

Análise multivariada e geoestatística de variáveis físico-hídricas de diferentes solos

Jefferson Vieira José¹, Roberto Rezende², Paulo Sérgio Lourenço de Freitas²,
Kuang Hongyu³, Acácio Perboni¹, Patricia Angélica Alves Marques¹,
Carlos Tadeu dos Santos Dias³ & Rubens Duarte Coelho¹

Protocol 26.2013 - Received: 09/08/2013 - Accepted: 10/12/2013

Resumo: O trabalho teve como objetivo o uso da análise multivariada, visando à redução da dimensionalidade do conjunto de variáveis físico-hídricas, de diferentes solos do Nordeste do Estado do Paraná, de modo a facilitar a interpretação da interdependência entre elas. O experimento foi desenvolvido mediante utilização de uma malha regular de 36 pontos amostrais, em três solos: um Nitossolo Vermelho distroférico e dois Latossolos Vermelhos distróficos; sob diferentes manejos. Os dados foram submetidos à análise de componentes principais, para transformação em novas variáveis, e em seguida à geoestatística, para quantificar o grau de dependência espacial dos componentes principais e da taxa de infiltração básica de água no solo. Com a análise de componentes principais, houve uma redução de treze variáveis físico-hídricas do solo para apenas duas novas variáveis, que foram porosidade do solo e taxa de infiltração, as quais explicaram 78,40% da variação dos dados.

Palavras-chave: análise de componentes principais, atributos do solo, disponibilidade de água

Multivariate analysis and geostatistics for hydro-physical variables of different soils

Abstract: The research aimed the use of multivariate analysis, in order to reduce the dimensionality of the hydro-physical variables set of different soils in the Northwestern Paraná, to facilitate the interpretation of the interdependence between them and also to identify the similarity between the soils. The experiment was conducted in a regular grid of 36 sampling points, in three soils: an Alfisol and two dystrophic Oxisols; under different managements. The data were subjected to the principal component analysis, to transformation in new variables, and after to the geostatistics, to quantify the spatial dependence degree of the major components and of the soil water infiltration rate. The principal component analysis supported in understanding of the differences and similarities among the hydro-physical variables of the soil. With the principal components analysis, there was a reduction from thirteen soil hydro-physical variables to two new variables, that were soil porosity and infiltration rate, which explained 78.4% of the variation in data.

Key words: principal components analysis, soil properties, availability of water.

¹ LEB/ESALQ/USP. Av. Pádua Dias, 11, CEP 13418-900, Piracicaba, SP. Fone:(19) 3447-8553. E-mail: jfvieira@usp.br; paamarques@usp.br; acacioperboni@usp.br, rdcoelho@usp.br

² PGA/UEM. Av. Colombo, 5.790, CEP 87020-900, Maringá, PR. Fone:(19) 3447-8553. E-mail: rrezende@uem.br; pslfreitas@uem.br

³ DCE/ESALQ/USP. Av. Pádua Dias, 11, CEP 13418-900, Piracicaba, SP. Fone: (19) 3447-8553. E-mail: kuang.hongyu@usp.br; ctsdias@usp.br

Introdução

O conhecimento das variáveis físico-hídricas do solo permite o planejamento e manejo eficiente de um projeto de irrigação. A obtenção da taxa de infiltração representativa da área e o conhecimento da variabilidade do solo a ser irrigado são de fundamental importância para o projeto, e representam uma etapa no contexto da agricultura irrigada que na maioria das vezes não tem a atenção necessária.

Vários fatores que condicionam o movimento da água no solo têm sido relatados por diversos autores, como a matéria orgânica, selamento superficial (Brandão et al., 2006), umidade inicial (Ribeiro, 2001). Outros fatores de relevância no estudo da infiltração são o manejo, a porosidade, a densidade (Guimarães et al., 2013) e a variabilidade espacial do solo (Zimmermann et al., 2008). A caracterização e o maior entendimento destas dependências tornam-se fundamentais para permitir um melhor entendimento dos processos físicos que ocorrem nos solos (Fiorin, 2008).

Segundo Fidalski et al. (2007), os estudos que quantificam a qualidade do solo, de modo geral, apresentam inúmeras variáveis, as quais são descritas por meio de análises estatísticas univariadas, que comprometem, possivelmente, as interpretações e as conclusões destes, por não ser explorada a existência da dependência entre as variáveis analisadas. A interação destes atributos pode ser estudada pelos métodos estatísticos multivariados, que permitem o agrupamento das populações com características similares e permitem a obtenção de um melhor entendimento das variações dos processos que ocorrem no solo.

Apesar da importância dos métodos estatísticos multivariados para as interpretações das variações dos atributos do solo, poucos são os trabalhos que fazem uso destas ferramentas, pois a maioria utiliza métodos estatísticos univariados. Os métodos univariados apresentam limitações, já que a característica estudada é interpretada isoladamente, não considerando a correlação com os demais atributos presentes. Por outro lado, a estatística multivariada, em que são utilizados vários atributos, possibilita a formação de agrupamentos de populações com característica similares, permitindo a obtenção de um melhor entendimento das variações dos processos que ocorrem no solo (Sena et al., 2002).

