

MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS: um método para a análise de fenômenos complexos

Ana Luiza Machado de Codes

INTRODUÇÃO

Ao refletir sobre a natureza do trabalho de pesquisa social, Bourdieu (1998, p. 23-24) coloca a importância de que todas as instâncias de uma investigação sejam pensadas como componentes interligados de um conjunto. Ele chama a atenção para o fato de que os elementos “teoria” e “metodologia” não devem ser pensados como se fossem duas instâncias separadas, mas afirma que, dentro do trabalho de pesquisa, “as opções técnicas mais ‘empíricas’ são inseparáveis das opções mais ‘teóricas’ de construção do objecto” (Bourdieu, 1998, p. 24).

As discussões teóricas mais recentes no campo das ciências sociais tendem a reconhecer a complexidade e a multidimensionalidade dos fenômenos sociais, os quais envolvem vários fatores que se articulam e se influenciam mutuamente. Ante a perspectiva apresentada por Bourdieu, na medida em que muitos fenômenos sociais podem ser objeto de tratamento quantitativo, é relevante que as pesquisas desenvolvidas na área disponham de procedimentos capazes de refletir, na esfera das

investigações empíricas, a complexidade que costuma marcar as discussões teórico-conceituais. Nesse sentido, a técnica denominada Modelagem de Equações Estruturais (MEE) destaca-se, entre os métodos quantitativos de pesquisa social, como aquele mais avançado do ponto de vista da sua capacidade de articulação de variáveis sociais (Boomsma, 2000; Edwards; Bagozzi, 2000; Klem, 2000; McDonald; Ringo Ho, 2002; Vinokur; Schul, 1997, 2002).

Em linhas gerais, essa técnica de análise quantitativa multivariada consiste em testar a plausibilidade de um modelo construído com base em uma teoria sobre o fenômeno estudado. Como tal procedimento estatístico caracteriza-se por permitir que diversas variáveis sejam correlacionadas simultaneamente, de modo que as múltiplas relações possíveis sejam apreciadas, ele se coloca como alternativa promissora para a abordagem de fenômenos complexos, já que é capaz de delinear como se articulam os diversos fatores envolvidos em um fenômeno social sob análise. O método pode propiciar uma visão da forma como tais fatores se interligam, ponderando a relevância de cada uma das

inter-relações estudadas (Kline, 1998; Bentler; Wu, 2002).

Frente ao exposto, este trabalho propõe-se a oferecer uma descrição geral da MEE. A intenção é que as principais características do referido método sejam explanadas de modo simples e acessível aos pesquisadores sociais, em vez de se desenvolver uma abordagem que privilegie os detalhes técnicos de sua utilização. Com isso, espera-se contribuir para a compreensão das potencialidades desse procedimento relativamente novo e ainda pouco utilizado nos estudos sociais no Brasil e, conseqüentemente, para o avanço no uso de métodos quantitativos mais sofisticados na área.

A abordagem aqui apresentada assume particular relevância quando se leva em consideração o panorama das pesquisas quantitativas sociais realizadas no Brasil. A esse respeito, Sliwiany (1997, p. 17) considera que os métodos quantitativos são ainda pouco dominados pelos pesquisadores do país e, portanto, são pouco difundidos entre os estudos brasileiros. Para a autora, isso prejudica a apreensão da realidade social e o aproveitamento dos resultados das pesquisas empíricas que são desenvolvidas. Ela entende que os métodos estatísticos são fundamentais para a explicação de realidades socioeconômicas, pois indicam como medir processos sociais e como analisá-los. Eles são tidos como a “fonte de análise do fenômeno em sua estrutura, em sua interdependência com outros fenômenos” (Sliwiany, 1997, p. 20).

Para apresentar a MEE, este trabalho estrutura-se da seguinte forma: inicialmente, é colocada uma visão geral do método, em que se expõem seus elementos constitutivos básicos. Após essa familiarização inicial do leitor, parte-se para a descrição das partes componentes de um modelo de equações estruturais, os “submodelos”. Em seguida, são tratados os aspectos relativos à aferição do grau de ajuste de um modelo calculado aos dados empíricos. A discussão volta-se, então, para a forma como a MEE lida com os erros de mensuração das variáveis e para as etapas que compõem o processo de estimação de um modelo de equações estruturais. Por fim, são tecidas algumas conside-

rações acerca das potencialidades analíticas e dos limites do método.

UMA VISÃO GERAL DA MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS

Como foi visto, a Modelagem de Equações Estruturais (MEE) é uma metodologia adequada ao estudo de fenômenos complexos, que envolvem múltiplos fatores, como se verá ao longo desta discussão. Tal técnica é relativamente nova, tendo surgido na década de 1960 como resultado da evolução da modelagem de multi-equações, desenvolvida principalmente nos campos da Psicologia, da Econometria e da Sociologia. Dentro do panorama evolutivo dos métodos quantitativos de pesquisa, pode-se dizer que as raízes da MEE remontam ao ano de 1918, quando o geneticista Sewall Wright apresentou um trabalho seminal sobre a técnica da Análise de Trajetórias, a qual só veio a ser exposta formalmente em uma série de artigos que datam do começo dos anos 1920 (Duncan, 1971, p. 116).

A análise de trajetórias caracteriza-se por abordar os problemas de dependência entre variáveis, típicos da regressão. Contudo, ela dá um passo adiante, pois envolve duas ou mais equações de regressão na modelagem do fenômeno estudado. Por isso, tal método delinea problemas de regressão através de um “diagrama de trajetórias”, que representa as associações entre variáveis observáveis, estimando-lhes os coeficientes (Turner; Stevens, 1971, p. 75). Com o passar do tempo, essas propriedades foram sendo aprofundadas e refinadas, o que veio a dar origem à MEE.

Em linhas gerais, a MEE caracteriza-se pela sua capacidade de especificar, estimar e testar relações hipotéticas entre um grupo de variáveis. Comporta também a inclusão de conceitos sociais abstratos, sob a forma de construtos ou variáveis latentes (elaborados com base em variáveis observáveis que lhes servem de indicadores) que podem ser correlacionados entre si (Kline, 1998;

Bentler; Wu, 2002). Uma outra feição dessa metodologia é que tais modelos são lineares, uma vez que as relações entre todas as variáveis, latentes ou observáveis, podem ser representadas por equações estruturais lineares ou podem ser assim transformadas (Bollen, 1989, p.3). Além disso, propicia que as correlações entre variáveis e construtos sejam traduzidas sob a forma de um diagrama, ou seja, as relações que conformam o modelo são dispostas de modo gráfico ou pictórico, o que possibilita uma representação mais clara da teoria estudada (Kaplan, 2000, p. 4).¹ Kline (1998, p. 47-48) entende que essa representação pictórica assume centralidade no âmbito da MEE. O autor argumenta que, como essa técnica é usualmente aplicada à análise de fenômenos complexos e intrincados, tais diagramas mostram-se como dispositivos eficientes para ilustrar as diversas relações simultâneas estabelecidas entre as variáveis, além de sumarizarem os resultados das análises.²

Da mesma maneira, como procedem outras técnicas de análise quantitativa multivariada, a referida metodologia consiste em testar a plausibilidade de um modelo construído com base em uma teoria que sustenta o fenômeno estudado. Esse procedimento é usual a diversas técnicas tradicionais, tais como Análise Fatorial e Análise de Regressão.³ A diferença entre esses procedimentos clássicos e a MEE é que aqueles se caracterizam por contemplar múltiplas variáveis independentes, mas só admitir uma única relação entre as variáveis dependentes e independentes. A MEE, por sua vez, ultrapassa essa restrição, permitindo que se apreciem diversas relações possíveis entre variáveis e construtos, sejam eles dependentes ou independentes (Kline, 1998).

