

## 5

# Análise dos Escores da Satisfação do Consumidor – Uma Comparação entre as Metodologias de Jöreskog e do PLS

### 5.1

#### Introdução

Neste capítulo serão avaliados os métodos de Jöreskog e do PLS de estimação dos escores das variáveis latentes em Modelos de Equações Estruturais. O modelo que servirá de base para este estudo será o modelo do IASC, considerando a Satisfação do Consumidor somente em função dos seus antecedentes. A outra parte do modelo trata das conseqüências da Satisfação e tem como principal objetivo avaliar a Lealdade do Consumidor ao fornecedor (Fidelidade). Esta parte do modelo não será considerada nesta análise porque o fornecimento de energia elétrica para os consumidores residenciais é feito na forma de monopólio natural pelas concessionárias de energia.

Este estudo visa responder a seguinte questão: qual dos dois métodos de estimação de escores é o mais adequado (i.e., produz melhores resultados) para ser aplicado num determinado modelo da Satisfação? Esta é uma questão importante, no entanto ela é de caráter genérico que pode envolver um conjunto enorme de valores de relações (estados paramétricos) entre as variáveis do modelo a serem examinados. Logo, será necessário restringir o espaço paramétrico dessas relações, sem perder de vista a generalidade da pesquisa e os modelos que normalmente podem ser encontrados na prática do IASC. Outras restrições que serão impostas aos modelos nesta pesquisa são: (1) os modelos deverão ser “verdadeiros”, isto é, atender aos critérios de validade das medidas das variáveis latentes, de ajuste dos modelos aos dados e aos critérios relacionados com a Teoria da Satisfação (relacionamentos das causas e efeitos entre as variáveis latentes); (2) os modelos deverão ser identificáveis; e (3) as escalas de medidas das variáveis observadas deverão ser comparáveis.

O método de simulação de Monte Carlo será utilizado neste estudo para gerar amostras de dados a partir de modelos de Satisfação pré-definidos (i.e., as

relações entre as variáveis do modelo e as distribuições da variável latente exógena, dos erros de medidas e dos distúrbios aleatórios são determinadas). O objetivo é avaliar ambas as metodologias num extenso conjunto de estados paramétricos do modelo do IASC. A técnica de simulação tem sido, há muito tempo, um importante instrumento do projetista, tornando-se um braço experimental da pesquisa. Apesar da abordagem analítica permitir a abstração da essência do problema para que seja revelada a sua estrutura subjacente, fornecendo uma compreensão das relações causa-efeito do modelo idealizado, muitos problemas são tão complexos que dificilmente podem ser resolvidos analiticamente, onde freqüentemente a simulação fornece a única ou a melhor abordagem prática para o problema.

O capítulo está organizado da seguinte maneira. A seção 5.2 apresenta o modelo da Satisfação que servirá de base para as comparações entre as metodologias de estimação de escores. A seção 5.3 apresenta o método de simulação proposto, as análises e os resultados comparativos. O capítulo termina na seção 5.4 com os comentários sobre os resultados observados.

## 5.2

### O Modelo de Avaliação

Conforme visto no capítulo 2, o diagrama da Figura 5.1 representa o modelo do IASC, onde os círculos são as variáveis latentes e os retângulos, os seus respectivos indicadores. As linhas que unem as variáveis latentes definem os relacionamentos entre elas e o sentido da causa e efeito. As linhas que unem as variáveis latentes às observadas definem os indicadores pelos quais as variáveis latentes se manifestam, sendo que neste modelo os indicadores são definidos como Reflexivos (*cf.* capítulo anterior).

De acordo com o diagrama, o modelo do IASC estabelece as seguintes relações:

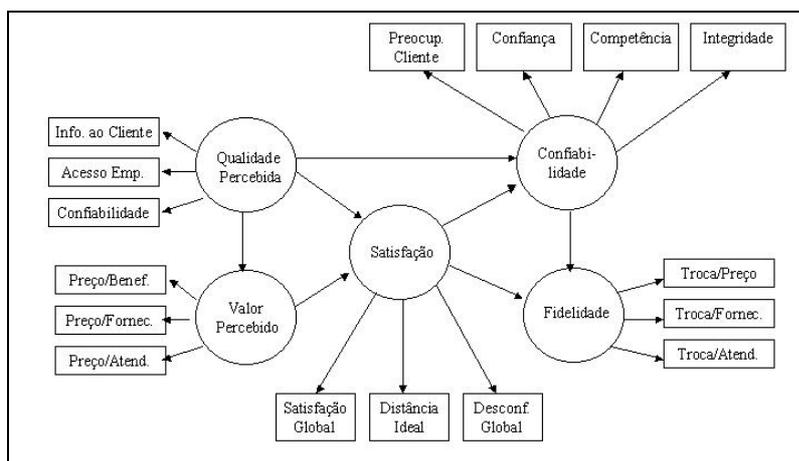
Valor Percebido = Função (Qualidade Percebida);

Satisfação (IASC) = Função (Qualidade Percebida e Valor Percebido);

Confiabilidade = Função (Qualidade Percebida e Satisfação);

Fidelidade = Função (Confiabilidade e Satisfação).

