

***Campus Colorado do Oeste***  
**Coordenação do Curso em Engenharia Agrônoma**

**EDUARDA CRISTINA RIBAS BECKHAUSER**

**ESTIMATIVA DE PARÂMETROS DO SOLO COM ESPECTROSCOPIA NO VISÍVEL**

**COLORADO DO OESTE**

**2024**

**EDUARDA CRISTINA RIBAS BECKHAUSER**

**ESTIMATIVA DE PARÂMETROS DO SOLO COM ESPECTROSCOPIA NO VISÍVEL**

Artigo científico entregue como Trabalho de Conclusão de Curso ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Rondônia (IFRO), *Campus* Colorado do Oeste como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharela em Engenharia Agrônômica, sob a orientação do professora Dra. Ranieli dos Anjos de Souza.

COLORADO DO OESTE

2024

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema Gerador de Ficha Catalográfica do IFRO.

Beckhauser, Eduarda Cristina Ribas.  
Estimativa de parâmetros do solo com espectroscopia no visível /  
Eduarda Cristina Ribas Beckhauser. - Colorado do Oeste, 2024.  
23 f. : il.

Orientador(a): Prof<sup>a</sup>. Dra. Ranieli dos Anjos de Souza.

Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia  
Agrônômica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de  
Rondônia - IFRO, Colorado do Oeste, 2024.

1. Geoprocessamento. 2. Análise de solo. 3. Sensoriamento remoto. 4.  
Agricultura. I. Souza, Ranieli dos Anjos de (orient.). II. Instituto Federal de  
Educação, Ciência e Tecnologia de Rondônia - IFRO. III. Título.

**Bibliotecário(a) Responsável:** Juliana Machado da Silva Sasset, CRB-11/1140

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso Superior de Engenharia Agrônômica, do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Rondônia - *Campus* Colorado do Oeste, como parte das exigências para obtenção do título de conclusão de curso.

Autor: Eduarda Cristina Ribas Beckhauser

Orientador: Dra. Ranieli dos Anjos de Souza

Situação: ( x ) Aprovado ( ) Reprovado

Aprovado em: \_\_\_ / \_\_\_ / \_\_\_\_\_

---

Orientador(a)

---

Membro 1

---

Membro 2

## ESTIMATIVA DE PARÂMETROS DO SOLO COM ESPECTROSCOPIA NO VISÍVEL

### ESTIMATION OF SOIL PARAMETERS WITH VISIBLE SPECTROSCOPY

Eduarda Cristina Ribas Beckhauser<sup>1</sup>

Ranieli dos Anjos de Souza<sup>2</sup>

#### RESUMO

A utilização de imagens digitais, capturadas por câmeras de celulares convencionais, tem sido investigada como alternativa na análise física e química do solo, de forma mais rápida e de baixo custo. Diante disso, essa pesquisa buscou avaliar o potencial da espectroscopia na estimativa de parâmetros do solo (Ferro e Zinco), por meio de fotografias convencionais na região do visível (RGB), aplicadas à 98 amostras coletadas no município de Vilhena, Rondônia. Os dados foram analisados utilizando modelos de Regressão Linear e *Spline*, tanto com valores espectrais brutos quanto normalizados, buscando avaliar o desempenho das técnicas em termos de coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e significância estatística. Sem a normalização, os modelos apresentaram  $R^2$  baixos (entre 0,01 e 0,12), indicando limitada capacidade de explicação das variáveis espectrais, além de falhas em atender ao pressuposto de normalidade dos resíduos. No entanto, com a normalização, os modelos tiveram desempenho significativamente melhorado, com  $R^2$  variando entre 0,51 e 0,87, especialmente no modelo *Spline*, que obteve alta significância estatística e maior capacidade preditiva para ambos os elementos. Os resultados destacam a eficácia da normalização para melhorar o ajuste dos modelos e demonstram que o uso de imagens RGB, obtidas por dispositivos acessíveis, como celulares, representa uma alternativa econômica e eficiente para análises de parâmetros do solo. Essa abordagem tem potencial para ampliar o acesso às tecnologias de diagnóstico agrícola, tornando-as mais viáveis e sustentáveis para aplicações em larga escala. Em futuras investigações, recomenda-se explorar transformações adicionais para atender aos pressupostos estatísticos e avaliar outras abordagens preditivas para aprimorar ainda mais a precisão dos modelos.

**Palavras-chave:** Geoprocessamento. Análise de solo. Sensoriamento remoto. Agricultura.

#### ABSTRACT

---

<sup>1</sup> Técnica em Agropecuária (IFRO - *Campus* Colorado do Oeste - 2016/18). Graduanda do curso Bacharelado em Engenharia Agrônoma (IFRO - *Campus* Colorado do Oeste - 2019/24). E-mail: eduardacrb16@gmail.com.

<sup>2</sup> Docente do IFRO - *Campus* Colorado do Oeste. E-mail: ranieli.anjos@ifro.edu.br.

The use of digital images captured by conventional cell phone cameras has been investigated as an alternative for faster and lower-cost physical and chemical soil analysis. Therefore, this research sought to evaluate the potential of spectroscopy in estimating soil parameters (iron and zinc) through conventional photographs in the visible region (RGB) applied to 98 samples collected in the municipality of Vilhena, Rondônia. The data were analyzed using Linear Regression and Spline models, with both raw and normalized spectral values, seeking to evaluate the performance of the techniques in terms of coefficient of determination ( $R^2$ ) and statistical significance. Without normalization, the models presented low  $R^2$  (between 0.01 and 0.12), indicating limited explanatory capacity of the spectral variables, in addition to failures to meet the assumption of normality of the residues. However, with normalization, the models showed significantly improved performance, with  $R^2$  ranging from 0.51 to 0.87, especially in the Spline model, which obtained high statistical significance and greater predictive capacity for both elements. The results highlight the effectiveness of normalization in improving model fit and demonstrate that the use of RGB images, obtained by accessible devices, such as cell phones, represents an economical and efficient alternative for soil parameter analysis. This approach has the potential to expand access to agricultural diagnostic technologies, making them more viable and sustainable for large-scale applications. In future investigations, it is recommended to explore additional transformations to meet the statistical assumptions and evaluate other predictive approaches to further improve model accuracy.

