



## IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE OUTLIERS EM BANCO DE DADOS DE DENSIDADE E GRANULOMETRIA DO SOLO

Wesley Amaro da Silva<sup>1</sup>, Fernanda Helena Nascimento de Andrade<sup>2</sup>, Gêssica de Paula Alves Marinho<sup>1</sup>, Caio Sérgio Pereira de Araújo<sup>1</sup>, Brivaldo Gomes de Almeida<sup>3</sup>, Ceres Duarte Guedes Cabral de Almeida<sup>4</sup>

**RESUMO:** A presença de pontos discrepantes, denominados outliers, pode comprometer a análise de dados científicos resultando em conclusões equivocadas. O objetivo desse estudo foi comparar métodos de identificação de outliers em banco de dados de propriedades físicas do solo para avaliar sua eficiência e como a remoção desses valores pode otimizar a qualidade dos dados. O banco de dados objeto deste estudo foi formado por resultados de análises físicas de solo oriundas de amostras coletadas em área cultivada com cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.). As amostras de solo foram coletadas nas camadas de 0 - 0,2 m; 0,2 – 0,4 m; 0,4 – 0,6 m, totalizando 534 amostras, sendo 267 estruturadas para determinação da densidade do solo ( $\text{g cm}^{-3}$ ) e 267 deformadas, para análise granulométrica (areia, silte e argila, em  $\text{g kg}^{-1}$ ). Os dados foram submetidos aos testes de Grubbs, Box-plot, Box-plot modificado e o teste Zscore. Os métodos de Zscore e Grubbs não identificaram outliers. Entretanto, os métodos de Box-plot e Box-plot modificado, identificaram alguns outliers, sendo este último mais sensível. A remoção dos outliers influenciou diretamente a análise descritiva dos dados evidenciando a interferência negativa que pontos discrepantes causam em bancos de dados.

**PALAVRAS-CHAVE:** grubbs, física do solo, zscore.

## OUTLIER IDENTIFICATION AND ELIMINATION IN SOIL BULK DENSITY AND PARTICLE SIZE DISTRIBUTION DATABASE

<sup>1</sup> Doutorando(a) em Engenharia Agrícola, Departamento de Engenharia Agrícola, UFRPE, Rua Dom Manoel de Medeiros, s/n, Recife, PE. CEP 52171-900, Fone: 81.983197463. e-mail: gessica.marinho1993@gmail.com

<sup>2</sup> Mestre em Engenharia Agrícola, Departamento de Engenharia Agrícola, UFRPE, Recife, PE

<sup>3</sup> Professor Associado, Departamento de Agronomia, UFRPE, Recife, PE

<sup>4</sup> Professora Titular, Colégio Agrícola Dom Agostinho Ikas, UFRPE, São Lourenço da Mata, PE

**ABSTRACT:** The presence of discrepant points, called outliers, can compromise the analysis of scientific data resulting in erroneous conclusions. The objective of this study was to compare methods for identifying outliers in a soil physical properties database to evaluate their efficiency and how the removal of these values can improve data quality. The database object of this study was formed by physical soil analysis from samples collected in an area cultivated with sugarcane (*Saccharum officinarum* L.), northeast of Brazil. The soil samples were collected at 0 - 0.2 m; 0.2 - 0.4 m; 0.4 - 0.6 m depths, totaling 534 samples, 267 structured for soil bulk density determination ( $\text{g cm}^{-3}$ ) and 267 disturbed, for particle size analysis (sand, silt, and clay, in  $\text{g kg}^{-1}$ ). The data were submitted to Grubbs, Box-plot, modified Box-plot and Zscore tests. The Zscore and Grubbs methods did not identify outliers. However, the Boxplot and modified Box-plot methods pointed some outliers, the latter being more precise. The removal of outliers directly influenced the descriptive analysis of the data, showing the negative interference that discrepant points cause in databases.

**KEYWORDS:** grubbs, soil physic, zscore.

## INTRODUÇÃO

Um ponto considerado outlier pode ser definido de diversas maneiras (RIBEIRO et al., 2016). Segundo Tushar (2021), outliers são registros que se desviam do comportamental padrão normal. Esses pontos também recebem outras denominações como anormalidades, discordantes, desviantes (AGGARWAL, 2017; CARREÑO et al., 2020). No entanto, Blázquez-garcía et al. (2021) ressaltam não haver consenso sobre os termos utilizados para definir um outlier.