Neste modelo, a Qualidade Percebida é a variável latente exógena e as demais são as endógenas. Entretanto, as variáveis latentes Valor, Satisfação e Confiabilidade, são também causas das variáveis endógenas conseqüentes. Cada indicador avalia um determinado tipo de serviço prestado pela concessionária através de uma escala de Likert de 5 pontos em conjunto como uma escala numérica inteira de 10 pontos. O construto Qualidade Percebida é avaliado através de dezessete questões que se agrupam em três indicadores (resultado de uma análise fatorial), sendo que o valor de cada indicador é representado pela média aritmética das notas atribuídas às respectivas questões associadas a cada um dos fatores. Os demais construtos são avaliados através de três indicadores cada, exceto a Confiabilidade que é avaliada através de quatro indicadores.



Fonte: ANEEL – <http://www.aneel.gov.br>

Figura 5.1 – O Modelo do IASC

Extraíndo deste modelo a Satisfação somente em função dos seus antecedentes, o modelo resultante é o da Figura 5.2, que será o modelo utilizado na avaliação das duas metodologias de estimação de escores.

Os parâmetros estruturais  $\gamma_{11}$ ,  $\gamma_{21}$  e  $\beta_{21}$ , as cargas  $\lambda_{xi}$  e  $\lambda_{yi}$ , e as respectivas matrizes de covariâncias das variáveis latentes, distúrbios aleatórios e erros de medidas ( $\Phi$ ,  $\Psi$ ,  $\Theta_\epsilon$  e  $\Theta_\delta$ ), serão estimados a partir das amostras de dados artificiais geradas pelo processo de simulação proposto.

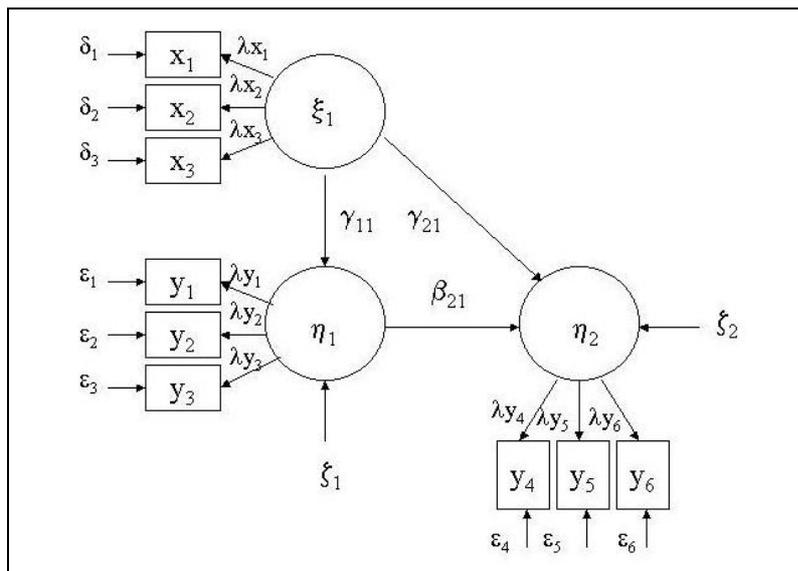


Figura 5.2 – O Modelo de Avaliação

Onde:

$\xi_1$  = Qualidade percebida

$y_1$  = Preço / Benefício

$\eta_1$  = Valor percebido

$y_2$  = Preço / Fornecimento

$\eta_2$  = Satisfação do consumidor

$y_3$  = Preço / Atendimento

$x_1$  = Informação ao cliente

$y_4$  = Satisfação global

$x_2$  = Acesso a empresa

$y_5$  = Distância de uma empresa ideal

$x_3$  = Confiabilidade

$y_6$  = Desconformidade global

Um modelo de Equações Estruturais, tal como o da Figura 5.2, é descrito através da equação 5.1, onde a primeira equação representa a parte estrutural do modelo e as outras duas, a parte das medidas. Como pode ser notado, nem a equação estrutural nem as equações das medidas contêm os interceptos (*cf.* equação 4.7). Isto acontece porque os dados que serão gerados para cada indicador estarão desviados de suas respectivas médias (i.e.,  $E[x_i] = 0$  e  $E[y_i] = 0$ ).

$$\begin{aligned} \eta &= \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta \\ \mathbf{y} &= \Lambda_y\eta + \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{x} &= \Lambda_x\xi + \boldsymbol{\delta} \end{aligned} \quad (5.1)$$

Representando explicitamente a equação 5.1 para o modelo da Figura 5.2, têm-se as seguintes equações:

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda y_1 & 0 \\ \lambda y_2 & 0 \\ \lambda y_3 & 0 \\ 0 & \lambda y_4 \\ 0 & \lambda y_5 \\ 0 & \lambda y_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \lambda x_3 \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

De acordo com o PLS, os escores individuais da Satisfação do Consumidor são obtidos através da equação 5.5 (*cf.* capítulo anterior).

$$\hat{\text{IASC}}_j = \sum_{i=4}^6 \tilde{w}_i y_{ij} \quad \forall j = 1 \dots n \quad (5.5)$$

Onde: os  $\tilde{w}_i$ 's são os pesos estimados pelo PLS para os indicadores da Satisfação ( $\eta_2$ ),  $y_{ij}$  são as notas atribuídas pelos entrevistados aos respectivos indicadores e o  $n$  é o tamanho da amostra.

