M56	583587.4	9432091.1	73.42	16.80	9.78	16.04	27.65
M57	583580.0	9432131.6	59.32	24.07	16.61	13.12	22.62
M58	583646.6	9432161.0	62.85	24.32	12.83	11.91	20.53
M59	585890.5	9431662.7	42.74	35.58	21.68	11.67	20.12
M60	585879.4	9431681.1	50.00	29.39	20.61	16.41	28.29
M61	585896.1	9431694.0	53.02	27.54	19.44	12.15	20.95
M62	585927.5	9431688.4	53.01	28.14	18.85	10.82	18.65
M63	586045.9	9431870.7	60.96	29.34	9.71	10.09	17.40
M64	586064.4	9431898.3	65.07	27.76	7.17	10.69	18.43
M65	586073.6	9431878.0	54.11	30.31	15.58	5.10	8.79
M66	592582.7	9431116.2	31.67	34.19	34.14	7.78	13.41
M67	592547.6	9431097.9	27.57	38.28	34.14	11.54	19.89
M68	592514.4	9431121.9	27.04	36.04	36.91	9.96	17.17
M69	592486.7	9431120.1	37.39	39.83	22.78	9.96	17.17
M70	592401.7	9431112.8	27.96	47.60	24.44	15.55	26.81
M71	592331.5	9431111.0	41.02	39.84	19.13	11.30	19.48
M72	592229.9	9431102.0	42.55	38.43	19.01	11.33	19.53
M73	590930.9	9430871.5	39.51	35.50	24.99	14.01	24.15
M74	590897.7	9430878.9	55.58	28.05	16.37	16.04	27.65
M75	590858.9	9430895.5	43.94	32.85	23.20	7.51	12.95

M76	590895.9	9430923.1	49.84	30.39	19.77	5.86	10.10
M77	590914.4	9430956.3	45.46	32.56	21.98	7.51	12.95
M78	590931.0	9430923.1	50.79	29.59	19.62	7.77	13.40
M79	587227.8	9431493.4	54.15	33.31	12.54	8.15	14.05
M80	587207.5	9431526.6	67.93	24.13	7.94	3.44	5.93
M81	587246.3	9431541.3	67.38	23.54	9.08	4.33	7.46
M82	587277.8	9431587.3	54.71	32.29	13.00	3.95	6.81
M83	587303.6	9431568.8	56.62	32.19	11.19	6.49	11.19
M84	587274.0	9431533.9	59.57	30.16	10.27	6.37	10.98
M85	587235.2	9431515.5	60.10	29.05	10.85	5.73	9.88