



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO VALE DO SÃO FRANCISCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

Henrique Oldoni

**GEOESTATÍSTICA E ANÁLISE DE AGRUPAMENTO PARA
DELINEAMENTO DE ZONAS DE MONITORAMENTO DA
UMIDADE EM SOLO ARENOSO NO VALE DO SUBMÉDIO
SÃO FRANCISCO**

JUAZEIRO – BA
2015

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO VALE DO SÃO FRANCISCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

Henrique Oldoni

**GEOESTATÍSTICA E ANÁLISE DE AGRUPAMENTO PARA
DELINEAMENTO DE ZONAS DE MONITORAMENTO DA
UMIDADE EM SOLO ARENOSO NO VALE DO SUBMÉDIO
SÃO FRANCISCO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da UNIVASF, Campus Juazeiro, em cumprimento aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola.

Orientador: Prof. Dr. Luís Henrique Basso

JUAZEIRO – BA
2015

O44g Oldoni, Henrique.
Geoestatística e análise de agrupamento para delineamento de zonas de monitoramento da umidade em solo arenoso no vale do submédio são francisco / Henrique Oldoni. - Juazeiro-BA, 2015. 69 f. : il. ; 29 cm.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal do Vale do São Francisco, Campus Juazeiro, Juazeiro-BA, 2015.

Orientador: Prof. Dr. Luís Henrique Bassoi.

1. Solo - Irrigação. 2. Zonas de manejo. 3. Geoestatística - Análise multivariada. I. Título. II. Bassoi, Luís Henrique. III. Universidade Federal do Vale do São Francisco

CDD 631.4

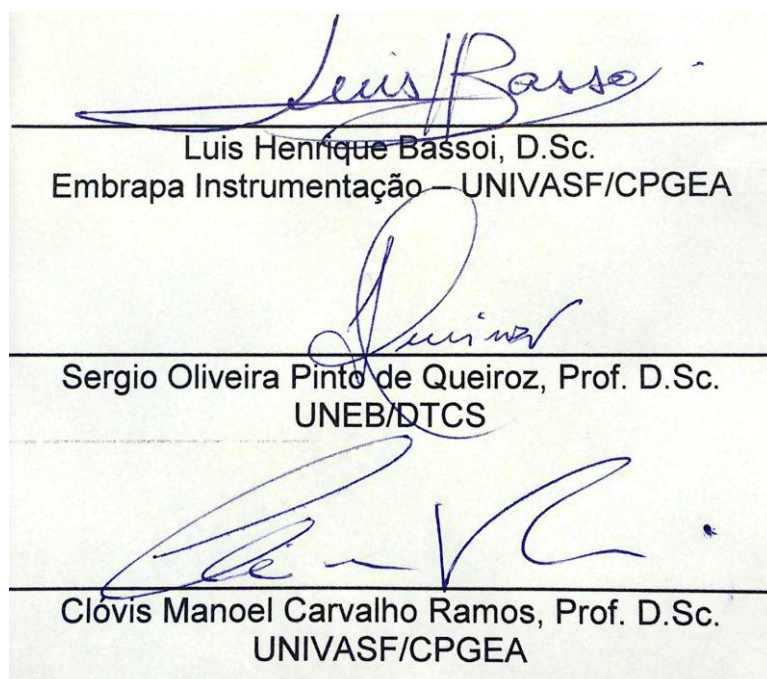
**UNIVERSIDADE FEDERAL DO VALE DO SÃO FRANCISCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

FOLHA DE APROVAÇÃO

Henrique Oldoni

**GEOESTATÍSTICA E ANÁLISE DE AGRUPAMENTO PARA
DELINEAMENTO DE ZONAS DE MONITORAMENTO DA
UMIDADE EM SOLO ARENOSO NO VALE DO SUBMÉDIO
SÃO FRANCISCO**

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Vale do São Francisco - UNIVASF, como requisito parcial para obtenção de título de Mestre.



Juazeiro, 24 de julho de 2015.

AGRADECIMENTOS

A Deus por estar sempre presente nesta caminhada, principalmente nos momentos difíceis, guiando as melhores decisões e caminhos a serem tomados.

À Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF) e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, pela oportunidade e infraestrutura oferecida para a realização do curso de mestrado.

Ao Prof. Dr. Luís Henrique Bassoi pelo apoio, confiança, motivação, contribuição e orientação oferecida durante todo o decorrer do período de desenvolvimento da pesquisa.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro referente à concessão da bolsa de pesquisa.

À Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia de Pernambuco (FACEPE) e à Rede de Agricultura de Precisão da Embrapa pela disponibilização de recursos materiais para a realização do presente estudo.

À Embrapa Semiárido pela infraestrutura durante a realização desse trabalho.

À Fazenda Sasaki pela concessão da área experimental, fornecimento de dados e todo o apoio durante os trabalhos.

Aos meus pais, Vitorino Oldoni e Noeli Maria Luza Oldoni pelo amparo, confiança e apoio prestado para que todo meu caminho fosse realmente concretizado, além do grande amor e carinho oferecido.

Aos meus irmãos, Mateus Oldoni e Emanuela Oldoni pela amizade e alegria transmitida e por sempre acreditarem em meu potencial.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola pelos ensinamentos prestados, em especial ao Prof. Dr. Clóvis Manoel Carvalho Ramos pelo apoio e amizade.

À Secretária do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola – UNIVASF, Carolina Torres, pelo apoio e amizade.

Ao Pesquisador da Embrapa Clima Temperado, Dr. Carlos Reisser Junior pelo incentivo e motivação ao início deste mestrado.

A todos os amigos e colegas da Pós-Graduação em Engenharia Agrícola - UNIVASF, em especial ao Bruno Ricardo, Cíntia, Danielle, Fernanda, Indira, Márcio,

Nielton, Rubem, Roberto, Saulo, Sheila, Victor e Wilis, pelo apoio, amizade e companheirismo.

Aos amigos do Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Irrigação e Drenagem) da FCA UNESP campus de Botucatu, Alexsandro, Géssica, Joselina e Rafael, pelos ensinamentos, amizade e companheirismo.

Aos demais amigos de outras instituições, em especial ao Bruno Djvan, Cristiane, Diogo, Luciana, Miguel, Rodrigo, Thalita e Tayla, pela amizade e companheirismo.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para o presente estudo.

OLDONI, H. **Geoestatística e análise de agrupamento para delimitação de zonas de monitoramento da umidade em solo arenoso no Vale do Submédio São Francisco**. 2015. 69f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Universidade Federal do Vale do São Francisco UNIVASF. Juazeiro – BA.

RESUMO

A prática de irrigação é indispensável ao cultivo da videira no Vale do Submédio São Francisco, tornando importante a procura por práticas de agricultura de precisão que visem evitar desperdício e aumentem a eficiência no uso da água. Uma destas práticas é a divisão da área em zonas de manejo. Neste sentido, o objetivo do estudo foi gerar mapas de distribuição espacial de atributos físico-hídricos do solo e de dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa) monitorados durante dois ciclos de produção de um pomar irrigado de videira de mesa no Perímetro Irrigado Senador Nilo Coelho, em Petrolina – PE, e por meio deles, gerar zonas de manejo por meio da análise multivariada de agrupamento fuzzy c-means (FCM); identificar os atributos físico-hídricos que exercem maior influência sobre a CEa; e identificar um possível padrão temporal da CEa. Amostras de solo foram coletadas na profundidade de 0,00 – 0,20 e 0,20 – 0,40 m, para determinar seus atributos físico-hídricos. Um medidor portátil foi utilizado para a aquisição dos dados de CEa na profundidade de solo de 0,00 – 0,40 m, em diferentes dias dos ciclos de produção da videira, no ano de 2012 e 2013. Os semivariogramas experimentais foram gerados para todos os conjuntos de dados referentes à profundidade de 0,00 – 0,40 m, e modelos foram ajustados a eles. Os mapas de distribuição espacial foram gerados utilizando a krigagem ordinária. As zonas de manejo dos dados interpolados de cinco diferentes combinações de variáveis foram delimitadas utilizando o algoritmo de agrupamento FCM e dois índices foram aplicados para determinar o melhor número de zonas de manejo. A análise de variância e o teste de Tukey HSD foram aplicados às médias dos dados amostrados pertencentes a cada zona de manejo gerada. Foi possível separar a área de estudo em zonas de manejo de irrigação. A divisão da área em zonas de manejo, por meio da combinação entre os atributos físico-hídricos do solo e a CEa, possibilitou compreender melhor a influência dos atributos físico-hídricos do solo na CEa.

Palavras-chave: *Vitis vinifera* L.. Agricultura de precisão. Fuzzy c-means. Atributos físico-hídricos do solo. Condutividade elétrica aparente do solo.

OLDONI, H. **Geoestatística e análise de agrupamento para monitoramento de zonas em solo arenoso de Lower Middle São Francisco Valley**. 2015. 69f. Dissertação (Master in Agricultural Engineering), Federal University of São Francisco Valley UNIVASF. Juazeiro – BA.

ABSTRACT

Irrigation is an essential practice in the vine cultivation in the Lower Middle São Francisco Valley, making significant the demand for precision farming practices designed to minimizing waste and increasing efficiency of water use. One of these practices is the division of the area into management zones. In this sense, the objective of this study was to generate maps of the spatial distribution of soil physical-hydric attributes and apparent soil electrical conductivity (CEa) monitored during two growing seasons of an irrigated table grape orchard in the Senador Nilo Coelho Irrigation Scheme, in Petrolina, State of Pernambuco, Brazil. Based on those data management zones were generated through multivariate technique fuzzy c-means (FCM) clustering, as well as the physical-hydric attributes that most influenced on CEa and temporal pattern of CEa were identified. Soil samples were collected in soil depth of 0.00 - 0.40 m, to determine their physical-hydric attributes. A portable meter was used to acquire CEa data in depth of 0.00 - 0.40 m, at different days in 2012 and 2013 growing seasons. Experimental semivariograms were generated for all datasets regarding depth of 0.00 - 0.40 m and models were fitted. Spatial distribution maps were generated using ordinary kriging. Management zones of the interpolated data for five different combinations of variables were defined using the FCM clustering algorithm and two indexes were applied to determine the optimal number of management zones. Analysis of variance and the Tukey HSD test were applied to the average of data belonging to each management zone generated. It was possible to separate the study area into irrigation management zones. The division of the area into management zones, through the combination of physical-hydric attributes and CEa, enabled better understanding about the influence of physical-hydric attributes in CEa.

Palavras-chave: *Vitis vinifera* L.. Precision agriculture. Fuzzy c-means. Physical-hydric attributes. Apparent soil electrical conductivity.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1. Mapa do Estado de Pernambuco com localização do município de Petrolina (A) e imagem aérea modificada da área de estudo (B) [Fonte: adaptado Google Earth (2013)] 18
- Figura 2. Pomar de videira irrigada regularmente espaçada no campo (A) com suas respectivas indicações de número de linha, em vermelho (B) e número de planta, em preto (C) [Fonte: adaptado de Nascimento, E. (2013)].20
- Figura 3. Localização das transeções de coleta de solo.21
- Figura 4. Medidor portátil da condutividade elétrica aparente do solo [Fonte: Nascimento, E. (2013)] (A); Esquema representativo do funcionamento do medidor (Fonte: Autor) (B).....22
- Figura 5. Localização dos pontos de medida da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) aos 100-101 dias após a poda de produção (dapp) da videira de mesa em 2012 (A); localização dos pontos de medida da CEa aos 57 e 60 dapp em 2012, e aos 63, 78 e 91 dapp em 2013 (B).23
- Figura 6. Índice de desempenho fuzziness (FPI) e entropia de partição modificada (MPE), para os diferentes números de zonas de manejo das combinações C1, C2, C3, C4 e C5.....40
- Figura 7. Mapas de distribuição espacial dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre os atributos físico-hídricos do solo (C1).41
- Figura 8. Mapa de zonas de manejo referente à combinação entre os atributos físico-hídricos do solo (C1), com sistema de irrigação implantado.....43
- Figura 9. Mapas de distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para os diferentes dias após a poda de produção (dapp) de 2012 e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp de 2012 (C2).46
- Figura 10. Mapas de distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para os diferentes dias após a poda de produção (dapp) de 2013 e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp de 2013 (C3).47

- Figura 11. Mapas de zonas de manejo referentes à combinação entre dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos diferentes dias após a poda de produção (dapp) da videira em 2012 e 2013 (C4) e referentes à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp em 2012 e 2013 e os atributos físico-hídricos do solo (C5).50
- Figura 12. Localização dos pontos de monitoramento da umidade do solo. [Fonte: Adaptado Nascimento, P. (2013)].....55
- Figura 13. Semivariogramas dos atributos areia (A), silte (B), argila (C), água disponível (D) e densidade do solo (E), referentes à profundidade de 0,00 – 0,40 m.68
- Figura 14. Semivariogramas dos dados de condutividade elétrica aparente do solo a 0,00 – 0,40 m de profundidade, medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 aos 57 dias após a poda de produção (dapp) (A), 60 dapp (B) e 100-101 dapp (C), e em 2013 aos 63 dapp (D), 78 dapp (E) e aos 91 dapp (F).69

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1. Estatística descritiva e teste de normalidade dos atributos físico-hídricos do solo, na profundidade de 0,00 – 0,40 m33
- Tabela 2. Estatística descritiva dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}), medidos nos ciclos de produção da videira de mesa de 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m.....34
- Tabela 3. Modelos de semivariogramas teóricos ajustados com seus respectivos parâmetros de ajuste, índice de concordância (d) e validação cruzada para os atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m.36
- Tabela 4. Modelos de semivariogramas teóricos ajustados com seus respectivos parâmetros de ajuste, índice de concordância (d) e validação cruzada para os valores de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos ciclos de produção da videira em 2012 e em 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m.....38
- Tabela 5. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C1, com o resultado do teste de Tukey HSD.....44
- Tabela 6. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos no ciclo de produção da videira de mesa em 2012, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C2, com o resultado do teste de Tukey HSD.....49
- Tabela 7. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos no ciclo de produção da videira de mesa em 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C3.50
- Tabela 8. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C4. ..52
- Tabela 9. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos atributos físico-hídricos do solo e dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa) medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C5, com o resultado do teste de Tukey HSD.53

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	13
2.1. Análise geoestatística.....	13
2.2. Análise multivariada de agrupamento fuzzy c-means.....	14
2.3. Análise multivariada no delineamento de zonas de manejo	16
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	18
3.1. Caracterização e localização da área de estudo	18
3.2. Coleta de solo e determinação dos atributos físico-hídricos.....	20
3.3. Medição da condutividade elétrica aparente do solo	21
3.4. Análise estatística descritiva.....	24
3.5. Análise geoestatística.....	24
3.6. Análise multivariada de agrupamento.....	26
3.7. Confecção de mapas de zonas de manejo.....	31
3.8. Análise de variância e teste de Tukey HSD.....	31
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
4.1. Análise estatística descritiva.....	33
4.2. Análise geoestatística.....	35
4.3. Análise multivariada de agrupamento.....	39
4.4. Mapas de distribuição espacial e de zonas de manejo com base nos atributos físico-hídricos do solo.....	40
4.5. Mapas de distribuição espacial e zonas de manejo com base na CEa	45
5. CONCLUSÕES.....	57
REFERÊNCIAS.....	58
APÊNDICES.....	67

1. INTRODUÇÃO

O Vale do Submédio São Francisco é um grande polo de cultivo de espécies frutíferas, em especial os municípios de Petrolina - PE e Juazeiro – BA, destacando a cultura da videira de mesa, por ser uma das mais cultivadas e por proporcionar alta rentabilidade aos produtores; todavia, com alto custo de implantação e de manutenção do pomar. Isso ressalta a importância dos cuidados a serem tomados com a cultura e, dentre esses cuidados, está o manejo adequado do solo e da irrigação.

Devido ao clima semiárido predominante na região, a prática de irrigação torna-se indispensável no cultivo da videira; no entanto um manejo da irrigação realizado de maneira inadequada pode acarretar consequências ambientais e econômicas como a salinização do solo e sua perda de fertilidade, contaminação de corpos d'água a jusante (lençóis freáticos, rios, etc.), menor aproveitamento do potencial produtivo da cultura, desuniformidade espacial do seu desenvolvimento e produtividade, desperdício de energia e principalmente de água, tendo como consequência, uma menor rentabilidade da produção. A escassez de água está tornando-se uma realidade, provocando conflitos pelo seu uso entre os diversos setores que a utilizam; porém, com o aumento da eficiência do uso da água e melhorias na gestão de recursos hídricos, ainda existe a possibilidade de expandir a prática da irrigação em novas áreas agrícolas. Uma aliada no aumento desta eficiência é a agricultura de precisão.

Nos últimos anos, o conceito de agricultura de precisão vem sendo estudado e aplicado com maior intensidade, buscando principalmente evitar o desperdício e aumentar a eficiência do uso de insumos, incluindo a água, para diminuir os custos de produção, além da diminuição de danos ambientais. Deste modo, a agricultura de precisão pode ser utilizada para o manejo da irrigação, na busca do conhecimento da variabilidade espacial de atributos do solo na área de cultivo e a divisão destas em zonas distintas de manejo, de modo que o solo de cada zona tenha suas próprias características físico-hídricas, responsáveis pela dinâmica da água no mesmo.

A agricultura de precisão é dotada de ferramentas que auxiliam sua aplicação. A geoestatística e a análise multivariada são algumas destas, podendo ser utilizadas

para o delineamento das zonas de manejo. A análise multivariada de agrupamento por meio do algoritmo fuzzy c-means (FCM) (BEZDEK, 1981; BEZDEK et al., 1984), vem sendo amplamente utilizada juntamente com a geoestatística, para o delineamento destas zonas. Segundo Goktepe et al. (2005), o algoritmo FCM possui grande potencial para ser utilizado em análise de agrupamentos dos parâmetros do solo e lidar com as incertezas existentes nestes, além de ter capacidade de classificação precisa.