De acordo com o método de Jöreskog, os escores individuais da Satisfação do Consumidor são obtidos através da equação 5.6 (*cf.* capítulo anterior).

$$\hat{\text{IASC}}_j = \mathbf{U} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{Z}^{-1} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{U}' \mathbf{\Lambda}' \mathbf{\Theta}^{-1} \mathbf{y}_j \quad \forall j = 1 \dots n \quad (5.6)$$

Onde: o vetor  $y$  contém as notas atribuídas pelos entrevistados aos indicadores da Satisfação e os demais vetores e matrizes formam a matriz de coeficientes que é aplicada a esses indicadores.

Para fins de análise de “sensibilidade” dos escores estimados, os escores brutos da Satisfação também serão calculados. Para obtê-los, basta fazer  $w_i = 1$  na equação 5.5, que equivale à soma das notas atribuídas pelos entrevistados aos respectivos indicadores da Satisfação.

Portanto, através das equações 5.5, 5.6 e do escore bruto, o IASC será estimado para cada indivíduo da amostra e comparado com os valores verdadeiros através das seguintes medidas de informação: Correlação Linear, Informação Mútua e Informação Empírica. Os escores verdadeiros da satisfação serão gerados simultaneamente com as amostras de dados através do método de simulação de Monte Carlo. Na seqüência, serão definidas as medidas de informação que serão utilizadas na avaliação dos métodos de estimação dos escores.

A Correlação Linear é definida como uma medida do grau de relacionamento ou de dependência linear entre duas variáveis (*cf.* Guimarães e Cabral, 1998), cujo coeficiente de correlação populacional é definido de acordo com a equação 5.8.

$$\gamma_{XY} = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} (x - \mu_x)(y - \mu_y)p(x, y) \quad (5.7)$$

$$\rho_{XY} = \frac{\gamma_{XY}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5.8)$$

Onde:  $X$  e  $Y$  são duas variáveis aleatórias com distribuição conjunta  $p(x, y)$ ,  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  são os seus respectivos desvios padrões. A equação 5.7 corresponde a medida de covariância entre as duas variáveis, onde  $\mu_x$  e  $\mu_y$  são as respectivas médias de  $X$  e  $Y$ . A medida de correlação varia de  $-1$  a  $1$  e, no problema em questão, quanto mais próxima de  $1$ , maior será o grau de relacionamento linear entre os escores estimados e os verdadeiros de um determinado método de estimação.

A Informação Mútua é definida como uma medida de dependência entre duas variáveis, no entanto ela é mais geral do que a Correlação Linear porque ela

considera também as relações não-lineares entre as variáveis (*cf.* Haykin, 1999). Se duas variáveis são independentes, a Informação Mútua entre elas é zero, porém se as duas são fortemente dependentes, quase função da outra, a Informação Mútua será de grande magnitude. Há outras interpretações para Informação Mútua, por exemplo, a informação armazenada em uma variável sobre a outra variável ou o grau de previsibilidade de uma variável, conhecendo-se a outra. Certamente todas essas interpretações estão relacionadas com a mesma noção de dependência e correlação. A Informação Mútua é definida conforme a equação 5.9.

$$I(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (5.9)$$

Onde:  $X$  e  $Y$  são duas variáveis aleatórias com distribuição conjunta  $p(x,y)$  e marginais  $p(x)$  e  $p(y)$ . A Informação Mútua  $I(X,Y)$  é a Entropia relativa entre a distribuição conjunta e o produto das marginais. A Informação Mútua varia de 0 a  $+\infty$  e quanto maior a magnitude de seu valor, maior será o grau de relacionamento entre os escores estimados e os verdadeiros de um determinado método de estimação.

A Medida Empírica de Informação será definida com o propósito de ser mais geral do que a Informação Mútua e a Correlação Linear. Ela será baseada na variância dos escores estimados em relação aos verdadeiros e o resultado final dessa medida retratará a Informação Total dos escores estimados. Esta medida será avaliada na escala da variável latente Satisfação, ao longo da distribuição dos seus escores verdadeiros. A distribuição será dividida em intervalos regulares, contendo um número fixo de percentis (o tamanho de cada intervalo será definido contendo 5 (cinco) percentis). Valores de grande magnitude desta medida empírica indicarão que os escores estimados estão mais próximos dos verdadeiros, ou seja, são mais precisos. Esta medida será definida de acordo com as equações 5.10 e 5.11.

$$I_j(\hat{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_{ji} - \theta_{ji})^2}} \quad (5.10)$$

$$I = \sum_{j=1}^P (I_j(\hat{\theta}) \cdot \delta_j) \quad (5.11)$$

Onde:  $n$  = tamanho da amostra,  $p$  = quantidade de intervalos (divisões) tomados na distribuição dos escores verdadeiros da Satisfação e  $\delta$  é o tamanho do intervalo na escala da Satisfação.

O somatório dentro da raiz na equação 5.10 também é conhecido como RMSE (raiz do erro médio quadrático, ou em inglês, *Root Mean Square Error*) e é uma estatística muito utilizada na avaliação dos desvios entre os valores estimados e os verdadeiros.

### 5.3

#### A Metodologia de Simulação

A metodologia proposta consiste em aplicar o método de simulação de Monte Carlo para gerar amostras de dados a partir de modelos de satisfação pré-definidos e em seguida estimar os escores da satisfação para serem comparados com os verdadeiros. Porém, antes do detalhamento dessa metodologia, segue uma breve revisão sobre o método de simulação de Monte Carlo.

