



Sistema inteligente para caracterização espacial do solo utilizando a condutividade elétrica aparente

Maria Eloyse Gonçalves LUIZ ¹, Emanuel Di Tarso dos Santos SOUSA ¹,
Beatriz Regina da Silva SANTOS ¹, Amélia Laisy do NASCIMENTO ¹, Moisés Alves da SILVA NETO ¹,
Joel Carneiro da CUNHA JUNIOR ¹, Marco Antonio ZANELLA ¹, André Luiz de Freitas COELHO ²

¹ Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, PE, Brasil.

² Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, Brasil.

*E-mail: mariaelloyse@gmail.com

Submetido em: 08/02/2026; Aceito em: 22/05/2026; Publicado em: 05/08/2026.

RESUMO: Caracterizar a variabilidade espacial do solo por meio da condutividade elétrica aparente (CEa) no método convencional pode demandar altos custos e um grande número de amostras, o que dificulta sua aplicação em larga escala. Nesse contexto, este estudo teve como objetivo avaliar um sistema inteligente de baixo custo, previamente desenvolvido para a aquisição de dados de CEa pelo método de Wenner, com potencial para otimizar a amostragem do solo por meio da identificação da variabilidade espacial. A avaliação foi realizada em bancada e em campo, sob condições de solo seco e úmido, com medição da CEa, do teor de água no solo e da temperatura do solo. Em bancada, o sistema apresentou erro máximo de 6,69% e coeficiente de variação (CV) inferior a 4%, indicando baixa variabilidade das medições. Em campo, a CEa apresentou correlação positiva com o teor de água no solo e negativa com a temperatura, em ambas as condições analisadas. A análise de regressão evidenciou que o teor de água no solo foi a principal variável associada à CEa, especialmente em condições de solo seco. Conclui-se que o sistema desenvolvido apresenta potencial de aplicação em estudos de variabilidade espacial do solo, contribuindo para a redução de custos e para o suporte à agricultura de precisão.

Palavras-chave: geoestatística; sensores de baixo custo; dependência espacial; gerenciamento agrícola.

An intelligent system for soil spatial characterization using apparent electrical conductivity

ABSTRACT: Characterizing the spatial variability of soil through CEa using the conventional method may require high costs and a large number of samples, limiting its large-scale application. In this context, this study aimed to evaluate a previously developed low-cost intelligent system for CEa data acquisition using the Wenner method, with the potential to optimize soil sampling through the identification of spatial variability. The evaluation was carried out under laboratory and field conditions, considering dry and wet soil conditions, with measurements of CEa, soil water content, and temperature. Under laboratory conditions, the system showed a maximum error of 6.69% and a coefficient of variation (CV) lower than 4%, indicating low measurement variability. In the field, CEa showed a positive correlation with soil water content and a negative correlation with temperature under both analyzed conditions. Regression analysis showed that soil water content was the main variable associated with CEa, especially under dry soil conditions. It was concluded that the developed system has potential for application in studies of soil spatial variability, contributing to cost reduction and supporting precision agriculture.

Keywords: geostatistics; low-cost sensors; spatial dependence; agricultural management.

1. INTRODUÇÃO

Segundo o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS), o solo é um conjunto de corpos naturais tridimensionais e dinâmicos, formado por partes sólidas, líquidas e gasosas, que se desenvolvem sob a influência do clima, dos organismos e do relevo, podendo sofrer alterações pela ação humana (SANTOS et al., 2025).

Mesmo em áreas com a mesma classe de solo, há variação espacial de determinados atributos a distâncias curtas, o que pode interferir na produtividade das culturas (RATSHIEDANA et al., 2023; AMARO FILHO et al., 2007). Essas variações podem ter origem natural ou ser

provocadas por intervenções humanas, como o desmatamento, práticas inadequadas de preparo do solo, rotação de culturas e aplicação de fertilizantes, entre outras (CAVALCANTE et al., 2007). Pensando nisso, uma maneira de maximizar a eficiência da agricultura e gerar benefícios econômicos e ambientais é a adoção da Agricultura de Precisão (AP), que permite a aplicação precisa de insumos, como fertilizantes, corretivos e pesticidas (INAMASU et al., 2011; BASSOI et al., 2019).

A agricultura de precisão é uma estratégia voltada para lidar com a variabilidade espacial e temporal nos sistemas agrícolas, tornando-se cada vez mais relevante diante da

crescente demanda por alimentos e da necessidade de uso eficiente de insumos (KARUNATHILAKE et al., 2023). Por isso, para sua aplicabilidade, torna-se imprescindível o desenvolvimento de metodologias capazes de reduzir o número de amostragens em campo, garantindo a confiabilidade dos mapas gerados (NASCIMENTO, 2014).

A obtenção convencional de informações sobre a variabilidade espacial dos solos pode ser muito dispendiosa, pois geralmente envolve o uso de equipamentos caros e a necessidade de mão de obra especializada nas operações de campo e de laboratório. Pensando nisso, a aplicação de sensores de baixo custo, em conjunto com microcontroladores programáveis ou computadores de placa única, pode reduzir significativamente os custos do sistema.

Além disso, a adoção da geoestatística, uma ferramenta que vem sendo usada em diversas áreas do conhecimento para estimar a variabilidade espacial aplicada a municípios, bacias hidrográficas e estados, pode reduzir consideravelmente o número de amostras, ao permitir a geração de mapas com zonas características que variam espacialmente (NASCIMENTO, 2014; BARROS et al., 2020).

A condutividade elétrica aparente (CEa) é amplamente utilizada para caracterizar a variabilidade espacial do solo, pois permite obter dados rápidos e em larga escala sobre suas propriedades. Para uma caracterização mais precisa, é essencial o uso de múltiplos sensores, uma vez que a CEa pode estar associada a diversas características do solo e ser influenciada por elas (SOUSA et al., 2023). Além disso, a CEa apresenta forte correlação com propriedades físicas e químicas do solo, como teor de água, textura, teor de argila, matéria orgânica e temperatura (RABELLO et al., 2014; KULMÁNY et al., 2024).

O microcontrolador ESP32 é uma plataforma de baixo custo que pode ser utilizada no desenvolvimento de aplicações de IoT (Internet das Coisas). Possui interfaces de conexão Wi-Fi e Bluetooth, design compacto e diversos pinos GPIO para a integração de sensores (HERCOG et al., 2023). Por essa razão, os microcontroladores ESP são atrativos para o desenvolvimento de um protótipo de baixo custo para campo. Outros estudos já empregaram microcontroladores na medição da condutividade elétrica aparente do solo, como o de Queiroz et al. (2020), que desenvolveram um sensor portátil de baixo custo para a CEa, utilizando um BeagleBone Black. Além disso, outros trabalhos, como o de Fonseca-Campos et al. (2022), desenvolveram um sistema com a plataforma Arduino para monitorar parâmetros físico-químicos associados à qualidade da água, como pH, temperatura e condutividade elétrica, entre outros, demonstrando a gama de aplicações dos microcontroladores.

Pensando nisso, o objetivo deste trabalho foi avaliar um sistema inteligente de baixo custo, com sensores de condutividade elétrica aparente, teor de água no solo (umidade gravimétrica em base seca, %) e temperatura do solo, desenvolvido para caracterizar a variabilidade espacial do solo por meio da condutividade elétrica aparente.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Sistema inteligente

O projeto do sensor inteligente utilizou uma metodologia fundamentada nas pesquisas de Queiroz et al. (2020), Sousa et al. (2021) e Sousa et al. (2023), que descrevem circuitos

eletrônicos e seu funcionamento para a determinação da condutividade elétrica aparente do solo (CEa). Com base nesta metodologia, foi desenvolvido o sistema de aquisição de dados, denominado sistema inteligente (Figura 1).



Figura 1. Sistema inteligente com sensores de CEa, de teor de água no solo e de temperatura do solo.

Figure 1. An intelligent system containing sensors for ECa, soil water content, and soil temperature.

O sistema é denominado “inteligente” por incorporar um mecanismo de automonitoramento do sinal, que permite verificar o contato entre os eletrodos e o solo durante a aquisição de dados, reduzindo erros de medição (Sousa et al., 2021). Para a determinação do teor de água do solo, foi utilizado um circuito eletrônico de caráter capacitivo inspirado em Sousa et al. (2023), no qual a capacitância do solo influencia o sinal elétrico de saída, de modo que solos com maior teor de água apresentam maior capacitância e, consequentemente, menor tensão no sinal gerado (Sousa et al., 2023). O sensor foi previamente calibrado com base na relação entre o sinal de saída e o teor de água do solo (% em base seca), conforme procedimento descrito em Sousa et al. (2023). Para a obtenção dos dados de temperatura, utilizou-se um sensor do tipo Resistance Temperature Detector (RTD), modelo PT100. Estes sensores e circuitos foram integrados a um microcontrolador ESP32-S3, programado em C++ na plataforma de programação Arduino IDE, que se comunica com o tablet Android via Bluetooth LE 5.0 (Figura 2).

De acordo com Corwin; Lesch (2005a) e Sousa et al. (2023), as variáveis de conteúdo de água no solo (% em base seca), e temperatura do solo exercem influência sobre a CEa, por esse motivo, estas variáveis também foram mensuradas.



Figura 2. Microcontrolador ESP32-S3 conectado aos circuitos e aos sensores.

Figure 2. ESP32-S3 Microcontroller connected to the circuits and sensors.

A obtenção dos valores de condutividade elétrica aparente (CEa) do solo baseou-se no princípio da

resistividade elétrica. Para isso, foram utilizados quatro eletrodos metálicos de boa condutividade elétrica (inox), dispostos com espaçamento de 30 cm entre si. O esquema de distribuição de eletrodos foi realizado conforme a Matriz de Wenner, apresentada pelos autores Corwin; Lesch (2005a). Calamita et al. (2012) descreveram o funcionamento da matriz de Wenner, na qual quatro eletrodos são dispostos em linha e equidistantes, com uma corrente elétrica alternada aplicada aos eletrodos externos e os eletrodos internos utilizados para medir a diferença de potencial (Figura 3).