Para a utilização dessas duas ferramentas no delineamento, inicialmente é necessário a coleta de solo em posições georeferenciadas para que, por meio destas, se possa caracterizar os atributos do solo, além das medições de variáveis auxiliares, as quais, também podem ser realizadas, facilitando a obtenção de resultados e, muitas vezes, melhorando-os. Uma destas variáveis auxiliares é a condutividade elétrica aparente do solo (CEa), esta vem sendo amplamente utilizada por diversos pesquisadores. Segundo Corwin et al. (2006) e De Benedetto et al. (2013), a CEa recebe influência de diversos atributos do solo, sendo esta de fácil obtenção e de baixo custo.

Com isso, a utilização de atributos do solo juntamente com a variável auxiliar CEa, para o delineamento de zonas de manejo, tornou-se uma realidade. No entanto, ainda são necessários estudos voltados a esta utilização em solos irrigados de textura arenosa, os quais são pouco presentes na literatura, buscando com isso, um melhor entendimento do comportamento da CEa nesses solos e diante da irrigação nas diferentes etapas de produção da uva de mesa. Sabendo então que a aplicação da análise geoestatística e da análise de agrupamento FCM podem auxiliar neste entendimento e no delineamento de zonas de manejo de irrigação, este trabalho tem por objetivo gerar mapas de distribuição espacial de atributos físico-hídricos do solo e de dados de CEa, monitorados durante dois ciclos de produção de um pomar irrigado de videira de mesa no Vale do Submédio São Francisco, e por meio deles, gerar zonas de manejo de irrigação pela análise multivariada de agrupamento FCM, bem como identificar os atributos físico-hídricos que exercem maior influência sobre a CEa e um possível padrão temporal desta.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Análise geoestatística

A variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo proporciona uma heterogeneidade no desenvolvimento da cultura no decorrer de uma determinada área agrícola, a qual interfere no real potencial da cultura, tanto em termos qualitativos e quantitativos. A agricultura de precisão visa um manejo diferenciado do solo e da cultura de maneira eficiente, buscando melhorar a renda do agricultor e reduzir o impacto ambiental decorrente da produção agrícola (DE BENEDETTO et al., 2012). Para determinar a heterogeneidade do solo é fundamental medir estas propriedades em um número finito de lugares, mesmo sendo contínuas no espaço e, assim, estimar ou prevê-las nos locais não medidos, em um sentido espacial. Esta estimativa é realizada por meio da geoestatística, que nos permite fazê-lo sem preconceitos e com um erro mínimo (WEBSTER; OLIVER, 2007). Atributos do solo medidos em pontos próximos tendem a ter valores semelhantes, mas com o aumento da distância entre eles, menor será esta semelhança. A geoestatística pode expressá-los quantitativamente e, assim, utilizá-los para a previsão (GOOVAERTS, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007).

Segundo Grego et al. (2014), a geoestatística é uma ferramenta excelente para agricultura de precisão, utilizando-a na identificação de zonas homogêneas dos parâmetros que interferem no processo de produção agrícola, quando se diz respeito à variabilidade espacial destes.

A geoestatística é vantajosa, em relação aos métodos estatísticos clássicos, na busca da real estimativa dos atributos do solo. Por meio dos métodos clássicos é possível obter apenas um valor médio para qualquer região de interesse, sem considerar modelos espaciais, ao contrário dos métodos geoestatísticos, que consideram modelos espaciais e promove a estimativa de valores no decorrer de toda região de interesse (McBRATNEY et al., 1981; WEBSTER; OLIVER, 2007); todavia, a estatística clássica e a geoestatística podem ser usadas conjuntamente no estudo da variabilidade espacial de atributos do solo (VIEIRA, 2000; REICHARDT; TIMM, 2012).

Mesmo que os primeiros estudos voltados à variabilidade espacial do ambiente tenham sido realizados no início do século XX, a geoestatística surge pela primeira vez somente na metade do século, no campo de engenharia de minas na África do Sul, em trabalho com dados de concentração de ouro (KRIGE, 1951). Mais tarde, Matheron (1963), na França, desenvolveu soluções para o problema de estimativa a partir da teoria fundamental dos processos aleatórios, nomeada como a Teoria das Variáveis Regionalizadas, fundamentada na geoestatística e tem como definição uma função espacial numérica, que varia de um local para outro com dependência espacial (VIEIRA, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007). Desde então, a geoestatística tornou-se uma ferramenta amplamente utilizada em várias áreas, como a hidrogeologia, meteorologia, ciência do solo, agricultura e pesca, entre outras, com diversos desenvolvimentos da técnica (WEBSTER; OLIVER, 2007).

A maioria das aplicações geoestatísticas baseia-se no conceito de função aleatória, que considera o conjunto de valores desconhecidos como sendo um conjunto de variáveis aleatórias com dependência espacial (GOOVAERTS, 1999). Esta dependência espacial pode ser estimada pelo semivariograma (VIEIRA et al., 1983), que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado expressando a dependência espacial entre amostras. A geoestatística utiliza o semivariograma como uma medida de dissimilaridade entre observações (GOOVAERTS, 1999; 2000).

A Teoria da Variável Regionalizada fornece um método de estimativa de valores nos locais não amostrados, conhecido em Ciências da Terra como krigagem (McBRATNEY et al., 1981), que usa a dependência espacial entre amostras de pontos vizinhos, expressa no semivariograma, para promover a estimativa (VIEIRA, 2000). Isso torna possível conhecer a distribuição espacial de variáveis do solo, da planta e do clima, com apenas um determinado número de amostragens.

2.2. Análise multivariada de agrupamento fuzzy c-means

A análise multivariada de agrupamento visa identificar em um conjunto de dados determinadas estruturas de tal modo que seus indivíduos sejam mais semelhantes entre si que os que pertencem a grupos diferentes (HSU et al., 2012;

JAIN et al., 1999; SUGANYA; SHANTHI, 2012). Para a separação do conjunto de dados em agrupamentos (estruturas), um algoritmo de agrupamento é utilizado, de modo que a semelhança entre os dados dentro de um determinado agrupamento seja maximizada, assim como a diferença entre os diferentes agrupamentos (JAYNES et al., 2005).

Segundo Guastaferrero et al. (2010), a análise de agrupamento com a aplicação da teoria dos conjuntos fuzzy (ZADEH, 1965), possibilitou uma melhor explicação da variação contínua de fenômenos naturais. A aplicação da teoria dos conjuntos fuzzy, na análise de agrupamento, foi realizada pela primeira vez por Ruspini (RUSPINI, 1969). Mais tarde, Dunn propôs o algoritmo de agrupamento fuzzy c-means (FCM) (DUNN, 1973) e, em seguida, ampliado por Bezdek (BEZDEK, 1981).

Além de ser bastante simples (COX, 2005) e muito fácil de implementar (SUN et al., 2012), o algoritmo FCM é muito eficaz no agrupamento de amostras e é um dos mais bem fundamentados na teoria, com uma aplicação mais madura em comparação aos demais algoritmos (GOU et al., 2015). Este algoritmo, em análise de agrupamento, é o mais comumente utilizado (JAIN et al., 1999; SUGANYA; SHANTHI, 2012; SUN et al., 2012), sendo caracterizado por não apresentar critérios de classificação e por seus agrupamentos não serem predefinidos (COX, 2005).

Segundo Cox (2005), quando comparado à abordagem clássica da maioria dos agrupamento fuzzy, o algoritmo FCM proporciona uma abordagem de maior flexibilidade, já que seu objetivo é atribuir aos pontos de dados diferentes graus de associação a cada agrupamento, permitindo avaliar a relação de cada indivíduo para cada agrupamento, mesmo com os outliers extremos, enquanto muitas técnicas de agrupamento tradicionais apresentam dificuldades em classificá-los. O algoritmo FCM tem como vantagem a formação de agrupamentos com sobreposição de uns aos outros, em que um ponto de dados x_i (observação) pode pertencer a diversos agrupamentos (GOKTEPE et al., 2005; VELMURUGAN, 2014). Para Pal et al. (2005), essa atribuição de graus de associação permite que os agrupamentos cresçam em suas formas naturais.

O algoritmo de agrupamento FCM é utilizado em diversas áreas de estudos, como na medicina (CHAIRA, 2011; BENAICHOUCHE et al., 2013; UNAL et al., 2014), economia (OZKAN et al., 2008; OZKAN et al., 2009; DE ANDRÉS et al., 2011; BAI et al., 2014), hidrologia (SRINIVAS et al., 2008; SADRI; BURN, 2011; SATYANARAYANA; SRINIVAS, 2011), estudo de gases (LIN; COBOURN, 2007;

HUANG et al., 2013) entre outras áreas, e vem sendo utilizado para delinear zonas de manejo associado a técnicas geoestatísticas (LI et al., 2007; MORARI et al., 2009; MORAL et al., 2010; WANG et al., 2012). Para Morari et al. (2009), a associação da análise geoestatística com a análise de agrupamento por meio do algoritmo FCM apresenta-se eficaz para delinear automaticamente zonas de manejo. Segundo Odeh et al. (1992), este algoritmo, por produzir agrupamento contínuo, é o mais desejável para delimitar zonas de manejo de atributos do solo contínuos.

2.3. Análise multivariada no delineamento de zonas de manejo

Na busca por um melhor manejo, a ser realizado pelo agricultor em uma determinada área agrícola, a delimitação de zonas de manejo do solo tornou-se uma importante alternativa. Além disso, é preferível pelo agricultor que cada zona concentre as variáveis intrínsecas do solo como um todo de forma homogênea, o qual não ocorre quando as variáveis são delineadas separadamente, por serem, muitas vezes, incoerentes espacialmente (MILNE et al., 2012). Com isso, quando o objetivo for a delimitação de zonas de manejo para diversas variáveis intrínsecas do solo, a abordagem multivariada deve ser utilizada.

Diversos trabalhos presentes na literatura buscam a aplicação do conceito de agricultura de precisão com o delineamento de zonas de manejo de áreas agrícolas por meio da análise geoestatística associada às técnicas de agrupamento, aplicadas às propriedades no solo e da planta. Alguns de seus objetivos finais são o manejo da adubação com taxa variável, o manejo de irrigação com taxa variável e os tratos culturais diferenciados.

Zonas de manejo foram delimitadas em trabalho realizado por Aggelopooulou et al. (2013), a partir de um projeto de agricultura de precisão em um pomar de maçã na Grécia, utilizando diversos fatores, incluindo atributos do solo e da planta. Neste trabalho os dados foram analisados em conjunto usando uma combinação de análise geoestatística com uma abordagem de agrupamento não paramétrico para delimitação das zonas de manejo, tendo como resultados a divisão do pomar em 4 zonas, que poderiam ser utilizados para diferentes tipos de manejo de fertilidade do

solo, tratos culturais diferenciados em cada zona e um manejo diferenciado da irrigação em função da textura e necessidades reais de água das plantas.

Moral et al. (2010) aplicaram a análise geoestatística em atributos físicos (areia grossa e fina, silte e argila) e químicos (pH, matéria orgânica - OM, nitrogênio total – TN e capacidade de troca de cátions - CEC), além da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) como variável secundária, em um solo de textura franco arenosa, para geração dos mapas de distribuição espacial destes atributos, e a partir destes, com o uso da técnica de agrupamento por meio do algoritmo FCM, gerar zonas de manejo potenciais com o intuito de uma aplicação de taxa variável de insumos. Os autores verificaram correlação positiva entre a CEa e a fração argila, CEC, pH e TN, e negativa com a fração areia. A análise de agrupamento resultou na delimitação de duas zonas homogêneas, uma com os maiores valores de argila e CEa e a outra com os menores, sendo estas utilizadas para futuras comparações com mapas de produtividade e aplicações de taxas variáveis de insumos.

Morari et al. (2009) aplicaram a técnica de agrupamento para delineamento de zonas na busca de diferentes práticas de manejo em área de solo de cascalho com cultivo de videira, a partir dos mapas de distribuição espacial de atributos físicos e químicos do solo e CEa como variável auxiliar na interpolação destas. A CEa, juntamente com outras variáveis, é muito utilizada para delineamento de zonas de manejo. Esta é influenciada por diversos atributos do solo, além de ser de fácil medição com baixo custo (CORWIN et al., 2006; DE BENEDETTO et al., 2013).

De todo modo, trabalhos que visem o delineamento de zonas de manejo por meio da associação da análise geoestatística e técnicas de agrupamento ainda são escassos quando o objetivo final é o manejo da irrigação no cultivo de culturas perenes.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Caracterização e localização da área de estudo

O presente estudo foi conduzido no lote 180 do Perímetro Irrigado Senador Nilo Coelho, Núcleo 5 ($9^{\circ} 23' 12,8''$ de latitude sul, $40^{\circ} 38' 13,8''$ de longitude oeste, com uma altitude de 394 m), no município de Petrolina – PE, no Vale do Submédio do São Francisco, em uma área de 1,6 ha, como mostra a Figura 1. A área é cultivada com videira de mesa da cultivar Thompson Seedless sobre o porta-enxerto SO4, plantada em maio de 2004, conduzida no sistema de latada com 20 fileiras, cada uma contendo 82 plantas, com espaçamento entre plantas de 2,5 m e entre fileiras de 4,0 m.

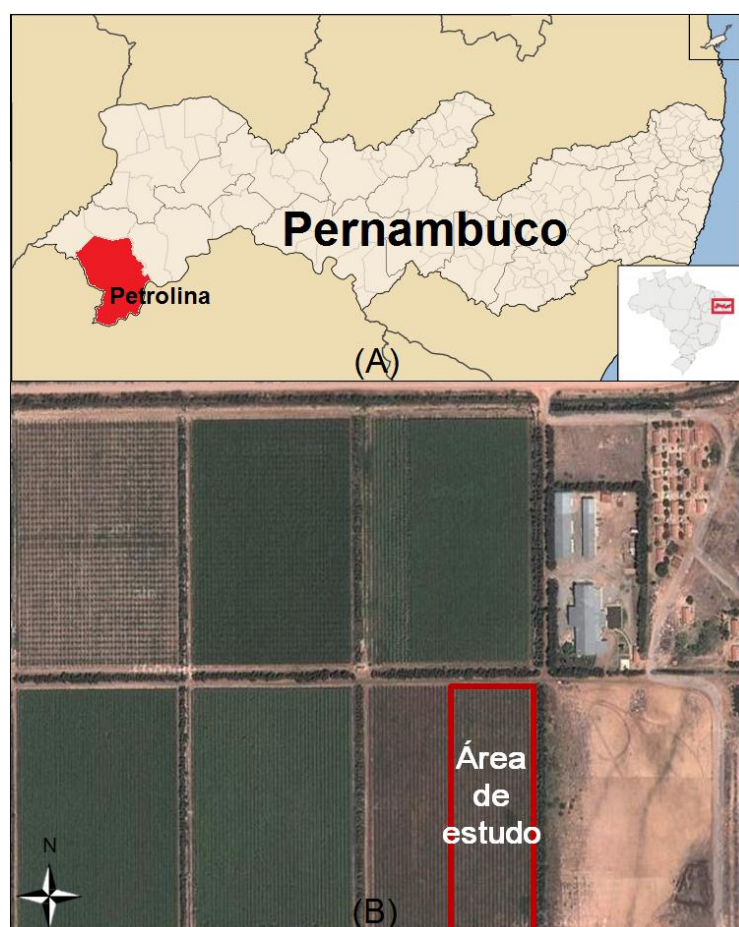


Figura 1. Mapa do Estado de Pernambuco com localização do município de Petrolina (A) e imagem aérea modificada da área de estudo (B) [Fonte: adaptado Google Earth (2013)].

A área de estudo (pomar) possui sistema de irrigação por microaspersão, com 1 difusor por planta, vazão aferida de 30 L h^{-1} , área molhada de $2,4 \times 2,5 \text{ m}$ e com 2 válvulas de derivação (uma para cada 10 fileiras) para distribuição da água. Além disso, o sistema dispunha de registros de linha nas mangueiras de cada fileira instalados pelo próprio produtor, de modo que a aplicação de água pudesse ser dividida em 3 partes da área para cada 10 fileiras de plantas.

O clima da região é o Semiárido, classificado como BSw_h por Köppen, com temperatura e umidade relativa média anual por volta dos $26,5^{\circ}\text{C}$ e 65%, respectivamente e precipitação pluviométrica média anual na ordem de 549 mm, que ocorre de forma irregular, distribuída em um curto período, entre os meses de novembro e abril, sendo os meses de março e agosto com maior e menor precipitação, respectivamente (TEIXEIRA, 2010). A evapotranspiração potencial anual da região é elevada, permanecendo na ordem de 3.000 mm, já que esta possui pouca nebulosidade na maior parte do ano, umidade relativa do ar baixa e localização geográfica intertropical, o que permite uma alta insolação (CUNHA et al., 2008).

De acordo com Embrapa (2013), o solo é classificado como Neossolo Quartzarênico e, segundo Cunha et al. (2008), é caracterizado por apresentar solos muito profundos, de textura arenosa a franco arenosa, com deficiência em nutrientes e baixa capacidade de troca de cátions e saturação de bases, sendo necessária a aplicação de fertilizantes para viabilizar o seu cultivo.

Para o estudo da área não foi necessário o georreferenciamento dos pontos amostrais, já que as fileiras e plantas eram enumeradas pelo próprio produtor e encontravam-se regularmente espaçadas como mostra a Figura 2, proporcionando assim conhecer a localização de cada planta da área em estudo e possibilitar a marcação de pontos amostrais.



Figura 2. Pomar de videira irrigada regularmente espaçada no campo (A) com suas respectivas indicações de número de linha, em vermelho (B) e número de planta, em preto (C) [Fonte: adaptado de Nascimento, E. (2013)].

3.2. Coleta de solo e determinação dos atributos físico-hídricos

No intuito de avaliar a variabilidade espacial dos atributos físicos-hídricos do solo e de delimitar zonas de manejo, definiu-se duas transeções na área de estudo, nas fileiras 5 e 15 (Figura 3), onde foram coletadas com trado amostras de solo, nas profundidades de 0,00 – 0,20 e 0,20 – 0,40 m, com espaçamento de 5 m entre coletas no decorrer da transeção, totalizando 80 pontos amostrais no total da área.