¹ Em um diagrama de MEE, existe a convenção de se denotar os construtos ou variáveis latentes por meio de "balões". As variáveis observáveis são indicadas graficamente por quadrados.

² Na MEE, há duas formas equivalentes de se denotarem as relações entre as variáveis: elas podem ser representadas através do diagrama e do sistema de equações estruturais.

³ Muitos procedimentos estatísticos podem ser vistos como casos particulares da MEE. Dentre eles, pode-se citar a análise de regressão, a análise de trajetórias, a correlação canônica, a análise fatorial e a ANOVA (Kline, 1998, p. 8).

Em outras palavras, no âmbito da MEE, é possível que se analisem várias relações de dependência entre variáveis, incluindo a possibilidade de que uma variável dependente em uma equação seja independente em outra. Essa situação é ilustrada pela Figura 1, que mostra o construto C exercendo o papel de variável independente na determinação de D, ao mesmo tempo em que aparece como variável dependente em outra equação, em que é função de A, B e E.⁴ Tendo em vista o posicionamento relativo que cada variável assume no modelo, cabe esclarecer que A, B e E são chamadas de variáveis "exógenas", uma vez que não existem outras que exerçam efeito sobre elas; analogamente, C e D são tidas como "endógenas", pois ambas recebem a influência de outras variáveis presentes no modelo.

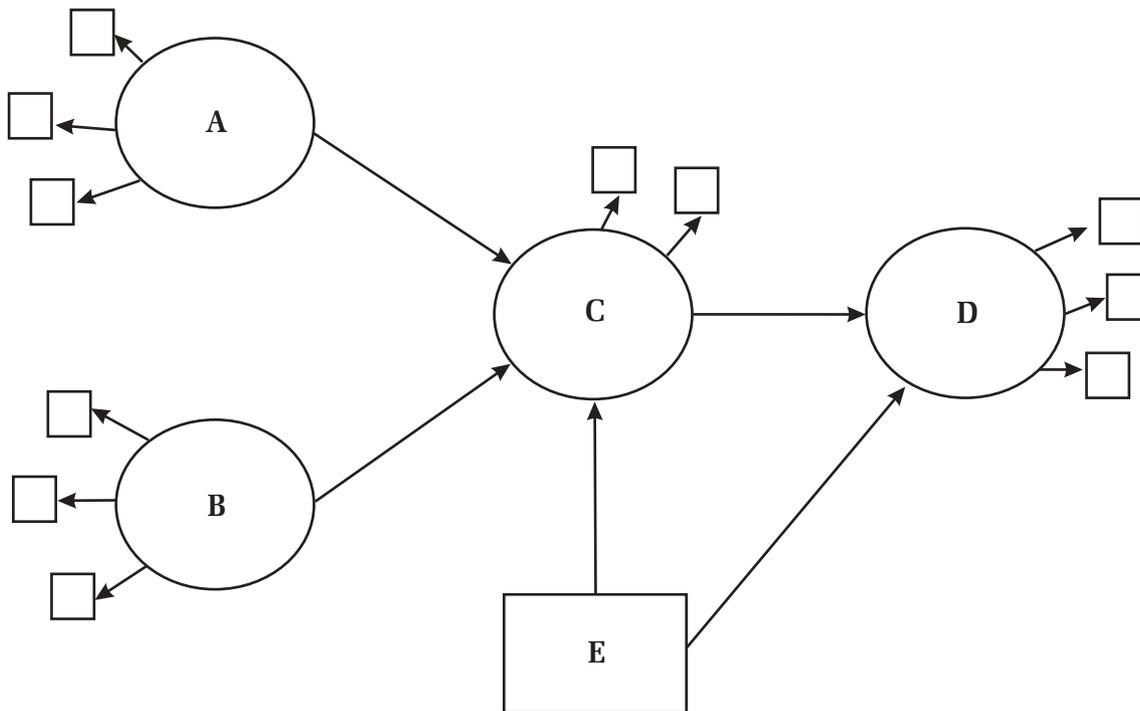
A possibilidade de que as variáveis sejam dispostas de modo intrincado dentro do modelo abre espaço para que se possam distinguir e estimar os efeitos diretos, indiretos e totais que uma variável pode exercer sobre a outra (Bollen, 1989, p.5; Kaplan, 2000, p. 4). Como se pode notar na Figura 1, a variável E exerce efeito sobre D diretamente e também indiretamente, através de C. Por isso, sua influência total sobre D é dada pela soma dessas duas parcelas. São atributos analíticos como esses que fazem com que a MEE se coloque como uma metodologia capaz de refletir, na etapa de investigação dos dados empíricos, a complexidade inerente aos fenômenos sociais.

OS "SUBMODELOS"

Dentro de uma perspectiva mais técnica, pode-se dizer que a MEE é um método de modelagem estatística mais abrangente, que pode ser vis-

⁴ Observe-se que a notação usada na referida figura designa que as variáveis A, B, C e D são latentes, sendo E uma observável. Deve-se esclarecer também que os quadrados pequenos representam as variáveis observáveis a partir das quais são construídas as latentes, que se caracterizam por serem não diretamente mensuráveis. As relações de dependência entre as variáveis podem ser expressas ainda pelas funções matemáticas $D = f(C, E)$ e $C = f(A, B, E)$.

Figura 1 - Esquema ilustrativo sobre relações estabelecidas em um Modelo de Equações Estruturais (Elaboração própria)



to como a combinação da análise fatorial⁵ com a análise de regressão. As principais potencialidades oferecidas por tal método decorrem dessa combinação: a possibilidade de inclusão de conceitos abstratos na modelagem através da síntese conceitual da variável latente; e o estabelecimento de relações estruturais entre os construtos teóricos (Bollen, 1989, p. 4).

⁵ A análise fatorial é um tipo de procedimento estatístico aplicado quando se deseja construir “fatores” – que usualmente representam conceitos abstratos, ou não diretamente mensuráveis – a partir de variáveis observáveis disponíveis em uma base de dados. Os principais propósitos para a aplicação de técnicas analíticas de fatores são: a) a redução do número de variáveis (isso acontece quando se dispõem de variáveis altamente correlacionadas, que indicam um mesmo conceito; para evitar tal redundância, é criado um único fator para representá-las); b) a detecção da estrutura das relações entre variáveis, o que equivale a realizar uma “classificação de variáveis” em grupos ou “fatores”. Nesse caso, a análise fatorial revela a existência de padrões entre as variáveis, padrões esses que conduzem o processo de agrupamento daquelas variáveis em distintos fatores; a “classificação” se dá, portanto, por meio da criação de grupos constituídos por aquelas que forem altamente correlacionadas entre si. No âmbito da MEE, quando se fala em análise fatorial, está-se referindo à sua modalidade “confirmatória”, aquela que permite testar hipóteses que tenham sido previamente elaboradas acerca da estrutura fatorial de um grupo de variáveis.