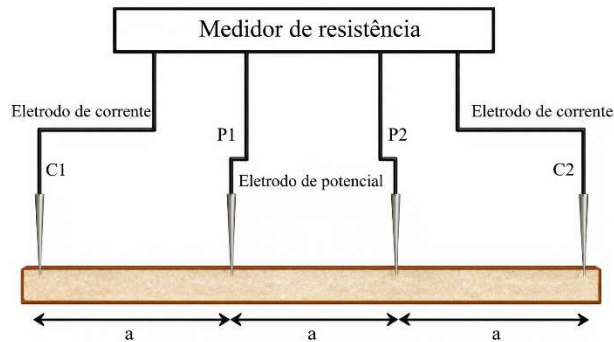


Figura 3. Esquema de distribuição de eletrodos na matriz de Wenner, com distância "a" entre os eletrodos. Fonte: CORWIN; LESCH, 2005a.

Figure 3. Electrode distribution arrangement using the Wenner array with electrode spacing 'a'. Source: CORWIN; LESCH, 2005a.

A condutividade elétrica aparente do solo foi calculada a partir da Equação 1 apresentada por Igboama; Ugwu (2011).

$$CEa = \frac{I}{2\pi a \Delta V} \quad (01)$$

em que: CEa = condutividade elétrica aparente do solo (mS/m); a = espaçamento entre os eletrodos (m); ΔV = diferença de potencial (V) e; I = corrente elétrica (A).

A estimativa da CEa baseia-se nos princípios da resistividade elétrica do solo e é definida como o inverso dessa resistividade. Sua determinação considera a relação entre a corrente elétrica (I), a diferença de potencial (ΔV) e o espaçamento entre os eletrodos na matriz de Wenner.

Para os testes de bancada, foram utilizados resistores comerciais para simular a resposta elétrica equivalente do solo, permitindo avaliar o desempenho do sistema em condições controladas. Ressalta-se que esses testes têm caráter preliminar e não reproduzem a complexidade do solo como meio heterogêneo e eletrolítico, sendo as medições em campo fundamentais para a validação do sistema em condições reais.

Os pontos de leitura da CEa, do conteúdo de água e da temperatura foram obtidos com suas respectivas coordenadas geográficas, datas e horários de coleta. Para isso, utilizou-se o Sistema Global de Navegação por Satélite (GNSS), embarcado no tablet integrado ao sistema inteligente.

2.2. Teste de Bancada

O sistema inteligente foi testado em bancada para analisar o coeficiente de variação e o erro entre as leituras da CEa medida e da CEa teórica. Para isso, foram realizados testes de leitura da CEa com resistores de 4,7 Ω , 8 Ω , 10 Ω , 15 Ω , 47 Ω , 82 Ω , 150 Ω , 220 Ω , 330 Ω , 470 Ω e 680 Ω , com 15 leituras

por resistor. O teste de bancada foi realizado utilizando 3 resistores de valor igual (Figura 4C) e 4 cabos para interligá-los (Figura 4A). Nas extremidades e entre os cabos, foram adicionados conectores de garra tipo jacaré (Figura 4B) para facilitar a conexão com os 4 eletrodos.

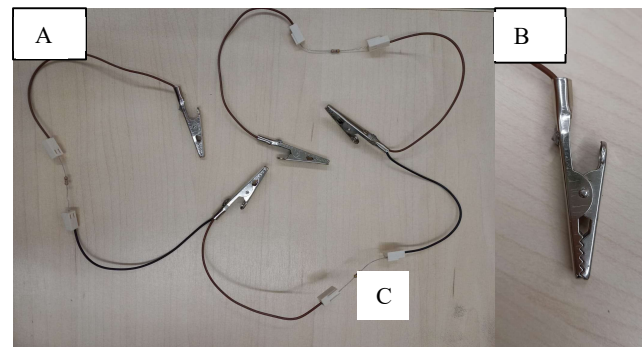


Figura 4. A) Sistema de conectores para teste de bancada; B) Conector tipo jacaré; C) Resistor conectado ao sistema para simulação de campo.

Figure 4. (A) Connector system for bench testing; (B) Alligator-type connector; (C) Resistor connected to the system for field simulation.

O erro de leitura decorreu da diferença entre a CEa medida e a CEa teórica. A CEa teórica foi calculada a partir da Equação 2:

$$CEa \text{ teórica} = \frac{1}{(2\pi a \Omega)} * 1000 \quad (02)$$

em que: Ω = resistência utilizada (Ω); a = espaçamento entre os eletrodos (m).

Além disso, também foram calculados o desvio padrão e o coeficiente de variação (CV) a partir da equação apresentada por Ferreira (2018) (Equação 3):

$$CV = \frac{S}{\bar{X}} * 100 \quad (03)$$

em que: CV = o coeficiente de variação, expresso em porcentagem; S = é o desvio padrão; $\bar{X}$ = média das leituras.

Ferreira (2018) classifica o coeficiente de variação como: i) inferior a 10%, ótima precisão; ii) de 10 a 15%, boa precisão experimental; iii) maior que 15% e menor ou igual a 20%, precisão regular ou aceitável; iv) entre 20% e 30%, péssima precisão experimental; v) superior a 30%, muito péssima.

Para validação, os dados obtidos pelo sistema inteligente foram comparados aos do sensor desenvolvido por Queiroz et al. (2020), com o intuito de analisar se houve diferença significativa entre as médias das leituras de CEa obtidas pelos sensores para as mesmas resistências.

No trabalho de Queiroz et al. (2020), foram utilizadas as resistências de 4,7 Ω , 15 Ω , 82 Ω , 220 Ω e 470 Ω . Inicialmente, realizou-se o teste de médias dos dados no RStudio®. Para isso, foi testada a normalidade dos dados pelo teste de Shapiro-Wilk ($p > 0,05$) e adotou-se o teste t, com nível de significância de 5%, considerando a natureza pareada dos dados. Para as resistências que não apresentaram distribuição normal, utilizou-se o teste não paramétrico de Wilcoxon. O teste comparou as médias das leituras de ambos os sensores, com 15 leituras de cada um.

2.3. Teste de Campo

A aquisição de dados com o sistema proposto foi realizada no campo de futebol da UFRPE – SEDE, localizado no município do Recife, capital do estado de Pernambuco. A classificação climática no município é

predominantemente tropical úmida, com uma breve estação seca. De acordo com o produto de Zoneamento Agroecológico de Pernambuco da EMBRAPA SOLOS (2001), a área de estudo apresenta solo Argissolo Amarelo (Figura 5).

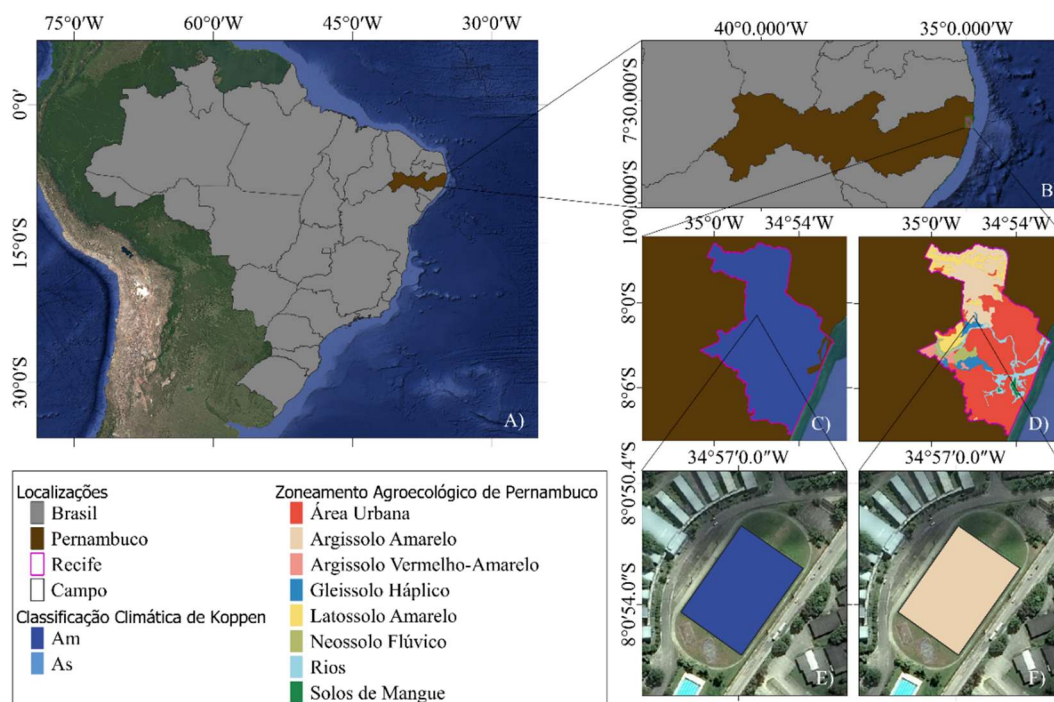


Figura 5. Mapa de caracterização edafoclimática do campo de futebol da UFRPE: Localização (A e B), Clima Regional e Zoneamento Agroecológico (C e D) e Caracterização Local (E e F).

Figure 5. Edaphoclimatic characterization of the UFRPE soccer field: Location (A-B), Regional climate and agroecological zoning (C-D), and Local soil/climate mapping (E-F).

Os dados foram adquiridos em duas condições de solo: a) solo seco; e b) solo úmido. A etapa de coleta foi planejada previamente com o auxílio do software QGIS® versão 3.22.6, adotando 60 pontos amostrais, espaçamento de 8 metros entre os pontos e 5 repetições de leitura para condições de solo seco e úmido. A área do solo seco foi estimada em cerca de 3990 m², e a do solo úmido, em aproximadamente 4200 m². Na coleta de campo, utilizou-se o aplicativo Avenza Maps® para auxiliar na coleta de pontos. O Avenza Maps possibilita ao usuário importar e utilizar qualquer mapa georreferenciado para exibir a localização exata do usuário (AVENZA MAPS, 2024). Assim, foi importado do QGIS® o mapa da distribuição dos pontos no campo em formato PDF, permitindo o rastreamento da localização exata dos pontos a serem coletados.