As amostras de solo foram encaminhadas para o Laboratório de Análise de Solo, Água e Planta da Embrapa Semiárido, em Petrolina – PE para a determinação das frações granulométricas areia, silte e argila, densidade do solo (Ds) e água disponível (AD).

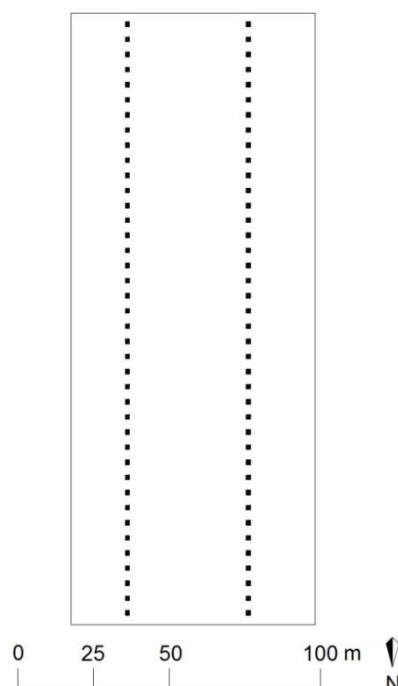


Figura 3. Localização das transeções de coleta de solo.

Por meio das amostras deformadas, coletadas com trado, foram determinadas as frações granulométricas areia, silte e argila (kg kg^{-1}) de acordo com Donnagema et al. (2011), e através do método da centrífuga (SILVA; AZEVEDO, 2002), determinou-se a capacidade de campo (θ_{cc}) à umidade do solo ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$) retida à 0,006 MPa e o ponto de murcha permanente (θ_{pmp}) à umidade do solo ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$) retida à 1,5 MPa. Assim, para a determinação da AD ($\text{m}^3 \text{m}^{-3}$), calculou-se a diferença entre θ_{cc} e θ_{pmp} . Com as amostras indeformadas, coletadas por meio do método do anel cilíndrico (0,05 m de altura e 0,05 m de diâmetro), foi determinada a Ds (kg dm^{-3}), após secagem da amostra de solo em estufa a 105°C , durante 24 horas.

Para se obter os valores dos atributos físico-hídricos do solo, representativos à profundidade total amostrada (0,00 – 0,40 m), calculou-se a média aritmética entre os valores de cada uma das duas profundidades em cada ponto amostral.

3.3. Medição da condutividade elétrica aparente do solo

Medições da condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) também foram realizadas na área. Utilizando um medidor portátil (RABELLO et al., 2010;

RABELLO et al., 2011), apresentado na Figura 4. Este equipamento facilita as medições em áreas de pomares, por apresentar um porte relativamente pequeno e leve.

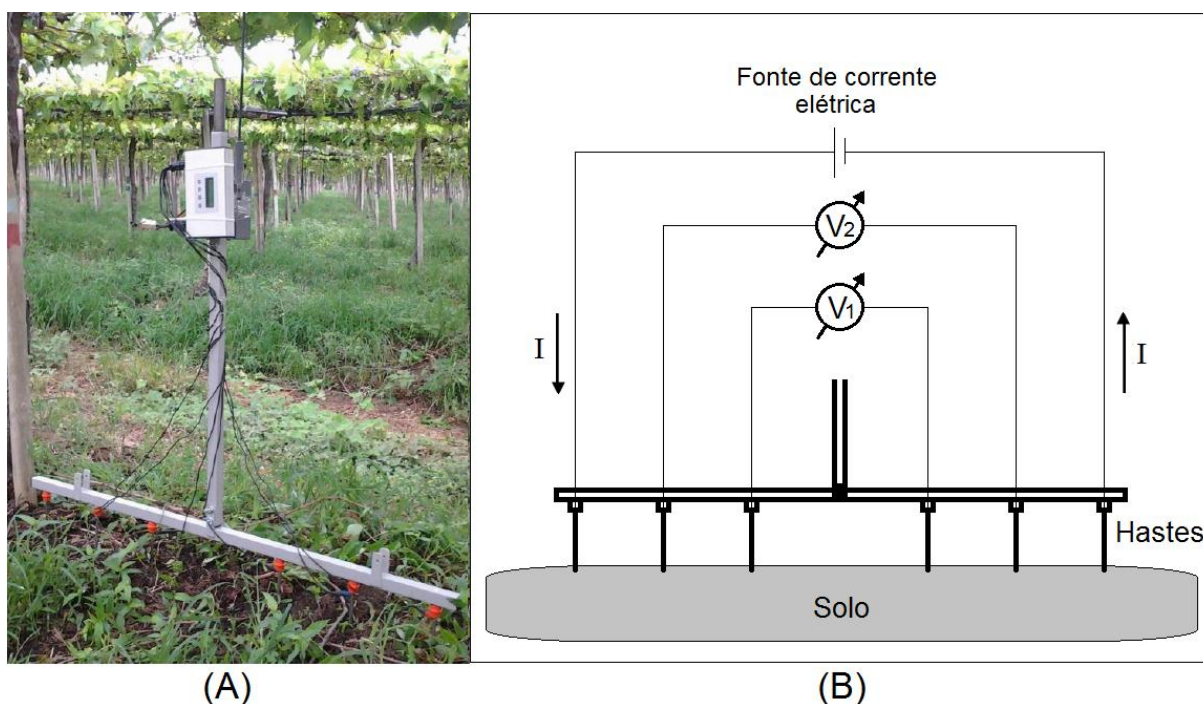


Figura 4. Medidor portátil da condutividade elétrica aparente do solo [Fonte: Nascimento, E. (2013)] (A); Esquema representativo do funcionamento do medidor (Fonte: Autor) (B).

O equipamento é dotado de seis hastes metálicas para contato com o solo, utilizadas como eletrodos; um microprocessador denominado PIC18F258, utilizando como processador central, fabricado pela Microchip Technology; e uma bateria para alimentação do equipamento. Seu princípio básico de funcionamento nada mais é que a emissão de corrente elétrica no solo por meio das duas hastes externas, de espaçamento fixo, e em seguida, medir diferença de potencial em duas diferentes profundidades (V_1 e V_2), por meio das demais hastes internas, como é ilustrado na Figura 4-B. O espaçamento das hastes internas deve ser ajustado conforme as profundidades de alcance desejadas para medição da CEa. Com isso, torna-se possível determinar a resistividade elétrica (resistência à passagem de corrente elétrica) oferecida pelo solo e, conseqüentemente, o inverso de seu valor, que corresponde à condutividade elétrica do solo (facilidade de conduzir corrente elétrica). Os valores de CEa medidos, são registrados e armazenados pelo equipamento (RABELLO et al., 2010; RABELLO et al., 2011).

As leituras de CEa foram realizadas durante dois ciclos de produção da videira de mesa, nos anos de 2012 e 2013. Em cada ciclo de produção foram realizadas leituras em 3 diferentes dias após a poda de produção (dapp), aos 57, 60 e 100-101 dapp no ciclo de produção no ano de 2012 e aos 63, 78 e 91 dapp no ciclo de produção no ano de 2013. Para o presente trabalho, foram adotadas as leituras realizadas referentes à profundidade de 0,00 – 0,40 m.

As leituras realizadas aos 100-101 dapp no ano de 2012 foram separadas a cada duas plantas no decorrer de todas as 20 fileiras de plantas, resultando em uma amostragem de malha de 4,0 x 5,0 m, totalizando 820 pontos amostrais como mostra a Figura 5-A. As leituras realizadas aos 57 e 60 dapp no ano de 2012 e aos 63, 78 e 91 dapp no ano de 2013, ocorreram em 5 fileiras (fileiras 1, 5, 10, 15 e 20), separadas a cada duas plantas, totalizando 205 pontos amostrais como mostra a Figura 5-B.

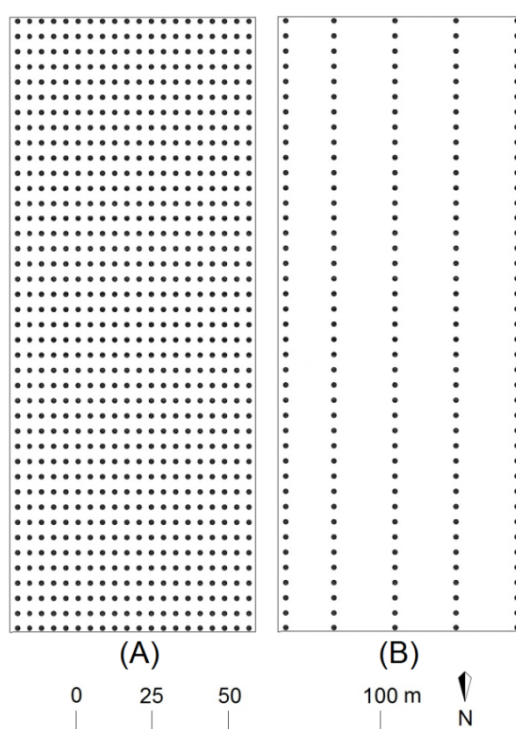


Figura 5. Localização dos pontos de medida da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) aos 100-101 dias após a poda de produção (dapp) da videira de mesa em 2012 (A); localização dos pontos de medida da CEa aos 57 e 60 dapp em 2012, e aos 63, 78 e 91 dapp em 2013 (B).

3.4. Análise estatística descritiva

Os conjuntos de dados de todos os atributos em estudo foram inicialmente submetidos à análise por meio da estatística descritiva, calculando-se a média, mediana (Med), valor mínimo (Mín) e máximo (Máx), desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV, %) e os coeficientes de assimetria e de curtose. O CV foi classificado de acordo com critérios propostos por Warrick e Nielsen (1980) em que, o conjunto de dados encontra-se com baixa variabilidade quando $CV < 12\%$; média variabilidade quando $12\% \leq CV < 60\%$; e alta quando $CV \geq 60\%$. Os valores de CV são calculados para verificar a dispersão dos dados entorno da média.

Também foi aplicado o teste não-paramétrico de Kolmogorov-Smirnov proposto por Campos (1979), para avaliação da normalidade de cada conjunto de dados, considerando que os dados seguem uma distribuição normal quando a distância máxima (D) calculada entre a distribuição da variável em estudo e a distribuição normal padrão apresente-se menor que o valor crítico de D tabelado ao nível de 5% de significância (COSTA NETO, 2002).

Toda análise estatística descritiva, além do teste de normalidade, foi realizada por meio do programa STATISTICA versão 8.0 (STATSOFT, 2012).

3.5. Análise geoestatística

Para caracterizar a distribuição espacial dos atributos físico-hídricos do solo e da CEa, ambos representativos à profundidade de 0,00 – 0,40 m, o dados levantados foram submetidos à análise geoestatística (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989; WEBSTER; OLIVER, 2007). Inicialmente foram calculados os valores de semivariância experimental $[\gamma(h)]$ por meio da Equação 1. Em seguida foram construídos os semivariogramas experimentais para cada conjunto de dados e modelos teóricos foram ajustados com seus respectivos parâmetros de ajuste (C_0 : efeito pepita; $C_0 + C$: patamar; A: alcance da dependência espacial), sendo que o melhor modelo foi escolhido e ajustado buscando o maior coeficiente de determinação (R^2) e a menor soma dos quadrados dos resíduos (SQR). O índice de

dependência espacial (IDE) também foi calculado e classificado segundo metodologia descrita por Zimback (2001), como baixo, moderado e alto quando IDE $\leq 25\%$, $25\% < IDE \leq 75\%$ e $IDE > 75\%$, respectivamente.

$$\gamma(h) = \left(\frac{1}{2N(h)} \right) \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

em que:

- $\gamma(h)$ semivariância experimental dos dados distantes entre si de um número h de vetores de espaçamento ou lag l ;
- $[Z(x_i), Z(x_i+h)]$ pares de valores das variáveis separadas por um vetor lh ;
- $N(h)$ número de pares de valores $[Z(x_i), Z(x_i+h)]$ separados pelo vetor lh ;
- Z variável em estudo.

Para avaliar a qualidade do modelo matemático ajustado ao semivariograma experimental, foi realizado o procedimento de validação cruzada (VIEIRA, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007), o qual basicamente busca avaliar o modelo ajustado utilizado pela krigagem e prever a confiabilidade da interpolação. O procedimento nada mais é que calcular o próprio valor amostrado quando ele é retirado do conjunto de dados e compara-lo com seu real valor através de um gráfico de regressão. Dois principais parâmetros devem ser observados, conhecidos como coeficiente de regressão (CR) e o coeficiente de determinação (r^2). O CR indica se o processo de interpolação de dados pela krigagem superestima ou subestima valores extremos do conjunto de dados, quando mais próximo de 1, menor é a superestimativa ou subestimativa dos dados. O r^2 indica o quão os valores interpolados aproximam-se dos valores reais, e varia de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1, maior é a semelhança entre os valores interpolados dos reais.

Também foi determinado o índice de concordância (d) (WILLMOTT, 1981) por meio da Equação 2, para quantificar a precisão do modelo matemático ajustado ao semivariograma experimental de cada um dos conjuntos de dados em estudo.

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [\gamma^*(h) - \gamma(h)]^2}{\sum_{i=1}^n [|\gamma^*(h) - \bar{Y}| + |\gamma(h) - \bar{Y}|]^2} \quad (2)$$

em que:

- d índice de concordância;
- $\gamma^*(h)$ semivariância estimada pelo modelo ajustado dos dados distantes entre si de um número h de vetores de espaçamento ou lag l;
- \bar{Y} valor médio dos valores de semivariância experimental.

Com o melhor modelo ajustado ao semivariograma experimental de cada conjunto de dados, estes foram então usados em um procedimento de krigagem ordinária para estimar os valores amostrados em locais não amostrados (VIEIRA, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007). Mapas de contorno suavizados para cada um dos atributos físico-hídricos do solo e da CEa, ambos na profundidade de 0,00 – 0,40 m, foram construídos utilizando os valores interpolados.

A construção dos mapas e toda a análise geoestatística dos dados foram realizados com auxílio do programa geoestatístico GS+ versão 7.0 (GAMMA DESIGN SOFTWARE, 2004).

3.6. Análise multivariada de agrupamento

Para a análise de agrupamento foram utilizados os valores interpolados pela krigagem ordinária de cada uma das variáveis em estudo representativas à profundidade de 0,00 – 0,40 m, os quais nada mais são que os mapas de contorno, porém, representados numericamente. Os dados foram interpolados em uma malha única de 2,58 x 1,31 m em toda área de estudo, totalizando 4.992 pontos de interpolação.

Todos os conjuntos de dados interpolados foram submetidos a uma padronização, buscando uma mesma amplitude para todos os conjuntos, com média igual a zero e desvio padrão igual a 1. A padronização é realizada por meio da Equação 3. Segundo Guo et al. (2012), esta padronização de dados é a mais comumente utilizada e geralmente é um pré-requisito na análise multivariada de agrupamento.

$$p_i = \frac{(x_i - \bar{X})}{DP} \quad (3)$$

em que:

- p_i valor padronizado da i-ésima observação;
- x_i valor da i-ésima observação;
- \bar{X} média aritmética do conjunto de observações;
- DP desvio padrão do conjunto de observações.

A análise de agrupamento foi aplicada para dividir a área em diferentes zonas homogêneas do solo, visando o manejo da irrigação na área, a identificação da influência dos atributos físico-hídricos do solo sobre a CEa, e a existência de um padrão temporal da mesma. Deste modo, o estudo foi dirigido para cinco diferentes combinações entre as variáveis em estudo:

- C1 combinação com os dados dos atributos físico-hídricos do solo em estudo (areia, silte, argila, Ds e AD);
- C2 combinação dos dados de CEa medidos durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2012 (57, 60 e 100-101 dapp);
- C3 combinação dos dados de CEa medidos durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2013 (63, 78 e 91 dapp);
- C4 combinação dos dados de CEa medidos durante os ciclos de produção da videira de mesa dos anos de 2012 e 2013;
- C5 combinação dos dados dos atributos físico-hídricos do solo em estudo e da CEa medida durante os ciclos de produção da videira de mesa dos anos de 2012 e 2013.

A análise de agrupamento aplicada aos dados da combinação C1 busca delinear zonas de manejo para a irrigação da área levando em conta somente os atributos físico-hídricos do solo. Quando aplicada aos dados das combinações C2, C3 e C4 buscam identificar um padrão de comportamento temporal da CEa. Já para a combinação C5, a aplicação da análise busca identificar quais atributos físico-hídricos do solo exercem maior influência na CEa e de que modo.

A análise multivariada de agrupamento, aplicada as diferentes combinações de variáveis, foi realizada por meio do algoritmo de agrupamento fuzzy c-means (FCM) (BEZDEK, 1981; BEZDEK et al., 1984). Para dividir a área de estudo em diferentes zonas de manejo por meio deste algoritmo, são atribuídos graus de associação (u_{ij}) de cada ponto interpolado i para cada centro de agrupamento j , permitindo avaliar a relação de cada ponto a cada agrupamento (COX, 2005; JAIN et al., 1999), que neste caso os agrupamentos equivalem as zonas de manejo. Os graus de associação variam entre 0 e 1, sendo que, quanto mais próximo de 1, maior será a associação do ponto de dados ao agrupamento (ROCHA et al., 2012). Segundo Guastaferrero et al. (2010), na prática, pode ser necessário atribuir a cada indivíduo uma classificação única usando um valor máximo de associação para cada ponto de dados, este é um processo chamado de "defuzzificação". Desta forma, cada ponto interpolado irá pertencer à zona pela qual apresentar o maior grau de associação. Estes são obtidos por meio de um processo iterativo na busca do valor mínimo da função objetivo (Equação 4), a qual possibilita uma divisão ótima dos agrupamentos.

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (4)$$

em que:

N número de pontos de dados;

C número de agrupamentos ($C \geq 2$);

u_{ij} grau de associação do ponto de dados i no agrupamento j ($\sum_{i=1}^N \mu_{ij} = 1$; $1 \leq i \leq N$; $1 \leq j \leq C$);

m expoente de ponderação fuzziness (qualquer número real maior que 1);

x_i i -ésimo ponto de dados de valor d -dimensional;

c_j centro do j -ésimo agrupamento de valor d -dimensional;

$\|*\|$ qualquer norma expressando a semelhança (distância) entre x_i e c_j .