A importância em classificar os outliers está em sua aplicação, entre elas, está a identificação de erro de medição em dados científicos (ZIMEK & FILZMOSE, 2018). Essa aplicação engloba inúmeras técnicas que requerem filtragem ou detecção de observações anormais dentro do conjunto amostral (CARREÑO et al., 2019). Os outliers são potenciais responsáveis por distorcer a estimativa do parâmetro de interesse, comprometendo a confiabilidade dos achados de uma pesquisa (MOWBRAY et al., 2019).

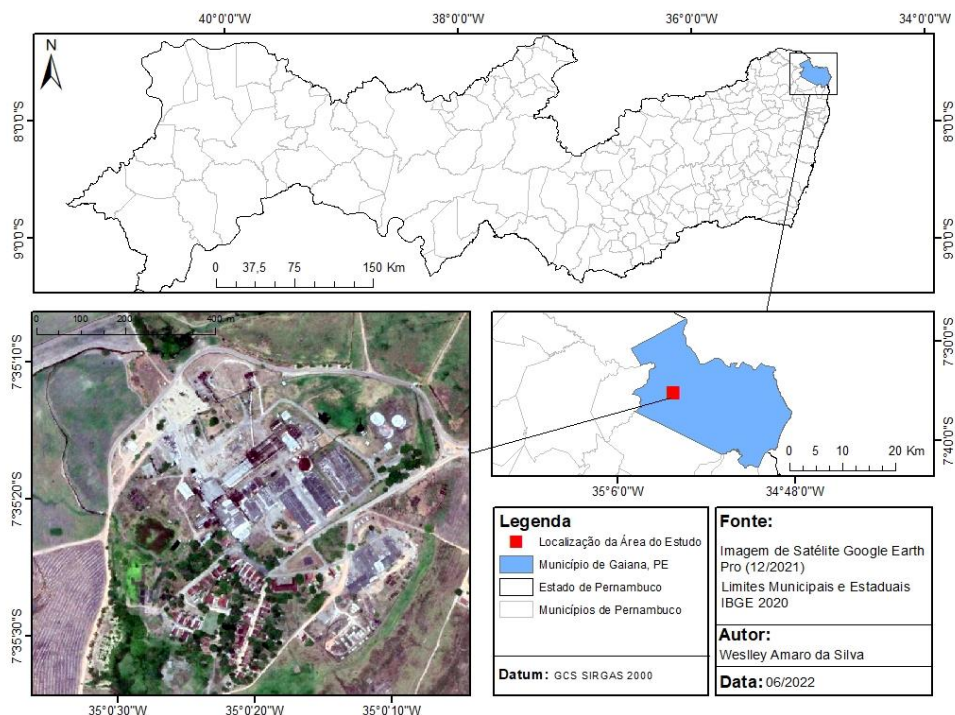
Na literatura existem inúmeros métodos para identificar os outliers, Ribeiro et al. (2016) utilizaram o método do Box-plot e o Zscore modificado para identificar os outliers em seus dados. Oliveira (2008) comparou três testes para identificar outliers em um mesmo banco de dados, comparando os testes de Dixon, Chauvenet e Grubbs.

A técnica de Box-plot consiste na representação de cinco valores: mínimo, máximo, primeiro quartil, segundo quartil (mediana) e o terceiro quartil. Por meio dessa técnica é possível calcular o intervalo (máximo-mínimo) e o intervalo interquartil, fornecendo um limite para distinguir dados normais de valores atípicos (SMITI, 2020).

O pré-processamento dos dados é uma etapa fundamental nos trabalhos científicos, pois garante a confiabilidade dos dados que serão estudados. Nesse contexto o objetivo do presente trabalho é realizar a aplicação de diferentes métodos para identificação de outliers em um mesmo conjunto de dados para avaliar a diferença, o desempenho e a influência que a remoção dos outliers podem causar no banco de dados.