A análise multivariada de componentes principais pode servir para agrupar indivíduos com características semelhantes e estudar suas correlações (Martin et al., 2008). A utilização

desta análise pode ser verificada nas pesquisas de Silva et al. (2010) e Melém et al. (2008), em que classificaram grupos de solos de acordo com a similaridade de seus atributos químicos. Campos et al. (2010) estudaram a similaridade entre doze bacias de terceira ordem de ramificação em relação a três solos.

A técnica de componentes principais, associada à geoestatística, tem permitido abordagens eficientes em ciências agrárias, principalmente por considerar, simultaneamente, a variação espacial de um número elevado de variáveis que influenciam os sistemas de produção agrícolas (Silva et al., 2010). Silva & Lima (2012) utilizaram análise de componentes principais e geoestatística para a avaliação do estado nutricional e produtividade de cafeeiro, em que esta associação facilitou a avaliação da variabilidade do solo. Lima et al. (2013) estudaram a dependência espacial da fertilidade de um Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico, utilizando de forma conjunta, técnicas de geoestatística e estatística multivariada, apresentando resultados satisfatórios da distribuição da fertilidade do solo.

O objetivo deste trabalho foi analisar a variabilidade espacial de treze variáveis físico-hídricas, de três classes de solos, utilizando de forma conjunta, as técnicas de análise de componentes principais e geoestatística.

Material e Métodos

Localização das áreas

Os três diferentes solos estudados foram classificados, conforme EMBRAPA (2006) como Nitossol Vermelho distroférrico (NVd), localizado na latitude 23°23' S e na longitude 51°57' W, com altitude de 504 m, Latossolo Vermelho distrófico (LVd1), localizado na latitude 23°21' S e na longitude 52°04' W, com altitude de 561 m, ambos no município de Maringá, PR e um Latossolo Vermelho distrófico (LVd2), localizado na latitude 23°05' S e na longitude 52°26' W, com altitude de 465 m, no município de Paranaíba, PR (Figura 1). As diferentes classes de solos são apresentadas na Tabela 1.

Nas áreas estudadas, o clima dominante é do tipo Cfa, mesotérmico úmido, com chuvas abundantes no verão, inverno seco e precipitação média anual de 1.500 mm. A temperatura média anual é de 16,7 °C, sendo que a média das mínimas alcança 10,3 °C e a média das máximas atinge 33,6 °C. O valor médio da umidade relativa do ar é igual a 66%.

As áreas de amostragem do NVd e LVd1 foram cultivadas sob plantio convencional, com culturas

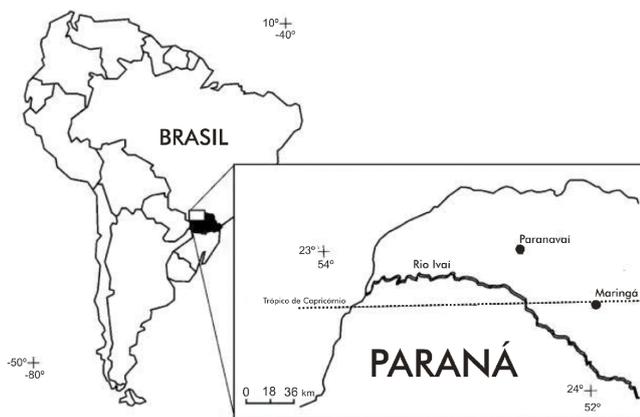


Figura 1. Mapa da localização dos municípios das áreas estudadas

Tabela 1. Análise granulométrica dos solos das três áreas estudadas

Classificação do solo	Areia Silte Argila (g kg ⁻¹)		
	Nitossol Vermelho distroférrico – NVd	122	121
Latossolo Vermelho distrófico – LVd1	710	80	210
Latossolo Vermelho distrófico – LVd2	892	10	98

de aveia no inverno e milho no verão. A área de amostragem do LVd2, cuja forragem de cobertura é a gramínea coastcross (*Cynodondactylon* Pers.), vem sendo pastejada por bovinos, por aproximadamente 14 anos.

Amostragem das variáveis físico-hídricas

Utilizou-se uma malha regular de 12 x 12 m, sendo 36 amostras de 2 x 2 m por área de amostragem. No campo foram determinadas a taxa de infiltração instantânea a 3, 30, 60 e 120 min, a taxa de infiltração básica (Tib), estimada por meio da equação de Kostiakov e pelo método do infiltrômetro de anéis concêntricos.

As amostras indeformadas de solo foram retiradas nas profundidades de 0-0,25 m, com um amostrador de anéis, por meio de pressão mecânica. Para determinação das massas das amostras, utilizou-se uma mesa de tensão, após atingirem equilíbrio para a tensão de 60 kPa. A amostra foi seca em estufa a 105 °C durante 48 h e pesada para determinação da massa seca de sólidos e densidade do solo (D_s).

Para a determinação de densidade de partículas (D_p) utilizou-se o método do balão volumétrico. A porosidade total do solo foi estimada pela expressão $P_{total} = [1 - (D_p/D_s)]$. A macroporosidade (Ma) e a capacidade de campo (θ_{cc}) foram determinadas pelo método da mesa de tensão. A tensão de 60 kPa foi adotada como referente a capacidade de campo. As amostras foram realizadas de acordo com a metodologia da EMBRAPA (1997).

