



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS DO SOLO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA**

NICOLE FERREIRA DOS SANTOS

**ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA NA QUANTIFICAÇÃO DE ATRIBUTOS
EM SOLOS DO SEMIÁRIDO**

FORTALEZA

2024

NICOLE FERREIRA DOS SANTOS

ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA NA QUANTIFICAÇÃO DE
ATRIBUTOS EM SOLOS DO SEMIÁRIDO

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso de Graduação em Agronomia do Centro
de Ciências Agrárias da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de Bacharelado em Agronomia.

Orientador: Prof. Dr. Raul Shiso Toma

FORTALEZA

2024

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)

S236e Santos, Nicole Ferreira dos.

Espectroscopia de reflectância na quantificação de atributos em solos do semiárido / Nicole Ferreira dos Santos. – 2024.

42 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Curso de Agronomia, Fortaleza, 2024.

Orientação: Prof. Dr. Raul Shiso Toma.

1. Pedrometria. 2. Modelagem. 3. Comportamento espectral. I. Título.

CDD 630

NICOLE FERREIRA DOS SANTOS

ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA NA QUANTIFICAÇÃO DE
ATRIBUTOS EM SOLOS DO SEMIÁRIDO

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso de Graduação em Agronomia do Centro
de Ciências Agrárias da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de Bacharelado em Agronomia.

Aprovada em 12/08/2024

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Raul Shiso Toma (Orientador)

Universidade Federal do Ceará (UFC)

Ms. Francisca Evelice Cardoso de Souza

Universidade Federal do Ceará (UFC)

Ms. Ana Maria Vieira da Silva

Universidade Federal do Ceará (UFC)

À Allah.

Aos meus avós, Maria de Fátima e Manoel.

AGRADECIMENTOS

À Allah, pela força e coragem durante toda esta caminhada, que sempre me conduziu com as devidas lições de amor, empatia e bondade para a senda reta, e por me ajudar a ultrapassar todos os obstáculos encontrados ao longo do curso.

Ao meu orientador, professor Dr. Raul Shiso Toma, pelos conselhos, paciência, compreensão e disponibilidade durante e após a bolsa de iniciação científica.

À Ms. Francisca Evelice Cardoso de Souza, pelos ensinamentos, disponibilidade, e todo o apoio durante a bolsa de iniciação científica.

Aos meus amados avós e pai, Maria de Fátima, Manoel Moreira e Raimundo Nonato, por toda a vida dedicada em me mostrar o caminho correto com amor e compreensão, pelo apoio incondicional e acolhimento nos momentos mais difíceis da minha vida.

À minha amiga Marília Santos, pelo companheirismo, incentivo e todos os conselhos deixando a minha caminhada mais leve.

Aos meus amigos que fiz durante esses 5 anos de Universidade Federal do Ceará, Ramony, Ivo, Marcelo, Valéria, Raylane, pelo companheirismo durante essa caminhada.

Aos meus companheiros de estágio, Reijane, Jeferson, Thiago e Juliana, por compartilhar os seus conhecimentos, por tornar essa etapa da minha vida mais leve e pelo carinho.

Ao meu orientador Técnico, Amarildo Padilha, pelos ensinamentos compartilhados.

Se você colocar toda a sua confiança em Allah, como você deve, ele certamente irá satisfazer suas necessidades, assim como ele satisfaz as das aves. Elas saem com fome de manhã, mas retornam satisfeitas para os seus ninhos. (AL-QAZVINI, 2007, p. 321).

RESUMO

A utilização da espectroscopia de reflectância na caracterização dos solos tornou-se uma alternativa eficiente na identificação de atributos físicos, químicos e biológicos, sendo o objetivo principal desta pesquisa quantificar e caracterizar os atributos do solo do Semiárido brasileiro, utilizando o método estatístico de Regressão por Componentes Principais (PCR). Diante disso, foram analisados os atributos físicos: areia, silte e argila, os atributos químicos: Ca, Mg, K, P assimilável, Na, Al, pH (H₂O), acidez potencial, cálculo da CTC e saturação por bases, como também a variabilidade dos atributos do solo, a partir das informações espectrais na faixa de 350 a 2500 nm de 164 amostras de solo de Quixadá, Pentecoste, Fortaleza (CE), Goiana (PE), Rio Largo (AL), Neópolis (SE), Cruz das Almas (BA) e Brejo (MA). As análises espectrais foram realizadas com o equipamento FieldSpec Pro FR 3, os resultados foram submetidos a técnicas de pré-processamento, métodos de remoção do espectro contínuo e conversão dos valores para absorbância. Para a análise quantitativa e predição dos atributos do solo foram utilizados os espectros de reflectância das amostras, bem como os dados pré-processados. Para a construção dos modelos de quantificação dos atributos do solo foi empregado o algoritmo PCR. Para a calibração, foram utilizados 70% das curvas do solo e 30% para validação. Para a validação dos modelos foi utilizado o método de validação cruzada leave-one-out. Os modelos foram avaliados seguindo a métrica do Coeficiente de Determinação (R²), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e a Razão da Performance do Desvio (RPD). Em relação aos resultados do R², para os atributos físicos a utilização dos dados brutos apresentou o melhor modelo quando comparado com remoção do contínuo e absorbância; para os atributos químicos, o Mg e Ca apresentaram bons modelos em todos os processamentos realizados. Para o RMSE, a areia utilizando os dados brutos, silte com remoção do contínuo e argila através da absorbância apresentaram uma melhor precisão, já o atributo químico K foi o que apresentou a melhor precisão nos três processamentos, quando comparado aos outros componentes. Para a RPD, a areia apresentou com os espectros brutos um modelo adequado, porém necessita de ajustes, e os atributos químicos Ca e Mg com os espectros brutos apresentaram modelos adequados, mas também necessitando de ajuste. A aplicação de outras técnicas de processamento e de métodos de regressão podem trazer resultados mais significativos.

Palavras-chave: pedometria; modelagem; comportamento espectral.

ABSTRACT

The use of reflectance spectroscopy in soil characterization has become an efficient alternative in identifying physical, chemical and biological attributes, with the main objective of this research being to quantify and characterize soil attributes in the Brazilian Semiarid region, using the statistical method of Regression by Main Components (PCR). Therefore, the physical attributes were analyzed: sand, silt and clay, the chemical attributes: calcium, magnesium, potassium, assimilable phosphorus, sodium, aluminum, pH (H₂O), potential acidity, CTC calculation and base saturation, as well as the variability of soil attributes, based on spectral information in the range of 350 to 2500 nm from 164 soil samples from Quixadá, Pentecoste, Fortaleza (CE), Goiana (PE), Rio Largo (AL), Neópolis (SE), Cruz das Almas (BA) and Brejo (MA). The chemical and physical results and spectral analyzes were obtained with the FieldSpec Pro FR 3 equipment, subjected to pre-processing techniques, continuous spectrum removal methods and conversion of values to absorbance. For the quantitative analysis and prediction of soil attributes, the spectra of the samples were used, as well as the pre-processed data. To build models for quantifying soil attributes, the PCR algorithm was used. For calibration, 70% of the soil curves were used and 30% for validation. To validate the models, the leave-one-out cross-validation method was used, evaluated following the metrics of the Coefficient of Determination (R²), Root Mean Square Error (RMSE) and the Deviation Performance Ratio (RPD). In relation to the R² results, for the physical attributes the use of pre-processed data presented the best model when compared to continuum removal and absorbance, for the chemical attributes Mg and Ca they presented the best models in all the processing carried out. For RMSE, sand using raw data, silt removal from the continuum and clay using absorbance showed better precision, while for chemical attributes, K was the attribute that presented the best precision in the three processes, when compared to the other components. For the RPD, the sand presented an adequate model with the raw spectra, but requires adjustments, and for the chemical attributes of Ca and Mg, the raw spectra presented adequate models, but also in need of adjustment. The application of other processing techniques and regression methods can yield more significant results.

Keywords: pedometry; modeling; spectral behavior.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Mapa de solos do Semiárido brasileiro	17
Figura 2 – Regiões de coleta das amostras de solos.....	23
Figura 3 – Figura da metodologia utilizada.....	24
Figura 4 – Geometria da aquisição de dados espectrais com leitura de sonda por contato....	26
Figura 5 – Gráfico BoxPlot dos atributos físicos das 164 amostras de solo.	30
Figura 6 – Gráfico BoxPlot dos atributos químicos das 164 amostras de solo.	30
Figura 7 – Comportamento espectral para a reflectância das amostras de solo.	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estatística descritiva para os valores de atributos físicos das 164 amostras de solo.	28
Tabela 2 – Estatística descritiva para os valores de atributos químicos das 164 amostras de solo.	29
Tabela 3 – Resultados de validação dos modelos para estimativa dos atributos físicos das 164 amostras de solo.	33
Tabela 4 – Resultados de validação dos modelos para estimativa dos atributos químicos das 164 amostras de solo.	35

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
2.1	Solos do Semiárido Brasileiro	15
2.2	Espectroscopia de Reflectância	17
2.2.1	<i>Comportamento Espectral do Solo</i>	19
2.3	Relação entre dados espectrais e atributos físico-químicos do solo	20
2.4	Predição de atributos físico-químicos a partir da reflectância	21
2.5	Regressão por Componentes Principais (Principal Components Regression (PCR)	22
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	22
3.1	Análises laboratoriais de rotina	24
3.2	Análise espectral.....	24
3.3	Tratamentos dos dados espectrais	25
3.4	Quantificações dos atributos de solos por meio de dados espectrais	26
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
4.1	Estatística Descritiva.....	27
4.2	Análise dos dados hiperespectrais.....	30
4.3	Estimativa dos atributos físico-químicos do solo.....	32
5	CONCLUSÃO	35
6	REFEREÊNCIAS.....	36

1 INTRODUÇÃO

O solo é um fator essencial ao planeta Terra, pois desempenha um importante papel no fornecimento de elementos essenciais as lavouras, promovendo desde a sustentação das plantas, sequestro de carbono, conservação da biodiversidade e como regulador do clima, além de realizar a ciclagem de nutrientes agindo como reservatório natural de elementos essenciais as plantas, também, é um recurso natural não renovável a curto prazo. Diante disso, o monitoramento dos solos é imprescindível para a melhoria do manejo e a sua preservação (Terra, 2012).

O maior interesse na análise de solos está na avaliação dos atributos físicos, químicos e biológicos, os quais são indicadores da qualidade do solo e possuem caráter dinâmico, podendo variar ao longo do tempo e do espaço. Esses atributos são importantes fatores na determinação e avaliação do desempenho, degradação e a sustentabilidade dos sistemas de manejo. O funcionamento correto do solo é o que possibilita as suas interações bióticas, promovendo a regulação dos ecossistemas (Silva, 2022).

Portanto, se faz necessário conhecer e caracterizar os atributos do solo para a sua utilização sustentável, tendo em vista que a identificação de suas características auxilia no planejamento do manejo adequado e na elaboração de estratégias de conservação do solo, o que contribui para o adequado desempenho de seus serviços ecossistêmicos (Silva, 2022).