**Keywords:** Geoprocessing. Soil analysis. Remote sensing. Agriculture.

## 1 INTRODUÇÃO

A tecnologia tem se tornado uma força essencial na evolução social, com impacto significativo no cotidiano da população. Desde os primeiros avanços, como a invenção da roda, até a revolução digital contemporânea, a tecnologia tem moldado profundamente a maneira como as pessoas interagem com o mundo (MARTINS, 2023). Anualmente, novos avanços tecnológicos transformam a sociedade, especialmente no que diz respeito à disseminação de informações, tornando a comunicação e o acesso ao conhecimento mais rápidos e acessíveis por meio de dispositivos móveis e computadores.

Entre essas inovações, destaca-se o geoprocessamento, uma tecnologia que vem ganhando visibilidade por sua capacidade de otimizar a gestão de recursos naturais, monitorar mudanças ambientais, integrar dados espaciais e realizar o mapeamento geográfico (LOPES, 2012). Além disso, a tecnologia tem facilitado a evolução de diversos setores, como a agricultura, ao fornecer ferramentas que aprimoram o trabalho dos produtores rurais. Equipamentos como colheitadeiras, plantadeiras, sistemas de irrigação automatizados, drones para monitoramento aéreo e a agricultura de precisão, com o uso de GNSS para mapeamento, são exemplos de como a tecnologia tem impactado positivamente a produção agrícola (LAMAS, 2017). Tais inovações também têm impulsionado o desenvolvimento de novos equipamentos e *softwares* para pesquisas científicas.

No contexto agrícola, a análise de solo desempenha um papel fundamental, pois permite avaliar a capacidade do solo em fornecer nutrientes para as plantas, sendo essencial para a correção de adubação e o aumento da produtividade (CARDOSO et al., 2009). Uma análise completa do solo envolve a medição de diversos parâmetros, como pH, nutrientes e matéria orgânica, mas esses processos podem ser onerosos e demorados para os produtores (FURTINI NETO et al., 2001; VERONEZI et al., 2022). Assim, a tecnologia pode oferecer alternativas mais acessíveis e rápidas para realizar essas avaliações.

O uso de tecnologias modernas, incluindo as tecnologias de informação e comunicação (TICs), é crucial para garantir a sustentabilidade da agricultura, aumentar a produtividade e reduzir custos de produção, enquanto assegura a qualidade dos alimentos (LAMAS, 2017). O geoprocessamento, em particular, tem ganhado destaque por sua aplicabilidade na otimização e monitoramento dos sistemas produtivos, com o auxílio de tecnologias como sensoriamento remoto e modelagem (GARCIA et al., 2020). Esta pesquisa buscou explorar o potencial da espectroscopia, utilizando fotografias convencionais na região do visível (RGB), como uma ferramenta inovadora para estimar parâmetros do solo, oferecendo uma alternativa promissora para a análise e gestão agrícola.