Os fundamentos de Monte Carlo residem na geração de variáveis aleatórias, onde cada variável possui um conjunto de propriedades definidas pelo pesquisador. Embora os dados gerados sejam artificiais e não-observados, eles são produzidos com base na teoria e no conhecimento que o pesquisador tem em relação às distribuições das variáveis do modelo. Segundo Mooney (1997), a simulação de Monte Carlo é reconhecidamente uma forma de experimentação, pois, através dela, o pesquisador é capaz de estabelecer e controlar o ambiente a partir de um determinado conjunto de propriedades com a finalidade de analisar o comportamento de uma determinada estatística. Este método de simulação permite com que várias amostras aleatórias possam ser extraídas a partir de um conjunto de dados que retém certas propriedades definidas pelo pesquisador.

Rubenstein (1981) ressaltou a sua utilidade, principalmente nos problemas onde a obtenção de várias amostras aleatórias é uma façanha praticamente impossível ou extremamente cara se fosse realizada através de um outro meio qualquer.

Nas aplicações com Modelos de Equações Estruturais, os dados que servem de entrada para os modelos são postos na forma de uma matriz de covariância ou de correlação entre as variáveis observadas. Todavia, existem *softwares* estatísticos que são capazes de gerar matrizes de dados baseadas em um determinado conjunto de propriedades para múltiplas variáveis (*cf.* Mooney, 1997) - a partir de uma matriz de covariância de dados, o pesquisador poderá produzir uma infinidade de observações que retém as mesmas propriedades da matriz original gerando diversas amostras aleatórias para servir de observações. Basta o pesquisador estabelecer o tamanho do conjunto simulado, o número de amostras aleatórias que se deseja extrair e o tamanho de cada uma delas. Finalmente, de posse das amostras aleatórias, o pesquisador poderá trilhar o movimento de uma determinada estatística. Embora os dados produzidos pela simulação são não-observáveis, a geração de centenas de amostras aleatórias é um processo tido como superior a uma simples quantidade de conjuntos de dados.

Por fim cabe destacar alguns trabalhos da literatura do marketing que fizeram uso de dados simulados, principalmente para avaliar as estimativas do PLS e da Máxima Verossimilhança do LISREL. Por exemplo, Goodhue *et al* (2006) analisaram as estimativas do PLS e do LISREL em amostras de dados de tamanho pequeno, considerando diversos valores de relações entre as variáveis latentes num determinado modelo; Cassel *et al* (1999) analisaram e compararam os vieses das estimativas do PLS e do LISREL; Fornell e Bookstein (1982) identificaram soluções impróprias em alguns modelos estimados pelo LISREL, porém não no PLS, causadas principalmente pelas características peculiares dos dados oriundos do marketing; Fornell e Larcker (1981) avaliaram algumas estatísticas de ajuste do modelo no LISREL, em particular a estatística  $\chi^2$ , para diferentes estruturas de correlações dos dados; Bagozzi (1977) explorou o uso de Modelos de Equações Estruturais no planejamento e análise de dados experimentais de marketing.

De volta ao problema do IASC, a metodologia de simulação será desenvolvida na forma de um algoritmo, capaz de processar seqüencialmente cada uma das etapas definidas no processo de simulação, que são: (1) inicialização:

consiste na definição dos valores dos parâmetros do modelo (estado paramétrico) bem como dos parâmetros das distribuições dos erros das medidas, distúrbios aleatórios e da variável latente exógena; (2) geração das amostras de dados e dos escores verdadeiros da satisfação: consiste em gerar as variáveis de medidas, lembrando que, primeiramente, devem ser gerados: a variável latente exógena, os erros das medidas, os distúrbios aleatórios e os valores verdadeiros das variáveis latentes endógenas. As variáveis endógenas serão obtidas através das equações do modelo e dos respectivos parâmetros inicializados no passo anterior; (3) estimação dos parâmetros do modelo de acordo com o método da Máxima Verossimilhança (LISREL) e com o método do PLS: consiste em estimar o modelo a partir dos dados gerados no passo anterior, fazendo uso de métodos de otimização; (4) estimação dos escores das variáveis latentes de acordo com os métodos de Jöreskog e do PLS: consiste em estimar os escores da satisfação; (5) cálculo das medidas de informação definidas no item 5.2: consiste em calcular a correlação linear, informação mútua e empírica dos escores estimados da satisfação em relação aos verdadeiros.

Este algoritmo será iterado 20 vezes<sup>12</sup> para cada modelo definido, sendo que a cada iteração o algoritmo utiliza uma nova semente de geração de números aleatórios para a geração da variável latente exógena, dos erros das medidas e dos distúrbios aleatórios da equação estrutural. O algoritmo também será iterado a cada especificação de modelo (escolha de um novo estado paramétrico), possibilitando desta forma que os métodos de estimação de escores possam ser avaliados num amplo conjunto de relações entre as variáveis do modelo.