## MATERIAL E MÉTODOS

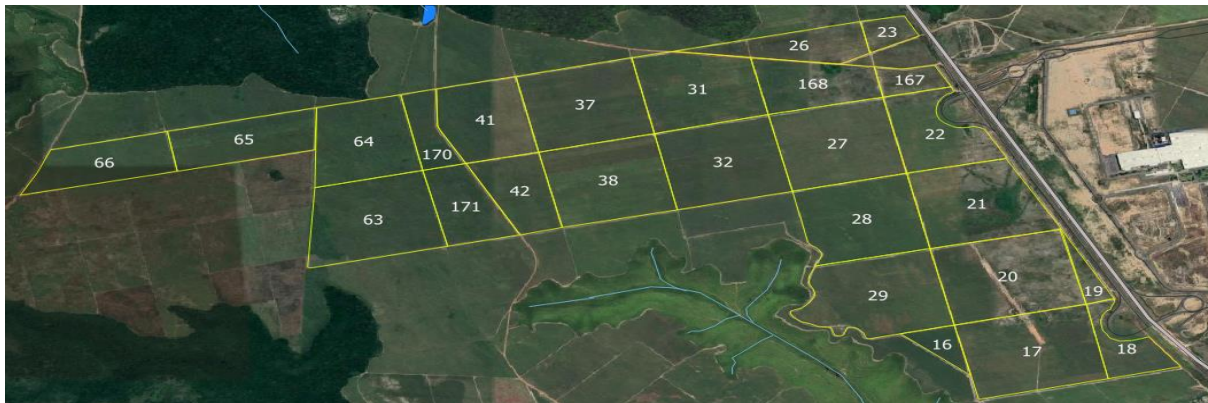
A área de estudo localiza-se na região norte da Zona da Mata Norte de Pernambuco, no município de Goiana, PE, em área pertencente à Usina Santa Teresa ( $7^{\circ}36'56,3''S$   $34^{\circ}59'19,1''W$ ). A classificação climática conforme Alvares et al. (2014), pertence ao grupo A (Clima Tropical Chuvoso) e ao tipo climático Am (chuvas do tipo monção), com temperaturas variando (Figura 1).



**Figura 1.** Localização da área experimental.

O banco de dados objeto deste estudo é formado por resultados de análises físicas de solo oriundas de amostras coletadas em área cultivada com cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum*

L.). A área foi dividida em 26 lotes, devidamente identificados e georreferenciados, os quais totalizam uma área de 600 ha, no Engenho Bujari (Figura 2). O solo foi classificado como Argissolo Amarelo distrocoeso fragipânico (EMBRAPA, 2013) equivalente ao Typic Fragiaquults pela Soil Taxonomy (SOIL SURVEY STAFF, 2014).



**Figura 2.** Distribuição espacial dos talhões utilizados na coleta do solo.

As amostras de solo foram coletadas nas profundidades de 0 - 0,2 m; 0,2 - 0,4 m; 0,4 - 0,6 m, totalizando 534 amostras, sendo 267 estruturadas para determinação da densidade do solo ( $\text{g cm}^{-3}$ ) e 267 deformadas, para análise granulométrica (areia, silte e argila, em  $\text{g kg}^{-1}$ ). A análise granulométrica foi determinada conforme metodologia descrita por Donagemma et al. (2017) e a densidade do solo pelo método do cilindro volumétrico seguindo a metodologia de Teixeira et al. (2017). Posteriormente os dados passaram por análise para identificação de outliers pelos métodos Box-plot, Box-plot modificado, Grubbs e o método Zscores.

O Método do Box-plot tem como regra identificar discrepâncias no conjunto de dados, quando os dados se encontram fora do intervalo, conforme mostrado nas equações 1 e 2.

$$Li = Q_1 - g(Q_3 - Q_1) \quad (1)$$

$$Ls = Q_1 + g(Q_3 - Q_1) \quad (2)$$

Onde: Li é o Limite inferior; Ls é o Limite superior; Q1 é o 1º Quartil do conjunto de dados, Q3 é o 3º Quartil do conjunto de dados e g é o Valor para diferenciar entre outliers “moderados” e “severos”.

O valor de 1,5 sinaliza valores “moderados” e 3,0 sinaliza valores “severos”, ou seja, são considerados outliers moderados valores que se encontram fora do  $[Q_3 + 1,5 \times (Q_3 - Q_1), Q_3 - 1,5 \times (Q_3 - Q_1)]$  enquanto os valores que estiverem fora do intervalo  $[Q_3 + 3,0 \times (Q_3 - Q_1), Q_3 - 3,0 \times (Q_3 - Q_1)]$  considerados outliers severos.