De fato, um dos motivos que faz a MEE ser particularmente adequada aos estudos sociais é que muitas teorias e modelos elaborados nessa área do conhecimento baseiam-se em conceitos teóricos abstratos. Como se sabe, tais conceitos não podem ser diretamente observados, não sendo passíveis de mensuração. Suas inserções em modelagens estatísticas se dão através dos chamados “construtos”, ou “variáveis latentes”, elaborados a partir da utilização de variáveis observáveis, que funcionam como indicadores daqueles conceitos trabalhados na seara teórica (Byrne, 1994). No âmbito da MEE, a incorporação de tais conceitos se deve à presença da análise fatorial, metodologia que estabelece que variáveis observáveis designam, conjuntamente, uma noção abstrata. O fator criado dessa maneira constitui-se, então, em uma síntese conceitual, que é inserida no modelo sob a forma de uma variável latente. Assumindo tal formato, o conceito abstrato está apto a se correlacionar com os demais fatores e variáveis incluídos na análise (Hox; Bechger, 1998, p. 373).

A possibilidade de que se estabeleçam as-

sociações entre tais construtos liga-se à presença da análise de regressão no bojo da MEE. É possível que se calculem relações não apenas entre variáveis latentes, mas também aquelas estabelecidas com as observáveis. Todas essas inter-relações são parâmetros do modelo, representados por coeficientes de regressão. Dessa forma, as potencialidades oferecidas pela análise de regressão também fazem parte dos resultados produzidos pela metodologia ora abordada. Mais especificamente, é possível que se identifiquem quais os elementos mais relevantes dentro da análise, assim como podem ser determinadas as intensidades das correlações entre fatores. Deve-se salientar ainda que, da mesma maneira como acontece com os modelos de regressão, é possível calcular as proporções das variâncias das variáveis dependentes que são explicadas pelo conjunto das variáveis independentes. Nesse ponto, deve-se lembrar que a MEE permite que, em um só modelo, existam diversas variáveis dependentes – são dependentes todas aquelas que assumem o *status* de “endógenas”. Para todas as variáveis endógenas presentes em um modelo de equações estruturais, sejam elas observáveis ou latentes, são estimadas as percentagens explicadas de suas variâncias.

Os aspectos recém-abordados – a dizer, a inclusão de variáveis latentes e o estabelecimento de relações estruturais entre os fatores – são tratados por duas partes distintas ou “submodelos”, que compõem um modelo de equações estruturais completo: o de “mensuração” dos construtos e o das “relações estruturais” entre eles. O submodelo de mensuração específica, como variáveis latentes, depende ou é indicado pelas variáveis observáveis. Como se disse, isso se dá por meio da realização de análise fatorial confirmatória, que determina a forma como os construtos são mensurados a partir das variáveis observadas. Esse submodelo oferece ainda uma descrição das propriedades de mensuração (validade e confiabilidade) dessas variáveis.

A parte estrutural, por seu turno, fundamenta-se no cálculo de sistemas de equações simultâneas. É ela que encerra os procedimentos de

especificação e estimação das associações das variáveis latentes entre si ou com outras observáveis, descrevendo seus efeitos e intensidades⁶. Além disso, estão incluídas, nessa parte, as informações sobre a variância explicada e a não explicada de cada termo endógeno presente no modelo (Kaplan, 2000, p. 5).

A proposta central da MEE é que se construam modelos que possam refletir as associações entre conceitos, tais como descritas pela teoria. Como se disse, essas associações são representadas nos modelos por uma série de relações estruturais, semelhantes às equações de regressão. Para sustentar tal construção, o procedimento metodológico consiste em elaborar e em testar um modelo hipotético, que espelhe aquelas disposições teóricas. Esse teste constitui-se na aplicação de um procedimento estatístico que analisa todo o sistema de variáveis simultaneamente, com a intenção de que se determine em que medida aquelas postulações que conformam o modelo hipotético são consistentes com os dados. Se o ajuste do modelo for considerado adequado, admite-se a plausibilidade das relações supostas entre variáveis; se for inadequado, a postulação de tais relações é rejeitada (Byrne, 1994). Essa questão da aferição do ajuste do modelo aos dados empíricos é objeto de maior detalhamento na seção seguinte.

A AFERIÇÃO DO AJUSTE DE UM MODELO DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS

Tecnicamente, a verificação da consistência entre o modelo hipotético e os dados empíricos consiste na análise da estrutura da matriz de

⁶ A estimação dos parâmetros do modelo de equações estruturais utiliza o método da máxima verossimilhança, que se caracteriza por fazer uma estimação “simultânea”, ou seja, por calcular todos os parâmetros do modelo de uma só vez. A denominação desse método descreve o princípio estatístico que subjaz ao processo de derivação dos parâmetros: assume-se que os parâmetros do modelo são valores da população; assim, tal método estima os coeficientes que maximizam a semelhança (ou a probabilidade, “L”) de que os dados observados tenham sido tirados dessa população (Kline, 1998, p. 125).

covariância⁷ das medidas. Uma vez estimados os parâmetros do modelo, sua matriz de covariância deve ser comparada à matriz de covariância do “modelo nulo” – aquele que não impõe nenhum tipo de relação entre as variáveis, ou seja, elas são consideradas livremente, de modo que a sua matriz de covariância reflete as correlações “naturais” entre os dados, que são as efetivamente encontradas naquela base empírica. Se ambas as matrizes forem consistentes entre si, tem-se que as relações postuladas no modelo que está sendo testado se aproximam do comportamento natural dos dados. Com isso, aquele modelo construído com base na teoria, que intenta traduzir o fenômeno investigado, pode ser considerado uma explicação plausível para as relações entre as medidas⁸ (Kline, 1998).

O fato de que a MEE se utiliza da estrutura de covariância das variáveis observáveis coloca-se como uma idiossincrasia dessa metodologia. A esse respeito, Bollen (1989, p. 1) nota que a maioria dos pesquisadores que aplicam procedimentos estatísticos conduz seus raciocínios em termos da modelagem de observações individuais. Na regressão múltipla, por exemplo, os coeficientes de regressão ou as estimativas de outros parâmetros são gerados pela minimização da soma das diferenças dos quadrados das variáveis dependentes preditas e observadas, para cada caso individual. Da mesma forma, a análise dos resíduos, etapa que

visa a aferir o ajuste do modelo aos dados empíricos, expõe as discrepâncias entre valores preditos e observados para cada membro da amostra.

Para Bollen (1989, p. 1), a MEE demanda uma reorientação nesse tipo de pensamento, uma vez que tal procedimento enfatiza as covariâncias em vez dos casos.⁹ Ao se referir a procedimentos metodológicos de verificação do ajuste de um modelo de equações estruturais aos dados, o autor chama atenção para o fato de que, no caso da MEE, os resíduos são formados pelas diferenças entre as covariâncias observadas e as preditas. Assim, em vez de se minimizarem funções de valores observados e preditos de casos individuais, devem-se minimizar as diferenças entre as covariâncias da amostra (isto é, do modelo nulo) e as covariâncias preditas pelo modelo que está sendo testado. A partir da comparação entre essas matrizes de covariância – e da noção de que é desejável que suas estruturas se mostrem conciliadas – que se desenvolvem os coeficientes voltados para a aferição do ajuste do modelo aos dados.