Em relação aos valores de inicialização de todos os parâmetros do modelo, inclusive das distribuições mencionadas acima, eles serão definidos tendo-se em vista os valores obtidos nos estudos realizados com dados reais dos levantamentos do IASC. Daí, com o apoio dos geradores de números aleatórios, amostras de dados serão produzidas para cada modelo especificado. Nesta avaliação, optou-se em gerar amostras de tamanho 1000 para os 9 indicadores ( $x_1, x_2, x_3, y_1, \dots, y_6$ ) do modelo de avaliação - Figura 2, correspondendo, portanto, a 1000 questionários preenchidos com os valores dos indicadores calculados.

---

<sup>12</sup>Esta quantidade de iterações ficou estabelecida após ter sido constatado que quantidades maiores só afetariam o desempenho do algoritmo de simulação.

Seguem abaixo, as seguintes definições para o processo de simulação:

a) Os parâmetros estruturais  $\gamma_{11}$ ,  $\gamma_{21}$  e  $\beta_{21}$  serão selecionados no intervalo  $[0,2 ; 0,8]$  e os parâmetros das medidas  $\lambda_{xi}$  e  $\lambda_{yi}$  no intervalo  $[0,5 ; 0,8]$ . Todos eles estão limitados ao intervalo  $[0 ; 1]$ .

b) A variável latente exógena, erros de medidas e distúrbios aleatórios serão gerados a partir de distribuições Normais com média zero e variância constante (definidas no item “d”):  $\xi_1 \sim N(0,1)$ ;  $\delta_i \sim N(0,\sigma^2_{\delta_i})$ ;  $\epsilon_i \sim N(0,\sigma^2_{\epsilon_i})$ ;  $\zeta_i \sim N(0,\sigma^2_{\zeta_i})$ .

c) As variáveis latentes  $\eta_1$  e  $\eta_2$  serão calculadas para cada indivíduo da amostra através das equações 5.7 e 5.8 e a amostra de dados será gerada através das equações 5.9, 5.10 e 5.11. Os escores verdadeiros da satisfação de cada modelo simulado estarão representados através da variável  $\eta_2$  e serão utilizados na avaliação dos escores estimados.

$$\eta_1 = \gamma_{11} \xi_1 + \zeta_1 \quad (5.7)$$

$$\eta_2 = \beta_{21} \eta_1 + \gamma_{21} \xi_1 + \zeta_2 \quad (5.8)$$

$$x_i = \lambda_{xi} \xi_1 + \delta_i \quad \forall i = 1,2 \text{ e } 3 \quad (5.9)$$

$$y_i = \lambda_{yi} \eta_1 + \epsilon_i \quad \forall i = 1,2 \text{ e } 3. \quad (5.10)$$

$$y_i = \lambda_{yi} \eta_2 + \epsilon_i \quad \forall i = 4,5 \text{ e } 6. \quad (5.11)$$

d) Para garantir a identificabilidade do modelo (*cf.* Bollen, 1989), as seguintes condições serão observadas: (1) A identificação da equação das medidas será realizada considerando as variâncias das variáveis latentes e observadas iguais a 1 (um) (*cf.* item 4.2.2.2.5 do capítulo anterior). Essa condição será inserida na simulação dos dados da seguinte forma: as variâncias dos erros de medidas bem como as dos distúrbios aleatórios serão especificadas através das equações 5.12, 5.13, 5.14 e 5.15. Estas farão com que as variâncias dos dados gerados sejam iguais a 1 (um); (2) A identificação da equação estrutural atenderá

à regra *Recursiva* (cf. item 4.2.2.2.3 do capítulo anterior), pois a matriz  $\Psi$  (matriz de covariância dos distúrbios aleatórios) é diagonal e a matriz  $\beta$  é triangular inferior por definição.

$$\sigma_{\delta_i}^2 = 1 - \lambda_{xi}^2 \quad \forall i = 1, 2 \text{ e } 3 \quad (5.12)$$

$$\sigma_{\epsilon_i}^2 = 1 - \lambda_{yi}^2 \quad \forall i = 1, 2, \dots, 6 \quad (5.13)$$

$$\sigma_{\zeta_1}^2 = 1 - \gamma_{11}^2 \quad (5.14)$$

$$\sigma_{\zeta_2}^2 = 1 - (\beta_{21}\gamma_{11} + \gamma_{21})^2 + (\gamma_{11}^2 - 1) \beta_{21}^2 \quad (5.15)$$

A terminologia e a notação adotada por Fornell (cf. Fornell & Larcker, 1981) serão utilizadas nesta tese para categorizar as amostras simuladas. Seja então,  $\mathbf{R}_{xx}$  a matriz ( $q \times q$ ) de correlações da variável  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{R}_{yy}$  a matriz ( $p \times p$ ) de correlações da variável  $\mathbf{y}$  e  $\mathbf{R}_{xy}$  a matriz ( $q \times p$ ) de correlações das variáveis  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ . O termo *Teoria* refere-se à significância estatística das correlações em  $\mathbf{R}_{xy}$ . Por exemplo, se todos os termos de  $\mathbf{R}_{xy}$  são estatisticamente significantes então os dados gerados terão valor teórico para o modelo. Se pelo menos uma das correlações é não significativa, então o modelo não deve ser aplicado aos dados. O termo *Medida* refere-se à significância estatística dos termos das matrizes  $\mathbf{R}_{xx}$  e  $\mathbf{R}_{yy}$ , onde altas correlações indicam que as medidas atendem aos requisitos de validade e confiabilidade.