Neste trabalho utilizou-se a distância euclidiana como norma para expressar a distância entre x_i e c_j . Existem diversos métodos para medir a distância entre dois pontos no espaço multidimensional, porém, a distância euclidiana é considerada a distância convencional e, geralmente, a mais utilizada (COX, 2005).

O processo iterativo para a minimização da função objetivo (Equação 4), visa praticamente a execução de dois processos principais: 1 - a atualização do grau de associação u_{ij} dos pontos interpolados aos agrupamentos por meio da Equação 5; e 2 – a atualização do centro do agrupamento c_j de cada agrupamento por meio da Equação 6, de modo que, segundo Hsu et al. (2012), cada vez mais as observações x_i próximos ao centro do agrupamento c_j de um determinado agrupamento, tenham um maior grau de associação ao mesmo.

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (5)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (6)$$

Para a finalização do processo iterativo de forma satisfatória, adotou-se um critério de finalização do processo iterativo (ε), representado na Equação 7. Este é um dos diversos critérios utilizados na literatura (DAS, 2013; RODRIGUEZ et al., 2012; TANG et al., 2010; YAO et al., 2014) e todos considerados eficientes. Também diversos valores de ε são adotados e, para este estudo, adotou-se o valor de $\varepsilon = 1 \times 10^{-3}$, o qual proporciona uma qualidade de agrupamento satisfatória quando aplicada as variáveis do solo.

$$\max_{ij} \left\{ \left| u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)} \right| \right\} < \varepsilon \quad (7)$$

em que:

- ε critério de finalização do processo iterativo;
- k etapas de iteração.

Todo processo da análise multivariada de agrupamento foi realizada por meio do pacote “e1071” (MEYER et al., 2014) no programa R (R DEVELOPMENT CORE

TEAM, 2012). Para isto, é necessário informar o número de agrupamentos, número de iterações e o expoente de ponderação fuzziness (m).

O algoritmo FCM não indica diretamente o número ótimo de agrupamentos para o conjunto de dados analisados, que nada mais é que o número ótimo de zonas de manejo. Assim, para este trabalho, o número de zonas de manejo foi testado antes de ser adotado. Para a escolha do melhor número de zonas, duas funções de validação do agrupamento foram determinadas, o índice de desempenho fuzziness (FPI) e a entropia de partição modificada (MPE), representadas nas Equações 8 e 9, as quais podem ser encontradas em diversos trabalhos (ARAÚJO et al., 2013; BOYDELL; McBRATNEY, 2002; FRIDGEN et al., 2004; ODEH et al., 1992; SUN et al., 2012), respectivamente. Segundo Sun et al. (2012), FPI e MPE são as funções de validação do número de agrupamentos mais frequentemente utilizados em agrupamento FCM.

$$FPI = 1 - \frac{CF - 1}{C - 1}, \quad F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (u_{ij})^2 \quad (8)$$

$$MPE = \frac{-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij} \log(u_{ij})}{N \log(C)} \quad (9)$$

O FPI mede o grau de separação das observações dos agrupamentos gerados (FRIDGEN et al., 2004), em outras palavras, mede o quanto os pontos dos dados interpolados estão separados em relação às zonas de manejo. O valor de FPI varia entre 0 e 1, assim sendo, quando mais próximo de zero, menor é a sobreposição entre os agrupamentos e, portanto, a partição é mais clara (ODEH et al., 1992). O MPE mede o grau de desorganização entre os agrupamentos de um conjunto de dados. Seu valor também varia entre 0 e 1, e valores próximos de zero indicam agrupamentos mais organizados (FRIDGEN et al., 2004), portanto, o melhor número de zonas de manejo a ser escolhido será para quão menor forem os valores destes índices. Adotou-se 2 como número mínimo e 6 como número máximo de agrupamentos para a realização do teste de melhor número de zonas de manejo.

O número de iterações corresponde quantas vezes é necessário realizar o processo de cálculos até atender o critério de finalização do processo iterativo (equação 7).

O valor de m varia de 1 ao infinito. Quando m for igual a 1, os agrupamentos não apresentam sobreposição de uns aos outros; a partir do aumento do valor de m , a área de abrangência do grupo aumenta conseqüentemente, e maior será o número de dados pertencentes a mais de um agrupamento. Segundo Rocha et al. (2012), para valores altos de m o algoritmo apresenta resultados com grupos menos bem definidos. Cox (2005) comenta que o valor de m geralmente é utilizado entre 1,25 a 2. Para este trabalho adotou-se $m = 1,25$.

3.7. Confeção de mapas de zonas de manejo

Com a identificação do melhor número de agrupamentos e com posse do resultado das partições dos mesmos, obtidas por meio da análise de agrupamento FCM, e suas localizações espaciais, para cada uma das cinco combinações de variáveis, mapas de zonas de manejo foram confeccionados com auxílio do programa GS+ versão 7.0 (GAMMA DESIGN SOFTWARE, 2004), buscando alocar e identificar por diferentes cores, cada uma das observações x_i (pontos interpolados) pertencente a um determinado agrupamento (zona de manejo).

3.8. Análise de variância e teste de Tukey HSD

Os pontos de coleta de amostras de solo e de medições da CEa foram sobrepostos aos mapas de zonas de manejo de cada uma das combinações de variáveis, para identificar qual ponto pertence a qual zonas de manejo. Com a identificação, os valores de cada atributo físico-hídrico do solo e de cada medição de CEa, representativos à profundidade de 0,00 – 0,40 m, foram separados em diferentes conjuntos de dados correspondentes aos pontos pertencentes a cada zona de manejo. Assim, determinou-se a média e o CV do conjunto de dados de

cada variável pertencente a cada zona de manejo, e estas submetidas em seguida à análise de variância a fim de identificar e confirmar a diferença entre as zonas de manejo.

No caso de diferença significativa entre zonas de manejo para cada variável, o teste de e Tukey HSD (Diferença Significativa Honesta) a 5% de probabilidade também foi aplicado, identificando quais da zonas são significativamente diferentes entre si.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análise estatística descritiva

Os resultados da estatística descritiva e do teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov dos atributos físico-hídricos do solo, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, são apresentados na Tabela 1. Os valores médios encontrados das frações granulométricas do solo (areia, silte e argila) classificam a textura do solo como areia franca (EMBRAPA, 2013), que corresponde com o que foi informado por Cunha et al. (2008). Observa-se que os valores de média e mediana apresentam-se próximos, dando indícios de uma distribuição normal dos dados.

Tabela 1. Estatística descritiva e teste de normalidade dos atributos físico-hídricos do solo, na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

Variável	Média	Med	Mín	Máx	DP	CV (%)	Ass	Cur	D
Areia (kg kg ⁻¹)	0,844	0,844	0,768	0,895	0,02	2,36	-0,73	2,36	0,08 ^{ns}
Silte (kg kg ⁻¹)	0,098	0,097	0,055	0,170	0,02	22,14	0,71	1,21	0,09 ^{ns}
Argila (kg kg ⁻¹)	0,058	0,060	0,032	0,079	0,01	22,17	-0,25	-0,92	0,10 ^{ns}
AD (m ³ m ⁻³)	0,096	0,096	0,066	0,131	0,01	14,82	0,27	-0,20	0,06 ^{ns}
Ds (kg dm ⁻³)	1,433	1,450	1,278	1,516	0,06	4,13	-0,87	-0,05	0,15 [*]

Med: mediana; Mín: valor mínimo; Máx: valor máximo; DP: desvio padrão; CV: coeficiente de variação; Ass: coeficiente de assimetria; Cur: coeficiente de curtose; D: teste de normalidade (Kolmogorov-Smirnov); ns: não significativo ($p > 0,05$), *: significativo ($p < 0,05$); AD: água disponível; Ds: densidade do solo.

Os valores do coeficiente de variação (CV) para os dados de areia e Ds, estão abaixo de 12%, demonstrando uma baixa variabilidade dos dados conforme proposto por Warrick e Nielsen (1980), mostrando que estes dois atributos apresentam pouca dispersão entorno de sua respectiva média (Tabela 1). Para os atributos silte, argila e AD, o CV mostra, segundo os mesmos autores, uma variabilidade média dos dados ($12 < CV < 60\%$), mostrando que estes apresentam-se mais dispersos entorno da média em comparação aos dados de areia e Ds.

O teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov, apresentado na Tabela 1, demonstra que a hipótese de normalidade foi confirmada para os dados de areia,

silte, argila e AD a 5% de significância, porém, uma não normalidade para o conjunto de dados do atributo Ds foi observada. Segundo Cressie (1993), a não normalidade de uma distribuição não é um fator limitante para a realização da análise geoestatística, desde que a distribuição não apresente caudas muito alongadas. Portanto, a análise geoestatística pode ser aplicada ao atributo Ds, já que sua distribuição não apresentou caudas muito alongadas, fato evidenciado por seu valor de curtose estar próximo de zero (-0,05).

A Tabela 2 apresenta os resultados da análise estatística descritiva e o teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov dos dados de CEa na profundidade de 0,00 – 0,40 m, medidos durante os diferentes dias do ciclo de produção no ano de 2012 (57, 60 e 100-101 dapp) no ano de 2013 (63, 78 e 91 dapp).

Tabela 2. Estatística descritiva dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}), medidos nos ciclos de produção da videira de mesa de 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

dapp	Média	Med	Mín	Máx	DP	CV (%)	Ass	Cur	D
2012									
57	10,3	10,1	5,5	17,9	2,62	25,36	0,57	0,22	0,06 ^{ns}
60	11,7	11,3	5,8	20,7	2,63	22,44	0,61	0,17	0,09 [*]
100-101	8,9	8,7	4,2	18,1	1,95	21,93	0,71	1,02	0,08 [*]
2013									
63	11,6	11,5	6,1	19,6	2,54	21,84	0,25	-0,06	0,04 ^{ns}
78	7,4	7,2	1,8	14,2	2,24	30,11	0,20	0,04	0,07 [*]
91	7,2	5,9	1,9	18,3	3,95	55,04	1,12	0,14	0,18 [*]

dapp: dias após a poda de produção; Med: mediana; Mín: valor mínimo; Máx: valor máximo; DP: desvio padrão; CV: coeficiente de variação; Ass: coeficiente de assimetria; Cur: coeficiente de curtose; D: teste de normalidade (Kolmogorov-Smirnov); ns: não significativo ($p > 0,05$), *: significativo ($p < 0,05$).

Percebe-se que os valores médios dos dados de CEa medidos aos 57 e 60 dapp no ano de 2012 e aos 63 dapp no ano de 2013, foram superiores aos demais dapp (Tabela 2), mostrando um decréscimo da CEa com o passar do ciclo. Molin e Faulin (2013) ao realizarem leituras de CEa durante um período de dois anos, perceberam a variação CEa juntamente com a umidade do solo (θ). Tendo em vista esta observação, para entender o decréscimo da CEa do presente trabalho, buscou-se, em trabalho realizado por Nascimento, P. (2013), dados de leituras de θ da área

em estudo, durante o mesmo período das medições de CEa realizadas durante o ciclo de produção no ano de 2012. Deste modo, observou-se uma diminuição dos níveis de θ de toda profundidade em estudo (0,00 – 0,40 m), com o passar do ciclo de produção, principalmente após os 60 dapp. Deste modo, torna evidente que o decréscimo da CEa observado na área, é provocado pela diminuição da θ .

A Tabela 2 mostra que os valores de CV apresentam-se entre 21,86 e 55,04%, sendo estes classificados como moderados para todos os conjuntos de dados, conforme Warrick e Nielsen (1980), mostrando que, de maneira geral, apresentam um comportamento de dispersão semelhante durante os dois anos de medição. Mesmo assim, é possível observar que os valores de CEa medidos durante o ciclo de produção no ano de 2012, apresentam-se com valores de CV mais próximos um dos outros em comparação aos medidos no ano de 2013, mostrando uma maior estabilidade temporal neste ano de medição. Esse comportamento pode estar associado a uma maior homogeneidade dos valores de θ da área no ciclo de produção no ano de 2012, já que foi identificado anteriormente que a variação da CEa é provocada principalmente pela variação da θ .

O teste de Kolmogorov-Smirnov mostra que somente os dados medidos aos 57 dapp do ciclo de produção no ano de 2012 e aos 63 dapp do ciclo de produção no ano de 2013 apresentaram distribuição normal (Tabela 2). Para os demais dados, os valores do coeficiente de curtose apresentam-se relativamente próximos de zero, evidenciando caudas pouco alongadas, admitindo assim, uma simetria suficiente para aplicação da análise geoestatística (CRESSIE, 1993).

4.2. Análise geoestatística

A Tabela 3 apresenta os modelos ajustados aos semivariogramas teóricos, com seus respectivos parâmetros de ajuste, o índice de concordância d segundo Willmott (1981), e a validação cruzada (VIEIRA, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007), dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m. No Apêndice A são apresentados graficamente os semivariogramas.

Tabela 3. Modelos de semivariogramas teóricos ajustados com seus respectivos parâmetros de ajuste, índice de concordância (d) e validação cruzada para os atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

Variável	Modelo	C ₀ (x10 ⁻⁴)	C ₀ +C (x10 ⁻⁴)	A (m)	IDE (%)	R ²	d	Valid. cruzada	
								CR	R ²
Areia (kg kg ⁻¹)	Exp	2,4	4,8	85,5	50,2	0,953	0,988	0,805	0,144
Silte (kg kg ⁻¹)	Gau	3,4	5,3	55,5	35,5	0,690	0,905	0,772	0,119
Argila (kg kg ⁻¹)	Esf	0,4	1,7	40,6	79,9	0,867	0,963	0,992	0,552
AD (m ³ m ⁻³)	Esf	0,4	2,8	146,2	84,6	0,939	0,983	1,051	0,710
Ds (kg dm ⁻³)	Gau	9,5	39,4	60,6	75,9	0,921	0,978	0,966	0,588

C₀: efeito pepita; C₀+C: patamar; A: alcance; IDE: índice de dependência espacial; R²: coeficiente de determinação; CR: coeficiente de regressão da validação cruzada; r²: coeficiente de determinação da validação cruzada; AD: água disponível; Ds: densidade do solo; Exp: exponencial; Gau: gaussiano; Esf: esférico.

O modelo ajustado ao semivariograma experimental variou entre todos os atributos físico-hídricos do solo em estudo (Tabela 3). Para areia, foi o modelo exponencial que melhor se ajustou; para silte e Ds foi o modelo gaussiano; para a argila e AD, foi o modelo esférico corroborando com trabalho realizado por Sousa et al. (1999). Em trabalho realizado por Terra (2012), em pomar de pessegueiro, também foram encontrados os mesmos ajustes de modelo para os atributos areia argila e Ds. Parfitt et al. (2009), obtiveram melhor ajuste do modelo gaussiano para o semivariograma experimental da fração silte, corroborando com o presente trabalho.

A variável AD apresentou um alcance de 146,2 m (Tabela 3), sendo um valor muito acima das demais variáveis, mostrando uma maior continuidade espacial desta, sendo que as demais permaneceram com alcance da dependência espacial entre 40,6 e 85,5 m, para a variável argila e areia, respectivamente. Para futuras amostragens, a distância entre amostras de cada atributo físico-hídrico do solo não deve ser maior que seus valores de alcance para garantir a dependência espacial entre amostras, já que, a partir desta distância, as amostras podem ser consideradas independentes uma das outras (FAULIN, 2005).

Segundo classificação proposta por Zimback (2001), as variáveis areia e silte apresentaram um IDE moderado ($25\% < IDE \leq 75\%$), as demais variáveis, uma dependência forte ($IDE > 75\%$) (Tabela 3). Isso mostra que, existe dependência espacial considerável para os dados de todos os atributos físico-hídricos na área em estudo.

Os modelos ajustados tiveram uma elevada precisão para a maioria das variáveis, as quais apresentaram valores de R^2 entre 0,867 e 0,953 (Tabela 3), para a variável argila e areia, respectivamente. A variável silte foi a única que apresentou valor de R^2 mais baixo (0,690); no entanto, ainda apresenta uma precisão considerável do modelo ajustado. Em relação à exatidão dos modelos ajustados aos semivariogramas experimentais dos atributos físico-hídricos do solo, avaliada pelo índice de concordância d , foi observado que existe uma associação superior a 90% para todos os atributos, sendo o menor valor para o silte ($d = 0,905$), que coincidiu com o menor valor de R^2 ; no entanto, a exatidão do modelo apresenta-se satisfatória para todas variáveis.

A validação cruzada, quando utilizada para avaliar a qualidade do ajuste dos modelos aos semivariogramas experimentais, é a melhor ferramenta segundo Vieira (2000). A Tabela 3 mostra os valores do coeficiente de regressão (CR) e coeficiente de determinação (r^2) resultantes da análise de validação cruzada dos atributos físico-hídricos do solo. As variáveis areia e silte apresentaram menor qualidade do modelo de ajuste ao semivariograma experimental (CR = 0,805 e 0,772 e $r^2 = 0,144$ e 0,119, respectivamente), mostrando assim que a confiabilidade da interpolação é menor para estas duas variáveis em relação a demais.

Os modelos ajustados aos semivariogramas teóricos, com seus respectivos parâmetros de ajuste, o índice de concordância d (WILLMOTT, 1981), e a validação cruzada (VIEIRA, 2000; WEBSTER; OLIVER, 2007), dos dados de CEa medidos na profundidade de 0,00 – 0,40 m, durante o ciclo de produção da videira no ano de 2012 (57, 60 e 100-101 dapp) e 2013 (63, 78, 91 dapp), são apresentados na Tabela 4. No Apêndice B estão demonstrados graficamente os semivariogramas.

