

**Universidade de São Paulo  
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Caracterização da disponibilidade hídrica por meio da  
condutividade elétrica aparente do solo**

**Victor de Oliveira Martins**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como  
parte dos requisitos para obtenção do título de:  
Engenheiro Agrônomo

**Piracicaba  
2020**



**Victor de Oliveira Martins**

**Caracterização da disponibilidade hídrica por meio da condutividade elétrica aparente do solo**

Orientador:  
Prof. Dr. **LEANDRO MARIA GIMENEZ**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como  
parte dos requisitos para obtenção do título de:  
Engenheiro Agrônomo

**Piracicaba  
2020**



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço, a todos aqueles que de alguma forma, participaram e apoiaram a execução deste trabalho.

Em especial, agradeço ao Laboratório de Agricultura de Precisão (LAP, ESALQ/USP, Piracicaba - SP), pelo empréstimo dos equipamentos utilizados. A AgroLab Análises Agropecuárias (Assis - SP), pela receptividade e apoio na realização das análises de solo, essenciais para a execução deste trabalho. A ENTOMO LDA (Odivelas, Portugal), por ceder a licença de uso do software invVERIS, enriquecedor a este trabalho. Aos meus pais, Rosinéia e Valdir, por nunca deixarem de me prestar suporte, incentivo e apoio em qualquer aspecto. A minha família e amigos, pela amizade, sinergia e cumplicidade, até mesmo com a coleta de dados e amostragem de solo para realização deste trabalho. E por fim, ao meu orientador, Prof. Dr. Leandro, pelo aprendizado e companheirismo ao decorrer dos anos de graduação.

## SUMÁRIO

RESUMO .....	5
ABSTRACT .....	6
1 INTRODUÇÃO .....	7
1.1 Os reflexos da compactação do solo no desenvolvimento das plantas .....	8
1.2 Mapeamento da variabilidade do solo e uso da condutividade elétrica aparente .....	9
2 OBJETIVOS .....	12
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	12
3.1 Localidade e contextualização.....	12
3.2 Alocação de pontos de amostragem a partir da condutividade elétrica aparente do solo e biomassa .....	14
3.3 Obtenção da CEa estratificada .....	18
3.4 Caracterização de propriedades físicas do solo .....	18
3.5 Monitoramento pontual da CEa e umidade do solo .....	19
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	23
4.1 Apresentação dos dados .....	23
4.2 Interações entre as variáveis em estudo .....	40
5 CONCLUSÕES .....	53
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	53

## RESUMO

### **Caracterização da disponibilidade hídrica por meio da condutividade elétrica aparente do solo**

No Brasil, o setor sucroenergético é relevante para a economia do país, o maior produtor de cana-de-açúcar do mundo. O tráfego intenso de máquinas nos canaviais ao longo de sucessivos ciclos de cultivo tem contribuído para o processo de compactação do solo, resultando em baixa disponibilidade de água às plantas, impedimento físico ao desenvolvimento radicular e consequente redução de produtividade. Desta forma, a avaliação e monitoramento da qualidade física dos solos são estratégicos para a definição de sistemas de manejo que previnam sua degradação estrutural. De modo alternativo às amostragens de solo convencionais, onerosas e pouco representativas, a condutividade elétrica aparente do solo (CEa) vem sendo amplamente empregada para mapeamento da variabilidade.

O objetivo do trabalho foi de avaliar o uso da CEa como auxiliar na identificação de condições restritivas ao desenvolvimento radicular das plantas, como a resistência mecânica e a disponibilidade hídrica. O trabalho foi realizado em três áreas de produção comercial de cana-de-açúcar e cereais, sobre um Nitossolo Vermelho localizado em Cândido Mota - SP. Pontos de amostragens foram alocados com base em regiões delimitadas por análise de agrupamento a partir do conjunto de dados de CEa e séries históricas de NDVI. Para cada ponto foram obtidos valores de resistência mecânica à penetração, propriedades físicas do solo e dados pontuais e temporais de CEa e umidade. Foram realizadas análises de correlação e produzidos modelos de regressão multivariados. Bons ajustes foram encontrados ( $R^2 = 0,68$  a  $R^2 = 0,90$ ) para a predição da umidade em cada ambiente de produção e em cada camada de solo analisada, a partir da CEa e da composição granulométrica. Concluiu-se, portanto, que os diferentes tipos de manejo utilizados em cada ambiente, sobre o mesmo solo, afetam suas propriedades físicas e a dinâmica de disponibilidade de água no perfil. Estas, por sua vez, alteram o comportamento da CEa. Também, determinou-se que a condutividade elétrica aparente pode ser utilizada como indicadora da disponibilidade hídrica ao longo do perfil.

Palavras-chave: Agricultura de precisão, Variabilidade espacial, Compactação, Manejo do solo

## ABSTRACT

### **Water content availability characterization through soil apparent electrical conductivity**

In Brazil, the sugar-energy sector is relevant to the country economy, the largest sugarcane producer in the world. The tractors and harvesters' intense traffic on the sugarcane fields over the successive crop cycles has been contributed to the soil compaction process, resulting in low plants water availability, physical impedance to the roots development and consequent yield reduction. In this way, soil physical quality assessing and monitoring are strategical to management systems definition that prevent soil structural and physical degradation. As alternative to the exhausting and low representative conventional soil sampling, soil apparent electrical conductivity (ECa) has been being widely used to variability mapping. The objective of this work was to assess the ECa use as auxiliary on the identification of restrictive plants root development condition, like mechanical resistance and water content availability. The work was executed in three sugarcane and cereals commercial production fields, on a Red Oxisol located at Cândido Mota - SP. Sampling points were placed based on delimited regions by clustering analyze using ECa and historical NDVI series datasets. At each point were obtained mechanical resistance to penetration, soil physical properties and punctual and temporal ECa and water content data. Correlation analysis were performed, as well produced multivariate regression models. Good fits were obtained ( $R^2 = 0,68$  to  $R^2 = 0,90$ ) to the water content prediction at each production field and each soil layer analysed, through ECa and texture. It was concluded that the different soil management used at each field, on the same soil, affects its physical properties and the dynamic of water availability in profile. These, in their turn, changes the ECa behaviour. Also, it was determined that the apparent electrical conductivity can be used as water content indicator over the profile.

Keywords: Precision agriculture, Spatial variability, Compaction, Soil management

## 1 INTRODUÇÃO

O Brasil é o maior produtor de cana-de-açúcar do mundo, com uma área plantada de 8,44 milhões de hectares e uma produção anual de 642,7 milhões de toneladas (CONAB, 2020). Sendo assim, o setor sucroenergético possui grande importância para a economia do país, correspondendo a aproximadamente 2 % do produto interno bruto (PIB), é responsável pela maior produção mundial de açúcar, a segunda maior de etanol e compõe também a quarta fonte de energia mais importante da matriz brasileira (UNICA, 2018). Contribui, portanto, com a geração de alimento, combustível e energia sustentável e renovável. Além disso, possui utilizações secundárias que reforçam outros setores do agronegócio, por exemplo, o plantio como forrageiro para alimentação animal e seu uso na produção de rapadura, melado e aguardente (COELHO, 2009).

Em razão da demanda por matéria-prima, há grandes extensões de terras cultivadas. E devido a legislações ambientais e trabalhistas, em virtude de livrar o trabalhador das condições abrasivas do corte e plantio manual, e evitando a queima do canavial, a fim de reduzir os impactos ambientais (VOLTARELLI, 2015), a mecanização de todas as operações agrícolas envolvidas no manejo da cultura foi empregada de forma altamente tecnificada. Com isso, segundo Conab (2020) foi possível obter um aumento da produção anual em cerca de 200 milhões de toneladas desde a safra 2005/2006, quando percebeu-se que a colheita mecanizada era uma tendência necessária (TOIGO; CASAGRANDE, 2009).

Contudo, o tráfego intenso de máquinas nos canaviais ao longo de sucessivos ciclos de cultivo, muitas vezes sem considerar o teor de água no solo, tem contribuído para o processo de compactação (FILHO et al., 2015; SOUZA et al., 2012). As modificações que ocorrem na estrutura do solo são evidenciadas por alterações nos valores de vários atributos, como densidade, resistência mecânica do solo à penetração, porosidade total, porosidade de aeração, armazenagem e disponibilidade de água às plantas, dinâmica de água na superfície e no seu perfil, assim como, na consistência e na máxima compactabilidade (CARVALHO et al., 2011). Como consequência, o crescimento das raízes e das plantas é negativamente afetado, culminando com a redução da produtividade e, ou, encurtando o ciclo de produção da cultura. Nesse sentido, a avaliação e monitoramento da qualidade física dos solos durante o período de cultivo são estratégicos na definição de sistemas de manejo para diminuir a degradação estrutural e física dos solos (CAVALIERI et al., 2011).

## 1.1 Os reflexos da compactação do solo no desenvolvimento das plantas

O estado de compactação resulta do tipo de manejo do solo e das culturas e pode alterar os fatores físicos que promovem condições ideais ou limitantes ao crescimento radicular e vegetativo. Um solo pode ser quimicamente bom, mas ocorrendo a compactação, as plantas não se beneficiam adequadamente, uma vez que o desenvolvimento de raízes novas fica prejudicado, e é nelas que ocorre a maior taxa de absorção de água e nutrientes (NICOLODI; GIANELLO, 2017; WAGNER et al., 2018). Com a compactação, diminuem os espaços livres do solo e, conseqüentemente, a quantidade de oxigênio disponível na rizosfera, podendo ser limitante para o desempenho dos processos metabólicos da planta e demais microrganismos presentes no solo (SUZUKI, 2005). Além disso, ao limitar o crescimento das raízes, impede-se a exploração em camadas mais profundas, onde há maior disponibilidade de água, esta que, seria essencial para redução dos riscos de deficiência hídrica em períodos de estiagem, prejudicando o desenvolvimento da planta (COLLARES et al., 2008; SOUZA et al., 2012).

A resistência mecânica do solo, usualmente obtida por meio da mensuração da penetração (RP) é apontada como um dos fatores limitantes ao desenvolvimento e estabelecimento das culturas, pois ela expressa o grau de compactação do solo (RICHART et al., 2005). Pelo fato de a RP estar inversamente relacionada com a umidade do solo, tem sido difícil estabelecer, no campo, os valores críticos para o crescimento das plantas, de acordo com o processo de umedecimento e secagem, os quais alteram rapidamente a resistência mecânica de possível condição limitante para não-limitante (GENRO JÚNIOR et al., 2004). Sabe-se, portanto, que estes níveis variam com o tipo de solo e com a espécie cultivada (COLLARES et al., 2008). De qualquer modo, para Silva et al. (2010), a partir do valor de resistência mecânica de 2,0 MPa, as plantas podem começar a apresentar limitação no crescimento radicular que, conseqüentemente, afeta a produtividade da maioria das culturas.

O monitoramento do desenvolvimento da biomassa das culturas vem sendo amplamente realizado a partir do uso de índices de vegetação (IV) obtidos através de imagens espaciais ou aéreas (MAIA, 2019). Estes índices são capazes de monitorar o desenvolvimento da cultura, enquanto normalizam os efeitos externos do ambiente como as interferências atmosféricas, suavizam efeitos internos como variações abaixo do dossel da planta e, principalmente, fornecem medidas quantitativas que indicam o vigor da vegetação (GITELSON et al., 2002). Os IV's realçam a resposta espectral das

plantas e suavizam a influência do solo, com o propósito de distinguir a fenologia da vegetação e as alterações de uso e cobertura da terra ao longo de uma série temporal de imagens (ANTUNES; LAMPARELLI; RODRIGUES, 2015). Um dos índices de maior utilização atualmente, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), foi proposto por Rouse et al. (1974), sendo bastante utilizado em inúmeras aplicações regionais e globais para monitoramento da vegetação. Os valores de NDVI variam entre -1,0 e 1,0, nos quais, nuvens, água, solos nus e palhada são os principais responsáveis pelos números negativos, enquanto os maiores valores ocorrem conforme aumenta a quantidade de vegetação verde na área observada (RAHMAN; ISLAM; RAHMAN, 2004).

## **1.2 Mapeamento da variabilidade do solo e uso da condutividade elétrica aparente**

O monitoramento de propriedades físicas do solo, assim como, sua variabilidade ao longo do terreno, tradicionalmente é uma tarefa onerosa, de alto custo e baixo rendimento operacional, já que muitas vezes exige a abertura de trincheiras para inspeção em profundidade e posterior análise das amostras. O mapeamento da variabilidade espacial do solo é a base para tomada de decisões e execução de práticas agrônômicas eficientes (SANCHES et al., 2018). Alternativas ao uso de amostragens em baixa densidade são os sensores capazes de coletar informações de modo sistemático ao longo do campo, com grande densidade de pontos, permitindo uma caracterização mais adequada da continuidade espacial, com menor custo e maior eficiência (SUDDUTH et al., 2005).

Dentro do contexto histórico de tecnologias acessíveis para aquisição de informações de alta qualidade visando o manejo da variabilidade espacial de cultivos, a Condutividade Elétrica aparente (CEa) do solo tem sido um método efetivo para avaliar de forma rápida, em alta resolução e baixo custo as condições gerais de fertilidade (SANCHES et al., 2018; SUDDUTH et al., 2005) e potencial produtivo do solo (CORWIN; LESCH, 2005; CORWIN; LESCH, 2003). A condutividade elétrica pode ser definida como a habilidade de um material em transmitir ou conduzir corrente elétrica (MOLIN; FAULIN, 2013). Geralmente obtida em milisiemens por metro ( $\text{mS}\cdot\text{m}^{-1}$ ), no campo pode ser mensurada dinamicamente por sensor de forma não invasiva a partir da superfície, obtendo-se a condutividade elétrica global ou aparente do solo,

que abrange todas as propriedades físicas, químicas e biológicas da massa de solo mensurada (BRANDÃO et al., 2012; REEDY; SCANLON, 2003).

Salinidade, textura, capacidade de trocas de cátions (CTC), mineralogia, tamanho e distribuição de poros, e umidade são alguns dos fatores que afetam a CEa (SUDDUTH et al., 2005). A aplicação básica desta ferramenta é fornecer informações qualitativas sobre a variabilidade espacial do solo, e deste modo, é capaz de auxiliar no direcionamento de amostragens e no estabelecimento de unidades de gerenciamento diferenciadas (UGDs). Em aplicações quantitativas pode fornecer valores indiretos, através de calibrações, possibilitando o uso em mapeamento da variabilidade de parâmetros como teor de argila, teor de água, CTC, matéria orgânica, densidade do solo e pH (MOUAZEN et al., 2020). Entretanto, conforme ainda observado por Mouazen et al. (2020) a acurácia da estimativa de propriedades do solo pode variar grandemente, dependendo da combinação das propriedades que estão afetando a CEa em local ou solo particular.

Sudduth et al. (2005) verificaram a relação da CEa com os atributos físico-químicos de diferentes tipos de solos espalhados em seis estados dos Estados Unidos. A partir da utilização de um sensor de indução eletromagnética e um sensor de contato direto, foi constatada uma alta correlação da CEa com o teor de argila e CTC em todos os solos avaliados. Molin e Rabello (2011) também observaram uma correlação significativa entre a CEa e o teor de argila e a umidade do solo, a partir da utilização de sensor de contato direto, evidenciando o potencial uso da ferramenta para caracterização física de solos.

Sanches et al. (2013), em uma área de cultivo de cana-de-açúcar, estudaram a influência da variabilidade espacial dos atributos do solo sobre a CEa, visando utilizar números reduzidos de pontos amostrais a partir do direcionamento obtido por mapas de condutividade elétrica aparente. Os resultados indicaram a possibilidade de obtenção de mapas de recomendação de adubação utilizando os dados de CEa como variável secundária na interpolação por krigagem. Sudduth et al. (2018) buscou estimar o conteúdo de água no perfil de solo através de leituras multitemporais de CEa obtidas por sensor de indução eletromagnética, a fim de auxiliar no manejo de irrigação a taxa variada em um campo de produção de algodão que possui alta variabilidade do teor de argila. Bons resultados foram obtidos ( $R^2 = 0,79$ ;  $RMSE = 2,9$  %), possibilitando a criação de mapas de conteúdo de água no solo ao longo do

período de cultivo do algodão, com alta resolução espacial, auxiliando no manejo e programação da irrigação a taxa variada baseada nos atributos de solo.

A compactação do solo, a exemplo de outros atributos, pode apresentar importante variabilidade espacial devido a fatores, tais como: diferente textura do solo, profundidade do horizonte A, cobertura do solo, teor de matéria orgânica, umidade quando do trânsito de máquinas e locais preferenciais de manobras de máquinas (WAGNER et al., 2018). Estes fatores também exercem influência sobre a espessura das camadas compactadas, necessitando de profundidades variáveis de preparo de solo para atingi-las (GORUCU et al., 2001). Significativas correlações foram encontradas por Gorucu et al. (2001) entre a CEa obtida por sensor de contato e a profundidade de camadas compactadas preditas por penetrômetro hidráulico automatizado em campo de produção de algodão ( $r = -0,83$  e  $r = -0,84$  para dados superficiais e profundos de CEa), possibilitando a determinação da profundidade de preparo de solo de forma rápida e assertiva. Também foram reportadas correlações significativas por Wagner et al. (2018) entre a CEa obtida por sensor de contato e a resistência à penetração do solo obtida por penetrômetro de acionamento elétrico em campo de produção de soja ( $r = 0,30$  e  $r = 0,33$  são as maiores correlações obtidas para dados superficiais e profundos de CEa), evidenciando o uso de mapas de CEa como auxiliares na alocação de pontos amostrais, a fim de caracterizar os diferentes ambientes existentes no talhão.

Considerando a importância da cultura da cana-de-açúcar no Brasil e no mundo e seu sistema de cultivo, máquinas e tecnologias que são essenciais para o suprimento da demanda, o monitoramento e manejo das condições físicas de solo que permitem disponibilidade de água e desenvolvimento radicular, são fundamentais para a continuidade de altas produtividades ao longo dos anos de cultivo e também, para assegurar a conservação e longevidade do solo. Com isso, nota-se a importância de desenvolver técnicas que permitam a identificação de restrições ao desenvolvimento das plantas, de modo que as mesmas possam ser manejadas.

## 2 OBJETIVOS

Frente às limitações na caracterização detalhada do solo através de amostragens, assim como, a importância de uma boa estrutura física para a alta produtividade de espécies vegetais, o objetivo do trabalho foi de avaliar o uso da CEa como auxiliar na identificação de condições restritivas ao desenvolvimento radicular das plantas, como a resistência mecânica e a disponibilidade hídrica.

## 3 MATERIAL E MÉTODOS

### 3.1 Localidade e contextualização

O trabalho foi conduzido em três áreas de produção comercial de cana-de-açúcar e cereais no município de Cândido Mota - SP (Figura 1). Segundo a classificação climática de Köppen-Geiger, o clima do local é tipo "Am", tropical chuvoso com inverno seco, cuja precipitação média anual é de 1451,2 mm, sendo janeiro o mês mais chuvoso (212,2 mm) e agosto o mês mais seco (44,8 mm) com temperatura média anual de 22,4 °C (DEMARCHI; PIROLI, 2015). O relevo do município é levemente ondulado (ORTIZ, 2012).



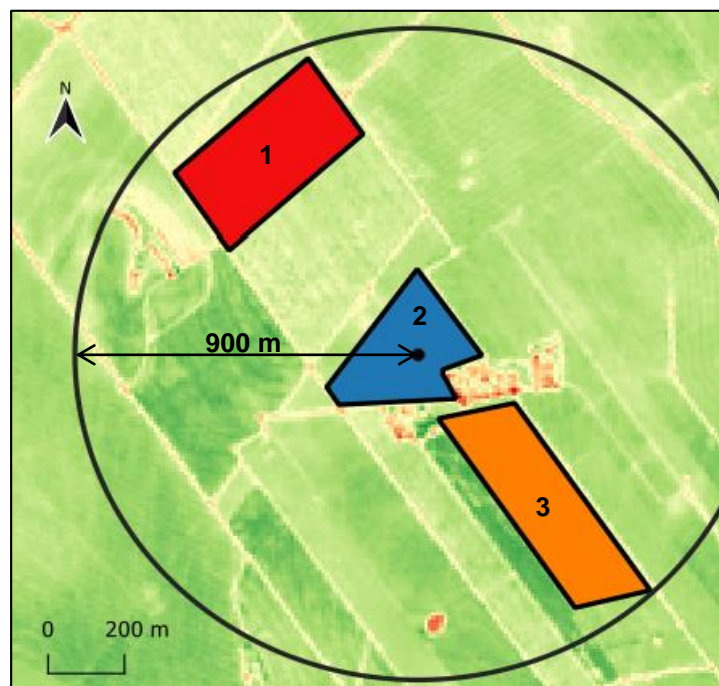
**Figura 1.** Localização geográfica do município de Cândido Mota - SP. Adaptado de Demarchi e Piroli (2015).