A caracterização da variabilidade espacial do solo foi obtida a partir dos dados de CEa, temperatura e conteúdo de água no solo, por meio de análise de semivariância e krigagem ordinária, eliminando dados discrepantes (outliers) para a elaboração dos mapas no software QGIS®. De acordo com Corwin; Lesch (2005a,b), a temperatura influencia a CEa, elevando a condutividade elétrica de uma solução eletrolítica em aproximadamente 1,9% a cada aumento de 1 °C. Por isso, quando a variação de temperatura excede 10 °C, é imprescindível corrigir a CEa para garantir a precisão das medições (Corwin e Lesch, 2005b). Para isso, os autores propuseram a correção da CEa para uma temperatura de referência de 25 °C (Equação 4), com base em um fator de correção (Ft) (Equação 5).

$$CE_{25\text{ }^{\circ}\text{C}} = CE_{am} * Ft \quad (04)$$

em que: CE_{25 °C} = condutividade elétrica ajustada para 25 °C, mS/m; CE_{am} = condutividade elétrica aparente mensurada, mS/m; Ft = fator de correção da CEa pelos efeitos da temperatura, adimensional.

$$Ft = 0,4470 + 1,4034 \exp \left(- \frac{T}{26,815} \right) \quad (05)$$

em que: Ft = fator de correção da CEa para os efeitos da temperatura, adimensional. T = temperatura da solução do solo (°C).

Para quantificar as variações decorrentes do ajuste, os valores de CEa foram classificados em cinco categorias, distribuídas de forma equidistante ao longo do intervalo definido. Essa categorização permitiu delimitar as áreas correspondentes a cada faixa de CEa, facilitando a interpretação das mudanças espaciais após a correção.

O plugin Smart-Map, desenvolvido por Pereira et al. (2022), foi utilizado para a análise de semivariância e krigagem ordinária. A krigagem ordinária é um método de interpolação geoestatística que utiliza a dependência espacial, representada pelo semivariograma entre amostras vizinhas, para estimar valores em qualquer ponto dentro de uma área analisada, mantendo a estimativa com a menor variância possível (MAGERSKI; VIRGENS FILHO, 2021). Os modelos espaciais selecionados como os mais adequados aos dados experimentais foram aqueles com o maior coeficiente

de determinação (R^2) e a menor soma dos quadrados dos resíduos (SQR). Após a escolha dos modelos ajustados, aplicaram-se à krigagem ordinária para estimar os valores dos atributos nos locais não amostrados. A presença de dependência espacial nos atributos analisados foi avaliada por meio do Índice de Dependência Espacial (IDE). Conforme Zimback (2001), a dependência espacial é classificada como fraca quando o IDE é menor que 25%, moderada quando é entre 25% e 75% e forte quando é igual ou superior a 75%. O cálculo foi realizado com base na Equação 6.

$$IDE = \frac{C_1}{C_0 + C_1} * 100 \quad (06)$$

em que: IDE = Índice de Dependência Espacial; C = variância estrutural; $C_0 + C_1$ = patamar.

Para avaliar a correlação linear entre as variáveis, utilizou-se o coeficiente de correlação de Pearson, que mede a intensidade e o sentido da associação entre elas. Esse coeficiente varia entre -1 e 1, sendo que valores próximos de 1 ou -1 indicam forte associação positiva ou negativa, respectivamente, enquanto valores próximos de 0 indicam ausência de correlação linear (Ferreira, 2018; Wheelan, 2016). As análises foram realizadas no RStudio®.

Além disso, para avaliar a relação entre a umidade gravimétrica, a temperatura do solo e a CEa, foram realizadas regressões lineares simples no RStudio®. Os pressupostos

das análises de correlação e regressão foram avaliados por meio de análise gráfica dos resíduos, do teste de normalidade de Lilliefors (Kolmogorov–Smirnov com correção) e do teste de Breusch–Pagan para homoscedasticidade, adotando-se nível de significância de 5% em todos os testes. Devido à assimetria observada nos dados de CEa, aplicou-se uma transformação logarítmica à variável.

3. RESULTADOS

3.1. Teste de bancada

Foram calculados o coeficiente de variação e o erro entre as leituras da CEa mensurada e da CEa teórica para as resistências de 4,7 Ω , 8 Ω , 10 Ω , 15 Ω , 47 Ω , 82 Ω , 150 Ω , 220 Ω , 330 Ω , 470 Ω e 680 Ω , obtendo-se os resultados apresentados na Tabela 1. A normalidade das diferenças entre as leituras dos sensores foi avaliada pelo teste de Shapiro-Wilk. Os resultados indicaram distribuição normal para as resistências de 4,7 Ω ($p = 0,8632$) e de 15 Ω ($p = 0,3987$). Para as resistências de 82 Ω ($p = 0,0018$), 220 Ω ($p = 0,0081$) e 470 Ω ($p < 0,001$), a hipótese de normalidade foi rejeitada.

Assim, o teste t foi empregado para as resistências de 4,7 Ω e 15 Ω , ao passo que o teste de Wilcoxon foi aplicado às resistências de 82 Ω , 220 Ω e 470 Ω . Em seguida, a Tabela 2 apresenta os resultados das análises estatísticas de comparação entre as médias das leituras obtidas pelo sistema inteligente avaliado e pelo sensor apresentado por Queiroz et al. (2020), utilizadas na validação do sistema.

Tabela 1. Coeficiente de variação e erro das leituras do sistema inteligente.

Table 1. Coefficient of variation and measurement error of the intelligent system readings.

Resistor (Ω)	M CEa (mS/m)	T CEa (mS/m)	CV (%)	MAE (%)	DP (mS/m)	RMSE (mS/m)
4,7	109,77	112,88	1,55	2,75	1,71	3,51
8	65,39	66,31	1,61	1,39	1,05	1,37
10	50,91	53,05	2,41	4,04	1,23	2,45
15	35,37	35,37	1,77	0,02	0,63	0,60
47	11,35	11,29	0,99	0,52	0,11	0,12
82	6,75	6,47	1,67	4,28	0,11	0,30
150	3,77	3,54	1,21	6,69	0,05	0,24
220	2,45	2,41	2,11	1,46	0,05	0,06
330	1,65	1,61	3,14	2,43	0,05	0,06
470	1,18	1,13	3,51	4,54	0,04	0,07
680	0,80	0,78	0,00	2,54	0,00	0,02

M CEa: Condutividade elétrica aparente média; T CEa: Condutividade elétrica aparente teórica; CV: Coeficiente de Variação; DP: desvio padrão; MAE (%): Erro absoluto médio percentual; RMSE: raiz do erro quadrático médio.

M CEa: Mean apparent electrical conductivity; T CEa: Theoretical apparent electrical conductivity; CV: Coefficient of Variation; SD: Standard deviation; MAE (%): Mean absolute percentage error; RMSE: Root mean square error.

Tabela 2. Resultados dos testes estatísticos aplicados às leituras do sensor de referência e do sistema inteligente.

Table 2. Results of the statistical tests applied to the readings obtained by the reference sensor and the intelligent system.

Referência	Sensor desenvolvido (QUEIROZ et al., 2020)						Sistema inteligente						
	Resistor (Ω)	T CEa (mS/m)	M CEa (mS/m)	MAE (%)	DP (mS/m)	RMSE (mS/m)	M CEa (mS/m)	MAE (%)	DP (mS/m)	RMSE (mS/m)	Teste de média	p-valor	IC95%
	4,7	112,88	112,43 a	0,4	4,51	4,42	109,77 b	2,75	3,51	3,51	Teste t	0,036	-5,32 a -0,21
	15	35,37	35,40 a	0,09	0,64	0,62	35,37 a	0,02	0,6	0,6	Teste t	0,815	-0,62 a 0,50
	82	6,47	6,47 a	0,06	0,05	0,05	6,75 b	4,28	0,3	0,3	Wilcoxon	<0,001	0,18 a 0,33
	220	2,41	2,47 a	2,34	0,01	0,06	2,45 a	1,46	0,06	0,06	Wilcoxon	0,083	-0,06 a 0,03
	470	1,13	1,19 a	5,55	0,01	0,06	1,18 a	4,54	0,07	0,07	Wilcoxon	0,348	-0,04 a 0,01

Comparação entre as médias obtidas pelo sensor desenvolvido por Queiroz et al. (2020) e pelo sistema inteligente. Médias seguidas pela mesma letra na mesma linha não diferem estatisticamente entre si para a mesma resistência, de acordo com o teste estatístico aplicado (teste t pareado ou teste de Wilcoxon pareado; $p > 0,05$). M CEa: condutividade elétrica aparente média; T CEa: condutividade elétrica aparente teórica; CV: coeficiente de variação; DP: desvio padrão; MAE (%): erro absoluto médio percentual; RMSE: raiz do erro quadrático médio; IC95%: intervalo de confiança de 95%.

Comparison between the means obtained by the sensor developed by Queiroz et al. (2020) and the intelligent system. Means followed by the same letter in the row do not differ statistically from each other for the same resistance, according to the statistical test applied (paired t-test or paired Wilcoxon test; $p > 0,05$). M CEa: mean apparent electrical conductivity; T CEa: theoretical apparent electrical conductivity; CV: coefficient of variation; SD: standard deviation; MAE (%): mean absolute percentage error; RMSE: root mean square error; 95% CI: 95% confidence interval.

3.2. Teste de campo

Na coleta, devido às alterações na precisão do GNSS do dispositivo, foram obtidos 50 pontos amostrais para solo seco, totalizando 3878 m², e 52 pontos amostrais para solo úmido, totalizando 4198 m² (Figura 6).



Figura 6. Campo de Futebol – UFRPE – imagem do Google Satélite.

Figure 6. Soccer field at UFRPE. Source: Google satellite imagery.

3.2.1. Condutividade elétrica aparente (CEa)

Na análise de semivariância do solo seco, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 13,6 mS²/m², 19 mS²/m² e 51,8 m, respectivamente. Na análise de semivariância para o solo úmido, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 72 mS²/m², 143 mS²/m² e 42 m, respectivamente. No semivariograma, na condição de baixa umidade, o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o exponencial, com erro quadrático médio de 3,77 mS/m e R² de 0,71. Para o solo úmido, o modelo utilizado foi linear até atingir um patamar, com erro quadrático médio de 110,8 mS/m e R² de 0,97. A distribuição espacial da CEa sob condição de solo seco é apresentada na Figura 7A, enquanto a condição de solo úmido é apresentada na Figura 7B.

3.2.2. Temperatura do solo

Na análise de semivariância para a condição de solo seco, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 3,27 °C², 3,84 °C² e 26,9 m, respectivamente. Na análise de semivariância

para a condição de solo úmido, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 4,9 °C², 8,4 °C² e 22 m, respectivamente. Na condição de solo seco (Figura 8A), o modelo utilizado para o ajuste dos pontos foi linear, com erro quadrático médio de 0,288 °C e R² de 0,63. Para a condição de solo úmido (Figura 8B), o modelo utilizado foi linear até atingir um patamar, com erro quadrático médio de 0,198 °C e R² de 0,97.

