

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS NA OPERAÇÃO DE COLHEITA MECANIZADA DE AMENDOIM**CRISTIANO ZERBATO¹, RAFAEL H. F. NORONHA², MURILO A. VOLTARELLI³, RAFAEL S. BERTONHA⁴, ROUVERSON P. DA SILVA⁵**

¹ Professor Assistente Doutor I, Departamento de Engenharia Rural, FCAV/UNESP, Jaboticabal-SP, Brasil, (16) 3209-7627, zerbato@fcav.unesp.br

² Doutorando em Agronomia, Departamento de Engenharia Rural, FCAV/UNESP, Jaboticabal-SP, Brasil

³ Professor Adjunto, Departamento de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa-MG.

⁴ Pós-doutorando em Agronomia, Departamento de Engenharia Rural, FCAV/UNESP, Jaboticabal-SP, Brasil

⁵ Professor Adjunto III, Departamento de Engenharia Rural, FCAV/UNESP, Jaboticabal-SP, Brasil

Apresentado no
XLV Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2016
24 a 28 de julho de 2016 - Florianópolis - SC, Brasil

RESUMO: Análise de Componentes Principais (ACP) é executada afim de simplificar a descrição de um conjunto de variáveis inter-relacionadas. Assim, objetivou-se com o trabalho avaliar, por meio da ACP, as principais características agrônômicas (produtividade, maturação, largura e altura de leira após o arranquio, teor de água no solo e na vagem, perdas visíveis, invisíveis e no recolhimento) na operação de colheita mecanizada de amendoim, em seis texturas de solo (muito argiloso, argiloso, franco argiloso, franco argiloso siltoso, argilosiltoso e arenoso). Para as perdas visíveis (acima do solo) e invisíveis (abaixo do solo) foi utilizada uma armação que possuía uma área de 2 m² (1,80 x 1,11 m). A ACP permitiu uma única distribuição dos acessos (componente principal 1 e 2), visto que somente dois autovalores foram superiores a “um”: maior autovalor 4,50 e 1,78, respectivamente. Os dois maiores componentes principais juntos possibilitaram uma ordenação bidimensional dos acessos e das variáveis, o que permitiu a construção de um gráfico biplot, onde constatou-se que a soma da variabilidade retida nestes componentes explicou 69,86% da variabilidade original, sendo que CP1 e CP2 retêm, 50,04%, 19,82% respectivamente. A ACP indicou que elevadas produtividades de amendoim apresentou-se correlacionada com as perdas na operação de colheita mecanizada.

PALAVRAS-CHAVE: Perdas na colheita, Análise Multivariada, Biplot.

PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS IN PEANUT MECHANIZED HARVESTING OPERATION

ABSTRACT: Principal Component Analysis (PCA) is performed in order to simplify the description of a set of interrelated variables. Thus, the objective with the study was to evaluate, through the ACP, the main agronomic characteristics (yield, maturity, width and height of windrow after the digging, water content in the soil and in the pod, visible and invisible losses and collecting) in the mechanized harvesting operation peanut in six soil textures (clayey, loamy, loamy frank, outspoken silty clayey, clayed silty and sandy). For the visible loss (above ground) and invisible (below ground) it was used a frame that had a area of 2 m² (1.80 x 1.11 m). The PCA showed a single distribution of accesses (principal component 1 and 2), whereas only two eigenvalues were higher than "one": largest eigenvalue 4.50 and 1.78, respectively. The two largest principal components together enabled a two-dimensional ordering of accesses and variables, which allowed the construction of a Biplot graph, where it was found that the sum of these components retained variability explained 69.86% of the original variation, with PC1 PC2 retain, 50.04%, 19.82% respectively. The PCA indicated that high peanut yields presented is correlated with the losses in mechanical harvesting operation.

KEYWORDS: Crop losses, Multivariate Analysis, Biplot.

INTRODUÇÃO: A análise multivariada pode ser definida como método estatístico que analisa simultaneamente múltiplas medidas sobre a unidade experimental. As variáveis devem ser aleatórias e inter-relacionadas, de maneira que seus efeitos não possam ser significativamente interpretados de forma separada (Hair et al., 2005).