A área 1 está localizada entre as coordenadas UTM (*Universal Transverse Mercator*) mínimas E555395 N7477603 e máximas E555890 N7478155, zona 22 Sul. Possui 12 ha, produziu-se soja e milho sucessivamente ao longo de nove anos utilizando-se semeadura direta, então, foi instalada cana-de-açúcar, a qual rendeu oito cortes durante nove anos. Após a retirada do canavial foi realizado o preparo do solo, rotação com soja por um ano, e novo plantio de cana. A colheita da cana-planta

foi realizada em meados de maio de 2020. Ao longo do experimento, encontrava-se cana soca do primeiro corte em estágio de perfilhamento.

A área 2 está localizada entre as coordenadas UTM mínimas E555790 N7477170 e máximas E556203 N7477655, zona 22 Sul. Possui 8 ha e, assim como na área 1, produzia-se soja e milho em sucessão durante nove anos utilizando-se semeadura direta. Então, foi instalada cana-de-açúcar, a qual rendeu oito cortes durante nove anos. Após a retirada do canavial foi realizado o preparo do solo e desde então vem sendo cultivada com soja e milho em sucessão novamente, em semeadura direta. No início do experimento a área encontrava-se em pousio desde agosto até o final de outubro de 2020, quando foi semeada a soja, sendo esta, a quinta safra de grãos desde a retirada da cana-de-açúcar.

A área 3 está localizada entre as coordenadas UTM mínimas E556073 N7476622 e máximas E556646 N7477189, zona 22 Sul. Possui 12 ha e, vem sendo cultivada com soja e milho sucessivamente há vinte anos, em semeadura direta. A única ocasião em que houve revolvimento do solo foi há aproximadamente quinze anos com uma grade pesada. No início do experimento a área encontrava-se em pousio desde agosto até o final de outubro de 2020, quando foi semeada a soja. Todas as áreas encontram-se dentro de um raio de 900 m (Figura 2), sobre um Nitossolo Vermelho de textura argilosa a muito argilosa e boa fertilidade.



**Figura 2.** Localização relativa das áreas em estudo. Imagem de fundo obtida a partir da adição de falsa cor à banda Infravermelho Próximo (842 nm) do satélite Sentinel-2 (ESA) capturada no dia 22 de abril de 2020.

Os Nitossolos Vermelhos são solos profundos, derivados de rochas básicas e ultrabásicas, geralmente argilosos ou muito argilosos, bem drenados quando não compactados, intemperizados, com baixa atividade de argila, diferenciação de horizontes pouco notável, baixo ou nenhum gradiente textural, estrutura em blocos fortemente desenvolvidos e ocorrência de cerosidade no horizonte diagnóstico (B nítico), possuindo grande aptidão e importância agrícola (SANTOS et al., 2018).

### **3.2 Alocação de pontos de amostragem a partir da condutividade elétrica aparente do solo e biomassa**

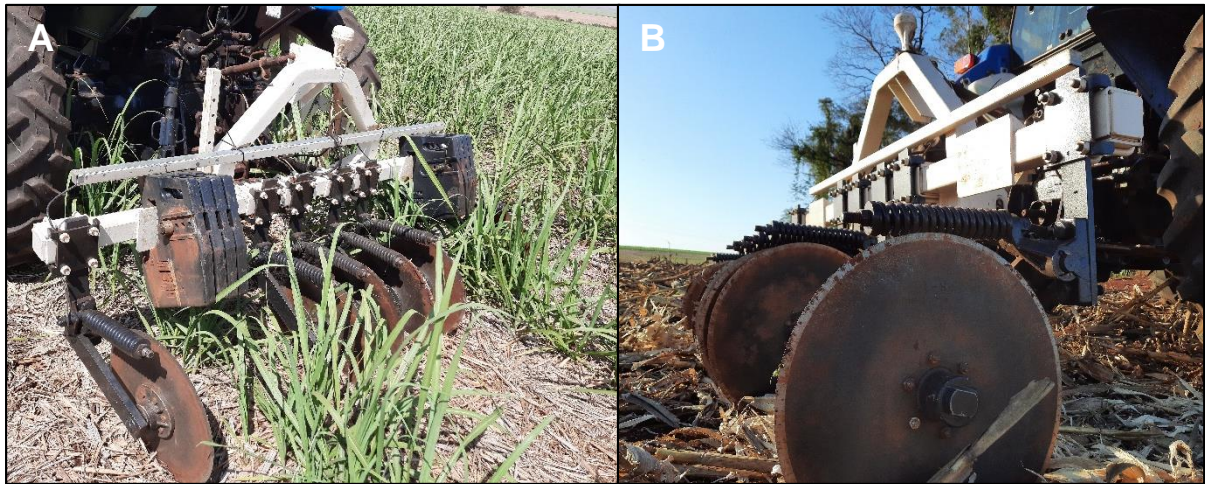
Para a alocação dos pontos de amostragem de forma mais assertiva, visando contemplar a variabilidade que ocorre nas áreas de estudo, definiu-se unidades delimitadas a partir do agrupamento de dados dos mapas de CEa, elevação relativa do terreno, e séries históricas de mapas de biomassa, representados pelo índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) calculado a partir de imagens orbitais capturadas pelo satélite Sentinel-2. Este equipamento permite a captura de imagens orbitais multiespectrais de ampla faixa de cobertura e alta resolução. Lançado pela *European Space Agency (ESA)* em junho de 2015, o satélite obtém imagens em 13 bandas do espectro, sendo quatro delas com resolução espacial de 10 m, nas quais encontram-se as bandas Vermelho e Infravermelho Próximo, e outras nove com 20 e 60 m de resolução espacial (MARTÍNEZ M., 2017).

Segundo Linden (2009) e Fontana (2017) a análise de agrupamento baseia-se nas características dos objetos e possui o propósito de separá-los em grupos, também denominados *clusters*. O objetivo da criação destes grupos é maximizar a homogeneidade intragrupo e maximizar a heterogeneidade intergrupo.

Os dados de CEa para produção de mapas (CEa<sub>m</sub>) foram obtidos pelo sensor de contato Veris 3100 (Veris Technologies, Inc., Salina, KS, EUA) (Figura 3) no dia 05 de setembro de 2020, com o solo próximo à condição de capacidade de campo, adotando-se o espaçamento entre passadas de 20 m, e frequência de coleta de um ponto por segundo, gerando alta densidade de informação. Obteve-se simultaneamente dados de CEa<sub>m</sub> para duas camadas, de 0 a 0,30 m (denominada de rasa, ou apenas R) e de 0 a 0,90 m (denominada profunda, ou apenas P).

Os dados de elevação foram obtidos concomitantemente aos de CEa<sub>m</sub>, a partir de receptor GPS L1 conectado ao sensor para obtenção das coordenadas. O fato de o equipamento ser acoplado ao engate de três pontos do trator, possibilitou o encaixe

do conjunto nas entrelinhas da cana-de-açúcar sem causar danos, mesmo com a cultura em desenvolvimento.



**Figura 3.** Sensor de contato Veris 3100 durante a coleta dos dados sobre: A - cultivo de cana-de-açúcar e B - cultivo de cereais.

Após a obtenção, os dados de  $CE_{am}$  foram filtrados utilizando-se o software MAPFILTER 2.0 (MALDANER; SPEKKEN; MOLIN, 2019). Depois de filtrados, realizou-se a interpolação dos dados pelo método da krigagem, com o uso do software VESPER 1.6 (MINASNY; McBRATNEY; WHELAN, 2006), a partir de semivariograma local do tipo exponencial, obtendo-se mapas com resolução espacial de 10 m. Os dados de elevação foram interpolados sem passar pela filtragem, obtendo-se também, mapas de resolução espacial de 10 m.

Para cada área obteve-se uma série histórica de imagens orbitais capturadas pelo Sentinel-2 de 2016 a 2020 (Tabela 1), conforme a disponibilidade e aproveitamento das imagens. As bandas utilizadas para o cálculo do NDVI foram Vermelho (V, 665 nm) e Infravermelho Próximo (IVP, 842 nm), ambas com resolução espacial de 10 m, compondo a Equação 1, conforme apresentado por Rouse et al. (1974).

$$NDVI = \frac{(IVP - V)}{(IVP + V)} \quad \text{Eq. (1)}$$

Os cálculos de NDVI e demais operações com mapas e dados georeferenciados foram realizados utilizando-se o software QGIS (QGIS Development

Team, 2019). Após a obtenção do índice de vegetação foram removidos dados referentes a carregadores e demais discrepâncias em todos os mapas.

**Tabela 1.** Descrição das imagens obtidas pelo Sentinel-2 em cada área de estudo para cálculo do NDVI.

Identificação	Data	Cultivo
Área 1	03/04/2016	Cana-de-açúcar - 7º ano
	08/05/2017	Cana-de-açúcar - 8º ano
	23/01/2019	Soja
	22/04/2020	Cana-de-açúcar - 1º ano
Área 2	03/04/2016	Cana-de-açúcar - 7º ano
	08/05/2017	Cana-de-açúcar - 8º ano
	13/04/2018	Cana-de-açúcar - 9º ano
	23/01/2019	Soja
	18/04/2019	Milho
Área 3	07/02/2017	Soja
	08/05/2017	Milho
	23/01/2018	Soja
	13/04/2018	Milho
	23/01/2019	Soja
	18/04/2019	Milho
	22/04/2020	Milho

Os mapas de CE<sub>a<sub>m</sub></sub> rasa e profunda, NDVIs e elevação relativa dos terrenos foram padronizados (Equação 2) seguindo o procedimento realizado por Fontana (2017), a fim de estabelecer uma mesma média e variância para todas as variáveis. Posteriormente, os mesmos foram sobrepostos para seguir com o processamento da análise de agrupamento, obtendo-se sete camadas de informação para a área 1, oito camadas de informação para a área 2, e 10 camadas para a área 3.

$$Z_i = \frac{(X_i - \bar{X})}{s} \quad \text{Eq. (2)}$$

em que:  $Z_i$  – variável padronizada no ponto  $i$ ;  $X_i$  – variável no ponto  $i$ ;  $\bar{X}$  – média das amostras;  $s$  – desvio padrão das amostras.

Previamente, realizou-se a análise fatorial das variáveis de cada área segundo descrito por Fávero et al. (2009), iniciando a partir do teste de esfericidade de Bartlett, que avalia a hipótese da existência de inter-relações entre as variáveis ao nível de significância de 95 %. Caso obtido um p-valor menor que 0,05 a variável é mantida. A seguir foi realizada a estatística de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), responsável por avaliar a adequação da amostra quanto ao grau de correlação parcial entre as variáveis, no qual a obtenção de resultados menores que 0,5 representam a inadequação do conjunto de dados para prosseguir com as demais análises. Foram excluídas do conjunto de dados aquelas variáveis (camadas) que se encontravam com valores do teste KMO inferiores a 0,5. Em caso de remoção de alguma variável, as análises foram realizadas novamente com o novo conjunto de dados para somente então prosseguir com a Análise dos Componentes Principais (ACP).

A ACP procura uma combinação linear das variáveis observadas, de maneira a maximizar a variância total explicada. As variáveis que forem altamente correlacionadas serão combinadas de modo a formar um componente que explicará a maior quantidade de variância na amostra. O segundo componente terá a segunda maior quantidade de variância e não será correlacionado com o primeiro, e assim, sucessivamente (FÁVERO et al., 2009). Foram especificados o total de cinco componentes para cada área.

Por fim, a análise de agrupamento foi realizada para cada área com o uso da extensão RStudio do software R (R Foundation for Statistical Computing, 2019) a partir dos métodos hierárquico e não hierárquico utilizando-se os componentes criados pela ACP. A seleção do número de grupos ou classes foi realizada com base nos coeficientes dos métodos de Elbow e Silhouette, onde o número de classes adequado é aquele que apresenta o menor valor para ambos os índices. Além da seleção do número de classes adequado, para o método não hierárquico, foi adicionalmente selecionado o número de duas classes. Também se realizou a análise de agrupamento a partir do software *Management Zone Analyst* (MZA) (FRIDGEN et al., 2004), utilizando o método não hierárquico com lógica *fuzzy* para os componentes oriundos da ACP e para o conjunto de dados padronizados. O número de classes adequado foi determinado observando-se os índices de performance *fuzzy* (FPI) e de entropia de classificação normalizada (NCE), sendo que o número de classes que apresentar o menor valor para ambos os índices deve ser selecionado.

Os diversos métodos produzem agrupamentos em número e abrangências distintas, e ao trabalhar com vários deles, é possível identificar regiões que são consistentemente heterogêneas, ou seja, em todos os métodos fazem parte de diferentes grupos. A partir da identificação destas regiões, a alocação dos pontos amostrais foi direcionada. Em virtude da operacionalização das amostragens optou-se por trabalhar com duas classes por área de estudo, alocando-se dois pontos para cada classe, perfazendo o total de 12 pontos de amostragem. A definição dessas regiões dentro de cada área foi realizada a partir da interpretação visual dos agrupamentos obtidos pelos diversos métodos.

### 3.3 Obtenção da CEa estratificada

A partir da inversão estatística dos dados adquiridos pelo sensor de contato Veris 3100, utilizando-se o software invVERIS (EMTOMO LDA, Odivelas, Portugal), obteve-se modelos *Quasi-3D* de CEa ao longo do perfil, possibilitando gerar camadas discretas de condutividade elétrica aparente ( $CE_{a_{inv}}$ ) em função da profundidade. Este software utiliza um algoritmo de inversão descrito por Monteiro Santos et al. (2011). Destes modelos foram obtidos valores de  $CE_{a_{inv}}$  para as profundidades de 0,15, 0,30, 0,50 e 0,80 m de todas as áreas em estudo.

Sudduth, Kitchen e Drummond (2017) utilizaram este software para obter camadas discretas de CEa ao longo do perfil, a partir dos dados mensurados pelos sensores móveis de contato Veris 3100 e Veris MSP3. Os autores verificaram a correlação dos valores resultantes da inversão estatística com dados de CEa obtidos diretamente nas camadas alvo pelo penetrômetro Veris P4000 e com os respectivos teores de argila, obtendo  $R^2 > 0,75$  e  $R^2 = 0,61$  a  $0,85$ , respectivamente, e assim, demonstrando o potencial da inversão dos dados de CEa para estimativa de textura de solos em profundidade.

### 3.4 Caracterização de propriedades físicas do solo

Em cada ponto de amostragem foram obtidos valores de resistência mecânica do solo à penetração (RP), densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (Mp), composição granulométrica e umidade gravimétrica.

A resistência do solo à penetração foi obtida até a profundidade de 0,55 m com o penetrômetro manual modelo PLG 1020 penetroLOG (Falker, Porto Alegre, RS, Brasil) (Figura 4), que fornece valores com resolução centimétrica. Em cada ponto

obteve-se 3 subamostras, cada uma constituída por 10 perfurações, dentro de um raio de 5 m. Também foram retiradas amostras deformadas de solo na camada entre 0,1 e 0,2 m para a determinação da umidade gravimétrica referente ao momento de aquisição dos dados de RP.



**Figura 4.** Penetrômetro manual Falker PLG 1020 penetroLOG durante o sensoriamento sobre: A - cultivo de cereais e B - cultivo de cana-de-açúcar.

Amostras indeformadas do solo foram coletadas utilizando cilindros metálicos para caracterização da estrutura. Em cada ponto foram obtidas duas amostras por profundidade, centradas nas profundidades de 0,15 m e de 0,30 m. Simultaneamente à coleta das amostras, realizou-se a mensuração da umidade do solo com o sensor de contato ML3 ThetaProbe (Delta-T Devices Ltd, Cambridge, Reino Unido).

As propriedades  $D_s$ , PT, composição granulométrica e umidade gravimétrica foram determinadas segundo os procedimentos descritos por Teixeira et al. (2017). A macroporosidade foi estimada a partir da pesagem da amostra indeformada após o escoamento da água pela ação da gravidade, posterior à saturação.

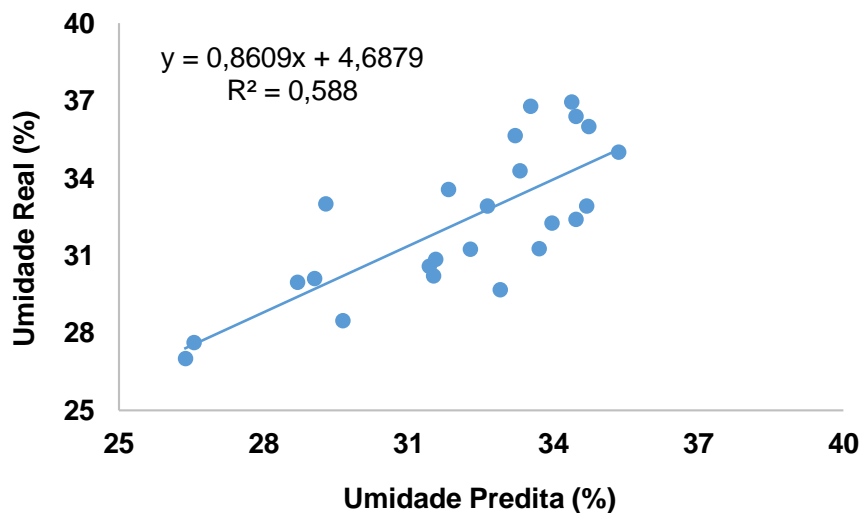
### **3.5 Monitoramento pontual da CEa e umidade do solo**

Realizou-se o monitoramento da umidade e da CEa (para facilitar a leitura a este parâmetro, será denominado, deste ponto em diante de  $CEa_p$ ) nos pontos de amostragem, em dois momentos ao longo de outubro de 2020 e em um momento em meados de novembro de 2020. Utilizou-se o sensor de contato ML3 ThetaProbe

(Delta-T Devices Ltd, Cambridge, Reino Unido) para determinação da umidade (Figura 5) em todos os momentos, nas profundidades de 0,15 e 0,30 m. Foi produzida a curva de calibração dos valores de umidade obtidos pelo sensor e pelo método gravimétrico, a partir da retirada de amostras deformadas no primeiro momento do monitoramento e também a partir dos resultados obtidos das análises de amostras indeformadas. Obteve-se um total de 48 valores de umidade gravimétrica, dos quais metade foram utilizados para a construção da curva de calibração e metade para validação (Figura 6, RMSE = 1,6 %, nível de significância de 99 %).



**Figura 5.** Mensuração da umidade do solo pelo sensor ML3 ThetaProbe.



**Figura 6.** Relação entre os valores de umidade obtidos pelo método gravimétrico e aqueles preditos pelo sensor de contato ML3 ThetaProbe.

O monitoramento da condutividade elétrica aparente ( $CE_{ap}$ ) (Figura 7) sobre os pontos de amostragem foi obtido por meio do resistivímetro modelo Fluke® 1625 (Fluke Corporation, Everett, WA, EUA), em arranjo de Wenner, com quatro pontas igualmente espaçadas, no qual a  $CE_a$  é calculada pelas Equações 3 e 4, conforme apresentado por Gimenez (2013).



**Figura 7.** Utilização do resistivímetro Fluke 1625 para o monitoramento pontual da condutividade elétrica aparente do solo sobre: A - cultivo de cana-de-açúcar e B - cultivo de cereais.

As distâncias de separação entre os eletrodos foram estabelecidas visando obter profundidades de prospecção compatíveis com aquelas de coleta das amostras indeformadas. Utilizou-se, portanto, três distâncias entre eletrodos, 0,48, 0,96 e 1,59 m para obter a profundidade de máxima sensibilidade ( $Z^*$ ) em 0,15, 0,30 e 0,50 m respectivamente, determinados pela Equação 5, apresentada por Szalai, Novák e Szarka (2009) e sintetizada por Gimenez (2013). Para evitar erros e tornar mais rápidas as determinações em campo, foi utilizado um gabarito com as distâncias entre os eletrodos selecionada.

$$\sigma = \frac{1}{\rho} \quad \text{Eq. (3)}$$

$$\rho = \frac{4\pi a R}{1 + \frac{2a}{\sqrt{a^2 + 4b^2}} - \frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2}}} \quad \text{Eq. (4)}$$

$$Z^* = 0,315a \quad \text{Eq. (5)}$$

em que:  $\sigma$  - condutividade elétrica ( $\text{mS}\cdot\text{m}^{-1}$ );  $\rho$  - resistividade elétrica ( $\text{Ohm}\cdot\text{m}^{-1}$ );  $a$  - distância entre eletrodos (m);  $b$  - profundidade de inserção dos eletrodos (m);  $R$  - resistência elétrica (Ohm);  $Z^*$  - profundidade de maior sensibilidade (m).

Com as informações coletadas tanto em área total, como nos pontos de amostragem, foram realizadas análises de correlação com o objetivo de verificar a associação entre os parâmetros. Modelos de regressão múltipla foram produzidos para estimar a umidade disponível em camadas do solo, para cada área em separado e para todas as áreas juntas, a partir dos dados de  $\text{CEa}_p$ ,  $D_s$ ,  $\text{PT}$ ,  $M_p$  e composição granulométrica.