3.2.3. Conteúdo de água do solo

Na análise de semivariância para solo seco, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 3,72%, 10,5% e 34,3 m, respectivamente. Na análise de semivariância para solo úmido, os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 6,3%, 12,2% e 77,3 m, respectivamente. O modelo utilizado para a krigagem na condição de solo seco foi linear até atingir um patamar. O erro quadrático médio foi de 1,221% e o R² foi de 0,96. Na condição de solo úmido, o modelo utilizado foi linear até atingir um patamar, com erro quadrático médio de 5,796% e R² de 0,80. O modelo espacial do conteúdo de água do solo, seco e úmido, foi gerado com base nesses parâmetros (Figura 9).

3.2.4. Correção dos mapas de condutividade elétrica aparente do solo

A variação da temperatura do solo nas duas situações de conteúdo de água (seco e úmido) foi superior a 10 °C, tornando necessário ajustar a CEa à temperatura de referência de 25 °C nessas duas condições, utilizando a equação apresentada por Corwin; Lesch (2005a). Na análise de semivariância da CEa corrigida na condição de solo seco (Figura 10B), os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 7,7 mS²/m², 11,4 mS²/m² e 47 m, respectivamente. O modelo utilizado foi exponencial, com erro quadrático médio de 1,085 mS/m e R² de 0,8. Na análise de semivariância da CEa na condição de solo úmido (Figura 11B), o modelo utilizado para ajuste dos dados foi linear até atingir um patamar, com erro quadrático médio de 193,8 mS/m e R² de 0,90. Os efeitos pepita, patamar e alcance foram de 68,2 mS²/m², 124,8 mS²/m² e 35,8 m, respectivamente.

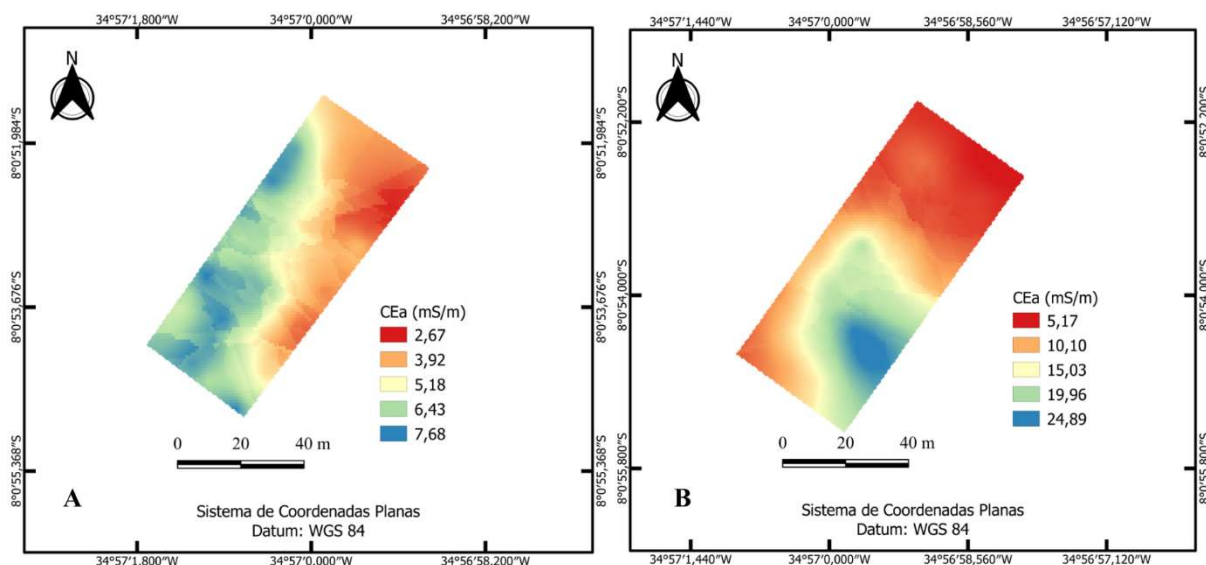


Figura 7. Mapa da condutividade elétrica aparente do solo nas condições de solo seco (A) e úmido (B).

Figure 7. Map of soil apparent electrical conductivity under dry soil (A) and wet soil conditions (B).

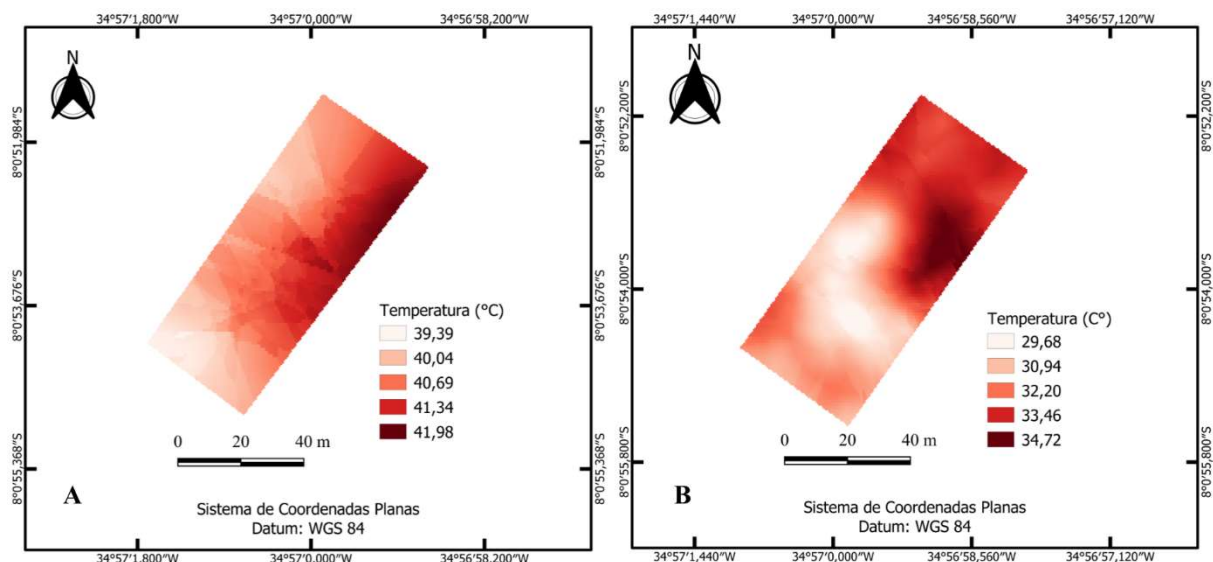


Figura 8. Mapa da temperatura do solo nas condições de solo seco (A) e úmido (B).
Figure 8. Soil temperature map under dry soil (A) and wet soil conditions (B).

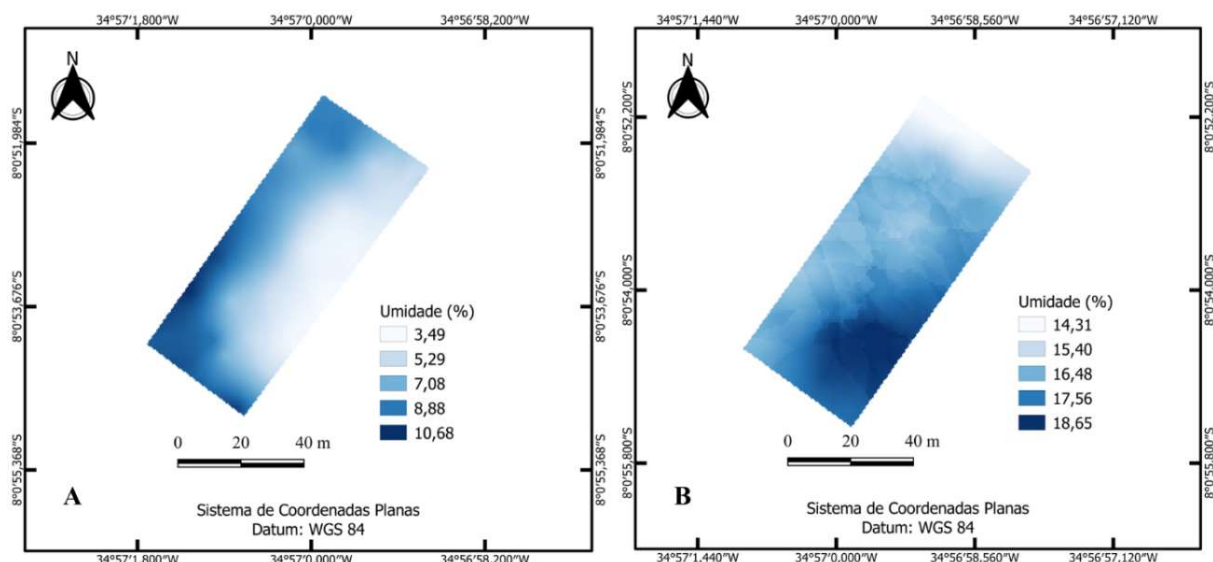


Figura 9. Mapa do conteúdo de água do solo (umidade gravimétrica) nas condições de solo seco (A) e úmido (B).
Figure 9. Soil water content map (gravimetric moisture) under dry soil (A) and wet soil conditions (B).