O ponto de murcha permanente (θ_{pmp}) foi estimado pela função de pedotransferência proposto por Klein et al. (2010), em que θ_{pmp} (m³ m⁻³) = 0,0003*Argila (g kg⁻¹) + 0,0118. Estes valores estimados foram semelhantes aos encontrados em mesma área experimental por Fidalski et al. (2007) no LVd2, Costa et al. (1997) no LVd1 e Salvestro et al. (2012) no NV. A capacidade de água disponível CAD (mm) foi obtida pela diferença entre a quantidade de água do solo na capacidade de campo (θ_{cc}) e no ponto de murcha permanente (θ_{pmp}), conforme a equação CAD = ($\theta_{cc} - \theta_{pmp}$)* D_s *Z, em que Z, é a profundidade efetiva do sistema radicular, cujo valor adotado foi de 0,15 m.

Análise exploratória dos dados

Os conjuntos de dados foram submetidos à análise estatística descritiva. Utilizou-se a família de transformações Box-Cox (Box & Cox, 1964) para encontrar a transformação mais adequada, com objetivo de alcançar a tendência de distribuição normal. Para valores iguais a 1, os dados são considerados normais, não sendo necessária a transformação.

Análise multivariada

Análise de componentes principais: A análise de componentes principais (ACP) tem como objetivo reduzir a dimensionalidade do conjunto de variáveis e facilitar a interpretação da independência entre elas. Para isso, são obtidas combinações lineares das variáveis originais que geometricamente representam a seleção de novos sistemas de coordenadas, os quais são obtidos pela rotação do sistema original em que há p variáveis aleatórias como eixos das coordenadas. Esses novos eixos ortogonais (novas variáveis) são chamados de componentes principais e os valores das novas variáveis são chamadas de escores dos componentes principais ou coordenadas principais. Essas novas variáveis não são correlacionadas (Piovesan, 2008).

Foram obtidos os componentes principais, de uma forma geral, seja um conjunto de p variáveis X_1, X_2, \dots, X_p com médias $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p$ e variâncias $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_p^2$, respectivamente. Estas variáveis não são independentes e, portanto, possuem covariância entre a i-ésima e k-ésima variável definida por σ_{ik} , para $i \neq k, k = 1, 2, \dots, p$. Então as p variáveis podem ser expressas na forma vetorial por: $X = [X_1, X_2, \dots, X_p]^T$, com vetor de médias $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p]^T$, e matriz de covariância Σ . Encontram-se os pares de autovalores e autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ em que λ_1

$\geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$, associados à Σ e, então o i -ésimo componente principal é definido pela Eq. (1):

$$Z_i = e_i'X = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p \quad (1)$$

em que $i = 1, 2, \dots, p$.

Análise de agrupamento hierárquico: A técnica hierárquica de agrupamento consiste em uma série de sucessivos agrupamentos ou sucessivas divisões de elementos, em que os elementos são agregados ou desagregados. Os grupos, na técnica hierárquica, são geralmente representados por um diagrama bi-dimensional chamado de dendrograma ou diagrama de árvore. Nesse diagrama, cada ramo representa um elemento, enquanto a raiz representa o agrupamento de todos os elementos. Para identificação das similaridades do conjunto, foi realizada esta técnica, calculando-se a distância euclidiana para o conjunto das treze variáveis, e utilizando-se o algoritmo de Ward (1963) para a obtenção dos agrupamentos similares (Freddi et al., 2008). O resultado da análise foi apresentado em um dendrograma, na identificação dos agrupamentos.

Análise geoestatística

Os dados foram analisados por meio da abordagem de modelos geoestatísticos (Diggle & Ribeiro Júnior, 2007) sob o paradigma frequentista da estatística. Buscou-se, desta forma, ajustar os parâmetros do modelo, conforme a Eq. (2):

$$Y(X_i) = \beta + S(X_i) + \varepsilon_i \quad (2)$$

em que:

$Y(X_i)$ - a lâmina na linha i da matriz de coordenadas X

β - é a média geral de uma área específica
 $S(X_i)$ - processo gaussiano com função do modelo com parâmetro de variância σ^2 e parâmetro de alcance ϕ
 ε_i - ruído aleatório normalmente distribuído com média zero e variância τ^2

Os modelos foram ajustados para os semivariogramas, sendo, desta forma, apresentados os resultados das estimativas dos parâmetros (τ^2 , σ^2 e ϕ) da função de verossimilhança. A partir dos parâmetros dos modelos ajustados aos semivariogramas, pôde-se construir mapas de distribuição espacial, obtidos por interpolação mediante krigagem.

Para a classificação do grau de dependência espacial (GDE), baseou-se na razão entre o efeito pepita (nugget) e o patamar (sill) [$(\tau^2/(\sigma^2+\tau^2))$], sendo considerada fraca se a razão for $\geq 0,75$, moderada quando está entre 0,74 e 0,26 e forte se $\leq 0,25$ (Cambardella et al., 1994).

Análises dos dados

Para as análises de dados foi utilizada a linguagem e ambiente R, versão 2.15.1. (R. Development Core Team, 2012). Na execução dessas análises e da técnica de análise de componentes principais foram utilizadas funções princomp e prcomp. Os métodos geoestatísticos e simulações condicionais foram implementados utilizando funções disponíveis no pacote geoR (Ribeiro & Diggle, 2001) e MASS (Venables & Ripley, 2002).