Diante disso, novas metodologias de análise vêm sendo estudadas para caracterizar o solo, visto que existe uma alta demanda pela coleta de informações pedológicas para pesquisa, exploração agrícola e conservação ambiental. O modo comumente utilizado é através das técnicas tradicionais de análises laboratoriais do solo, pelo qual é necessária a realização de várias atividades, que vão desde a amostragem do solo até a recomendação propriamente dita (Ferreira; Pérez; Souza, 2021).

Entretanto, embora essas técnicas estejam consagradas no meio científico têm se mostrado demoradas e de alto custo. Além disso, podem ser potenciais causadores de contaminação ambiental devido aos resíduos gerados pelos reagentes empregados nas avaliações. É nesse contexto que a espectroscopia vem sendo pesquisada como uma tecnologia promissora para a caracterização do solo (Ferreira; Pérez; Souza, 2021).

A utilização da espectroscopia na diferenciação e caracterização dos solos utilizando a energia refletida tornou-se uma alternativa fácil, eficiente e prática na identificação de atributos físicos, químicos e biológicos (Fernandes *et al.*, 2004). Essa nova técnica tem se tornado uma alternativa para quantificar os atributos em grande volume de amostras de solos,

tendo em vista ser mais rápida, com menor custo e ambientalmente correta, quando comparada as análises laboratoriais de rotina. (Sousa Junior; Demattê; Araújo, 2011).

A espectroscopia dispensa contato entre o alvo e o sensor, de modo que a energia eletromagnética incidente no solo interage com vários de seus componentes, sendo refletida nos diferentes comprimentos de onda em função dessas interações. Os resultados dessa interação são expressos na forma de um gráfico chamado de curva de reflectância espectral, a qual é única para cada amostra de solo. (Demattê *et al.*, 2012).

Essa técnica vem crescendo exponencialmente nos últimos anos, principalmente quando relacionado à área de pesquisa em ciência do solo. Em 2021 o Laboratório de Sensores do Departamento de Ciência do Solo da Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (Esalq/USP) foi destaque mundial em espectroscopia do solo, destacando-se como líder na região da América Latina e Caribe (Albuquerque, 2021). Em algumas regiões do Brasil essa tecnologia vem se destacando e evoluindo como ferramenta auxiliar na quantificação de atributos do solo. Entretanto, em algumas regiões, como exemplo no Nordeste, as pesquisas utilizando a espectroscopia são limitadas.

A região Nordeste, devido a sua alta variedade de ambientes, e consequentemente de solos, da sua diversidade de climas, formações vegetais, tipos de rochas e conformações do relevo, é uma região pouco estudada. Diante da sua organização geológica, formada por áreas de cristalino, bacias sedimentares e áreas de recobrimento do cristalino por sedimentos, é comum encontrar solos arenosos e profundos a pouca distância de solos argilosos e rasos (Marques *et al.*, 2014).

Dessa forma, a caracterização dos atributos físicos e químicos, os quais desempenham um papel de fundamental importância para a definição do uso e manejo dos solos no semiárido se torna imprescindível. Tendo em vista que estes solos apresentam pluralidade, e devido à crescente demanda de recursos para a agricultura, é necessária uma maior capacidade de análise desse recurso natural tão lentamente renovável.

Nessa perspectiva, o objetivo geral desse trabalho foi identificar e caracterizar o comportamento espectral dos solos do Semiárido brasileiro na faixa de 350 – 2500nm utilizando o método estatístico de Regressão por Componentes Principais para quantificar os atributos do solo, e para objetivo específico foram analisados os atributos físicos: areia, silte e argila e os atributos químicos: Ca, Mg, K, P assimilável, Na, Al, pH (H₂O), acidez potencial, cálculo da CTC e saturação por bases, utilizando as seguintes métricas para a avaliação do modelo, Coeficiente de Determinação (R²), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e a Razão da Performance do Desvio (RPD).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Solos do Semiárido Brasileiro

O Semiárido Brasileiro (SAB) é uma região que possui cerca de 1.182.697 km² (SUDENE, 2017), localiza-se na porção central da região Nordeste do Brasil e se estabelece até a parte norte do estado de Minas Gerais, representando aproximadamente 14% do território nacional e 76% da região Nordeste (Macedo *et al.*, 2023).

O Semiárido Brasileiro não é homogêneo, detendo em sua extensão uma alta variabilidade de paisagens e de ambientes, consequentemente de solos, sendo estas umas das particularidades mais acentuadas dessa região. Em virtude da intrínseca organização de ambientes do semiárido brasileiro, a ocorrência de pesquisas destinadas a realizar a caracterização desses solos é lenta, dificultando a aquisição de informações sobre sua composição e seus elementos (Cunha *et al.*, 2010).

Vale evidenciar que o clima é o fator mais ativo e influente no solo, atuando indiretamente como condicionador na evolução e formação de fatores como a temperatura, umidade, pluviosidade, radiação e pressão atmosférica, visto que as altas precipitações pluviométricas e temperaturas são importantes para o desencadeamento das reações, resultando no intemperismo químico e físico que transformam o material de origem (Saraiva, 2016).

Algumas características predominantes da região Semiárida ressaltam a sua particularidade, como a limitação de profundidade destes solos, excetuando aqueles provenientes de matérias sedimentares. Outro fator é a capacidade em que determinados ambientes possuem em acumular sais e bases, principalmente em locais onde a drenagem é limitada (Araujo Filho *et al.*, 2022).

Dependendo do ambiente em que se encontra o Semiárido ocorre a redução da umidade. Gradualmente a geologia se sobressai em relação ao clima, sobretudo no desenvolvimento de rochas cristalinas, devido a uma menor ação do intemperismo químico que ocorre de forma mais lenta nas rochas e sedimentos em relação às zonas quentes e úmidas, ocasionando uma diversidade de material geológico e possibilitando a formação de diversos tipos de solos (Araujo Filho *et al.*, 2022).

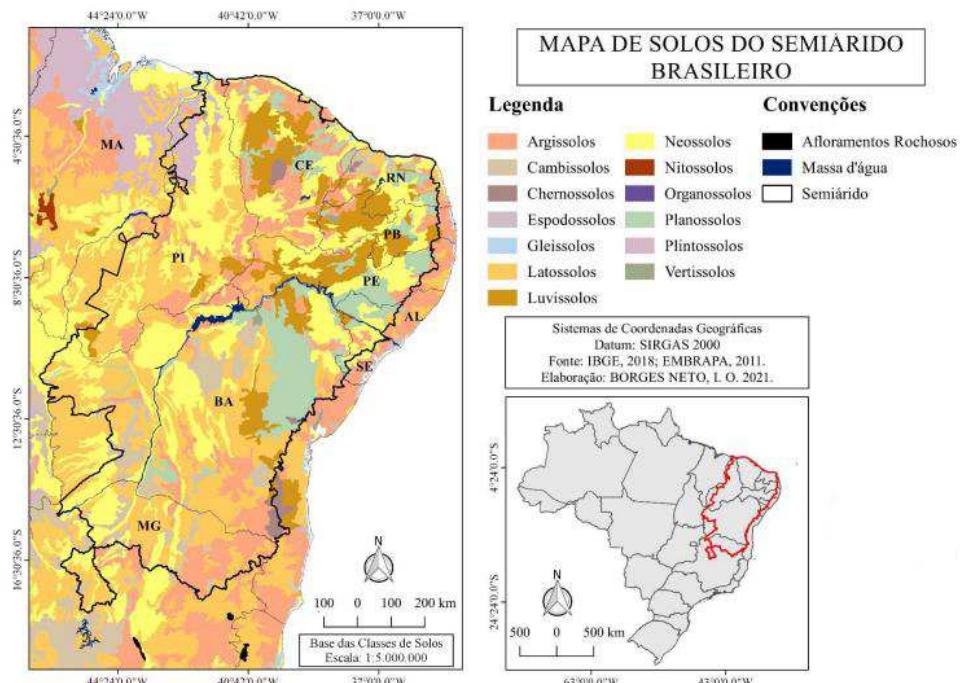
O relevo é outro fator essencial para a formação do solo, sendo responsável pelo controle de toda dinâmica dos fluxos de água na paisagem, como lixiviação de solutos, atuação de processos erosivos e condições de drenagem. O SAB caracteriza-se por apresentar relevo variando de plano a forte ondulada, associado a pequenas declividades, que melhoram

a infiltração da água fornecida, (Pereira *et al.*, 2019). Portanto, as formas do relevo podem ser indicadores da variação diferenciada dos atributos do solo, pois essa variabilidade é causada até mesmo por pequenas alterações do declive que afetam os processos pedogenéticos (Sanchez *et al.*, 2009).

De um modo geral, é notório que o clima influencia a variabilidade do solo em grandes escalas, principalmente em relação ao SAB; entretanto, o relevo é o principal responsável pelos diferentes tipos de solos desse ambiente, pois até mesmo uma pequena variação na escala também pode dar origem a pequenas variações no clima, tal como a temperatura do solo (Klinkert, 2014). O material de origem pode ser dividido em dois grandes grupos: as rochas e os sedimentos (Pereira *et al.*, 2022). Esse fator tem primordial importância nos atributos químicos do solo podendo afetar a sua variabilidade espacial (Brady; Weil, 2013).

Tendo em vista que os solos sofrem acentuadas variações de acordo com o clima, relevo, tempo e material de origem, verifica-se a ocorrência de diversas classes de solo, os quais se apresentam em grandes extensões de solos jovens e, também, solos evoluídos e profundos, o que ressalta a importância de se conhecer melhor as características gerais das principais classes de solo em termos de área de ocorrência. O mapa abaixo (Figura 1) representa as classes de solos que ocorrem no SAB.

Figura 1. Mapa de solos do Semiárido brasileiro



Fonte: BORGES NETO 2021

Dentre as classes de solos presentes no Semiárido os mais predominantes são: Latossolos com 29,5%, Neossolos 24%, Argissolos 16,7%, Luvissolos 8,7% Planossolos, 7,3%, Plintossolos 6,3%, Cambissolos 3,4% e outros 3,2% (Marques *et al.*, 2014).

Diante da diversidade de características apresentadas sobre os solos do ambiente semiárido, destacando, sobretudo a pluralidade dessa região, deve-se considerar que o solo e os fatores de formação coexistem em um equilíbrio dinâmico, pelo qual os solos apresentam propriedades químicas, físicas e biológicas que influenciam diretamente na drenagem, porosidade, fertilidade, disponibilidade de água e produtividade. É de fundamental importância caracterizar esses atributos, a fim de abordar aspectos de classificação, potencialidades e limitações, os quais influenciam diretamente na qualidade do solo.

Os solos são um sistema não homogêneo, que possuem processos e mecanismos considerados complexos, principalmente quando se trata de solos originados em locais com alta variabilidade de características ambientais, como os solos do semiárido brasileiro. Diante disso, muitas técnicas de análises de solo convencionais são usadas para estabelecer a relação entre propriedades físicas e químicas do solo, porém muitas vezes desconsiderando suas complexas interações de múltiplos componentes (Silva, 2020).