Análise de Componentes Principais é executada com o objetivo de simplificar a descrição de um conjunto de variáveis interrelacionadas. Tanto na análise de agrupamento como na análise de componentes principais as variáveis não são discriminadas como independentes ou dependentes como na análise de regressão, criando eixos ortogonais, que são combinações lineares das variáveis originais, partindo dos autovalores da matriz de covariância das variáveis consideradas. Os dois maiores autovalores geram os dois primeiros componentes principais, que agregam maior quantidade de variabilidade de qualquer um dos outros componentes (Hair et al., 2005).

Visando facilitar a visualização do comportamento das características agronômicas em relação as classes texturais de solo, quando características múltiplas são consideradas, este trabalho teve como objetivo identificar, por meio de abordagens multivariadas, grupos a partir das texturas de solo que apresentem padrões de semelhança, assim como discriminar as variáveis que mais influenciaram na divisão dos grupos, para auxiliar as decisões nas operações mecanizadas agrícolas.

MATERIAL E MÉTODOS: A partir dos grupos gerados pelo dendograma por meio método de agrupamento de Ward, os ramos foram codificados conforme o grupo pertencente (1 e 2) e, então, foi aplicada a técnica de componentes principais (Hair et al., 2005), utilizando as mesmas características citadas inicialmente, com o intuito de visualizar a distribuição dos grupos de textura de solo no plano bidimensional formado por componentes principais bem como interpretar o poder discriminatório das variáveis características em cada componente principal, conforme:

$$r_{xj}(CP_h) = \frac{a_{jh} \sqrt{\lambda_h}}{S_j} ; \text{ em que:}$$

S_j = desvio-padrão da variável j ;

a_{jh} = coeficiente da variável j no h -ésimo componente principal;

λ_h = autovalor h ;

$r_{xj}(CP_h)$ = correlação da variável x_j com o h -ésimo componente principal.

Os autovetores (CP1, CP2, ..., CP_h) foram construídos a partir dos autovalores da matriz de covariância das características dos ramos em ordem decrescente; sendo assim, o CP1 é o componente que retém mais variabilidade do conjunto original dos dados, enquanto o último componente retém menos.

A variância retida em cada componente principal pode ser calculada da seguinte forma:

$$CP_h = \frac{\lambda_h}{\text{traço}(C)} \times 100 ; \text{ em que:}$$

CP_h= componente principal h ;

λ_h = autovalor h ;

C= matriz de covariância e $\text{traço}(C) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_h$.

RESULTADOS E DISCUSSÃO: A análise de componentes principais permitiu uma única distribuição dos acessos (componente principal 1 e 2), visto que somente dois autovalores foram superiores a “um”: maior autovalor 4,50 e 1,78, respectivamente. Os dois maiores componentes principais juntos possibilitaram uma ordenação bidimensional dos acessos e das variáveis, o que permitiu a construção de um gráfico biplot (Figura 1).

A distribuição das texturas de solo e características agrônômicas para a colheita de amendoim, de acordo com as duas mais importantes componentes principais (CP1 e CP2), constatou-se que a soma da variabilidade retida nestes componentes explicou 69,86% da variabilidade original, sendo que CP1 e CP2 retêm, 50,04%, 19,82% respectivamente.

Na Figura 1, encontra-se a distribuição das classes texturais de solo em áreas com amendoim no plano formado pelos dois primeiros componentes principais (CP1 e CP2) e codificados segundo os grupos obtidos pelo dendograma. Na horizontal (CP1), é contrastante o posicionamento entre as 6 texturas de solo, sendo 3 grupos à direita (MAR, ARG e FAR) e 2 grupos à esquerda (ARN e ASI). As variáveis com maior poder discriminatório no primeiro componente principal foram as correlações diretas entre PROD, MAT, PV, PI e PR, além da correlação inversa TAS e TAV (ambas acima de 0,60), sendo características de grande importância econômica para produção de amendoim.

