

Aplicação de modelo de equações estruturais em dados experimentais

Paulo Tadeu Meira e Silva de Oliveira - IPEN - CNEN/SP^{1 2}
Casimiro S. Munita - IPEN - CNEN/SP¹

Resumo: Neste trabalho, foi aplicado a Modelagem de Equações Estruturais via Análise Fatorial Confirmatória e a avaliação do ajuste do modelo adotado em um conjunto de 289 amostras de fragmentos cerâmicos das concentrações elementares de Na, K, La, Yb, Lu, Sc, Cr, Fe, Cs, Eu, Tb, Hf e Th determinadas por análise por ativação instrumental com nêutrons.

Palavras-chave: Equações estruturais, Análise fatorial confirmatória, Diagrama de caminhos.

1 Introdução

A reconstrução da cultura e história das sociedades antigas constitui um dos principais objetivos das ciências arqueológicas (Jones, 2004). Dentro da arqueologia há uma área denominada arqueometria, que estuda as propriedades físicas e químicas dos vestígios de origem arqueológica. Nas últimas décadas, tem havido um aumento significativo dos estudos sobre cerâmicas visando compreender fatores como a sua produção (Costin, 2000), tecnologia (Hegman, 2000), uso dos artefatos manufaturados, assim como seu intercâmbio sócio-cultural, entre outros fenômenos sociais (Kalentzidou, 2000)

A modelagem de Equações Estruturais (MEE) permite o uso de relações separadas para cada conjunto de variáveis dependentes e fornece uma técnica de estimação apropriada e mais eficiente quando se tem um conjunto de equações de regressão múltipla separadas, mas interdependentes, que devem ser estimadas simultaneamente. O MEE é caracterizado por dois componentes básicos: modelo estrutural e o modelo de mensuração. O modelo estrutural é um conjunto de uma ou mais relações de dependência entre as variáveis latentes (construtos) do modelo. O modelo de mensuração especifica quais variáveis observadas (indicadores) que serão utilizadas como medida para cada variável latente, além de poder avaliar a confiabilidade desses indicadores para medir as variáveis latentes associadas. O MEE combina aspectos da regressão múltipla com análise fatorial para estimar uma série de relações de dependência inter-relacionadas simultaneamente (Gutierrez, 2005).

Para este trabalho, foram utilizados resultados das concentrações elementares de Na, K, La, Yb, Lu, Sc, Cr, Fe, Cs, Eu, Tb, Hf e Th determinadas por análise de ativação com nêutrons instrumental em amostras de fragmentos cerâmicos de um sítio arqueológico e tem como objetivo

¹Agradecimento à FAPESP Processo 2008/54867-7 pelo apoio financeiro.

²Contato: ptoliveira@ipen.br

estimar múltiplas e inter-relações de dependência e considerar variáveis observadas (valores das concentrações elementares) com erro de medição de variáveis não observadas (fatores) ou latentes (Hair et al., 2009).

2 Método

2.1 Motivação

Para este estudo, foram considerados resultados de 289 amostras de fragmentos cerâmicos determinadas por análise por ativação com nêutrons instrumental, tida como uma técnica bastante sensível, utilizada nas análises qualitativas e quantitativas de elementos numa ampla faixa de concentração, da ordem de percentagens e a nível de traço (Toyota, 2009).

O MEE é uma técnica multivariada que permite a estimação simultânea de múltiplas equações. Essas equações representam a maneira como construtos se relacionam entre si e são equivalentes à execução de análise fatorial e análise de regressão em um único passo. O MEE tem se tornado extremamente popular na área de Ciências Sociais por conta dessas vantagens estratégicas (Hair et al., 2009).

Para este trabalho, foram utilizados os resultados das concentrações elementares após aplicar a transformação por log base 10 (Oliveira et al., 2003) e foi aplicado o MEE via Análise Fatorial Confirmatória (AFC).

2.2 Análise fatorial exploratória (AFE)

A AFE, trata-se de uma técnica estatística multivariada que, a partir da estrutura de dependência existente entre as variáveis de interesse permite a criação de um conjunto menor de variáveis (latentes ou fatores), obtidas a partir dos dados originais. Além disso, a técnica possibilita saber o quanto cada fator está associado a cada variável e o quanto o conjunto de fatores explica da variabilidade total dos dados originais (Melhado, 2004).

Uma situação bastante comum em várias áreas do conhecimento é aquela na qual observa-se, para cada amostra, um grande número de variáveis. Essas variáveis podem, por exemplo, SER resultados obtidos por amostras de cerâmica. Diante de um quadro como esse, o pesquisador enfrenta problemas como: caracterizar o conjunto de amostras levando-se em conta um conjunto grande de variáveis e descrever a sua inter-relação existente, eventualmente explicitando uma estrutura de interdependência subjacente aos dados.