Resultados e Discussão

A matriz de correlação das variáveis é apresentada na Tabela 2. As variáveis estudadas,

Tabela 2. Coeficiente de correlação (r) entre as variáveis

Variável	Matriz de correlação												
	Cota	D _s	θ_{cc}	Ma	P _{total}	θ_{pmp}	CAD	T _{ib (obs)}	T _{ib (est)}	T _{i 3 min}	T _{i 30 min}	T _{i 60 min}	T _{i 120 min}
Cota	1,00												
D _s	-0,60	1,00											
θ_{cc}	0,56	-0,86	1,00										
Ma	0,50	-0,81	0,50	1,00									
P _{total}	0,62	-0,97	0,90	0,81	1,00								
θ_{pmp}	0,70	-0,90	0,81	0,81	0,93	1,00							
CAD	-0,56	0,61	-0,29	-0,83	-0,60	-0,79	1,00						
T _{ib (obs)}	0,02	-0,09	0,02	0,24	0,13	0,03	-0,03	1,00					
T _{ib (est)}	0,17	-0,33	0,17	0,50	0,35	0,29	-0,30	0,64	1,00				
T _{i 3 min}	0,17	-0,16	0,08	0,24	0,17	0,16	-0,18	0,32	0,43	1,00			
T _{i 30 min}	0,21	-0,27	0,15	0,40	0,30	0,25	-0,26	0,52	0,78	0,88	1,00		
T _{i 60 min}	0,21	-0,30	0,16	0,43	0,31	0,27	-0,28	0,57	0,86	0,81	0,99	1,00	
T _{i 120 min}	0,21	-0,31	0,16	0,45	0,33	0,28	-0,29	0,59	0,91	0,73	0,96	0,99	1,00

Cota - cota altimétrica; D_s - densidade do solo; θ_{cc} - capacidade de campo; Ma - macroporosidade; θ_{pmp} - ponto de murcha permanente; CAD - capacidade de água disponível; P_{total} - porosidade total do solo; T_{ib est} - taxa de infiltração básica, estimada por meio da equação de Kostiaikov; T_{ib obs} - taxa de infiltração básica obtida pelo método do infiltrômetro de anéis; T_{i 30, 60 e 120 min} - taxa de infiltração instantânea

com exceção de T_i 3 min, apresentaram correlação superior a 0,5 com pelo menos quatro outras variáveis. Os coeficientes de correlação superiores a 0,5 identificaram uma forte correlação, conforme Andrade et al. (2007). O coeficiente de correlação entre macroporosidade e as variáveis D_s , P_{total} , θ_{pmp} e CAD foi superior a 0,8, considerada forte correlação. Constatou-se uma baixa correlação entre o grupo de variáveis relacionadas com a taxa de infiltração de água no solo e a D_s , θ_{cc} , θ_{pmp} e CAD (Tabela 2).

Análise de componentes principais

De acordo com a Tabela 3, são apresentadas as variâncias explicadas e cumulativas para cada um dos sete componentes principais, que acumularam e explicaram 99,61% da variabilidade total dos dados. Como a contribuição dos demais componentes foi mínima, estes não foram considerados na análise. Observou-se que os primeiros componentes responderam pela maior parte da variância. Desta forma, não

é necessário analisar toda a informação, mas somente estudar as informações de variabilidade relevantes, simplificando a análise em um número inferior de variáveis, sem ocorrer perda de informação. Segundo Andrade et al. (2007), esses fatores comuns e independentes (componente principal) reduzem a dimensão de variáveis inter-relacionadas em dimensões menores, para explicar a variabilidade dos dados originais.

Os dois primeiros componentes explicaram 78,4% da variação total. A redução da dimensão de treze variáveis originais para dois componentes principais foi muito razoável, uma vez que o primeiro e o segundo componente principal explicaram 51,3 e 27,1% da variação amostral total, respectivamente.

O gráfico Biplot de pesos para os dois primeiros componentes principais é apresentado na Figura 2. Geometricamente, os pesos correspondem aos cossenos dos ângulos que os componentes principais fazem com as variáveis originais (Lyra et al., 2010). A intercorrelação entre as variáveis

Tabela 3. Autovalores e autovetores da matriz de correlação dos componentes principais (CP) e das variáveis físico-hídricas

Componentes principais	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7
Proporção da variância explicada	0,5130	0,2710	0,0679	0,0652	0,0401	0,0280	0,0109
Proporção da variância acumulada	0,5130	0,7840	0,8519	0,9171	0,9572	0,9852	0,9961
Cota	0,2352	0,2236	0,1591	0,2057	0,8432	0,2121	0,2644
D_s	0,3128	0,2705	0,1863	0,0308	0,1922	0,0735	0,3252
θ_{cc}	0,2456	0,2896	0,4952	0,2918	0,0523	0,0364	0,2763
Ma	0,3241	0,1489	0,2159	0,3284	0,2268	0,1847	0,5488
P_{total}	0,3218	0,2651	0,2226	0,0325	0,1459	0,0663	0,0857
θ_{pmp}	0,3140	0,2924	0,0597	0,0059	0,0161	0,0126	0,5042
CAD	0,2623	0,1846	0,5998	0,2969	0,0100	0,0814	0,4089
T_{ib} (obs)	0,1632	0,2847	0,3977	0,4749	0,4065	0,5677	0,1280
T_{ib} (est)	0,2797	0,2720	0,1412	0,3286	0,0397	0,5284	0,0305
T_i 3 min	0,2184	0,2980	0,2258	0,5307	0,0551	0,4671	0,0123
T_i 30 min	0,2862	0,3394	0,0719	0,2173	0,0480	0,0052	0,0046
T_i 60 min	0,2948	0,3368	0,0253	0,1088	0,0457	0,1374	0,0102
T_i 120 min	0,2982	0,3288	0,0166	0,0048	0,04838	0,2534	0,0159