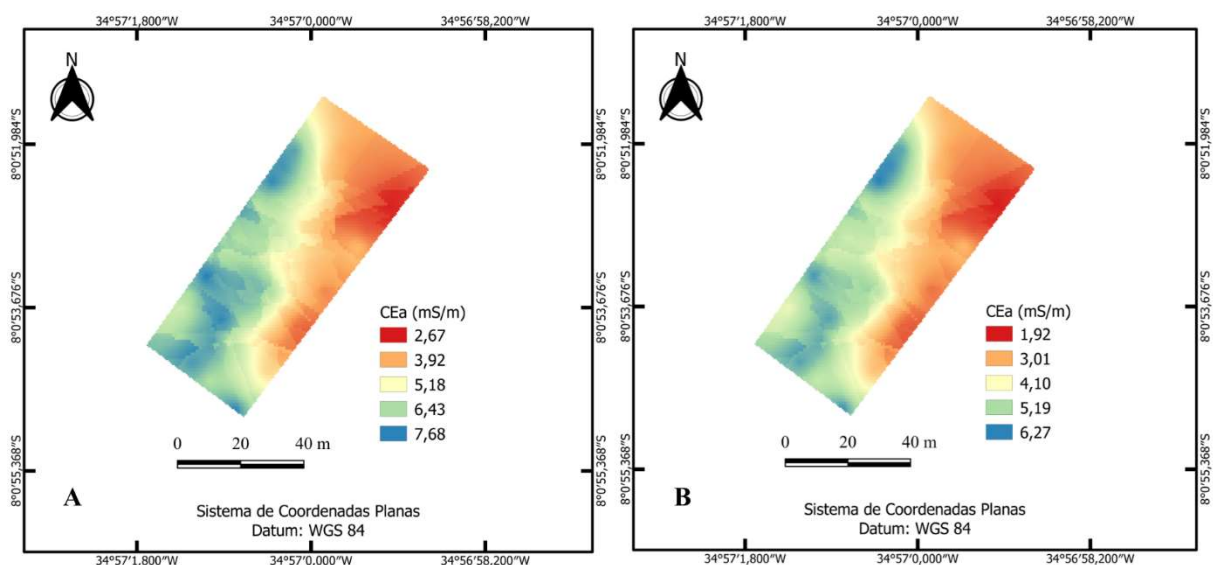


Figura 10. Mapa da CEA do solo seco sem correção (A) e com correção (B).
Figure 10. Map of the CEA of dry soil without correction (A) and with correction (B).

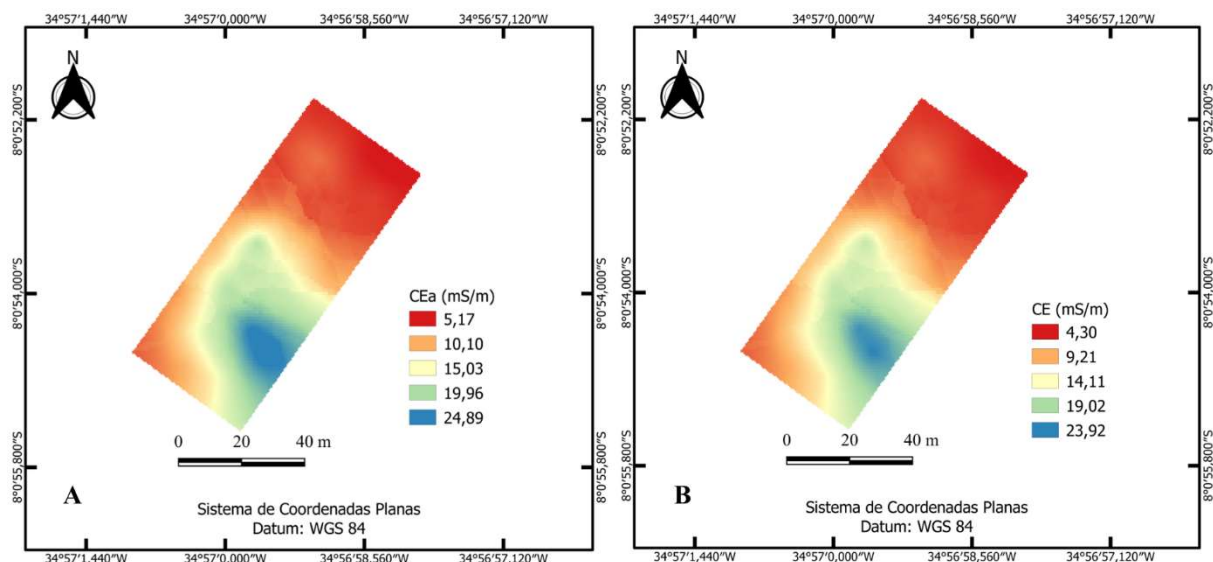


Figura 11. Mapa da CEa do solo úmido sem correção (A) e com correção (B).

Figure 11. Map of the CEa of wet soil without correction (A) and with correction (B).

3.3. Análise da distribuição espacial da CEa

Os valores de CEa mensurados na área de solo seco variaram de 2,67 mS/m a 7,68 mS/m. Após o ajuste para 25 °C, esses valores foram corrigidos para o intervalo de 1,92 mS/m a 6,27 mS/m, resultando em uma redução geral dos

valores de CEa (Figura 12). Para o solo em condição úmida, os valores de CEa mensurados na área variaram de 5,17 mS/m a 24,89 mS/m. Após o ajuste para 25 °C, esses valores foram corrigidos para o intervalo de 4,30 mS/m a 23,92 mS/m (Figura 13).

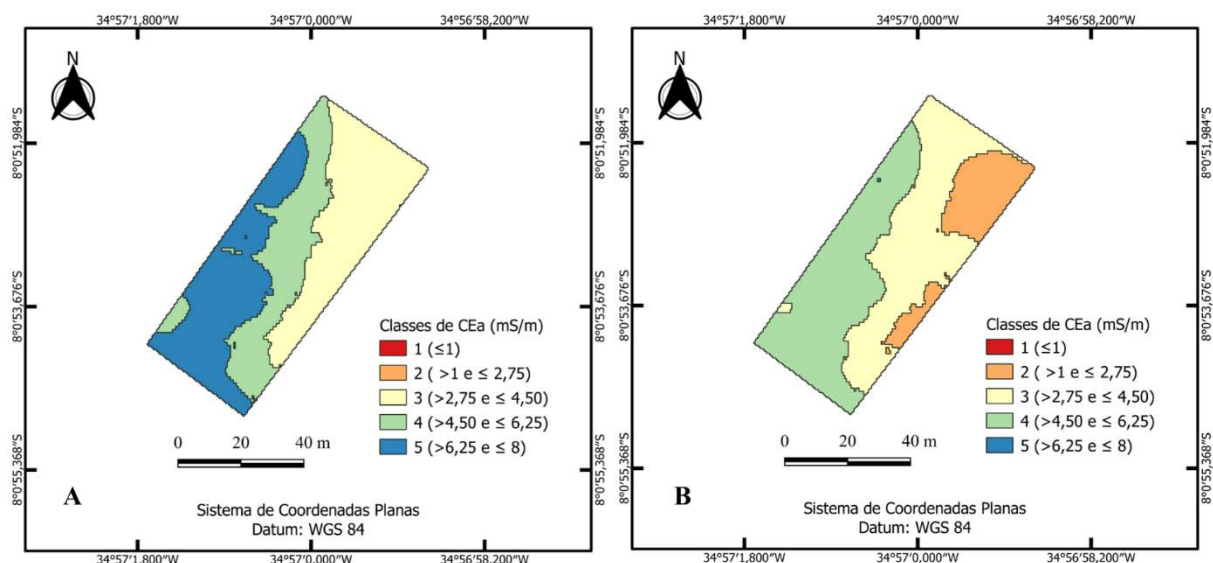


Figura 12. Classes de CEa do solo seco sem correção (A) e com correção (B).

Figure 12. CEa classes of dry soil without correction (A) and with correction (B).

3.4. Coeficiente de correlação de Pearson

Após a obtenção dos modelos espaciais que mostram a variabilidade espacial de áreas sob diferentes condições de teor de água, foi calculado o coeficiente de correlação linear entre as variáveis analisadas, apresentado na Tabela 3.

De acordo com a classificação de Santos (2007), na condição de menor teor de água no solo, as variáveis: i) CEa e temperatura: apresentaram correlação fraca e negativa; ii) CEa e umidade gravimétrica: apresentaram correlação fraca e positiva; e iii) umidade gravimétrica e temperatura: apresentaram correlação fraca e negativa. Já a análise de correlação com o solo de maior teor de água: i) entre CEa e temperatura: correlação moderada negativa; ii) entre CEa e umidade gravimétrica: correlação fraca e positiva; e iii) entre

umidade gravimétrica e temperatura: correlação fraca e negativa.

Tabela 3. Coeficiente de correlação de Pearson (r) entre as variáveis mensuradas.

Table 3. Pearson correlation coefficient (r) between the measured variables.

Solo seco			Solo úmido		
CEa-T	CEa-U	T-U	CEa-T	CEa-U	T-U
-0,26	0,29	-0,41	-0,60	0,32	-0,22

CEa-T: Coeficiente de correlação da condutividade elétrica aparente e temperatura; CEa-U: CEa e umidade gravimétrica e; T-U: Temperatura e umidade gravimétrica.

CEa-T: Correlation coefficient between apparent electrical conductivity and temperature; CEa-U: CEa and gravimetric moisture; and T-U: Temperature and gravimetric moisture.

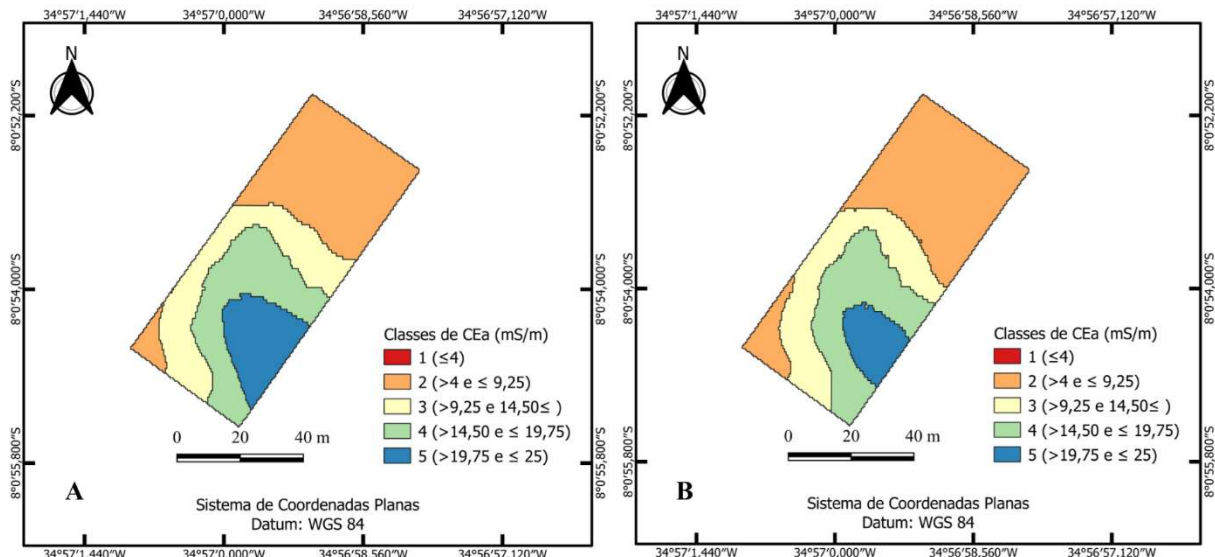


Figura 13. Classes de CEa do solo úmido sem correção (A) e com correção (B).
Figure 13. CEa classes for wet soil without correction (A) and with correction (B).