## **2 MATERIAL E MÉTODOS**

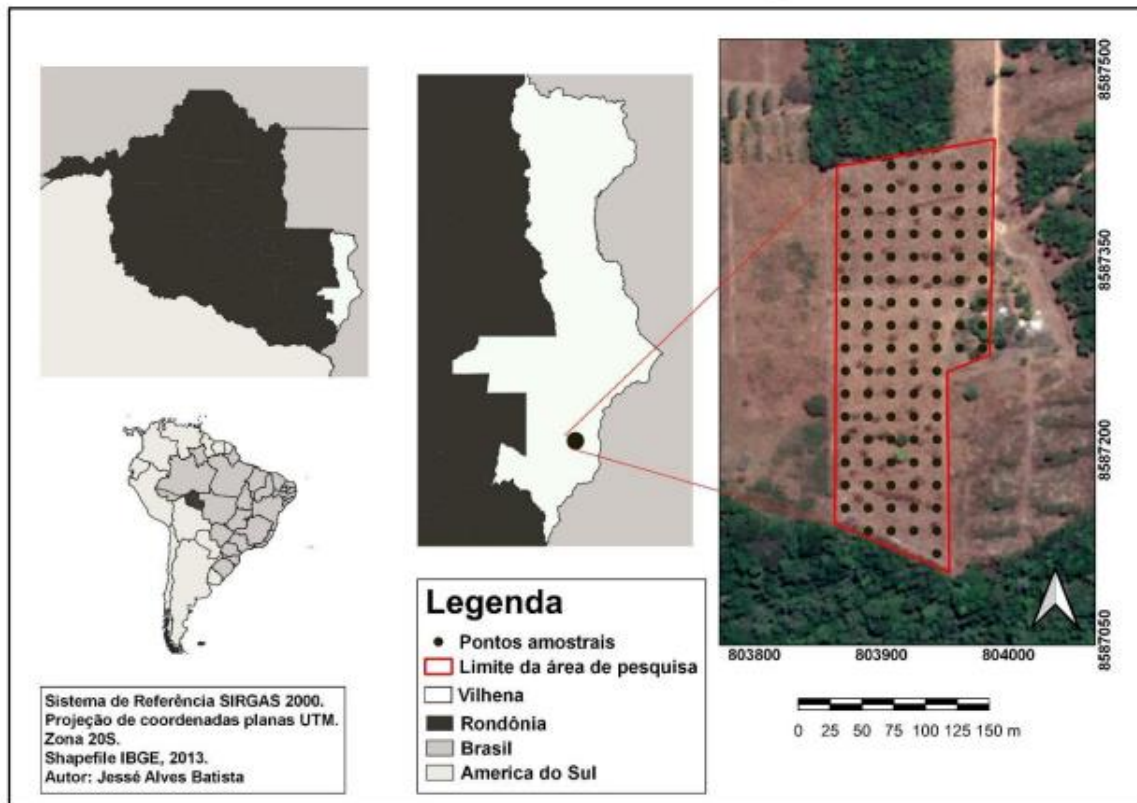
### **2.1 LOCAL DE ESTUDO**

As amostras de solo foram coletadas em uma propriedade chamada Santíssima Trindade localizada no município de Vilhena, Rondônia, no ano de 2017. O solo é classificado como Neossolo Quartzarênico (BATISTA, 2020).

Vilhena é um município localizado no estado de Rondônia na parte sul, fundado em 11 de outubro de 1977, sendo a entrada da Amazônia ocidental. De acordo com IBGE (2022) sua área territorial é de 11.708,579 km, com população de 95.832 habitantes, apresentando uma densidade demográfica de 8,19 hab/km<sup>2</sup>.

O município de Vilhena tem um clima tropical, de acordo com a classificação climática de Köppen-Geiger Aw tropical chuvoso. Apresenta grande potencial para o cultivo de culturas anuais, em função de solos bem drenados, planos a suavemente ondulados, com textura variando de argilosa a arenosa e predomínio de latossolos e área expressiva de areias quartzosas (CAMPO GODINHO *et al.*, 2002).

Figura 01: Local de coleta de dados.



Fonte: Batista (2020).

## 2.2 PROCEDIMENTOS ESPECÍFICOS

### 2.2.1 Coleta e Análise de Dados de Campo

As amostras foram coletadas por Batista (2020), utilizando uma malha de 18x18 m, totalizando 101 pontos amostrais em uma área de 3,2 hectares de lavoura, em profundidade de 0 a 20 cm, das quais utilizou-se 98 amostras.

Estas foram analisadas no laboratório de solos do Instituto Federal Campus Colorado do Oeste, os atributos avaliados foram: Fósforo (P), Potássio (K), Cálcio (Ca), Magnésio (Mg), Alumínio (Al), Boro (B), Cobre (Cu), Ferro (Fe), Manganês (Mn), Zinco (Zn), Matéria Orgânica (MO), pH e m%.

Para essa pesquisa, foram escolhidos os micronutrientes Ferro (Fe) e Zinco (Zn), visto que ambos são essenciais para o desenvolvimento das plantas. O Ferro é um micronutriente essencial pois além de atuar no metabolismo energético ajuda na fixação de nitrogênio e colabora no desenvolvimento de raízes da planta, já a disponibilidade de Zinco depende do pH do solo, desempenhando o seu papel na parte de respiração, metabolismo e produção de proteínas. As plantas utilizam os micronutrientes em menores quantidades, entretanto se houver a falta de algum deles, pode interferir na sua produtividade Gomes *et al.* (2016).

### 2.2.2 Coleta e Processamento de Dados Espectrais

As amostras de solo, armazenadas no laboratório do campus Colorado do Oeste, foram inseridas em uma placa de petri com dimensões de 100x20mm, para garantir o padrão da superfície e uniformidade da amostra a ser fotografada (Figura 2).

A placa de petri foi colocada no interior de uma caixa de isopor, encapada com papel preto, com abertura na qual apenas a câmera do celular Iphone 11, pudesse ter acesso ao interior do objeto, a fim de garantir as mesmas condições de captura de imagens entre as amostras. Esse método foi adotado para padronizar a condição de visualização e reduzir as variações de luminosidade na disposição das amostras.

Figura 2: Amostra de solo em placa de petri.



Fonte: Arquivo pessoal.

O processo de extração dos valores espectrais na região do visível *Red* (R), *Green* (G) e *Blue* (B), foi realizado através do aplicativo ColorFont, com resolução radiométrica de 8 bits, ou seja, níveis digitais de 0 a 255 por banda espectral. Para cada amostra foram coletadas três medidas de (R)(G)(B), e posteriormente extraído a média desses valores.

Os dados foram tabulados em uma planilha Excel, contendo a identificação das amostras, os valores (R)(G)(B), a média dos componentes espectrais RGB e os valores de laboratório para Ferro (Fe) e Zinco (Zn). Além disso, foi aplicada uma normalização utilizando o valor dos minerais como peso aos dados (R)(G)(B), visando ajustar os valores para uma escala relativa, obtendo-se  $R_n$ ,  $G_n$ ,  $B_n$  e  $RGB_n$  (Média dos componentes  $(R_n)(G_n)(B_n)$ ), conforme Equação 1.

$$E_i^{norm} = E_i X \left( \frac{B_i}{B} \right)$$

Em que:

$E_i^{\text{norm}}$ : valor normalizado de E para o elemento  $i$ .

$E_i$ : valor original da variável E para o elemento  $i$ .

$B_i$ : valor original da variável B para o elemento  $i$ .

$\bar{B}$ : média dos valores de B no conjunto de dados.

No total, 16 parâmetros foram gerados (R x Fe; G x Fe; B x Fe, RGB x Fe; Rn x Fe; Gn x Fe; Bn x Fe; RGBn x Fe; R x Zn; G x Zn; B x Zn, RGB x Zn; Rn x Zn; Gn x Zn; Bn x Zn; RGBn x Zn).