O método adotado para validar os modelos de regressão múltipla foi o de validação cruzada *k-fold*. O qual consistiu em dividir o conjunto de dados aleatoriamente em cinco partes de iguais tamanhos e inseri-las em um processo de 10 interações, onde, em cada uma, as amostras de ajuste e validação eram reorganizadas, sendo únicas para cada uma das interações. Deste modo, ao final dos 10 passos, se obteve todos os dados utilizados tanto para ajuste do modelo, como para validação.

Foram utilizados os softwares Excel, MiniTab (MiniTab LLC, State College, PA, EUA) e SAS (SAS Institute Inc., Cary, NC, EUA) para realizar as análises estatísticas e gerar os modelos multivariados.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

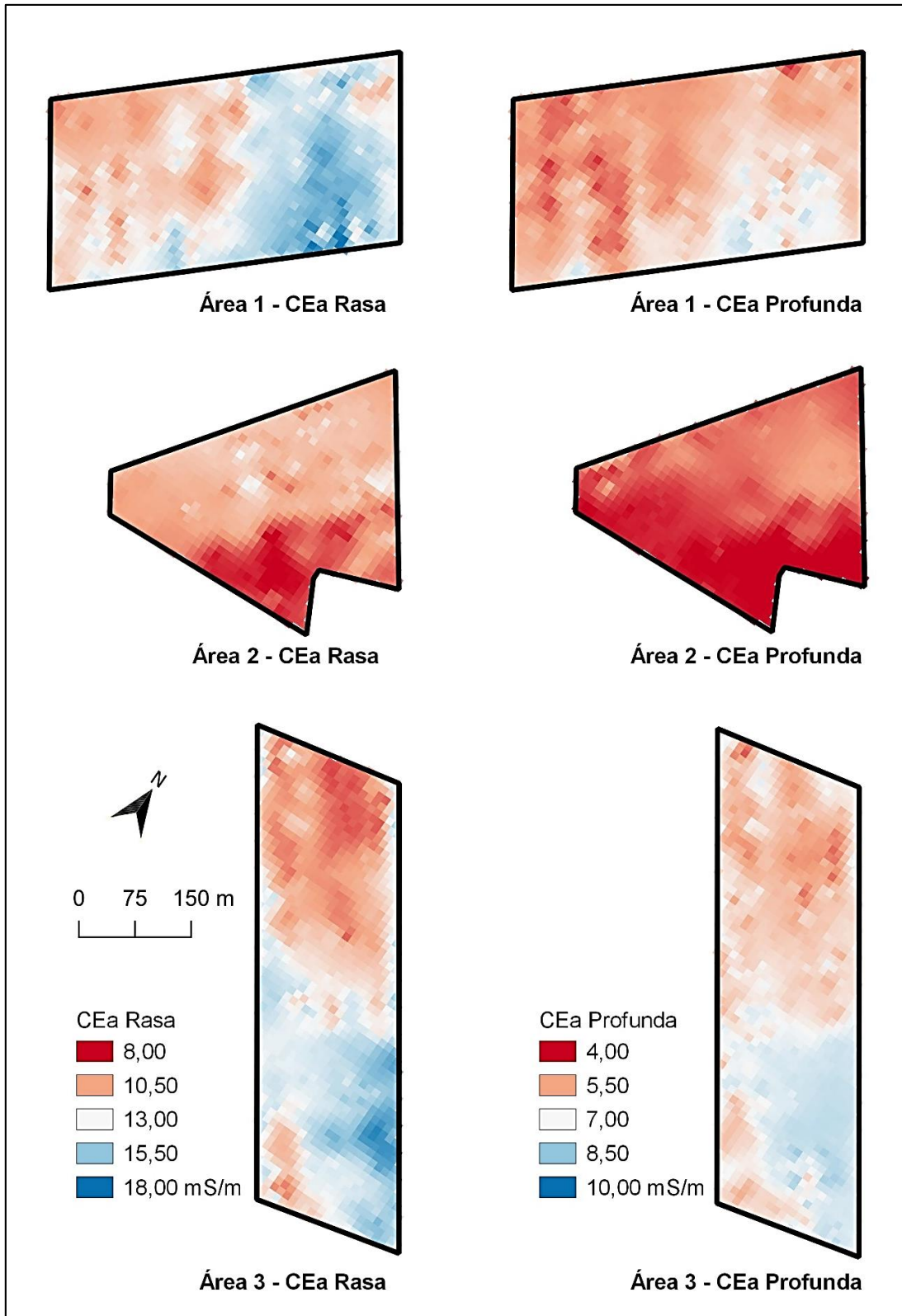
### 4.1 Apresentação dos dados

Os mapas de condutividade elétrica aparente do solo ( $CE_{am}$ ) obtidos para cada área são apresentados na Figura 8. Na Figura 9 encontra-se a distribuição de frequências dos dados de  $CE_{am}$ , enquanto a Tabela 2 apresenta a estatística descritiva dos dados.

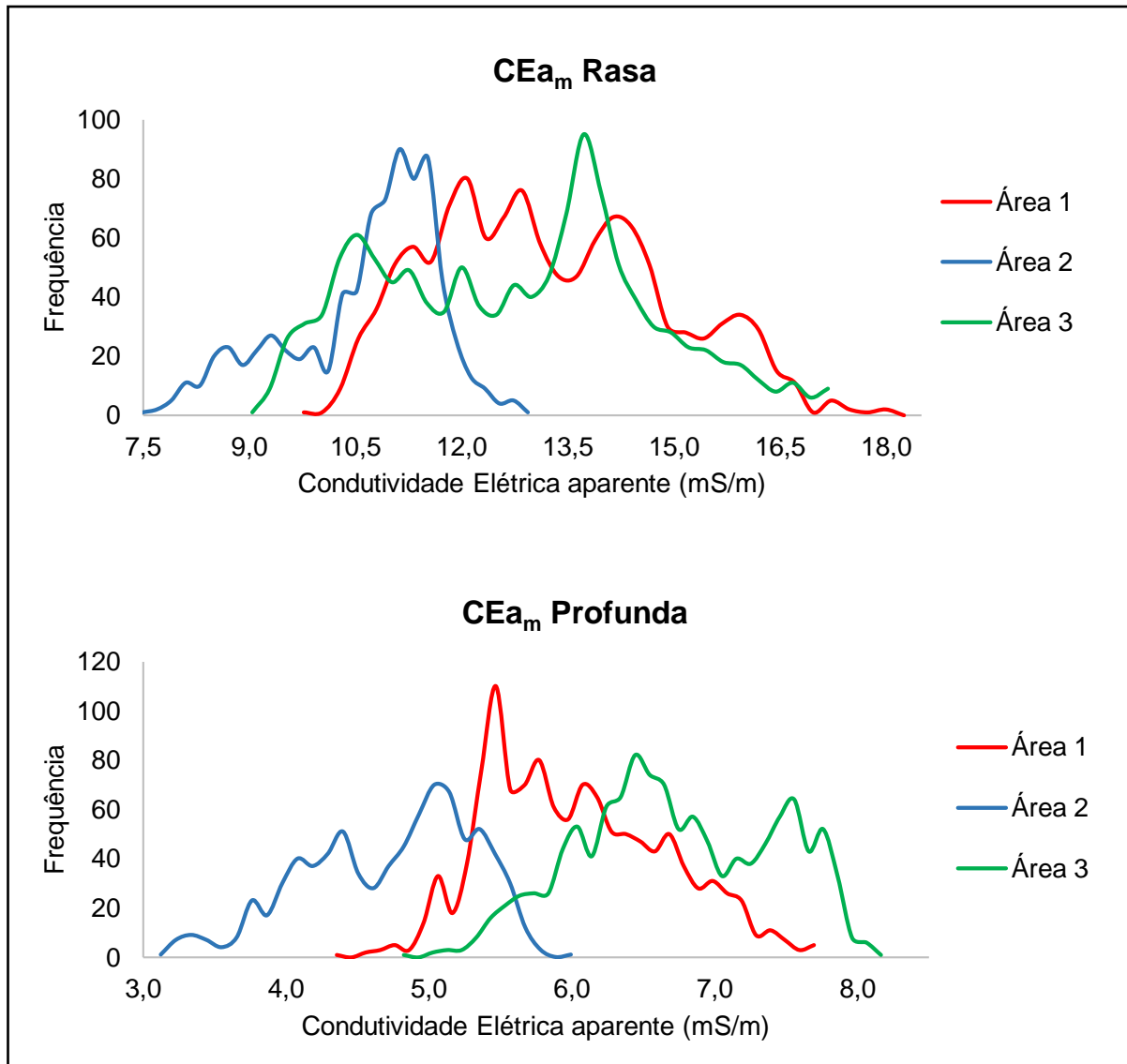
Observa-se que as áreas 1 e 3 apresentaram maiores amplitude dos dados, para ambas,  $CE_{am}$  Rasa e Profunda, quando comparadas com a área 2. Em todas as áreas obteve-se valores de  $CE_{am}$  Rasa superiores aos da  $CE_{am}$  Profunda. Machado et al. (2006) encontraram valores de 1,9 a 13,7  $mS.m^{-1}$  para as  $CE_{am}$  Rasa e Profunda, mensuradas a partir do sensor de contato Veris 3100, em um Latossolo Vermelho sob plantio direto em Carambeí - PR. Sanches (2015), obteve valores de 0,5 a 13,8  $mS.m^{-1}$  para a profundidade de 0 a 0,30 m, mensurada com sensor de contato Veris 3100, em um Latossolo Vermelho sob sucessivos anos de cultivo de cana-de-açúcar em Serra Azul - SP.

Na Tabela 2 verifica-se que a maior média dos valores de  $CE_{am}$  Rasa foi obtida na área 1, enquanto para a  $CE_{am}$  Profunda, a maior média dos valores foi obtida na área 3. A área 2 apresentou as menores médias para ambas as profundidades. A Figura 9 torna evidente que as distribuições dos valores de  $CE_{am}$  para cada área são distintas, havendo um deslocamento da média. Apresentam, entretanto, dispersão semelhante dentro da mesma área quando comparando as profundidades. Estando as áreas próximas e sobre uma mesma classe de solo, as diferenças provavelmente são explicadas pelo tipo de manejo particularmente adotado.

Notou-se dispersão dos valores de modo mais pronunciado nas áreas 1 e 3 que na  $CE_{am}$  Rasa da área 2, que possuía valores concentrados em relação à média, conforme ainda observado na Figura 9 e Tabela 2. Observa-se também que as áreas 1 e 2 demonstram deslocamento para valores maiores, e menores, respectivamente, enquanto a área 3 demonstra certa regularidade na distribuição dos dados. É interessante destacar as áreas 2 e 3, nas quais, ambas as profundidades apresentaram distribuição dos valores com dois picos, indicando a existência de diferentes condições do ambiente produtivo em cada área, mesmo sob o mesmo manejo particularmente adotado.



**Figura 8.** Mapas de condutividade elétrica aparente do solo ( $CEa_m$ ) obtidos para as áreas em estudo.



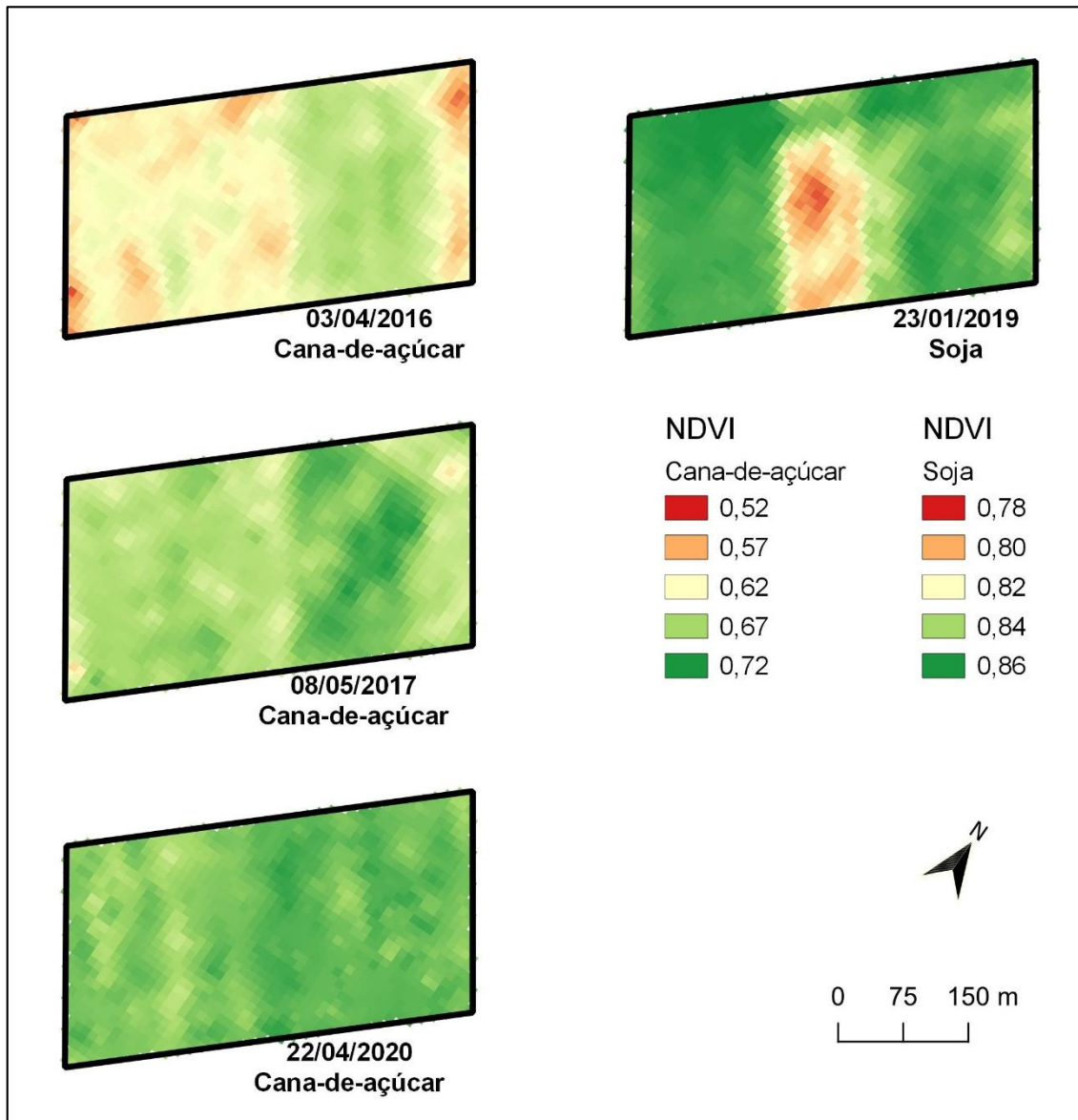
**Figura 9.** Distribuição de frequências dos dados de CEa<sub>m</sub> Rasa e Profunda segundo cada área de estudo.

**Tabela 2.** Estatística descritiva dos dados de CEa<sub>m</sub> para todas as áreas.

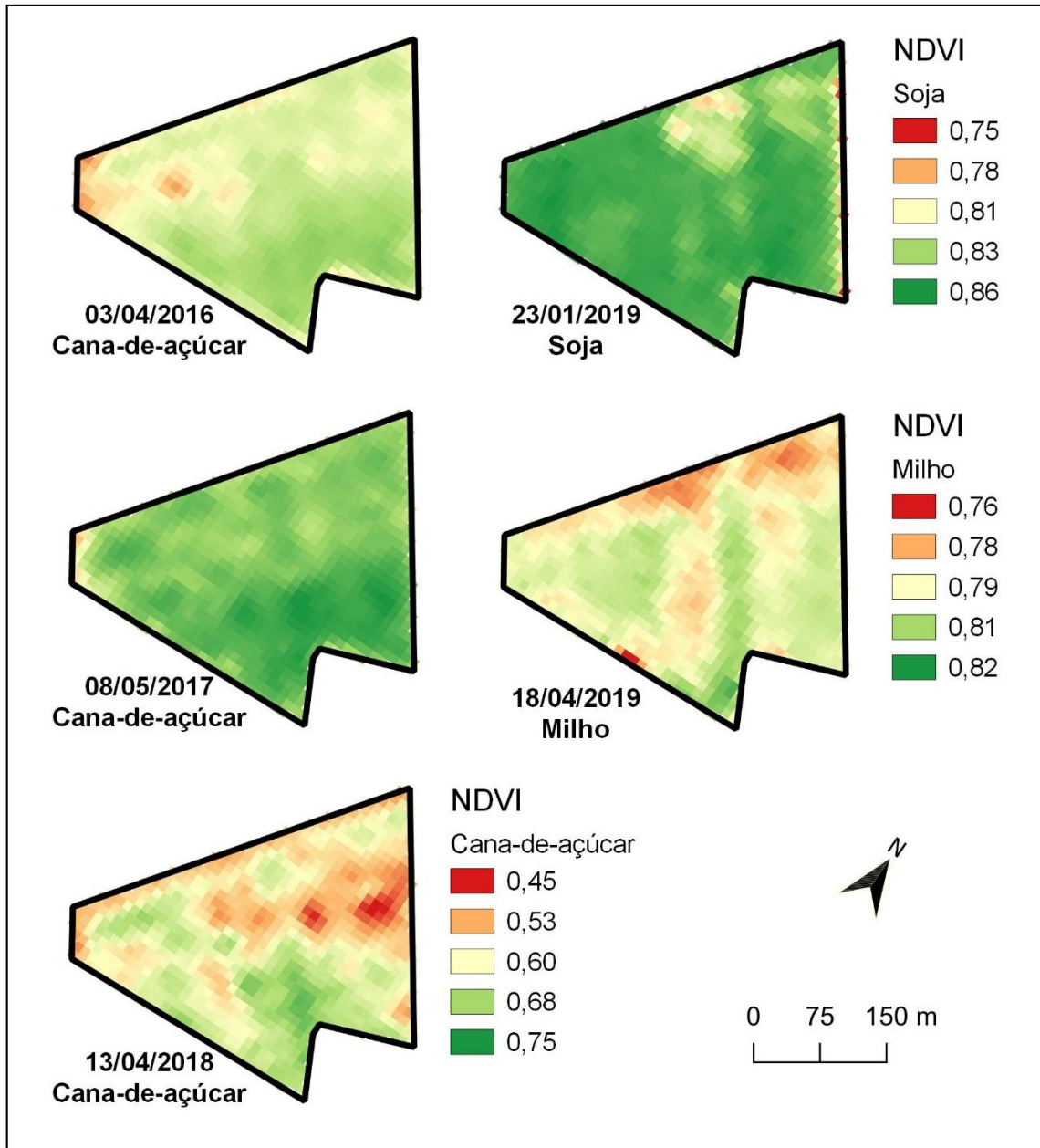
Identificação		Mínimo	Máximo	Média	DP*	CV**	Curt.	Assim.
		mS.m <sup>-1</sup>				%		
Área 1	CEa <sub>m</sub> R	9,77	18,51	13,10	1,64	12,50	-0,61	0,35
	CEa <sub>m</sub> P	4,36	7,80	5,98	0,63	10,46	-0,50	0,38
Área 2	CEa <sub>m</sub> R	7,50	13,14	10,54	1,08	10,21	-0,12	-0,71
	CEa <sub>m</sub> P	3,12	6,10	4,67	0,58	12,45	-0,55	-0,43
Área 3	CEa <sub>m</sub> R	9,04	17,42	12,60	1,87	14,88	-0,80	0,13
	CEa <sub>m</sub> P	4,82	8,27	6,68	0,68	10,18	-0,82	-0,02

Notas: \*Desvio Padrão; \*\*Coeficiente de Variação; Curt. - Curtose; Assim. - Coeficiente de Assimetria; CEa<sub>m</sub> R - CEa<sub>m</sub> Rasa; CEa<sub>m</sub> P - CEa<sub>m</sub> Profunda.