3.4. Regressão linear simples

3.4.1. Solo seco

Primeiramente, foi aplicada regressão linear simples para avaliar a relação entre a temperatura do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa) em condição de solo com baixo teor de água. O gráfico da Figura 14 evidencia a associação entre essas variáveis. Observou-se relação inversa entre a temperatura e a CEa ($p = 0,057$), não significativa ao nível de 5%. A análise diagnóstica do modelo indicou violação do pressuposto de normalidade dos resíduos ($p = 1,16 \times 10^{-9}$), conforme o teste de Lilliefors, enquanto não foi observada heterocedasticidade ($p = 0,7069$), indicando variância constante nos valores ajustados.

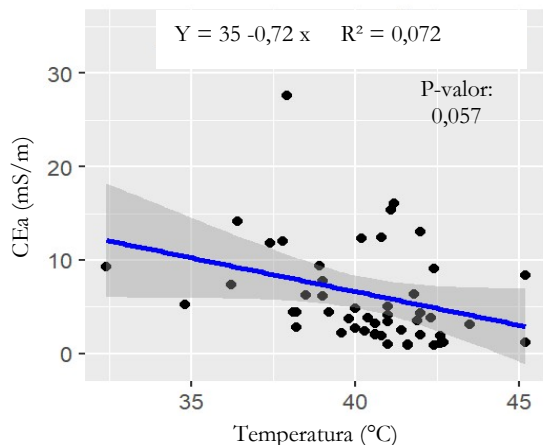


Figura 14. Regressão linear simples que mostra a relação entre a temperatura do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa).
Figure 14. Simple linear regression of soil temperature and Apparent Electrical Conductivity (CEa).

Já na relação entre o teor de água gravimétrico em base seca e a condutividade elétrica aparente do solo, o gráfico (Figura 15) evidencia a associação entre essas variáveis. Observou-se relação positiva entre o teor de água e a CEa ($p = 0,0376$), indicando associação significativa entre as variáveis. A análise diagnóstica dos resíduos revelou a não normalidade dos dados ($p = 0,0011$), enquanto não se

observou heterocedasticidade ($p = 0,4694$), indicando limitações do modelo na escala original.

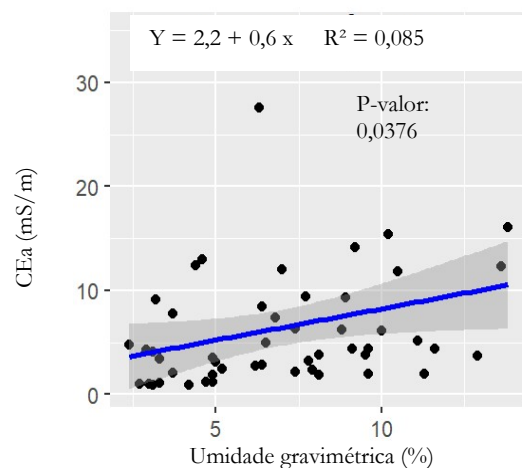


Figura 15. Regressão linear simples que mostra a relação entre o teor de água (umidade gravimétrica na base seca) do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa).

Figure 15. Simple linear regression graph showing the relationship between soil water content (gravimetric moisture on a dry basis) and apparent electrical conductivity (CEa).

3.4.2. Solo úmido

Observou-se relação inversa e significativa entre a temperatura do solo e a CEa (Figura 16), em que reduções na temperatura do solo estão associadas a aumentos na CEa ($p = 3,104 \times 10^{-6}$). A análise do modelo indicou violação dos pressupostos de normalidade dos resíduos ($p = 0,0179$) e de heterocedasticidade ($p = 0,0008$) na relação entre a temperatura do solo e a CEa.

A regressão linear simples entre o teor de água do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa) (Figura 17) indicou uma relação positiva significativa entre a umidade e a CEa ($p = 0,0205$). Entretanto, o modelo apresentou baixo poder explicativo ($R^2 = 0,1$) e violação do pressuposto de normalidade dos resíduos ($p = 0,00016$), embora a homocedasticidade tenha sido atendida ($p = 0,2016$). Além

disso, para cada aumento unitário no teor de água do solo, a CEa tende a aumentar em 1,1 unidades, ou seja, há uma relação diretamente proporcional. Essa relação é significativa ao nível de 5% (p -valor = 0,0205), sugerindo uma associação entre o teor de água do solo e a CEa.

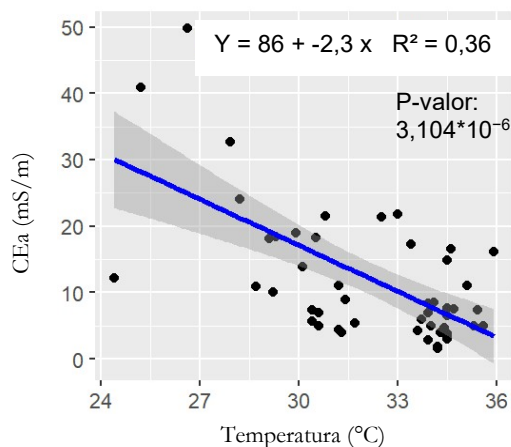


Figura 16. Regressão linear simples que mostra a relação entre a temperatura do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa).
Figure 16. Simple linear regression plot showing the relationship between soil temperature and apparent electrical conductivity (CEa).

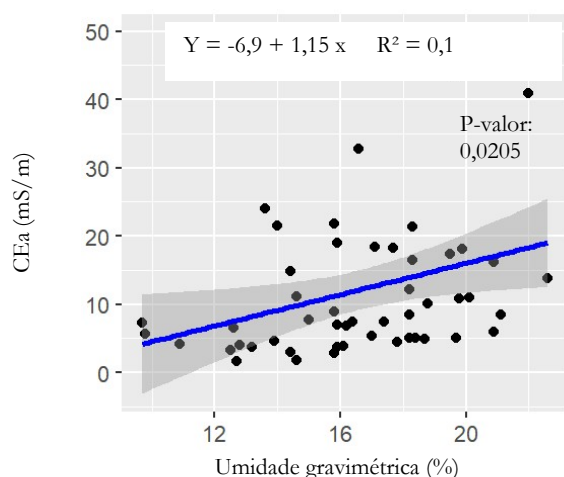


Figura 17. Regressão linear simples mostrando a relação entre o teor de água (umidade gravimétrica na base seca) do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa).
Figure 17. Simple linear regression graph showing the relationship between soil water content (gravimetric moisture on a dry basis) and apparent electrical conductivity (CEa).

3.5. Regressão múltipla na condição seca

Devido à assimetria observada nos dados de CEa, foi aplicada uma transformação logarítmica a esta variável. Em seguida, ajustou-se um modelo de regressão linear múltipla na escala logarítmica, considerando simultaneamente o teor de água e a temperatura do solo. O modelo apresentou melhor desempenho estatístico, com aumento do coeficiente de determinação ($R^2 = 0,23$) e maior significância das variáveis explicativas (Figura 18).

Neste modelo, tanto o conteúdo de água ($p = 0,0472$) quanto a temperatura do solo ($p = 0,0461$) apresentaram efeitos estatisticamente significativos sobre a CEa ($p < 0,05$), com efeito positivo da umidade e negativo da temperatura, indicando comportamentos opostos na variação da condutividade elétrica aparente. Além disso, os resíduos do

modelo atenderam aos pressupostos de normalidade ($p = 0,0816$) e de homocedasticidade ($p = 0,4694$).

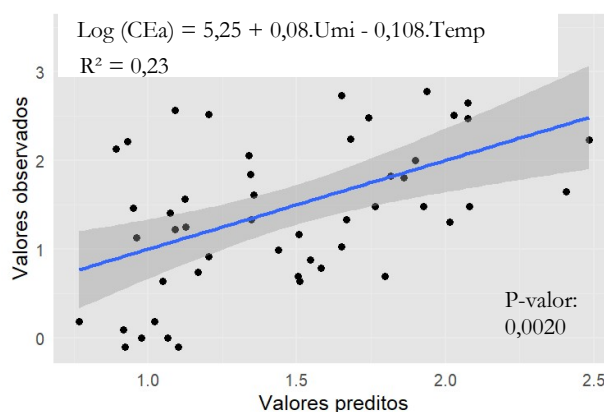


Figura 18. Regressão linear múltipla mostrando a relação entre a umidade gravimétrica na base seca, temperatura do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa) na condição de solo seco.
Figure 18. Multiple linear regression plot showing the relationship between gravimetric soil moisture on a dry basis, soil temperature, and apparent electrical conductivity (CEa) under dry soil conditions.

3.6. Regressão múltipla na condição úmida

A umidade gravimétrica apresentou efeito positivo e significativo sobre o logaritmo da CEa ($p = 0,014$), indicando aumento da condutividade elétrica com o incremento do teor de água no solo. Por outro lado, a temperatura do solo apresentou efeito negativo significativo ($p = 4,56*10^{-5}$), indicando uma redução da CEa com o aumento da temperatura. Esses resultados indicam que ambas as variáveis exercem influência significativa, porém com sentidos distintos, sobre a condutividade elétrica aparente no solo (Figura 19). Além disso, o modelo atende aos pressupostos de normalidade, conforme o teste de Lilliefors ($p = 0,4876$), e o teste de Breusch-Pagan não indicou heterocedasticidade ($p = 0,8475$), sugerindo variância constante dos resíduos. Esses resultados indicam a adequação do modelo logarítmico.

A Tabela 4 resume os resultados obtidos pelos modelos de regressão simples e múltipla, bem como a análise dos pressupostos.