Nessa perspectiva, a utilização de outros métodos rápidos e de baixo custo para o diagnóstico dos atributos dos solos é de grande utilidade para a avaliação e o manejo do solo. Concomitantemente, o requerimento por informações sobre solos está crescendo devido às demandas da agricultura de precisão e do planejamento do uso da terra, havendo a necessidade de uma metodologia nova, mais rápida e econômica (Genú; Demattê, 2011).

2.2 Espectroscopia de Reflectância

A espectroscopia de reflectância tem despertado interesse em relação ao estudo de solos, por possuir uma série de vantagens quando comparada às análises convencionais, sendo estas consideradas demoradas e de alto custo. Já a técnica da espectrometria, realiza as análises de grandes quantidades de amostras de solo de forma não destrutiva em um curto período de tempo, fornecendo informações sobre sua composição e propriedades físicas, químicas e biológicas, podendo ser usada desde estudos agrícolas e ambientais até a geologia (Singh *et al.*, 2019).

Essa técnica consiste na interação entre a luz e a amostra do material, como exemplo no solo, realizando a medição da reflectância em diferentes comprimentos de onda de forma

contínua, através da utilização de espetrorradiômetros, cujos resultados são representados por meio de um gráfico, que relaciona a intensidade de reflectância com os valores dos comprimentos de onda medidos, que se denomina espetro de reflectância ou curva de reflectância espectral (Meneses *et al.*, 2019).

O processo de reflexão é definido como espalhamento e os fôtons que entram em um material sólido, líquido ou gasoso podem ser absorvidos pelo material, refletidos em sua superfície e/ou passam através dela espalhados, podendo ser detectados e medidos, como também podem ser captados quando são emitidos de uma superfície com temperatura acima do zero absoluto (Clark, 1999).

Os processos gerais de transições eletrônicas e transições vibracionais resultam nas bandas de absorção nos espetros dos materiais, gerando as características de absorção que ocorrem na curva espectral devido à interação da energia com alguns componentes da amostra. No processo eletrônico as transições entre os níveis de energia dos orbitais atômicos são responsáveis pelas características de absorção nos espetros, os quais ocorrem principalmente na região espectral do visível e do infravermelho próximo; já o processo vibracional, ocorre devido às vibrações das ligações moleculares resultantes da absorção de energia, predominantemente em regiões infravermelhas, como infravermelho de ondas curtas (SWIR) e infravermelho médio (MIR) (Coblinski *et al.*, 2020).

Muitos estudos estão sendo conduzidos utilizando técnicas de espetroscopia de refletância para estimar diversas propriedades do solo que possuem assinaturas espetrais distintas, como carbono orgânico do solo (Ribeiro, 2021), granulometria (Coblinski *et al.*, 2020), óxidos de ferro (Canton *et al.*, 2021) e mineralogia (Fang *et al.*, 2018).

É importante ressaltar que para realizar a determinação da distribuição granulométrica de uma amostra pelo método tradicional de laboratório é necessário aproximadamente 48 horas, enquanto a mesma determinação feita a partir de informação espectral do solo pelo VIS-NIR-SWIR (do visível e infravermelho próximo ao infravermelho de ondas curtas- 350 a 2.500 nm) leva apenas cerca de 10 min. Outro fator das realizações das análises pelo método convencional é que custam mais do que o dobro do preço dos equipamentos utilizados na análise por espetroscopia de reflectância na faixa VIS-NIR-SWIR (Souza; Madari; Guimarães, 2012).

A técnica de espetroscopia de reflectância está difundindo-se nas ciências do solo nas últimas décadas e teve um crescimento exponencial nos últimos 20 anos, pelos quais a sua utilização aliada às técnicas estatísticas multivariadas ofereceram condições que possibilitaram a substituição de algumas análises laboratoriais convencionais por análises

espectrais (Fang *et al.*, 2018).

2.2.1 Comportamento Espectral do Solo

Compreende-se que a radiação solar incidente na superfície terrestre interage de modo diferente com cada tipo de alvo. Essa discrepância é determinada principalmente pelas diferentes composições físicas e químicas dos objetos, os quais podem absorver, transmitir ou refletir a energia incidente de maneira distinta nos diferentes comprimentos de onda; logo, estes fatores fazem com que cada alvo terrestre tenha sua própria assinatura espectral (Figueiredo, 2005). Como o comportamento espectral varia entre os diferentes corpos, o que implica na formação de espectros característicos e específicos para cada alvo, ele pode ser mensurado através dos valores de reflectância que o alvo apresenta ao longo do espectro eletromagnético. (Sabins, 2000).

Por apresentarem constituições distintas, os tipos de solos podem gerar diferentes dados inerentes às suas características, podendo ser expressos pela representação de curvas de reflectância, que geralmente abrangem a região do espectro eletromagnético entre 350 e 2500 nm (VIS-NIR-SWIR). Através da interação entre os constituintes do solo e o espectro eletromagnético, é possível verificar as bandas de absorção nas curvas de reflectância (Dalmolin *et al.*, 2005).

O comportamento espectral pode ser afetado por vários aspectos da amostra, dentre eles se destacam: a coloração do material, que é influenciada, por exemplo, pelo teor de matéria orgânica e de óxidos de ferro presentes no solo; a granulometria, determinada pela quantidade relativa das frações granulométricas; a rugosidade da superfície e o estado em que se encontra (Epiphanio *et al.*, 1992).

Cada solo apresenta uma constituição diferente, devido a variabilidade dos fatores de formação no ambiente. As diferentes classes de solo existentes apresentarem diferentes comportamentos, com isso, para que seja possível suas caracterizações através do sensoriamento remoto, torna-se necessária a existência de um banco de dados espectral, denominado Biblioteca Espectral, que contém informações atualizadas sobre as propriedades do solo e a capacidade de acompanhar as mudanças nas propriedades do solo ao longo do tempo. Vários autores vêm direcionando estudos com constantes avanços no mapeamento digital do solo (Hengl *et al.*, 2021; Searler *et al.*, 2021; Wadoux; McBratney, 2021).

2.3 Relação entre dados espectrais e atributos físico-químicos do solo

Diversos trabalhos têm sido feitos para verificar no comportamento espectral as feições de absorção dos componentes do solo. Dentre estes, estão os atributos físicos, como a granulometria, e os atributos químicos, como cálcio, magnésio, potássio, fósforo assimilável, sódio, alumínio, pH (H_2O) e acidez potencial (Franceschini *et al.*, 2013; Park *et al.*, 2023; Naimi *et al.*, 2022).

Em relação aos atributos físicos, a granulometria é uma das principais características que influenciam na resposta espectral dos solos. Partículas menores como a argila, têm uma interação diferente com a luz em comparação com partículas maiores como a areia, o que resulta em diferentes padrões de reflectância em diversas regiões do espectro eletromagnético, em que solos mais arenosos apresentam uma menor absorbância, enquanto solos mais argilosos possuem altos valores de absorbância (Formaggio *et al.*, 1996).

Também é visto que os minerais da fração argila, como filossilicatos, óxidos, hidróxidos e oxi-hidróxidos de ferro e alumínio são os principais responsáveis por feições de absorção presentes no espectro de reflectância VIS-NIR-SWIR do solo (Stenberg *et al.*, 2010). O quartzo, mineral encontrado abundantemente na composição das frações areia e silte, apresenta resposta espectral alta no VIS-NIR-SWIR, assim, quanto maior a quantidade de quartzo, maior será a reflectância, caracterizada pelo forte albedo e ausência de feições de absorção (Bellinaso; Demattê; Romeiro, 2010).

Em relação aos atributos químicos, sabe-se que para realizar a caracterização desses atributos no solo existem dificuldades, das quais se destaca a necessidade de muitas análises de solo, o que eleva o custo para obtenção das informações (Santos 2011). Estudos destacaram que em uma área cultivada com milho, a variabilidade espacial de componentes foi alta para fósforo disponível; média para matéria orgânica, cálcio, magnésio e acidez potencial; e baixa para pH e potássio, reforçando a necessidade de uma maior amostragem para resultados mais efetivos (Montezano; Corazza; Muraoka; 2006).

2.4 Predição de atributos físico-químicos a partir da reflectância

O uso de dados da espectroscopia de reflectância para a análise de atributos dos solos requer a utilização de técnicas estatísticas sofisticadas para diferenciar as quantidades dos atributos com base nas características da curva espectral do solo. A técnica de espectroscopia VIS-NIR-SWIR gera um grande volume de dados que requerem a construção de modelos

eficazes na predição dos atributos químicos e físicos do solo (Silva, 2020).

Construir um modelo preditivo é a primeira determinação importante. De modo geral, é necessário compreender os dados e o objetivo da modelagem antes de construir esse modelo. Assim, após a compreensão o conjunto de dados um procedimento de pré-processamento é frequentemente usado para melhorar o desempenho do modelo. Posteriormente é realizada a construção, avaliação e seleção do ou dos modelos com maior desempenho (Gasparotto, 2018).

A etapa seguinte após compreender o conjunto de dados, é configurar o modelo candidato. O modelo comumente usado dentro das análises multivariadas é a regressão por componentes principais (PCR), devido a sua capacidade de utilizar diversas variáveis independentes, como a curva espectral total, mesmo apresentando colinearidade. A modelagem com relação às curvas espetrais e os atributos dos solos pode ser feita de forma bivariada e multivariada, dentre as suas vantagens está, a realização de previsões é feita com base em medidas de picos de intensidade (Fang *et al.*, 2018).

Duas técnicas são comumente usadas para testar o desempenho de previsão do modelo (Cambule *et al.*, 2012). No primeiro, o banco de dados espectral do solo é dividido aleatoriamente em um conjunto de dados de calibração e um conjunto de dados de validação (Vasques *et al.*, 2014). O conjunto de dados de calibração, aproximadamente 2/3 do banco de dados completo, é usado para derivar o modelo, enquanto os dados de validação, que geralmente contém 1/3 do banco de dados completo, é reservado para validar exclusivamente o modelo criado. Essas medidas são utilizadas para obter estimativas realistas de precisão da previsão (Fang *et al.*, 2018). Posteriormente é realizado o procedimento de validação cruzada, denominado método “leave-one-out”, o qual é adotado para verificar a capacidade preditiva do conjunto de dados de calibração (Silva, 2020).

Para realizar a avaliação da qualidade dos modelos espetrais são empregadas técnicas estatísticas, sendo mais comumente utilizados os parâmetros de R^2 (coeficiente de determinação), RMSE (raiz quadrada do erro quadrático médio) e RPD (razão da performance do desvio). Através dessas métricas é selecionado o melhor modelo de predição (Gasparotto, 2018).

2.5 Regressão por Componentes Principais - Principal Components Regression (PCR)

A regressão por componentes principais (Principal Component Regression - PCR) é

uma técnica estatística utilizada principalmente na análise multivariada de dados para calibrar e validar modelos de predição com variáveis espectrais, devido à capacidade de reduzir a multicolinearidade e o número de variáveis preditoras no modelo (Rossel *et al.*, 2006).