Através dessa categorização as amostras simuladas poderão ser interpretadas, tal como as pesquisas de opinião. A condição é que a matriz de correlação dos dados seja positivo-definida e as reduções permitidas nessas correlações, com o objetivo de piorar as condições teóricas e/ou das medidas do modelo, serão inseridas de tal forma que a matriz de correlação resultante ainda será: (1) positivo-definida, (2) internamente consistente, ou seja, até certo ponto  $\mathbf{R}_{xy}$  deve ser função de  $\mathbf{R}_{xx}$  e  $\mathbf{R}_{yy}$ , e (3) grandes o suficiente para serem empiricamente identificadas na estimação pelo método da Máxima Verossimilhança (condição necessária para o LISREL).

Este processo de simulação foi codificado no *software Matlab®*, inclusive os métodos de estimação dos parâmetros do modelo estrutural da satisfação (ML, ULS, GLS e PLS). Também foram codificados: a metodologia de Jöreskog de estimação de escores de variáveis latentes, o cálculo da informação mútua entre duas variáveis e o cálculo da medida empírica de informação. Esta simulação fez uso de algumas funções dos *Toolboxes* do *Matlab®*, dentre elas: *normrnd* (gerador de amostras com distribuição Normal), *binornd* (gerador de amostras com distribuição Binomial) e *fmincon* (ajusta os parâmetros num ponto de mínimo local de uma função multivariada, não-linear, com restrições).

## 5.4

### As Simulações

As simulações serão realizadas de quatro formas distintas, combinando variações nos parâmetros estruturais (*Teoria*) com variações nos parâmetros dos indicadores (*Medidas*). Os casos simulados serão: (1) mudanças nas relações estruturais mantendo as relações dos indicadores constantes e com um alto grau de confiabilidade<sup>13</sup>; (2) igual à simulação anterior, porém reduzindo a confiabilidade dos indicadores da satisfação; (3) igual à primeira simulação, porém introduzindo uma assimetria na distribuição da variável latente exógena para reduzir ainda mais as correlações entre as variáveis *x* e *y*; (4) igual à simulação anterior, porém reduzindo a confiabilidade dos indicadores da satisfação.

Os resultados serão analisados de duas formas: (1) através da análise de variância (ANOVA) fazendo uso do teste *Post Hoc de Scheffé* para comparações múltiplas - este teste será empregado para identificar diferenças significativas nas variáveis quando o *teste-F* for superior ao critério de significância estatístico adotado (por exemplo,  $p < 0,05$ ), assumindo a hipótese de variâncias iguais entre os grupos (*cf.* Martins, 1996). O objetivo desta análise será verificar se as variações nos parâmetros estruturais causaram impactos nas medidas de

---

<sup>13</sup>A confiabilidade representa a consistência das medidas (*cf.* Bollen, 1989, p.215). Ela é determinada através de sua relação sinal-ruído, i.e., até que ponto a variação da medida é devido ao verdadeiro fenômeno subjacente versus efeitos aleatórios. Alta confiabilidade é obtida se as medidas permanecerem estáveis ao longo do tempo ou equivalentes em medidas idênticas (*cf.* Fornell, 1992). A Razão sinal-ruído nos itens que compõe um índice (em termos de variância) gira em torno de 4 para 1.

informação; (2) através do *teste-t* para amostras pareadas nos resultados da medida empírica de informação. O objetivo desta análise será comparar a metodologia do PLS com a de Jöreskog (com os parâmetros estimados por ML) através da quantidade de informação dos escores estimados em relação aos verdadeiros, em cada tipo de modelo.

#### 5.4.1

##### Resultados da Simulação 1

De acordo com a metodologia proposta, esta simulação foi processada com os seguintes valores de parâmetros:

a) Os parâmetros estruturais  $\gamma_{11}$ ,  $\gamma_{21}$  e  $\beta_{21}$  foram combinados assumindo, cada um deles, os valores: 0,2, 0,4, 0,6 e 0,8. Os valores menores (0,2 e 0,4) produzem amostras mais fracas em termos de *Teoria* e os valores maiores (0,6 e 0,8) produzem amostras mais fortes em termos de *Teoria*.

b) Todos os parâmetros das medidas  $\lambda_{xi}$  e  $\lambda_{yi}$  foram fixados em 0,8 para todas as combinações do item anterior (este valor representa um alto grau de confiabilidade das medidas).

c) As distribuições dos erros dos indicadores, dos ruídos aleatórios e da variável latente exógena foram assumidas Normais com média zero e variâncias definidas de acordo com as equações 5.12 a 5.15.

d) Para cada combinação do item “a”, foram geradas 20 amostras independentes de tamanho 1000, totalizando 1280 amostras. Dessas amostras, somente 723 atenderam às condições necessárias de ajuste:  $\chi^2 \geq 0.05$  e GFI e AGFI  $\geq 0.90$ .

e) Em cada amostra foram calculadas: a correlação linear, a informação mútua e a medida empírica de informação entre os escores estimados e os verdadeiros.

Os resultados dessa simulação encontram-se listados nas Tabelas 5.1 e 5.5. A Tabela 5.1 mostra as diferenças significativas nas médias dos valores das medidas de informação identificadas pelo teste de *Scheffé*, considerando individualmente cada um dos parâmetros estruturais como fator na ANOVA, além do critério de significância estatístico  $p < 0,05$ .