A literatura sobre MEE mostra a existência de diversos testes que avaliam o ajuste de um modelo hipotético aos dados observados.¹⁰ Como se disse, tais testes de ajuste, em geral, consistem em comparar a matriz de covariância dos dados (a observada) com a implicada pelo modelo. Em sua forma mais simples, essa noção é traduzida na realização de teste que calcula a diferença entre ambas as matrizes e analisa os resíduos existentes entre elas.

⁹ Como se disse, os cálculos realizados por programas computacionais de estimação de modelos de equações estruturais baseiam-se em matrizes de covariância. Entretanto, o pesquisador pode alimentar esse programa com uma base de dados composta por casos individuais (microdados), uma vez que o próprio software se encarrega de calcular a matriz de covariância correspondente àqueles dados (Kline, 1998, p. 8).

¹⁰ A literatura sobre MEE é bastante farta, tanto com relação aos estudos que discutem conceitualmente esse método e suas propriedades, como àqueles que o utilizam como instrumento para a análise de questões sociais substantivas. Dentre os trabalhos realizados na área, podem-se citar Bedeian, Day e Kelloway (1997); Boomsma (2000); Edwards e Bagozzi (2000); Fincham *et al* (1997); Hoyle e Smith (1994); Klem (2000); MacCallum *et al* (1993); Marshall e Lang (1990); McDonald e Ringo Ho (2002); Vinokur, Pierce e Buck (1998, 1999); Raykov, Tomer e Nesselroade (1991); Tomas e Oliver (1999); Vinokur, Price e Caplan (1996); Vinokur, e Schul (1997, 2002).

⁷ A covariância é definida como uma medida absoluta do grau em que duas variáveis tendem a mudar juntas. A noção subjacente a esse conceito é similar à do coeficiente de correlação, já que ambos medem a intensidade da associação entre um par de variáveis. Uma matriz de covariância, por sua vez, é um quadro bidimensional que contém todas as variâncias e covariâncias existentes entre as variáveis de uma base de dados. No caso de um modelo que está sendo testado, sua matriz de covariância consiste no cálculo das relações entre cada uma de suas variáveis observadas e as demais. Por ser baseada em matrizes de covariância, a MEE é também conhecida como “Análise de Estruturas de Covariância” (Hox; Bechger, 1998, p. 373).

⁸ Em seu trabalho, Bollen (1989, p.1) desenvolve uma explicação teórica sobre a metodologia da MEE. O autor afirma que o procedimento de comparação entre a matriz de covariância do modelo testado e a do “modelo nulo” encontra justificativa na assunção de que a matriz de covariância das variáveis observadas é função de um conjunto de parâmetros. Assim, se ambas as matrizes se aproximarem, de modo que o modelo testado possa ser considerado “correto” ou bem ajustado, pode-se dizer que foram revelados os parâmetros que regem as relações entre aquelas variáveis no mundo empírico.

O cenário ideal na avaliação dos resíduos é que não haja diferença entre aquelas matrizes. Em sua aplicação a situações reais, essa lógica indica apenas que os resíduos devem ser o mais próximos de zero quanto for possível, para que o ajuste do modelo seja considerado satisfatório. De fato, é usual que as matrizes apresentem diferenças, o que denota que algumas variâncias e covariâncias das variáveis observadas não são exatamente previstas pelo modelo (Bollen, 1989, p. 257).

A partir da comparação entre as matrizes de covariância dos modelos nulo e hipotético, são criados coeficientes que verificam o ajuste global de um modelo de equações estruturais. Apesar de existirem diversos índices de ajuste, aqueles que têm sido mais utilizados nos estudos recentes baseados na MEE são:¹¹ o “*Bentler-Bonnet Normed Fit Index*”¹² (NFI), o *Comparative Fit Index* (CFI),¹³ o *Bentler-Bonnet Non-Normed Fit Index* (NNFI)¹⁴ e o *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA).¹⁵

Como se disse, esses índices caracterizam-se por serem medidas de ajuste global. Isso significa que eles se referem à adequação do modelo como um todo. Caso uma parte da modelagem mostre uma melhor adequação aos dados do que outra, esses diferenciais de ajuste não são captados nem reportados pelos índices ora mencionados.

Há de se notar também que os referidos coeficientes refletem facetas diferentes do ajuste de um modelo. Por isso, é recomendável que a adequação de um modelo aos dados seja aferida por esse conjunto de índices. Em decorrência de tal recomendação, é de praxe que os pesquisadores reportem os valores de todos eles, de modo que o leitor tenha uma noção mais completa do ajustamento daquilo que lhe é apresentado (Kline, 1998, p. 129-130).

¹¹ Para uma discussão mais aprofundada sobre os índices de ajuste mencionados a seguir e sobre a interpretação de suas magnitudes com vistas à avaliação do ajuste do modelo, vide Bollen (1989) e Kaplan (2000).

¹² Índice de Ajuste Normalizado de Bentler-Bonnet.

¹³ Índice de Ajuste Comparativo.

¹⁴ Índice de Ajuste Não Normalizado de Bentler-Bonnet.

¹⁵ Índice Raiz Quadrada do Quadrado Médio do Erro de Aproximação.

OS ERROS DE MENSURAÇÃO DAS VARIÁVEIS E A MEE

A questão do ajuste do modelo aos dados remete a uma outra discussão, que se relaciona à existência de erros de mensuração que permeiam a modelagem e sua análise. Como se sabe, apesar de todos os cuidados que podem ser tomados, o processo de medição de variáveis sociais é árduo e propenso a imprecisões, o que torna praticamente inevitável a existência de erros nas estimativas produzidas por métodos quantitativos de pesquisa. Em termos mais específicos, ao se tentar aferir a informação social através da coleta de dados, dificilmente o pesquisador consegue a informação almejada em sua forma “pura” ou “100% verdadeira”; os dados coletados embutem conteúdos de duas naturezas: a parte “verdadeira”, relativa ao tópico social que se quer aferir; e uma outra parcela de caráter aleatório, a que se chama de “erro de mensuração”. Assim, o valor assumido por uma variável consiste na soma desses dois componentes.

Para a análise estatística, a existência de erros de mensuração atrela-se à questão da qualidade das medições. Em geral, a qualidade de uma medida é indicada através de critérios relativos a sua exatidão e a sua precisão. A questão da exatidão diz respeito à validade da medida, uma consideração técnica que “se refere ao grau com que uma medida empírica reflete adequadamente o significado real do conceito considerado” (Babbie, 1999, p. 196).

A questão da precisão, por seu turno, é que se encontra propriamente ligada ao problema dos erros de medição. Aqui se está falando da confiabilidade do dado estatístico, que indica a consistência da mensuração. Conforme descreve Babbie (1999, p. 195), “a confiabilidade é o problema de uma determinada técnica, ao ser aplicada repetidamente a um mesmo objeto, produzir, a cada vez, os mesmos resultados”. Metodologicamente, a confiabilidade de uma variável é definida como a proporção da variância observada que é uma variância “verdadeira”, ou ainda, como a parte de uma medida que está livre do erro de mensuração.