### 2.2.3 Análise Estatística

Para cada atributo estudado (R, G, B, RGB, Fe e Zn), realizou-se uma análise descritiva clássica. A normalidade dos dados foi avaliada utilizando os testes Shapiro-Wilk (W) e Jarque-Bera (JB). Após o tratamento dos dados, a relação entre as amostras de laboratório e as amostras espectrais foi analisada por meio de modelos de Regressão Linear e Regressão *Spline*.

A qualidade do ajuste do modelo linear foi avaliada pelo  $R^2$ , enquanto a significância estatística foi testada ao nível de 5%, e os pressupostos do modelo foram avaliados através dos seguintes testes: homoscedasticidade (Breusch-Pagan; Breusch & Pagan, 1979), independência dos erros (Durbin-Watson; Durbin & Watson, 1950), distribuição dos resíduos (Shapiro-Wilk; Shapiro & Wilk, 1965) e normalidade dos resíduos (Jarque-Bera; Jarque & Bera, 1980). Para o modelo ajustado com Splines, a significância do ajuste foi avaliada pelo Teste F, adequado ao *framework* de modelos lineares.

## 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise do Ferro na área de estudo apresentou média de  $201,26 \pm 78,92$  ( $\text{mg dm}^{-3}$ ) e em relação ao Zinco, foi observada média de  $0,14 \pm 0,06$  ( $\text{mg dm}^{-3}$ ), na camada de 0 a 20cm de profundidade (BATISTA, 2020).

A banda espectral *Red* (R) apresentou média de  $50,65 \pm 7,95$ , a banda *Green* (G)  $29,65 \pm 5,50$  e *Blue* (B)  $11,99 \pm 4,08$ . Sendo que, para os dados normalizados a média e desvio padrão para (Rn)(Gn)(Bn) normalizados com Zinco, respectivamente, foram de  $0,14 \pm 0,06$ ,  $0,15 \pm 0,06$ , e  $0,15 \pm 0,08$ . Para os dados (Rn)(Gn)(Bn) normalizados com Ferro, as médias foram de  $208,93 \pm 94,38$ ,  $211,13 \pm 114,14$  e  $209,35 \pm 94,54$ , respectivamente.

Nota-se que os dados de Fe apresentaram normalidade confirmada pelo teste de Shapiro-Wilk ( $p = 0,559$ ) e Jarque-Bera ( $p = 0,507$ ), contudo, os dados de Zinco não apresentaram normalidade ( $p < 0,05$ ) (Tabela 1). A distribuição dos dados (R)(G)(B) também não seguem padrão normal ( $p < 0,05$ ), com exceção da banda *Blue* (SW,  $p=0.066$ ). Os dados (Rn)(Gn)(Bn) e RGBn normalizados, não seguiram distribuição normal. Ainda assim, foi aplicada Regressão Linear aos mesmos, já que, a normalidade dos dados é útil para validação de hipóteses estatísticas, mas não é estritamente necessária para a construção de um modelo de regressão linear, desde que os resíduos atendam aos critérios principais de independência, normalidade e homoscedasticidade.

Tabela 1. Parâmetros dos testes de normalidade.

Parâmetro	<i>Shapiro-Wilk</i>	<i>p</i>	<i>Jarque-Bera</i>	<i>p</i>
R	0.89	< 0.05	240.00	< 0.05
G	0.95	0.002	21.53	< 0.05
B	0.98	<b>0.066</b>	6.80	0.033
RGB	0.94	< 0.05	64.08	< 0.05
Fe	0.99	<b>0.559</b>	1.36	<b>0.507</b>
Rn (Fe)	0.98	<b>0.190</b>	2.22	<b>0.330</b>
Gn (Fe)	0.98	<b>0.188</b>	3.11	<b>0.211</b>
Bn (Fe)	0.92	< 0.05	73.27	< 0.05
RGBn (Fe)	0.98	<b>0.062</b>	6.84	0.033
Zn	0.73	< 0.05	14.08	< 0.05
Rn (Zn)	0.88	< 0.05	7.36	0.025
Gn (Zn)	0.90	< 0.05	8.58	0.014
Bn (Zn)	0.89	< 0.05	30.67	< 0.05
RGBn (Zn)	0.90	< 0.05	11.79	0.003

Nota: dados em negrito apresentam normalidade.

Os coeficientes de determinação  $R^2$ , resultante da regressão linear para as análises entre (R)(G)(B) x Ferro e (R)(G)(B) x Zinco, e também dos minerais com RGB, foram muito baixos, indicando que menos de 4% da variabilidade do Ferro e Zinco podem ser explicadas pelos componentes espectrais incluídos no modelo. Os resíduos apresentaram independência pelo teste Durbin-Watson ( $p > 0.05$ ) e homoscedasticidade pelo teste Breusch-Pagan ( $p > 0.05$ ), evidenciando que a variância é constante. Porém, os testes de normalidade dos resíduos (Shapiro-Wilk e Jarque-Bera) apresentaram, no geral,  $p$ -valor < 0.05, indicando que não seguem uma distribuição normal, com exceção da variável *Blue* x Zn (W e JB,  $p > 0.05$ ) e *Blue* x Fe (W,  $p=0,057$ ) (Tabela 2).

Esses resultados sugerem que não há relação estatisticamente significativa entre as variáveis, o modelo não é robusto em atender aos pressupostos necessários para uma análise

adequada, limitando sua aplicabilidade prática, já que os resíduos do modelo linear precisam ser normalmente distribuídos para garantir que os testes estatísticos utilizados sejam válidos, resultando em uma baixa capacidade preditiva.