O Box-plot modificado considera o cálculo da medcouple (MC), a qual consiste em uma medida robusta de assimetria de distribuição assimétrica. Em um conjunto de dados  $X = \{x_1;$

$x_2; \dots, x_n\}$  foram obtidos de forma independente e organizados em ordem crescente, ou seja,  $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ . A medcouple (MC) dos dados é definida conforme a equação 3:

$$MC = med_k \frac{(x_j - med_k) - (med_k - x_i)}{x_j - x_i} \quad (3)$$

Onde,  $med_k$  é a mediana de  $x$  e,  $i$  e  $j$  tem que satisfazer a condição  $x_i \leq med_k \leq x_j$  e  $x_j \neq x_i$ . O intervalo do Box-plot modificado é definido pela equação 4 caso a MC seja nula ou positiva e pela equação 5 quando a MC for negativa. Os valores que se encontram fora do intervalo, definido pelas equações 4 e 5, são considerados outliers.

$$[Q_1 - 1,5 * \exp(-3,5 * MC) * IQR, Q_3 + 1,5 * \exp(4 * MC) * IQR] \quad (4)$$

$$[Q_1 - 1,5 * \exp(-4 * MC) * IQR, Q_3 + 1,5 * \exp(3,5 * MC) * IQR] \quad (5)$$

O teste de Grubbs tem como objetivo avaliar se os valores extremos são outliers, para isso o conjunto de dados é organizado em ordem crescente e em seguida o valor  $G_c$  é calculado conforme a equação 6.

$$G_c = \frac{(g_i - \bar{g})}{s} \quad (6)$$

$$S = \sqrt{\left[ \sum_{i=1}^p \frac{(g_i - \bar{g})^2}{(p-1)} \right]} \quad (7)$$

Onde:  $G_c$  é o valor crítico;  $S$  é o desvio padrão;  $P$  é número de elementos e  $\bar{g}$  é a média.

O valor de  $G_{calculado}$  ( $G_c$ ) é comparado a um valor crítico (Tabela 1), ao nível de 5% de significância, e o valor discrepante é detectado quando  $G_{calculado} > G_{tabelado}$ .

**Tabela 1.** Valores críticos para o teste de Grubbs.

N	g 95%	n	g 95%	n	g 95%
60	3,199	70	3,257	81	3,306
61	3,205	71	3,262	82	3,311
62	3,211	72	3,266	83	3,316
63	3,216	73	3,271	84	3,320
64	3,222	75	3,279	85	3,325
65	3,228	76	3,284	86	3,329
66	3,234	77	3,289	87	3,334
67	3,240	78	3,293	88	3,338
68	3,245	79	3,297	89	3,343
69	3,251	80	3,302	90	3,347

Fonte: Adaptado de Andriotti, 2005.

O Teste Zscore é aplicado em amostras consideradas grandes ( $n \geq 30$ ) cuja distribuição se aproxima a uma normal o  $z_i$  é calculado conforme a equação (8).

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (8)$$

Onde:  $\bar{x}$  é a média;  $s$  é o desvio padrão da amostra.