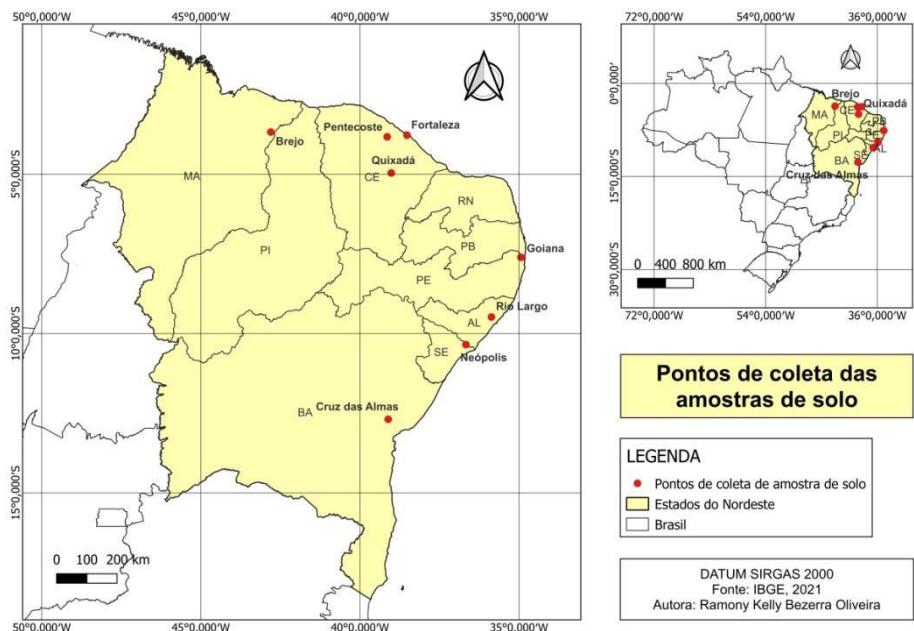
Através desse método é resolvido o problema de multicolinearidade estabelecendo novos fatores. Estes fatores conseguem explicar as variáveis respostas, capturam a variabilidade dos dados e são ortogonais entre si, resolvendo o possível problema de multicolinearidade. Entretanto, nem todos os fatores são utilizados e à medida que um número menor de componentes é selecionado, maior percentual da variabilidade dos dados que é perdido (Casagrande, 2016).

A metodologia PCR soluciona o problema de colinearidade diminuindo as dimensões do espaço de X, que causam o problema. Ou seja, retirar uma variável independente do modelo quando esta apresenta dispersão insuficiente para contribuir com informações significativas sobre a variável Y. No entanto, em PCR ao invés de utilizar apenas uma variável independente, a dimensão desconsiderada é definida por uma combinação linear das covariáveis (Nunes, 2008).

3 MATERIAL E MÉTODOS

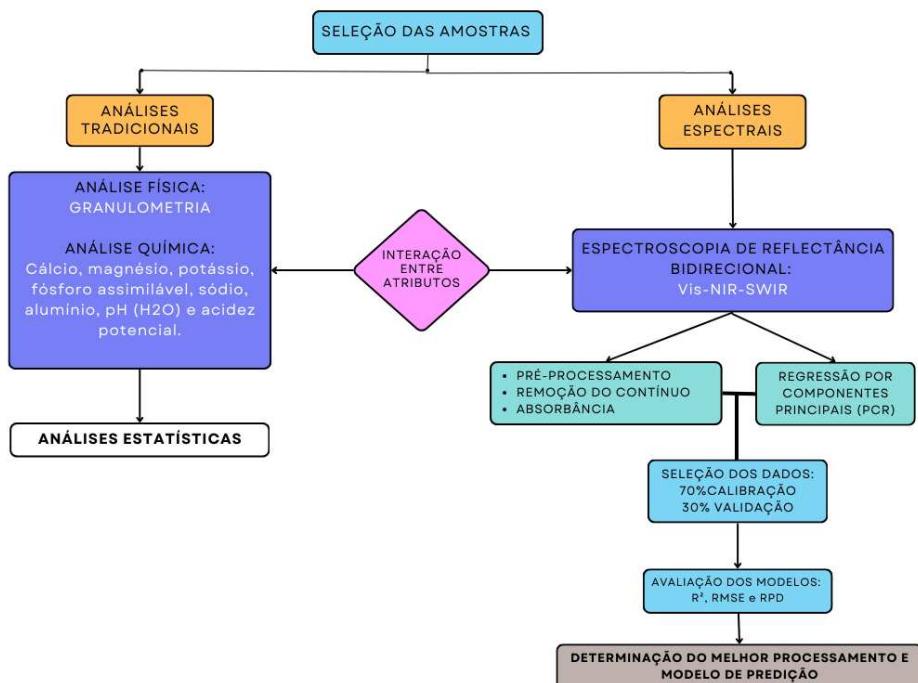
Foram analisadas 164 amostras de solo originárias do Ceará (Quixadá, Pentecoste, Fortaleza), Pernambuco (Goiana), Alagoas (Rio Largo), Sergipe (Neópolis), Bahia (Cruz das Almas) e Maranhão (Brejo) (Figura 2).

Figura 2. Regiões de coleta das amostras de solos.



As análises físicas e químicas pelo método tradicional foram realizadas pela equipe do Laboratório de Análises de Solos, Águas, Tecidos e Adubos – Convênio Funceme, da Universidade Federal do Ceará (UFC), enquanto as análises espectrais foram realizadas pelos membros participantes do presente trabalho, através das etapas metodológicas apresentadas na figura 3.

Figura 3. Figura da metodologia utilizada.



Fonte: Elaborado pela autora (2024).

3.1 Análises laboratoriais de rotina

A metodologia empregada para realização das análises químicas e físicas consistiu na secagem das amostras de solo a sombra e ao ar e tamisação do solo seco em peneira com malha de 2 mm para obtenção da terra fina seca ao ar (TFSA). As amostras de TFSA foram utilizadas para as avaliações pelo método tradicional.

Para a análise física, foi realizada a dispersão da amostra, seguida da separação das frações do solo por peneiramento e da sedimentação das partículas, para a obtenção das frações areia, argila e silte (CAMARGO *et al.*, 2009). Para a avaliação química do solo foi empregado a metodologia do Manual de métodos de análise de solo da Embrapa (TEIXEIRA *et al.*, 2017). Como atributos químicos foram determinados: cálcio, magnésio, potássio, fósforo assimilável, sódio, alumínio, pH (H₂O) e acidez potencial.

O resultado das análises físicas e químicas pelo método tradicional foi avaliado por meio de estatística descritiva. Foi aplicado, ainda, o teste de hipótese de normalidade Shapiro - Wilk a 5%.

3.2 Análise espectral

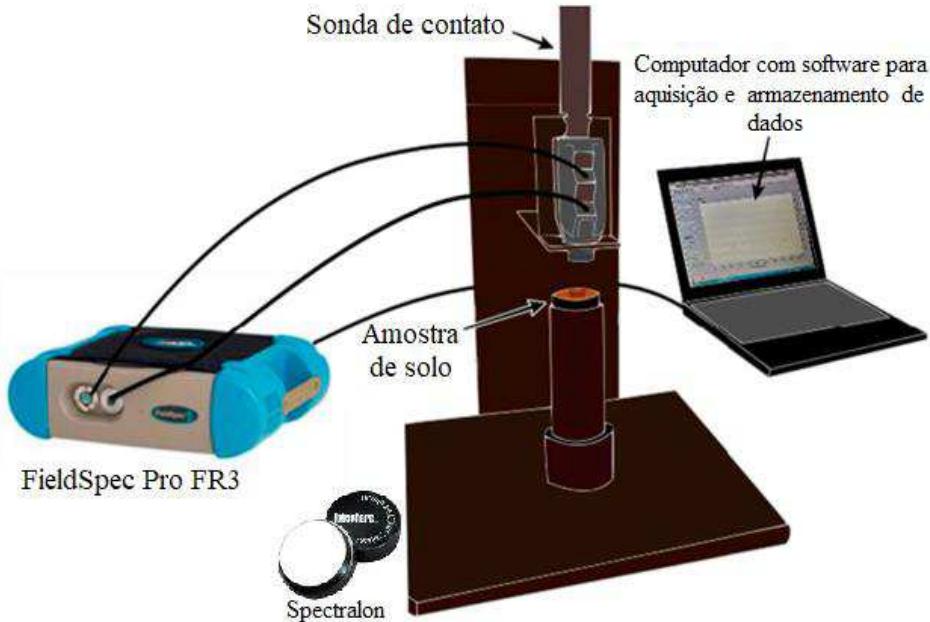
As análises espectrais foram realizadas a partir das amostras de terra fina seca ao ar. Para tanto, as amostras de TFSA foram submetidas ao processo de secagem em estufa com circulação de ar forçado em temperatura de 45° durante 24 horas, a fim de se homogeneizar os efeitos da umidade e da rugosidade presentes no solo (EPIPHANIO *et al.* 1992).

Os dados espectrais de reflectância bidirecional foram obtidos com o auxílio de uma sonda de contato (*Hi-Brite Contact Probe*) e do equipamento FieldSpec Pro FR 3 (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colorado, USA), pertencente ao Laboratório de Geoprocessamento do Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará. O espectrorradiômetro realiza leituras espectrais na faixa do visível ao infravermelho de ondas curtas (350 – 2500 nm), com resolução espectral de 3 nm e 10 nm reamostrados para 1 nm e um campo de visão de 25°.

Para obtenção dos dados espectrais as amostras foram acondicionadas em recipientes de polipropileno preto, com 5 cm de diâmetro e 1,5 cm de altura. Para calibração do sensor foi utilizado uma placa branca (Spectralon) como referência, a qual é considerada como padrão de 100% de reflectância. A calibração para os fatores de reflectância foi efetuada a cada 20 minutos por meio da leitura da placa Spectralon. O fator de reflectância bidirecional (FRB) foi

obtido pela razão entre a radiância espectral refletida pela amostra de solo e a radiância refletida pela placa de referência, as quais estavam sob a mesma iluminação (Figura 4).

Figura 4. Geometria da aquisição de dados espetrais com leitura de sonda por contato.



Fonte: Adaptado de ALMEIDA, 2020.

Na superfície das amostras foi realizado três leituras espetrais, sendo o recipiente girado cerca de 120° entre cada leitura visando se obter uma boa representatividade da amostra. Ao final das leituras foram calculados os valores espetrais das amostras de solo, em que cada amostra foi caracterizada pelo valor médio das três leituras.

3.3 Tratamentos dos dados espetrais

Os dados espetrais foram submetidos a técnicas de pré-processamento antes de se iniciar qualquer avaliação da curva espectral, visando melhorar a interpretação das feições e corrigir possíveis erros. Foram aplicados os métodos de remoção do espectro contínuo e conversão dos valores para absorbância.