Quando aplicado aos dados normalizados, o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) se mostra superior a 0.50, isso sugere que essas variáveis espectrais explicam uma proporção considerável da variância do Ferro e Zinco, com p-valor abaixo de 0,05, indicando que o modelo está adequado, porém os pressupostos não foram satisfatoriamente atendidos, o que limita a confiabilidade das conclusões baseadas apenas no ajuste do modelo. Se observado seus pressupostos, apenas a independência dos resíduos foi atendida (DW,  $p > 0.05$ ), com exceção da homoscedasticidade para  $R_n \times Fe$  (BP,  $p=0.074$ ) (Tabela 2).

Tabela 2. Parâmetros dos modelos e testes aplicados aos dados.

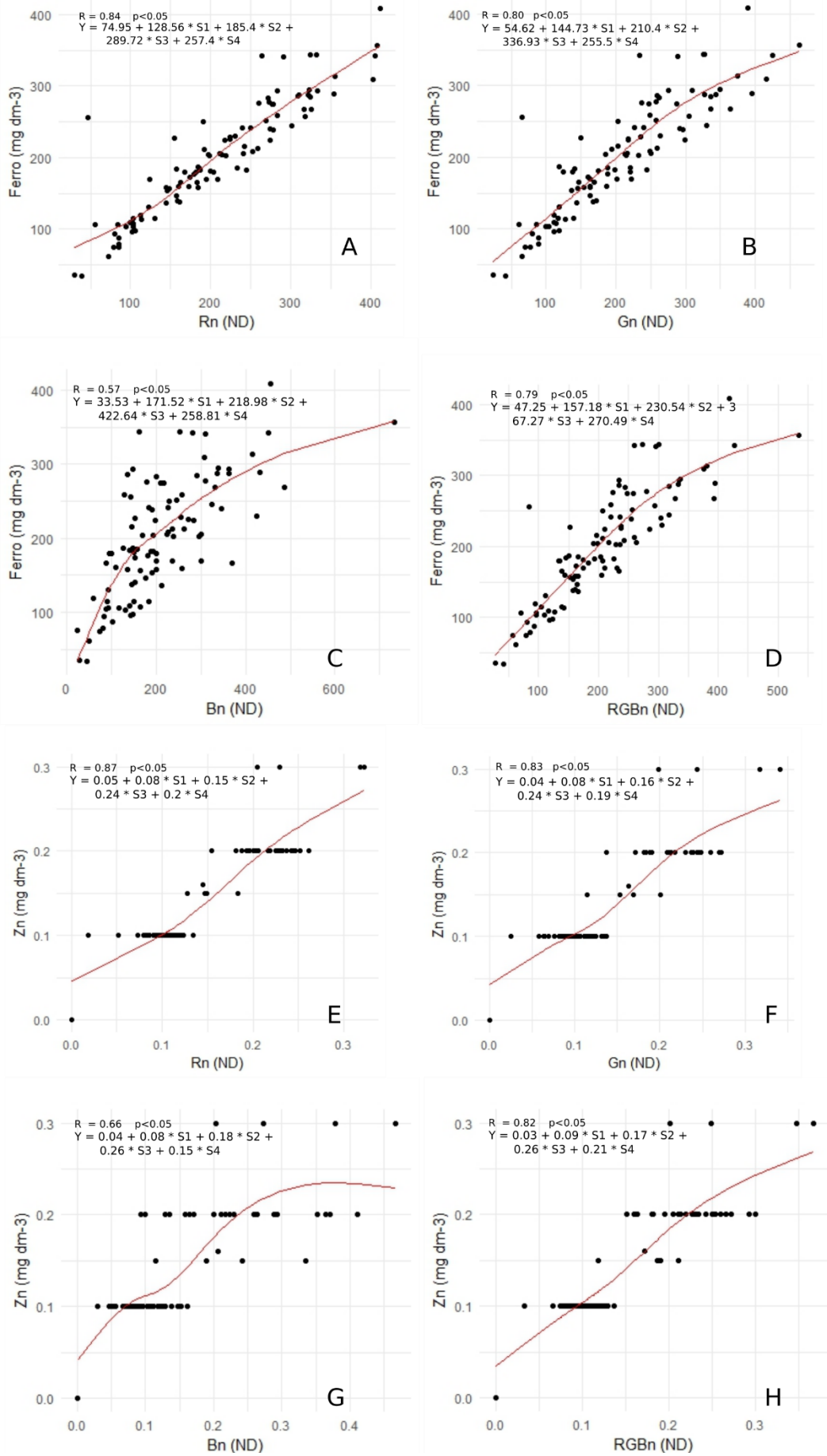
Parâmetro	Regressão Linear						Regressão Spline	
	$R^2$	p-valor	BP	DW	JB	W	$R^2$	Teste F
R x Fe	0.01	0.390	BP = 0.26 p= 0.610	DW = 2.03 p= 0.532	JB= 265.32 p<0.05	W = 0.88 p<0.05	0.02	F= 0.58 p=0.675
G x Fe	0.01	0.476	BP = 0.82 p= 0.365	DW = 1.95 p= 0.393	JB= 23.82 p<0.05	W = 0.95 p= 0.001	0.05	F=1.25 p=0.294
B x Fe	0.01	0.752	BP = 0.27 p= 0.606	DW = 1.77 p= 0.112	JB= 7.19 p= 0.027	W= 0.97 p= 0.057	0.01	F=0.27 p=0.895
RGB x Fe	0.02	0.209	BP = 0.94 p= 0.332	DW = 1.98 p= 0.446	JB= 69.84 p<0.05	W= 0.93 p<0.05	0.07	F=1.69 p=0.160
$R_n \times Fe$	0.84	p<0.05	BP = 3.19 p= 0.074	DW= 1.89 p= 0.283	JB=699.73 p<0.05	W= 0.83 p<0.05	0.84	F=125.45 p<0.05
$G_n \times Fe$	0.79	p<0.05	BP = 9.76 p= 0.002	DW = 1.86 p= 0.223	JB= 73.42 p<0.05	W= 0.94 p= 0.001	0.80	F=91.07 p<0.05
$B_n \times Fe$	0.51	p<0.05	BP = 12.06 p= 0.001	DW= 1.83 p= 0.179	JB= 69.84 p<0.05	W= 0.94 p= 0.001	0.57	F=30.28 p<0.05
$RGB_n \times Fe$	0.76	p<0.05	BP = 14.99 P= 0.001	DW = 1.90 p= 0.293	JB= 30.26 p<0.05	W= 0.96 p= 0.009	0.79	F=87.17 p<0.05
R x Zn	0.01	0.302	BP = 0.63 p= 0.429	DW = 1.80 p= 0.145	JB= 284.62 p<0.05	W= 0.83 p<0.05	0.07	F=1.86 P=0.125
G x Zn	0.02	0.131	BP = 0.21 p= 0.649	DW = 1.88 p= 0.259	JB= 46.89 p<0.05	W= 0.93 p<0.05	0.09	F=2.30 p=0.065
B x Zn	0.04	0.049	BP= 1.27 p= 0.261	DW= 1.99 p= 0.462	JB= 4.49 P= 0.106	W= 0.98 p= 0.145	0.05	F=1.27 p=0.290
RGB x Zn	0.03	0.103	BP = 0.23 p= 0.632	DW = 1.90 p= 0.282	JB= 133.72 p<0.05	W = 0.89 p<0.05	0.12	F=3.13 p=0.020
$R_n \times Zn$	0.86	p<0.05	BP = 16.17 p<0.05	DW= 2.09 p= 0.652	JB= 141.81 p<0.05	W= 0.88 p<0.05	0.87	F=154.50 p<0.05
$G_n \times Zn$	0.82	p<0.05	BP= 20.95 p<0.05	DW= 2.12 p= 0.715	JB= 44.33 p<0.05	W= 0.94 p= 0.001	0.83	F=115.22 p<0.05
$B_n \times Zn$	0.62	p<0.05	BP = 18.91 p<0.05	DW = 2.04 p= 0.570	JB= 21.58 p<0.05	W= 0.95 p= 0.001	0.67	F=47.06 p<0.05