Tabela 5.1 – Teste ANOVA – Simulação 1

ANOVA - Teste <i>Post Hoc de Scheffe</i> - Médias Distintas Identificadas																
$\gamma_{11}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	229	0,92			0,91	0,91	1,45			1,35	1,38	18,53			17,71	4,82
0,4	177											18,03				
0,6	177	0,93			1,49			18,53			18,67					
0,8	140				18,53											
$\gamma_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
0,2	229	0,92			0,91	0,91	1,44			1,32	1,38	18,10			20,19	4,82
0,4	177											17,74				
0,6	177	0,93			1,49			1,36	1,38	18,82			16,54			
0,8	140									19,64						
0,8	140	0,94			1,54			19,64			16,54					
$\beta_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
0,2	229	0,92			0,91	0,91	1,42			1,33	1,38	17,72			20,62	4,82
0,4	177											17,80				
0,6	177	0,93			1,46			1,36	1,38	18,42			16,57			
0,8	140									20,12						
0,8	140	0,94			1,57			20,12			16,57					

OBS: As colunas ULS, GLS e ML correspondem aos métodos de estimação dos parâmetros do modelo utilizados pela metodologia de Jöreskog.

Pelos resultados apresentados na Tabela 5.1, as seguintes conclusões podem ser extraídas:

a) Observando as linhas da tabela, foram identificadas duas médias distintas na metodologia de Jöreskog devido às mudanças no parâmetro  $\gamma_{11}$  (Qualidade  $\rightarrow$  Valor) e três médias distintas devido às mudanças nos parâmetros  $\gamma_{21}$  (Qualidade  $\rightarrow$  Satisfação) e  $\beta_{21}$  (Valor  $\rightarrow$  Satisfação). Na metodologia do PLS este fato se verificou somente através da informação empírica. Logo, nota-se que os escores da satisfação foram mais influenciados por mudanças nos parâmetros  $\gamma_{21}$  e  $\beta_{21}$  do que no parâmetro  $\gamma_{11}$ .

b) Observando as colunas da tabela, as médias identificadas através do PLS foram distintas das médias de Jöreskog. Entretanto, não houve alteração nas médias de Jöreskog em relação aos três métodos de estimação dos parâmetros

(ULS, GLS e ML), em cada medida de informação e em cada valor do fator. Logo, pode-se afirmar que os escores do PLS diferem dos escores de Jöreskog no que tange à quantidade de informação relativa aos escores verdadeiros. Em relação ao escore bruto, nota-se que ele não sofreu modificações quanto às mudanças nas relações estruturais do modelo, revelando-se como uma medida não eficaz para se avaliar a satisfação do consumidor quando a mesma é definida através de um modelo estrutural.

c) Em relação às medidas de informação adotadas como critério de avaliação dos escores estimados, a medida empírica refletiu uma quantidade maior de diferenças significativas (médias distintas) no PLS face às variações nas relações estruturais, motivo pelo qual ela foi escolhida para o teste-*t* (Tabela 5.5).

Os resultados da comparação entre os escores estimados pelo PLS e os escores de Jöreskog (com os parâmetros estimados por ML) podem ser vistos na coluna “Simulação 1” na Tabela 5.5 (listada no final deste capítulo). Este estudo produziu 27 combinações de relações entre as variáveis latentes, entretanto em duas combinações as amostras produzidas não atenderam às condições necessárias para o ajuste do modelo, sobrando, portanto, 25 combinações válidas. Na primeira coluna da tabela, o termo *Fraca* significa que a variável latente assumiu valores entre 0,2 e 0,4, o termo *Média* significa valores entre 0,4 e 0,6 e o termo *Forte* significa valores entre 0,6 e 0,8. Por exemplo, na primeira linha da tabela, o termo  $\gamma_{11} = Fraca$ ,  $\gamma_{21} = Fraca$  e  $\beta_{21} = Fraca$  corresponde à seguinte relação estrutural: ( $\gamma_{11} = 0,2$  ou  $\gamma_{11} = 0,4$ ) e ( $\gamma_{21} = 0,2$  ou  $\gamma_{21} = 0,4$ ) e ( $\beta_{21} = 0,2$  ou  $\beta_{21} = 0,4$ ).

Logo, de acordo com a Tabela 5.5, observa-se que:

a) Nos casos onde as diferenças entre as médias foram *significantes*, o PLS superou a metodologia de Jöreskog somente em cinco combinações. Este fato ocorreu principalmente quando as relações entre as variáveis latentes assumiram valores mais *fracos*. A única exceção ocorreu na combinação “*Forte – Fraca – Fraca*”. De um modo geral, a metodologia de Jöreskog produziu escores com mais informação quando o modelo da satisfação retratou relações mais *fortes* entre as variáveis latentes. Nos modelos com relações *fracas* entre as variáveis latentes o PLS se destacou.

b) Ocorreram apenas dois casos onde as diferenças entre as médias foram *não significantes*. Neste caso, não há distinção entre as metodologias.

c) As combinações “*Forte - Forte - Forte*” e “*Média - Forte - Forte*” produziram amostras que não atenderam às condições necessárias para o ajuste do modelo.