A remoção do espectro contínuo tem como intuito destacar os picos de absorção por meio da análise e realce das feições. Enquanto a transformação logarítmica de reflectância para absorbância (A) preserva uma correlação linear entre radiância e concentrações (RIZZO *et al.*, 2021). A fórmula usada na conversão para absorbância pode ser vista na Equação 1.

$$A = \log \frac{1}{R} \quad \text{Eq. 1}$$

Em que, R = reflectância.

3.4 Quantificações dos atributos de solos por meio de dados espectrais

Para a análise quantitativa e predição dos atributos do solo foi utilizado os espectros originais (Vis-NIR-SWIR) de reflectância das amostras, bem como foi empregado os dados pré-processados. Na construção dos modelos de quantificação dos atributos do solo foi empregado o algoritmo de Regressão por Componentes Principais (PCR).

A regressão PCR é um método estatístico de análise multivariada que decompõe as variáveis independentes em componentes principais, e pressupõem que existe uma relação linear entre os dados espectrais e os valores pesquisados (MENESES *et al.*, 2019). Esse método emprega a transformação linear para reduzir o número de variáveis analisadas e pode ser usado para avaliar a importância das variáveis originais escolhidas (MOITA NETO; MOITA, 1998).

Ao iniciar o processo de modelagem, os dados espectrais foram destinados uma parte para calibração e outra para validação; para tanto, foi realizado um sorteio aleatório para escolher 70% das amostras para calibração e 30% para validação. Pelo qual, das 164 amostras totais 115 (70%) foram usados para calibração do modelo e 49 (30%) amostras foram usados para teste do modelo. Os modelos de calibração relacionam matematicamente os espectros com os respectivos valores dos atributos analisados (SOUZA, *et al.*, 2012).

Para a validação dos modelos foi utilizado o método de validação cruzada *leave-one-out*. Os modelos de predição foram avaliados pelas seguintes métricas: Coeficiente de Determinação (Equação 2), Raiz do Erro Quadrático Médio (Equação 3) e a Razão da Performance do Desvio (Equação 4).

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

Onde, R^2 = coeficiente de determinação; \hat{Y} = valor predito; \bar{Y} = média dos valores observados; Y = valor observado; n = número de amostras.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{n-m} \frac{(y_i' - y_i)^2}{n-m}}$$
Eq. 3

Onde, RMSE = raiz do erro quadrático; n = número de amostras; m = número de amostras usadas para predição; y_i' - y_i = valores preditos e observados, respectivamente.

$$RPD = \frac{sd}{RMSE}$$
Eq. 4

Em que, RPD = razão da performance do desvio; sd = taxa de desvio padrão dos dados analisados.

Em função dos resultados obtidos para RPD, os modelos foram avaliados quanto a sua confiabilidade em predizer os atributos dos solos do Semiárido. Os modelos são classificados em três categorias: valores maiores que 2,0 são excelentes podendo o modelo prever o atributo com acurácia; valores entre 1,4 e 2,0 indicam modelos que necessitam de ajustes; e, valores menores que 1,4 indicam modelos não confiáveis (CHANG *et al.*, 2001).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Estatística Descritiva

Após a finalização das análises laboratoriais, os atributos físicos e químicos foram submetidos à estatística descritiva. Onde foram calculados: média, mediana, erro padrão, desvio padrão, coeficiente de variação, variância, mínimo, máximo e teste de normalidade (Tabela 1).

Tabela 1. Estatística descritiva para os valores de atributos físicos das 164 amostras de solo.

Variável	Média	Mediana	Erro padrão	Desvio Padrão	CV%	Variância	Mínimo	Máximo	S-W p-value
Areia	696,65	732,42	12,08	154,66	22,20	23919,67	248,42	915,95	0.00
Silte	313,94	124,08	23,83	305,17	97,20	93128,34	35,11	874,00	0.00
Argila	183,23	125,06	11,99	153,62	83,84	23599,94	21,41	874,00	0.00

CV (%): Coeficiente de Variação; S-W: Teste de normalidade por Shapiro – Wilk.

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Em relação aos atributos físicos, foi possível observar através da análise descritiva que a areia apresentou o coeficiente de variação (CV) com valor de 22,29%, sugerindo que a

variável é aproximadamente homogênea. Diferentemente, o silte e a argila apresentaram CV superior a 60%. Com base no critério de Warrick & Nielsen um CV entre 12 % e 60 % é considerado médio, indicando um conjunto de dados razoavelmente homogêneo, (Warrick & Nielsen, 1980). Essa alta variabilidade da fração granulométrica, pode ser explicada pela influência de diferentes materiais de origem nos solos dessa região.

Para o teste de normalidade, os dados dos atributos físicos apresentaram um baixo valor de significância (Sig. ou p-value < 0,05), indicando que a distribuição dos dados difere significativamente de uma distribuição normal. Dessa forma, pode-se admitir que os atributos físicos do solo não apresentaram distribuição normal, pois a significância obtida foi menor do que 0,05 (Canteli, 2021).

A estatística descritiva dos atributos químicos do solo pode ser visualizada na Tabela 2.

Tabela 2. Estatística descritiva para os valores de atributos químicos das 164 amostras de solo.

Variável	Média	Mediana	Erro padrão	Desvio Padrão	CV%	Variância	Mínimo	Máximo	S-W p-value
pH H ₂ O	5,55	5,50	0,06	0,78	14,08	0,61	0,61	8,55	0,00
H+Al	3,15	2,80	0,11	1,37	43,72	1,89	0,90	8,58	0,00
Na	0,33	0,13	0,04	0,57	171,68	0,32	0,02	3,17	0,00
K	0,21	0,16	0,01	0,18	83,37	0,03	0,03	1,30	0,00
Ca	2,76	2,15	0,18	2,30	83,26	5,27	0,01	10,62	0,00
Mg	1,52	1,09	0,12	1,59	104,14	2,52	0,03	12,29	0,00
Al	0,46	0,25	0,05	0,62	134,74	0,38	0,00	3,90	0,00
P	3,85	2,07	0,41	5,26	136,57	27,67	0,01	37,62	0,00

CV (%): Coeficiente de Variação; S-W: Teste de normalidade por Shapiro – Wilk.

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Em relação aos atributos químicos, através do desempenho da análise descritiva foi possível observar que o P, K, Mg, Al, Ca e Na exibiram coeficiente de variação (CV) > 60%, representando uma maior variabilidade. Isso pode ser devido à variabilidade espacial dos materiais de origem do solo, como também o padrão de uso do solo em toda a área. Uma variabilidade mais ampla do solo pode ser benéfica para melhorar a precisão preditiva do modelo de calibração (Singha *et al.*, 2023).

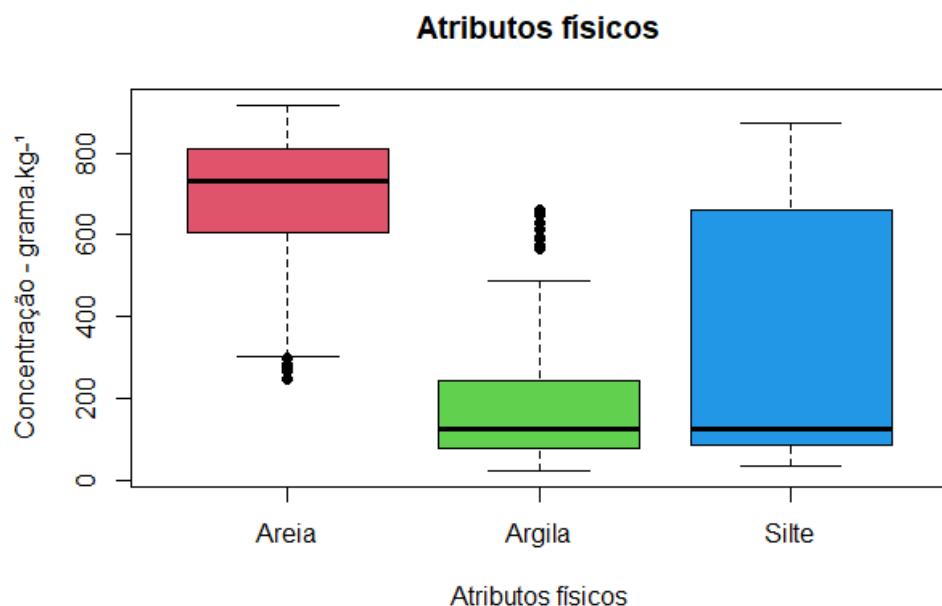
Os solos analisados podem ser considerados ácidos, devido o pH em água ter apresentado valores médios de 5,55; isso ocorre, provavelmente, devido a alta presença de

óxidos de Al. Resultados obtidos em outro trabalho realizado na Índia, o qual aborda estimativa das propriedades hidráulicas do solo usando refletância espectral proximal na região do visível, também constatou a alta presença de óxidos de Fe e Al, influenciando em baixos valores de pH, consequentemente, constatando a presença de solos ácidos (Santra *et al.*, 2009).

Para o teste de normalidade, os dados químicos apresentaram um baixo valor de significância (Sig. ou p-value < 0,05), indicando que a distribuição dos dados difere significativamente de uma distribuição normal. Dessa forma, pode-se admitir que os atributos químicos do solo não apresentaram distribuição normal, pois a significância obtida foi menor do que 0,05 (Canteli, 2021).

A distribuição dos dados para os atributos físicos do solo, bem como a presença de valores discrepantes (*outliers*), pode ser observada no gráfico de box-plot apresentado na figura 5.

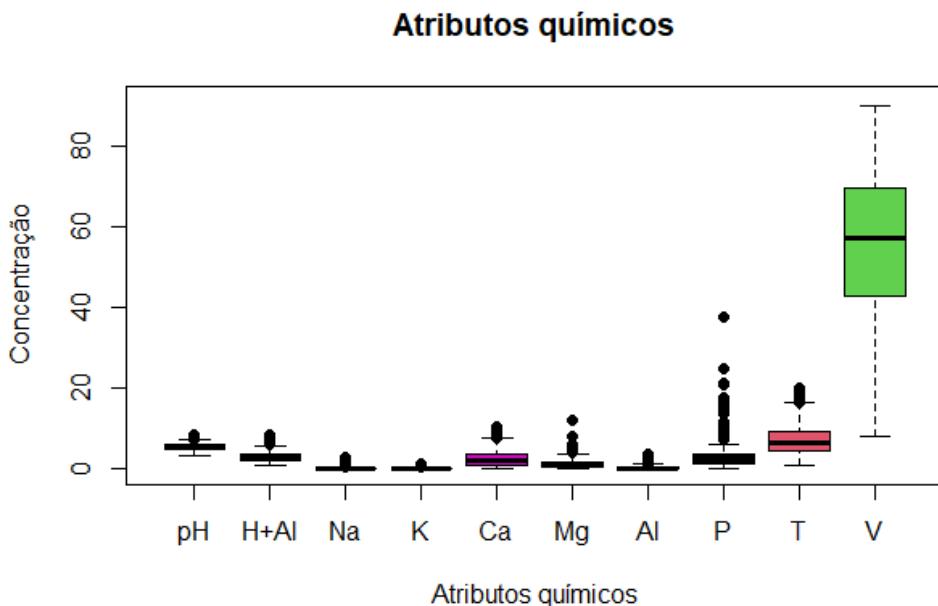
Figura 5. Gráfico BoxPlot dos atributos físicos das 164 amostras de solo.