Tabela 4. Modelos de semivariogramas teóricos ajustados com seus respectivos parâmetros de ajuste, índice de concordância (d) e validação cruzada para os valores de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos ciclos de produção da videira em 2012 e em 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

Ano	dapp	Modelo	C ₀	C ₀ +C	A (m)	IDE (%)	R ²	d	Valid. cruzada	
									CR	r ²
2012	57	Esf	3,767	7,021	36,0	46,3	0,905	0,974	0,934	0,230
	60	Esf	3,590	7,705	90,3	53,4	0,907	0,975	1,053	0,354
	100-101	Esf	2,059	3,933	46,9	47,6	0,992	0,999	1,035	0,379
2013	63	Esf	2,830	7,520	99,0	62,4	0,957	0,989	1,104	0,447
	78	Esf	1,290	4,988	35,8	74,1	0,979	0,995	0,979	0,475
	91	Gau	0,010	16,660	25,6	99,9	0,876	0,934	0,756	0,656

dapp: dias após a poda de produção; C₀: efeito pepita; C₀+C: patamar; A: alcance; IDE: índice de dependência espacial; R²: coeficiente de determinação; CR: coeficiente de regressão da validação cruzada; r²: coeficiente de determinação da validação cruzada; Esf: esférico; Gau: gaussiano.

É possível identificar que o modelo esférico foi o que melhor se ajustou aos semivariogramas experimentais calculados para todos os dados de CEa, exceto para os que foram medidos aos 91 dapp do ciclo de produção no ano de 2013, em que o modelo gaussiano foi o que melhor se ajustou (Tabela 4). Faulin (2005), ao estudar a variabilidade espacial da CEa em duas áreas experimentais com medições em dois anos consecutivos, também identificou um ajuste do modelo esférico para a maioria dos semivariogramas experimentais calculados.

O alcance variou entre 36,0 e 90,3 m para a CEa medida em 2012 e entre 25,6 e 99,0 m em 2013 (Tabela 4). Note que os maiores valores de alcance foram adquiridos dos dados medidos próximos aos 60 dapp, mostrando uma maior continuidade espacial da CEa neste período. Os valores de alcance observados mostram que a densidade amostral foi satisfatória para alcançar a dependência espacial de todas as medições de CEa.

O IDE foi moderado para todos os dados de CEa, exceto para os medidos aos 91 dapp em 2013, que foi classificado como forte (IDE > 75%), conforme classificação proposta por Zimback (2001) (Tabela 4). Isto demonstra uma boa dependência espacial para todos os dados de CEa.

A precisão dos modelos ajustados aos semivariogramas experimentais dos dados de CEa foi elevada e isso pode ser constatado quando se observam os valores de R² acima de 0,876 para todos os conjuntos de dados de CEa medidos

(Tabela 4). Por meio do índice d , foi possível identificar que os modelos ajustados estão associados a valores superiores a 93%, em referência aos valores do semivariograma experimental, mostrando uma elevada precisão dos modelos.

Os resultados da validação cruzada para os valores de CEa apresentam-se relativamente satisfatórios (Tabela 4). No entanto, para os dados medidos aos 91 dapp em 2013, o valor de CR apresenta-se como um dos mais distantes abaixo da unidade (0,756), mostrando que o processo de interpolação está superestimando valores pequenos e subestimando os valores grandes de CEa para este dia. Também para valores de CEa medidos aos 57 dapp de 2012, o valor de r^2 foi o mais baixo (0,230). Isto mostra um pior desempenho do ajuste do modelo matemático aos semivariogramas experimentais dos dados de CEa medidos nestes dois dias, identificando uma menor confiabilidade da interpolação dos mesmos.

Com a construção dos semivariogramas experimentais e o melhor ajuste dos modelos matemáticos, para todos os atributos físico-hídricos do solo e todos os dados das medições de CEa, foi possível interpolá-los.

4.3. Análise multivariada de agrupamento

Com posse dos dados interpolados realizou-se a padronização dos mesmos com média igual a 0 e desvio padrão igual a 1 e, então, foi aplicada a análise de agrupamento por meio do algoritmo FCM (BEZDEK, 1981; BEZDEK et al., 1984), para 2, 3, 4, 5 e 6 zonas de manejo (agrupamentos) das seguintes combinações de variáveis: C1 - dados dos atributos físico-hídricos do solo; C2 - dados de CEa medidos durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2012; C3 - dados de CEa medidos durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2013; C4 - dados de CEa medidos durante os ciclos de produção da videira de mesa nos anos de 2012 e 2013; C5 - dados dos atributos físico-hídricos do solo e da CEa medida durante os ciclos de produção da videira de mesa nos anos de 2012 e 2013.

Definiu-se, para a realização da análise de agrupamento de todas as combinações, um número de iterações igual a 50, o qual foi suficiente para atender ao critério de finalização do processo iterativo adotado ($\epsilon = 1 \times 10^{-3}$).

A Figura 6 mostra os resultados das funções de validação do número de zonas de manejo ideal (índice de desempenho fuzziness – FPI e entropia de partição modificada – MPE) para as combinações C1, C2, C3, C4 e C5. Para a combinação C1 os menores valores de FPI e MPE foram com 3 zonas de manejo. Já para a combinação C2, o valor de FPI foi menor com 2 zonas de manejo e o valor de MPE foi menor com 4 zonas, no entanto, com 3 zonas de manejo, estes dois índices apresentam-se baixos em um mesmo momento. Os valores de FPI e MPE para as combinações C3 e C4 apresentaram-se menores quando a técnica de agrupamento foi aplicada para 2 zonas de manejo, adotando este valor como ideal. Já para a combinação C5, os menores valores foram encontrados para 5 zonas, e assim adotou-se este como número de zonas ideal.

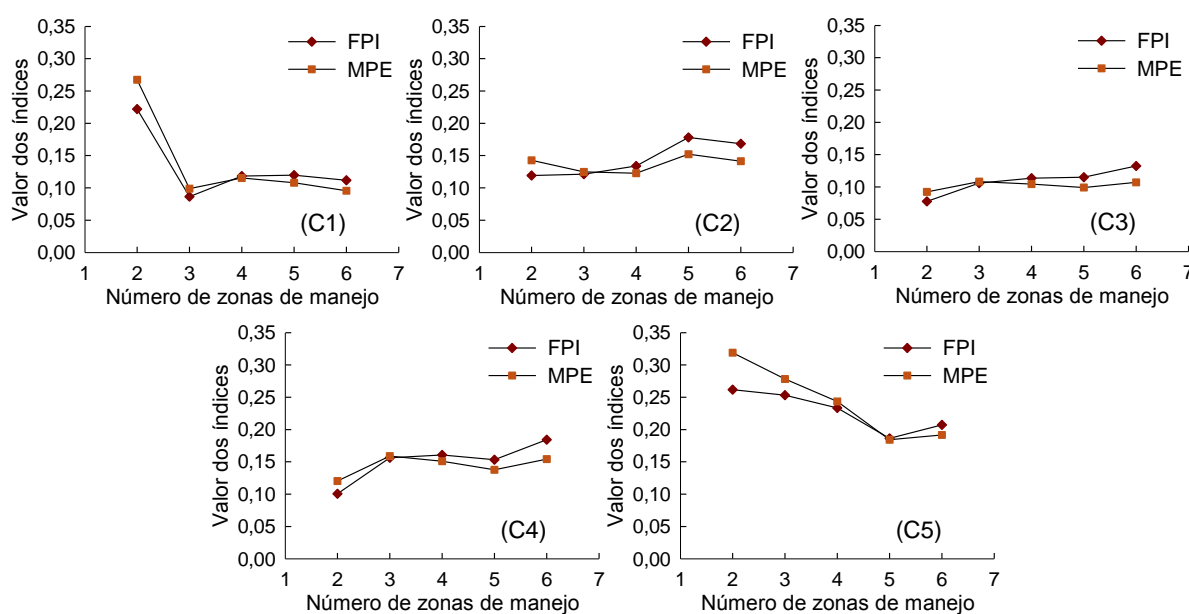


Figura 6. Índice de desempenho fuzziness (FPI) e entropia de partição modificada (MPE), para os diferentes números de zonas de manejo das combinações C1, C2, C3, C4 e C5.

4.4. Mapas de distribuição espacial e de zonas de manejo com base nos atributos físico-hídricos do solo

A Figura 7 apresenta os mapas de distribuição espacial dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m, e o mapa de zonas de manejo

para a combinação dos valores interpolados dos atributos físico-hídricos do solo (combinação C1).

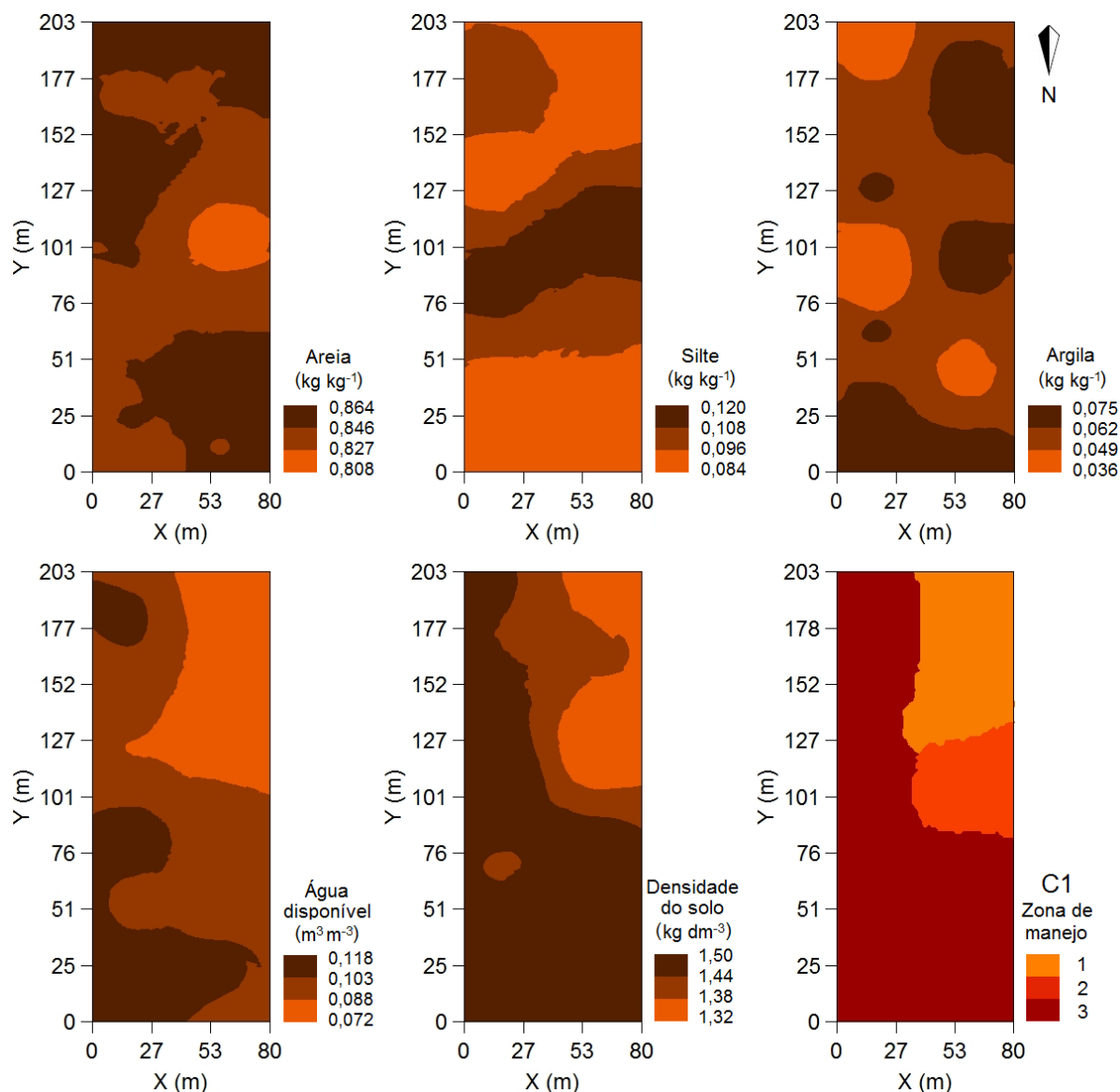


Figura 7. Mapas de distribuição espacial dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre os atributos físico-hídricos do solo (C1).

A posição dos mapas encontra-se no sentido de contagem da fileira 1 para a 20 e da planta 1 para a 82 (esquerda para direita e de baixo para cima, respectivamente), no mesmo sentido em que eram realizados os tratos culturais pelo produtor.

O mapa de distribuição espacial da fração argila apresenta maior heterogeneidade no decorrer da área de estudo (Figura 7), corroborando com o valor de alcance deste atributo, apresentado na Tabela 3. É possível observar que

as menores porcentagens de areia e maiores de silte encontram-se na região central do mapa e as maiores porcentagens de argila encontram-se nas regiões inferior e superior direita do mapa. Para os mapas de AD e Ds é possível observar certa semelhança na distribuição espacial, concentrando os menores valores na região superior direita do mapa.

Ao comparar o mapa de zonas de manejo aos mapas de distribuição espacial dos atributos físico-hídricos do solo (Figura 7), percebe-se que a análise de agrupamento, de maneira geral, separou na zona 3 os maiores valores de AD e Ds; na zona 2, separar as maiores proporções de argila e silte e menores de areia; e na zona 1, separar as maiores de argila e areia e menores de silte.

A Figura 8 mostra o mapa de zonas de manejo referente à combinação C1, e uma representação do sistema de irrigação já implantado pelo produtor na área, com as duas válvulas de derivação e os registros de linha, os quais proporcionam uma divisão da área em 6 parcelas, possibilitando a aplicação de lâmina de irrigação em quantidades diferenciadas para cada uma delas. É perceptível que para a válvula de derivação 1, a zona 3 deve ser considerada para o monitoramento da θ para fins de manejo de irrigação. Na válvula de derivação 2, a irrigação poderá ser manejada a partir do monitoramento da θ na zona 1 para o terço superior e, da zona 3, para o terço inferior; para o terço central da área, a extensão da zona 2 é um pouco maior que as demais, podendo essa ser a escolhida para o monitoramento da θ , ou a irrigação pode ser realizada com base na zona que apresentar maior necessidade hídrica.

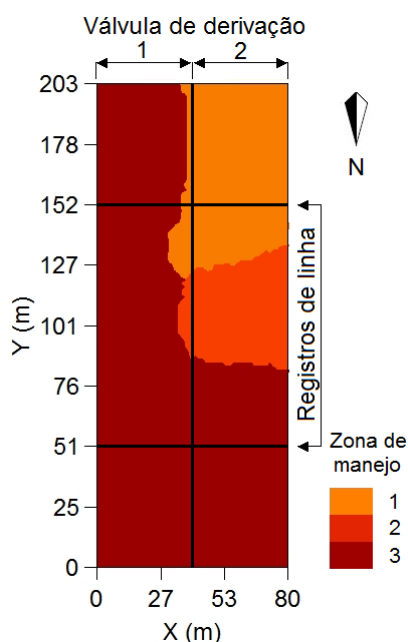


Figura 8. Mapa de zonas de manejo referente à combinação entre os atributos físico-hídricos do solo (C1), com sistema de irrigação implantado.

A fim de identificar e confirmar a diferença entre as zonas de manejo resultantes da análise de agrupamento FCM para as variáveis da combinação C1, foi aplicada a análise de variância aos dados amostrados das variáveis da combinação C1 de cada zona de manejo. Esta resultou em uma diferença significativa para todas variáveis, com nível de confiança de no mínimo 95% entre, pelo menos, duas zonas de manejo, mostrando que, por meio da análise de agrupamento FCM com a análise geoestatística é possível a caracterização de zonas de manejo dos atributos físico-hídricos do solo para auxiliar no manejo da irrigação.

Assim, foi realizado o teste de Tukey HSD para identificar quais zonas de manejo da combinação C1 foram diferentes a 5% de probabilidade. Os resultados desse teste são apresentados na Tabela 5, além das médias e CV dos dados amostrados de cada variável da combinação C1, pertencentes a cada zona de manejo.

Tabela 5. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C1, com o resultado do teste de Tukey HSD.

Variável		Zona de manejo		
		1	2	3
Areia (kg kg ⁻¹)	Média	0,847 a	0,821 b	0,848 a
	CV	1,57	3,05	2,10
Silte (kg kg ⁻¹)	Média	0,088 b	0,116 a	0,097 b
	CV	17,85	20,97	21,56
Argila (kg kg ⁻¹)	Média	0,065 a	0,063 ab	0,055 b
	CV	13,48	14,51	24,27
AD (m ³ m ⁻³)	Média	0,078 b	0,085 b	0,102 a
	CV	7,03	9,75	11,16
Ds (kg dm ⁻³)	Média	1,36 b	1,38 b	1,46 a
	CV	3,15	5,42	2,37

AD: água disponível; Ds: densidade do solo; As médias das variáveis na mesma linha seguidas por mesmas letras não diferem entre zonas de manejo pelo teste de Tukey HSD para amostras de tamanho desiguais, a 5% de probabilidade.

Ao analisar os valores médios dos dados amostrados das frações texturais do solo pertencente às diferentes zonas de manejo resultantes da combinação C1, apresentados na Tabela 5, percebe-se que valores médios da fração areia foram maiores nas zonas 1 e 3 e menores na zona 2. A fração silte manteve um comportamento inverso da areia, com as maiores proporções na zona de manejo 2. Já a fração argila foi maior para a zona de manejo 1, intermediário para a zona 2 e menores na zona 3. Os atributos AD e Ds apresentaram as menores médias nas zonas de manejo 1 e 2, e maiores na zonas 3.

A Tabela 5 também mostra, por meio dos valores de CV, que os atributos silte e argila foram os que apresentaram maior variação dos dados em torno da média, com CV entre 17,85 e 21,56 % para o silte e entre 13,48 e 24,27 % para a argila, destacando as maiores variações para a zona de manejo 3. Para os demais atributos, o CV apresentou-se relativamente baixo, demonstrando uma maior confiabilidade da homogeneidade destes atributos nas zonas de manejo adquiridas por meio da combinação de variáveis C1.