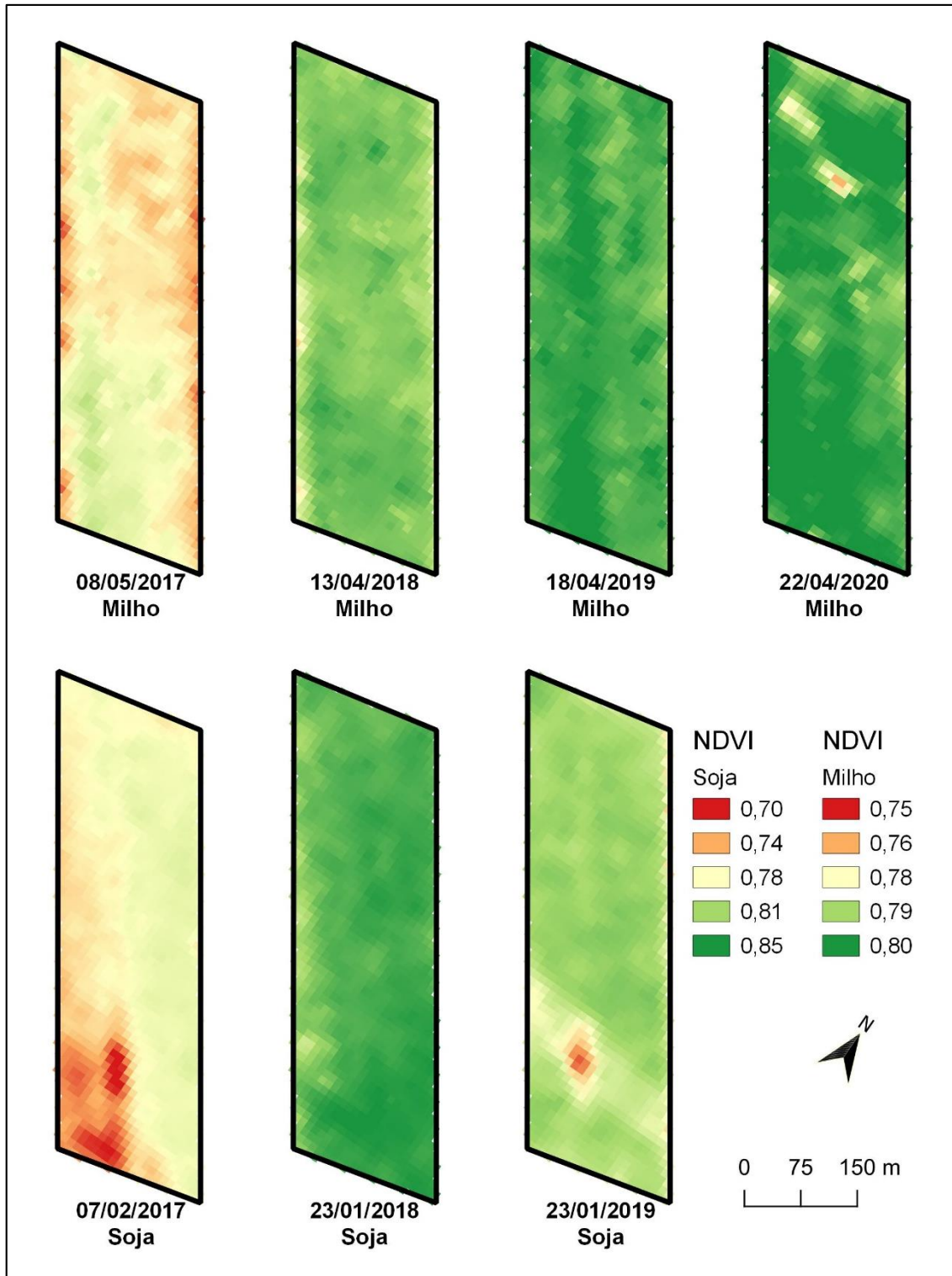
Nas Figuras 10, 11 e 12 encontram-se os mapas de NDVI gerados para as áreas 1, 2 e 3, respectivamente. A Tabela 3 apresenta a estatística descritiva dos dados de NDVI para todas as áreas.



**Figura 10.** Mapas de índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) obtidos para a área 1.



**Figura 11.** Mapas de índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) obtidos para a área 2.



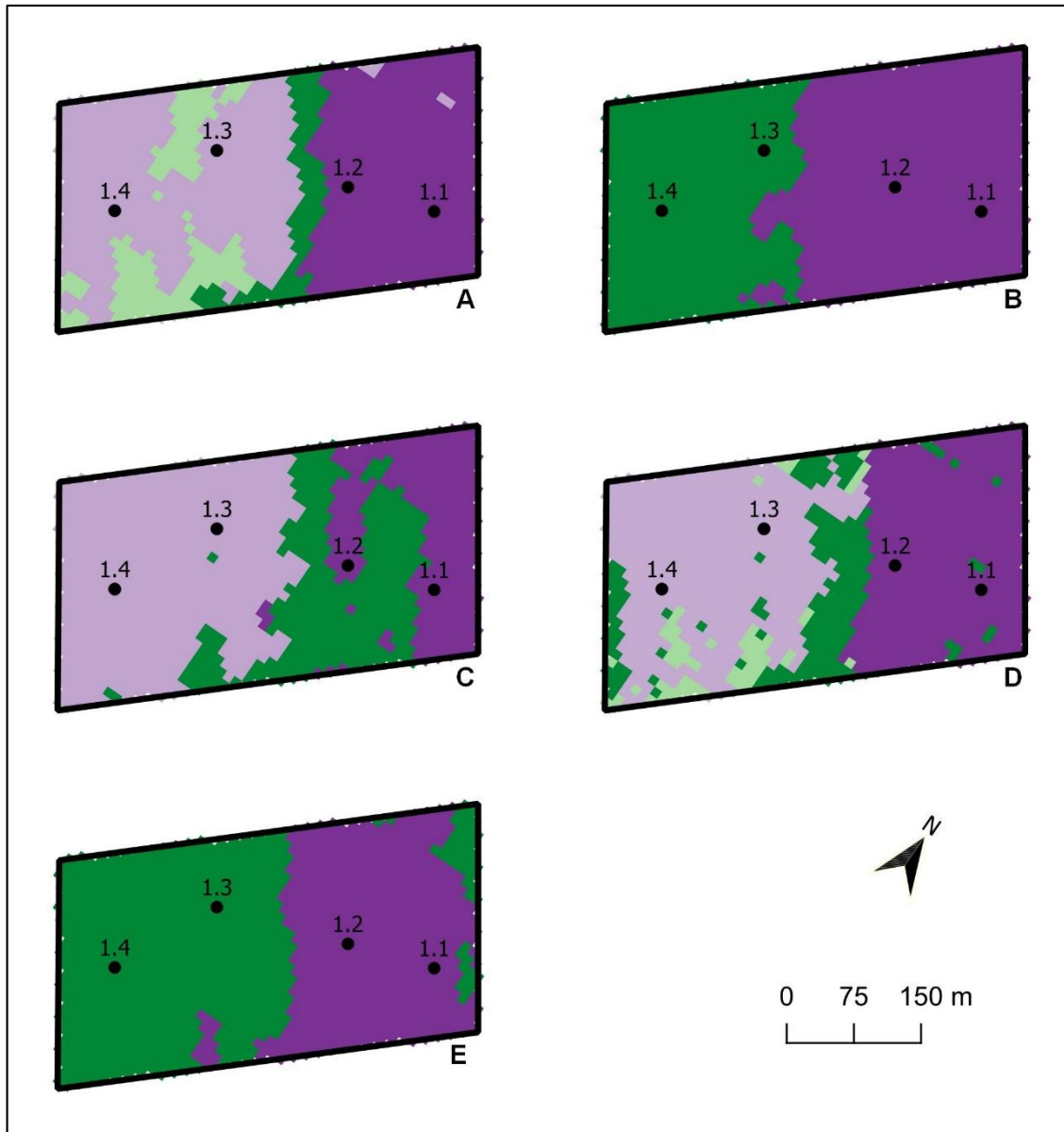
**Figura 12.** Mapas de índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) obtidos para a área 3.

**Tabela 3.** Estatística descritiva dos mapas de NDVI para todas as áreas em estudo.

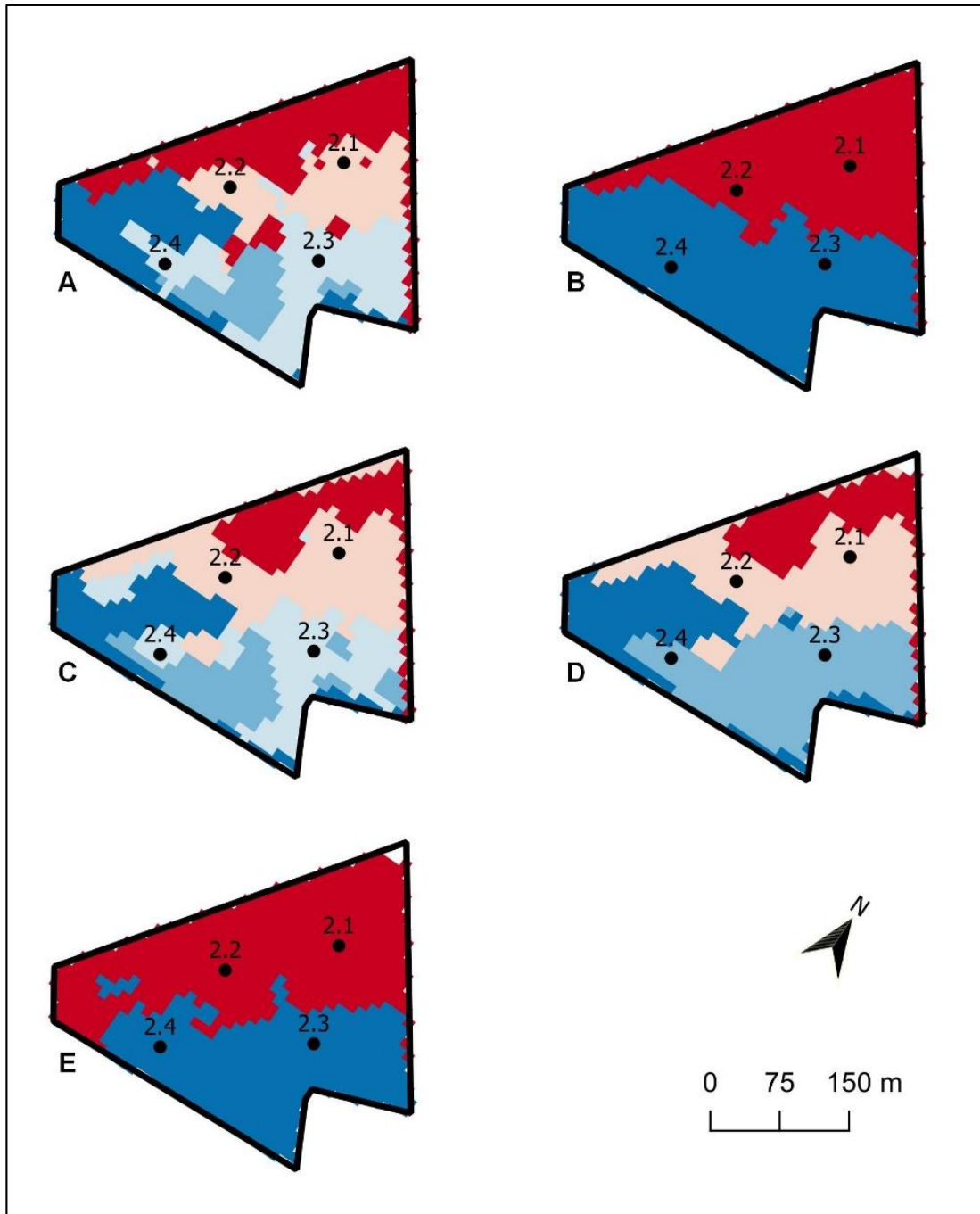
	<b>Identificação</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>CV(%)</b>
Área 1	NDVI 03/04/2016	0,54	0,68	0,63	0,023	3,71
	NDVI 08/05/2017	0,60	0,72	0,67	0,018	2,74
	NDVI 23/01/2019	0,79	0,86	0,84	0,016	1,89
	NDVI 22/04/2020	0,65	0,71	0,69	0,011	1,56
Área 2	NDVI 03/04/2016	0,51	0,69	0,63	0,032	5,03
	NDVI 08/05/2017	0,55	0,75	0,70	0,026	3,69
	NDVI 13/04/2018	0,44	0,71	0,60	0,050	8,37
	NDVI 23/01/2019	0,76	0,86	0,84	0,013	1,57
	NDVI 18/04/2019	0,76	0,81	0,79	0,008	0,96
Área 3	NDVI 07/02/2017	0,69	0,79	0,77	0,019	2,48
	NDVI 08/05/2017	0,75	0,78	0,77	0,005	0,63
	NDVI 23/01/2018	0,80	0,85	0,84	0,009	1,13
	NDVI 13/04/2018	0,77	0,80	0,79	0,004	0,47
	NDVI 23/01/2019	0,72	0,82	0,81	0,014	1,74
	NDVI 18/04/2019	0,79	0,81	0,80	0,003	0,39
	NDVI 22/04/2020	0,76	0,81	0,80	0,005	0,68

A análise fatorial do conjunto de dados de cada área retornou resultados que tiveram como rejeitada a hipótese nula do teste de esfericidade de Bartlett, confirmando a existência de inter-relações entre as variáveis ao nível de significância de 95 %. Foi confirmada a adequação da amostra quanto ao grau de correlação parcial entre as variáveis a partir da estatística de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), que também demonstrou a necessidade de excluir algumas variáveis do conjunto de dados, sendo elas: NDVI 23/01/2019 (Soja) e CE<sub>am</sub> profunda para a área 1; e NDVI 07/02/2017 (Soja) e CE<sub>am</sub> profunda para a área 3.

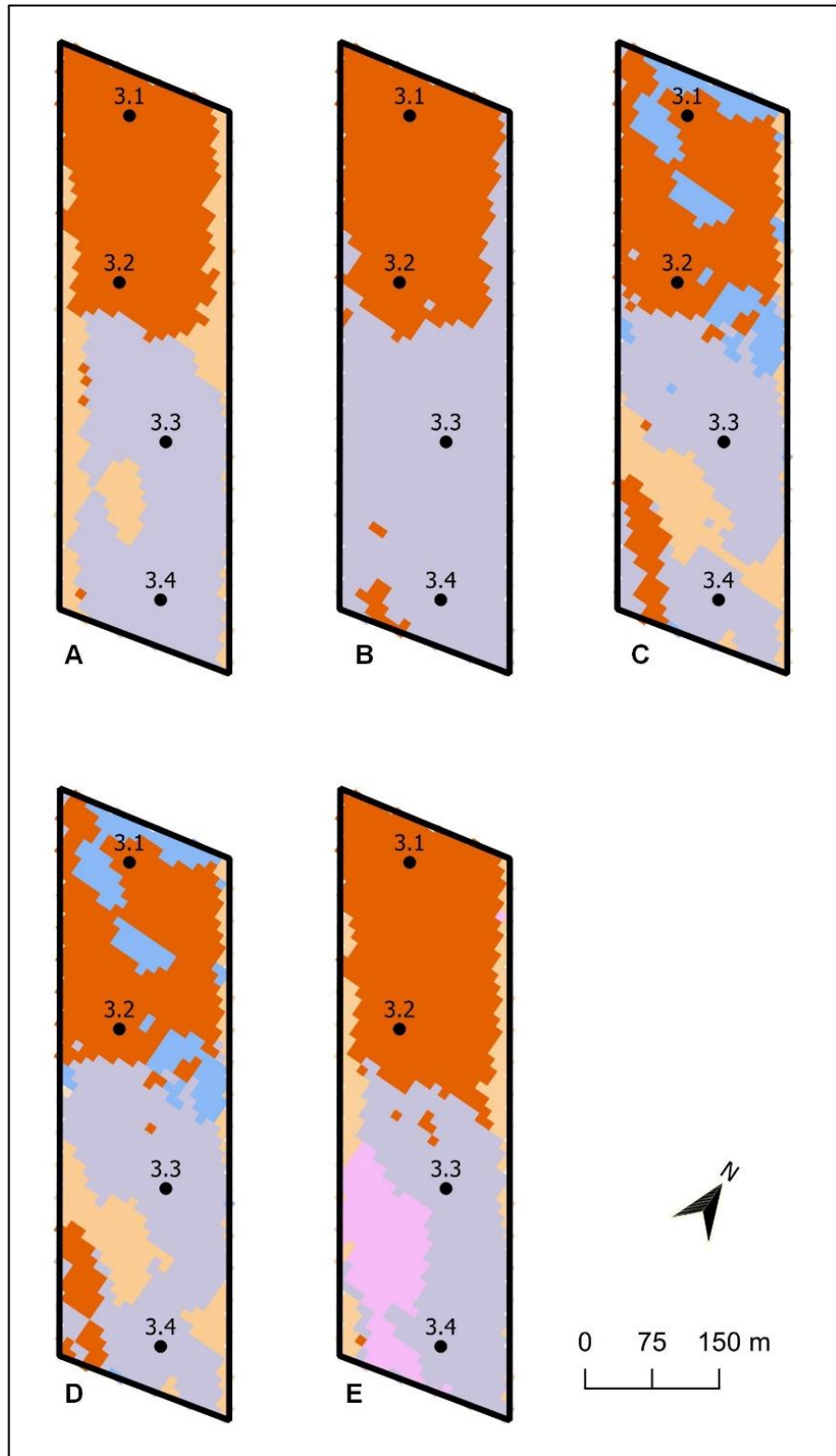
A alocação dos pontos foi realizada com base nos resultados das análises de agrupamento presentes nas Figuras 12, 13 e 14 para as áreas 1, 2 e 3, respectivamente. Os diferentes métodos de agrupamento resultaram em quantidades e abrangências distintas das classes, auxiliando no posicionamento dos pontos de amostragem. Apesar de serem utilizados mapas de diversos números de classes, adotou-se como adequado o número de duas classes por área de estudo.



**Figura 12.** Pontos alocados sobre a área 1 a partir de diferentes tipos de agrupamentos. A - Método hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (4 classes, RStudio); B - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (2 classes, RStudio), adotou-se como mais adequado; C - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (3 classes, RStudio); D - Método não hierárquico com lógica *fuzzy* utilizando os componentes gerados pela ACP (4 classes, MZA); E - Método não hierárquico com lógica *fuzzy* utilizando o conjunto de dados normalizado (2 classes, MZA).



**Figura 13.** Pontos alocados sobre a área 2 a partir de diferentes tipos de agrupamentos. A - Método hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (5 classes, RStudio); B - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (2 classes, RStudio), adotou-se como mais adequado; C - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (5 classes, RStudio); D - Método não hierárquico com lógica *fuzzy* utilizando os componentes gerados pela ACP (4 classes, MZA); E - Método não hierárquico com lógica *fuzzy* utilizando o conjunto de dados normalizado (2 classes, MZA).

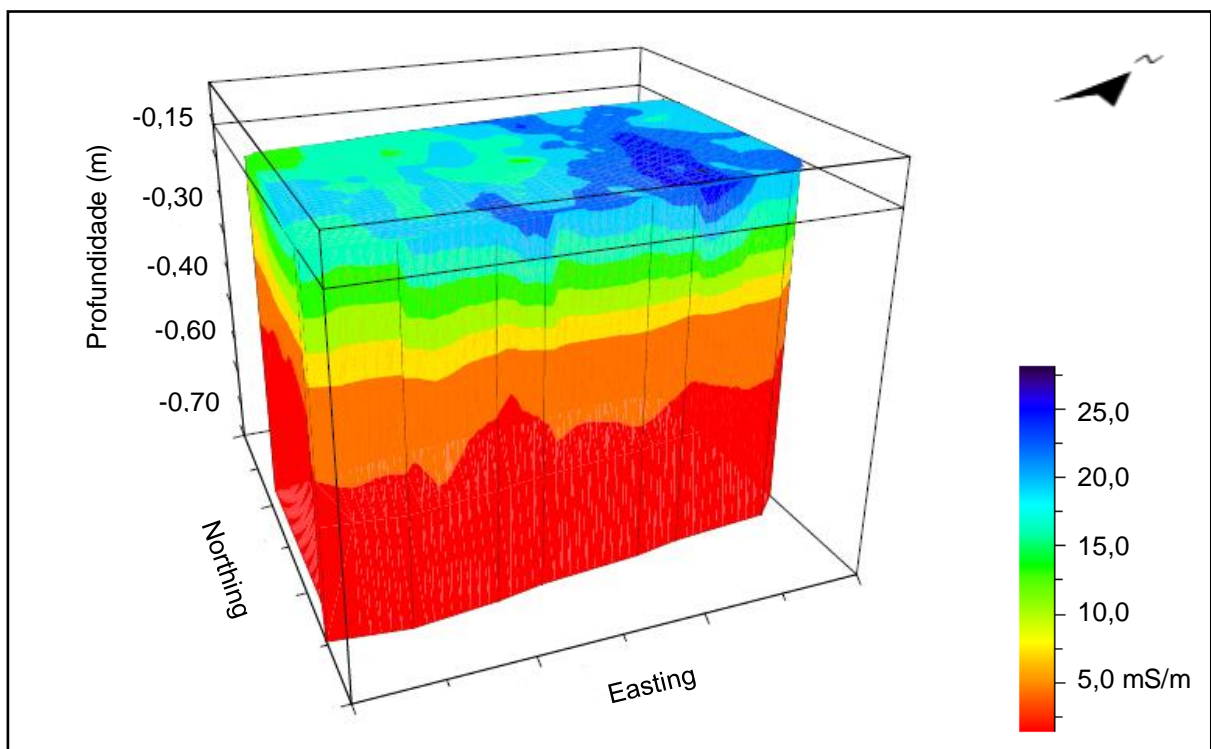


**Figura 14.** Pontos alocados sobre a área 3 a partir de diferentes tipos de agrupamentos. A - Método hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (3 classes, RStudio); B - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (2 classes, RStudio), adotou-se como mais adequado; C - Método não hierárquico utilizando os componentes gerados pela ACP (5 classes, RStudio); D - Método não hierárquico com lógica fuzzy utilizando os componentes gerados pela ACP (4 classes, MZA); E - Método não hierárquico com lógica fuzzy utilizando o conjunto de dados normalizado (2 classes, MZA).