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

A distribuição dos dados para os atributos químicos do solo, bem como a presença de valores discrepantes (*outliers*) pode ser observada no gráfico de box-plot apresentado na figura 6.

Figura 6. Gráfico BoxPlot dos atributos químicos das 164 amostras de solo.



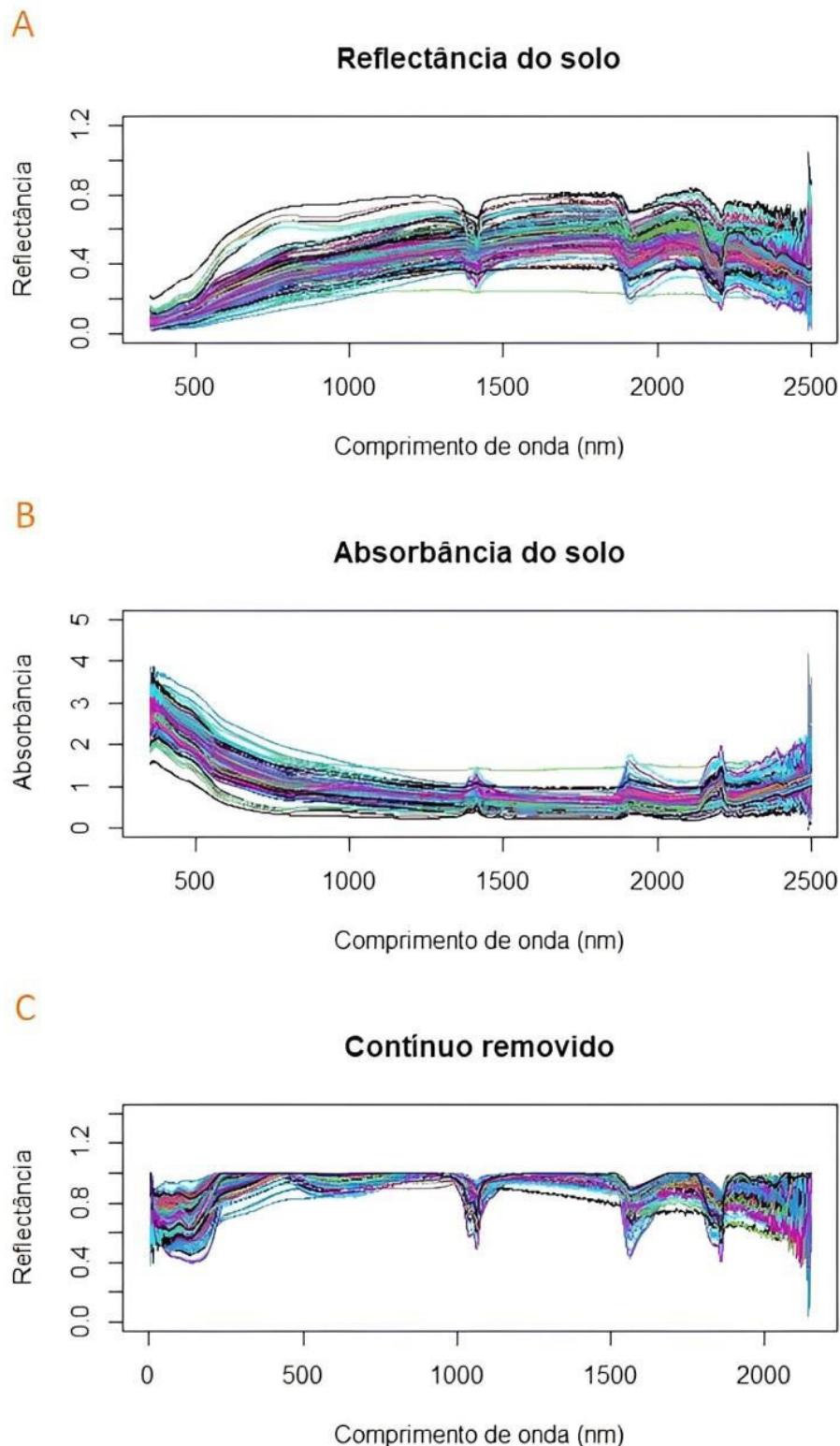
Fonte: Elaborado pela autora (2024)

O box-plot evidencia a presença de pontos discrepantes (outliers) no conjunto de dados. Diante disso, foi possível observar que a fração areia e argila, os atributos químicos cálcio, magnésio, potássio, fósforo assimilável, sódio, alumínio, pH e acidez potencial apresentaram pontos discrepantes, possivelmente devido a variabilidade de solos utilizados.

4.2 Análise dos dados hiperespectrais

O comportamento espectral das amostras de solos foi analisado através do gráfico para os espectros brutos (reflectância), absorbância e remoção do espectro contínuo. O comportamento espectral do solo para os dados brutos, absorbância e remoção do contínuo pode ser visualizado na Figura 7.

Figura 7. Comportamento espectral das amostras de solo.



Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Em relação ao comportamento espectral das amostras de solo, é possível observar através da figura que os dados utilizando a reflectância, possuem a presença de óxido de ferro,

devido a um aumento da reflectância na faixa de 600nm a 700nm seguido de uma redução a partir de 750nm a 900nm. Pode-se dizer que a banda de absorção atribuída aos óxidos de ferro, foi obtida uma maior diferença na faixa inferior a 550nm, provavelmente devido a presença de hematita no solo, deixando-o opaco, consequentemente aumentando o poder de absorção de luz (Dalmolin *et al.* 2005, p. 489).

No que se refere aos solos do semiárido, pode-se dizer que nesse ambiente existe desde solos jovens até solos bem evoluídos, como o Latossolo considerado solos muito intemperizados, que são caracterizados por possuírem uma alta presença de óxidos de ferro, compreendendo cerca de 26% desse território.

Em relação aos componentes minerais, é notória a presença de caulinita e montmorillonita, devido aos picos de absorção em 1400nm, 1900nm e 2200nm. Em relação à caulinita e montmorillonita, a presença desses minerais é reforçada na feição de 1900nm e 2200nm, devido a presença de hidroxila estrutural, indicativa desses minerais.

4.2 Estimativa dos atributos físico-químicos do solo

Os modelos de previsão dos atributos do solo a partir da regressão por componentes principais (PCR) foram elaborados utilizando-se todas as bandas espectrais e os processamentos: dados brutos de reflectância, dados de absorbância e remoção do espectro contínuo. O resultado da validação dos modelos preditivos criados para os atributos físicos está disponível na Tabela 3.

Tabela 2. Resultados de validação dos modelos para estimativa dos atributos físicos das 164 amostras de solo.

Atributo	Processamento espectral	Nº de componentes	R ² valid.	R ² ajust. valid.	RMSE	RPD
Areia	Bruto	5	0.59	0.58	114.37	1.5
	Absorbância	3	0.50	0.49	128.71	1.3
	Remoção contínuo	9	0.50	0.49	123.58	1.4
Silte	Bruto	38	0.73	0.73	171.26	1.9
	Absorbância	18	0.68	0.67	182.13	1.8
	Remoção contínuo	9	0.73	0.73	165.60	1.9
Argila	Bruto	4	0.70	0.69	110.88	1.7
	Absorbância	7	0.63	0.62	121.73	1.5
	Remoção contínuo	7	0.61	0.60	121.16	1.5

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

As estatísticas para avaliar o desempenho dos modelos preditivos através de índices mostraram que o atributo físico areia apresentou valores de R^2 entre 0,50 e 0,59, com o maior valor quando se utilizaram os dados não processados representando o melhor modelo. Para a métrica RPD, a areia com o espectro bruto apresentou valor de 1,5 indicando que o modelo é adequado podendo ser utilizado para a distinção entre baixas e altas concentrações, entretanto necessita de ajustes (Sayes; Mouazen; Ramon, 2005). Os dados de absorbância e remoção do contínuo apresentaram valores menores que 1,4 indicando modelos não confiáveis, o que torna inviável a utilização desses modelos para qualquer objetivo devido a não confiabilidade nos resultados a serem preditos.

Para a argila, os valores de R^2 ficaram entre 0,61 e 0,70, sendo o melhor modelo quando foram utilizados os dados não processados. Para RPD, a argila com os espectros brutos apresentou valor de 1,7 indicando que o modelo é adequado, porém necessita de ajustes. Para o silte, o melhor modelo foi obtido com os dados processados em absorbância.

Em relação ao desempenho dos modelos usando RMSE, a areia utilizando os dados brutos apresentou a melhor desempenho, corroborando com o resultado da métrica R^2 . Para o silte, a remoção do contínuo apresentou a melhor precisão, ao passo que para a argila o melhor resultado foi através da absorbância. Um modelo preditivo que tenha um bom resultado deve obter altos valores de R^2 , assim como baixos valores para RMSE. Mesmo que estas métricas sejam as mais comuns encontradas na literatura, devem-se utilizar outros parâmetros para garantir uma maior confiabilidade, logo a utilização do RPD é oportuna para realizar essa avaliação (Silva, 2022).

Estudos realizados por Tavakoli *et al.* (2023), o qual aborda sobre a predição das principais propriedades do solo, demonstraram resultados semelhantes aos descritos acima, indicando, assim, que a PCR produziu os melhores resultados para as propriedades alvo do solo, comparado com outros métodos de regressão para estimativa de areia e argila.

O resultado da validação dos modelos preditivos criados para os atributos químicos está disponível na Tabela 4.

Tabela 3. Resultados de validação dos modelos para estimativa dos atributos químicos das 164 amostras de solo.

Atributo	Processamento espectral	Nº de componentes	R ² valid.	R ² ajust. valid.	RMSE	RPD
pH	Bruto	4	0,22	0,20	0,76	1,1
	Absorbância	2	0,18	0,16	0,78	1,1
	Remoção contínuo	5	0,13	0,11	0,79	1,1
H + Al	Bruto	19	0,21	0,19	1,07	1,0
	Absorbância	8	0,19	0,17	1,05	1,1
	Remoção contínuo	10	0,13	0,11	1,10	1,0
Na	Bruto	17	0,17	0,15	0,58	1,1
	Absorbância	6	0,37	0,36	0,51	1,2
	Remoção contínuo	6	0,35	0,34	0,51	1,2
K	Bruto	13	0,38	0,37	0,13	1,3
	Absorbância	15	0,39	0,38	0,13	1,3
	Remoção contínuo	14	0,47	0,46	0,12	1,3
Ca	Bruto	14	0,53	0,52	1,17	1,4
	Absorbância	20	0,53	0,52	1,21	1,4
	Remoção contínuo	24	0,53	0,52	1,28	1,3
Mg	Bruto	15	0,52	0,51	1,39	1,4
	Absorbância	17	0,58	0,58	1,40	1,3
	Remoção contínuo	6	0,51	0,50	1,45	1,3
Al	Bruto	11	0,10	0,08	0,52	0,9
	Absorbância	8	0,03	0,01	0,55	0,9
	Remoção contínuo	1	0,24	0,23	0,45	1,1
P	Bruto	3	0,24	0,22	5,70	1,1
	Absorbância	19	0,32	0,31	5,29	1,2
	Remoção contínuo	24	0,31	0,30	5,32	1,2

Fonte: Elaborado pela autora (2024)

Em relação às estatísticas de desempenho dos modelos preditivos para os atributos químicos do solo, os índices de avaliação mostraram que para o coeficiente de determinação (R²) os atributos Mg e Ca apresentaram os melhores modelos com valores de R² maiores que 0,50 em todos os processamentos realizados. Já os demais atributos - potássio, fósforo assimilável, sódio, alumínio, pH e acidez potencial - não exibiram um bom desempenho dos modelos, tendo obtido valores de R² muito baixos.