Por meio das informações apresentadas pela Tabela 5 e de posse do mapa de zonas de manejo da combinação C1 apresentado nas Figuras 7 e 8, o manejo de

irrigação nesta área pode ser aprimorado pelo produtor, levando em conta a diferente influência dos atributos físico-hídricos, como um todo, no comportamento da água no solo de cada uma das 3 zonas de manejo. Isso é possível com o planejamento dos pontos de monitoramento do conteúdo de água do solo em cada uma das zonas e a aplicação de lâminas de irrigação de forma diferenciada para cada zona, dependendo da disponibilidade de água no solo e necessidade hídrica da cultura.

4.5. Mapas de distribuição espacial e zonas de manejo com base na CEa

A Figura 9 apresenta os mapas de distribuição espacial dos dados de CEa dos diferentes dias de medições durante o ciclo de produção no ano de 2012, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, e o mapa de zonas de manejo obtidas por meio destes dados (combinação C2). As escalas de valores estão padronizadas para todos os mapas de CEa. No entanto, os valores dos limites inferiores e superiores correspondem, respectivamente, aos valores mínimos e máximos encontrados.

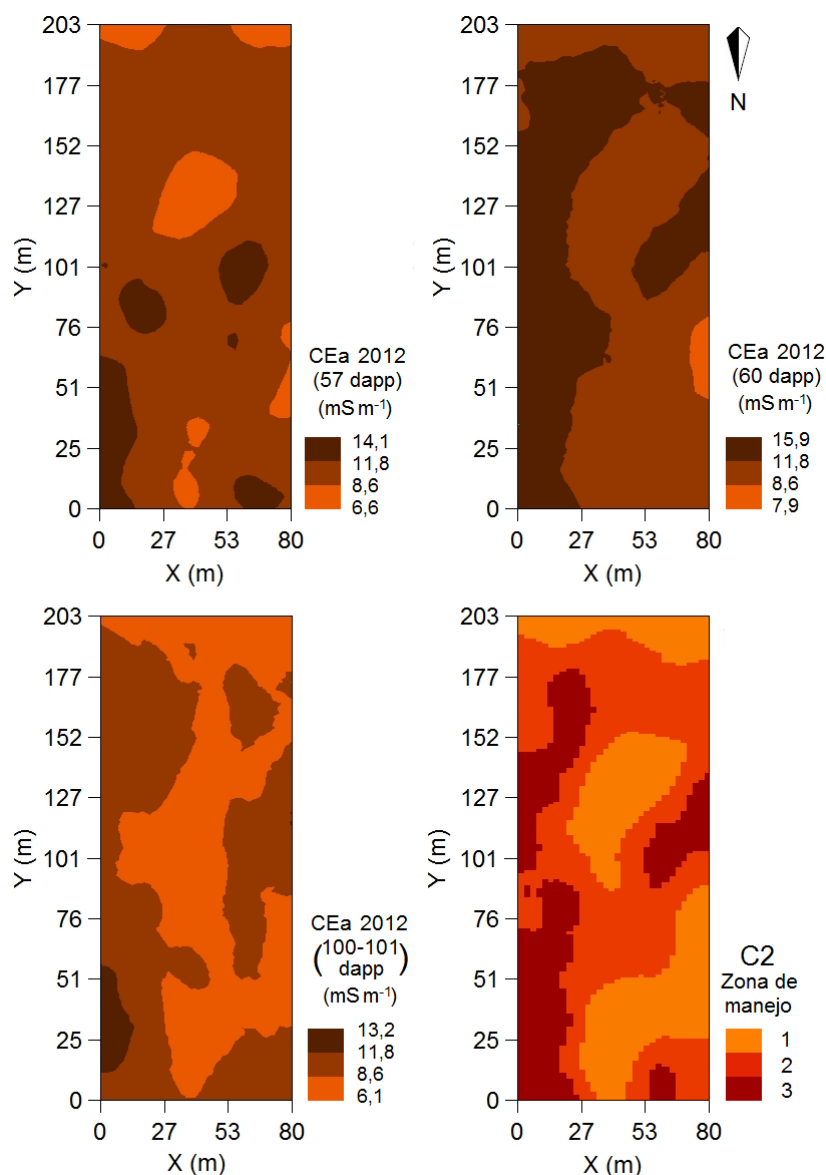


Figura 9. Mapas de distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para os diferentes dias após a poda de produção (dapp) de 2012 e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp de 2012 (C2).

Foi possível observar nos mapas de distribuição espacial da CEa medida nos diferentes dapp do ciclo de produção no ano de 2012, que as regiões com os maiores níveis (regiões de tons mais escuros) predominaram aos 57 e, principalmente, aos 60 dapp (Figura 9). Para o mapa referente à distribuição espacial da CEa medida aos 100-101 dapp, regiões com menores níveis de CEa (regiões de tons mais claros) predominam, mostrando uma diminuição da mesma com o aumento do número de dapp.

Os mapas de distribuição espacial dos dados de CEa dos diferentes dias de medições durante o ciclo de produção no ano de 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, e o mapa de zonas de manejo obtidas por meio destes dados (combinação C3) são apresentados na Figura 10.

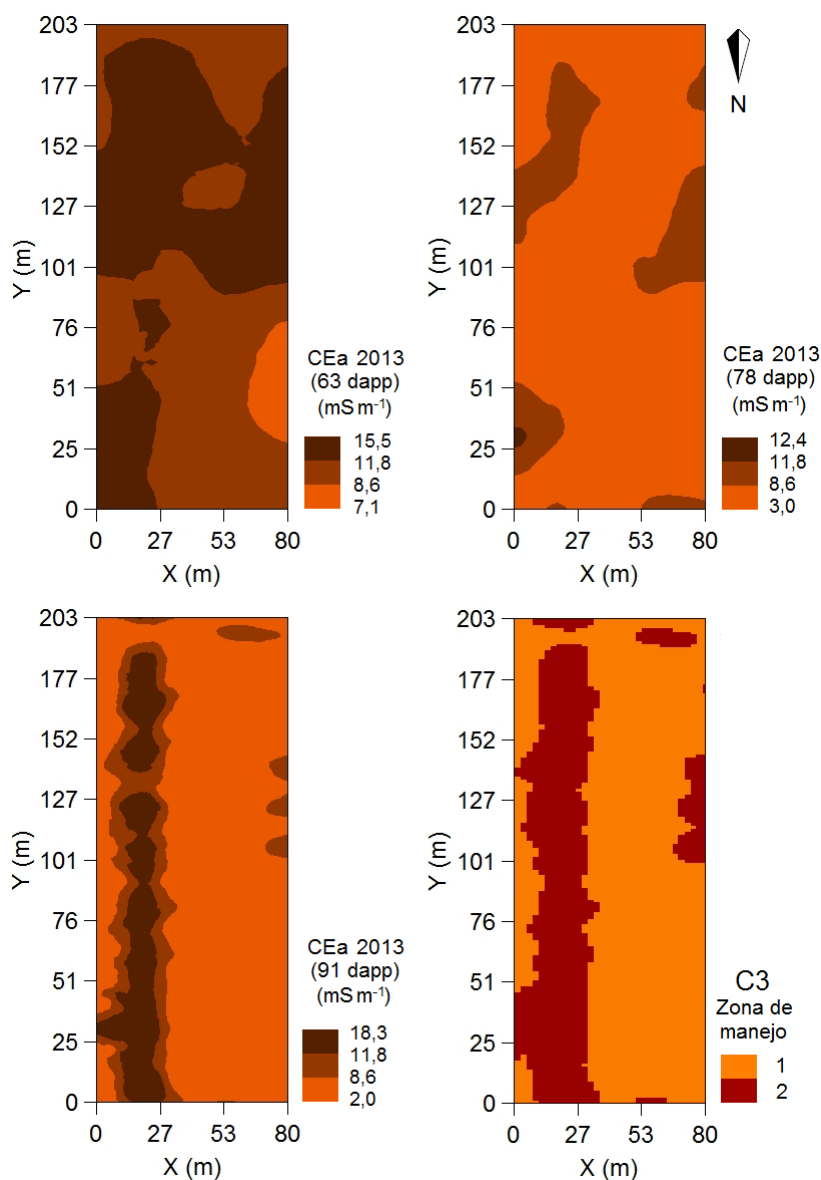


Figura 10. Mapas de distribuição espacial da condutividade elétrica aparente do solo (CEa), na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para os diferentes dias após a poda de produção (dapp) de 2013 e mapa de zonas de manejo referente à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp de 2013 (C3).

Os mapas de distribuição espacial da CEa medida nos diferentes dapp do ciclo de produção da videira no ano de 2013 (Figura 10) mostram mesmo comportamento em relação ao passar dos dapp dos dados medidos no ano de 2012 (Figura 9),

quando se observa a diminuição das regiões com os maiores níveis após os 60 dapp. Como a textura do solo não varia, a variação da CEa se deve à diminuição de θ , como já concluído anteriormente, ao analisar os valores médios desta com o aumento dos dapp (Tabela 2).

Ao comparar os mapas de distribuição espacial com os mapas de zonas de manejo das combinações C2 e C3 (Figuras 9 e 10, respectivamente), é perceptível que os maiores níveis de CEa estão presentes na zona 3 da combinação C2 e na zona 2 da combinação C3. Mesmo que a divisão dos dados de CEa medidos durante o ciclo de produção da videira no ano de 2012 tenha sido melhor com 3 zonas de manejo, e as medidas em 2013 com 2 zonas, percebe-se que, sem levar em conta a variação da θ durante o ciclo de produção da videira, a área de abrangência das zonas com maiores valores, apresentaram um comportamento semelhante entre os dois anos, mostrando um padrão temporal da variável.

Para identificar e confirmar a diferença entre as zonas de manejo resultantes da análise de agrupamento FCM aplicada às combinações C2 e C3, foi aplicada a análise de variância aos dados medidos em cada zona de manejo. Esta resultou em uma diferença significativa com no mínimo 0,01% de significância, para as medidas de CEa de todos os dapp de cada ciclo de produção correspondente a cada combinação para, pelo menos, duas zonas de manejo. Assim, torna-se possível identificar zonas de manejo por meio da análise de agrupamento FCM em conjunto com a análise geoestatística, para as combinações de variáveis C2 e C3.

Com isso, foi realizado o teste de Tukey HSD a 5% de probabilidade, aos dados de CEa medidos, apenas referentes à combinação C2, para identificar quais zonas de manejo foram diferentes significativamente, já que, para as medidas de CEa da combinação C3, o agrupamento resultou em somente 2 zonas. Os resultados desse teste são apresentados na Tabela 6, além das médias e CV das leituras de CEa de cada dapp do ciclo de produção da videira no ano de 2012 (C2), pertencentes a cada zona de manejo.

Tabela 6. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m⁻¹) medidos no ciclo de produção da videira de mesa em 2012, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C2, com o resultado do teste de Tukey HSD.

Dapp		Zona de manejo		
		1	2	3
57	Média	8,2 c	10,4 b	12,6 a
	CV	19,00	20,65	18,21
60	Média	9,3 c	11,8 b	14,2 a
	CV	13,90	14,73	17,24
100-101	Média	7,8 c	8,8 b	10,5 a
	CV	18,58	18,28	19,83

dapp: dias após a poda de produção; As médias das variáveis na mesma linha seguidas por mesmas letras não diferem entre zonas de manejo pelo teste de Tukey HSD para amostras de tamanho desiguais, a 5% de probabilidade.

A Tabela 6 mostra que os valores médios da CEa, medida em diferentes dias durante o ciclo de produção da videira no ano de 2012 (C2), apresentaram as maiores médias na zona 3, as intermediárias na zona 2 e as menores na zona 1 para todas as medições. Isso mostra que a análise de agrupamento FCM foi capaz de identificar um padrão temporal da CEa para as medições referentes aos dapp deste ciclo de produção.

A Tabela 7 apresenta as médias e CV dos dados amostrados, de cada medida de CEa referente à análise de agrupamento FCM realizada para a combinação C3, pertencentes a cada zona de manejo. Os dados médios mostram que a CEa, medida em diferentes dias durante o ciclo de produção da videira no ano de 2013 (C3), apresenta as maiores médias na zona 2 e as menores na zona 1 para todas as medições, mostrando também que a análise de agrupamento FCM foi capaz de identificar um padrão temporal da CEa para as medições referentes aos dapp deste ciclo de produção.

Tabela 7. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos no ciclo de produção da videira de mesa em 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C3.

Dapp		Zona de manejo	
		1	2
63*	Média	10,9	13,4
	CV	21,47	15,88
78*	Média	6,8	8,9
	CV	27,92	25,61
91*	Média	5,0	12,4
	CV	28,98	25,31

dapp: dias após a poda de produção; *: apresenta diferença significativa entre valores médios de cada zona de manejo pela análise de variância, a 0,01% de probabilidade.

A Figura 11 apresenta os mapas de zonas de manejo obtidas por meio da análise de agrupamento FCM aplicada aos dados interpolados referentes às combinações de variáveis C4 e C5, com 2 e 5 zonas de manejo, respectivamente.

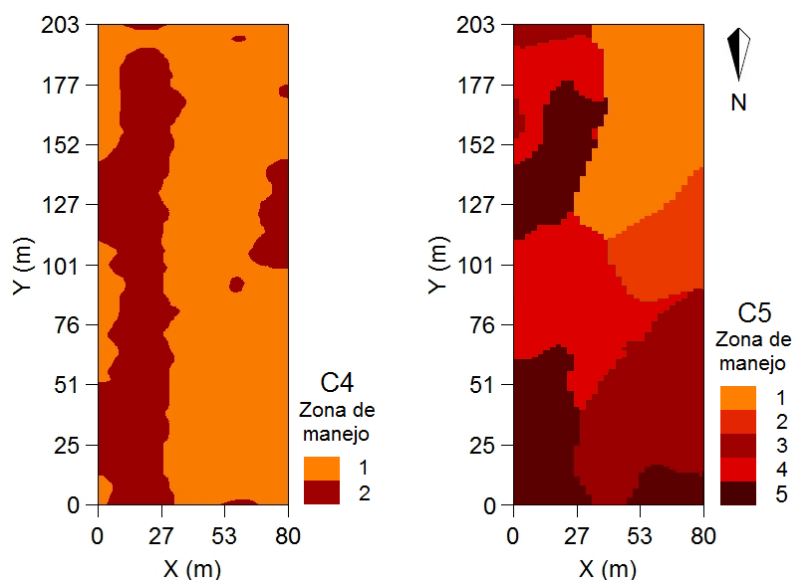


Figura 11. Mapas de zonas de manejo referentes à combinação entre dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos diferentes dias após a poda de produção (dapp) da videira em 2012 e 2013 (C4) e referentes à combinação entre dados de CEa medidos nos diferentes dapp em 2012 e 2013 e os atributos físico-hídricos do solo (C5).

O mapa de zonas de manejo da combinação C4 (Figura 11), resume o monitoramento da CEa durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2012 e 2013. A área de abrangência da zona 2 assemelha-se a zona 3 do mapa de manejo resultante da combinação C2 (Figura 9) e a zona 2 do mapa de zonas de manejo da combinação C3 (Figura 10), sendo estas zonas as representativas aos maiores níveis de CEa.

Ao analisar o mapa de zonas de manejo da combinação C5 (Figura 11), percebe-se que as zonas 3, 4 e 5, encontram-se alocadas praticamente na mesma região da zona 3 referente à combinação C1 (Figura 7). Essa divisão deve-se à adição da CEa a análise de agrupamento, que auxiliou em um maior detalhamento da área. Já as zonas 1 e 2 das mesmas combinações (C1 e C5) permaneceram com as áreas de abrangência semelhantes.

A análise de variância também foi aplicada aos dados amostrados pertencentes às combinações C4 e C5, para cada zona de manejo as quais pertencem, buscando identificar diferença significativa entre as zonas de manejo. Como resultado, obteve-se diferença significativa de no mínimo 0,01% de significância entre, pelo menos, duas zonas de manejo. Isso mostra que a análise de agrupamento FCM em conjunto com a análise geoestatística foi eficiente ao dividir a área em zonas de manejo quando levado em conta as combinações de variáveis C4 e C5.

Na Tabela 8, são apresentados os dados médios e o CV das leituras de CEa de cada dapp do ciclo de produção da videira no ano de 2012 e 2013 (C4), pertencentes a cada zona de manejo.

Tabela 8. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa, mS m^{-1}) medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C4.

Ano	dapp		Zona de manejo	
			1	2
2012	57*	Média	9,8	11,4
		CV	25,99	21,72
	60*	Média	10,9	13,3
		CV	20,80	19,48
	100-101*	Média	8,4	9,9
		CV	20,08	20,91
2013	63*	Média	10,8	13,3
		CV	21,71	15,53
	78*	Média	6,6	9,0
		CV	26,98	24,19
	91*	Média	4,9	11,7
		CV	27,70	29,08

dapp: dias após a poda de produção; *: apresenta diferença significativa entre valores médios de cada zona de manejo pela análise de variância, a 0,01% de probabilidade.

Os valores médios da CEa pertencentes às duas zonas de manejo referentes ao resultados da análise de agrupamento FCM aplicado à combinação de variáveis C4 foram maiores na zona 2 e menores na zona 1, como mostra a Tabela 8. Isso ocorreu para todas as medições durante os dois ciclos de produção da videira, permitindo constatar que a análise de agrupamento FCM tornou possível identificar um padrão temporal do comportamento da CEa neste período.

O teste de Tukey HSD a 5% de probabilidade foi realizado para o conjunto de dados de cada zona de manejo correspondentes à combinação C5, para identificar quais zonas foram diferentes significativamente. Na Tabela 9, são apresentados os resultados referentes ao teste de Tukey, além das médias e CV das leituras de CEa de cada dapp do ciclo de produção da videira em 2012 e 2013 e dos atributos físico-hídricos do solo (C5), pertencentes a cada zona de manejo.

Tabela 9. Valores médios e coeficiente de variação (CV, %) dos atributos físico-hídricos do solo e dos dados de condutividade elétrica aparente do solo (CEa) medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 e 2013, na profundidade de 0,00 – 0,40 m, para cada zona de manejo referente à combinação C5, com o resultado do teste de Tukey HSD.