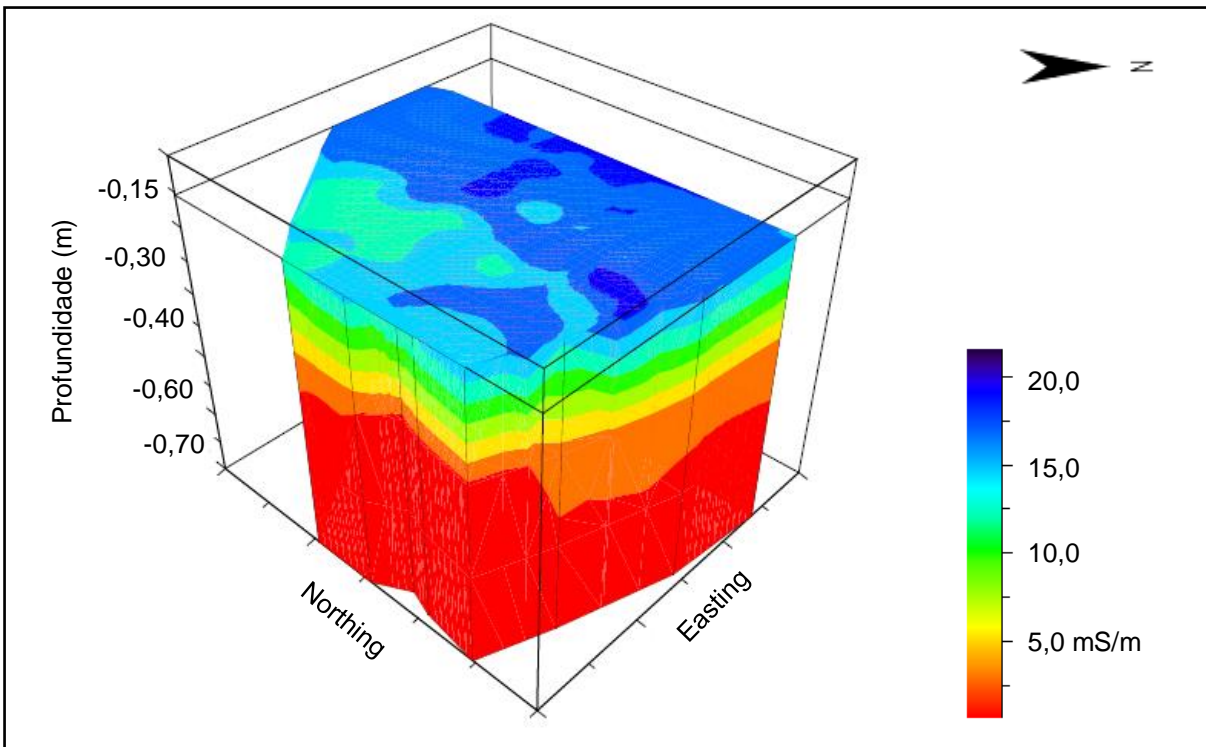
Os modelos Quasi-3D de condutividade elétrica aparente ( $CE_{a_{inv}}$ ) do solo obtidos a partir do software invVERIS para cada área são apresentados nas Figuras 15, 16 e 17. Na Tabela 4 é apresentada a estatística descritiva dos dados obtidos em cada área, segundo cada camada.

A obtenção de camadas discretas de  $CE_{a_{inv}}$  ao longo do perfil permitiu verificar seu comportamento e disposição vertical, a partir de valores de  $CE_a$  exatamente correspondentes às profundidades determinadas. Informações estas, que não são possíveis de serem obtidas somente com a utilização dos sensores de mensuração da  $CE_a$ , que retornam valores referentes à faixas de profundidades.

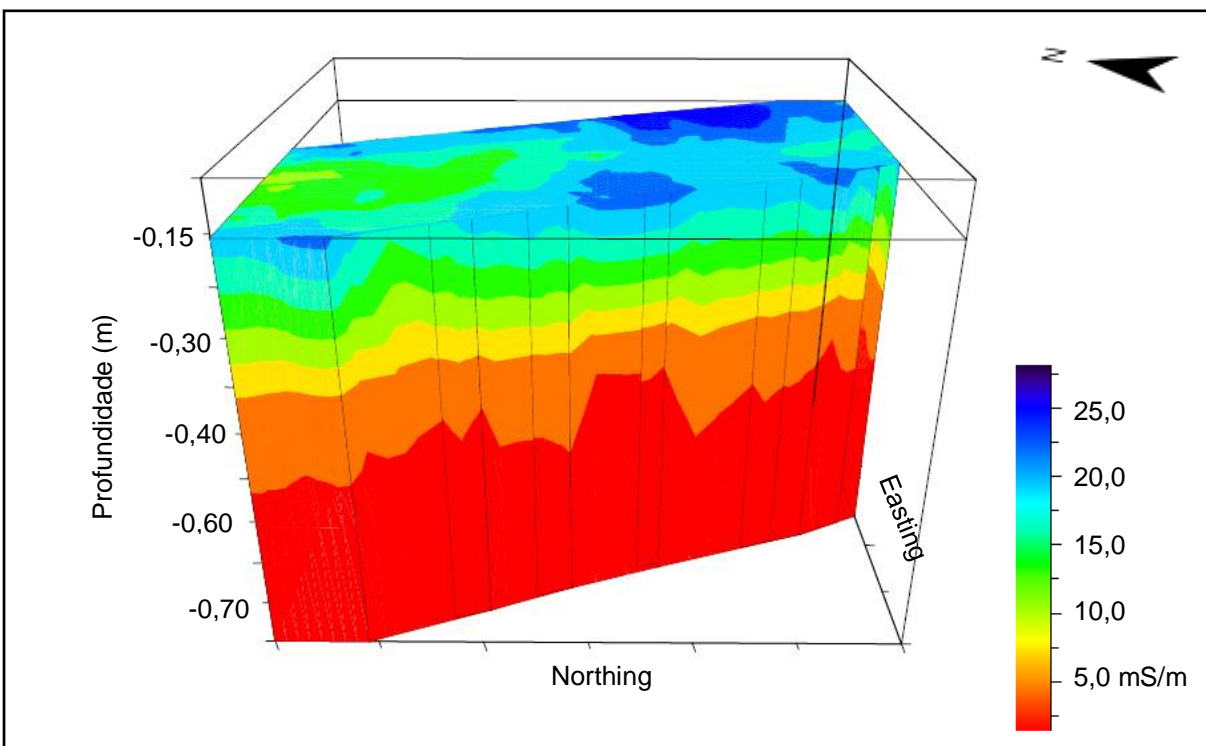
Através das Figuras 15, 16 e 17 e Tabela 4, é possível observar que a área 1 apresentou a maior média dos valores de  $CE_{a_{inv}}$  para a camada superficial do solo (0,15 m), entretanto, em subsuperfície (profundidades de 0,30, 0,50 e 0,80 m) foi a área 3 que retornou maiores médias dos valores. Na área 2 obteve-se as menores médias de valores de  $CE_{a_{inv}}$  para todas as profundidades observadas. Também é possível verificar que os valores de  $CE_a$  decrescem de modo pronunciado em função da profundidade, para todas as áreas em estudo.



**Figura 15.** Modelo visual de distribuição vertical da  $CE_{a_{inv}}$  obtida pelo software invVERIS para a área 1.



**Figura 16.** Modelo visual de distribuição vertical da  $CEa_{inv}$  obtida pelo software invVERIS para a área 2.



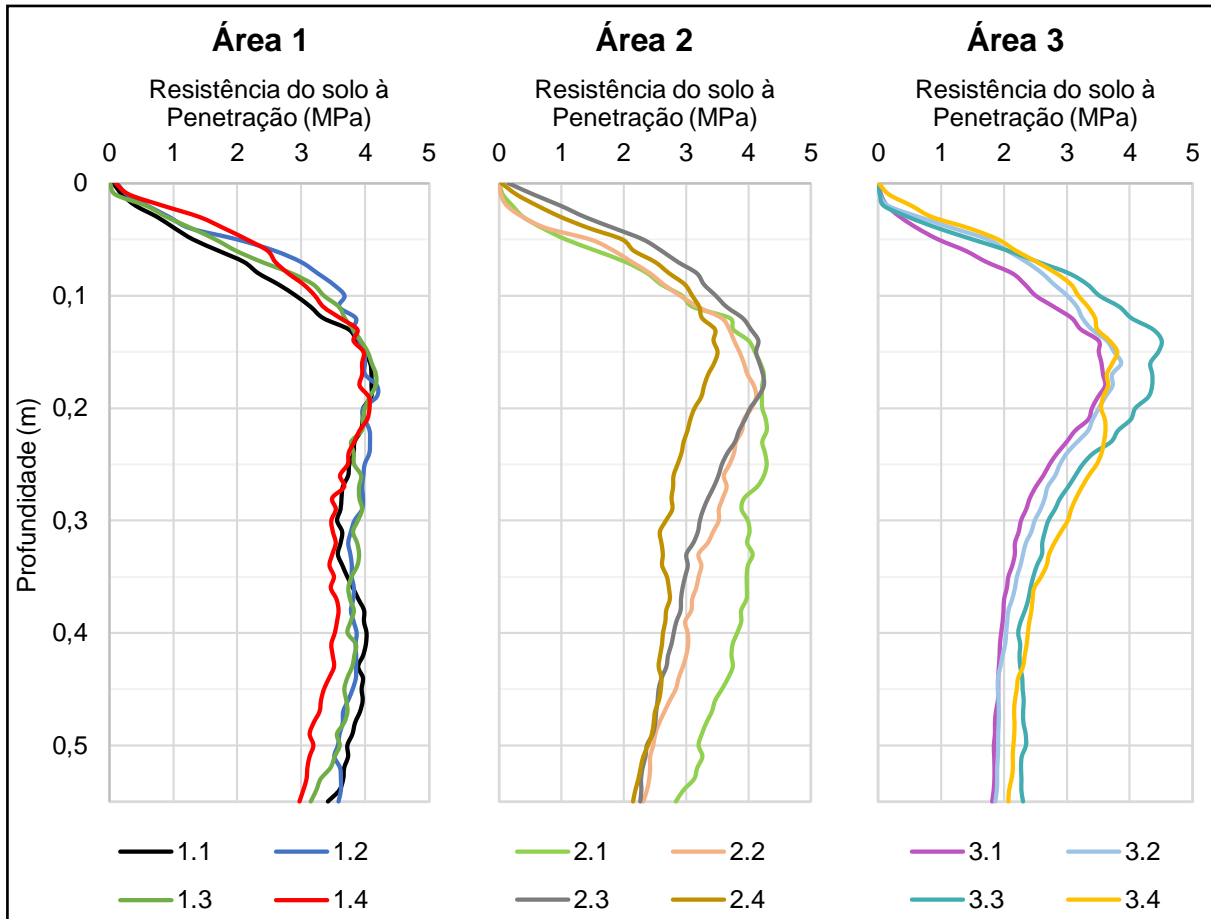
**Figura 17.** Modelo visual de distribuição vertical da  $CEa_{inv}$  obtida pelo software invVERIS para a área 3.

**Tabela 4.** Estatística descritiva dos valores de  $CEa_{inv}$  obtida pelo software invVERIS para todas as áreas.

	$CEa_{inv}$ 0,15 m	$CEa_{inv}$ 0,30 m	$CEa_{inv}$ 0,50 m	$CEa_{inv}$ 0,80 m
Área 1				
<b>Máximo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	27,80	7,48	4,45	4,42
<b>Mínimo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	15,20	4,16	1,76	1,45
<b>Média (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	20,87	5,43	2,85	2,64
<b>DP (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	2,66	0,70	0,41	0,42
<b>CV (%)</b>	12,74	12,93	14,54	15,89
Área 2				
<b>Máximo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	21,16	5,08	2,94	3,06
<b>Mínimo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	12,54	2,30	0,93	0,80
<b>Média (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	17,32	3,85	2,03	1,99
<b>DP (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	1,71	0,63	0,43	0,45
<b>CV (%)</b>	9,88	16,34	21,12	22,79
Área 3				
<b>Máximo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	25,41	8,33	5,25	5,35
<b>Mínimo (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	12,55	4,99	3,10	2,83
<b>Média (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	18,20	6,71	4,13	3,93
<b>DP (mS.m<sup>-1</sup>)</b>	2,80	0,82	0,39	0,38
<b>CV (%)</b>	15,40	12,16	9,55	9,78

Os resultados de resistência mecânica do solo à penetração ao longo do perfil dos pontos amostrais são apresentados na Figura 18. A média dos valores de umidade gravimétrica obtidas a partir de amostras deformadas coletadas no momento do sensoriamento, entre todas as áreas, foi de 22,7 %, com um coeficiente de variação de 4 % entre os pontos, demonstrando baixa variabilidade desta propriedade.

Conforme observado na Figura 18, obteve-se altos valores de resistência mecânica do solo à penetração em subsuperfície para todas as áreas. A área 1 apresentou comportamento de RP ao longo do perfil bastante similar entre todos os pontos analisados. Em contrapartida, as áreas 3, e principalmente 2, apresentaram comportamentos distintos entres os pontos de análise. Em todas as áreas o valor de 2 MPa foi atingido aproximadamente a 0,05 m de profundidade, com o pico de RP expresso em torno de 0,15 m de profundidade. Nesta camada, o maior valor adquirido foi de 4,4 MPa no ponto 3.3, enquanto o menor foi de 3,5 MPa nos pontos 3.1 e 2.4.



**Figura 18.** Valores de resistência mecânica do solo à penetração ao longo do perfil para todas as áreas em estudo.

Nunes et al. (2014) avaliaram o efeito da escarificação ao longo do tempo de um Nitossolo Vermelho argiloso sob plantio direto consolidado e cultivado com cereais em Passo Fundo - RS, obtendo maiores valores de RP em torno de 0,20 m de profundidade, com valor de 3,2 MPa para a testemunha, 2,0 MPa após 6 meses da escarificação e 3,3 e 3,2 MPa após 12 e 18 meses da escarificação, respectivamente, demonstrando que os efeitos positivos da operação não persistem por mais de 18 meses. Cavecchia et al. (2019) determinaram a resistência à penetração de dois canaviais localizados no estado do Paraná, sobre um Nitossolo Vermelho muito argiloso com idades após reforma de 15 e 2 anos, ambos com recente manejo de subsolagem nas entre linhas e utilização da queima antes do corte, os quais apresentaram os maiores valores de RP de 3,2 MPa em 0 a 0,10 m de profundidade e 2,9 MPa em 0,30 a 0,40 m de profundidade para a idade de 15 e 2 anos do canal após reforma, respectivamente, concluindo que canaviais recém-reformados apresentam compactação do solo em camadas mais profundas.

Condições similares são encontradas na Figura 18, em que, a área 3, cultivada sob semeadura direta de milho e soja, apresenta uma faixa de compactação entre 0,10 e 0,25 m, enquanto a área 1, sob cultivo de cana-de-açúcar, apresenta uma compactação uniforme do perfil a partir de 0,15 m. A área 2, que recebeu cultivo recente de grãos após longo histórico de produção de cana apresentou comportamento intermediário, talvez em virtude do preparo de solo e posterior cultivo de culturas anuais em semeadura direta.

Os resultados das análises de porosidade total, macroporosidade, densidade do solo e composição granulométrica para cada ponto amostral nas profundidades de 0,15 e 0,30 m são apresentados na Tabela 5. Na camada superficial a maior média de Ds obtida foi para a área 3, seguido pelas demais com valores semelhantes, oscilando entre 1,34 g.cm<sup>-3</sup> no ponto 3.3 e 1,21 g.cm<sup>-3</sup> no ponto 1.4. Em subsuperfície a maior média de Ds foi obtida na área 1, seguido pelas áreas 3 e 2, com o maior valor de 1,31 g.cm<sup>-3</sup> no ponto 1.1 e o menor valor de 1,15 g.cm<sup>-3</sup> no ponto 2.1. De forma geral, a área 1 apresentou acréscimo dos valores em função da profundidade, enquanto as demais apresentaram decréscimo.

A área 3 foi a que obteve maiores médias de PT e Mp na camada superficial, seguido pelas áreas 2 e 1. Na camada subsuperficial, as maiores médias foram obtidas na área 1 para PT, seguido pelas áreas 3 e 2, e área 3 para Mp, seguido pelas áreas 1 e 2. De forma geral, a propriedade PT apresentou maiores valores em profundidade nas áreas 1 e 2, enquanto na área 3 houve decréscimo. Quanto à Mp, todas as áreas sofreram acréscimo em função da profundidade. Em relação à composição granulométrica do solo, houve pouco incremento de argila em função da profundidade em todas as áreas.

Nunes et al. (2014) ao trabalharem com um Nitossolo Vermelho argiloso sob plantio direto consolidado e cultivado com cereais em Passo Fundo - RS, obtiveram valores de 1,41 g.cm<sup>-3</sup> de Ds, 48,0 cm.cm<sup>-1</sup> de PT e 8,0 cm.cm<sup>-1</sup> de Mp entre 0,07 e 0,17 m de profundidade e valores de 1,36 g.cm<sup>-3</sup> de Ds, 48,0 cm.cm<sup>-1</sup> de PT e 6,0 cm.cm<sup>-1</sup> de Mp entre 0,20 e 0,30 m de profundidade. Um ano após a escarificação, os autores encontraram valores de 1,24 g.cm<sup>-3</sup> de Ds, 50,0 cm.cm<sup>-1</sup> de PT e 14,0 cm.cm<sup>-1</sup> de Mp entre 0,07 e 0,17 m de profundidade e valores de 1,35 g.cm<sup>-3</sup> de Ds, 49,0 cm.cm<sup>-1</sup> de PT e 5,0 cm.cm<sup>-1</sup> de Mp entre 0,20 e 0,30 m de profundidade.

**Tabela 5.** Valores de Porosidade Total (PT), Macroporosidade (Mp), Densidade do solo (Ds), e composição granulométrica para as profundidades amostradas em cada ponto.

Ponto	PT	Mp	Ds	Areia	Silte	Argila
	%		g.cm <sup>-3</sup>		g.kg <sup>-1</sup>	
<b>0,15 m</b>						
1.1	42,84	3,40	1,31	48	405	547
1.2	41,34	4,88	1,24	35	407	558
1.3	39,28	2,68	1,32	52	358	590
1.4	41,28	4,30	1,21	64	315	621
2.1	42,56	4,51	1,32	48	268	684
2.2	40,82	2,44	1,25	38	312	650
2.3	41,91	4,87	1,28	59	293	648
2.4	41,76	1,88	1,24	62	339	599
3.1	43,71	4,43	1,28	56	341	603
3.2	45,23	7,23	1,27	73	392	535
3.3	45,12	4,52	1,34	37	395	568
3.4	44,96	4,82	1,23	58	407	535
<b>CV (%)</b>	4,2	32,6	3,1	21,5	13,2	7,8
<b>0,30 m</b>						
1.1	46,64	3,48	1,31	45	344	611
1.2	49,28	5,97	1,27	33	366	601
1.3	44,56	4,96	1,28	42	394	564
1.4	46,51	4,14	1,28	58	310	632
2.1	39,13	2,93	1,15	51	254	695
2.2	42,65	2,54	1,25	33	338	629
2.3	50,10	5,66	1,18	58	282	660
2.4	42,25	2,61	1,17	65	344	591
3.1	46,06	5,49	1,21	51	289	660
3.2	43,96	7,27	1,23	69	326	605
3.3	45,18	5,46	1,25	61	339	600
3.4	42,87	4,35	1,21	48	334	618
<b>CV (%)</b>	6,5	31,1	3,9	21,8	11,2	5,5

Os valores de macroporosidade obtidos no presente trabalho encontram-se bastante inferiores aos encontrados na literatura, sendo em grande parte, justificado pelos altos teores de argila somado aos altos valores de resistência à penetração obtidos nas áreas em estudo. Ressalta-se que a metodologia utilizada neste trabalho difere um pouco no sentido de que não foi empregada mesa de tensão para equilíbrio. Valores mais baixos de macroporosidade são, entretanto, indicativos do processo de compactação no qual os maiores poros são perdidos pela ruptura da estrutura do solo.

Na Tabela 6 são apresentadas as médias e desvios padrões dos dados obtidos através do monitoramento pontual de  $CE_{ap}$  e Umidade, a partir do resistivímetro Fluke 1625 e sensor ML3 ThetaProbe, respectivamente, para todas as áreas, datas e profundidades.

**Tabela 6.** Médias e desvios padrões (DP) dos dados obtidos através do monitoramento pontual de  $CE_{ap}$  e umidade, para todas as áreas, datas e profundidades.