Cota - cota altimétrica; D_s - densidade do solo; θ_{cc} - capacidade de campo; Ma - macroporosidade; θ_{pmp} - ponto de murcha permanente; CAD - capacidade de água disponível; P_{total} - porosidade total do solo; T_{ib} est - taxa de infiltração básica, estimada por meio da equação de Kostiaikov; T_{ib} obs - taxa de infiltração básica obtida pelo método do infiltrômetro de anéis; T_i 30, 60 e 120 min - taxa de infiltração instantânea

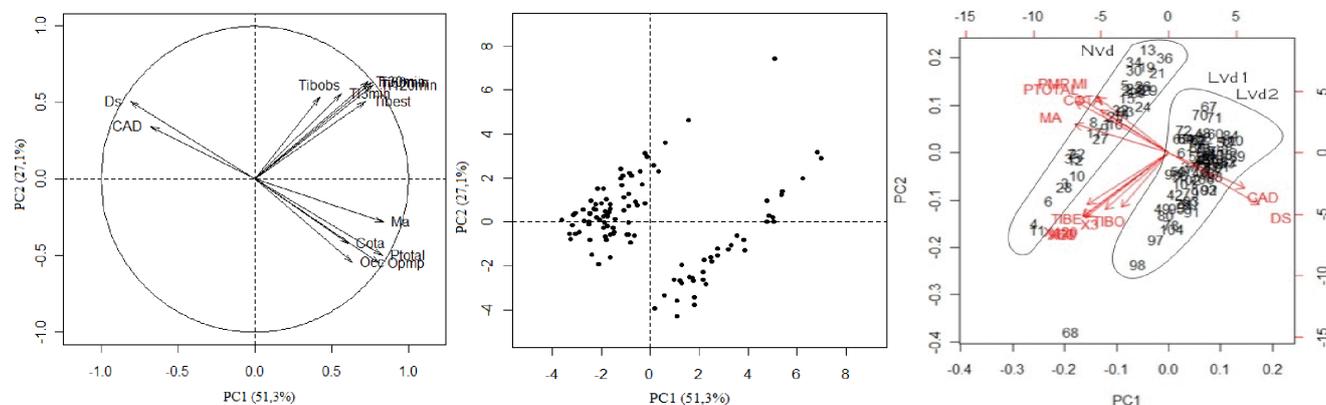


Figura 2. Biplot dos pesos de CP1 e CP2 para treze variáveis: densidade do solo (D_s), capacidade de campo (θ_{cc}), macroporosidade (Ma), ponto de murcha permanente (θ_{pmp}), capacidade de água disponível (CAD), porosidade total do solo (P_{total}), taxa de infiltração instantânea a 3, 30, 60 e 120 min, taxa de infiltração básica, estimada por meio da equação de Kostiaikov (T_{ib} est), taxa de infiltração básica obtida pelo método do infiltrômetro de anéis (T_{ib} obs), e a cota altimétrica

do solo é demonstrada pelos ângulos entre as setas e a importância destas variáveis pelo comprimento das setas. O grau com que a variável se correlaciona com o eixo é determinado pelo ângulo formado entre determinada seta e o eixo de ordenadas (Melém et al., 2008).

Com base nas relações entre as variáveis verifica-se que D_s e CAD têm sinal contrário ao de Ma, Cota, P_{total} , θ_{cc} e θ_{pmp} . Isto está condizente com a variação destas variáveis físico-hídricas, já que D_s varia exatamente no sentido inverso de P_{total} .

Com o primeiro eixo da ACP explicando 51,3% da variação dos dados, observa-se uma grande sobreposição dos efeitos entre as taxas de infiltração instantânea a 3, 30, 60 e 120 min. A mesma sobreposição ocorreu na Cota e θ_{pmp} .

A Ma e P_{total} apresentaram o maior peso, contribuindo mais para a CP1, que reflete a maior correlação e variabilidade entre estas variáveis. Assim, há razões para denominar a primeira componente principal (CP1) de porosidade do solo ($0,3241*Ma + 0,3218*P_{total}$), ocorrendo uma redução dos dados. O segundo componente principal se correlaciona com as taxas de infiltração de água no instante de 30 e 60 min ($Ti_{30\ min} * 0,3394 + Ti_{60\ min} * 0,3368$), havendo uma redução dos dados para uma nova variável denominada de taxa de infiltração de água no solo.

Nas projeções, foi possível observar a formação de dois grupos, classificados de acordo com as projeções dos componentes principais, que refletiu seus comportamentos em relação aos fatores. Para a projeção apresentada na Figura 2, os grupos de maior discriminação foram: Nitossolo (Nvd), relacionado diretamente às variáveis CAD e D_s , e os Latossolos (LVd1 e LVd2), relacionados às variáveis Ma, Cota, P_{total} , θ_{cc} e θ_{pmp} . Esses agrupamentos apresentaram pontos de sobreposição, sendo atribuídos assimilaridade ou correlação das variáveis às classes de solos (Tabela 2).