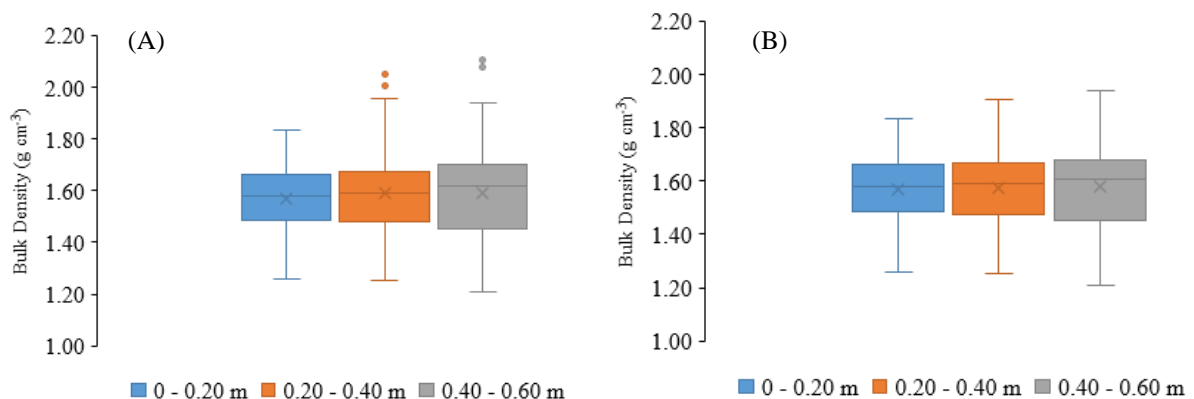
Os valores obtidos para o Zscore são classificados de acordo com o tamanho da amostra. Amostra com  $n < 50$ , valores observados para o Zscore inferiores a -2,5 ou superiores a 2,5 devem ser considerados outliers. Enquanto, amostra com  $n$  entre 50 e 100, os valores observados para Zscore inferiores a -3,3 ou superiores a 3,3 são considerados outliers.

Para avaliar a eficiência de cada método foram verificados números de outliers detectados e realizada a análise estatística descritiva no banco de dados antes e após a eliminação dos pontos discrepantes.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

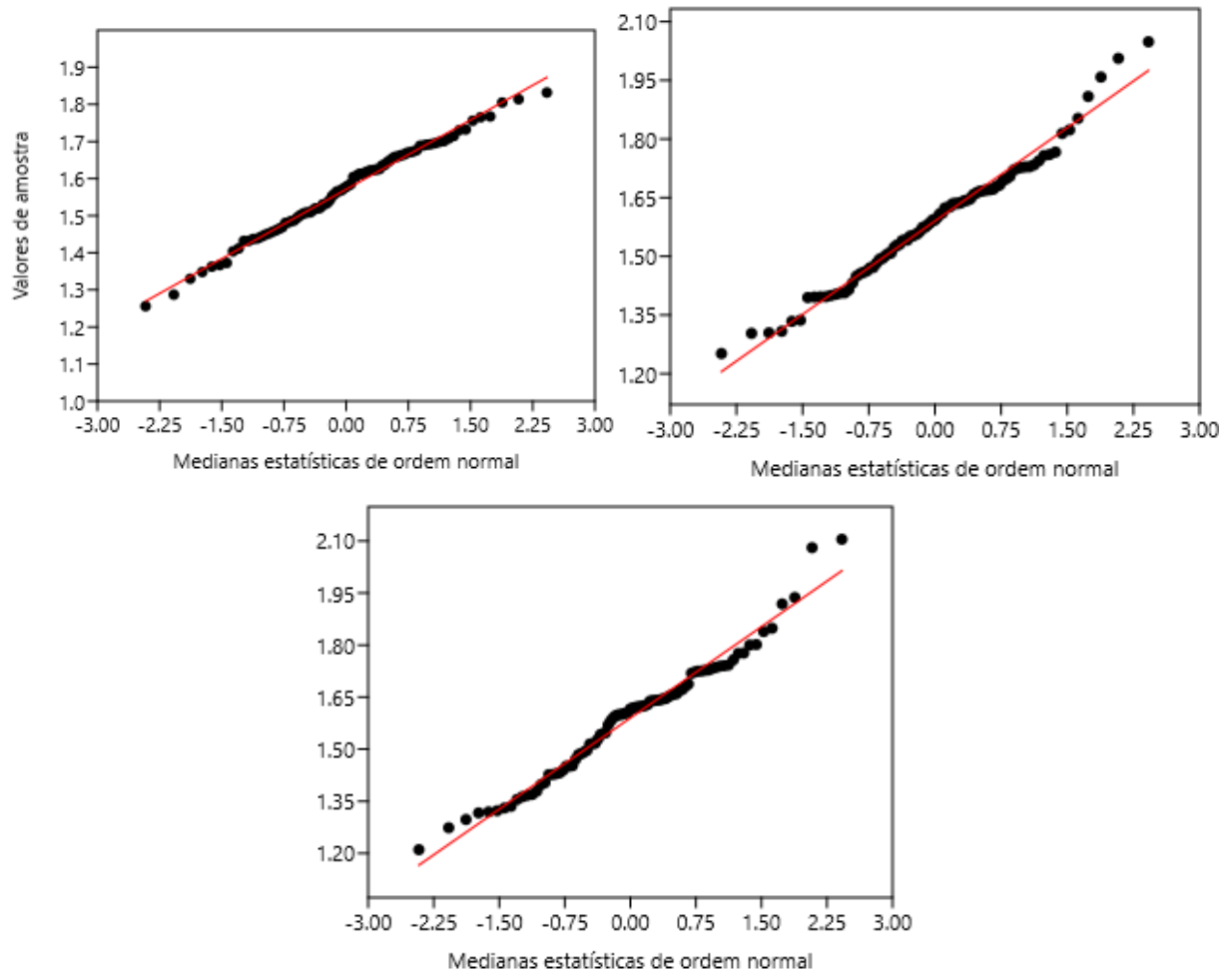
Os testes de Grubbs e Zscore não acusaram a presença de outliers para nenhuma das variáveis estudadas. O teste de Grubbs não foi tão eficaz no presente estudo, corroborando Mello & Sampaio (2017) que, trabalhando com dados climáticos observaram que uma análise preliminar de consistência dos dados foi mais eficiente que a aplicação do teste de Grubbs. Segundo Adikaram et al. (2015), este teste não identifica corretamente outliers em séries temporais, entretanto os autores propuseram uma transformação linear no conjunto de dados e assim melhoraram a precisão do teste. Como o presente estudo não apresenta séries temporais de dados não foi necessário aplicar transformação linear no conjunto de dados.