Datas	$CE_{ap}$ 0,15 m	$CE_{ap}$ 0,30 m	$CE_{ap}$ 0,50 m	Umidade	Umidade
	( $mS.m^{-1}$ )	( $mS.m^{-1}$ )	( $mS.m^{-1}$ )	0,15 m (%)	0,30 m (%)
	Média (DP)	Média (DP)	Média (DP)	Média (DP)	Média (DP)
<b>Área 1</b>					
<b>12/10/2020</b>	7,7 (1,4)	4,6 (0,6)	3,4 (0,4)	29,2 (2,0)	27,3 (1,1)
<b>17/10/2020</b>	10,5 (2,5)	6,0 (1,6)	4,1 (1,1)	32,9 (1,5)	33,5 (1,6)
<b>15/11/2020</b>	12,3 (3,6)	7,6 (2,6)	5,2 (1,6)	36,0 (0,8)	36,0 (1,0)
<b>Média</b>	10,8 (3,1)	6,0 (2,1)	4,2 (1,3)	32,7 (3,2)	32,2 (4,0)
<b>Área 2</b>					
<b>12/10/2020</b>	9,5 (2,5)	6,7 (1,7)	4,7 (1,0)	31,7 (0,7)	29,7 (1,4)
<b>17/10/2020</b>	11,1 (3,0)	7,7 (1,9)	5,5 (1,3)	35,0 (0,5)	35,5 (1,6)
<b>15/11/2020</b>	12,4 (3,1)	8,3 (1,6)	6,1 (1,3)	34,7 (0,8)	34,8 (1,4)
<b>Média</b>	11,0 (2,9)	7,5 (1,7)	5,4 (1,2)	33,8 (1,7)	33,3 (3,0)
<b>Área 3</b>					
<b>12/10/2020</b>	10,0 (1,7)	7,3 (1,2)	5,8 (1,0)	32,0 (0,7)	33,8 (0,5)
<b>17/10/2020</b>	11,9 (1,3)	8,3 (1,0)	6,6 (0,9)	35,4 (1,6)	36,9 (0,6)
<b>15/11/2020</b>	14,3 (1,6)	10,1 (0,7)	7,8 (0,5)	34,2 (0,8)	34,9 (1,3)
<b>Média</b>	12,1 (2,3)	8,6 (1,5)	6,7 (1,1)	33,9 (1,8)	35,2 (1,6)

A partir da Tabela 6 é possível verificar que maiores valores de  $CEa_p$  foram obtidos na área 3 para todas as profundidades, independentemente da data de mensuração, seguido pelas áreas 2 e 1. Devido às condições operacionais e climáticas, foi impossibilitada a obtenção de dados de  $CEa_p$  e umidade em demais datas, o que implicou em baixa amplitude nos valores observados, principalmente tratando-se da umidade do solo. É interessante destacar que, mesmo com baixa variação de umidade entre as áreas em uma mesma data de coleta de dados, houve variação significativa dos valores de  $CEa_p$  entre as áreas em estudo. O que provavelmente se explica pelos históricos distintos de manejo.

Vale ressaltar que foram observados comportamentos distintos da condutividade elétrica aparente do solo quando mensurada com o sensor de contato Veris 3100, que obteve maiores valores para a camada rasa na área 1, seguida pelas áreas 3 e 2, mas para a camada profunda obteve maiores valores na área 3, seguida pelas áreas 1 e 2, e quando mensurada com o resistivímetro Fluke 1625 adotando o arranjo de Wenner, que obteve maiores valores para todas as camadas na área 3, seguida pelas áreas 2 e 1, com amplitudes e médias de valores diferentes em cada data de aquisição dos dados. Evidencia-se que na obtenção da  $CEa$ , além do efeito do próprio ambiente deve se atentar ao arranjo dos eletrodos e ao momento de mensuração.

#### **4.2 Interações entre as variáveis em estudo**

Representadas por valores de NDVI, as safras, ou cultivo, que melhor se correlacionaram dentro de cada área foram utilizadas para compor uma média representativa do vigor regionalizado e foram correlacionadas com os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas do solo. O coeficiente de correlação de Pearson é apresentado na Tabela 7 para dados superficiais de solo e na Tabela 8 para subsuperficiais. Tratando-se de biomassa das culturas, foi obtido um conjunto de dados de pouca variação, indicando provavelmente, baixa variabilidade de restrições.

A partir das Tabelas 7 e 8 é possível observar que existem comportamentos distintos das relações entre as culturas e as propriedades do solo de cada área. Na camada superficial apenas as culturas da área 2 apresentaram significativa correlação com  $CEa_m$ , mas fraca ou nenhuma com  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP, PT, Mp e Ds, assim como, para as demais culturas das demais áreas. Apenas as safras da área 1 se correlacionaram significativamente com a composição granulométrica da camada

superficial do solo. Para a subsuperfície, todas as safras de todas as áreas apresentam correlações significativas com  $CEa_m$  e  $CEa_{inv}$ , mas somente as da área 1 para  $CEa_p$ . As safras da área 3 apresentaram correlação significativa com RP na camada de 0,50 m, enquanto para as demais e para a composição granulométrica houve valores altos para os coeficientes de correlação, porém não significativos.

Apesar de não significativos, a Porosidade Total e a Macroporosidade do solo apresentaram fortes correlações com as culturas, principalmente com os valores de subsuperfície, demonstrando sua influência sobre as condições do ambiente. De forma geral, a camada subsuperficial se apresentou melhor para o diagnóstico que aquela superficial. O fato de se obter correlações fortes entre biomassa e  $CEa_m$  e  $CEa_{inv}$ , mas não com  $CEa_p$ , reforça ainda mais a complexidade desta propriedade e de sua mensuração.

**Tabela 7.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre as médias de NDVI das espécies cultivadas e os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas da camada superficial do solo das respectivas áreas em estudo.

	<b>Área 1 Cana-de-açúcar 2016/2020</b>	<b>Área 2 Cana-de-açúcar 2016/2017/2018</b>	<b>Área 3 Milho 2018/2019/2020</b>
<b><math>CEa_m</math> R</b>	0,37	<b>-0,91<sup>3</sup></b>	<b>-0,88</b>
<b><math>CEa_{inv}</math> 0,15 m</b>	0,44	<b>-0,77</b>	<b>-0,89</b>
<b><math>CEa_p^*</math> 0,15 m</b>	<b>0,86</b>	0,32	-0,46
<b>RP 0,15 m</b>	-0,22	-0,15	<b>-0,72</b>
<b>RP 0,20 m</b>	<b>0,89</b>	<b>-0,52</b>	<b>-0,79</b>
<b>PT 0,15 m</b>	0,24	0,09	-0,26
<b>Mp 0,15 m</b>	<b>0,64</b>	0,07	<b>0,70</b>
<b>Ds 0,15 m</b>	-0,18	-0,40	-0,36
<b>Argila 0,15 m</b>	<b>-0,65</b>	<b>-0,64</b>	0,01
<b>Areia 0,15 m</b>	<b>-0,93<sup>3</sup></b>	<b>0,88</b>	<b>0,86</b>
<b>Silte 0,15 m</b>	<b>0,75</b>	0,42	-0,44

Notas: <sup>1</sup> Nível de significância de 99 %; <sup>2</sup> Nível de significância de 95 %; <sup>3</sup> Nível de significância de 90 %; \* Média dos dados de  $CEa_p$  obtidos nas diferentes datas do monitoramento pontual.

**Tabela 8.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre as médias de NDVI das espécies cultivadas e os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas da camada subsuperficial do solo das respectivas áreas em estudo.

	<b>Área 1 Cana-de-açúcar 2016/2020</b>	<b>Área 2 Cana-de-açúcar 2016/2017/2018</b>	<b>Área 3 Milho 2018/2019/2020</b>
<b><math>CEa_m</math> P</b>	<b>0,69</b>	<b>-0,98<sup>2</sup></b>	<b>-0,96<sup>2</sup></b>
<b><math>CEa_{inv}</math> 0,30 m</b>	<b>0,71</b>	<b>-0,95<sup>2</sup></b>	<b>-0,99<sup>1</sup></b>
<b><math>CEa_{inv}</math> 0,50 m</b>	<b>0,90</b>	<b>-0,86</b>	<b>-0,60</b>
<b><math>CEa_{inv}</math> 0,80 m</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>-0,79</b>	0,14
<b><math>CEa_p^*</math> 0,30 m</b>	<b>0,93<sup>3</sup></b>	-0,09	-0,34
<b><math>CEa_p^*</math> 0,50 m</b>	<b>0,91<sup>3</sup></b>	-0,19	<b>-0,61</b>
<b>RP 0,30 m</b>	0,48	<b>-0,77</b>	<b>-0,71</b>
<b>RP 0,50 m</b>	0,43	<b>-0,67</b>	<b>-0,94<sup>3</sup></b>
<b>PT 0,30 m</b>	<b>0,88</b>	<b>0,76</b>	0,10
<b>Mp 0,30 m</b>	<b>0,69</b>	<b>0,66</b>	<b>0,73</b>
<b>Ds 0,30 m</b>	-0,38	-0,26	-0,27
<b>Argila 0,30 m</b>	-0,04	-0,39	0,34
<b>Areia 0,30 m</b>	<b>-0,82</b>	<b>0,76</b>	0,38
<b>Silte 0,30 m</b>	0,27	0,16	<b>-0,56</b>

Notas: <sup>1</sup> Nível de significância de 99 %; <sup>2</sup> Nível de significância de 95 %; <sup>3</sup> Nível de significância de 90 %; \* Média dos dados de  $CEa_p$  obtidos nas diferentes datas do monitoramento pontual.

Na Tabela 9 são apresentados os coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre os valores de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas do solo, para todas as profundidades em todos os pontos de amostragem de todas as áreas. Nas Tabelas 10, 11 e 12 estes coeficientes são apresentados por área.

Ao observar as Tabelas 9, 10, 11 e 12 percebe-se que as propriedades em estudo seguem relações diferentes quando analisadas envolvendo todas as áreas em conjunto, e em separado. Vale ressaltar que as áreas 1 e 2 vinham sob o mesmo tipo de manejo até as eliminações dos canaviais e preparo de solo, este realizado com os mesmos equipamentos, procedimentos e momento em ambas as áreas. A partir do preparo, foram atribuídas a estas áreas, finalidades diferentes, e conseqüentemente, tipos de manejo distintos.

**Tabela 9.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre os dados de CEa<sub>m</sub>, CEa<sub>inv</sub>, CEa<sub>p</sub>, RP e propriedades físicas do solo para todas as profundidades de todas as áreas.

	CEa <sub>m</sub> R	CEa <sub>m</sub> P	CEa <sub>inv</sub> 0,15m	CEa <sub>inv</sub> 0,30m	CEa <sub>inv</sub> 0,50m	CEa <sub>inv</sub> 0,80m	RP 0,15m	RP 0,20m	RP 0,30m	RP 0,50m
CEa <sub>m</sub> R							0,31	0,33	0,30	<b>0,51<sup>3</sup></b>
CEa <sub>m</sub> P	<b>0,79<sup>1</sup></b>						0,17	0,12	-0,13	-0,07
CEa <sub>inv</sub> 0,15	<b>0,91<sup>1</sup></b>	0,48					0,35	0,43	<b>0,53<sup>3</sup></b>	<b>0,69<sup>2</sup></b>
CEa <sub>inv</sub> 0,30	<b>0,72<sup>1</sup></b>	<b>0,98<sup>1</sup></b>	0,41				0,12	0,04	-0,22	-0,06
CEa <sub>inv</sub> 0,50	0,47	<b>0,91<sup>1</sup></b>	0,10	<b>0,95<sup>1</sup></b>			-0,02	-0,12	-0,43	-0,30
CEa <sub>inv</sub> 0,80	0,33	<b>0,83<sup>1</sup></b>	-0,06	<b>0,88<sup>1</sup></b>	<b>0,98<sup>1</sup></b>		-0,10	-0,19	<b>-0,50<sup>2</sup></b>	-0,38
1 CEa <sub>p</sub> * 0,15	0,08	0,03	0,06	0,09	0,07	0,02	-0,13	-0,45	<b>-0,60<sup>2</sup></b>	<b>-0,51<sup>3</sup></b>
1 CEa <sub>p</sub> 0,30	-0,16	0,00	-0,22	0,10	0,17	0,17	-0,12	-0,43	<b>-0,74<sup>1</sup></b>	<b>-0,75<sup>1</sup></b>
1 CEa <sub>p</sub> 0,50	-0,06	0,20	-0,22	0,29	0,38	0,38	-0,09	-0,40	<b>-0,77<sup>1</sup></b>	<b>-0,77<sup>1</sup></b>
2 CEa <sub>p</sub> 0,15	0,27	0,31	0,28	0,34	0,29	0,24	-0,05	0,08	-0,22	-0,22
2 CEa <sub>p</sub> 0,30	0,09	0,21	0,06	0,28	0,29	0,25	-0,16	-0,28	<b>-0,53<sup>3</sup></b>	<b>-0,54<sup>3</sup></b>
2 CEa <sub>p</sub> 0,50	0,13	0,32	0,02	0,40	0,43	0,39	-0,12	-0,31	<b>-0,62<sup>2</sup></b>	<b>-0,65<sup>2</sup></b>
3 CEa <sub>p</sub> 0,15	0,27	0,44	0,21	0,47	0,45	0,41	0,11	0,12	-0,15	-0,22
3 CEa <sub>p</sub> 0,30	0,06	0,37	-0,05	0,44	<b>0,51<sup>3</sup></b>	<b>0,51<sup>3</sup></b>	-0,19	-0,23	-0,46	<b>-0,50<sup>3</sup></b>
3 CEa <sub>p</sub> 0,50	0,06	0,40	-0,11	0,49	<b>0,57<sup>3</sup></b>	<b>0,57<sup>3</sup></b>	-0,11	-0,23	<b>-0,56<sup>3</sup></b>	<b>-0,63<sup>2</sup></b>
PT 0,15	0,16	<b>0,55<sup>3</sup></b>	-0,16	<b>0,63<sup>2</sup></b>	<b>0,73<sup>1</sup></b>	<b>0,74<sup>1</sup></b>	-0,08	-0,31	<b>-0,67<sup>2</sup></b>	<b>-0,62<sup>2</sup></b>
Mp 0,15	-0,04	0,37	-0,29	0,40	<b>0,53<sup>3</sup></b>	<b>0,59<sup>2</sup></b>	0,10	0,03	-0,28	-0,32
Ds 0,15	0,23	0,24	0,20	0,27	0,22	0,16	<b>0,60<sup>2</sup></b>	0,44	0,12	0,17
Arg. 0,15	<b>-0,64<sup>2</sup></b>	<b>-0,69<sup>2</sup></b>	-0,43	<b>-0,70<sup>2</sup></b>	<b>-0,62<sup>2</sup></b>	<b>-0,54<sup>3</sup></b>	0,19	0,34	0,34	0,07
Are. 0,15	-0,47	-0,31	<b>-0,59<sup>2</sup></b>	-0,28	-0,10	0,01	<b>-0,52<sup>3</sup></b>	<b>-0,60<sup>3</sup></b>	-0,45	-0,41
Sil. 0,15	<b>0,75<sup>1</sup></b>	<b>0,76<sup>1</sup></b>	<b>0,58<sup>3</sup></b>	<b>0,77<sup>1</sup></b>	<b>0,64<sup>2</sup></b>	<b>0,54<sup>3</sup></b>	-0,07	-0,20	-0,23	0,02
PT 0,30	0,07	0,09	0,13	0,07	0,03	0,02	0,24	0,17	0,01	0,15
Mp 0,30	-0,00	0,37	-0,22	0,41	<b>0,52<sup>3</sup></b>	<b>0,56<sup>3</sup></b>	0,12	-0,05	-0,35	-0,27
Ds 0,30	<b>0,73<sup>1</sup></b>	<b>0,52<sup>3</sup></b>	<b>0,69<sup>2</sup></b>	0,40	0,21	0,12	0,23	0,30	0,28	0,49
Arg. 0,30	<b>-0,50</b>	-0,25	-0,48	-0,22	-0,07	0,02	0,04	0,20	0,04	-0,18
Are. 0,30	-0,38	-0,14	<b>-0,55<sup>3</sup></b>	-0,11	0,05	0,13	-0,10	-0,44	<b>-0,64<sup>2</sup></b>	<b>-0,52<sup>3</sup></b>
Sil. 0,30	<b>0,58<sup>2</sup></b>	0,28	<b>0,62<sup>2</sup></b>	0,24	0,05	-0,05	0,00	-0,05	0,16	0,33

Notas: \*CEa<sub>p</sub> correspondente ao momento 1, 2 ou 3 na camada 0,15, 0,30 ou 0,50 m de mensuração.

Analisando as áreas em conjunto, verifica-se fortes e significativas correlações entre as  $CEa_m$  e  $CEa_{inv}$  e as propriedades físicas de solo como PT e composição granulométrica na camada superficial e Ds e composição granulométrica na camada subsuperficial. Nesta análise, as  $CEa_m$  e  $CEa_{inv}$  não apresentam correlações com a  $CEa_p$ , ou tampouco com RP. Entretanto, observou-se correlações entre  $CEa_p$  e RP em camadas profundas, além de também se obter correlações entre RP e propriedades físicas do solo, como Ds e teor de areia em camadas superficiais e teor de areia em profundidade, evidenciando a influência que a composição granulométrica exerce sobre o fenômeno da compactação e o resultado deste fenômeno refletido na Ds do solo.

**Tabela 10.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas do solo para todas as profundidades da Área 1.

	$CEa_m$ R	$CEa_m$ P	$CEa_{inv}$ 0,15m	$CEa_{inv}$ 0,30m	$CEa_{inv}$ 0,50m	$CEa_{inv}$ 0,80m	RP 0,15m	RP 0,20m	RP 0,30m	RP 0,50m
$CEa_m$ R							0,07	0,11	0,07	<b>0,90</b>
$CEa_m$ P	<b>0,88</b>						-0,30	0,36	0,03	<b>0,72</b>
$CEa_{inv}$ 0,15	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,88</b>					0,13	0,22	0,18	<b>0,94<sup>2</sup></b>
$CEa_{inv}$ 0,30	<b>0,92<sup>3</sup></b>	<b>0,96<sup>2</sup></b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>				-0,04	0,47	0,26	<b>0,87</b>
$CEa_{inv}$ 0,50	<b>0,74</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,77</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>			-0,22	<b>0,65</b>	0,29	<b>0,69</b>
$CEa_{inv}$ 0,80	0,32	<b>0,72</b>	0,36	<b>0,65</b>	<b>0,86</b>		<b>-0,54</b>	<b>0,70</b>	0,16	0,24
1 $CEa_p$ 0,15	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,66</b>	<b>0,92<sup>3</sup></b>	<b>0,73</b>	0,46	-0,03	0,27	-0,14	0,02	<b>0,86</b>
1 $CEa_p$ 0,30	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,93<sup>3</sup></b>	<b>0,99<sup>2</sup></b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,79</b>	0,42	-0,04	0,15	0,03	<b>0,86</b>
1 $CEa_p$ 0,50	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,86</b>	<b>0,97<sup>2</sup></b>	<b>0,87</b>	<b>0,68</b>	0,27	0,00	0,01	0,06	<b>0,84</b>
2 $CEa_p$ 0,15	<b>0,91<sup>3</sup></b>	<b>0,98<sup>2</sup></b>	<b>0,90</b>	<b>0,93<sup>3</sup></b>	<b>0,86<sup>3</sup></b>	<b>0,61</b>	-0,32	0,18	-0,12	<b>0,70</b>
2 $CEa_p$ 0,30	<b>0,87</b>	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,87</b>	<b>0,95<sup>3</sup></b>	<b>0,93<sup>3</sup></b>	<b>0,72</b>	-0,33	0,32	-0,02	<b>0,69</b>
2 $CEa_p$ 0,50	<b>0,88</b>	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,87</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,91</b>	<b>0,70</b>	-0,35	0,28	-0,06	<b>0,69</b>
3 $CEa_p$ 0,15	0,31	<b>0,64</b>	0,38	<b>0,66</b>	<b>0,86</b>	<b>0,93<sup>3</sup></b>	-0,20	<b>0,92<sup>3</sup></b>	<b>0,52</b>	0,39
3 $CEa_p$ 0,30	0,31	<b>0,65</b>	0,38	<b>0,66</b>	<b>0,87</b>	<b>0,95<sup>3</sup></b>	-	<b>0,90</b>	0,47	0,37
3 $CEa_p$ 0,50	0,33	<b>0,67</b>	0,40	<b>0,68</b>	<b>0,88</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	1	<b>0,90</b>	0,48	0,39