Assim, uma medida é considerada confiável se ela reflete majoritariamente a informação verdadeira (Bollen, 1989; Kline, 1998).

Na maioria das situações, as confiabilidades das medidas são desconhecidas. Contudo, é possível estimar a confiabilidade ou a variância do erro de mensuração de algumas variáveis, havendo diversas técnicas para isso. Se tais estimativas de confiabilidade não forem incorporadas aos cálculos realizados por uma metodologia, os erros de mensuração são incluídos nas investigações e acabam funcionando como “ruídos” ou como “desordenações interferentes” no processo de análise de dados (Wisnik, 1989, p. 33). Nessas circunstâncias, os resultados gerados são afetados por tais erros. Uma vez que o processamento dos dados acontece não apenas sobre a parte “real” da informação social, mas também sobre a parcela de erro embutida na medida, os resultados das análises distanciam-se, de alguma forma, daquilo que seria verdadeiro.

Quando se trata do cálculo de correlações entre variáveis, os erros de mensuração provocam um tipo de problema nas estimativas dos coeficientes. Trata-se da “atenuação dos coeficientes”. O problema caracteriza-se pelo fato de que o valor da correlação entre duas variáveis tende a diminuir, na medida em que as variáveis que lhe deram origem são menos confiáveis, ou seja, estão mais imbuídas de erro (Kline, 1998, p. 26). A causa de tal redução no valor dos coeficientes é que, conforme já colocado, os procedimentos estatísticos incluem nos cálculos tanto a parcela “verdadeira” da informação social, como os erros de mensuração. A incorporação da parte aleatória da medida faz com que o comportamento da informação “verdadeira” apresente uma tendência menos definida do que ela teria se fossem expurgados tais erros. Com isso, as correlações calculadas tendem a ser mais fracas e, por conseguinte, os coeficientes de regressão tendem a ser menores do que o que eles realmente são.

No âmbito da MEE, esses problemas tendem a ser contornados. Tal método oferece a possibilidade de se avaliar a magnitude dos compo-

nentes aleatórios, ajustando os seus cálculos em função da confiabilidade dos dados. Isso se dá através da potencialidade de essa técnica incluir o estudo de variáveis não observáveis ou não mensuráveis. Tais variáveis não mensuráveis referem-se não apenas às variáveis latentes ou construtos – que, conforme já discutido, designam conceitos sociais abstratos a serem examinados –, mas podem também representar os resíduos que são estimados por tal modelagem. Como se sabe, o resíduo é um termo que “perturba” a variável, seja ela observável ou latente; ele denota o fato de que existem aspectos desconhecidos ou não levados em consideração pelo modelo, que exercem influências sobre as variáveis estudadas.

Dentro de um modelo de equações estruturais, os resíduos podem se apresentar sob duas formas diferentes. Primeiro, há os resíduos associados à mensuração de cada variável observável, que são indicativos de que aquelas medidas estão imbuídas de erros. Há também os resíduos ligados às predições dos fatores endógenos do modelo, que designam o fato de que as predições de tais termos não-observáveis são “menos que perfeitas”. Apesar de ambos representarem a existência de erros, convencionou-se tratar o primeiro tipo de resíduo sob a denominação de “erro” e o segundo tipo sob a de “*disturbance*”¹⁶ (Byrne, 1994, p. 8).

Ainda com relação aos tipos resíduos que são levados em conta pela MEE, deve-se comentar que os erros de mensuração das variáveis observáveis são particularmente relevantes para essa metodologia. Isso se deve ao fato de que eles estão amalgamados com as variáveis observáveis, encontrando-se, portanto, na base de todos os cálculos que serão desenvolvidos no modelo. Dessa forma, a consideração desses elementos é fundamental para que possam ser estimados e ajustados os demais parâmetros, inclusive o outro tipo de termo residual, as “*disturbances*”.

Os termos residuais são incluídos na MEE na condição de variáveis não-observáveis, de modo que suas magnitudes sejam estimadas e avaliadas.

¹⁶ Perturbação.

Isso denota que tal metodologia apresenta o diferencial de admitir em seus procedimentos a noção de que as medidas das variáveis são “menos que perfeitas”, ou seja, estão imbuídas do elemento aleatório. É a partir da incorporação dessa noção que se torna possível estimar as relações “verdadeiras” – que são aquelas consideradas como “puras” ou “descontaminadas dos erros” – entre as variáveis dependentes e independentes. Por isso, a MEE é tida como um método que permite o estudo da influência que um construto “livre de erros” exerce sobre outro, eliminando-se, dessa forma, potenciais vieses devidos à atenuação. Dito de outra forma, a consideração dos erros no processo de cálculo dos parâmetros do modelo faz com que os resultados produzidos por tal metodologia sejam mais confiáveis (Bedeian; Day; Kelloway, 1997, p. 787).

Os ajustes dos parâmetros em função dos erros de mensuração, que são realizados no âmbito da MEE, acarretam uma “correção para a atenuação” dos coeficientes. Esse processo de correção baseia-se na assunção de que todos os erros aleatórios nos indicadores observáveis de uma variável latente são essencialmente variâncias residuais; assim sendo, a correlação entre dois construtos é estimada sem essas variâncias residuais (Bedeian; Day; Kelloway, 1997, p. 789).

Em termos técnicos, a “correção para a atenuação” consiste em se estimar a correlação “teórica” entre duas variáveis, x e y . Tal correlação “teórica” é entendida como aquela que seria encontrada se ambas fossem perfeitamente confiáveis, ou seja, se fossem medidas sem erro. O cálculo para isso consiste na divisão da correlação observada entre as variáveis pela raiz quadrada do produto de suas confiabilidades.¹⁷ Dessa maneira, obtém-

¹⁷ Quando se trata de estimar a confiabilidade de um fator, que é composto por um grupo de variáveis observáveis, o cálculo é feito com base nas correlações entre elas. A medida mais comum de confiabilidade é o Coeficiente Alfa de Cronbach, (α), que afere a consistência interna entre aqueles itens que compõem o fator. De modo simplificado, tal coeficiente fornece a proporção da variação da variável latente que é comum entre os itens que a compõem. Em outras palavras, ele indica a proporção da informação social “verdadeira” ou “confiável” existente naquele fator. Em geral, variáveis latentes que tenham valores de α iguais ou superiores a 0,70 são considerados

se a correlação “desatenuada”¹⁸ ou “verdadeira”.

Como o próprio nome indica, a magnitude do coeficiente de correlação “desatenuado” é maior que a do observado. Sendo o valor desse coeficiente inversamente proporcional à confiabilidade da mensuração das variáveis, tem-se que quanto menos confiáveis forem as medidas de x ou y , maior será a diferença entre suas correlações observadas e “desatenuadas”. (Kline, 1998, p. 197). Note-se que é através do processo de “desatenuação” das correlações observadas que as confiabilidades das variáveis são levadas em conta pela MEE.¹⁹ É por meio desse procedimento que se expurga dos cálculos de correlação a parcela de erro de mensuração que se encontra misturada com a informação social “verdadeira”. Dessa forma, é possível trabalhar com a parcela “líquida” da informação social, o que faz com que os coeficientes calculados sejam mais precisos.