RGB <sub>n</sub> x Zn	0.81	p<0.05	BP= 24.99 p<0.05	DW= 2.25 p= 0.889	JB= 33.19 p<0.05	W =0.96 p= 0.003	0.82	F=110.6 3 p<0.05
--------------------------	------	--------	---------------------	----------------------	---------------------	---------------------	------	------------------------

No modelo ajustado por *Spline*, os parâmetros não normalizados avaliados em relação ao Ferro apresentaram coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variando entre 0,01 e 0,07. Os valores de  $p$  associados ao modelo foram superiores a 0,05, indicando ausência de significância estatística. Essa falta de significância foi corroborada pelo teste F, cujos valores de  $p$  também foram maiores que 0,05, reforçando que o ajuste do modelo não foi significativo para descrever a relação entre as variáveis (Tabela 2).

Para o Ferro normalizado (vide coluna *Spline*), os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variaram entre 0,57 e 0,84, conforme apresentado na Tabela 2. Todos os valores de  $p$  foram inferiores a 0,05, indicando significância estatística. Adicionalmente, os resultados do teste F também revelaram valores de  $p$  extremamente baixos. Esses achados indicam que o modelo ajustado por *Spline* é estatisticamente significativo para explicar a variabilidade observada nos valores de Ferro, a partir de parâmetros espectrais. O melhor ajuste foi observado com a banda *Red<sub>n</sub>* ( $R^2 = 0,87$ ), seguido pela banda *Green<sub>n</sub>* ( $R^2 = 0,80$ ) e *RGB<sub>n</sub>* ( $R^2 = 0,79$ ) (Figura 3, A, B, C, D).

Figura 3: Gráfico de dispersão do modelo de regressão por *Spline*.



Para o Zinco não normalizado, os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variaram de 0,05 a 0,12, com  $p$ -valores entre 0,02 e 0,29, corroborado pelo teste F. Apesar de um  $p$ -valor de 0,02 ser significativo, observado no parâmetro RGB, o  $R^2$  baixo indica que o modelo apresenta uma capacidade limitada de explicar a variabilidade dos dados (Tabela 2). Já para o Zinco normalizado, os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variaram de 0,67 a 0,87 com  $p$ -valores abaixo de 0,05, corroborado pelo teste F. Esses resultados indicam que o modelo ajustado é estatisticamente significativo e explica bem a variabilidade do zinco. O melhor ajuste também ocorreu com a banda  $Red_n$  ( $R^2 = 0,87$ ),  $Green_n$  ( $R^2 = 0,83$ ) e  $RGB_n$  ( $R^2 = 0,82$ ) (Figura 3, E, F, G, H).

Os resultados obtidos para o Zinco e Ferro normalizados, utilizando regressão *Spline* com ajuste linear entre os valores de RGB, mostraram um desempenho superior. Altos coeficientes de determinação ( $R^2$ ) acompanhados por  $p$ -valores abaixo de 0,05, indicam que o modelo ajustado é estatisticamente significativo e capaz de explicar a maior parte da variabilidade dos elementos analisados. Esses resultados contrastam com os valores não normalizados, onde o modelo apresentou baixo desempenho. Assim, observa-se que a normalização dos dados não apenas melhora a qualidade do ajuste, mas também potencializa a capacidade do modelo em capturar a relação entre as variáveis de interesse.