O método do Box-plot, por sua vez, identificou outliers apenas para os dados de densidade do solo em duas camadas, de 0,20 a 0,40 m e de 0,40 a 0,60 m, dois outliers em cada camada (Figura 3).



**Figura 3.** Análise de Box-plot para valores de densidade do solo antes da exclusão dos outliers (A) e após a exclusão (B).

Silva et al. (2019) identificaram o método do Box-plot como sendo ineficaz na identificação de valores discrepantes, segundo os autores os dados necessitam apresentar distribuição normal para melhor eficiência de tal método. Os dados de densidade do solo no presente estudo apresentam distribuição normal conforme observado na Figura 4.



**Figura 4.** Teste de normalidade para densidade do solo para a profundidade de 0 – 20 cm (A), 20 – 40 cm (B) e 40 – 60 cm (C).

A remoção dos outliers modificou a estatística descritiva dos dados para variável densidade do solo (Tabela 2), onde observa-se redução nos parâmetros que refletem a dispersão dos dados (Desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV)). A identificação de outliers apresenta papel importante na análise estatística, pois essas observações podem conter informações importantes em relação às hipóteses do estudo (BARBOSA et al., 2018).

Maia & Ribeiro (2004), trabalhando com Argissolo Amarelo fragipânico sob cultivo contínuo da cana-de-açúcar no estado de Alagoas, observaram que não houve variação significativa na densidade do solo ao longo do perfil, conforme os achados do presente trabalho, onde a densidade média para as camadas foi similar após a remoção dos outliers.

**Tabela 2.** Análise descritiva dos dados de densidade do solo antes e após a remoção dos outliers com base no método do Box-plot.

Camada	Ds (g cm <sup>-3</sup> )									
	Média		DP		CV		Mínimo		Máximo	
	A	D	A	D	A	D	A	D	A	D
20 -40 cm	1,59	1,57	0,16	0,13	9,83	8,74	1,25	1,25	2,05	1,90
40 - 60 cm	1,59	1,57	0,17	0,15	10,83	9,88	1,21	1,21	2,11	1,93

CV – Coeficiente de variação (%); DP – Desvio padrão (g cm<sup>-3</sup>); Ds – Densidade do solo; A – Antes da remoção de outliers; B – Depois da remoção de outliers.

O método do Box-plot modificado se mostrou mais sensível na detecção de outlier quando comparado com os demais métodos avaliados nesse estudo (Tabela 3), pois apresentou uma série de outliers no conjunto de dados analisados. Similarmente, Ribeiro et al. (2016) observaram em seu estudo com dados farmacêuticos que o método do Box-plot modificado é um método eficiente quando adotado um critério para a identificação dos outliers.