A análise de componentes principais é uma técnica de reconhecimento de padrões e não uma técnica de classificação. Ela apenas ilustra a relação entre as variáveis no gráfico de escores, mas não dirá em absoluto como classificá-los (Lyra et al., 2010). Para a técnica de classificação, a análise de agrupamento hierárquico foi utilizada.

Análise de agrupamento hierárquico

Na Figura 3 pode ser observado o dendrograma, obtido da matriz de dados padronizados, pela análise de agrupamento. Cada vez que se obtém variação expressiva nos valores de distância euclidiana entre as variáveis, para o conjunto, é

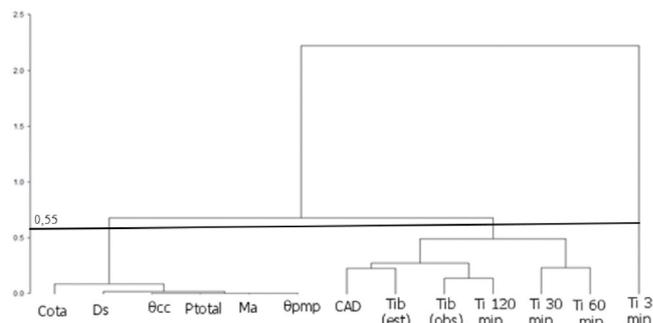


Figura 3. Dendrograma resultante da análise hierárquica de agrupamentos com a formação de grupos com base na distância euclidiana

considerada uma possível divisão de grupos das variáveis físico-hídricas. Os números no eixo vertical representam a distância euclidiana de 0 a 2,5 e, no eixo horizontal, as árvores que geram os grupos. A definição dos grupos foi feita pelo traçado de uma linha paralela ao eixo horizontal.

Foi admitido um corte na distância de ligação de 5,5 (Figura 4), que permitiu uma divisão clara de dois grupos. Isso indica que, com o uso conjunto dos atributos físicos e hídricos, foi possível ordenar os dados em dois grupos de solos, englobando os dados do NVd, LVd1 e LVd2.

A $T_{i\ 3\ min}$ destacou-se das demais (Figura 3), pois esta variável possui uma alta variabilidade devido a fatores intrínsecos do solo como a alta relação com a sua umidade inicial. Cunha et al. (2009) estudaram a taxa de infiltração em um Latossolo Amarelo sob diferentes manejos e verificaram que a taxa de infiltração instantânea de 3 a 8 min possui uma maior variabilidade, avaliada pelo coeficiente de variação de aproximadamente 30%.

Análise geoestatística

A análise geoestatística, com o intuito de mapear as variáveis físico-hídricas, foi realizada utilizando-se os escores do primeiro e segundo componentes principais e a TIB, apresentados na Tabela 4.

O CP1 apresentou dependência espacial para os três solos, o CP2 somente para o NVd e a TIB para os solos NVd e LVd2. A grande variabilidade é a provável causa para a ausência de dependência espacial para CP 2 nos solos LVd1 e LVd2 e TIB e para o solo LVd1.

Para o CP1 e TIB dos solos NVd e LVd2, o alcance foi maior que a mínima distância de 2 m, entre as amostras. Para o CP2 do NVd e CP1 do LVd1, o alcance é menor que a menor distância entre amostras, impedindo o uso de modelos geoestatísticos para essas variáveis, já que amostragens realizadas mais distantes que o alcance não estão correlacionadas (Zimmermann