O uso de imagens digitais para a quantificação de parâmetros do solo, como os teores de zinco e ferro, tem demonstrado resultados significativos. Estudos anteriores, como o de Morais (2021), evidenciaram que a extração de valores de RGB para quantificação de  $Fe_2O_3$ ,  $SiO_2$  e  $Al_2O_3$  pode tornar as imagens digitais uma ferramenta eficaz para estimar esses parâmetros. Além disso, o uso de métodos como *Least Squares Support Vector Machine* (LS-SVM) mostrou-se eficiente na análise de dados complexos, como espectros de *Mid Infrared* (MIR) e variáveis derivadas de imagens digitais, que frequentemente envolvem grande quantidade de informações.

Neto (2015), em sua dissertação sobre o desenvolvimento de uma metodologia para determinação de matéria orgânica do solo por análise de imagens utilizando uma câmera de celular, obteve resultados satisfatórios. A metodologia proposta mostrou-se uma alternativa eficaz e economicamente viável em comparação à espectrofotometria de Walkley-Black, que exige equipamentos mais sofisticados e caros. Além disso, a metodologia de análise por Colorimétrica por Imagem Digital (CID) apresentou bons resultados, com uma recuperação de 70,6% do carbono orgânico em amostras certificadas de solo LUFA SPEYER 2.2.

Outra pesquisa utilizou valores RGB, obtidos por uma câmera de celular, para estimar a quantidade de matéria orgânica no solo, alcançando resultados promissores nos índices de coloração (IR, IB, IG). O modelo apresentou um coeficiente de determinação de 75% e um coeficiente de concordância de 0,9436, indicando sua eficiência. No entanto, a distribuição dos dados de matéria orgânica no solo (MOS) não seguiu uma distribuição normal (AMARAL et al., 2023).

Os diferentes estudos, embora não estejam relacionados diretamente ao Ferro e Zinco, mas à parâmetros do solo, como os de Morais (2021), Neto (2015) e Amaral et al. (2023), demonstram que o uso de tecnologias acessíveis, como câmeras de celulares e *scanners*, tem se mostrado eficaz na interpretação e aprimoramento dos métodos de análise. Essas ferramentas oferecem resultados significativos, eliminando a necessidade de equipamentos sofisticados e onerosos. Além disso, possuem baixo impacto ambiental e promovem maior acessibilidade, tornando os processos analíticos mais viáveis e democráticos.

A busca por novos métodos para quantificar e avaliar atributos do solo e das plantas pode impulsionar inovações e possibilitar a aplicação desses procedimentos em larga escala. Isso tornará as técnicas mais acessíveis, sustentáveis e capazes de beneficiar diretamente inúmeros produtores rurais, promovendo avanços na agricultura e na gestão ambiental.

## 5 CONCLUSÃO

Os resultados desta pesquisa indicam que a análise de Ferro e Zinco sem normalização apresentou baixos coeficientes de determinação, demonstrando a limitada capacidade dos modelos de regressão linear em explicar as variáveis em função das bandas espectrais (R, G, B). Embora a homocedasticidade tenha sido atendida em grande parte, a ausência de normalidade comprometeu a aplicabilidade dos modelos devido à dependência desse pressuposto para a validade estatística.

Com a normalização, houve uma melhora significativa no desempenho dos modelos, com coeficientes de determinação acima de 0,50, indicando maior capacidade de explicar a variabilidade dos elementos por parâmetros espectrais. Os modelos *Spline* tiveram o melhor desempenho, especialmente para o Ferro, alcançando  $R^2$  de até 0,87, com significância estatística confirmada.

Conclui-se que a normalização é uma estratégia eficaz para aprimorar análises de elementos no solo, especialmente em modelos como o *Spline*. Futuras pesquisas podem

explorar transformações adicionais, como  $\log(y)$ , para atender pressupostos de normalidade e investigar alternativas, como modelos de autocorrelação (e.g., ARIMA), caso a independência dos dados seja violada.

Além disso, o uso de imagens RGB capturadas por câmeras de celulares convencionais demonstrou ser uma abordagem acessível e promissora para gerar estimativas confiáveis de parâmetros do solo. Esta tecnologia, que alia simplicidade e baixo custo, destaca-se como uma solução prática para aplicação em larga escala, ampliando o acesso a métodos de análise para agricultores e pesquisadores, e contribuindo para a sustentabilidade e a democratização das ferramentas de diagnóstico agrícola.

## REFERÊNCIAS

AMARAL, Valquira De Araújo Do *et al.* Estimativa do teor de matéria orgânica do solo a partir de valores RGB de imagens de amostras de solos da região do baixo Jaguaribe, Ceará, Brasil<sup>1</sup>. **Revista DELOS**, 2023. Disponível em: <https://ojs.revistadelos.com/ojs/index.php/delos/article/view/785/741>. Acesso em: 26 jan. 2025.

ALVES PEREIRA, Marcos Antonio *et al.* Modelo de regressão spline, com efeitos mistos e erros autorregressivos de médias móveis, aplicado aos dados da covid-19 nos estados do Sul e Sudeste do Brasil. **Revista Principia**, 2023. Disponível em: <https://periodicos.ifpb.edu.br/index.php/principia/article/view/7712>. Acesso em: 13 jan. 2025.

BATISTA, J.A. **Caracterização e manejo do solo por unidades de gestão diferenciada em lavoura de urucum durante 2 anos agrícolas**. 2020. Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” Faculdade de Engenharia Campus de Ilha Solteira. Ilha Solteira- SP. Disponível em: [https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/194127/batista\\_ja\\_dr\\_ilha.pdf?sequence=3&isAllowed=y](https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/194127/batista_ja_dr_ilha.pdf?sequence=3&isAllowed=y). Acesso em: 21 dez. 2024.

BREUSCH, T. S., & PAGAN, A. R. (1979). **A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation**. *Econometrica*, 47(5), 1287-1294.