O PROCESSO DE ESTIMAÇÃO DE UM MODELO DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS

Para que um modelo de equações estruturais possa ser construído e testado, Kline (1998, p. 48) descreve, de modo sumarizado, todas as etapas que devem ser percorridas pelo pesquisador. Em princípio, é necessário especificar as relações entre variáveis que compõem o modelo. Nesse estágio, as hipóteses de pesquisa são expressas sob a forma de um sistema de equações. Contudo, é possível que o processo de especificação seja

satisfatórios. A partir desse patamar, as variáveis latentes são vistas como suficientemente confiáveis para participarem das modelagens.

¹⁸ O uso desse neologismo justifica-se pelo fato de que se quer passar a idéia de que o problema da atenuação dos coeficientes, causado pelos erros de mensuração, foi revertido. De maneira análoga, essa questão é designada na literatura de língua inglesa pela expressão “*disattenuated correlation coefficient*”.

¹⁹ Variáveis com distintos níveis de confiabilidade podem participar de um mesmo modelo. Nessas circunstâncias, reforça-se a necessidade de que as estimativas geradas por um modelo sejam ajustadas para essas diferenças de confiabilidade das variáveis; caso contrário, a utilização de métodos que desconsiderem os diferentes níveis de mensuração e operem como se as medidas fossem igualmente (e perfeitamente) confiáveis pode gerar resultados enganosos.

iniciado com o desenho do diagrama, que deve ser posteriormente traduzido sob a forma da série de equações. Em tais equações, são definidos os parâmetros a serem estimados pelo modelo; como já se disse, eles correspondem às correlações entre variáveis latentes e observáveis, a serem testadas e calculadas por programas de computador, com base nos dados da amostra. A esse respeito, cabe mencionar a existência de diversos *softwares* disponíveis para a estimação de modelos de equações estruturais. Dentre os mais populares, podem-se citar: AMOS, EQS, SAS e LISREL.

Em seguida, vem uma etapa de natureza “matemática”: deve-se determinar se o modelo está identificado. Um modelo está identificado se for teoricamente possível para o computador derivar uma estimativa única para cada um dos parâmetros que devem ser calculados. Como acontece com a resolução de qualquer sistema de equações lineares, é necessário que haja uma compatibilidade entre o número de parâmetros desconhecidos (aqueles que devem ser estimados pelo modelo) e o número de parâmetros conhecidos (que se relaciona à quantidade de variáveis observáveis que o compõem).²⁰ Entretanto, diversas complicações se interpõem ao longo desse caminho: diferentes tipos de modelos de equações estruturais devem atender a requerimentos específicos para serem identificados. Se um modelo falhar em atendê-los, ele não estará identificado, e as tentativas de estimá-lo podem não ser bem sucedidas²¹ (Kline, 1998, p. 49).

Após a etapa da identificação, deve-se partir para a coleta e preparação das variáveis que fazem parte do modelo.²² Uma vez que se esteja de posse dessas variáveis, pode-se chegar ao procedi-

mento de análise dos dados. Esse passo envolve o uso de programas computacionais capazes de calcular os parâmetros desejados, com base nos dados empíricos. Tal estimação se dá, em geral, por meio de métodos sofisticados, como o da máxima verossimilhança.

Após uma primeira estimação do modelo hipotético, é chegada a hora de avaliar o seu ajuste, de acordo com os coeficientes apropriados para esse fim. Conforme já discutido, isso significa determinar o quão adequadamente o modelo explica os dados. Segundo Kline (1998, p. 50), é frequente – e até esperado – que os modelos iniciais dos pesquisadores não se ajustem bem aos dados. Quando isso acontecer, deve-se então partir para a reespecificação do modelo que, da mesma forma como ocorreu com sua especificação inicial, deve incluir modificações que sejam guiadas pelas hipóteses do pesquisador. Tal reespecificação deve reiniciar toda a trajetória ora descrita, de modo que se chegue novamente à etapa de avaliação do ajuste do modelo que foi revisado e construído com base nos mesmos dados, e assim sucessivamente.

Uma vez que se chegue a um resultado estável e bem ajustado, é hora de partir para a discussão substantiva dos achados. Além das correspondências encontradas entre teoria e prática, é possível que as proposições teóricas iniciais não encontrem ressonância perfeita no modelo empírico. Isso pode abrir espaço para a realização de diversos

que sigam a distribuição normal, pode ser necessário que se realizem algumas transformações nas variáveis antes que elas sejam introduzidas na modelagem. Com relação à assunção sobre a natureza contínua das variáveis, vale esclarecer que é possível incluir variáveis categóricas na modelagem. Tal inclusão respalda-se na abordagem econométrica sobre a natureza da variável categórica, que assume a existência de uma variável contínua não observável ou “latente”, subjacente a toda categórica observável. É essa variável latente que carrega a verdadeira informação social que se quer aferir. No entanto, sua natureza não permite a aferição daqueles valores subjacentes de forma precisa: esse tipo de variável só é “parcialmente observável”, deixando-se apreender apenas sob o formato discreto. Nessas condições, quando o valor da latente cruza um certo patamar, é possível observar uma mudança no valor na variável categórica, que é a parte que se manifesta no mundo empírico. Isso significa que os valores observados das categóricas referem-se apenas aos intervalos dentro dos quais as latentes se inserem (Xi; Powers, 2000, p. 10). É com base nessa concepção que as variáveis categóricas são inseridas nos modelos de equações estruturais. Um maior aprofundamento sobre esse tema é encontrado em Bollen (1989).

²⁰ Para que um modelo esteja identificado, o número de parâmetros conhecidos deve ser maior do que os incógnitos. No âmbito da MEE, a quantidade de parâmetros conhecidos em um modelo é calculada pela fórmula $k = N(N + 1)/2$; onde N é o número de variáveis observáveis. O número de desconhecidos é obtido pela contagem da quantidade de relações a serem estimadas pelo modelo.

²¹ A etapa de identificação de um modelo a ser testado é considerada como uma das mais difíceis em todo o processo de modelagem. Diversos detalhes e exigências se impõem ao pesquisador. Para uma abordagem mais aprofundada desse tópico, vide Kenny, Kashy e Bolger (1998).

²² A MEE baseia-se nas assunções de que suas variáveis devem ser contínuas e normalmente distribuídas. Para

tipos de análises, havendo, inclusive, a possibilidade de que a teoria venha a ser atualizada ou reformulada com base nos achados que não tenham sido por ela antecipados.