**Tabela 3.** Número de outliers observados para cada variável em respectiva camada do solo com base no método do Box-plot modificado.

Camada	Densidade do solo	Areia	Silte	Argila
0 - 20 cm	0	0	22	22
20 - 40 cm	6	22	22	22
40 - 60 cm	1	22	22	22

A remoção dos outliers identificados pelo método Box-plot modificado influenciou diretamente os parâmetros estatísticos (Tabela 4). O desvio padrão, métrica que avalia a dispersão dos dados em relação à média, apresentou redução após a retirada dos outliers, ou seja, reduziu a dispersão dos dados, como era esperado em função da técnica aplicada. Esse resultado corrobora os achados de Lima et al. (2018), que observaram resultados mais expressivos na média e desvio padrão após a eliminação dos outliers.

**Tabela 4.** Análise descritiva dos dados antes e após a eliminação de outliers nas camadas de 0-20 cm, 20-40 cm e 40-60 cm, com base no método do Box-plot modificado.

Variável	Antes					Após				
	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo
Camada 0 – 0,20 m										
Silte (g kg <sup>-1</sup> )	127,40	131,30	103,07	2,00	433,00	161,70	134,70	83,32	37,40	433,00
Argila (g kg <sup>-1</sup> )	149,90	117,00	78,05	19,30	439,40	187,50	111,30	59,37	55,30	439,40
Camada 0,20 – 0,40 m										
Ds (g cm <sup>-3</sup> )	1,59	0,16	9,83	1,25	2,05	1,61	0,14	8,74	1,39	2,04
Areia (g kg <sup>-1</sup> )	690,70	156,70	22,69	448,50	962,00	753,10	128,40	17,05	551,20	962,00
Silte (g kg <sup>-1</sup> )	133,30	154,10	115,59	6,40	468,10	172,90	161,10	93,17	26,80	468,10
Argila (g kg <sup>-1</sup> )	176,00	142,20	80,80	13,60	499,50	222,60	134,20	60,28	56,10	499,50



Camada 0,40 – 0,60 m										
Ds (g cm <sup>-3</sup> )	1,59	0,17	10,83	1,21	2,11	1,59	0,16	10,56	1,27	2,10
Areia (g kg <sup>-1</sup> )	661,90	173,90	26,27	324,00	974,90	729,20	145,40	19,94	516,00	974,90
Silte (g kg <sup>-1</sup> )	152,20	174,90	114,90	10,40	494,00	195,90	181,50	92,67	28,00	494,00
Argila (g kg <sup>-1</sup> )	185,90	160,20	86,15	6,70	526,60	238,60	151,00	63,29	39,70	526,60

CV – Coeficiente de variação (%); DP – Desvio padrão (g cm<sup>-3</sup>); Ds – Densidade do solo.

Os achados no presente trabalho estão de acordo com a ISO 2010 que afirma que um simples outlier pode interferir na média e desvio padrão de uma amostra de dados, como consequência levará a conclusões inválidas.

## CONCLUSÕES

Os métodos do Box-plot e Box-plot modificado foram mais eficientes na identificação de outliers em banco de dados das propriedades físicas de solo. O Box-plot modificado foi mais sensível que os métodos estudados e, conseqüentemente, a remoção dos outliers por esse método influenciou diretamente nos parâmetros que estimam a dispersão conjunto de dados, ou seja, o coeficiente de variação refletiu maior precisão.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADIKARAM, K. K. L. B.; HUSSEIN, M. A.; EFFENBERGER, M.; BECKER, T. Data transformation technique to improve the outlier detection power of grubbs' test for data expected to follow linear relation. **Journal of Applied Mathematics**, v. 2015, p. 9, 2015. <https://doi.org/10.1155/2015/708948>
- AGGARWAL, C. C. An introduction to outlier analysis. in: **Outlier analysis**. Springer, Cham, 2017. p. 1-34.
- ANDRIOTTI, J. L. S. **Técnicas estatísticas aplicáveis a tratamento de informações oriundas de procedimentos laboratoriais**. 2005. Disponível em: <[https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/451/1/Andriotti\\_Tecnicas\\_estatisticas.pdf](https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/451/1/Andriotti_Tecnicas_estatisticas.pdf)>. Acesso em: 21 mai. 2022.
- BARBOSA, J. J., PEREIRA, T. M., OLIVEIRA, F. D. Uma proposta para identificação de outliers multivariados. **Ciência e Natura**, v. 40, n. 40, 2018.