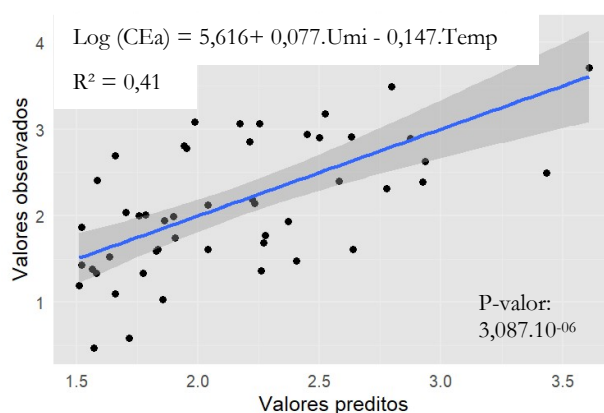


Figura 19. Regressão linear múltipla mostrando a relação entre a umidade gravimétrica na base seca, a temperatura do solo e a condutividade elétrica aparente (CEa) na condição de solo úmido.
Figure 19. Multiple linear regression plot showing the relationship between gravimetric soil moisture on a dry basis, soil temperature, and apparent electrical conductivity (CEa) under wet soil conditions.

Tabela 4. Resultados das regressões lineares simples e diagnóstico dos pressupostos nos cenários de solo seco e úmido.
Table 4. Results of simple linear regressions and diagnostic assessment of model assumptions under dry and wet soil conditions.

Solo seco						
Variável	Regressão	R ²	Normalidade		Homocedasticidade	
	p - valor		p - valor	Condição	p - valor	Condição
Temperatura	0,057 ns	0,072	$1,16 \times 10^{-9}$	Não atende	0,7069	Atende
Teor de água	0,0376*	0,085	0,0011	Não atende	0,4694	Atende
Regressão múltipla	0,0020*	0,23	0,0816	Atende	0,4694	Atende
Solo úmido						
Temperatura	$3,10 \times 10^{-6***}$	0,36	0,0179	Não atende	0,00082	Não atende
Teor de água	0,0205*	0,10	0,00016	Não atende	0,2016	Atende
Regressão múltipla	3,087.10-06 ***	0.4106	0.4876	Atende	0.8475	Atende

Resultados das regressões lineares simples entre a temperatura do solo e o teor de água, com a condutividade elétrica aparente (CEa), incluindo coeficientes de significância (p-valores), coeficiente de determinação (R²) e avaliação dos pressupostos de normalidade dos resíduos (teste de Lilliefors) e de homocedasticidade (teste de Breusch-Pagan) para as condições de solo seco e úmido.

Results of simple linear regressions between soil temperature and water content with apparent electrical conductivity (ECa), including significance coefficients (p-values), the coefficient of determination (R²), and assessments of the assumptions of residual normality (Lilliefors test) and homoscedasticity (Breusch-Pagan test) for dry and wet soil conditions.

4. DISCUSSÃO

4.1. Teste de bancada

De acordo com a classificação de Gomes (1985) e Ferreira (2018), o coeficiente de variação das leituras de CEa foi baixo, inferior a 10%, indicando precisão ótima. Essa pequena variação deve-se a erros aleatórios, que ocasionam a dispersão dos dados. Já os erros de leitura, que comparam a CEa mensurada pelo sensor à teórica, podem ter sido causados por erros sistemáticos.

Observando a Tabela 2, percebe-se que, para as resistências de 15 Ω, 220 Ω e 470 Ω, não houve diferença estatisticamente significativa entre as médias obtidas pelo sistema inteligente e pelo sensor desenvolvido por Queiroz et al. (2020), o que demonstra elevada similaridade entre os métodos e indica que ambos podem ser utilizados de forma equivalente nessas condições. Esse resultado sugere que o equipamento avaliado é eficiente, uma vez que apresentou desempenho comparável ao da referência.

Para os conjuntos com distribuição normal, referentes às resistências de 4,7 Ω e 15 Ω, foi aplicado o teste t pareado. Os resultados revelaram que, para a resistência de 4,7 Ω, houve diferença estatisticamente significativa entre os sensores ($p < 0,05$). O intervalo de confiança de 95% corroborou esse resultado ao não incluir o valor zero, indicando diferença entre os métodos avaliados para essa resistência específica. Em contrapartida, para a resistência de 15 Ω, não foram observadas diferenças estatisticamente significativas ($p > 0,05$), e o intervalo de confiança incluiu o valor zero, indicando equivalência entre os equipamentos.

Para as resistências de 82 Ω, 220 Ω e 470 Ω, cuja distribuição não atendeu ao pressuposto de normalidade, empregou-se o teste não paramétrico de Wilcoxon para amostras pareadas. Observou-se diferença estatisticamente significativa apenas na resistência de 82 Ω ($p < 0,01$), indicando que os métodos diferem nessa condição. Além disso, o intervalo de confiança de 95% não incluiu o valor zero, reforçando a significância estatística observada.

Por outro lado, para as resistências de 220 Ω e 470 Ω, não foram observadas diferenças estatisticamente significativas ($p > 0,01$). Em ambos os casos, os intervalos de confiança incluíram o valor zero, o que evidencia uma elevada concordância entre os métodos avaliados.

Adicionalmente, observou-se que, para as resistências de 4,7 Ω e 82 Ω, o sensor desenvolvido por Queiroz et al. (2020) apresentou menores erros percentuais em comparação ao

sistema inteligente, indicando maior exatidão nessas condições específicas. Esse comportamento pode estar relacionado ao fato de os resistores utilizados no teste de bancada não serem de alta precisão, o que pode ter contribuído para o aumento do erro de leitura observado.

4.2. Análise da distribuição espacial da CEa

A correção proposta por Corwin; Lesch (2005a), resultou em mudanças expressivas na CEa estimada, sendo possível notar a diminuição ao longo de toda a área de estudo. A mudança na classificação da área confirmou uma redistribuição dos valores entre as cinco categorias, reduzindo os valores estimados de CEa e elevando a área ocupada pelas classes de menor CEa. A distribuição das áreas após a correção foi a seguinte: i) Classe 1: permaneceu em 0 m²; ii) Classe 2: passou de 0 m² para 640 m² após a correção; iii) Classe 3: aumentou de 1.408 m² para 1.593 m²; iv) Classe 4: expandiu de 1.122 m² para 1.644 m²; v) Classe 5: apresentou uma redução drástica, passando de 1.348 m² para apenas 1 m².

Para o solo em condição úmida, a distribuição das áreas após a correção da CEa mostrou que: i) Classe 1: permaneceu com 0 m²; ii) Classe 2: aumentou de 1.648 m² para 1.909 m²; iii) Classe 3: reduziu de 1.000 m² para 976 m²; iv) Classe 4: apresentou pequena diminuição, de 983 m² para 972 m²; e v) Classe 5: apresentou redução considerável, passando de 567 m² para 343 m². Esses resultados evidenciaram que a correção também elevou a área ocupada por classes de menor CEa, enquanto as áreas associadas a valores mais altos de CEa sofreram redução.

4.3. Análise dos mapas

Os mapas de CEa, temperatura e teor de água no solo, nas condições de solo seco e úmido, apresentaram padrões espaciais bastante semelhantes entre si. Em toda a área estudada, as regiões com menor CEa coincidiram com temperaturas mais elevadas e menor teor de água, enquanto as áreas com maior CEa, por sua vez, coincidiram com aquelas de maior teor de água e temperaturas mais baixas.

De acordo com Bughici et al. (2022), a condutividade elétrica aparente (CEa) é fortemente influenciada pelo teor de água no solo, especialmente em condições não salinas. Nesses solos, a umidade é o principal fator de variação da CEa, pois a água facilita a condução elétrica ao aumentar a mobilidade dos íons na solução do solo. Dessa forma, quanto

maior o teor de água, maior tende a ser a CEa, como observado neste estudo.

Além disso, Nascimento (2014) e Gonçalves et al. (2024) concluíram que a melhor interpolação e a geração de mapas ocorrem quando há maior teor de água no solo, o que torna essencial a medição desse teor em todas as coletas de CEa para obter resultados mais precisos.

4.4. Índice de dependência espacial

Em relação à dependência espacial dos dados na condição de solo seco, nas variáveis CEa, temperatura e conteúdo de água do solo, observaram-se dependências espaciais de 28,42%, 14,84% e 64,57%, respectivamente, indicando dependência espacial moderada para CEa e para o conteúdo de água do solo e dependência espacial fraca para a temperatura, por terem o IDE menor que 25%. Na condição de solo úmido, as variáveis CEa, temperatura e conteúdo de água do solo apresentaram dependência espacial de 49,65%, 41,67% e 48,36%, respectivamente, indicando dependência espacial moderada. O IDE predominantemente moderado indica a continuidade da distribuição espacial dessas, auxiliando em estratégias de amostragem e na definição de áreas de manejo.

4.5. Coeficiente de correlação de Pearson

O grau da correlação linear entre as variáveis indicou que, quando o solo apresenta baixo teor de água e temperatura elevada, a associação desses fatores com a condutividade elétrica aparente (CEa) é reduzida. Também se observa que, em condições de menor teor de água, a correlação entre a CEa e o teor de água no solo é mais significativa do que a com a temperatura. Por outro lado, quando o teor de água é elevado, a CEa apresenta uma correlação mais forte com a temperatura do solo.

Esses resultados sugerem que a condição hídrica do solo influencia a força das relações lineares entre as variáveis, refletindo alterações no comportamento da condutividade elétrica aparente em diferentes estados de umidade.

4.6. Relação entre as variáveis do sistema inteligente

A umidade gravimétrica apresentou relação positiva com a CEa, enquanto a temperatura apresentou efeito inverso. Esse comportamento está de acordo com os processos físico-químicos do solo, conforme relatado por Sousa et al. (2023).

Além disso, observou-se que os modelos individuais não atenderam ao pressuposto de normalidade dos resíduos, o que indica que a relação entre as variáveis não é adequadamente descrita na escala original. Esse comportamento sugere a presença de assimetria nos dados de CEa, o que é comum em variáveis ambientais associadas a processos físicos não lineares no solo.

Por causa disso, foi ajustado um modelo de regressão múltipla com os dados transformados em escala logarítmica, atendendo aos pressupostos e permitindo a análise conjunta dos efeitos da umidade e da temperatura, evidenciando que a variação da CEa não pode ser explicada por uma única variável isoladamente, mas sim pela interação simultânea desses fatores ambientais.

5. CONCLUSÕES

O sistema de baixo custo apresentou desempenho consistente na aquisição de dados de condutividade elétrica aparente do solo. Os modelos espaciais indicaram

dependência espacial moderada para a CEa, a temperatura e o teor de água do solo na condição de maior umidade. A análise de correlação linear também evidenciou uma associação entre o teor de água do solo e as variáveis avaliadas.