Para a métrica de RMSE, o K foi o atributo que apresentou a melhor precisão nos três processamentos, quando comparado aos outros componentes. Para RPD, o Ca e Mg com os espectros brutos apresentaram valor de 1,4. Os valores de RPD entre 1,4 e 2,0 indicam

que estes modelos são adequados, mas necessitam de ajuste. As demais variáveis - potássio, fósforo assimilável, sódio, alumínio, pH e acidez potencial, apresentaram valores menores que 1,4 indicando modelos não confiáveis.

No Brasil, a variabilidade das análises de solo entre os laboratórios mostra que somente entre 74% e 97% das análises químicas convencionais e 68% a 85% das análises de textura são consideráveis aceitáveis (Cantarella *et al.*, 2006). Baseados nessa faixa de valores, a pesquisa realizada por (LÓPEZ, 2009) utilizando a espectroscopia de reflectância VIS-NIR-SWIR, alcançou níveis de acurácia obtidos através das análises químicas, que foram considerados como ótimos para a granulometria.

5 CONCLUSÃO

A análise de atributos do solo por sensoriamento proximal proporciona a quantificação de alguns atributos do solo, sendo um método mais rápido e menos oneroso que as análises físico-químicas tradicionais, além de promover uma menor geração de impactos ao meio ambiente por não demandar a utilização de reagentes químicos para a obtenção de seus resultados.

No geral, os modelos de calibração multivariada PCR empregados na espectroscopia VIS-NIR-SWIR apresentaram bons resultados, mesmo sendo utilizado um banco de dados de muita variabilidade e tendo sido avaliado um número grande de elementos, demonstrando que a associação de técnicas de pré-processamento pode resultar em modelos mais eficientes.

De acordo com este estudo, os resultados de predição dos atributos físico-químicos a partir do espectro de reflectância na região VIS-NIR-SWIR (350-2500 nm) para os solos do Nordeste brasileiro, foram eficientes na construção dos modelos de predição para os atributos físicos do solo, o qual se mostrou mais eficaz quando foram utilizados os dados brutos de reflectância. O atributo físico areia foi estimado com a melhor precisão, uma vez que alcançou bons resultados em todas as métricas avaliadas.

Para os atributos químicos, o cálcio e o magnésio apresentaram o melhor desempenho, visto que exibiram resultados satisfatórios em duas das métricas avaliadas. Para os atributos físicos e químicos que não alcançaram bons resultados nos modelos de predição, a aplicação de outras técnicas de processamento e de métodos de regressão podem trazer resultados mais significativos.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, Caio. Laboratório da USP em Piracicaba é destaque mundial em espectroscopia de solo. **Jornal da USP**, São Paulo, 28 abr. 2021. Segurança Alimentar, p.2. ISSN-2525-6009. Disponível em: <https://jornal.usp.br/universidade/laboratorio-da-usp-em-piracicaba-e-destaque-mundial-em-espectroscopia-de-solo/>. Acesso em: 22 ago. 2023.

ALMEIDA, Eurileny Lucas de. **Sensoriamento Remoto Hiperespectral na Estimativa da Granulometria de Horizontes Superficiais de Solos**. 2020. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2020. No prelo.

AL-QAZVINI ,Imām Muḥammad bin Yazīd Ibn Mājah. **Sunan Ibn Mājah**: Kutub as-Sittah. Qazvin: Islamic Research Section Darussalam, 2007.

ARAUJO FILHO, José Coelho de *et al.* Solos do Semiárido: características e estoque de carbono. In: GIONGO, Vanderlise; ANGELOTTI, Francislene (ed.). **Agricultura de baixa emissão de carbono em regiões semiáridas**: experiência brasileira. Brasília: Distrito Federal, 2022. cap. 6, p. 93-112.

BELLINASO, Henrique; DEMATTÊ, José Alexandre Melo; ROMEIRO, Suzana Araújo. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.34, p.861-870, 2010. DOI: 10.1590/ S0100-06832010000300027. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbcs/a/65FyRKp6KBmJfGn4kMjYK4p/?lang=en>. Acesso em: 7 nov. 2023.

BRADY, Nyle C.; WEIL, Raymond. **Elementos da Natureza e Propriedades dos Solos**. 3. ed. Porto Alegre: Editora Bookman, 2013.

BORGES NETO, Inocencio de Oliveira. **Processos hidro-erosivos em distintas classes de solos sob diferentes tipos de uso em zona semiárida**. 2021. Dissertação (Mestrado em Geografia).Centro de Ciências Exatas e da Natureza. Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Brasil, 2021.

CAMARGO, Otaviano Antônio; MONIZ, Antônio Carlos; JORGE, José Antônio; VALADARES, José Maria Aires da Silva. **Métodos de análise química, mineralógica e físicados solos do Instituto Agronômico de Campinas**. Campinas: Instituto Agronômico, 2009. (Boletim técnico 106, edição revisada e atualizada).

CAMBULE, Armindo H. *et al.* Building a near infrared spectral library for soil organic carbon estimation in the Limpopo National Park, Mozambique. **Geoderma**, Mozambique, v. 183-184, p. 41–48, ago. 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.03.011>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706112001243>. Acesso em: 9 nov. 2023.

CANTARELLA, Heitor *et al.* Variability of Soil Analysis in Commercial Laboratories: Implications for Lime and Fertilizer Recommendations. **Communications in Soil Science and Plants Analysis**, vol. 37, p.2213-2225, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1080/00103620600817523>. Disponível em:

<https://www.tandfonline.com/doi/citedby/10.1080/00103620600817523?scroll=top&needAccess=true>. Acesso em: 15 nov. 2023.

CANTON, Cristina Leila *et al.* Identification and quantification of iron oxides by diffuse reflectance spectroscopy with Praying Mantis accessory and integration sphere. **Catena**, Maringá, v. 196, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104899>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816220304495>. Acesso em: 22 out. 2023.

CANTELTI, Anderson Marcos Dias. **Teste de Shapiro-Wilk**. Curitiba: 2019. Disponível em: <https://andersoncanteli.wordpress.com/2020/02/02/teste-de-shapiro-wilk-tutorial-excel/>. Acesso em: 24 set. 2023.

CASAGRANDE, Marcelo Henrique. **Comparação de métodos de estimativa para problemas com colinearidade e/ou alta dimensionalidade ($p > n$)**. 2016. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Instituto de Ciências Matemáticas e Computação, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2016.

CEN, Haiyan; HE, Yong. Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality. **Trends in Food Science e Technology**. v.18, n. 2, p. 72- 83, 2007.

CHANG, Cheng-Wen *et al.* Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 480-900, 2001.

CLARK, Roger N. **Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy, em Manual of Remote Sensing**, New York: Manual of remote sensing: remote sensing for the earth Science, vol. 3, pp. 3–58, 1999. Disponível em: https://www.ugpti.org/smartse/research/citations/downloads/Clark-Manual_Spectroscopy_Rocks_Minerals_Book-1999.pdf. Acesso em: 20 out. 2023.

COBLINSKI, João Augusto *et al.* Predição de classes de textura do solo através de diferentes regiões de comprimento de onda de espectroscopia de refletância em várias profundidades do solo. **Catena**, vol.189, n: 104485,2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104485>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816220300345?via%3Dihub>. Acesso em: 21 out. 2023.

CUNHA, Tony Jarbas Ferreira *et al.* Principais solos do semiárido tropical brasileiro: caracterização, potencialidades, limitações, fertilidade e manejo. In: SA, Iêdo Bezerra; SILVA, Pedro Carlos Gomes da (Ed.). **Semiárido brasileiro: pesquisa, desenvolvimento e inovação**. Petrolina, PE: Embrapa Semiárido, 2010. cap. 2, p. 50-87.

DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz *et al.* Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35 (2), p. 481-489, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0103-84782005000200042>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/cr/a/z477tVVHbdmzxH48jvQXFNs/>. Acesso em: 25 out. 2023.

DEMATTÊ, José Alexandre Melo *et al.* Fotopedologia, espectroscopia e sistema de

informação geográfica na caracterização de solos desenvolvidos do Grupo Barreiras no Amapá. **Bragantia**. São Paulo, v. 71, n. 3, p. 438–446, 1 jan. 2012.

EPIPHANIO, José Carlos Neves *et al.* **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, p.132, 1992.

FANG, Q. *et al.* Visible and Near-Infrared Reflectance Spectroscopy for Investigating Soil Mineralogy: A Review. **Journal of Spectroscopy**, Londres, p.12, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/3168974>. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2018/3168974>. Acesso em: 25 out. 2023.

FERNANDES, Rafael Bragança Alves *et al.* Quantificação de óxidos de ferro de latossolos brasileiros por espectroscopia de refletância difusa. **Revista Brasileira De Ciência Do Solo**. Campinas, v. 28, n. 2, p. 245–257, 2004.

FERRARESI, Tatiana Maris *et al.* Espectroscopia de infravermelho na determinação da texturado solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Campinas, v. 36, n. 6, p. 1769–1777, 2012.

FERREIRA, Hugo Batista; PÉREZ, Taimy Cantillo; SOUZA, Deorgia Tayane Mendes de. Identificação das propriedades mineralógicas e granulométricas em perfis de solos do Semiárido Baiano por espectroscopia de reflectância. In: XXIV SEMINÁRIO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA UEFS SEMANA NACIONAL DE CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA, 2020, Bahia. **Anais dos Seminários de Iniciação Científica**. Bahia: UEFS, 2021. DOI: <https://doi.org/10.13102/semic.vi24.6844>. Disponível em: <https://periodicos.uefs.br/index.php/semic/article/view/6844/5488>. Acesso em: 29 set. 2023.

FIGUEIREDO, Divino. **Conceitos Básicos de Sensoriamento Remoto**. Brasil: Companha Nacional do Abastecimento, 2005.

FORMAGGIO Antonio Roberto *et al.* Comportamento espectral (450-2450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.20, p.467-474, 1996.

GASPAROTTO, Aline de Carvalho. **Modelos de predição de teores totais de Al₂O₃, Fe₂O₃e SiO₂ de solos paranaenses utilizando espetrorradiometria Vis-NIR-SWIR e técnica spiking**. 2018. Tese (Doutorado em Agronomia) – Centro de Ciências Agrárias, Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2018.