Variável		Zona de manejo				
		1	2	3	4	5
Areia (kg kg ⁻¹)	Média	0,847 a	0,810 b	0,857 a	0,844 a	0,845 a
	CV	2,50	2,07	1,60	2,23	1,51
Silte (kg kg ⁻¹)	Média	0,090 c	0,123 a	0,092 bc	0,112 ab	0,091 c
	CV	19,26	17,38	18,43	23,61	14,41
Argila (kg kg ⁻¹)	Média	0,063 a	0,067 a	0,051 b	0,044 b	0,064 a
	CV	12,58	17,55	14,61	15,60	26,43
AD (m ³ m ⁻³)	Média	0,077 b	0,089 b	0,100 a	0,104 a	0,101 a
	CV	4,95	8,93	7,18	11,63	12,77
Ds (kg dm ⁻³)	Média	1,36 b	1,38 b	1,46 a	1,47 a	1,46 a
	CV	4,62	1,91	3,44	2,52	2,46
CEa 2012 (mS m ⁻¹)						
57 dapp	Média	9,3 bc	11,7 ab	8,9 c	10,4 b	11,8 a
	CV	19,63	22,78	26,52	19,50	25,64
60 dapp	Média	10,9 b	12,4 ab	9,5 c	12,1 b	13,5 a
	CV	18,61	15,68	20,67	18,93	18,18
100-101 dapp	Média	8,1 c	9,6 b	8,2 c	8,5 c	10,5 a
	CV	19,42	19,19	19,85	16,93	20,73
CEa 2013 (mS m ⁻¹)						
63 dapp	Média	11,5 b	13,7 a	9,1 c	11,5 b	13,2 a
	CV	17,03	18,43	17,31	15,86	18,36
78 dapp	Média	7,1 b	9,6 a	5,6 c	6,9 b	8,9 a
	CV	21,64	28,41	22,27	22,71	25,74
91 dapp	Média	5,4 cd	7,0 bc	4,4 d	7,5 b	10,6 a
	CV	30,51	37,58	29,36	40,09	55,79

AD: água disponível; Ds: densidade do solo; dapp: dias após a poda de produção; As médias das variáveis na mesma linha seguidas por mesmas letras não diferem entre zonas de manejo pelo teste de Tukey HSD para amostras de tamanho desiguais, a 5% de probabilidade.

Os valores médios dos dados amostrados das frações de textura do solo, AD e Ds pertencentes às zonas de manejo 1 e 2 resultantes da análise de agrupamento aplicada a combinação C5, apresentados na Tabela 9, mostram-se semelhantes aos das mesmas zonas resultantes da combinação C1 (Tabela 5), já que estas praticamente não diferiram suas localizações geográficas de seus mapas (Figuras 7 e 11 para C1 e C5, respectivamente). As demais zonas da combinação C5 (zonas 3, 4 e 5), que subdividiram a zona 3 da combinação C1, como visto anteriormente, apresentaram mudanças somente para os valores médios da fração silte e argila, e para a fração areia AD e Ds os valores permaneceram entre os maiores para as 3 zonas, do mesmo modo que a zona 3 da combinação C1.

Do mesmo modo que o mapa de zonas de manejo apresentado nas Figuras 7 e 8 (resultantes da combinação C1) juntamente com as informações apresentadas na Tabela 5, podem auxiliar o manejo da irrigação da área, o mapa de zonas de manejo da combinação C5 (Figura 11) juntamente com as informações dos atributos físico-hídricos do solo apresentados na Tabela 9, também pode auxiliar o manejo da irrigação, porém com maior detalhamento da fração fina do solo, caso o produtor ache necessário.

Diversos atributos do solo influenciam nos níveis de CEa (CORWIN et al., 2006). Sudduth et al. (2005) estudaram os valores de CEa medidos em diferentes tipos de solos, que vão desde franco até argilosos, e perceberam que a CEa era maior em solos de textura fina e menor em solos de textura média, mostrando a influência das frações finas do solo. Morari et al. (2009) também encontrou uma relação geralmente estreita entre a CEa e atributos físicos do solo, sendo esta negativa com a fração grosseira do solo (cascalhos e areia) e positiva com a fração fina do solo (silte e argila). Dentre estes diversos atributos do solo, está a fração argila e a Ds, que relacionam-se positivamente com a CEa (CORWIN; LESCH, 2005). Na Tabela 9, pode-se perceber a influência destes dois atributos nos níveis de CEa ao analisar a zona de manejo 5, onde apresenta altos valores de CEa associados a um dos maiores valores de Ds e de argila nesta zona em comparação as demais. Quanto a zona 4, mantém a menor média da fração argila, porém com valores, em geral, intermediários de CEa, o qual são influenciados pelos altos valores de Ds desta zona, juntamente com valores da fração silte intermediários a elevados em comparação as demais zonas. A zona 2, em geral, apresenta também elevados valores de CEa, podendo estar associado aos maiores valores de argila e

silte pertencentes a esta zona. Nota-se que da mesma forma com os valores de D_s , a CEa segue os valores de AD, porém, este atributo é teórico, e mesmo que em determinadas regiões seja maior que em outras, não necessariamente apresentarão maiores valores de θ .

Os menores valores médios de CEa ocorreram, em geral, nas zonas 1 e 3, como mostra a Tabela 9. No entanto, a zona 1 apresenta as maiores frações de argila e menores de D_s e o inverso acontece para a zona 3. Com isso, buscou-se conhecer os níveis de θ , para um melhor entendimento do comportamento da CEa nestas duas zonas de manejo, já que previamente havia sido realizado monitoramento da θ por meio de sonda de neutrons, durante o ciclo de produção da videira de mesa no ano de 2012, em trabalho realizado por Nascimento, P. (2013). Com um ponto de leitura em cada uma das duas zonas de manejo (pontos P5 e P6, localizados nas zonas 3 e 1, respectivamente), apresentados na Figura 12, foi possível conhecer a diferença dos valores de θ para cada uma destas.

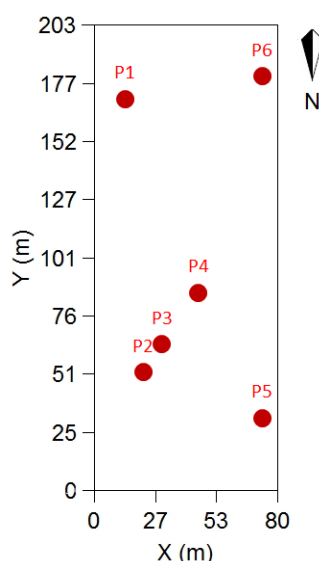


Figura 12. Localização dos pontos de monitoramento da umidade do solo. [Fonte: Adaptado Nascimento, P. (2013)].

O valor médio das leituras de θ realizadas em diferentes dapp nos dois ciclos de produção da videira, até a profundidade de 0,40 m, foi maior na zona 3 em comparação à zona 1 (C5, Figura 11), no entanto, os valores médios de CEa dos diferentes dapp da zona 1 foi relativamente pouco maior que na zona 3 (Tabela 9), mostrando que a θ , quando analisada sua influencia separadamente, não interfere significativamente na CEa destas duas zonas, sendo necessário estudar sua relação

juntamente com outros atributos do solo. Segundo Ekwue e Bartholomew (2011), ao analisarem a CEa em 3 diferentes texturas de solo (argiloso, franco argiloso e franco arenoso), concluíram que a fração argila influencia no aumento da CEa, porém com maior intensidade quando a θ for maior. Com isso, os valores de CEa da zona 1 não foram influenciados pela fração argila, mesmo com um dos maiores valores médios da área de estudo, já que a θ foi baixa nesta zona. Seus baixos valores se devem à baixa Ds associada às menores porcentagens de silte, além da baixa θ . Na zona 3, foram obtidos os menores valores de CEa entre todas as demais zonas de manejo, devido as porcentagens de argila, e juntamente com as de silte, apresentaram uns dos menores valores em comparação as demais zonas, mesmo que os valores de Ds e θ tenham sido elevados. Baixas porcentagens da fração fina do solo resultam uma baixa concentração de cátions na solução do solo, contribuinte da CEa (McNEILL, 1980), já que a superfície de troca das argilas é responsável pela retenção e liberação destes à solução.

Molin e Castro (2008), em trabalho realizado em Latossolo e Cambissolo, apresentaram em seus resultados uma relação facilmente perceptível da distribuição espacial da CEa com a textura do solo, apresentando os maiores valores de CEa nos locais de menor nível da fração areia e maiores de argila. Stadler et al. (2015), ao estudarem a correlação da textura do solo com a CEa em 3 diferentes áreas com solos de textura, principalmente, argilosa e franco argilosa, encontrou correlação da textura com a CEa em somente uma das áreas, e concluiu que para as demais, a não correlação deve-se à baixa variabilidade entre amostras. Neste caso, em um solo de textura arenosa e franco arenosa, o comportamento da CEa teve maior influência pelo atributo Ds quando associado as frações de argila e/ou de silte. Porém, somente com a divisão da área em zonas de características homogêneas dos atributos do solo e uma análise de cada uma destas zonas separadamente, foi possível verificar a influência destes na CEa.

5. CONCLUSÕES

Foi possível delinear zonas de manejo a partir da análise de agrupamento, por meio do algoritmo fuzzy c-means, em conjunto com análise geoestatística, para as diferentes combinações de atributos físico-hídricos do solo e a condutividade elétrica aparente do solo medida durante dois ciclos de produção da videira de mesa no Vale do Submédio São Francisco.

Os mapas de zonas de manejo da combinação entre os atributos físico-hídricos do solo (combinação C1) e entre os atributos físico-hídricos do solo e a condutividade elétrica aparente do solo (C5) podem ser utilizados no planejamento dos pontos de monitoramento do conteúdo de água do solo, buscando um manejo diferenciado da irrigação.

O uso conjunto da análise de agrupamento e da geoestatística também possibilitou concluir que o comportamento da condutividade elétrica aparente do solo apresentou boa uniformidade temporal, sem levar em conta a variação da umidade do solo durante cada um dos dois ciclos de produção da videira de mesa no Vale do Submédio São Francisco.

A divisão da área em zonas de manejo, por meio da combinação entre os atributos físico-hídricos do solo e a condutividade elétrica aparente do solo (C5), possibilitou compreender melhor a influência dos atributos físico-hídricos do solo na condutividade elétrica aparente, sendo a densidade do solo, quando associada fração argila e/ou silte, foi o atributo que apresentou maior influência nos valores de condutividade elétrica aparente do solo.

REFERÊNCIAS

AGGELOPOOULOU, K.; CASTRIGNANÒ, A.; GEMTOS, T.; DE BENEDETTO, D. Delineation of management zones in an apple orchard in Greece using a multivariate approach. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 90, p. 119-130, 2013.

ARAÚJO, E.C.; JOHANN, J.A.; URIBE-OPAZO, M.A.; CAMARGO, E.C.G. Classification of areas associated with soybean yield and agrometeorological variables through fuzzy clustering. **Ciencia e Investigación Agraria**, v. 40, n. 3, p. 617-627, 2013.

BAI, C.; DHAVALÉ, D.; SARKIS, J. Integrating fuzzy c-means and TOPSIS for performance evaluation: an application and comparative analysis. **Expert Systems with Applications**, v. 41 p. 4186-4196, 2014.

BENAICHOUCHE, A.N.; OULHADJ, H.; SIARRY, P. Improved spatial fuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, mahalanobis distance and post-segmentation correction. **Digital Signal Processing**, v. 23, p. 1390-1400, 2013.

BEZDEK, J.C.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, v.10, p.191-203, 1984.

BEZDEK, J.C. **Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms**. New York, Plenum, 1981. 256p.

BOYDELL, B.; MCBRATNEY, A.B. Identifying potential within-field management zones from cotton-yield estimates. **Precision Agriculture**, v. 3, p. 9-23, 2002.

CAMPOS, H. **Estatística experimental não paramétrica**. 3. ed. Piracicaba: ESALQ, 1979. 343p.

CHAIRA, T. A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images. **Applied Soft Computing**, v. 11, p. 1711-1717, 2011.

CORWIN, D.L.; LESCH, S.M.; OSTER, J.D.; KAFFKA, S.R. Monitoring management-induced spatio-temporal changes in soil quality through soil sampling directed by apparent electrical conductivity. **Geoderma**, v. 131, p. 369-387, 2006.

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

COSTA NETO, P.L.O. **Estatística**. São Paulo: Edgard Blücher, 2002. 266p.

COX, E. **Fuzzy modelling and genetic algorithms for data mining and exploration**. Morgan Kaufmann, 2005. 540p.

CRESSIE, N.A.C. **Statistics for spatial data, revised edition**. New York: John Wiley & Sons, 1993. 928p.

CUNHA, T.J.F.; SILVA, F.H.B.B.; SILVA, M.S.L.; PETRERE, V.G.; SÁ, I.B.; OLIVEIRA NETO, M.B.; CAVALCANTIL, A.C. **Solos do Submédio do Vale do São Francisco: potencialidades e limitações para uso agrícola**. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2008. 59p. Disponível em: <<http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/161560>>. Acesso em: 06 nov. 2014.

DAS, S. Pattern recognition using the fuzzy c-means technique. **International Journal of Energy, Information and Communications**, v. 4, n. 1, p. 1-14, 2013.

DE ANDRÉS, J.; LORCA, P.; JUEZ, F.J.C.; SÁNCHEZ-LASHERAS, F. Bankruptcy forecasting: a hybrid approach using fuzzy c-means clustering and multivariate adaptive regression splines (MARS). **Expert Systems with Applications**, v. 38, p. 1866-1875, 2011.

DE BENEDETTO, D.; CASTRIGNANÒ, A.; QUARTO, R. A geostatistical approach to estimate soil moisture as a function of geophysical data and soil attributes. **Procedia Environmental Sciences**, v. 19, p. 436- 445, 2013.

DE BENEDETTO, D.; CASTRIGNANÒ, A.; SOLLITTO, D.; MODUGNO, F.; BUTTAFUOCO, G.; LO PAPA, G. Integrating geophysical and geostatistical techniques to map the spatial variation of clay. **Geoderma**, v. 171-172, p. 53-63, 2012.

DONNAGEMA, G.K.; CAMPOS, D.V.B.; CALDERANO, S.B.; TEIXEIRA, W.G.; VIANA, J.H.M. **Manual de métodos de análise de solo**. 2.ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2011. 230p.

DUNN, J.C. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters. **Journal of Cybernetics**, v. 3, n. 3, p. 32-57, 1973.

EKWUE, E.I.; BARTHOLOMEW, J. Electrical conductivity of some soils in Trinidad as affected by density, water and peat content. **Biosystems Engineering**, v. 108, n. 2, p. 95-103, 2011.

EMBRAPA. Centro Nacional e Pesquisa em Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa SPI, Embrapa Solos, 2013. 353p.

FAULIN, G.D.C. **Variabilidade espacial do teor de água e sua influência na condutividade elétrica do solo**. 2005, 53f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

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.

GAMMA DESIGN SOFTWARE. GS+: **Geostatistics for the Environmental Sciences**. Plainwell: Gamma Design Software, 2004.

GOKTEPE, A.B.; ALTUN, S.; SEZER, A. Soil clustering by fuzzy c-means algorithm. **Advances in Engineering Software**, v. 36, p. 691-698, 2005.

GOOVAERTS, P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. **Journal of Hydrology**, v. 228, p. 113-129, 2000.

GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. **Geoderma**, v. 89, p. 1-45, 1999.

GOU, J.; HOU, F.; CHEN, W.; WANG, C.; LUO, W. Improving Wang–Mendel method performance in fuzzy rules generation using the fuzzy c-means clustering algorithm. **Neurocomputing**, v. 151, p. 1293-1304, 2015.

GREGO, C.R.; DE OLIVEIRA, R.P.; VIEIRA, S.R. **Geoestatística aplicada a agricultura de precisão**. In: BERNARDI, A.C.C.; NAIME, J.M.; DE RESENDE, A.V.; BASSOI, L.H.; INAMASU, R.Y. ed. Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Brasília, DF, Embrapa, p.74-83, 2014.

GUASTAFERRO, F.; CASTRIGNANÒ, A.; DE BENEDETTO, D.; SOLLITTO, D.; TROCCOLI, A.; CAFARELLI, B. A comparison of different algorithms for the delineation of management zones. **Precision Agriculture**, v. 11, p. 600-620, 2010.

GUO, J.; LI, W.; LI, C.; GAO, S. Standardization of interval symbolic data based on the empirical descriptive statistics. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 56, p. 602-610, 2012.

HSU, W.Y.; LI, Y.C.; HSU, C.Y.; LIU, C.T.; CHIU, H.W. Application of multiscale amplitude modulation features and fuzzy c-means to brain-computer interface. **Clinical EEG and Neuroscience**, v. 43, n. 1, p. 32-38, 2012.

HUANG, M.; HAO, L.; GUO, X.; HU, C.; GU, X.; ZHAO, W.; WANG, Z.; FANG, L.; ZHANG, W. Characterization of secondary organic aerosol particles using aerosol laser time-of-flight mass spectrometer coupled with FCM clustering algorithm. **Atmospheric Environment**, v. 64, p. 85-94, 2013.

ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. **An introduction to applied geostatistics**. New York, Oxford University Press, 1989. 561p.

JAIN, A.K.; MURTY, M.N.; FLYNN, P.J. Data clustering: A review. **ACM Computing Surveys**, v. 31, n. 3, p. 264-323, 1999.

JAYNES, D.B.; COLVIN, T.S.; KASPAR, T.C. Identifying potential soybean management zones from multi-year yield data. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 46, p. 309-327, 2005.

KRIGE, D.G. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the witwatersrand. **Journal of South African Institution of Mining and Metallurgy**, v. 52 p. 119-139, 1951.

LI, Y.; SHI, Z.; LI, F.; LI, H. Delineation of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 56, p. 174-186, 2007.

LIN, Y.; COBOURN, W.G. Fuzzy system models combined with nonlinear regression for daily ground-level ozone predictions. **Atmospheric Environment**, v. 41, p. 3502-3513, 2007.