BLÁZQUEZ-GARCÍA, A.; CONDE, A.; MORI, U.; LOZANO, J. A. A review on outlier/anomaly detection in time series data. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 54, n. 3, p. 1-33, 2021.

CARREÑO, A., INZA, I., LOZANO, J. A. Analyzing rare event, anomaly, novelty and outlier detection terms under the supervised classification framework. **Artificial Intelligence Review**, v. 53, n. 5, p. 3575-3594, 2020.

DONAGEMMA, G. K., VIANA, J. H. M., ALMEIDA, B. G. DE., RUIZ, H. A., KLEIN, V. A., DECHEN, S. C. F.; FERNANDES, R. B, A. Análise Granulométrica. In: TEIXEIRA, P. C. et al., **Manual de Métodos de Análise de Solo**. 3. Ed. Rev. e Ampl. Brasília, DF: EMBRAPA, Cap.10, P. 95-116. 2017.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3 Ed. BRASÍLIA: EMBRAPA SOLOS, 2013.

LIMA, L. F. M., MAROLDI, A. M., DA SILVA, D. V. O., HAYASHI, C. R. M., HAYASHI, M. C. P. I. A influência de outliers nos estudos métricos da informação: uma análise de dados univariados. **Em Questão**, v. 24, p. 216-235, 2018. DOI: <<https://doi.org/10.19132/1808-5245240.216-235>>.

MAIA, J. L. T.; RIBEIRO, M. R. Propriedades de um Argissolo Amarelo fragipânico de Alagoas sob cultivo contínuo da cana-de-açúcar. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, p. 79-87, 2004. DOI: <<https://doi.org/10.1590/S0100-204X2004000100012>>.

MELLO, Y. R., SAMPAIO, T. V. M. Análise estatística preliminar de dados pluviométricos mensais, sazonais e anuais para o estado do paraná. **Os desafios da geografia física na fronteira do conhecimento**, v. 1, p. 1532-1543, 2017.

MOWBRAY, FABRICE I.; FOX-WASYLYSHYN, SUSAN M.; EL-MASRI, MAHER M. Univariate outliers: a conceptual overview for the nurse researcher. **Canadian Journal of Nursing Research**, v. 51, n. 1, p. 31-37, 2019.

OLIVEIRA, E. D. Comparação das diferentes técnicas para a exclusão de “outliers”. In: ENQUALAB–Congresso da Qualidade em Metrologia Rede Metrológica do Estado de São Paulo-**REMESP**. 2008.

RIBEIRO, A., DURÃO, N., SERUCA, I. Detection of outliers for a pharmaceutical distribution company in Portugal. In: 2016 11th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI). **IEEE**, p. 1-5, 2016

SILVA, P. B., FERREIRA, S. M. P., KOKKINOGENIS, Z., ANDRADE, M. Identificação de outliers em dados de acidentes de trânsito no brasil: análise de cluster versus métodos estatísticos. **Revista de Engenharia e Tecnologia**, v. 11, n. 1, p. 103-114, 2019.

SMITI, A. A Critical overview of outlier detection methods. **Computer Science Review**. 38 (2020) 100306. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100306>

SOIL SURVEY STAFF. **Keys to soil taxonomy**. 12 Ed. Washington: Government Printing Office, 2014. 372 p.

TEIXEIRA, P. C., DONAGEMMA, G. K., FONTANA, A., TEIXEIRA, W. G.; ALMEIDA, B. G.; VIANA, J. H. M.; TEIXEIRA, W. G.; DONAGEMMA, G. K. Densidade do solo. In: TEIXEIRA, P. C. et al. **Manual de Métodos de Análise de Solo**. 3ª Edição Revisada e Ampliada. Brasília, DF: EMBRAPA, Capítulo 7, p. 65-75. 2017.

TUSHAR, D.T. Binary priority outlier classifier-based outlier elimination. **Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)**, v. 12, n. 3, p. 4261-4266, 2021.

ZIMEK, A., FILZMOSER, P. There and back again: outlier detection between statistical reasoning and data mining algorithms. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 8, n. 6, p. E1280, 2018.