2.3 Análise fatorial confirmatória (AFC)

Trata-se, a AFC, de uma forma alternativa de testar se as variáveis medidas representam um número menor de construtos. O pesquisador deve especificar o número de fatores que existem dentro de um conjunto de variáveis e, sobre qual fator cada variável irá carregar, fortemente, antes que os resultados possam ser considerados.

A AFC é utilizada para fornecer um teste confirmatório da teoria de mensuração que especifica como variáveis medidas que representam lógica e sistematicamente construtos envolvidos em um modelo teórico ou especifica uma série de relações que sugerem como variáveis medidas

representam um construto latente. É uma teoria que permite ao pesquisador especificar a priori o número de fatores, bem como quais variáveis carregam tais fatores.

O que diferencia a AFE da AFC é que na segunda o analista indica que estrutura ele imagina existir nos dados e, através da aplicação da técnica, terá indícios objetivos para concluir se aquela estrutura é ou não aceitável para explicar o comportamento dos mesmos.

2.4 Modelo de equações estruturais

É uma técnica de ampla utilização e com diversas opções. As técnicas de MEE se distinguem pelas seguintes características: estimação de múltiplas e inter-relacionadas relações de dependência e a possibilidade de considerar variáveis observadas com erro de medição e variáveis não observadas ou variáveis latentes.

O MEE está composto por dois sub modelos: modelo estrutural que define a relação entre as variáveis latentes exógenas e endógenas, com o modelo especificando quais variáveis latentes influenciam mudanças nos valores da outra variável latente (Gutierrez, 2005). O modelo de mensuração descreve as relações entre as variáveis latentes e seus indicadores observados. Para cada construto que aparece no modelo, é necessário determinar quais são suas variáveis indicadoras. O objetivo fundamental deste modelo é avaliar a qualidade dos indicadores selecionados na mensuração dos construtos de interesse.

Algumas vantagens do MEE são sua interface gráfica, isto é, a possibilidade de representações gráficas das relações existentes entre as variáveis observadas e as latentes, as correlações entre os parâmetros através de diagramas de caminho (Latif, 2000) e a possibilidade de estimação simultânea de uma série de equações múltiplas distintas, mas que se inter-relacionam (Hair et al., 2009).

2.5 Teste de hipótese

A hipótese fundamental de um MEE é que a matriz de covariância das variáveis observadas é função dos parâmetros do modelo. Se o modelo for correto e se se conhecem os verdadeiros valores dos parâmetros, a matriz de covariância populacional é reproduzida exatamente.

2.6 Estimação e ajuste

A estimação dos parâmetros se baseia na seleção dos valores dos parâmetros estruturais que reproduzem a matriz de covariância.

O ajuste do modelo pode ser avaliado em duas formas: no exame do ajuste local e no exame do ajuste global. A avaliação do ajuste local é feita através da estatística de teste "t". Deste modo pode ser verificado se os parâmetros são significativamente diferente de zero. A avaliação do ajuste global do modelo, pode ser feita por testes como: teste exato, usando a estatística do teste qui-quadrado para avaliar a significância estatística de que todos os elementos da matriz de resíduos sejam nulos, e pelo teste de ajuste aproximado usando a estatística RMSEA que leva em consideração o erro de aproximação na população.

Outros índices, também podem ser considerados como: Índice de Qualidade de Ajuste (GFI); Índice de Qualidade de Ajuste corrigido (AGFI); Índice Comparativo Ajustado; Índice normal-

izado ajustado; Índice de Ajuste não normalizado ajustado; Índice de Ajuste parsimonioso; Boolean's Rho, e por fim; Bollen's Delta, entre outros.

Uma outra possível medida de ajuste para quantificar a possível diferença entre as matrizes de covariância \mathbf{S} e $\Sigma(\theta)$ é a matriz de resíduos ($\mathbf{Y}_{(k \times k)}$). Neste caso é possível afirmar que um modelo é "bom" se todos os resíduos estiverem próximos de zero (Melhado, 2004).

3 Resultados e discussões

Inicialmente, os valores das concentrações elementares foram transformados por logaritmo base 10 para compensar a diferença de magnitude entre os valores dos elementos medidos no nível traço e maiores.

Com o objetivo de descrever a estrutura de dependência do conjunto de variáveis através da criação de fatores e a redução no número de variáveis, foi aplicada a AFE com opção de rotação varimax e extração por componentes principais, cujos resultados mostraram que a total da variância explicada atingiu um valor superior a 70% para as cinco primeiras componentes cujas cargas fatoriais de maior peso em cada componente foram: Cr, Sc e Th na componente 1; Eu e La na componente 2; Lu na componente 3; U na componente 4, e por fim, Tb na componente 5.