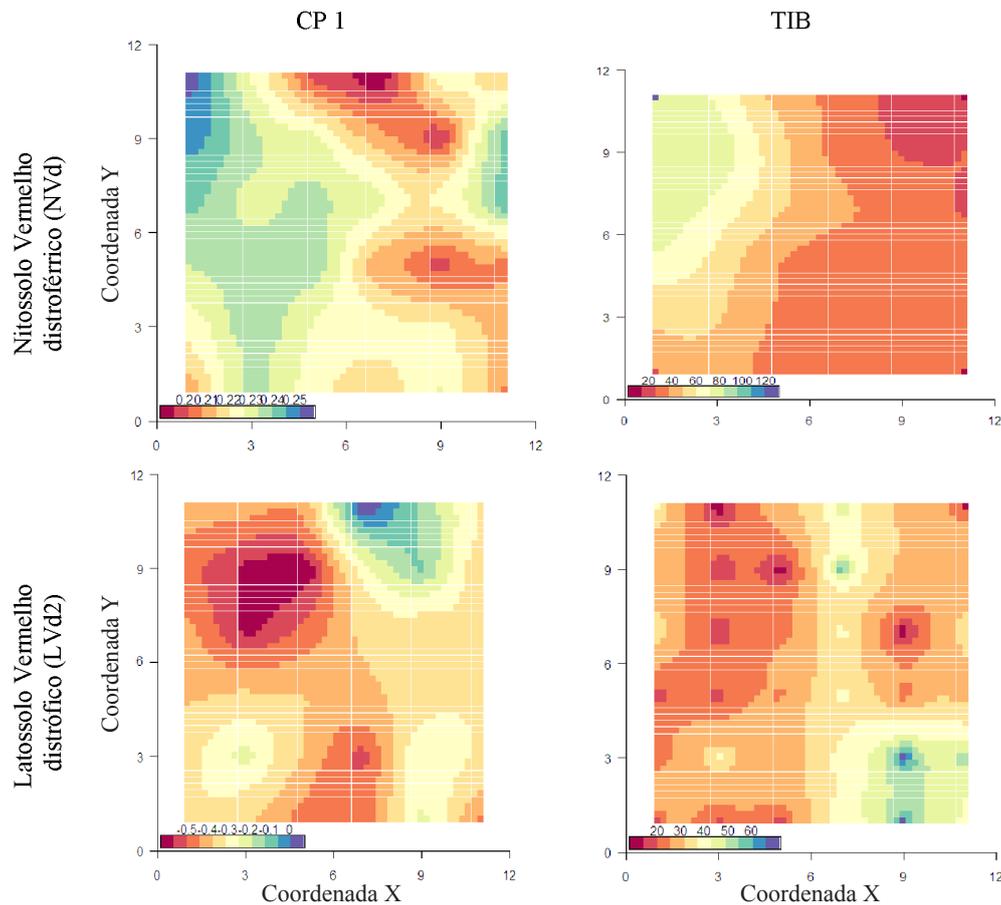


Figura 4. Distribuição espacial dos dois componentes principais nas áreas de amostragem e a taxa de infiltração básica de água no solo (TIB) obtida pelo método do infiltrômetro de anéis

Tabela 4. Estimativas dos parâmetros utilizando-se estimadores de máxima verossimilhança para os dois componentes principais (CP) e a taxa de infiltração básica (TIB)

Componente principal	λ	Modelo	τ^2	σ^2	φ	GDE
					NVd	
CP 1	1,8	Esférico	14,263	5,200	8,809	0,7328
CP 2	---	Gaussiano	0,5758	0,5927	1,6438	0,4928
TIB	0	Exponencial	1011,646	507,975	4,244	0,6657
					LVd1	
CP 1	---	Exponencial	0,00001	0,0210	1,3961	0
CP 2	---	---	1,0174	---	---	---
TIB	---	---	---	---	---	---
					LVd2	
CP 1	---	Exponencial	0,0001	0,0156	2,16	0,0064
CP 2	---	---	---	---	---	---
TIB	---	Exponencial	0,00021	0,00091	8,37	0,1875

λ – expoente da transformação Box-Cox; τ^2 – efeito pepita dos dados transformados; σ^2 – variância dos dados transformados; φ – alcance, em m; NVd – Nitossolo Vermelho distroférrico; LVd1 – Latossolo Vermelho distroférrico; LVd2 – Latossolo Vermelho distroférrico; GDE – grau de dependência espacial; TIB – taxa de infiltração básica de água no solo obtida pelo método do infiltrômetro de anéis

et al., 2008). Os baixos valores de alcance indicam grande variabilidade espacial das variáveis.

De acordo com o critério de Cambardella et al. (1994), a área amostral do NVd apresentou moderada dependência espacial, enquanto a área amostral do LVd apresentou forte dependência espacial (Tabela 3).

Silva & Lima (2012) utilizaram análise de componentes principais e geoestatística para a avaliação do estado nutricional e produtividade de cafeeiro e encontraram valor maior de alcance para o primeiro componente principal. De acordo

com Silva et al. (2010), este fenômeno é devido a CP1 conter a maior variância e quanto maior a variância, maior a continuidade espacial do componente.

A estimativa de valores em locais não amostrados é apresentada por mapas de distribuição espacial na Figura 4.

Pelo mapa do componente principal um (Figura 4), o qual representa a porosidade do solo como nova variável (Tabela 3), foi possível perceber que valores maiores de porosidade do solo ocorrem na porção superior esquerda (CP 1 NVd) da área,

verificados também no mapa da TIB NVd para CP 2 LVd2.

Conclusão

1. As técnicas de análise multivariada, em associação com a geoestatística, facilitaram a avaliação da variabilidade físico-hídrica do solo.

2. Os componentes principais 1 ($Ma^*0,3241 + Ptotal^*0,3218$), e componentes principais 2 ($Ti30\ min^*0,3394 + Ti60\ min^*0,3368$) apresentaram dependência espacial moderada, com maior continuidade espacial observada no componente principal 1, o qual explicou 78,4% da variação dos dados.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Ministério da Ciência e Tecnologia (MCT), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes), pelo apoio financeiro a esta pesquisa, e ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Engenharia da Irrigação (INCTEI) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