**Tabela 11.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas do solo para todas as profundidades da Área 2.

	$CEa_m$ R	$CEa_m$ P	$CEa_{inv}$ 0,15m	$CEa_{inv}$ 0,30m	$CEa_{inv}$ 0,50m	$CEa_{inv}$ 0,80m	RP 0,15m	RP 0,20m	RP 0,30m	RP 0,50m
$CEa_m$ R							-0,25	0,14	0,44	0,43
$CEa_m$ P	<b>0,86</b>						0,19	<b>0,53</b>	<b>0,81</b>	<b>0,81</b>
$CEa_{inv}$ 0,15	<b>0,93<sup>3</sup></b>	<b>0,64</b>					-0,35	0,02	0,22	0,08
$CEa_{inv}$ 0,30	<b>0,79</b>	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,55</b>				0,30	<b>0,60</b>	<b>0,87</b>	<b>0,86</b>
$CEa_{inv}$ 0,50	<b>0,64</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>	0,34	<b>0,97<sup>2</sup></b>			0,40	<b>0,65</b>	<b>0,90<sup>3</sup></b>	<b>0,95<sup>2</sup></b>
$CEa_{inv}$ 0,80	<b>0,54</b>	<b>0,90</b>	0,23	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,99<sup>1</sup></b>		0,44	<b>0,65</b>	<b>0,90</b>	<b>0,98<sup>2</sup></b>
1 $CEa_p$ 0,15	0,09	-0,43	0,33	<b>-0,54</b>	<b>-0,68</b>	<b>-0,74</b>	<b>-0,90</b>	<b>-0,87</b>	<b>-0,84</b>	<b>-0,75</b>
1 $CEa_p$ 0,30	0,01	<b>-0,50</b>	0,34	<b>-0,60</b>	<b>-0,76</b>	<b>-0,83</b>	<b>-0,70</b>	<b>-0,69</b>	<b>-0,78</b>	<b>-0,89</b>
1 $CEa_p$ 0,50	0,26	-0,27	<b>0,56</b>	-0,38	<b>-0,58</b>	<b>-0,67</b>	<b>-0,71</b>	<b>-0,61</b>	<b>-0,63</b>	<b>-0,76</b>
2 $CEa_p$ 0,15	0,44	0,18	<b>0,70</b>	0,13	-0,06	-0,17	0,06	0,26	0,14	-0,35
2 $CEa_p$ 0,30	<b>0,53</b>	0,05	<b>0,80</b>	-0,05	-0,28	-0,40	<b>-0,54</b>	-0,32	-0,30	<b>-0,53</b>
2 $CEa_p$ 0,50	0,50	0,02	<b>0,78</b>	-0,09	-0,32	-0,43	<b>-0,55</b>	-0,34	-0,34	<b>-0,57</b>
3 $CEa_p$ 0,15	<b>0,60</b>	0,36	<b>0,81</b>	0,30	0,10	-0,01	0,04	0,30	0,25	-0,20
3 $CEa_p$ 0,30	<b>0,50</b>	0,13	<b>0,78</b>	0,05	-0,18	-0,30	-0,23	-0,01	-0,08	-0,46
3 $CEa_p$ 0,50	0,48	0,14	<b>0,76</b>	0,07	-0,14	-0,26	-0,14	-0,08	-0,01	-0,43

A partir das Tabelas 10, 11 e 12 nota-se que as diferenças dos ambientes de cada área refletem nas correlações encontradas entre  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$  e RP. Na área 1 foram encontradas fortes e significativas correlações entre  $CEa_m$  e  $CEa_p$ , e  $CEa_{inv}$  e  $CEa_p$ , para as respectivas profundidades, entretanto, significativas correlações com RP somente foram encontradas entre RP a 0,50 m e  $CEa_m$  R, e entre RP a 0,20 m com a terceira mensuração de  $CEa_p$  0,15 m, talvez devido à pouca variação apresentada entre os pontos desta área para os valores de resistência à penetração.

Para a área 2 não foram encontradas correlações significativas entre  $CEa_m$  e  $CEa_p$ , e  $CEa_{inv}$  e  $CEa_p$ . Os valores de RP nas camadas de 0,30 e 0,50 m se

correlacionaram fortemente com os de  $CEa_{inv}$  a 0,30, 0,50 e 0,80 m. Não foram encontradas correlações significativas entre RP e  $CEa_m$ , tampouco, entre RP e  $CEa_p$ .

Na área 3 foram encontradas fortes e significativas correlações entre todas as profundidades de RP com os valores de  $CEa_m$  R e P e,  $CEa_{inv}$  e  $CEa_p$  para algumas camadas. Existiram algumas fortes correlações entre  $CEa_m$  e  $CEa_p$ , e  $CEa_{inv}$  e  $CEa_p$ , dependendo da data de mensuração da  $CEa_p$ . Entende-se, portanto, como o principal fator de influência o tipo de manejo conduzido nas áreas em estudo, que proporciona diferenças entre as correlações das variáveis para cada área, principalmente em função das profundidades de aquisição dos dados e também pelo método de mensuração da  $CEa$ , que é influenciado pelos aspectos intrínsecos das áreas.

**Tabela 12.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre os dados de  $CEa_m$ ,  $CEa_{inv}$ ,  $CEa_p$ , RP e propriedades físicas do solo para todas as profundidades da Área 3.

	$CEa_m$ R	$CEa_m$ P	$CEa_{inv}$ 0,15m	$CEa_{inv}$ 0,30m	$CEa_{inv}$ 0,50m	$CEa_{inv}$ 0,80m	RP 0,15m	RP 0,20m	RP 0,30m	RP 0,50m
$CEa_m$ R							<b>0,78</b>	<b>0,83</b>	<b>0,88</b>	<b>0,98<sup>2</sup></b>
$CEa_m$ P	<b>0,86</b>						<b>0,88</b>	<b>0,92<sup>3</sup></b>	<b>0,56</b>	<b>0,94<sup>3</sup></b>
$CEa_{inv}$ 0,15	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,86</b>					<b>0,77</b>	<b>0,83</b>	<b>0,87</b>	<b>0,98<sup>2</sup></b>
$CEa_{inv}$ 0,30	<b>0,84</b>	<b>0,98<sup>2</sup></b>	<b>0,85</b>				<b>0,76</b>	<b>0,82</b>	<b>0,63</b>	<b>0,92<sup>3</sup></b>
$CEa_{inv}$ 0,50	0,16	<b>0,61</b>	0,17	<b>0,67</b>			0,34	0,37	-0,10	0,34
$CEa_{inv}$ 0,80	<b>-0,58</b>	-0,09	<b>-0,57</b>	-0,05	<b>0,71</b>		-0,24	-0,26	<b>-0,73</b>	-0,41
1 $CEa_p$ 0,15	<b>0,67</b>	<b>0,67</b>	<b>0,65</b>	<b>0,50</b>	0,04	-0,40	<b>0,94<sup>3</sup></b>	<b>0,91<sup>3</sup></b>	0,30	<b>0,71</b>
1 $CEa_p$ 0,30	0,43	<b>0,69</b>	0,41	<b>0,53</b>	0,42	0,10	<b>0,90</b>	<b>0,85</b>	-0,05	<b>0,56</b>
1 $CEa_p$ 0,50	0,43	<b>0,68</b>	0,41	<b>0,52</b>	0,40	0,08	<b>0,90</b>	<b>0,85</b>	-0,06	<b>0,56</b>
2 $CEa_p$ 0,15	-0,17	0,32	-0,18	0,22	<b>0,67</b>	<b>0,72</b>	0,43	0,37	<b>-0,60</b>	0,03
2 $CEa_p$ 0,30	0,38	<b>0,80</b>	0,39	<b>0,76</b>	<b>0,87</b>	0,47	<b>0,73</b>	<b>0,73</b>	-0,03	<b>0,57</b>
2 $CEa_p$ 0,50	<b>0,77</b>	<b>0,99<sup>1</sup></b>	<b>0,78</b>	<b>0,97<sup>2</sup></b>	<b>0,71</b>	0,04	<b>0,87</b>	<b>0,90<sup>3</sup></b>	0,45	<b>0,89</b>
3 $CEa_p$ 0,15	0,30	<b>0,73</b>	0,30	<b>0,65</b>	<b>0,78</b>	0,46	<b>0,75</b>	<b>0,73</b>	-0,16	0,49
3 $CEa_p$ 0,30	<b>-0,60</b>	-0,27	<b>-0,62</b>	-0,40	0,12	<b>0,57</b>	0,03	-0,07	<b>-0,90</b>	-0,47
3 $CEa_p$ 0,50	0,14	0,42	0,12	0,24	0,28	0,19	<b>0,73</b>	<b>0,65</b>	-0,33	0,28

A Tabela 13 apresenta os coeficientes de correlação de Pearson obtidos entre as diferentes datas de monitoramento da  $CEa_p$  pelo resistivímetro Fluke 1625, segundo cada camada, para todas as áreas juntas. Constatam-se fortes, diretas e significativas correlações entre os dados de  $CEa_p$  das diferentes datas e camadas do perfil, obtendo portanto, dados estáveis regionalmente. Valores de coeficientes de correlação não significativos são encontrados relacionados às menores profundidades da primeira data de mensuração. Por possuir uma maior área de exposição à atmosfera, incluindo incidência de radiação solar, chuva e ventos, a camada superficial do solo apresenta maior dinamicidade de conteúdo de água e temperatura, o que pode tornar mais complexa a mensuração temporal de  $CEa$ .

**Tabela 13.** Coeficientes de correlação de Pearson obtidos entres as diferentes datas e profundidades de monitoramento de  $CEa_p$  a partir do resistivímetro Fluke 1625, para todas as áreas juntas.

	$CEa_p$ 0,15	$CEa_p$ 0,30	$CEa_p$ 0,50	$CEa_p$ 0,15	$CEa_p$ 0,30	$CEa_p$ 0,50	$CEa_p$ 0,15	$CEa_p$ 0,30
	Data 1			Data 2			Data 3	
<b>1 <math>CEa_p</math> 0,30</b>	<b>0,91<sup>1</sup></b>							
<b>1 <math>CEa_p</math> 0,50</b>	<b>0,85<sup>1</sup></b>	<b>0,97<sup>1</sup></b>						
<b>2 <math>CEa_p</math> 0,15</b>	0,43	<b>0,55<sup>3</sup></b>	<b>0,56<sup>3</sup></b>					
<b>2 <math>CEa_p</math> 0,30</b>	<b>0,75<sup>1</sup></b>	<b>0,86<sup>1</sup></b>	<b>0,85<sup>1</sup></b>	<b>0,82<sup>1</sup></b>				
<b>2 <math>CEa_p</math> 0,50</b>	<b>0,77<sup>1</sup></b>	<b>0,89<sup>1</sup></b>	<b>0,91<sup>1</sup></b>	<b>0,72<sup>1</sup></b>	<b>0,96<sup>1</sup></b>			
<b>3 <math>CEa_p</math> 0,15</b>	0,27	0,45	<b>0,50</b>	<b>0,76<sup>1</sup></b>	<b>0,70<sup>2</sup></b>	<b>0,66<sup>2</sup></b>		
<b>3 <math>CEa_p</math> 0,30</b>	0,39	<b>0,58<sup>2</sup></b>	<b>0,62<sup>2</sup></b>	<b>0,68<sup>2</sup></b>	<b>0,74<sup>1</sup></b>	<b>0,73<sup>1</sup></b>	<b>0,91<sup>1</sup></b>	
<b>3 <math>CEa_p</math> 0,50</b>	<b>0,50<sup>3</sup></b>	<b>0,71<sup>1</sup></b>	<b>0,77<sup>1</sup></b>	<b>0,68<sup>2</sup></b>	<b>0,80<sup>1</sup></b>	<b>0,84<sup>1</sup></b>	<b>0,87<sup>1</sup></b>	<b>0,96<sup>1</sup></b>

Na Tabela 14 são apresentados os coeficientes de correlação de Pearson encontrados entre os valores monitorados de  $CEa_p$  e umidade obtida pelo sensor ML3 ThetaProbe, segundo a respectiva camada, para cada área, em todos os momentos. Boas e significativas correlações foram obtidas apenas para as diferentes camadas da área 1 e quando se juntam todas as áreas. Sabe-se que a condutividade elétrica aparente do solo é fortemente influenciada pelo teor de água, no entanto, pelo fato da umidade estar condicionada a tantos outros componentes da estrutura do solo e também ao tipo de manejo particularmente adotado, muitas vezes, a  $CEa$  passa a ser mais influenciada pelo modo com que a água está presente no solo que pela quantidade da mesma, não sendo adequado, seu uso em isolado, para predizer a

variação do teor de água que ocorre no perfil de solo. Por conta disso, buscou-se relacionar a  $CE_{ap}$  com propriedades temporalmente estáveis, a fim de melhor prever a variação do teor de água disponível no solo segundo cada área e cada profundidade em estudo.

**Tabela 14.** Coeficientes de correlação de Pearson encontrados entre os valores monitorados de  $CE_{ap}$ , a partir do resistivímetro Fluke 1625 e de umidade, obtidos pelo sensor ML3 ThetaProbe, segundo a respectiva camada, para cada área, em todos os momentos.

	Área1 Umid. 0,15 m	Área 1 Umid. 0,30 m	Área2 Umid. 0,15 m	Área 2 Umid. 0,30 m	Área 3 Umid. 0,15 m	Área 3 Umid. 0,30 m	Todas Umid. 0,15 m	Todas Umid. 0,30 m
A1 $CE_{ap}$ 0,15 m	0,71 <sup>1</sup>							
A1 $CE_{ap}$ 0,30 m		0,66 <sup>2</sup>						
A2 $CE_{ap}$ 0,15 m			0,27					
A2 $CE_{ap}$ 0,30 m				0,28				
A3 $CE_{ap}$ 0,15 m					0,27			
A3 $CE_{ap}$ 0,30 m						0,00		
Todas $CE_{ap}$ 0,15 m							0,51 <sup>1</sup>	
Todas $CE_{ap}$ 0,30 m								0,54 <sup>1</sup>

São apresentados na Tabela 15 os modelos de regressão múltipla obtidos para as profundidades de 0,15 e 0,30 m das áreas em estudo, sendo a variável resposta a umidade do solo. Foram também apresentados os modelos referentes aos dados de todas as áreas em conjunto para a profundidade de 0,15 m e para a média entre as profundidades de 0,15 e 0,30 m, já que modelos para a camada de 0,30 por si só, não demonstraram bons desempenhos.

Na Figura 19 são apresentadas as relações entre a umidade real observada e a umidade predita a partir dos modelos de regressão múltipla, oriundas do processamento da validação cruzada *k-fold*.

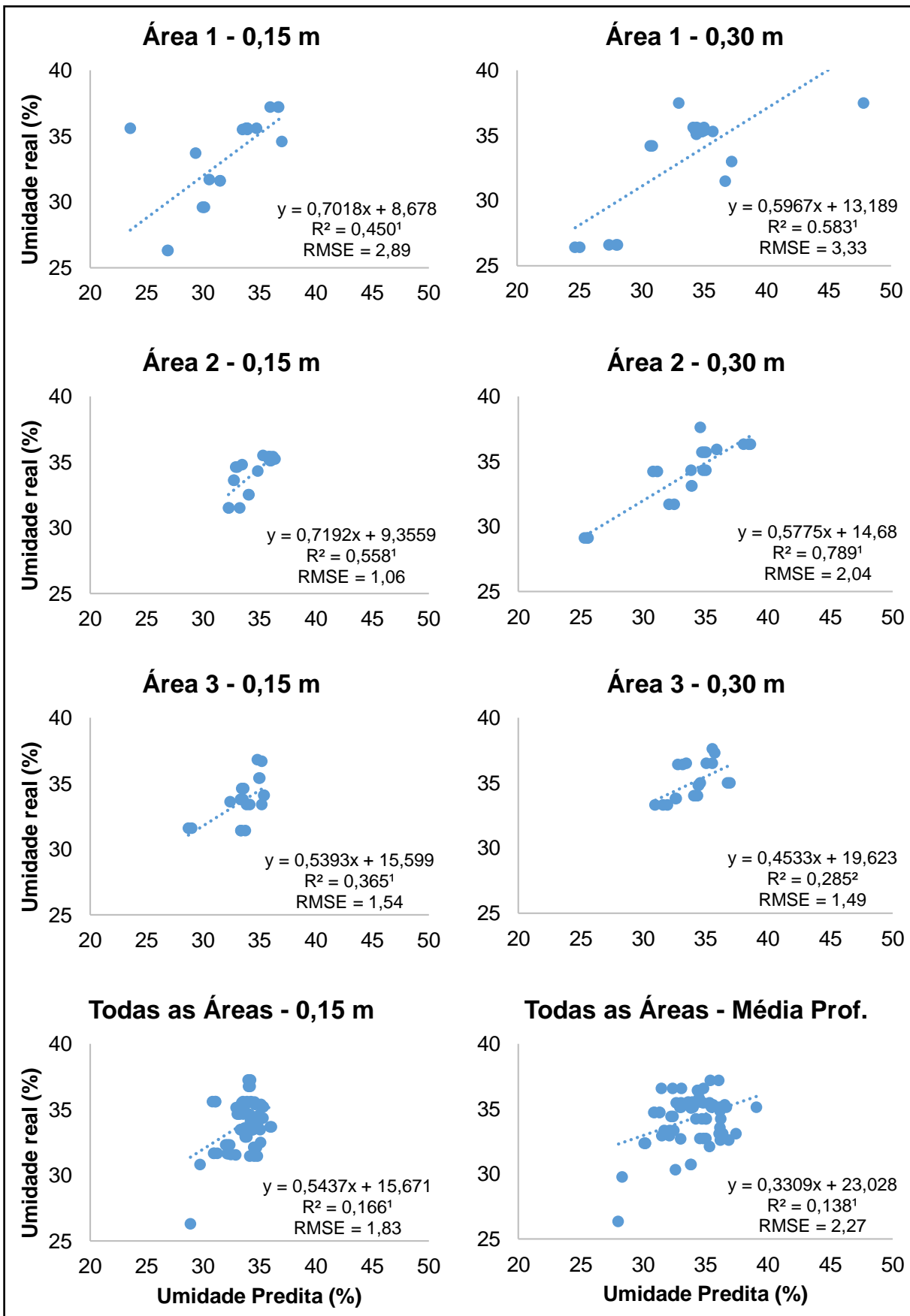
Os modelos de regressão múltipla apresentados na Tabela 15 foram obtidos com o auxílio do procedimento “*Stepwise*”, o qual é responsável por selecionar, a partir

de todas as variáveis, a melhor combinação para predizer com menor erro, a variável resposta. A ausência das demais variáveis nos modelos, não indica a falta de significância, mas apenas que sua combinação com as demais não apresentou a melhor capacidade de predição. Além disso, buscou-se em um primeiro momento utilizar as variáveis com maior possibilidade de serem coletadas à nível de campo, como a  $CE_{ap}$  e composição granulométrica, a fim de dar maior aplicação aos modelos propostos. Caso estas propriedades não fossem suficientemente satisfatórias, as de maior complexidade de obtenção, eram adicionadas aos modelos.

**Tabela 15.** Descrição dos modelos de regressão múltipla obtidos por camadas e áreas para a variável resposta umidade gravimétrica do solo.

Modelos de regressão múltipla			
<b>Área 1</b>	Prof. 0,15 m	* $R^2 = 0,900^1$	**RMSE = 1,27
$U\% = -73,88083 - (6,04805 * [CE_{ap} 0,15]) + (20,55091 * [CE_{ap} 0,30]) - (0,41734 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) + (42,42582 * [CE_{ap} 0,15 / CE_{ap} 0,30])$			
<b>Área 1</b>	Prof. 0,30 m	$R^2 = 0,888^1$	RMSE = 1,66
$U\% = 64,68095 + (23,42625 * [CE_{ap} 0,30]) - (28,07121 * [CE_{ap} 0,50]) - (0,19751 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) - (0,88840 * [PT 0,30])$			
<b>Área 2</b>	Prof. 0,15 m	$R^2 = 0,884^1$	RMSE = 0,76
$U\% = 68,14106 - (8,81903 * [CE_{ap} 0,15]) + (14,76723 * [CE_{ap} 0,30]) + (66,99308 * [CE_{ap} 0,15 / CE_{ap} 0,30]) - (0,13022 * [Argila 0,15]) - (0,20571 * [Silte 0,15])$			
<b>Área 2</b>	Prof. 0,30 m	$R^2 = 0,789^2$	RMSE = 1,74
$U\% = -153,54512 - (16,30304 * [CE_{ap} 0,15]) + (26,72625 * [CE_{ap} 0,30]) + (127,59264 * [CE_{ap} 0,15 / CE_{ap} 0,30]) - (0,06994 * [Silte 0,30])$			
<b>Área 3</b>	Prof. 0,15 m	$R^2 = 0,678^3$	RMSE = 2,27
$U\% = -45,57599 + (6,53532 * [CE_{ap} 0,15]) - (0,36032 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) + (46,78529 * [CE_{ap} 0,30 / CE_{ap} 0,15]) + (0,09716 * [Areia 0,30])$			
<b>Área 3</b>	Prof. 0,30 m	$R^2 = 0,743^3$	RMSE = 1,07
$U\% = -449,37282 + (12,45389 * [CE_{ap} 0,30]) - (0,51262 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) + (178,66452 * [CE_{ap} 0,15 / CE_{ap} 0,30]) + (262,45161 * [CE_{ap} 0,30 / CE_{ap} 0,15]) - (0,11943 * [Areia 0,30])$			
<b>TODAS</b>	Prof. 0,15 m	$R^2 = 0,565^1$	RMSE = 1,62
$U\% = 13,81194 + (2,15480 * [CE_{ap} 0,15]) + (2,17184 * [CE_{ap} 0,30]) - (0,20272 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) - (0,00754 * [Silte 0,15])$			
<b>TODAS</b>	Prof. Média (0,15 - 0,30 m)	$R^2 = 0,588^1$	RMSE = 1,83
$U\% = 8,19778 + (2,21153 * [CE_{ap} 0,15]) + (2,00736 * [CE_{ap} 0,30]) - (0,19309 * [CE_{ap} 0,15 \times CE_{ap} 0,30]) + (0,02834 * [Areia 0,15]) + (0,31067 * [Mp 0,15])$			

Notas: \*Coeficiente de Determinação; \*\*Raiz quadrada do erro médio.