De forma geral, os resultados sugerem o potencial do equipamento como ferramenta para a análise da variabilidade espacial da CEa em condições de maior umidade, podendo contribuir para abordagens mais acessíveis na agricultura de precisão.

Recomenda-se que estudos futuros incorporem atributos físico-químicos do solo, visando a análises mais abrangentes e robustas.

6. REFERÊNCIAS

- AMARO FILHO, J.; NEGREIROS, R. F. D. de; ASSIS JÚNIOR, R. N. de; MOTA, J. C. A. Amostragem e variabilidade espacial de atributos físicos de um latossolo vermelho em Mossoró, RN. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 31, n. 3, p. 415-423, 2007. <https://doi.org/10.1590/S0100-06832007000300001>
- AVENZA MAPS. **App features**. Disponível em: <https://store.avenza.com/pages/app-features>. Acessado em: 20 ago. 2024.
- BARROS, T. H. da S.; BENDER, F. D.; SILVA, F. R. B.; JOSÉ, J. V.; COSTA, J. O.; COELHO, R. D. Geoestatística como ferramenta para estudos da variabilidade da precipitação pluviométrica no estado de Pernambuco, Brasil. **Agrarian**, v. 13, n. 50, p. 513-520, 2020. <http://dx.doi.org/10.30612/agrarian.v13i50.11982>
- BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y.; BERNARDI, A. C. de C.; VAZ, C. M. P.; SPERANZA, E. A.; CRUVINEL, P. E. Agricultura de precisão e agricultura digital. **TECCOGS - Revista Digital de Tecnologias Cognitivas**, n. 20, p. 17-36, 2019. <https://doi.org/10.23925/1984-3585.2019i20p17-36>
- BUGHICI, T.; SKAGGS, T. H.; CORWIN, D. L.; SCUDIERO, E. Ensemble HYDRUS-2D modeling to improve apparent electrical conductivity sensing of soil salinity under drip irrigation. **Agricultural Water Management**, v. 272, e107813, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107813>
- CALAMITA, G.; BROCA, L.; PERRONE, A.; PISCITELLI, S.; LAPENNA, V.; MELONE, F.; MORAMARCO, T. Electrical resistivity and TDR methods for soil moisture estimation in central Italy test-sites. **Journal of Hydrology**, v. 454, p. 101-112, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.06.001>
- CAVALCANTE, E. G. S.; ALVES, M. C.; SOUZA, Z. M. de; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial de atributos químicos do solo sob diferentes usos e manejos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 31, n. 6, p. 1329-1339, 2007. <https://doi.org/10.1590/S0100-06832007000600012>
- CORWIN, D. L.; LESCH, S. M. Apparent soil electrical conductivity measurements in agriculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, n. 1, p. 11-43, 2005a. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.10.005>
- CORWIN, D. L.; LESCH, S. M. Characterizing soil spatial variability with apparent soil electrical conductivity: I. Survey protocols. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, n. 1, p. 103-133, 2005b. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.11.002>

- EMBRAPA SOLOS. **Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE)**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2001. Ativo cartográfico. Disponível em: <https://geoinfo.dados.embrapa.br/catalogue/#/dataset/2993>. Acesso em: 13 maio 2026.
- FONSECA-CAMPOS, J.; REYES-RAMIREZ, I.; GUZMAN-VARGAS, L.; FONSECA-RUIZ, L.; MENDOZA-PEREZ, J. A.; RODRIGUEZ-ESPINOSA, P. F. Multiparametric system for measuring physicochemical variables associated to water quality based on the Arduino Platform. **IEEE Access**, v. 10, p. 69700-69713, 2022. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3187422>
- GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. 15. ed. Piracicaba: Nobel, 1985. 466p.
- FERREIRA, P. V. **Estatística experimental aplicada às ciências agrárias**. 1. ed. Viçosa: Editora UFV, 2018. 588p.
- GONÇALVES, L. A.; SOUZA, E. G. de; NÓBREGA, L. H. P.; BIER, V. A.; MAGGI, M. F.; BAZZI, C. L.; URIBE-OPAZO, M. G. Spatial and temporal variability of soil apparent electrical conductivity. **Precision Agriculture**, v. 26, a10, 2025. <https://doi.org/10.1007/s11119-024-10209-x>
- HERCOG, D.; LERHER, T.; TRUNTIC, M.; TEZAK, O. Design and implementation of ESP32-Based IoT devices. **Sensors**, v. 23, n. 15, p. 6739, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23156739>
- INAMASU, R. Y.; BERNARDI, A. C. C.; VAZ, C. M. P.; NAIME, J. de M.; QUEIROZ, L. R.; JORGE, L. A. C.; BASSOI, L. H.; FRAGALLE, E. P.; RESENDE, A. V.; VILELA, M. F.; PEREZ, N. B. Agricultura de precisão para a sustentabilidade de sistemas produtivos do agronegócio brasileiro. In: INAMASU, R. Y.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; BERNARDI, A. de C. (Ed.). **Agricultura de precisão: um novo olhar**. São Carlos, SP: Embrapa Instrumentação, 2011. p. 14-26.
- KARUNATHILAKE, E. M. B. M.; LE, A. T.; HEO, S.; CHUNG, Y. S.; MANSOOR, S. The path to smart farming: Innovations and opportunities in precision agriculture. **Agriculture**, v. 13, n. 8, e1593, 2023. <https://doi.org/10.3390/agriculture13081593>
- KULMÁNY, I. M.; BEDE, L.; STENCINGER, D.; ZSEBO, S.; CSAVAJDA, P.; KALOCSAI, R.; VONA, M.; JAKAB, G.; VONA, V. M.; BEDE-FAZEKAS, Á. Challenges in mapping soil variability using apparent soil electrical conductivity under heterogeneous topographic conditions. **Agronomy**, v. 14, n. 6, e1161, 2024. <https://doi.org/10.3390/agronomy14061161>
- MAGERSKI, J. M.; VIRGENS FILHO, J. S. Avaliação da técnica de krigagem ordinária utilizando o modelo geoestatístico estável no preenchimento de falhas de séries de precipitação pluviométrica. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 4, p. 1890-1903, 2021. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v14.4.p2149-2171>
- NASCIMENTO, E. F.; BASSOI, L. H.; RABELLO, L. M. Definição da malha de amostragem da condutividade elétrica do solo para obtenção de classes de manejo em pomar de videira. In: EMBRAPA (Org.). **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar**. Brasília: Embrapa, 2014. p. 413-420.
- PEREIRA, G. W.; VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M. de; COELHO, A. L. de F.; COSTA, M. M.; GRIFT, T. Smart-map: an open-source QGIS plugin for digital mapping using machine learning techniques and ordinary kriging. **Agronomy**, v. 12, n. 6, p. 1350, 2022. <https://doi.org/10.3390/agronomy12061350>
- QUEIROZ, D. M. de; SOUSA, E. D. T. S.; LEE, W. S.; SCHUELLER, J. K. Development and testing of a low-cost portable apparent soil electrical conductivity sensor using a beaglebone black. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 36, n. 3, p. 341-355, 2020. <https://doi.org/10.13031/aea.13439>
- RABELLO, L. M.; BERNARDI, A. C. C.; INAMASU, R. Y. **Condutividade elétrica aparente do solo**. In: INAMASU, R. Y.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; BERNARDI, A. de C. (Ed.). **Agricultura de precisão: um novo olhar**. São Carlos, SP: Embrapa Instrumentação, 2014. p. 48-57.
- RATSHIEDANA, P. E.; ELBASIT, M. A. M. A.; ADAM, E.; CHIRIMA, J. G.; LIU, G.; ECONOMON, E. B. Determination of soil electrical conductivity and moisture on different soil layers using electromagnetic techniques. **Water**, v. 15, n. 10, p. 1911, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/w15101911>
- SANTOS, H. G. dos; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C. dos; OLIVEIRA, V. A. de; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A. de; ARAÚJO FILHO, J. C. de; LIMA, H. N.; MARQUES, F. A.; OLIVEIRA, J. B. de; CUNHA, T. J. F. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 6. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Embrapa, 2025. 393p.
- SOUZA, E. D. T. dos S.; QUEIROZ, D. M. de; COELHO, A. L. de F.; VALENTE, D. S. M. Development of signal analysis algorithm for apparent soil electrical conductivity sensor. **Biosystems Engineering**, v. 211, p. 183-191, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2021.09.007>
- SOUZA, E. D. T. dos S.; QUEIROZ, D. M. de; COELHO, A. L. de F.; VALENTE, D. S. M. Development of a portable intelligent system platform for soil mapping. **Revista Ciência Agronômica**, v. 54, e20217886, 2023. <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20230008>
- WHEELAN, C. J. **Estatística: O que é, para que serve, como funciona**. 1. ed. Rio de Janeiro: Zahar, 2016. 328p.
- ZIMBACK, C. R. L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade**. 114f. Tese (Livre-Docência) - Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.

Agradecimentos: Os autores do presente trabalho agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro para a realização da pesquisa por meio do Processo 404374/2021-2, da chamada CNPq/MCTI/FNDCT nº 18/2021, Título: “Desenvolvimento de um sistema inteligente para caracterização da variabilidade espacial do solo em agricultura de precisão”; à Universidade Federal Rural de Pernambuco; e à Universidade Federal de Viçosa.

Contribuições dos autores: M.E.G.L.: conceituação, metodologia, coleta de dados, análises estatísticas, análise geoestatística, redação (original), redação (revisão e edição); E.D.T.d.S.S.: supervisão, conceituação, metodologia, coleta de dados, redação (revisão); B.R.d.S.S.: coleta de dados, redação (revisão). A.L.d.N.: supervisão, redação (revisão); M.A.d.S.N.: coleta de dados, elaboração do layout dos mapas, redação (original), redação (revisão e edição); J.C.d.C.J.: coleta de dados, redação (revisão e edição); M.A.Z.: redação (revisão); A.L.d.F.C.: redação (revisão). Todos os autores leram e concordaram com a versão publicada do manuscrito.

Financiamento: Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Disponibilidade de dados: Os dados desta pesquisa poderão ser obtidos por e-mail, mediante solicitação ao autor correspondente.

Conflito de interesses: Os autores declaram não haver conflitos de interesses.



Copyright: © 2026 by the authors. This article is an Open-Access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons **Attribution-NonCommercial (CC BY-NC)** license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).