Literatura Citada

- Andrade, E. M.; Araújo, L. F. P.; Rosa, M. F.; Gomes, R. B.; Lobato, F. A. O. Fatores determinantes da qualidade das águas superficiais na bacia do Alto Acaraú, Ceará, Brasil. *Ciência Rural*, v.37, p.1791-1797, 2007.
- Box, G. E. P., Cox, D. R. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society, Ser. B*, v.26, p.211-246, 1964.
- Brandão, V.S.; Cecílio, R.A.; Pruski, F.F.; Silva, D.D. Infiltração de água no solo. Viçosa: UFV, 2006. 120p.
- Cambardella, C.A.; Moorman, T.B.; Novak, J.M.; Parkin, T.B.; Karlen, D.L.; TURCO, R.F.; Konopka, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. *Soil Science Society of America Journal*, v.58, p.1501-1511, 1994.
- Campos, S.; Pissarra, T. C. T.; Rodrigues, F. M.; Barros, Z. X.; Ribeiro, F. L. Análise multivariada de microbacias em relação ao tipo de solo. *Irriga*, v.15, p. 208-216, 2010.
- Costa, A. C.; Nanni, M. R.; Jeske, E. Determinação da umidade na capacidade de campo e ponto de murcha permanente por diferentes metodologias. *Revista UNIMAR*, v.19, p.827-844, 1997.
- Cunha, J. L. X. L., Albuquerque, A. W., Silva, C. A., Araújo, E., Junior, R. B. S. Velocidade de infiltração da água em um latossolo amarelo submetido ao sistema de manejo plantio direto. *Revista Caatinga*, v.22, p.199-205, 2009.
- Diggle, P.J.; Ribeiro Júnior, P.J. *Model based geostatistics*. New York: Springer, 2007. 230p.
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Manual de métodos de análise de solo. 2. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 1997. 212p.
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Sistema brasileiro de classificação de solos. 2. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 2006. 306p.
- Fidalski, J.; Tormena, C.A.; Scapim, C.A. Espacialização vertical e horizontal dos indicadores de qualidade para um Latossolo Vermelho. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.31, p.9-19, 2007.
- Freddi, O. S.; Ferraud, A. S.; Centurion, J. F. Análise multivariada na compactação de um Latossolo Vermelho cultivado com milho. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.32, p. 953-961, 2008.
- Fiorin, T. T. Estimativa da infiltração de água no solo a partir de pedofunções. Santa Maria: UFSM. 2008. 116p. Tese de Doutorado
- Guimarães, R. M. L.; Ball, B. C.; Tormena, C. A.; Giarola, N. E. F. B.; Silva, A. P. Relating visual evaluation of soil structure to other physical properties in soils of contrasting texture and management. *Soil & Tillage Research*, v.127, p.92-99, 2013.
- Klein, V.A.; Baseggio, M.; Madalosso, T.; Marcolin, C. D. Soil texture and the estimation of water content in the permanent wilting point with psychrometer. *Revista Ciência Rural*, v.40, p.1550-1556, 2010.
- Lima, S. D. L.; Silva, S. A.; Silva, J. M. Variabilidade espacial de atributos químicos de um Latossolo Vermelho-Amarelo cultivado em plantio direto. *Revista Ciência Agronômica*, v.44, p.16-23, 2013.
- Lyra, W. S.; Silva, E.C.; Araújo, M.C.U.; Fragoso, W.D. Classificação periódica: Um exemplo didático para ensinar análise de componentes principais. *Química Nova*, v.33, p.1594-1597, 2010.
- Martin, M. Z.; Mayes, M. A.; Heal, K. R.; Brice, D. J.; Wullschleger, S. D. Investigation of laser-induced breakdown spectroscopy and multivariate analysis for differentiating inorganic and organic C in a variety of soils *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, v.87, p.100-107, 2013.

- Melém Júnior, N. J.; Fonseca, I. C. B.; Brito, O. R.; Decaëns, T.; Carneiro, M. M.; Matos, M. F. A.; Guedes, M. C.; Queiroz, J. A. L.; Barroso, K. O. Análise de componentes principais para avaliação de resultados analíticos da fertilidade de solos do Amapá. *Semina: Ciências Agrárias*, v.29, p.499-506, 2008.
- Piovesan, P.; Araújo, L. B.; Deanddias, C. T. S. Validação cruzada com correção de autovalores e regressão isotônica nos modelos de efeitos principais aditivos e interação multiplicativa. *Ciência Rural*, v.39, p.1018-1023, 2009.
- R Development Core Team R. A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. 2012. URL <http://www.R-project.org>
- Ribeiro Jr., P. J.; Diggle, P. J. The geoR package functions for geostatistical data analysis. *R.News*, v.1, p.15-18, 2001.
- Salvestro, A. C.; Freitas, P. S. L. ; Rezende, R. ; Della-Flora ; Vieira, C. V. Permanent wilting point of bean cultivated in dystic Nitosols and Rhodic Ferralsols. *International Journal of Food, Agriculture and Environment*, v.10, p.462-466, 2012.
- Sena, M. M.; Frighetto, R. T. S.; Valarini, P. J.; Tokeshi, H.; Poppi, R. J. Discrimination of management effects on soil parameters by using principal component analysis: A multivariate analysis case study. *Soil & Tillage Research*, v.67, p.171-181, 2002.
- Silva, M. O.; Santos, M. B. G. F.; Mendes, A. M. S.; Freire, F. J.; Campos, M. C. C.; Amorim, L. B. Aguas salinas , na região de Mossoró (RN), com o uso de análise multivariada. *Ambiência Guarapuava*, v.6, p.261-270, 2010.
- Silva, S. D. A.; Lima, J. S. D. S. Avaliação da variabilidade do estado nutricional e produtividade de café por meio da análise de componentes principais e geoestatística. *Revista Ceres*, v.59, p.271-277, 2012.
- Venables, W. N.; Ripley, B. D. Modern applied statistics with S. 4.ed. Berlin: Springer, 2002. 497p.
- Ward, J. H. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association*, v.58, p.236-244, 1963.
- Zimmermann, B.; Zehe, E. N.; Hartmann, K.; Elsenbeer, H. Analyzing spatial data: An assessment of assumptions, new methods, and uncertainty using soil hydraulic data. *Water Resources Research*, v.44, p.1-18, 2008.