**Figura 19.** Relação entre as umidades reais observadas e as umidades previstas pelos modelos de regressão múltipla, oriundas do processamento da validação cruzada *k-fold*.

Conforme ainda observado na Tabela 15, modelos de regressão múltipla de boa qualidade foram obtidos, com maior destaque para ambas as profundidades das áreas 1 e 2, que apresentaram maiores  $R^2$  e menores RMSE. Ressalta-se que a simplicidade das variáveis dos modelos reflete em sua aplicabilidade prática, e com isso, foi possível obter, na profundidade 0,15 m da área 1, um modelo de predição do teor de água no solo a partir apenas da  $CE_{ap}$ . Para os demais foi necessária também a obtenção da composição granulométrica, sendo, para somente dois deles, necessária a obtenção de propriedades mais complexas.

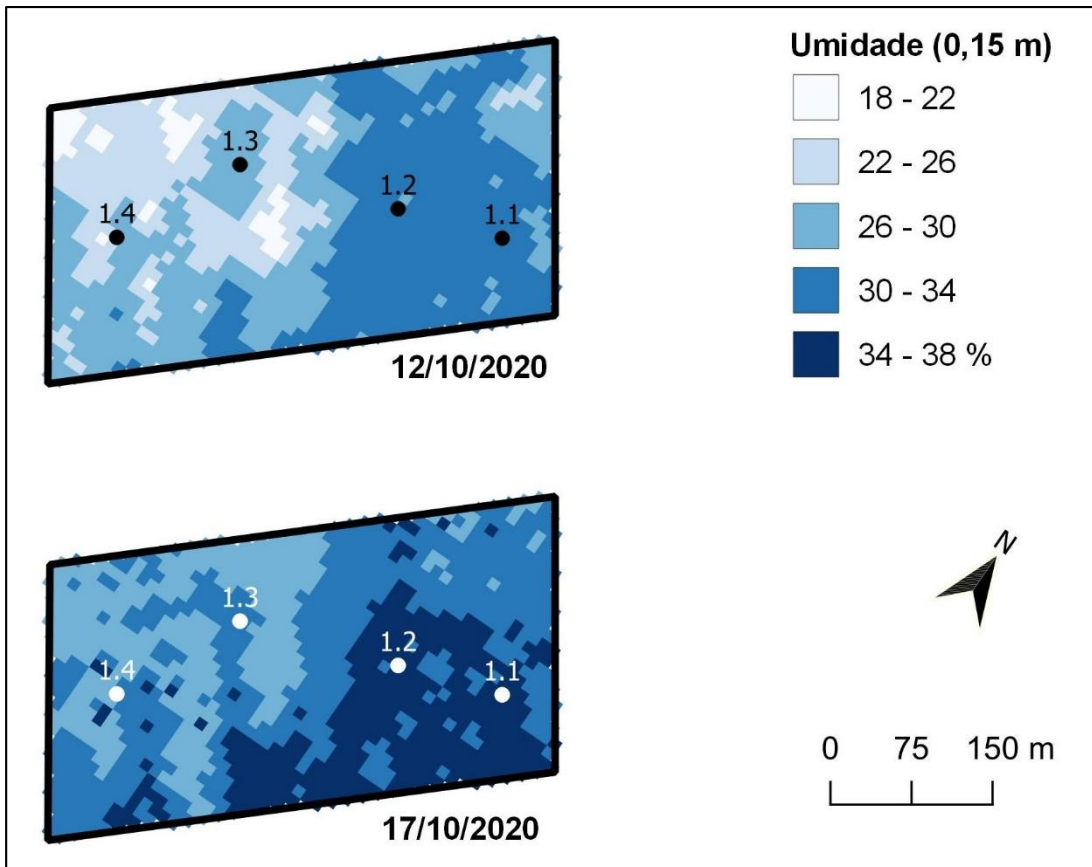
A validação dos modelos, apresentada na Figura 19, retornou maior acurácia para aqueles das áreas 1 e 2. Entretanto, mesmo os menos acurados apresentam nível de significância de no mínimo 95%.

É interessante observar, a partir dos modelos obtidos e de sua respectiva validação, que aqueles que abrangem todas as áreas foram os que apresentaram menor capacidade de predição e acurácia, sendo devido, provavelmente, às diferenças de complexidades e exigências que cada área em particular possui, induzido pelo tipo de manejo. Visto isso, ao verificar os modelos exclusivos de cada ambiente, observa-se que as áreas 1 e 2 apresentaram um desempenho superior de predição da umidade nas camadas do solo, quando comparada à área 3, sendo atribuído, portanto, ao fato desta área apresentar maior complexidade de dinâmica de água no perfil, exigindo o envolvimento de outras variáveis para predição mais acurada.

A principal finalidade destes modelos em termos práticos, é estimar o teor de água disponível nas camadas do solo a partir da condutividade elétrica aparente e da composição granulométrica. Para exemplificar o potencial de uso, utilizou-se o modelo da profundidade 0,15 m na área 1, por sua simplicidade, para prever o teor de água de toda a área, e assim, gerar mapas de umidade para diferentes datas. Como os dados de  $CE_{ap}$ , utilizados para o ajuste do modelo, eram pontuais, produziu-se regressões entre  $CE_{ap}$  e  $CE_{am}$ , a fim de expandi-los ao restante da área. Bons ajustes foram obtidos ( $R^2 > 0,88$ ) para prever  $CE_{ap}$  obtida nas datas 12/10/2020 e 17/10/2020 através de  $CE_{am}$ . A partir da aplicação do modelo para estes dados, obteve-se mapas de umidade (Figura 20) para a camada de 0,15 m da área 1, em duas datas.

Ao observar a Figura 20, nota-se aumento do teor de água na segunda data, ocasionado pela precipitação ocorrida entre as datas de mensuração de  $CE_{ap}$ . É

interessante verificar a variação dos teores dentro da área, e como estes se comportam ao longo do tempo, permitindo entender e identificar possíveis gargalos produtivos. A relação entre os valores reais mensurados nas respectivas datas com os preditos pelo modelo retornou um  $R^2 = 0,87$  e  $RMSE = 0,79\%$  para o mapa de 12/10/2020 e  $R^2 = 0,93$  e  $RMSE = 0,62\%$  para o mapa de 17/10/2020.



**Figura 20.** Mapas de umidade obtidos por modelo de predição, referentes à profundidade de 0,15 m da área 1 para duas datas.

Os usos de mapas de umidade em área total ao decorrer do período de safra são diversos, dentre eles o reconhecimento dos locais e dos momentos da safra em que há menor disponibilidade hídrica, possibilitando gerar estratégias alternativas de produção, como por exemplo, a adoção de sistemas de irrigação complementar. Tratando-se de áreas irrigadas, estes mapas ganham ainda mais importância, já que apresentam a informação do teor de água disponível no solo de forma rápida e efetiva, essencial para o gerenciamento sustentável e eficiente de sistemas de irrigação.

## 5 CONCLUSÕES

Os diferentes tipos de manejo utilizados em cada ambiente, sobre o mesmo solo, condicionam suas propriedades físicas e a dinâmica de disponibilidade de água no perfil e estas, por sua vez, alteram o comportamento da CEa.

A condutividade elétrica aparente sofre alterações também em função do momento e do modo em que é mensurada. A inversão dos valores através de algoritmos superestimou a CEa na camada mais superficial e a mensuração com instrumentos com arranjo de eletrodos distintos, mas mesma profundidade de prospecção, apresentou correlações apenas parciais.

Foi possível utilizar a condutividade elétrica aparente como indicador da disponibilidade hídrica ao longo do perfil.

Os modelos de predição da umidade do solo tendem a ser locais, dada a interação entre culturas e seus sistemas de produção com as diversas propriedades do solo para condicionar a dinâmica da água no solo.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANTUNES, J. F. G.; LAMPARELLI, R. A. C.; RODRIGUES, L. H. A. Assessing of the sugarcane cultivation dynamics in São Paulo state by modis data temporal profiles. **Engenharia Agrícola**, v.4430, n.6, p.1127-1136, 2015.

BRANDÃO, Z. N.; ZONTA, J. H.; MEDEIROS, J. C.; SANA, R. S; FERREIRA, G. B. Condutividade elétrica aparente e sua correlação com o pH em solos no cerrado de Goiás. **Agricultura de Precisão: Um Novo Olhar**. Embrapa Instrumentação. São Carlos, p.162-167, 2012.

CARVALHO, L. A.; MEURER, I.; JÚNIOR, C. A. S.; CAVALIERI, K. M. V.; SANTOS, C. F. B. Dependência espacial dos atributos físicos de três classes de solos cultivados com cana-de-açúcar sob colheita mecanizada. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola Ambiental**, Campina Grande, v.15, n.9, p.940-949, 2011.

CAVALIERI, K. M. V.; CARVALHO, L. A.; SILVA, A. P.; LIBARDI, P. L.; TORMENA, C. A. Qualidade física de três solos sob colheita mecanizada de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.35, n.5, p.1541-1550, 2011.

CAVECCHIA, L. M.; GUEDES FILHO, O.; SOUZA, C. H. W.; SOUZA JUNIOR, R. A.; SALATTA, N. S.; PEREIRA, Z. G. Resistência do solo à penetração sob idades de reforma do canavial. **Jornal Aplicado em Hidro-Ambiente e Clima**, v.1, n.2, p.20-32, 2019.

COELHO, M. F. **Planejamento da qualidade no processo de colheita mecanizada da cana-de-açúcar**. 2009. 75f. Dissertação (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

COLLARES, G. L.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M.; KAISER, D. R. Compactação de um Latossolo induzida pelo tráfego de máquinas e sua relação com o crescimento e produtividade de feijão e trigo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.32, p.933-942, 2008.

CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento da safra brasileira: cana-de-açúcar**. Safra 2019/2020, v.6, n.4, 2020.

CORWIN, D. L.; LESH, S. M. Apparent soil electrical conductivity measurements in agriculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.46, p.11-43, 2005.

CORWIN, D. L.; LESCH, S. M.; SHOUSE, P. J.; SOPPE, R.; AYARS, J. E. Identifying soil properties that influence cotton yield using soil sampling directed by apparent soil electrical conductivity. **Agronomy Journal**, v.95, p.352-364, 2003.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L. Análise dos efeitos de geadas na cobertura vegetal do município de Cândido Mota - SP, Brasil, por meio de índices de vegetação. **Boletim Goiano de Geografia (Online)**, v.35, n.3, p.554-573, 2015.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L.; CHAN, B. L. **Análise de Dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Campus / Elsevier, 672p., 2009.

FILHO, O. J. V.; SOUZA, Z. M.; SILVA, R. B.; LIMA, C. C.; PEREIRA, D. M. G.; LIMA, M. E.; SOUSA, A. C. M.; SOUZA, G. S. Capacidade de suporte de carga de Latossolo Vermelho cultivado com cana-de-açúcar e efeitos da mecanização no solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.50, n.4, p.322-332, 2015.

FONTANA, F. S. **Definição de zonas de manejo utilizando algoritmo de agrupamento Fuzzy C-means com variadas métricas de distâncias**. 2017. 71f. Dissertação (Mestrado) - Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2017.

FRIDGEN, J. J.; KITCHEN, N. R.; SUDDUTH, K. A.; DRUMMOND, S. T.; WIEBOLD, W. J.; FRAISSE, C. W. Management zone analyst (MZA): software for subfield management zone delineation. **Agronomy Journal**. v.96, p.100-108, 2004.

GENRO JÚNIOR, S. A.; REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. Variabilidade temporal da resistência à penetração de um Latossolo argiloso sob semeadura direta com rotação de culturas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.28, p.477-484, 2004.

GIMENEZ, L. M. **Relação da condutividade elétrica aparente com algumas propriedades físico-hídricas e com a variabilidade espacial dos solos**. Tese (Doutorado) 120p. - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba – SP, 2013.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, v.80, n.1, p.76-87, 2002.

GORUCU, S.; KHALILIAN, A.; HAN, Y. J.; DODD, R. B.; WOLAK, F. J.; KESKIN, M. Variable depth tillage based on geo-referenced soil compaction data in coastal plain region of South Carolina. **Presented** at the 2001 ASAE International Meeting, California/USA, 2001.

LINDEN, R. Técnicas de Agrupamento. **Revista de Sistemas de Informação da FSMA**, n.4, p.18-36, 2009.

MACHADO, P. L. O. A.; BERNARDI, A. C. C.; VALENCIA, L. I. O.; MOLIN, J. P.; GIMENEZ, L. M.; SILVA, C. A.; ANDRADE, A. G.; MADARI, B. E.; MEIRELLES, M. S. P. Mapeamento da condutividade elétrica do solo e relação com os teores de argila de um Latossolo Vermelho sob plantio direto no Paraná. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v. 41, p. 1023-1031, 2006.

MAIA, F. C. O. **Utilização de índices de vegetação para identificação de ambientes de produção de cana-de-açúcar**. 2019. 86f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária, Universidade de Brasília, Brasília, 2019.

MALDANER, L. F.; SPEKKEN, M.; MOLIN, J. P. **MAPFILTER 2.0**. Laboratório de Agricultura de Precisão, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2019.

MARTÍNEZ M., L. J. Relationship between crop nutritional status, spectral measurements and Sentinel 2 images. **Agronomía Colombiana**, v.35(2), p.205-215, 2017.

MINASNY, B.; McBRATNEY, A. B.; WHELAN, B. M. **VESPER version 1.6**. Australian Centre for Precision Agriculture, The University of Sydney, Australia, 2006.

MOLIN, J. P.; FAULIN, G. D. C. Spatial and temporal variability of soil electrical conductivity related to soil moisture. **Scientia Agricola**, v.70, n.1, p.1-5, 2013.

MOLIN, J. P.; RABELLO, L. M. Estudos sobre a mensuração da condutividade elétrica do solo. **Engenharia Agrícola**, v.31, n.1, p.90-101, 2011.

MONTEIRO SANTOS, F. A.; TRIANTAFILIS, J.; BRUZGULIS, K. A spatially constrained 1D inversion algorithm for quasi-3D conductivity imaging: application to DUALEM-421 data collected in a reverine plain. **Geophysics**, v.76(2), B43-B53, 2011.

MOUAZEN, A. M.; ALEXANDRIDIS, T.; BUDDENBAUM, H.; COHEN, Y.; MOSHOU, D.; MULLA, D.; NAWAR, S.; SUDDUTH, K. A. **Monitoring**. In: CASTRIGNANÒ, A.; BUTTAUFUOCO, G.; KHOSLA, R.; MOUAZEN, A. M.; MOSHOU, D.; NAUD, O. (Eds.) *Agricultural Internet of Things and Decision Support for Precision Smart Farming*. Elsevier, p.35-138, 2020.

NICOLODI, M.; GIANELLO, C. Reflexão sobre a fertilidade além das condições químicas do solo. **Boletim Informativo da SBCS**, v.42, N.3, p.40-47, 2016.

NUNES, M. R.; PAULETTO, E. A.; DENARDIN, J. E.; FAGANELLO, A.; PINTO, L. F. S.; SCHEUNEMANN, T. Persistência dos efeitos da escarificação sobre a compactação de Nitossolo sob plantio direto em região subtropical úmida. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.49, n.7, p.531-539, 2014.

ORTIZ, G. F. **O clima urbano de Cândido Mota/SP: análise do perfil térmico e higrométrico em episódios de verão**. 2012. 158f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente, 2012.

QGIS Development Team, 2019. **QGIS Geographic Information System**. Open Source Geospatial Foundation. Disponível em: <http://qgis.org>.

R Foundation for Statistical Computing. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2019. Disponível em: <https://www.R-project.org>.

RAHMAN, M. R.; ISLAM, A. H. M. H.; RAHMAN, M. A. NDVI derived sugarcane area identification and crop condition assessment. **Plan Plus**, v.1, p.1-12, 2004.

REEDY, R. C.; SCANLON, B. R. Soil water content monitoring using electromagnetic induction. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering**, v.129, p.1028-1039, 2003.

RICHART, A.; FILHO, J. T.; BRITO, O. R.; LLANILLO, R. F.; FERREIRA, R. Compactação do solo: causas e efeitos. **Semina: Ciências Agrárias**, v.26, n.3, p.321-344, 2005.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. W.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. **NASA/GSFCT Type III Final Report**, Greenbelt, MD, USA, 1974.

SANCHES, G. M. **Variabilidade espacial dos atributos do solo por meio da condutividade elétrica aparente**. 145f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2015.

SANCHES, G. M.; CORNETTI, M. A.; REMACRE, A. Z.; MAGALHÃES, P. S. G. Estimativa de atributos de solo com amostragem reduzida utilizando geoestatística multivariada em área cultivada com cana-de-açúcar. **III Simpósio de Geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias**, Botucatu, 2013.

SANCHES, G. M.; MAGALHÃES, P. S. G.; REMACRE, A. Z.; FRANCO, H. C. J. Potential of Apparent Soil Electrical Conductivity to Describe Soil Spatial variability in Brazilian Sugarcane Fields. **Proceedings of the 14th International Conference on Precision Agriculture**, Montreal, Quebec, Canada, 2018.

SANTOS, H. G.; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A.; ARAUJO FILHO, J. C.; OLIVEIRA, J. B.; CUNHA, T. J. F. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Embrapa Solos, Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, 356p., 5. ed., rev. e ampl., Brasília, DF, 2018.

SILVA, A.; TORMENA, A.; DIAS JUNIOR, M.; IMHOFF, S.; KLEIN, V. **Indicadores de qualidade física do solo**. In: Van LIER, Q. (Ed.). Física do solo. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, Viçosa, p.241-281, 2010.

SOUZA, G. S.; SOUZA, Z. M.; SILVA, R. B.; ARAÚJO, F. S.; BARBOSA, R. S. Compressibilidade do solo e sistema radicular da cana-de-açúcar em manejo com e sem controle de tráfego. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.4, p.603-612, 2012.

SUDDUTH, K. A.; KITCHEN, N. R.; DRUMMOND, S. T. Inversion of soil electrical conductivity data to estimate layered soil properties. In: **Proc. 11th European Conf. on Precision Agriculture**, Advances in Animal Bioscience, 8, pp.433 and 438, 2017.

SUDDUTH, K. A.; KITCHEN, N. R.; VORIES, E. D.; DRUMMOND, S. T. Compensating for soil moisture effects in estimation of soil properties by electrical conductivity sensing. **Proceedings** of the 14th International Conference on Precision Agriculture, Montreal, Quebec, Canada, 2018.

SUDDUTH, K. A.; KITCHEN, N. R.; WIEBOLD, W. J.; BATCHELOR, W. D.; BOLLERO, G. A.; BULLOCK, D. G.; CLAY, D. E.; PALM, H. L.; PIERCE, F. J.; SCHULER, R. T.; THELEN, K. D. Relating apparent electrical conductivity to soil properties across the north-central USA. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.46, p.263-283, 2005.

SUZUKI, L. E. A. S. **Compactação do solo e sua influência nas propriedades físicas do solo e crescimento e rendimento de culturas**. 2005, 151f. Dissertação (Mestrado) - Centro de Ciências Rurais, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2005.

SZALAI, S.; NOVÁK, A.; SZARKA, L. Depth of investigation and vertical resolution of surface geoelectric arrays. **Journal of Environmental and Engineering Geophysics**, v.14, p.15-23, Denver, 2009.

TEIXEIRA, P. C.; DONAGEMMA, G. K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W. G. eds. **Manual de métodos de análise de solo**. 3ª Ed. Revisada e ampliada. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, Embrapa Solos. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, Brasília, 2017.

TOIGO, R. J.; CASAGRANDE, M. V. Colheita mecânica da cana-de-açúcar: alguns parâmetros. **Nucleus**, v.6, n.1, p.197-203, 2009.

UNICA - União da Indústria de Cana-de-açúcar. **Balanco de atividades 2012/2013 a 2019/2020**, 2018.

VOLTARELLI, M. A. **Ferramentas da qualidade na colheita mecanizada de cana-de-açúcar**. 131f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2015.

WAGNER, W. A.; AMADO, T. J. C.; POTT, L. P.; TEIXEIRA, T. G.; KERBER, L. Condutividade elétrica e sua relação com a resistência a penetração do solo visando orientar a escarificação mecânica de sítio-específico em lavoura de soja. **Revista Plantio Direto e Tecnologia Agrícola**, ed.161, p.14-26, 2018.