Esse processo de construção e testagem de um modelo de equações estruturais constitui-se em uma abordagem convencional de proceder à modelagem. Tal abordagem é também descrita por Kaplan (2000, p. 8), que sumariza e dispõe as etapas recém mencionadas (vide Figura 2).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

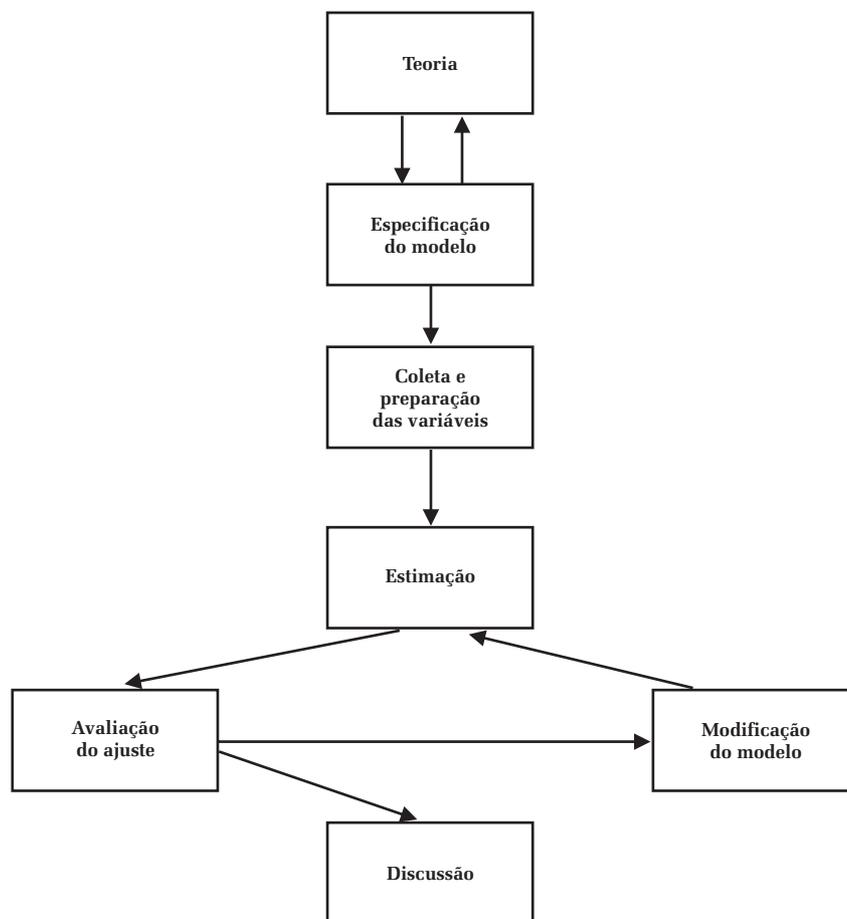
Tendo em vista a necessidade de que as pesquisas desenvolvidas sobre fenômenos sociais se apoiem em metodologias capazes de refletir, na

esfera das investigações empíricas, a complexidade de que caracteriza as discussões teórico-conceituais, este artigo se propôs a oferecer uma visão genérica da Modelagem de Equações Estruturais. Conforme exposto, tal método possui alto potencial de inter-relacionar conceitos e variáveis sociais, mas, por ser relativamente novo, tem sido ainda pouco utilizado nos estudos sociais no Brasil.

De acordo com a descrição realizada acerca da MEE, evidenciou-se que tal método se caracteriza por especificar, estimar e testar relações hipotéticas entre um grupo de variáveis. Assim, podem-se estabelecer diversas relações de dependência entre variáveis, contemplando-se, inclusive, situações em que uma variável dependente em uma equação seja independente em outra.

Como a MEE calcula relações entre todas as

Figura 2 - Etapas a serem percorridas para a construção de um modelo de equações estruturais (Kaplan, 2000, p. 8)



variáveis que compõem um modelo, é possível que se identifiquem quais são os fatores mais influentes no âmbito de um fenômeno sob estudo. A possibilidade de que as variáveis sejam dispostas de modo intrincado dentro de um modelo abre espaço para que se venha a distinguir e a calcular os efeitos diretos, indiretos e totais que uma variável pode exercer sobre as demais. Frente a isso, tal metodologia apresenta-se capaz de explicar uma percentagem da variabilidade de cada uma das variáveis endógenas ao modelo. Conforme se apresentou, todas essas propriedades compõem a parte chamada de “submodelo” das relações estruturais, que integra um modelo de equações estruturais.

O outro “submodelo” constituinte de um modelo de equações estruturais é o de mensuração. É através dele que tal técnica comporta a inclusão de conceitos sociais abstratos, os quais são representados sob a forma de construtos ou variáveis latentes, elaborados com base na técnica da análise fatorial.

Uma vez que o modelo tenha sido estimado e o seu ajuste aos dados empíricos tenha sido considerado satisfatório, a MEE propicia também que as diversas correlações estabelecidas entre variáveis e construtos sejam expressas sob a forma de um diagrama, o que possibilita uma representação mais clara da teoria estudada. Além disso, um outro ponto a ser ainda notado é que os procedimentos de cálculos inerentes à MEE levam em consideração as confiabilidades das variáveis, o que permite que se avaliem seus erros de mensuração. Nessa metodologia, tais erros são incluídos na modelagem na condição de variáveis não observáveis, de modo que suas magnitudes são estimadas e avaliadas. Dessa forma, são produzidos coeficientes “livres” da parcela de erro das medidas, o que os torna mais confiáveis.

Como indicam as características da MEE que foram discutidas ao longo deste artigo, esse método apresenta alguns traços distintivos em relação aos procedimentos tradicionais de análise multivariada. Em princípio, note-se que esse tipo de modelagem desenvolve uma análise

confirmatória em vez de exploratória – apesar de que, em algumas etapas do processo de desenvolvimento de um modelo de equações estruturais, existe a possibilidade de se realizarem procedimentos de exploração dos dados. Em outras palavras, pesquisadores tendem a utilizar a MEE para determinar se um certo modelo é válido, em vez de usar tal técnica para “achar” um modelo que combina com os dados. Nesse sentido, deve-se ressaltar que o conhecimento substantivo sobre o objeto estudado desempenha um papel fundamental como guia para a realização da maioria dos estágios do processo de modelagem.

Um outro ponto a ser notado é que, por requerer que as relações entre variáveis sejam formuladas *a priori* (apesar de serem passíveis de modificações posteriores), tal técnica presta-se bem à análise de dados para propósitos inferenciais. Por contraste, outros procedimentos multivariados possuem natureza essencialmente descritiva (a exemplo da análise fatorial exploratória e da criação de indicadores sociais), dificultando ou mesmo impossibilitando o teste de hipóteses.

Note-se também que os procedimentos tradicionais multivariados são incapazes de avaliar ou corrigir erros de mensuração. A MEE, por seu turno, é capaz de prover estimativas explícitas desses parâmetros. Conforme discutido, é justamente por incorporar e modelar os erros de mensuração que tal técnica gera estimativas não viesadas para as relações entre os construtos latentes. Ligada a esse aspecto está ainda uma outra diferença que deve ser frisada: enquanto os procedimentos clássicos de análise de dados modelam apenas as mensurações observáveis, análises feitas com base na MEE incorporam tanto variáveis não-observáveis (latentes) quanto observáveis. Isso faz com que o uso de tal método seja recomendado em estudos que trabalham com conceitos sociais abstratos.

Ainda que tenham sido ressaltados todos esses méritos da MEE, cabe notar que existem limites para a sua aplicação em análises de fenômenos sociais. Em princípio, deve-se colocar que essa técnica é fortemente dependente da variação dos elementos considerados. Com isso, seus resulta-

dos podem ser ofuscados quando se referem a populações marcadas por certa homogeneidade de características. Dito de modo mais específico, tal limitação refere-se à possibilidade de que relações teoricamente esperadas entre variáveis não se mostrem significantes no modelo empírico, caso os espectros de variação desses elementos sejam insuficientes.

Além disso, é necessário reforçar que a aplicação da MEE mostra-se adequada apenas a abordagens que primem por captar a estrutura de fenômenos complexos. Nos casos de estudos que tenham propósitos mais simples, sem a preocupação de uma análise aprofundada dessa estrutura, métodos tradicionais podem ser mais propícios do que a MEE. Para a rápida comparação entre várias situações socioeconômicas distintas, por exemplo, indicadores sintéticos permitem construir tabelas para consulta instantânea; seria difícil comparar centenas de modelos de equações estruturais com a mesma agilidade. Da mesma forma, para uma simples averiguação da associação entre poucas variáveis observáveis, a regressão pode dar conta da tarefa sem que seja necessária uma sofisticada modelagem sobre as inter-relações dos fatores. Não se tem aqui, portanto, a pretensão de indicar a Modelagem de Equações Estruturais como um método quantitativo genericamente substitutivo aos tradicionais, mas como uma alternativa analítica para o avanço do estudo dos fenômenos sociais como objetos complexos.

REFERÊNCIAS

- BABBIE, Earl. *Métodos de pesquisas de survey*. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 1999.
- BEDEIAN, A.G.; DAY, D.V.; KELLOWAY, E.K. Correcting for measurement error attenuation in structural equation models: some important reminders. *Educational and Psychological Measurement*, [S.l.], v. 57, n. 5, p. 785-799, c1997. Copyright Holder: Sage Publications, Inc.
- BENTLER, Peter M.; WU, Eric J.C. *EQS 6 for windows user's guide*. Encino: Multivariate Software Inc., 2002.
- BOLLEN, Kenneth A. *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- BOOMSMA, A. Reporting analyses of covariance structures. *Structural Equation Modeling*, [S.l.], v. 7, n. 3, p. 461-482, c2000. Copyright Holder: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- BOURDIEU, Pierre. *O poder simbólico*. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 1998.
- BYRNE, Barbara M. *Structural equation modeling with EQS and EQS/windows: basic concepts, applications and programming*. Thousand Oaks: Sage Publications, 1994.
- DUNCAN, Otis Dudley. Path analysis: sociological examples. In: BLALOCK JR, H.M. (Org). *Causal models in the social sciences*. Chicago: Aldine Publishing Company, 1971. p. 115-138.
- EDWARDS, J. R.; BAGOZZI, R. P. On the nature and direction of relationships between constructs and measures. *Psychological Methods*, Washington, v. 5, n. 2, p. 155-174, c2000. Copyright Holder: American Psychological Association.
- FINCHAM, F.D. *et al*. Marital satisfaction and depression: Different causal relationships for men and women? *Psychological Science*, Washington, v. 8, n. 5, p. 351-357, c1997. Copyright Holder: American Psychological Association.
- HOX, J. J.; BECHGER, T. M. An Introduction to structural equation modeling. *Family Science Review*, Minneapolis, v. 11, p. 354-373, 1998.
- HOYLE, R. H.; SMITH, G. T. Formulating clinical research hypotheses as structural equation models: A conceptual overview. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, Washington, v. 62, n. 3, p. 429-440, c1994. Copyright Holder: American Psychological Association.
- KAPLAN, David. *Structural equation modeling: foundations and extensions*. Thousand Oaks: Sage Publications, 2000.
- KENNY, D. A.; KASHY, D. A.; BOLGER, N. Data analysis in social psychology. In: GILBERT, D.; FISKE, E.; LINDZEY, G. (Orgs.) *Handbook of social psychology*. Boston: McGraw-Hill, 1998. v. 1, p. 252-259.
- KLEM, L. Structural equation modeling. In: GRIMM, L.G.; YARNOLD, P.R. (Eds.). *Reading and understanding more multivariate statistics*. Washington, D.C.: Copyright Holder: American Psychological Association, c2000.
- KLINE, Rex B. *Principles and practice of structural equation modeling*. New York: The Guilford Press, 1998.
- MACCALLUM, R. C. *et al*. The problem of equivalent models in applications of covariance structure analysis. *Psychological Bulletin*, Washington, v. 11, n. 1, p. 184-199, c1993. Copyright Holder: American Psychological Association.
- MARSHALL, G. N.; LANG, E. L. Optimism, self-mastery, and symptoms of depression in women professionals. *Journal of Personality and Social Psychology*, Washington, v.59, n.1, p.132-139, c1990. Copyright Holder: American Psychological Association.
- MCDONALD, R.P.; RINGO HO.; MOON-HO. Principles and practice in reporting structural equation analyses. *Psychological Methods*, Washington D.C, v. 7, n. 1, p. 64-82, c2002. Copyright Holder: American Psychological Association.
- RAYKOV, T., TOMER, A.; NESSELROADE, J. R. Reporting structural equation modeling results in psychology and aging: some proposed guidelines. *Psychology and Aging*, Washington, v. 6, n. 4, p. 499-503, c1991. Copyright Holder: American Psychological Association.
- SLIWANY, Regina Maria. *Sociometria: como avaliar a qualidade de vida e projetos sociais*. Petrópolis: Vozes, 1997.
- TOMAS, Jose M.; OLIVER, Amparo. Rosenberg's self-esteem scale: two factors or method effects. *Structural*

Equation Modeling, [S.l.], v. 6, n. 1, p. 84-98, c1999. Copyright Holder: Lawrence Erlbaum Associates, Inc

TURNER, Malcom E.; STEVENS, Charles D. The regression analysis of causal paths. In: BLALOCK JR, H.M. (Org). *Causal models in the social sciences*. Chicago: Aldine Publishing Company, 1971. p. 75-100.

VINOKUR, A. D.; SCHUL, Y. Mastery and inoculation against setbacks as active ingredients in the JOBS intervention for the unemployed. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, Washington, v. 65, n. 5, p. 867-877, c1997. Copyright Holder: American Psychological Association

_____. The web of coping resources and pathways to reemployment following a job loss. *Journal of Occupational Health Psychology*, Washington, v. 7, n. 1, p. 68-83, c2002. Copyright Holder: American Psychological Association.

_____.; PIERCE, P. F.; BUCK, C. L. Effects of war-induced maternal separation on children's adjustment during the Gulf War and two years later. *Journal of Applied Social Psychology*, Washington, v.28, n.14, p.1286-1311, c1998. Copyright Holder: V. H. Winston e Sons, Inc.

_____. Work-family conflicts of women in the air force: their influence on mental health and functioning. *Journal of Organizational Behavior*, Washington, v.20, p.865-878, c1999. Copyright Holder: John Wiley e Sons, Ltd.

_____.; CAPLAN, R. D. Hard times and hurtful partners: how financial strain affects depression and relationship satisfaction of unemployed persons and their spouses. *Journal of Personality and Social Psychology*, Washington, v. 71, n. 1, p. 166-179, c1996. Copyright Holder: American Psychological Association.

WISNIK, José Miguel. *O som e o sentido: uma outra história das músicas*. São Paulo: Companhia das Letras, 1989.

XIE, Yu; POWERS, Daniel A. *Statistical methods for categorical data analysis*. San Diego: Academic Press, 2000.

(Recebido para publicação em novembro de 2005)
(Aceito em dezembro de 2005)