GENÚ, Aline Marques; DEMATTÉ, José Alexandre Melo. Espectrorradiometria de solos e comparação com sensores orbitais. **Bragantia**, Campinas: v. 71, n. 1, p.82-89, 2012.

HENGL, Tosmilav *et al.* Propriedades e nutrientes do solo africano mapeados com resolução espacial de 30 m usando aprendizado de máquina de conjunto em duas escalas. **Scientific Reports**, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85639-y>. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-021-85639-y>. Acesso em 30 out. 2023.

HOLLAS, J. M. **Eletromagnetic radiation and its intyeraction with atoms and molecules**. In: Modern spectroscopy. Chichester: John Wiley, 2004.

KLINKERT, Susan. **Uma abordagem mecanicista da variabilidade do solo em diferentes níveis de escala**: Um estudo de caso para a Zona Atlântica da Costa Rica. 2014. Tese (Doutorado em Geografia e Paisagem do Solo). Universidade de Wageningen, Guéldria, 2014.

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

NAIMI, Salman *et al.* Quantification of some intrinsic soil properties using proximal sensing in arid lands: Application of Vis-NIR, MIR, and pXRF spectroscopy. **Geoderma Regional**, vol.24, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2022.e00484>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352009422000049>. Acesso em: 5 nov.2023.

MACEDO, Rodrigo Santana *et al.* Efeitos da degradação nos atributos de solos sob caatinga no semiárido brasileiro. **Revista Árvore**. Minas Gerais, v. 47, p. e4702, 23 jan. 2023.

MARQUES, Flavio Adriano *et al.* **Solos do Nordeste**.: cartilhas elaboradas conforme a metodologia e-Rural. Recife, PE: Embrapa, 2014. E-book. Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/114582/1/FOLDER-SOLOS-DO-NE-versao-final.pdf> <<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/149319/1/8-Sumario-Touros-final.epub>>. Acesso em: 08 Out. 2023.

FRANCESCHINI, Marston Héracles Domingues *et al.* Abordagens semiquantitativa e quantitativa na avaliação da textura do solo por espectroscopia de reflectância bidirecional no VIS-NIR-SWIR. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 48, n. 12, p. 1569-1582, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2013001200006>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/pab/a/z7WF4Z5HFyCfhnkTLVjTfkR/?lang=pt>. Acesso em: 3 nov. 2023.

MENESES, Paulo Roberto; ALMEIDA, Tati; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. **Reflectância dos materiais terrestres: análise e interpretação**. São Paulo: Oficina de textos, 2019.

MOITA NETO, José Machado; MOITA, Graziella Ciaramella. Uma introdução à análise exploratória de dados multivariados. **Química Nova**, São Paulo, v. 21, p. 467-469, 1998.

MONTEZANO, Zaqueu Fernando; CORAZZA, Edemar Joaquim; MURAOKA, Takashi. Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada e manejada homogeneamente. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Piracicaba, vol.30, p.839-847, 2006. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-06832006000500010>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbcs/a/3g3XNRWdPqYjX7TDcm7CyZr/?lang=pt>. Acesso em: 6 nov. 2023.

NUNES, Pedro Germano Antonino. **Uma nova técnica para seleção de variáveis em calibração multivariada aplicada às espectrometrias UV-VIS e NIR**. 2008. Tese (Doutorado em Química) – Centro de Ciências Exatas e da Natureza, Universidade Federal da Paraíba/João Pessoa, 2008.

PEREIRA, Marcos Gervasio *et al.* **Formação, classificação e cartografia dos solos: formaçāo e caracterização dos solos.** Ponta Grossa, PR: Atena Editora, 2019. cap. 1, p. 1-20.

PARK Sihyun *et al.* Application of near-infrared spectroscopy to predict chemical properties in clay rich soil: A review. **European Journal of Agronomy.** Coreia, vol. 159, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127228>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1161030124001497?via%3Dihub>. Acesso em: 4 nov. 2023.

RIBEIRO, Sharon Gomes; **Espectroscopia de reflectância na avaliação do carbono orgânico em solos do Semiárido.** 2021. Dissertação (Mestrado em Ciências do Solo) Centro de ciências agrárias – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2021.

RIZZO, Rodnei *et al.* **Point and Imaging Spectroscopy in Geospatial Analysis of Soils.** In: MITRAN, Tarik; MEENA, Ram Swaroop; CHAKRABORTY, Abhishek (Ed.). **Geospatial Technologies for Crops and Soils.** Singapore: Springer, 2021. p. 277-317.

SABINS, Floyd F. **Remove sensing: principles and interpretations.** 3. Ed. New York: W. H. Freeman, 2000.

SANTRA, Priyabrata *et al.* Estimation of soil hydraulic properties using proximal spectral reflectance in visible, near-infrared, and shortwave-infrared (VIS–NIR–SWIR) region. **Geoderma**, India, v. 152, p.338-339, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.07.001>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706109002079>. Acesso em: 15 nov. 2023.

SARAIVA, Sebastiana Maely. **Caracterização de Luvissolos, Neossolos Regolíticos e Planossolos ao longo de um gradiente pluviométrico no semiárido brasileiro.** 2016. Dissertação (Mestrado em solos e Engenharia rural). Centro de ciências agrárias. Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa. 2016.

SANCHEZ, Rodrigo Baracat *et al.* Variabilidade Espacial de Atributos do Solo e de Fatores de Erosão em Diferentes Pedoformas. **Bragantia.** São Paulo, v.68, n.4, p.1095-1103, 2009.

SANTOS, [Ana Paula dos.](#) **Espectroscopia de infravermelho próximo em análises de solos e plantas.** 2011. Dissertação (Mestrado em ciências do solo) – Centro de Ciências Agrárias, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2011.

SAYES, Wouter; MOUAZEN, Abdul Mounem; RAMON, Herman. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy. **Biosystems Engineering**, Bélgica, v.91, n.4, p.393–402, 2005.

SEARLER, Ross *et al.* Digital soil mapping and assessment for Australia and beyond: A propitious future. **Geoderma Regional.** Austrália, v.24, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2021.e00359>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352009421000043>. Acesso em: 1 nov., 2023.

SILVA, Fábia Shirley Ribeiro. **Predição De Cr, Cu, Hg, Ni, Pb, Zn Em Solos De Manguezal Poluído No Nordeste Do Brasil Por Meio Da Espectroscopia De Reflectância No Infravermelho Próximo.** 2022. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2022. Disponível em: <http://tede2.ufrrpe.br:8080/tede/bitstream/tede2/8827/2/Fabia%20Shirley%20Ribeiro%20Silva.pdf>. Acesso em: 28 set. 2023

SILVA JÚNIOR, M. J. da *et al.* Panorama da coleta, tratamento e destinação final dos resíduos sólidos urbanos na região do Nordeste brasileiro. In: Congresso Sul-Americano de Resíduos Sólidos e Sustentabilidade, 2., 2019, Foz do Iguaçu. **Anais** [...]. Foz do Iguaçu:IBEAS, 2019.

SILVA, Fábio Oliveira Da. **Uso da Espectroscopia Vis-NIR na avaliação da fertilidade dos solos do Estado da Bahia.** 2020. Dissertação (Mestrado em Ciências do solo e Qualidade de Ecossistemas). Centro de Ciências Agrárias, Ambientais e Biológicas. Universidade Federal Do Recôncavo Da Bahia, Cruz das Almas, 2020.

SINGH, Kanika *et al.* Near infrared diffuse reflectance spectroscopy for rapid and comprehensive soil condition assessment in smallholder cacao farming systems of Papua New Guinea. **Catena**, v. 183: 104185, p.14, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104185> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816219303273>. Acesso em: 18 out. 2023.

SINGHA C. *et al.*; Prediction of soil nutrients through PLSR and SVMR models by Vis-NIR reflectance spectroscopy. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 26,n. 4, p. 901–918, 2023.

SOUSA JUNIOR, José Geraldo; DEMATTÊ, José Alexandre Melo; ARAÚJO, Suzana Romeiro. Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: potencial e custos. **Bragantia**. São Paulo, v. 70, n. 3, p. 610–621, 2011.

SOUZA, Diego Mendes; MADARI, Beata Emoke; GUIMARÃES, Freddy Fernandes. Aplicação de técnicas variáveis e inteligência artificial análise de espectros de infravermelho para determinação de matéria orgânica em amostras de solos. **Química Nova, São Paulo**, v. 35,n.9, p. 1738-1745, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-40422012000900007>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/qn/a/9CgVPMmtWkZF33p578HLHTP/?lang=pt>. Acesso em: 23 out. 2023.

STENBERG, B *et al.* Visible and near infrared spectroscopy in soil science. **Advances in Agronomy**, v.107, p.163-215, 2010. DOI: 10.1016/S0065-2113(10)07005-7. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0065211310070057>. Acesso em: 6 nov.2023.

SUDENE: Portal Oficial. **Relatório Preliminar da delimitação do semiárido.** Brasília, DF: SUDENE, 2021. Disponível em: <http://antigo.sudene.gov.br/delimitacao-do-semi-arido>. Acesso em: 22 nov. 2023.

TAVAKOLI, Hamed *et al.* Predicting key soil properties from Vis-NIR spectra by applying dual-wavelength indices transformations and stacking machine learning approaches. **Soil and**

Tillage Research, Alemanha, vol. 229,2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105684>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016719872300051X>. Acessoem: 9 nov. 2023.

TEIXEIRA, Paulo Cesár *et al.* **Manual de métodos de análise de solo**. 3 ed. Brasília: Embrapa,2017.

TERRA, Fabricio da Silva. **Espectroscopia de reflectância do visível ao infravermelho médio aplicada aos estudos qualitativos e quantitativos de solos**. 2012. Tese (Doutorado emAgronomia) – Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11140/tde-23032012-105559/>. Acesso em: 25 set.2023.

VASQUES Gustavo M. *et al.* Soil classification using visible/near-infrared diffuse reflectance spectra from multiple depths, **Geoderma**, Piracicaba, vol. 223–225, p. 73–78, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.01.019>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706114000445>. Acesso em: 10 nov.2023.

ROSSEL, Raphael A.V. *et al.* Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Austrália, v. 131, p.59-75, 2006. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007>. Disponível: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0016706105000728>. Acessoem: 11 nov. 2023.

WADOUX, Alexandre M. J. C. MCBRATNEY, Alex B. Digital soil science and beyond. **Soil Science Society of America Journal**, v. 85, n. 5, p. 1313–1331, 28 jul. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1002/saj2.20296>. Disponível em: <https://acsess.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/saj2.20296>. Acesso em: 2 nov. 2023.

WARRICK, A. W; NIELSEN, D.R. **Spatial variability of soil physical properties in the field**.In: HILLEL, D., ed. Applications of soil physics. New York: Academic Press, 1980.

ZORNOZA, R. *et al.* Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in mediterranean soils. **Soil Biology e Biochemistry**, Espanha, v.40, p1923-1930, 2008.