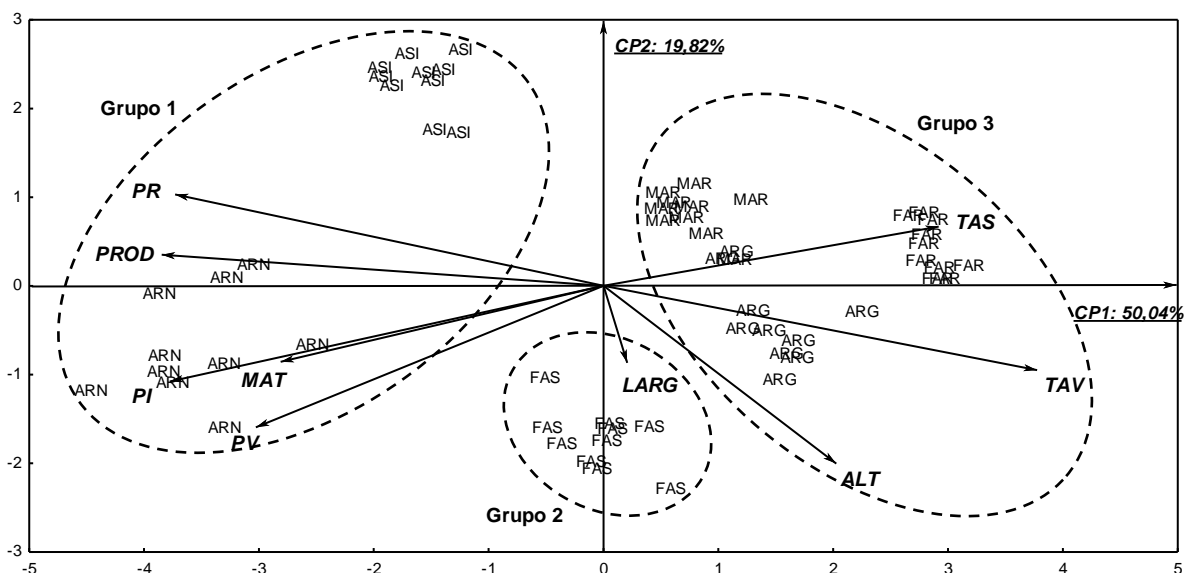


Figura 1. Distribuição das textura de solo, conforme as componentes principais 1 e 2 e seus vetores com as características agrônômicas para a colheita mecanizada de amendoim.

Tabela 1. Correlações entre variáveis da produção de amendoim para as diferentes texturas de solo e os componentes principais 1 e 2.

	CP1	CP2
PROD	-0,88	0,14
MAT	-0,64	-0,33
LARG	0,04	-0,33
ALT	0,47	-0,79
TAS	0,66	0,27
TAV	0,86	-0,36
PV	-0,69	-0,61
PI	-0,86	-0,42
PR	-0,85	0,41

Componente principal 1 (CP1); componente principal 2 (CP2); Produtividade (PROD); maturação (MAT); largura (LARG); altura de leira após o arranquio (ALT); teor de água no solo (TAS); teor de água na vagem (TAV); perdas visíveis (PV); perdas invisíveis (PI); perdas no recolhimento (PR).

Os valores das correlações entre as variáveis colheita de amendoim e as três primeiras componentes principais são apresentados na Tabela 1. De acordo com as características textural do solo, verifica-se no CP1 alto poder discriminatório para a colheita de amendoim de PROD (-0,88), MAT (-0,64), TAS (0,66), TAV (0,86), PV (-0,69), PI (-0,86) e PR (-0,85). Para a CP2 houve alto poder discriminatório para as variáveis ALT e PV, com as respectivas correlações de -0,79 e -0,61.

PR: Variável relacionada a operação de perdas no recolhimento das vagens, impactando diretamente na produção final da produção de amendoim.

ALT: Variável relacionada a capacidade de recolhimento com uma possibilidade de maior quantidade de perdas quando mais próxima do solo por maior dificuldade na operação de recolhimento.

TAV: Variável responsável relacionado a maturação que é indicada pelo teor de água na vagem, ou seja, com o pedúnculo mais seco, há maior facilidade de rompimento do mesmo ocasionando maior perdas na operação de recolhimento.

CONCLUSÕES: A análise de componentes principais indicou que elevadas produtividades de amendoim apresentou-se correlacionada com as perdas na operação de colheita mecanizada.

Os procedimentos multivariados foram eficientes para resumir as informações de perdas e produtividade, além de promover maior facilidade na identificação por meio das características agrônômicas em diferentes tipos de solo para a cultura do amendoim.

Essas técnicas multivariadas podem ser incorporadas às demais ferramentas utilizadas nas operações mecanizadas agrícolas.

REFERÊNCIAS

HAIR, J.R.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. et al. **Análise multivariada de dados**. Porto Alegre: Buckman, 2005. 593p.

KAISER, H.F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, 23, p. 187-200, 1958.

SNEATH, P.H. & SOKAL, R.R. **Numerical taxonomy: The principles and practice of numerical classification**. San Francisco, W.H. Freeman, 1973. 573p.