Com o intuito de avaliar a qualidade do ajuste proposto pela AFE, foi proposto o MEE via AFC para as variáveis e fatores considerados significantes como pode ser observado na Figura 1.

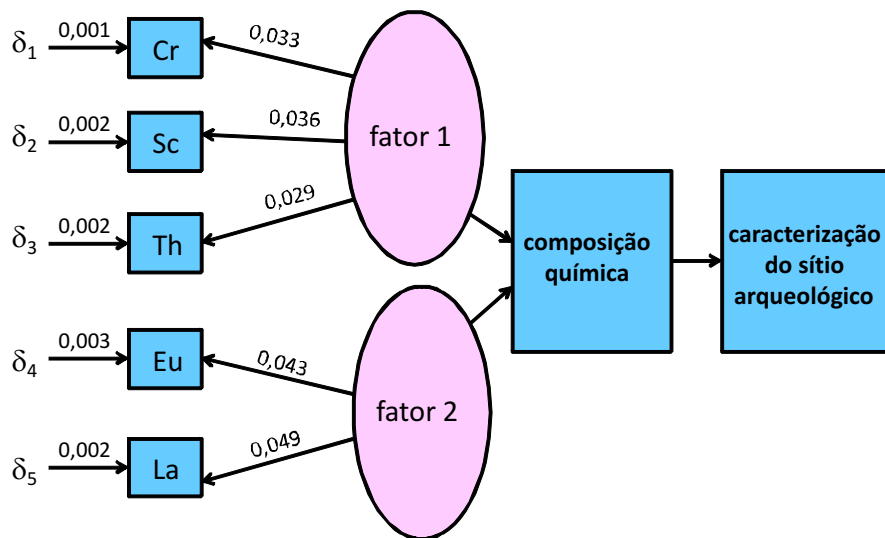


Figura 1: Diagrama de caminho para o modelo proposto

Observa-se da Figura 1 que o modelo foi reduzido a dois fatores, onde as cargas fatoriais foram Cr, Sc e Th para a componente 1 e Eu e La para a componente 2.

Utilizando o aplicativo Statistica versão 8 foram obtidos valores tidos como adequados para as seguintes quantidades: função de discrepância (0,523), qui-quadrado (151,186) com nível de significância 0,000 para 6 graus de liberdade, índice de não centralidade de McDonald (0,819), índice populacional gamma (0,862), índice de ajuste comparativo de Bentler (0,867) entre outros, que faz com que considere o modelo proposto como adequado.

4 Conclusões

A utilização do MEE via AFC conclui-se que dois fatores são suficientes para o ajuste, o que possibilitou a redução do número de variáveis necessárias para o ajuste do modelo e os valores calculados mostraram-se razoavelmente adequados.

Referências

- [1] COSTIN, L.C., The use of ethnoarchaeology for the archaeological study of ceramic production, *Journal Archaeological Methods and Theory*, v. 7(4), p. 377-403, 2000.
- [2] GUTIERREZ, G.C., *Estimação das escalas dos construtores capital cultural e capital econômico e análise no efeito escola nos dados do PERU-PISA, 2000*. 2005. 98 p., Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica, Rio de Janeiro-RJ, 2005.
- [3] HAIR JR., J.F.; BLACK, W.C.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L., *Análise de dados multivariados*, Porto Alegre: Bookman, 2009.
- [4] HEGMON, M., Advances in ceramic ethnoarchaeology, *Journal Archaeological Methods and Theory*, v. 7(3), p. 129-137, 2000.
- [5] JONES, A., Archaeometry and materiality: materials based analysis in theory and practice., *Archaeometry*, v. 46(3), p. 327-338, 2004.
- [6] KALENTZIDOU, O., Discontinuing traditions: using historically informed ethnoarchaeology in the study of Evros ceramics., *Journal Archaeological Methods and Theory*, v. 7(3), p. 165-186, 2000.
- [7] MELHADO, T.T., *Medida de ajuste de modelo de equações estruturais*. 2004, 109 p., Dissertação (Mestrado em Estatística) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.
- [8] OLIVEIRA, P.M.S.; MUNITA, C.S., *Influência do valor crítico na detecção de valor discrepantes em arqueometria*, 48^a Reunião Anual da Sociedade Internacional de Biometria - RBRAS e 9^o Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica - SEAGRO, Lavras-MG, 7 a 11 de julho, 2003.
- [9] TOYOTA, R.G., *Caracterização química da cerâmica Marajoara*. 2009. 89 p., Dissertação (Mestrado em Tecnologia Nuclear e Aplicações) - Instituto de Pesquisas Energéticas Nucleares, IPEN-CNEN/SP, São Paulo, 2009.