MATHERON, G. Principals of geostatistics. **Economic Geology**, v. 58, p. 1246-1266, 1963.

McBRATNEY, A.B.; WEBSTER, R.; BURGESS, T.M. The design of optimal sampling schemes for local estimation and mapping of regionalized variables. I. Theory and method. **Computers & Geosciences**, v. 7, n. 4, p. 331-334. 1981.

McNEILL, J.D. Electromagnetic terrain conductivity measurement at low induction numbers. **Technical Note 6**. Mississauga, Ontario, Canada: Geonics Limited. 1980.

MEYER, D.; DIMITRIADOU, E.; HORNIK, K.; WEINGESSEL, A.; LEISCH, F.; CHANG, C.C.; LIN, C.C. 2014. **Misc functions of the department of statistics (e1071)**, TU Wien.

MILNE, A.E.; WEBSTER, R.; GINSBURG, D.; KINDRED, D. Spatial multivariate classification of an arable field into compact management zones based on past crop yields. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 80, p. 17-30, 2012.

MOLIN, J.P.; CASTRO, C.N. Establishing management zones using soil electrical conductivity and other soil properties by the fuzzy clustering technique. **Scientia Agricola**, v. 65, n. 6, p. 567-573, 2008.

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.

MORAL, F.J.; TERRÓN, J.M.; SILVA, J.R.M. Delineation of management zones using mobile measurements of soil apparent electrical conductivity and multivariate geostatistical techniques. **Soil & Tillage Research**, v. 106, p. 335-343, 2010.

MORARI, F.; CASTRIGNANÒ, A.; PAGLIARIN, C. Application of multivariate geostatistics in delineating management zones within a gravelly vineyard using geo-electrical sensors. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 68, p. 97-107, 2009.

NASCIMENTO, E.F. **Zonas homogêneas de manejo em viticultura irrigada**. 2013, 124f. Tese (Doutorado em Agronomia), – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2013.

NASCIMENTO, P.S. **Manejo da viticultura irrigada no semiárido com base em zonas homogêneas do solo e da planta**. 2013. 125f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu, 2013.

ODEH, I.O.A.; McBRATNEY, A.B.; CHITTLEBOROUGH, D.J. Soil pattern recognition with fuzzy-c-means: application to classification and soil-landform interrelationships. **Soil Science Society of America Journal**, v. 56, p. 505-516, 1992.

OZKAN, I.; ERDEN, L.; TÜRKSEN, I.B. A fuzzy analysis of country-size argument for the feldstein–horioka puzzle. **Information Sciences**, v. 179, p. 2754-2761, 2009.

OZKAN, I.; TÜRKSEN, I. B.; CANPOLAT, N. A currency crisis and its perception with fuzzy c-means. **Information Sciences**, v. 178, p. 1923-1934, 2008.

PAL, N.R.; PAL, K.; KELLER J.M.; BEZDEK J.C. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 13, n. 4, p. 517-530, 2005.

PARFITT, J.M.B.; TIMM, L.C.; PAULETTO, E.A.; SOUSA, R.O.; CASTILHOS, D.D. ÁVILA, C.L.; RECKZIEGEL, N.L. Spatial variability of the chemical, physical and biological properties in lowland cultivated with irrigated rice. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 33, p. 819-830, 2009.

RABELLO, L.M.; INAMASU, R.Y.; BERNARDI, A.C.C.; NAIME, J.M.; MOLIN, J.P. **Mapeamento da condutividade elétrica do solo – sistema protótipo**. In. INAMASU, R.Y.; NAIME, J.M.; RESENDE, A.V.; BASSOI, L.H.; BERNARDI, A.C.C. ed. Agricultura de precisão: Um Novo Olhar. São Carlos, SP, Embrapa Instrumentação, p.41-45, 2011.

RABELLO, L.M.; INAMASU, R.Y.; BERNARDI, A.C.C. **Sistema de medida de condutividade elétrica do solo**. São Carlos: Embrapa Instrumentação Agropecuária. 2010. 8p. (Embrapa Instrumentação Agropecuária. Circular Técnica, 54). Disponível em: <<http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/884863>>. Acesso em: 06 nov. 2014.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2012.

REICHARDT, K.; TIMM, L.C. **Solo, Planta e Atmosfera: conceitos, processos e aplicações**. 2. ed. Barueri: Manole, 2012. 524p.

ROCHA, T.; PERES, S.M.; BÍSCARO, H.H.; MADEO, R.C.B.; BOSCARIOLI, C. Tutorial sobre fuzzy-c-means e fuzzy learning vector quantization: abordagens híbridas para tarefas de agrupamento e classificação. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 19, n. 1, p. 120-163, 2012.

RODRIGUEZ, A.; TOMAS, M.S.; RUBIO-MARTINEZ, J.A benchmark calculation for the fuzzy c-means clustering algorithm: initial memberships. **Journal of Mathematical Chemistry**, v. 50, p. 2703-2715, 2012.

RUSPINI, E.H. A new approach to clustering. **Information and Control**, v. 15, p. 22-32, 1969.

SADRI, S.; BURN, D.H. A Fuzzy c-means approach for regionalization using a bivariate homogeneity and discordancy approach. **Journal of Hydrology**, v. 401, p. 231-239, 2011.

SATYANARAYANA, P.; SRINIVAS, V.V. Regionalization of precipitation in data sparse areas using large scale atmospheric variables – a fuzzy clustering approach. **Journal of Hydrology**, v. 405, p. 462-473, 2011.

SILVA, E.M.; AZEVEDO, J.A. Influência do período de centrifugação na curva de retenção de água em solos de Cerrado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 37, n. 10, p. 1487-1494, 2002.

SOUSA, J.R.; QUEIROZ, J.E.; GHEYI, H.R. Variabilidade espacial de características físico-hídricas e de água disponível em um solo aluvial no semi-árido paraibano. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 3, n. 2, p. 140-144, 1999.

SRINIVAS, V.V.; TRIPATHI, S.; RAO, A.R.; GOVINDARAJU, R.S. Regional flood frequency analysis by combining self-organizing feature map and fuzzy clustering. **Journal of Hydrology**, v. 348, p. 148-166, 2008.

STADLER, A.; RUDOLPH, S.; KUPISCH, M.; LANGENSIEPEN, M.; VAN DER KRUK, J.; EWERT, F. Quantifying the effects of soil variability on crop growth using apparent soil electrical conductivity measurements. **European Journal of Agronomy**, v. 64, p. 8–20, 2015.

STATSOFT. **STATISTICA (Data Analysis Software System)**, version 8. StatSoft, Inc., 2012.

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.

SUGANYA, R.; SHANTHI, R. Fuzzy c-means algorithm - a review. **International Journal of Scientific and Research Publications**, v. 2, p. 1-3, 2012. Disponível em: <<http://www.ijsrp.org/research-paper-1112/ijsrp-p1168.pdf>>. Acesso em: 22 dez. 2014.

SUN, X.-L.; ZHAO, Y.-G.; WANG, H.-L.; YANG, L.; QIN, C.-Z.; ZHU, A.-X. ZHANG, G.-L.; PEI, T.; LI, B.-L. Sensitivity of digital soil maps based on FCM to the fuzzy exponent and the number of clusters. **Geoderma**, v. 171-172, p. 24-34, 2012.

TANG, C.; WANG, S.; XU, W. New fuzzy c-means clustering model based on the data weighted approach, **Data & Knowledge Engineering**, v. 69, p. 881-900, 2010.

TEIXEIRA, A.H.C. **Informações agrometeorológicas do Polo Petrolina, PE / Juazeiro, BA -1963 a 2009**. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2010, 21p.

TERRA, V.S.S. **Variabilidade espacial e temporal de atributos agronômicos em pomar de pessegueiro**. 2012, 103f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2012.

UNAL, Y.; POLAT, K.; KOCER, H.E. Pairwise FCM based feature weighting for improved classification of vertebral column disorders. **Computers in Biology and Medicine**, v. 46, p. 61-70, 2014.

VELMURUGAN, T. Performance based analysis between k-means and fuzzy c-means clustering algorithms for connection oriented telecommunication data. **Applied Soft Computing**, v. 19, p. 134-146, 2014.

VIEIRA, S.R. **Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo**. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.V.H.; SCHAEFER, G.R. ed. **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, v. 1, p.1-54, 2000.

VIEIRA, S.R.; HATFIELD, T.L.; NIELSEN, D.R.; BIGGAR, J.W. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. **Hilgardia**, v. 51, p. 1-75, 1983.

WANG, D.; ZHANG, G.; PAN, X.; ZHAO, Y.; ZHAO, M.; WANG, G. Mapping soil texture of a plain area using fuzzy-c-means clustering method based on land surface diurnal temperature difference. **Pedosphere**, v. 22, n. 3, p. 394-403, 2012.

WARRICK, A.W.; NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical properties the soil. In: HILL, D. (ed.). Applications of soil physics. New York: **Academic Press**, p. 319-344, 1980.

WEBSTER, R.; OLIVER, M.A. **Geostatistics for Environmental Scientists**. 2.ed. Wiley, Chichester, 315p. 2007.

WILLMOTT, C.J. On the validation of models. **Physical geography**, v. 2, n. 2, p. 184-194, 1981.

YAO, R.J.; YANG, J.S.; ZHANG, T.J.; GAO, P.; WANG, X.P.; HONG, L.Z.; WANG, M.W. Determination of site-specific management zones using soil physico-chemical properties and crop yields in coastal reclaimed farmland **Geoderma**, v. 232- 234, p. 381-393, 2014.

ZADEH, L.A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, p. 338-353, 1965.

ZIMBACK, C.R.L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. 2001. 114p. Tese (Livre-Docência em Levantamento do Solo e Fotopedologia) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agronômicas, Botucatu, 2001.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Semivariogramas dos atributos físico-hídricos do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

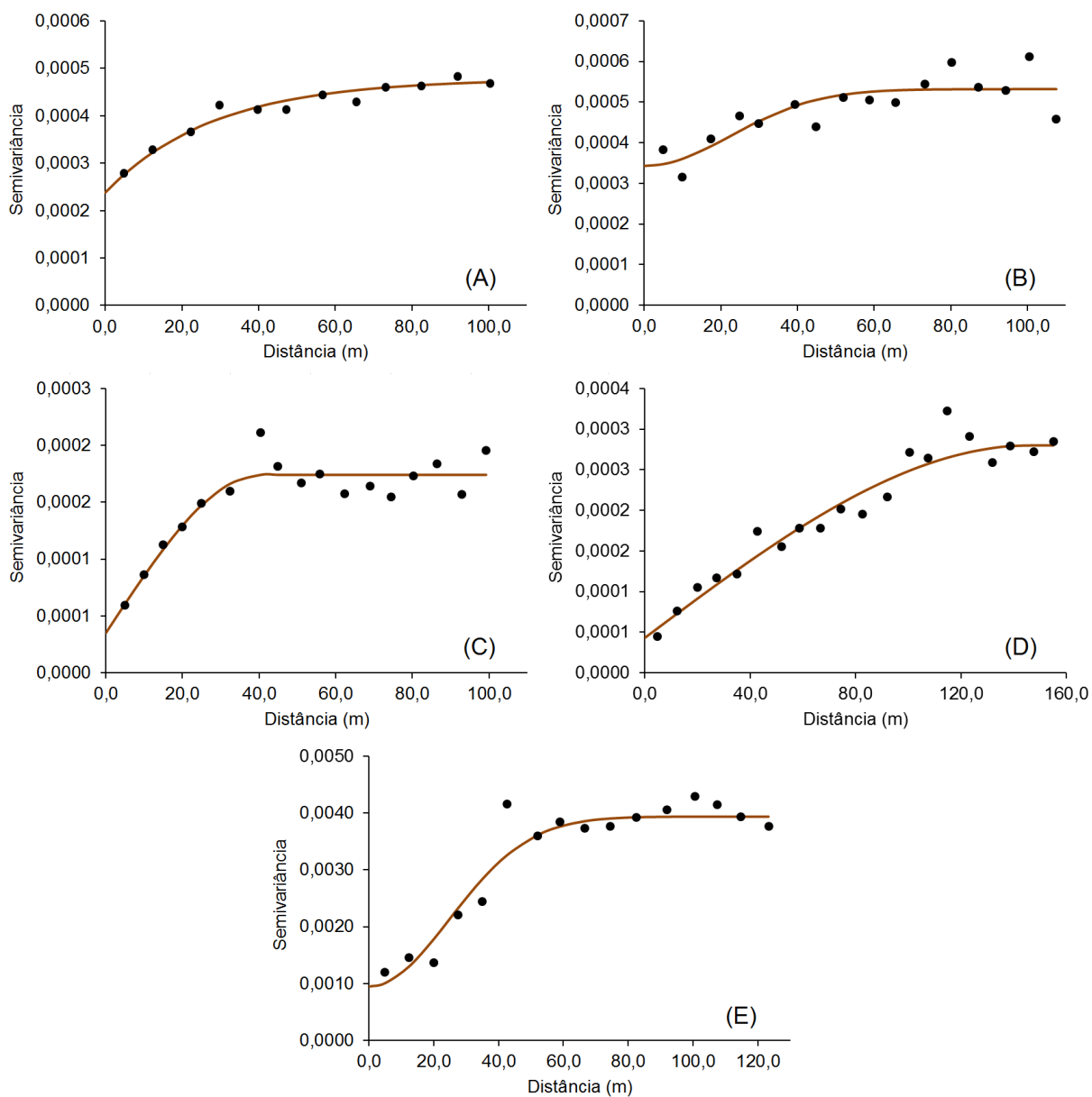


Figura 13. Semivariogramas dos atributos areia (A), silte (B), argila (C), água disponível (D) e densidade do solo (E), referentes à profundidade de 0,00 – 0,40 m.

APÊNDICE B – Semivariogramas dos dados de condutividade elétrica aparente do solo na profundidade de 0,00 – 0,40 m.

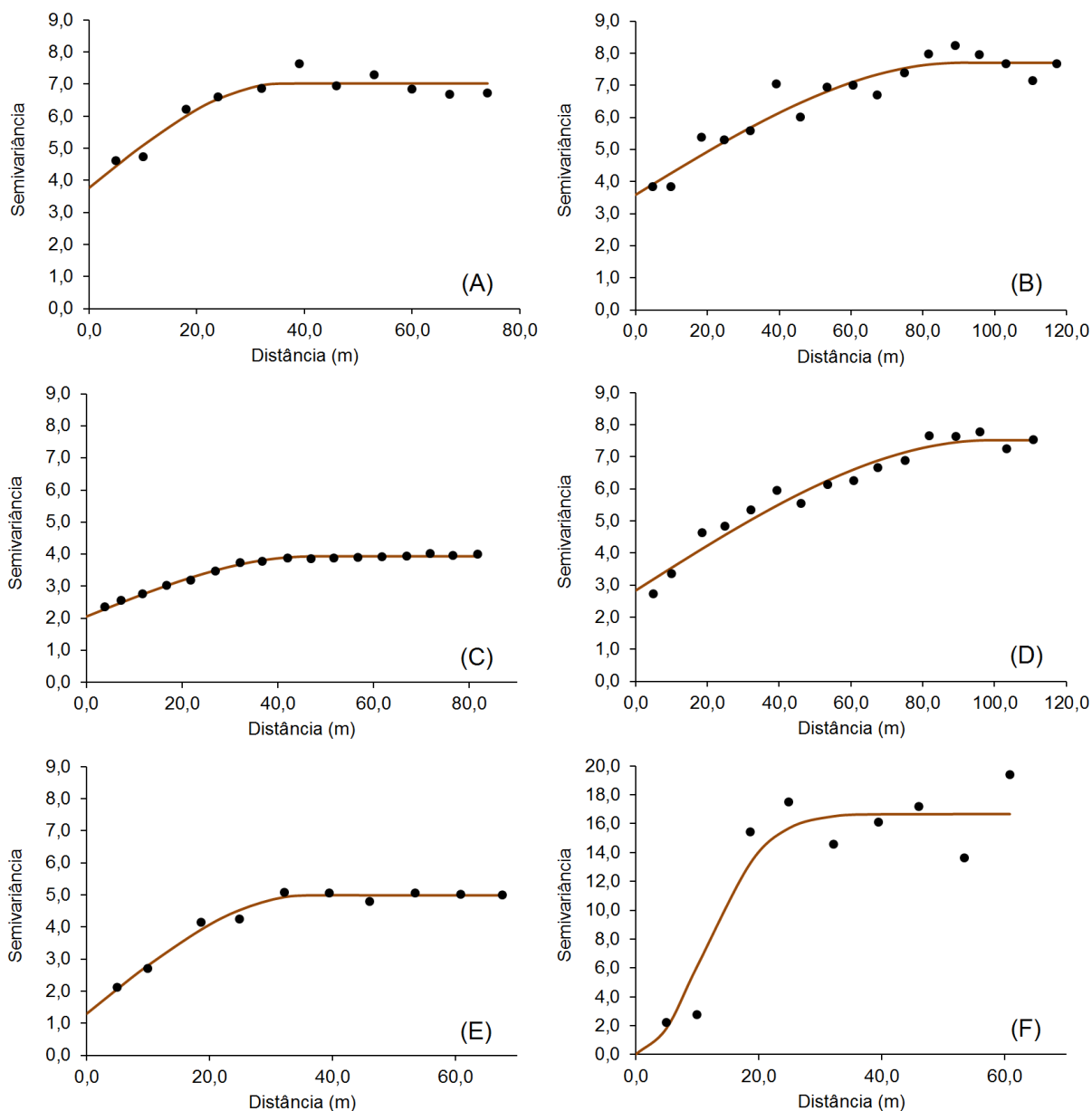


Figura 14. Semivariogramas dos dados de condutividade elétrica aparente do solo a 0,00 – 0,40 m de profundidade, medidos nos ciclos de produção da videira de mesa em 2012 aos 57 dias após a poda de produção (dapp) (A), 60 dapp (B) e 100-101 dapp (C), e em 2013 aos 63 dapp (D), 78 dapp (E) e aos 91 dapp (F).