CAMPOS GODINHO, Vicente De Paulo *et al.* **Aspectos Agroclimáticos do Município de Vilhena-RO**. 2002. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/703806/1/cpafro-6633-doc63.pdf>. Acesso em: 08 jan. 2025.

CARDOSO, Evaldo Luis *et al.* **Análise de Solos: Finalidade e Procedimentos de Amostragem**. **Embrapa**, 2009. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/807342/1/COT79.pdf>. Acesso em: 26 jan. 2025.

DURBIN, J., & WASTON, G. S. (1950). **Testing for serial correlation in least squares regression, I**. *Biometrika*, 37(3/4), 409-428.

EARTH Pro. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, Universidade Federal de Viçosa-UFV. Viçosa-MG v. 3, n. 3, p. 250–264, jun. 2018. Disponível em: <https://www.journals.ufrpe.br/index.php/JEAP/article/view/1839/482482599>. Acesso em: 29 maio, 2023.

FURTINI NETO, A. E.; VALE, F. R.; RESENDE, A. V.; GUILHERME, L. R. G.; Et al. **Fertilidade do solo**. 2001. 252f. Fundação de Apoio ao Ensino, Pesquisa e Extensão, Universidade Federal de Lavras. Lavras-MG. Disponível em: [http://repositorio.ufla.br/jspui/bitstream/1/11493/1/TEXT0%20ACAD%20c3%8aMICO\\_Fertilidade%20do%20solo.pdf](http://repositorio.ufla.br/jspui/bitstream/1/11493/1/TEXT0%20ACAD%20c3%8aMICO_Fertilidade%20do%20solo.pdf). Acesso em: 29 maio, 2023.

GARCIA, A. F.; SILVA, R. P.; ALMEIDA, L. F. et al. A revolução digital na agricultura: Impactos das TICs no aumento da produtividade e tomada de decisões. **Journal of Agricultural Technologies**, v. 10, n. 3, p. 152-168, 2020.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Vilhena (RO)*. 2023. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ro/vilhena.html>. Acesso em: 8 jan. 2025.

JARQUE, C. M., & BERA, A. K. (1980). **Efficient tests for normality, homoscedasticity, and serial independence of regression residuals**. *Econometrica*, 48(3), 817-828.

LAMAS, Fernando Mendes . A tecnologia na agricultura. **EMBRAPA**, 2017. Disponível em: <https://www.embrapa.br/en/busca-de-noticias/-/noticia/30015917/artigo-a-tecnologia-na-agricultura>. Acesso em: 26 jan. 2025.

LOPES, A. B. Geoprocessamento na agricultura: O papel da tecnologia no monitoramento e otimização dos sistemas de produção. **Tecnologia e Sociedade**, v. 18, n. 2, p. 75-90, 2012.

MARTINS, Renata. Qual a importância da tecnologia e seus benefícios?. **Grupo ABL**, 2023. Disponível em: <https://www.grupoabl.com.br/post/qual-a-import%C3%A2ncia-da-tecnologia-e-seus-benef%C3%ADcios>. Acesso em: 22 out. 2024.

MORAIS, Pedro Augusto De Oliveira. DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS DE FERTILIDADE DO SOLO POR MEIO DA ANÁLISE MULTIVARIADA DE IMAGENS E DE ESPECTROS DE INFRAVERMELHO. *Nome do Site*. 2021. Disponível em: [file:///C:/Users/Master/Downloads/Tese%20-%20Pedro%20Augusto%20de%20Oliveira%20Morais%20-%202020%20\(2\).pdf](file:///C:/Users/Master/Downloads/Tese%20-%20Pedro%20Augusto%20de%20Oliveira%20Morais%20-%202020%20(2).pdf). Acesso em: 26 jan. 2025.

NETO, José Ferraz. DESENVOLVIMENTO DE METODOLOGIA PARA DETERMINAÇÃO DE MATÉRIA ORGÂNICA DO SOLO POR ANÁLISE DE IMAGENS. 2015. Disponível em: [https://www.udesc.br/arquivos/cav/id\\_cpmenu/1466/NETO\\_FINAL DISSERTACAO\\_15693536732021\\_1466.pdf](https://www.udesc.br/arquivos/cav/id_cpmenu/1466/NETO_FINAL DISSERTACAO_15693536732021_1466.pdf). Acesso em: 26 jan. 2025.

PEREIRA, L. F.; GUIMARÃES, R. M. F.; OLIVEIRA, R. R. M. Integrando geotecnologias simples e gratuitas para avaliar usos/coberturas da terra: QGIS e Google.

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). **An analysis of variance test for normality (complete samples)**. *Biometrika*, 52(3/4), 591-611.

SILVA, J.SV. **Análise multivariada em zoneamento para planejamento ambiental**. Estudo de caso: Bacia Hidrográfica do Rio Taquari MS/MT. 2003. 307 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual de Campinas. Campinas-SP, 2003. Disponível em: <https://repositorio.unicamp.br/Busca/Download?codigoArquivo=464513&tipoMidia=0>. Acesso em: 29 maio, 2023.

VERONEZI, Marcos José C. *et al.* A IMPORTÂNCIA DA ANÁLISE DE SOLO PARA AS GRANDES CULTURAS. *Nome do Site*. 2022. Disponível em: [https://repositorio.pgsscogna.com.br/bitstream/123456789/52197/1/MARCOS\\_VERONEZI\\_DEFESA\\_FINAL.pdf?utm\\_source=chatgpt.com](https://repositorio.pgsscogna.com.br/bitstream/123456789/52197/1/MARCOS_VERONEZI_DEFESA_FINAL.pdf?utm_source=chatgpt.com). Acesso em: 26 jan. 2025.

**APÊNDICES**

**APÊNDICE A - XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX**

**ANEXOS**

**ANEXO A - XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX**