

**MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS COM LISREL:  
UMA VISÃO INICIAL**

**RESUMO**

O LISREL é tido como um dos mais robustos softwares para modelagem de equações estruturais com matrizes de covariância, ao mesmo tempo em que é considerado um pacote estatístico complexo de difícil utilização. Neste número especial do Brazilian Journal of Marketing, buscamos apresentar as principais características do LISREL, suas funcionalidades e, por meio de um exemplo didático, reduzir a dificuldade percebida em seu uso.

**Palavras-chave:** LISREL; Matriz de Covariância; Modelagem de Equações Estruturais; aplicação de LISREL no Marketing.

**STRUCTURAL EQUATION MODELING WITH LISREL:  
AN INITIAL VISION**

**ABSTRACT**

LISREL is considered one of the most robust software packages for Structural Equation Modeling with covariance matrices, while it is also considered complex and difficult to use. In this special issue of the Brazilian Journal of Marketing, we seek to present the main functions of LISREL, its features and, through a didactic example, reduce the perceived difficulty of using it. We also provide helpful guidelines to properly using this technique.

**Keywords:** LISREL; Covariance Matrix; Structural Equation Modeling; Application of LISREL in Marketing.

Naresh K. Malhotra<sup>1</sup>  
Evandro Luiz Lopes<sup>2</sup>  
Ricardo Teixeira Veiga<sup>3</sup>

---

<sup>1</sup> Senior Fellow, Nelson Mandela Metropolitan University, South Africa and Regents' Professor Emeritus, Georgia Institute of Technology, Scheller College of Business, Atlanta, USA. E-mail: [Naresh.Malhotra@scheller.gatech.edu](mailto:Naresh.Malhotra@scheller.gatech.edu)

<sup>2</sup> Doutor em Administração pela Universidade Nove de Julho – UNINOVE. Professor de Marketing do PPGA - Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Nove de Julho. São Paulo. Brasil. E-mail: [elldijo@uninove.br](mailto:elldijo@uninove.br)

<sup>3</sup> Doutor em Administração pela Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG. Coordenador do Núcleo de Estudos do Comportamento do Consumidor do CEPEAD-UFMG. São Paulo. Brasil. E-mail: [ricardo.necc@gmail.com](mailto:ricardo.necc@gmail.com)

## 1 INTRODUÇÃO

Modelagem de equações estruturais (MEE) é um procedimento para estimar uma série de relações de dependência entre um conjunto de conceitos ou construtos representadas por múltiplas variáveis medidas e incorporadas a um modelo integrado. MEE é utilizada principalmente como uma técnica confirmatória de análise de dados.

É muito importante que um modelo de equações estruturais seja baseado em uma teórica, porque todas as relações devem ser especificadas antes que o modelo possa ser estimado. Um construto é uma variável não observável (ou latente), que pode ser definida em termos conceituais mas não pode ser medido diretamente. Em vez disso, um construto é medido de forma aproximada e indireta, por meio da análise da consistência entre múltiplas variáveis observadas (ou mensuráveis). Recomenda-se que cada construto seja mensurado por meio de, ao menos, três variáveis observadas.

O LISREL (*Linear Structural Relationships*) foi desenvolvido em 1970, por Karl Gustav Jöreskog e Dag Sörbom, enquanto eram pesquisadores do *Educational Testing Services* e da Princeton University. Desde o seu desenvolvimento, o LISREL foi reconhecido como uma das melhores soluções para estimação de modelos de equações estruturais para matrizes de covariância.

Como os criadores do LISREL tiveram a pretensão de desenvolver um *software* estatístico completo, que funcionasse no sistema operacional DOS e provesse independência de outros programas estatísticos, é considerado um programa de difícil aprendizado e aplicação. Com isso, várias versões mais amigáveis têm sido desenvolvidas, após a migração do *software* para o ambiente *Windows* e disponibilizando linguagens de programação mais simplificadas. Contudo, a percepção dos usuários, principalmente iniciantes, é de que o programa é complexo e de difícil utilização. Uma dificuldade básica é o aprendizado das convenções adotadas para a representação das variáveis e associações, devido ao uso de álgebra matricial e símbolos usando letras gregas. Outra dificuldade é o entendimento das informações essenciais que são fornecidas pelas saídas.

Supondo que os leitores tenham conhecimentos básicos de MEE (Modelagem de Equações Estruturais), o objetivo deste trabalho é resumir, em linguagem simples e didática, as principais características do LISREL e, ao mesmo tempo, apresentar os benefícios de sua utilização em pesquisas de Marketing.

O artigo está estruturado em quatro partes, além desta breve introdução. A seção 1 apresenta uma breve história da concepção do LISREL. Na seção 2, são apresentadas as principais características da modelagem de equações estruturais com utilização do LISREL. A seção seguinte descreve uma aplicação prática do LISREL com utilização da interface gráfica do programa - o *Path Diagram*. A quarta seção traz as considerações finais.

### 1.1 Breve história do LISREL

O suíço Karl Gustav Jöreskog, PhD em estatística, juntamente com seu orientando Dag Sörbom, hoje também PhD e professor de métodos quantitativos no departamento de Economia Aplicada da Uppsala University, desenvolveu em 1970 um algoritmo para análise de modelos estruturais com variáveis latentes. Esse algoritmo, que é a base do LISREL, resultou de estudos antecedentes nos quais Jöreskog concebeu um método confiável de cálculo de estimativas de máxima verossimilhança para análises fatoriais exploratórias e, em 1969, um algoritmo para cálculo da análise fatorial confirmatória com utilização de comandos na linguagem de programação Fortran.

A primeira versão do LISREL, ainda em DOS não possuía a interface gráfica que facilita a operacionalização de modelagem de equações estruturais. A construção da lógica computacional era feita por meio de comandos denominados sintaxe LISREL – também disponível na versão atual.

Nas versões posteriores a 1993, o usuário pode escolher o método pelo qual alimentará o *software* para análise do modelo. As opções incluem a sintaxe LISREL, a sintaxe Simplis e a interface gráfica *Path Diagram*.

O Quadro 1 apresenta as versões desenvolvidas do LISREL.

ANO	DESENVOLVIMENTO DO LISREL
1970	Lançamento da versão I.
1972	Atualização para a versão II, com incorporação de análise multigrupos.
1974	Atualização para a versão III. Nesse ano a SSI ( <i>Scientific Software Internacional</i> ) inicia a distribuição comercial do LISREL.
1978	Atualização para a versão IV.
1981	Atualização para a versão V.
1984	Atualização para a versão VI.
1988	Atualização para a versão 7, sendo esta a primeira para o ambiente <i>Windows</i> . Introdução da interface gráfica <i>Path Diagram</i> .
1993	Atualização para a versão 8 e introdução da linguagem SIMPLIS
1998	Atualização para a versão 8.2.
1999	Atualização para a versão 8.3.
2001	Atualização para a versão 8.5.
2004	Atualização para a versão 8.7.
2006	Atualização para a versão 8.8.
2008	Atualização para a versão 9.
2012	Atualização para a versão 9.1 sendo esta a última versão disponível até o momento

Quadro 1 – Versões do LISREL

## 2 UTILIZAÇÃO DO LISREL

LISREL é comumente utilizado para modelagens de equações estruturais para matrizes de covariância. Trata-se, contudo, de um rico pacote estatístico no qual é possível o tratamento de dados quantitativos por meio de diversas técnicas, tais como a análise fatorial exploratória e confirmatória, regressões lineares, regressões probit e logística, manipulação e transformação de dados, modelagem de equações estruturais multinível, modelos lineares generalizados, modelos lineares multinível, modelos lineares generalizados multinível, modelos não lineares, entre outras.

Devido ao estreito relacionamento feito entre o LISREL e a modelagem de equações estruturais (MEE, deste ponto em diante), vários autores já se referem aos modelos estruturais como “modelos LISREL”, independentemente de este *software* ter sido ou não utilizado na análise dos dados.

O uso do LISREL como ferramenta para MEE deve ser embasado em duas características da estratégia de análise de dados: 1) o tipo de matriz de associações na entrada de dados e 2) a técnica de estimação de parâmetros pretendida.

Na entrada de dados, o pesquisador deve decidir entre uma matriz de correlações e uma matriz de covariâncias. A maior parte da teoria estatística que deu suporte ao desenvolvimento da técnica de MEE pressupõe que a análise se aplica a uma matriz de covariâncias, sendo essa, portanto, a forma mais natural de entrada de dados. Bentler *et al.* (2001)

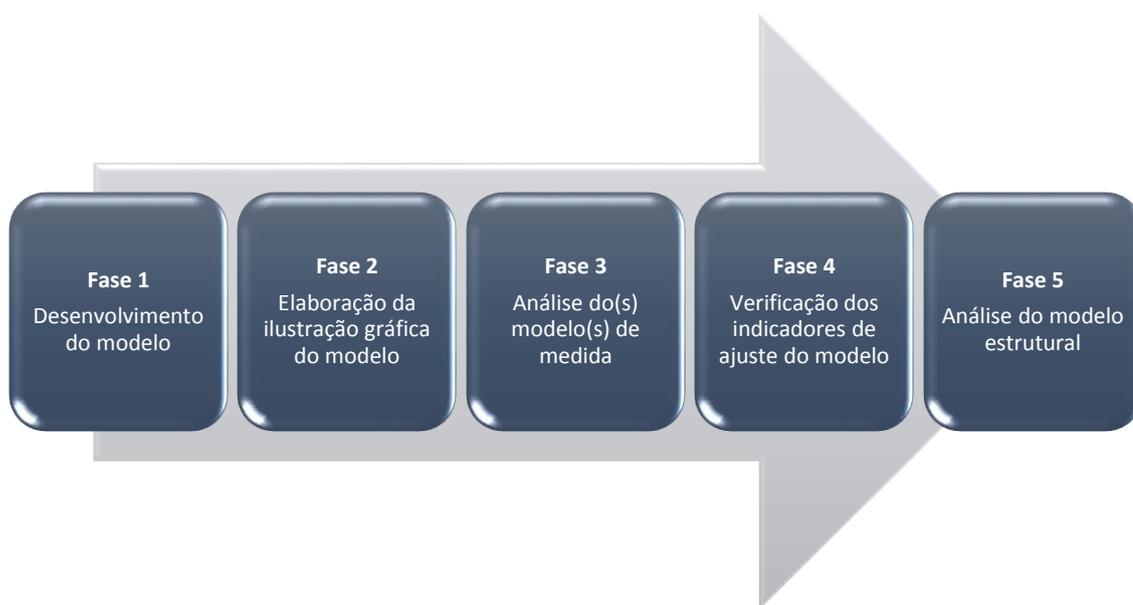
afirmam que a utilização de uma matriz de correlações resulta, em geral, em estimativas de erros-padrão incorretos. Por outro lado, os modelos de estrutura de covariância também têm soluções padronizadas e, portanto, também disponibilizam correlações e estimativas de efeito padronizadas ao final da análise. Para a análise da correlação, segundo Bentler *et al.* (2001), bastaria a realização de diversas regressões lineares consecutivas, o que não pode ser aplicado à análise de covariância porque, nestes casos, as regressões lineares potencializariam o erro residual. Mesmo que Chin (1995) recomende a utilização das matrizes de correlação para análise de modelos teóricos complexos e modelos de medida formativos, Bagozzi e Yi (1988) afirmam que os pesquisadores da área de psicologia do consumo deveriam optar pelas matrizes de covariâncias em todas as análises.

Outra decisão fundamental na escolha pelo LISREL é a técnica de estimação pretendida. O método da máxima verossimilhança é a técnica de estimação utilizada na maior parte dos programas estatísticos e a de utilização mais generalizada (Anderson e Gerbing, 1988). A estimação produzida pela máxima verossimilhança é confiável e robusta em relação a violações moderadas da normalidade desde que a amostra tenha, ao menos, 100 observações (Anderson e Gerbing, 1988). Apesar de existirem métodos de estimativa no LISREL que não dependem da suposição da normalidade dos dados, tais métodos são de aplicação restrita, pois requerem grandes

amostras. Por exemplo, o método dos mínimos quadrados ponderados (*Weighted Least Squares – WLS*) requer uma amostra dimensionada pelo produto do número de indicadores ou variáveis manifestas do modelo multiplicado por esta mesma quantidade mais um – por exemplo, para um modelo com 50 variáveis manifestas seriam necessários 2.550 respondentes ( $n = 50 \times 51 = 2.550$ ). Para o dimensionamento da amostra mínima necessária para utilização do LISREL, recomendamos que o pesquisador utilize a calculadora estatística disponível em <http://www.danielsoper.com/statcalc3/calc.aspx?id=89> (acesso em 12 de março de 2014). Em geral, recomendamos que os modelos de equações estruturais com até cinco construtos, desde que cada

construto seja mensurado por meio de três ou mais variáveis observadas, deve ser estimado com amostra mínima de 200 observações. Para modelos mais complexos, o tamanho da amostra deve ser maior (Malhotra 2010).

Existem várias recomendações das etapas para construção de modelos estruturais com o LISREL, sendo algumas um pouco mais complexas (veja Byrne, 1998) e outras mais simples (como em Diamontopoulos e Siguaw, 2000). Nossa escolha para este artigo é uma visão simplificada e pragmática, que facilite o aprendizado inicial e possa ser adaptada a situações mais complexas. Sugerimos uma abordagem em cinco fases como apresentado na Figura 1.



**Figura 1** – Fases propostas para MEE com o LISREL

A Fase 1 (Desenvolvimento do modelo) é o momento em que o pesquisador elabora o modelo conceitual – também denominado de modelo teórico – dando suporte às associações entre os construtos (ou variáveis latentes) e as variáveis manifestas e também entre as variáveis latentes. Cada relação entre variáveis (covariância ou efeito) advém de uma hipótese pré-existente, porque os modelos testados com MEE apoiam-se em teorias, cuja consistência aos dados empíricos é verificada. Por exemplo, o efeito de uma variável latente sobre outra pressupõe a existência de uma relação causal e o resultado do teste indica se essa relação é plausível.

Na Fase 2, o modelo conceitual é desenhado em forma de diagrama de caminhos no qual são representados todos os relacionamentos. Esta fase é simples e, ao mesmo tempo, importante, pois é por meio da ilustração gráfica que o pesquisador introduzirá suas variáveis no LISREL. Para esta fase

serão utilizados os símbolos apresentados na seção 2.1.

## 2.1 Simbologia e convenções utilizadas no LISREL

Os elementos constitutivos dos modelos estruturais são simbolizados da mesma forma, independentemente do *software* que se utilizará para sua análise. A Figura 2 apresenta os elementos e como são representados mais comumente.

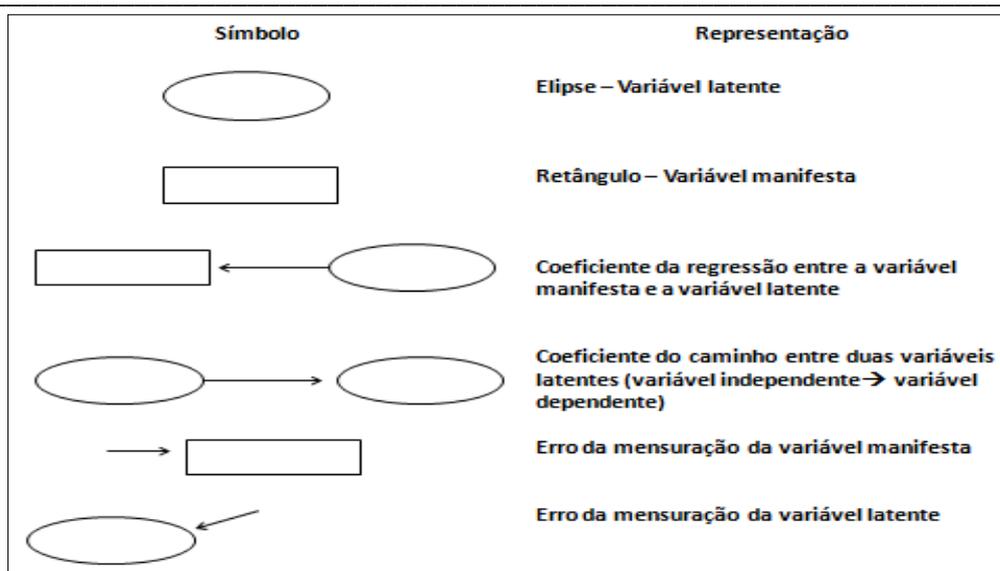


Figura 2 – Simbologia dos modelos estruturais

Os modelos estruturais tratados no LISREL obedecem a uma convenção acerca de seus elementos,

sendo que suas matrizes, em geral, são representadas por letras gregas (v. Quadro 2).

Elemento	Matriz	Elementos da Matriz	Código no software	Tipo de Matriz	Característica
<b>Modelo de Mensuração</b>					
Lambda-x	$\Lambda_x$	$\lambda_x$	LX	Regressão	Variáveis manifestas para mensuração das variáveis latentes exógenas
Lambda-y	$\Lambda_y$	$\lambda_y$	LY	Regressão	Variáveis manifestas para mensuração das variáveis latentes endógenas
Theta delta	$\Theta_\delta$	$\theta_\delta$	TD	Covariância	Erro associado às variáveis manifestas exógenas
Theta épsilon	$\Theta_\epsilon$	$\theta_\epsilon$	TE	Covariância	Erro associado às variáveis manifestas endógenas
<b>Modelo Estrutural</b>					
Gama	$\Gamma$	$\gamma$	GA	Regressão	Coefficiente da relação entre uma variável independente e uma variável dependente do modelo
Beta	B	$\beta$	BE	Regressão	Coefficiente da relação entre duas variáveis dependentes do modelo
Phi	$\Phi$	$\phi$	PH	Covariância	Covariância entre as variáveis latentes
Psi	$\Psi$	$\psi$	PS	Covariância	Covariância entre as variáveis manifestas
Ksi	–	$\xi$	-	Vetor	Variáveis latentes exógenas
Eta	–	$\eta$	-	Vetor	Variáveis latentes endógenas
Zeta	–	$\zeta$	-	Vetor	Erro associado à mensuração das variáveis dependentes do modelo

Quadro 2 – Matrizes do LISREL

Para facilitar o entendimento da representatividade das letras e matrizes do Quadro 2 e

dos símbolos apresentados na Figura 2, apresentamos na Figura 3 um modelo estrutural completo.

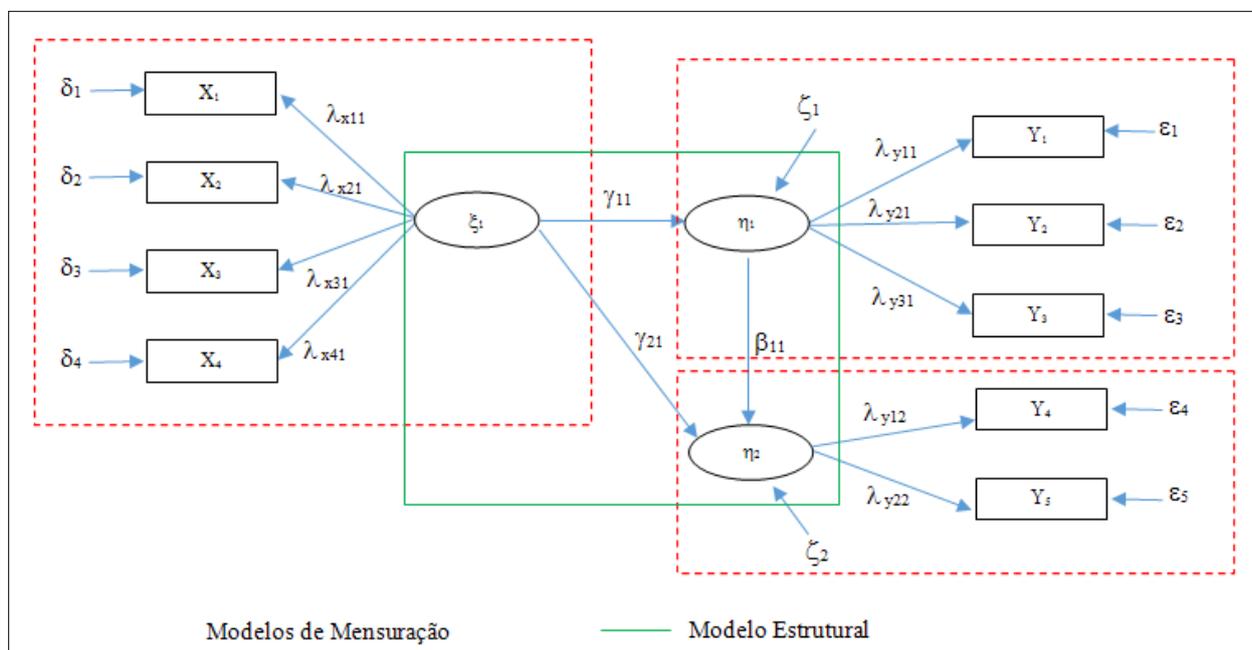


Figura 3 – Modelo estrutural

Até mesmo iniciantes em análise quantitativa de dados concluem que não é possível analisar o modelo ilustrado na Figura 3 por meio de regressões lineares, pois existe mais de uma variável dependente ( $\eta_1$  e  $\eta_2$ ), além de existir uma variável que é dependente e independente ao mesmo tempo ( $\eta_1$ ).

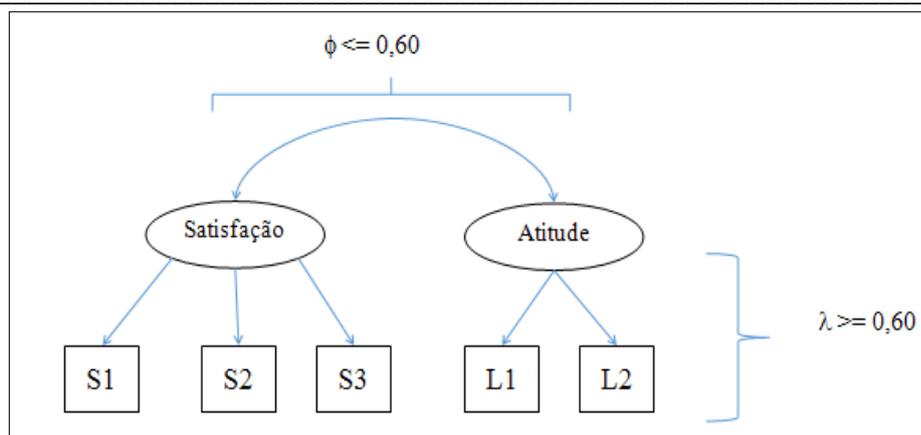
A MEE, por meio do LISREL, permite a estimação simultânea de uma série de equações separadas, mas interdependentes, incorporando em seus cálculos tanto variáveis latentes quanto variáveis manifestas, bem como os erros de mensuração, verificando as relações diretas, indiretas e totais, mesmo que, no modelo, existam variáveis que atuem simultaneamente como dependentes e independentes. O modelo é testado estatisticamente por meio de uma análise simultânea de todas as matrizes das variáveis, sendo possível avaliar a qualidade de ajuste entre o modelo teorizado e os dados utilizados na análise, bem como estimar variâncias, covariâncias e efeitos entre variáveis.

A Fase 3 é o momento em que o pesquisador analisa o(s) modelo(s) de mensuração de seu modelo estrutural. Um modelo estrutural é composto por dois submodelos (chamados normalmente de modelos para simplificar): (sub)modelo de mensuração (ou de medidas) e o (sub)modelo estrutural (ou de relações entre os construtos)

Anderson e Gerbin (1988) recomendam que a MEE seja realizada em duas fases. Na primeira, o

pesquisador deve analisar os modelos de medidas verificando a validade convergente e a validade discriminante dos construtos e, na segunda fase, analisar o modelo estrutural, ou seja, referente às associações entre os construtos (variáveis latentes).

A validade convergente é atestada quando as cargas das variáveis manifestas são superiores a 0,60 (matriz Lambda -  $\Lambda_x$  e  $\Lambda_y$ ). Já a validade discriminante é verificada por meio do exame da magnitude das correlações entre as variáveis latentes do modelo. Conclui-se pela existência de validade discriminante quando as matrizes Phi ( $\phi$ ) (correlações entre variáveis latentes) são inferiores (ou no máximo iguais) a 0,60. A Figura 4 exemplifica essa análise. Outra medida utilizada para avaliar a validade convergente é a variância média extraída (AVE), que é definida como a variação dos indicadores ou variáveis observadas que é explicada pela estrutura latente. Cargas fatoriais baixas indicam falta de caráter distintivo e podem indicar possíveis problemas no estabelecimento da validade discriminante. A validade discriminante é estabelecida quando se observa que a variação média extraída é maior do que o quadrado das correlações.



**Figura 4** – Verificação das validades convergente e discriminante

Uma recomendação válida é que sejam eliminadas as variáveis manifestas que não apresentarem cargas mínimas, favorecendo assim a validade convergente e, também, a parcimônia do modelo. Do mesmo modo, caso alguma matriz Phi apresente alguma correlação superior ao recomendado, sugerimos que as correlações entre as variáveis manifestas sejam mensuradas e que sejam descartadas aquelas com maior correlação com outros construtos ou sejam agregadas com eles. Entretanto, a pertinência de tais alterações no modelo deveria ser verificada no teste com dados de outras amostras para verificar se o modelo final testado não se trata de mero artefato.

Após a análise dos modelos de mensuração, o pesquisador deve analisar os índices de ajuste do modelo, como indicamos na Fase 4, bem como a magnitude de variâncias, covariâncias e efeitos.

## 2.2 Indicadores de ajuste do modelo

Há diferentes enfoques para estimar o ajuste de modelos em MEE, devendo-se avaliar diferentes medidas, que capturam diferentes aspectos do ajuste (Hair et al., 1988). Índices de ajuste absoluto estimam a qualidade do ajuste global do modelo, considerando coletivamente os modelos estrutural e de mensuração,

sem levar em consideração a complexidade do modelo e o número de parâmetros estimados.

Baseiam-se na equivalência entre a matriz de covariância dos dados e a matriz implicada pelo modelo representado. Índices de ajuste incremental comparam o modelo com um modelo *nulo* (modelo teoricamente mais simples que pode ser teoricamente justificado, normalmente composto por um único construto relacionado a todas as variáveis manifestas, sem erro de mensuração), recompensando modelos com maior incremento. Índices de ajuste parcimonioso medem a qualidade de ajuste geral considerando o número de coeficientes estimados, corrigindo qualquer ajuste excessivo.

O LISREL disponibiliza uma lista bastante extensa de indicadores de ajuste. Embora os estudiosos não tenham chegado a um consenso sobre quais são os indicadores mais adequados (Bentler et al., 2001), a grande maioria dos usuários do LISREL apontam o RMSEA, o GFI, o RMSR e o qui-quadrado dividido pelos graus de liberdade do modelo como os indicadores de ajuste absoluto mais robustos, ao mesmo tempo em que indicam o NNFI, o CFI e o PGFI como os índices de ajuste incremental mais importantes. Ademais, o AGFI é um índice de ajuste parcimonioso bastante usado. O Quadro 3 descreve cada um deles.

INDICADOR		TIPO DE INDICADOR	DESCRIÇÃO	VALORES DE REFERÊNCIA
$\chi^2$	Qui-quadrado	Ajuste absoluto	Indica a discrepância entre o modelo proposto pelo pesquisador e o modelo sugerido pelos dados da amostra	$p > 0,05$
$\chi^2/d.f.$	Qui-quadrado dividido pelos graus de liberdade	Ajuste absoluto	Como o qui-quadrado é sensível ao tamanho da amostra, sua análise somente faz sentido quando os graus de liberdade são considerados.	Entre 1 e 3 bom ajuste Até 5 ajuste razoável
RMSEA ( <i>Root Mean Square Error of approximation</i> )	Erro quadrático médio de aproximação	Ajuste absoluto	Mostra a qualidade de ajuste do modelo à matriz de covariância da amostra, tendo em conta os graus de liberdade.	$< 0,08$ ajuste razoável $< 0,05$ bom ajuste
GFI ( <i>Goodness of Fit Index</i> )	Índice de qualidade do ajuste	Ajuste absoluto	Comparação dos quadrados dos resíduos do modelo proposto versus o modelo sugerido pela amostra.	$\geq 0,90$
AGFI ( <i>Adjusted Goodness of Fit Index</i> )	Índice de qualidade do ajuste ajustado	Ajuste absoluto	GFI ajustado pelos graus de liberdade	$\geq 0,90$
NNFI ( <i>Non-normed Fit Index</i> )	Índice de ajuste não normalizado	Ajuste incremental	Mostra se e em que medida a qualidade de ajustamento do modelo proposto é melhor que a do modelo base.	$\geq 0,90$
CFI ( <i>Comparative Fit Index</i> )	Índice de ajuste comparativo	Ajuste incremental	Mostra se e em que medida a qualidade do ajustamento do modelo proposto é melhor que a do modelo de base.	$\geq 0,90$
RMSR ( <i>Root Mean Square Residual</i> )	Erro médio quadrático residual	Ajuste absoluto	Representa a diferença média entre os resíduos da matriz de covariância implicada no modelo teórico e a matriz de covariância dos dados da amostra.	$\leq 0,05$
PGFI ( <i>Parsimony Goodness of Fit Index</i> )	Índice de qualidade da parcimônia	Ajuste incremental	Medida da complexidade do modelo.	$\leq 0,67$ ajuste aceitável $\leq 0,50$ bom ajuste

**Quadro 3** – Indicadores de ajuste dos modelos estruturais

Finalmente, o pesquisador deve passar para a Fase 5, realizando a análise dos coeficientes do modelo estrutural, por meio da identificação das correlações entre variáveis latentes ( $\rho$  e  $\rho$ ), coeficientes de determinação ( $R^2$ ) e significância de associações e efeitos (testes  $t$ ).

Na próxima seção, apresentaremos um exemplo didático da utilização do LISREL por meio da sua interface gráfica: o *Path Diagram*.

### 3 UMA APLICAÇÃO DIDÁTICA DO LISREL

Apesar de ser conhecido com um *software* complexo, o LISREL oferece várias formas para o pesquisador informar a modelagem que pretende testar nos dados coletados. Utilizaremos, neste exemplo didático, o *Path Diagram*, pois o consideramos mais simples para os iniciantes.

No exemplo, utilizaremos, apenas para efeito didático, um modelo com apenas três variáveis latentes (Atitude, Intenção e Comportamento) operacionalizadas por meio de 10 variáveis manifestas, sendo Atit1 até Atit4 (para Atitude), Comp1 até Comp3 (para Comportamento) e Int1 até

Int3 (para Intenção). O modelo teórico que utilizaremos pressupõe que o construto Atitude é antecedente da Intenção e do Comportamento (variável dependente no modelo) e que a Intenção,

mesmo sendo uma variável dependente (da Atitude) é também variável explicativa do Comportamento do indivíduo. As variáveis são apresentadas no Apêndice 1.

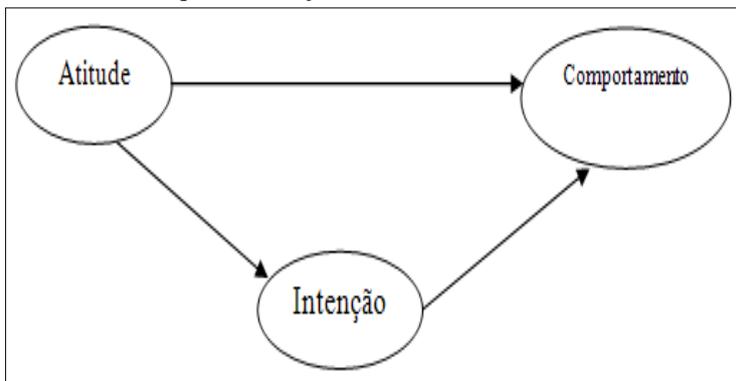


Figura 5 – Modelo teórico

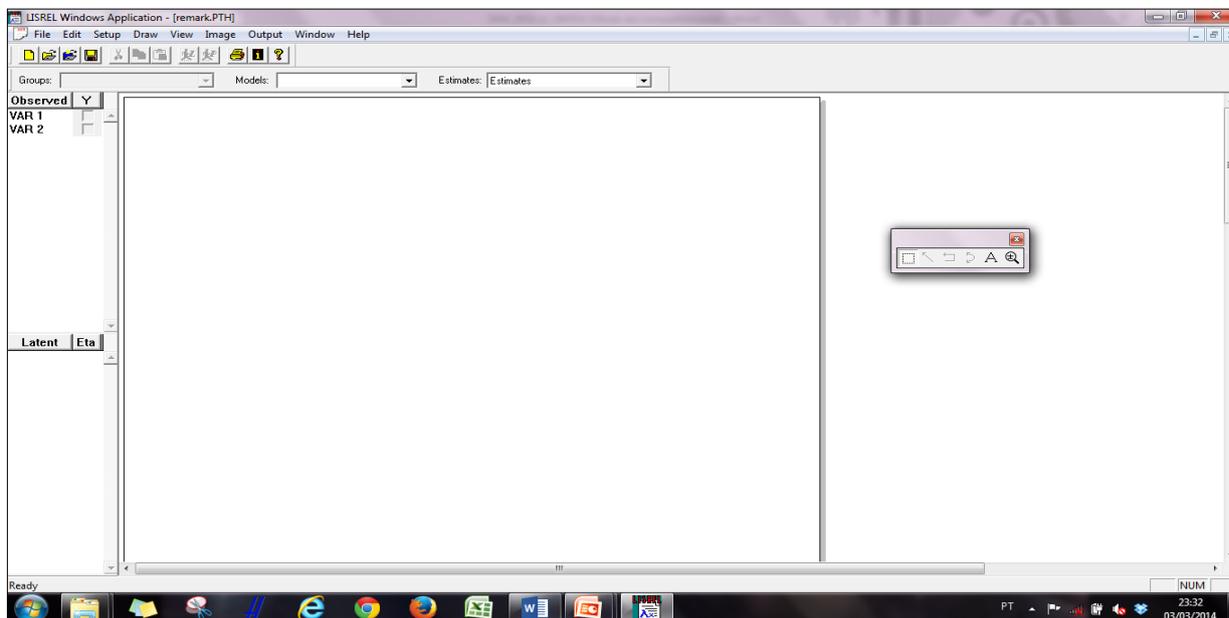
O primeiro passo para a modelagem é a importação da matriz de dados que servirá de base para o teste do modelo teórico. O LISREL importa dados de arquivos de vários softwares (SAS, Minitab, Excel, Stata, SPSS, entre outros). A importação do arquivo é bastante simples (utiliza-se o comando File=> Import External Data in Other Formats). Uma vez lido corretamente pelo LISREL, o arquivo de dados deve ser salvo com a extensão .psf.

Com o arquivo de dados já carregado no LISREL, o pesquisador deve indicar a natureza das variáveis utilizadas no modelo. Neste caso prático, as variáveis foram mensuradas por meio de uma escala do tipo Likert de 11 pontos (ancorados em 0 e 10). Do ponto de vista estritamente técnico, a escala é ordinal, contudo, as escalas Likert são normalmente tratadas como intervalares, o que adotaremos como pressuposto. Por meio do comando Data=>Define Variables, classificamos as variáveis do estudo, como indicado na Figura 6.

	ATT1	ATT2	ATT3	ATT4	COMP1	COMP2	COMP3	INT1	INT3	INT2
1	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
2	1,000	1,000	2,000	1,000	9,000	10,000	1,000	9,000	10,000	10,000
3	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
4	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
5	1,000	1,000	1,000	1,000	9,000	0,000	10,000	0,000	0,000	0,000
6	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	0,000	10,000	0,000	0,000	0,000
7	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
8	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
9	1,000	1,000	1,000	1,000	8,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
10	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000	0,000
11	1,000	1,000	1,000	1,000	9,000	10,000	0,000	0,000	0,000	0,000
12	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000	0,000
13	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
14	1,000	1,000	1,000	1,000	6,000	10,000	1,000	10,000	8,000	10,000
15	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
16	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
17	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000	0,000
18	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
19	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000	0,000
20	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
21	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
22	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
23	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
24	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
25	1,000	1,000	2,000	2,000	10,000	9,000	9,000	2,000	9,000	10,000
26	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000	10,000
27	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
28	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
29	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	10,000
30	1,000	3,000	1,000	2,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
31	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
32	3,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
33	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	0,000	0,000	0,000
34	1,000	1,000	1,000	1,000	10,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000
	1,000	1,000	1,000	1,000	8,000	10,000	10,000	1,000	10,000	10,000

Figura 6 – Classificação das variáveis

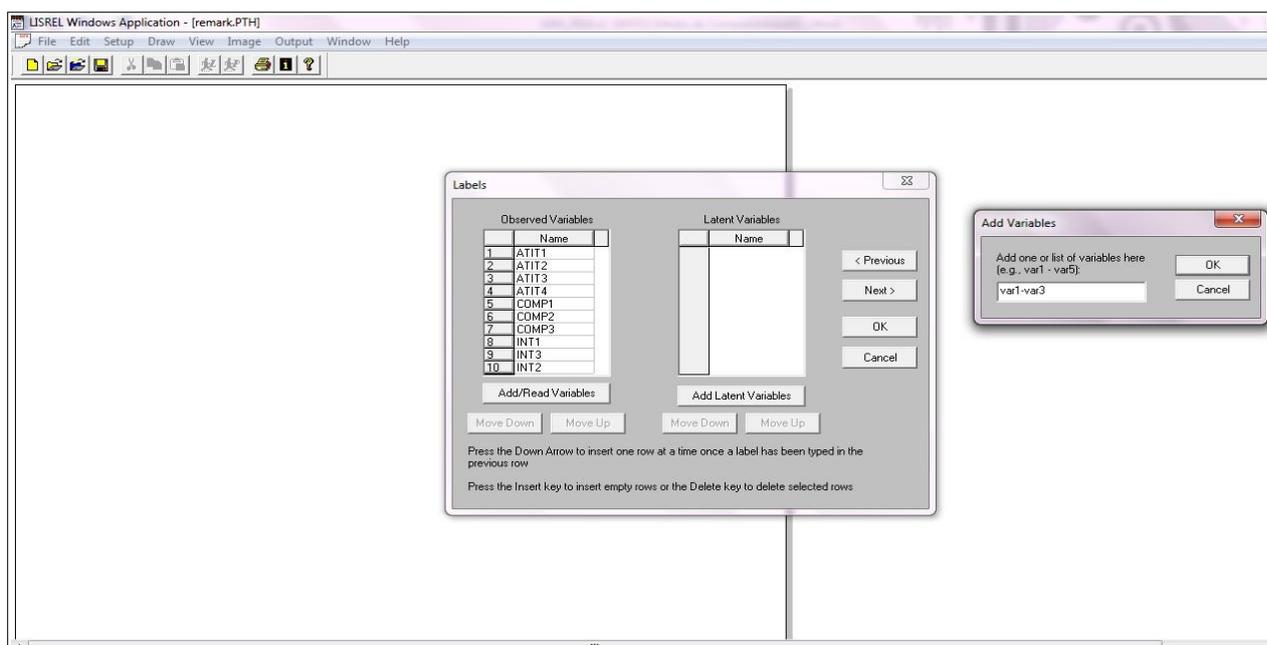
Com o comando *File=>New=>Path Diagram* iniciamos um novo projeto de MEE, como indicado na Figura 7.



**Figura 7** – Início de novo projeto de MEE por *path diagram*

As variáveis manifestas do modelo são importadas para o novo projeto de MEE quando o arquivo tipo psf é carregado ao novo projeto. Como as variáveis latentes não são mensuradas e, portanto, não

constam do arquivo, devem ser informadas no programa, como indicado na Figura 8.



**Figura 8** – Inclusão das variáveis latentes do modelo

Em seguida, o pesquisador deve montar o modelo de medidas na tela do LISREL. Para isto, deve

arrastar as variáveis manifestas e as variáveis latentes, indicando o relacionamento entre elas.

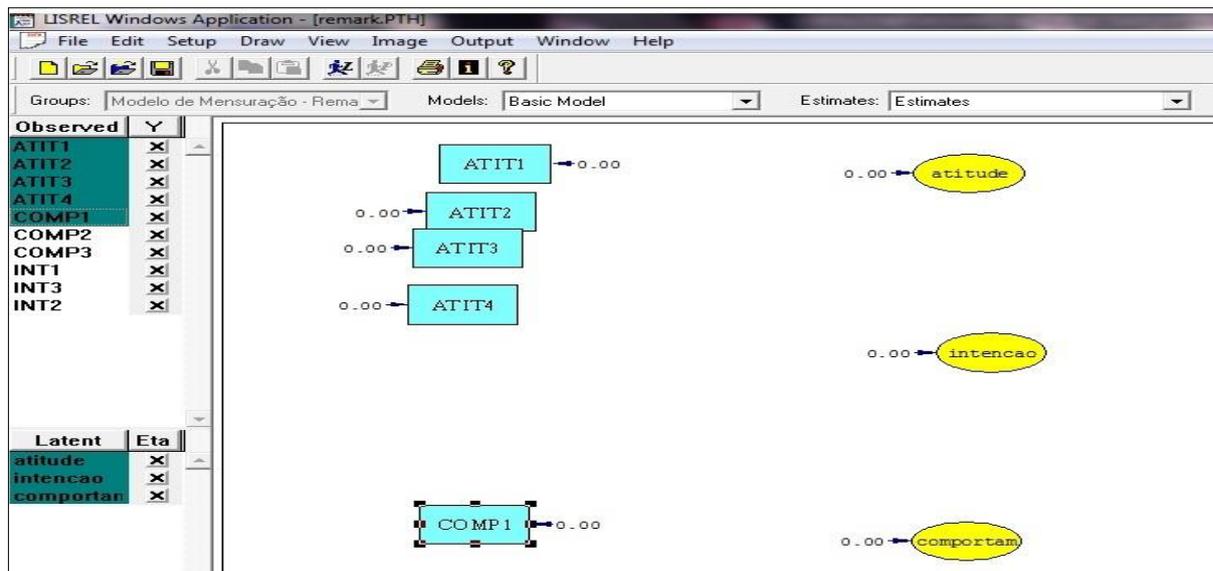


Figura 9 – Introdução das variáveis latentes e manifestas no LISREL

Por se tratar do modelo de medidas, as relações teóricas entre as variáveis latentes não devem ser indicadas nesta fase. Finalizada a diagramação do modelo de medidas, por meio do comando <F5>, o LISREL calcula as matrizes Lambda e Phi para verificação das validades convergente e discriminante do modelo de medidas. Como pode ser visto na Figura 9, a validade convergente foi estabelecida, contudo a

validade discriminante não foi observada, pois a correção entre atitude e comportamento foi superior a 0,60 ( $\sqrt{0,65}$ ). Com isto, utilizando o SPSS, verificamos as variáveis manifestas que apresentaram os maiores índices de correlação e, conseqüentemente, devem estar acarretando a falta de validade discriminante entre os construtos que as operacionalizam.

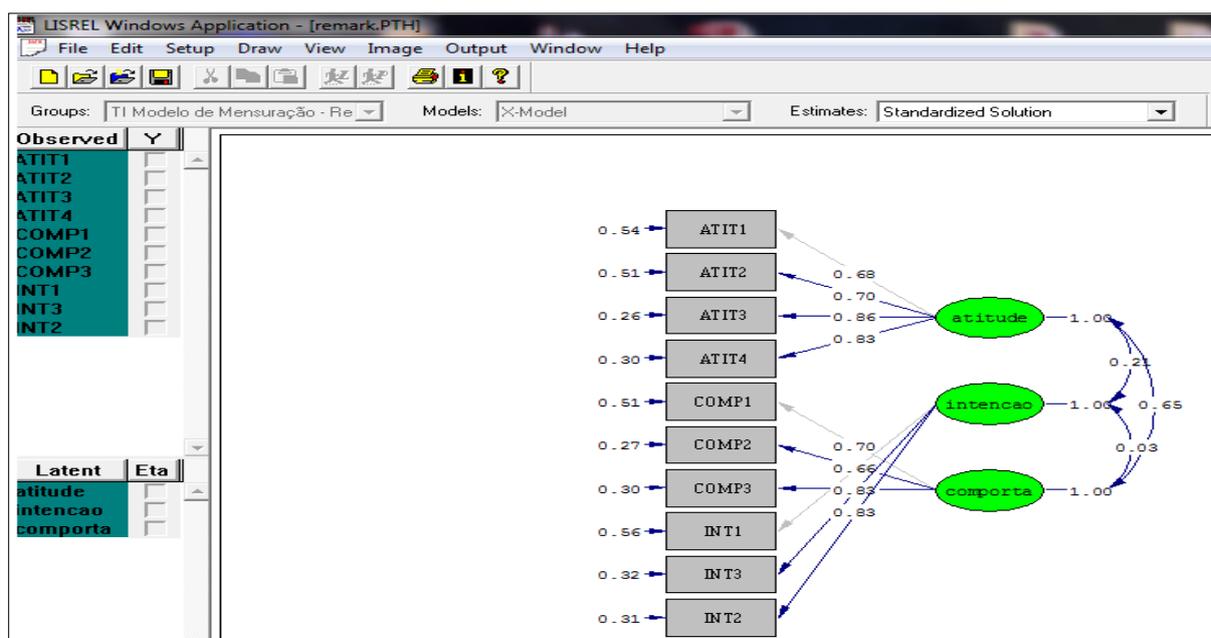


Figura 10 – Modelo de medidas calculado

Com a identificação da correlação entre as variáveis manifestas foram retirados dois itens com maior correlação cruzada entre os construtos.

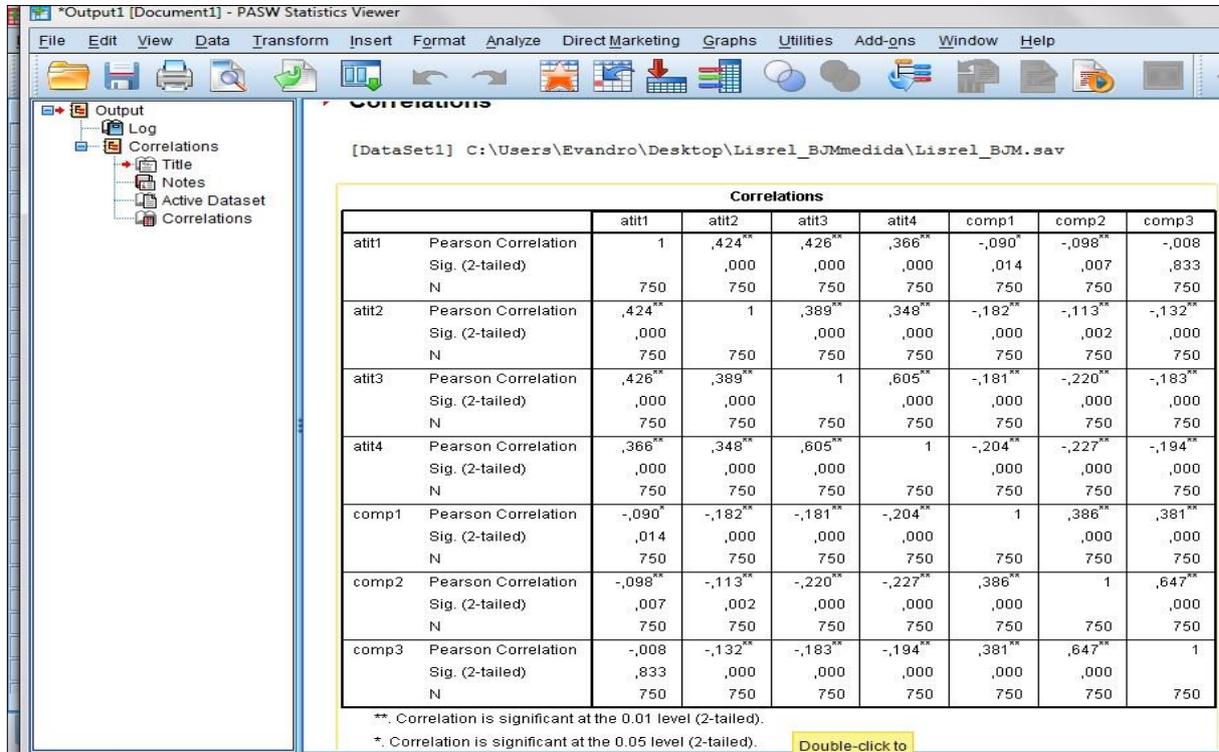


Figura 11 – Matriz de correlação bivariada entre Atitude e Comportamento gerada no SPSS v. 18

Após a eliminação das duas variáveis manifestas do modelo, podemos observar que a correlação entre atitude e comportamento ( $\phi=0,52$ )

ficou dentro dos limites adequados. Com isto, passamos à análise das relações entre as variáveis latentes, ou seja, a análise do modelo estrutural.

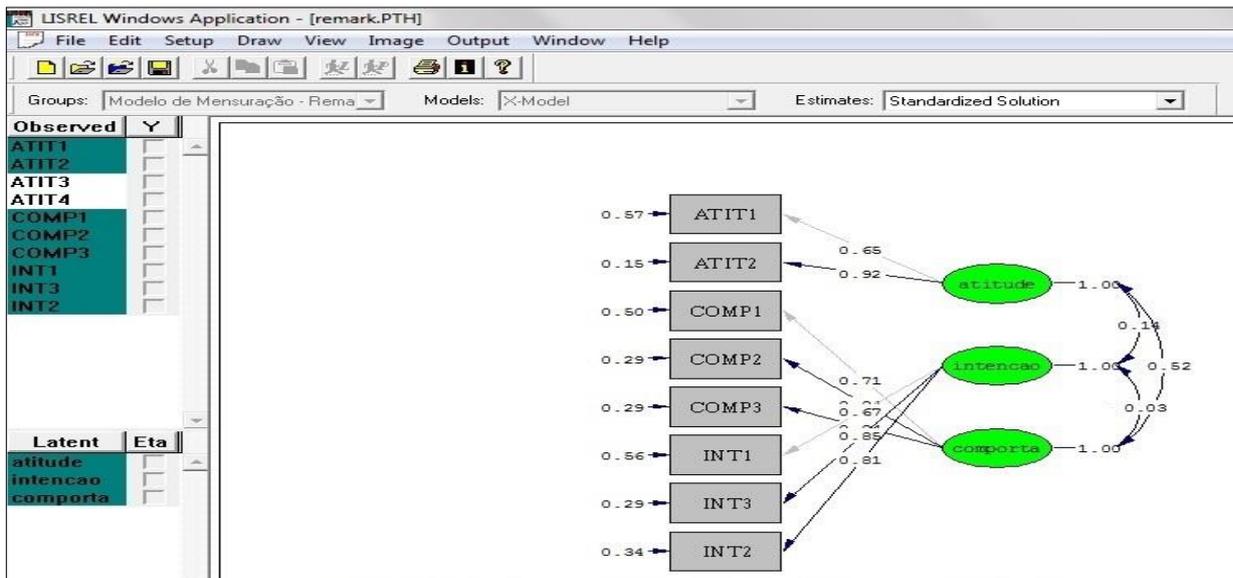


Figura 12 – Modelo de medidas após depuração das variáveis

Ainda na tela do LISREL, estabelecemos as relações entre as variáveis latentes (caminhos estruturais) e novamente, por meio da tecla <F5>,

solicitamos o cálculo do modelo. O resultado desta etapa está representado na Figura 13.

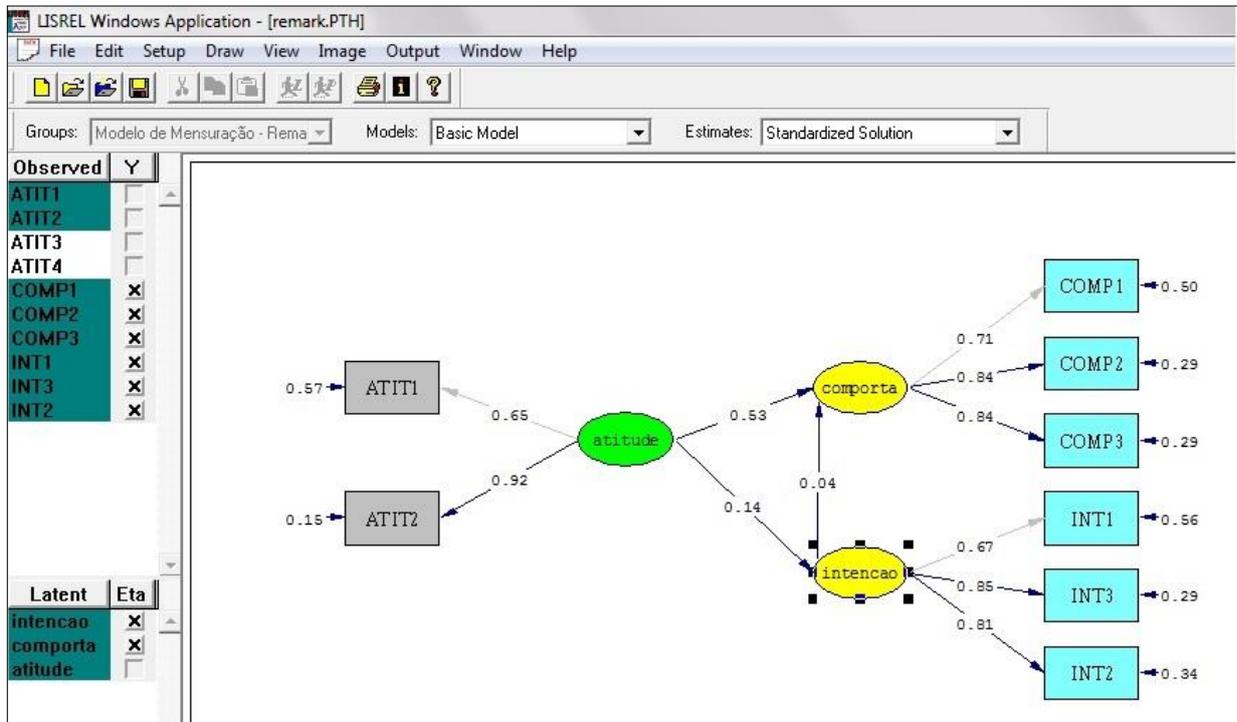


Figura 13 – Modelo estrutural

Além do path diagram, o LISREL apresenta um output com os indicadores de ajuste do modelo como apresentamos na Figura 14.

**Goodness of Fit Statistics**

Degrees of Freedom = 17  
Minimum Fit Function Chi-Square = 50.57 (P = 0.0)  
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 389.56  
90 Percent Confidence Interval for NCP = (327.59 ; 458.95)

Minimum Fit Function Value = 0.65  
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.52  
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.44 ; 0.61)  
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.07  
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.06 ; 0.09)  
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.59  
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.51 ; 0.69)  
ECVI for Saturated Model = 0.096  
ECVI for Independence Model = 4.00

Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 2976.26  
Independence AIC = 2992.26  
Model AIC = 444.56  
Saturated AIC = 72.00  
Independence CAIC = 3037.22  
Model CAIC = 551.34  
Saturated CAIC = 274.32

Normed Fit Index (NFI) = 0.94  
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.94  
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.51  
Comparative Fit Index (CFI) = 0.91  
Incremental Fit Index (IFI) = 0.92  
Relative Fit Index (RFI) = 0.93

Critical N (CN) = 52.33  
Root Mean Square Residual (RMR) = 208.87  
Standardized RMR = 0.02  
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.91  
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.95  
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.92

**Figura 14** – Indicadores de ajuste do modelo estrutural

Após a análise da adequação dos indicadores de ajuste do modelo, o pesquisador pode analisar os coeficientes e a significância dos caminhos estruturais, além de verificar o poder de explicação do modelo sobre as variáveis dependentes do estudo. Nesta fase, o pesquisador confrontará as relações estruturais com as hipóteses teóricas previamente concebidas.

O LISREL também disponibiliza a elaboração de MEE por meio de duas linguagens de programação – o *Simplis* e o *Lisrel*. As figuras 15 e 16 apresentam o exemplo prático que utilizamos neste artigo, construídos nestas duas sintaxes. Para maiores detalhes deste tipo de programação, recomendamos a leitura de Byrne (1998).

```

TI Modelo de Mensuração - Remark - Lopes, Veiga
and Malhotra
Observed Variables
ATIT1 ATIT2 ATIT3 ATIT4 COMP1 COMP2
COMP3 INT1 INT3 INT2
Covariance Matrix from file
'C:\Users\Evandro\Desktop\Lisrel_BJMmedida\rema
rk.cm'
Sample Size = 750
Latent Variables intencao comporta atitude
Relationships
COMP1 = 1.00*comporta
COMP2 = comporta
COMP3 = comporta
INT1 = 1.00*intencao
INT3 = intencao
INT2 = intencao
ATIT1 = 1.00*atitude
ATIT2 = atitude
ATIT3 = atitude
ATIT4 = atitude
comporta = intencao
intencao = atitude
comporta = atitude
Path Diagram
End of Problem
    
```

Figura 15 – Exemplo em *Simplis*

```

TI Modelo de Mensuração - Remark - Lopes, Veiga
and Malhotra
DA NI=10 NO=750 MA=CM
LA
ATIT1 ATIT2 ATIT3 ATIT4 COMP1 COMP2
COMP3 INT1 INT3 INT2
CM
FI='C:\Users\Evandro\Desktop\Lisrel_BJMmedida\re
mark.cm' SY
SE
5 6 7 8 9 10 1 2 3 4 /
MO NX=4 NY=6 NK=1 NE=2 BE=FU GA=FI PS=SY
TE=SY TD=SY
LE
intencao comporta
atitude
FR LY(2,2) LY(3,2) LY(5,1) LY(6,1) LX(2,1) LX(3,1)
LX(4,1) BE(2,1) GA(1,1)
FR GA(2,1)
VA 1 LY(1,2)
VA 1 LY(4,1)
VA 1 LX(1,1)
PD
OU
    
```

Figura 16 – Exemplo em *Lisrel*

#### 4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A modelagem de equações estruturais para estimação de modelos teóricos é uma prática frequente nas pesquisas em ciências sociais aplicadas e, especialmente, nas pesquisas de Marketing.

A utilização das matrizes de covariância é apontada como mais adequada para a análise dos fenômenos sociais, por contribuírem com mais informação acerca do comportamento dos mesmos quando comparadas com as matrizes de correlação, que apresentam apenas dados padronizados (Hair et al., 1998). Ademais, os mais importantes algoritmos de estimação de modelos estruturais pressupõem o uso de matrizes de covariância. Por isso, a utilização de softwares que tratem estas matrizes é fundamental para o desenvolvimento científico. Ao mesmo tempo, o LISREL é apontado como ferramenta robusta para esse tipo de aplicação.

O objetivo deste artigo foi apresentar, de forma simples, as características do LISREL e os benefícios de sua utilização, na esperança de iniciar novos pesquisadores, reduzindo a percepção de dificuldade do uso desse software. Embora não tenhamos eliminado todas as dúvidas, esperamos ter contribuído, mesmo que modestamente, para a disseminação e uso frequente desse excelente software de modelagem de equações estruturais.

#### REFERÊNCIAS

- Anderson, J.C. & Gerbing, D.W. (1988). Structural equation modeling in practice: a review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411-423.
- Bagozzi, R.P. & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16, 74-94.
- Bentler, P., Bagozzi, R.P., Cudeck, R., & Iacobucci, D. (2001). Structural equation modeling – SEM using correlation or covariance matrices. *Journal of Consumer Psychology*, 10 (1), 85-87.
- Byrne, B. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS and SIMPLIS: basic concepts, applications, and programming*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.
- Chin, W. W. (1995). Partial least squares is to LISREL as principal components analysis is to common factor analysis. *Technology Studies*, 2, 315–319.
- Hair Jr., J., Anderson, R. E., Tatham, R. L. & Black, W. C. (1998). *Multivariate Data Analysis*. 5th edition. Upper Saddle River (NJ): Prentice-Hall.

Malhotra, N. K. (2010). Marketing Research: An Applied Orientation. 6th edition, Upper Saddle River (NJ): Prentice-Hall.

**APÊNDICE 1 – VARIÁVEIS UTILIZADAS NO ESTUDO PRÁTICO**

<b>CÓDIGO</b>	<b>AFIRMATIVA</b>
<b>Atit 1</b>	Os produtos dessa marca têm excelente qualidade.
<b>Atit 2</b>	Gosto muito dos produtos dessa marca.
<b>Atit 3</b>	A marca avaliada é muito melhor que as outras marcas que conheço.
<b>Atit 4</b>	Esta marca atende as minhas necessidades de consumo.
<b>Int 1</b>	Pretendo continuar consumindo produtos dessa marca.
<b>Int 2</b>	Continuarei comprando os produtos dessa marca, mesmo que outras marcas façam boas ofertas.
<b>Int 3</b>	Se encontrar os produtos dessa marca no mercado, certamente comprarei.
<b>Comp 1</b>	Sempre comprei produtos desta marca.
<b>Comp 2</b>	Quando vou ao supermercado, sempre compro produtos dessa marca.
<b>Comp 3</b>	Sempre recomendei produtos dessa marca para parentes e amigos.