## 5.4.2

### Resultados da Simulação 2

Foram consideradas as mesmas hipóteses anteriores com exceção da redução no valor da relação  $\lambda_{y4}$  para 0,5 (associação entre a variável latente “Satisfação” com o indicador “Distância de uma empresa ideal”), com o objetivo de reduzir a confiabilidade dos indicadores da satisfação. Nesta simulação foram gerados 741 casos válidos.

Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 5.2 e 5.5.

Tabela 5.2 – Teste ANOVA – Simulação 2

ANOVA - Teste <i>Post Hoc</i> de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																
$\gamma_{11}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	238	0,90			0,88	0,86	1,32			1,15	1,10	16,20			17,38	4,5
0,4	180															
0,6	175															
0,8	148	0,91					1,37					17,00				
$\gamma_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	238	0,90			0,88	0,86	1,29			1,12	1,10	15,83			19,39	4,5
0,4	180	0,91					1,34			1,16		16,50			16,71	
0,6	175														17,87	
0,8	148	0,92					1,43					17,87				
$\beta_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	238	0,90			0,88	0,86	1,27			1,12	1,10	15,54			19,77	4,5
0,4	180	0,91					1,32			1,17		16,27			16,85	
0,6	175														16,75	
0,8	148	0,93					1,46					18,29				

OBS: As colunas ULS, GLS e ML correspondem aos métodos de estimação dos parâmetros do modelo utilizados pela metodologia de Jöreskog.

A Tabela 5.2 mostra as diferenças significativas nas medidas de informação (médias distintas) identificadas pelo teste de *Scheffé* ( $p < 0,05$ ). De acordo com a tabela, a única diferença observada em relação à simulação anterior foi a quantidade de médias distintas identificadas: duas no parâmetro  $\gamma_{11}$  (Qualidade  $\rightarrow$  Valor), três no parâmetro  $\gamma_{21}$  (Qualidade  $\rightarrow$  Satisfação) e quatro no parâmetro  $\beta_{21}$  (Valor  $\rightarrow$  Satisfação), indicando que os escores da satisfação foram mais influenciados por mudanças nos parâmetros  $\beta_{21}$ ,  $\gamma_{21}$  e  $\gamma_{11}$  respectivamente. As médias do PLS novamente foram distintas das médias de Jöreskog, porém as médias das medidas de informação da metodologia de Jöreskog permaneceram iguais em relação aos três métodos de estimação (ULS, GLS e ML), apesar da redução da confiabilidade das medidas da satisfação.

Os resultados da comparação entre os escores estimados pelo PLS e os escores de Jöreskog (com os parâmetros estimados por ML) podem ser vistos na coluna “Simulação 2” na Tabela 5.5. Com a redução na confiabilidade das medidas da satisfação o PLS superou a metodologia de Jöreskog em sete combinações, incluindo casos onde as relações assumiram valores *médios e fortes*. O mesmo também se observa nos casos onde as diferenças entre as médias foram *não significantes* - as relações entre as variáveis latentes também assumiram valores *médios e fortes*.

Todavia, mesmo com a redução na confiabilidade nas medidas da satisfação, a metodologia de Jöreskog ainda produziu escores com mais informação quando o modelo da satisfação retratou relações mais *fortes* entre as variáveis latentes. Nos modelos com relações *fracas* entre as variáveis latentes o PLS continuou se destacando.

### 5.4.3

#### Resultados da Simulação 3

Foram consideradas as mesmas hipóteses da primeira simulação com exceção da variável latente exógena, que foi gerada a partir de uma distribuição assimétrica, definida de acordo com a equação 5.16.

$$\mathbf{Z} = \alpha \mathbf{Z}_1[\sim \mathcal{N}(0,1)] + (1-\alpha) \mathbf{Z}_2[\sim \mathcal{N}(2,1)] \quad (5.16)$$

Onde  $\alpha \sim \text{Bernoulli}(0,3)$

O objetivo foi piorar as condições do modelo em relação à *Teoria*. Nesta simulação foram gerados somente 453 casos válidos porque em muitas amostras geradas o método ML de estimação dos parâmetros não convergiu - a matriz ( $\Sigma$ ) tornou-se não invertível ( $|\Sigma| \approx 0$ ).

Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 5.3 e 5.5.

Tabela 5.3 – Teste ANOVA – Simulação 3

ANOVA - Teste <i>Post Hoc</i> de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																
$\gamma_{11}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	183	0,93			0,92	0,92	1,47			1,38	1,41	18,40			18,28	4,94
0,4	114														19,33	
0,6	112															
0,8	44															
$\gamma_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
0,2	183	0,92			0,92	0,92	1,45			1,35	1,41	18,18			20,33	4,94
0,4	114									1,41						
0,6	112									1,43						
0,8	44									1,43						
$\beta_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica				
0,2	183	0,92			0,92	0,92	1,45			1,36	1,40	18,01			20,68	4,95
0,4	114									1,39						
0,6	112									1,39						
0,8	44									1,39						

OBS: As colunas ULS, GLS e ML correspondem aos métodos de estimação dos parâmetros do modelo utilizados pela metodologia de Jöreskog.

A Tabela 5.3 mostra as diferenças significativas nas medidas de informação (médias distintas) identificadas pelo teste de *Scheffé* ( $p < 0,05$ ). De acordo com a tabela, os escores da satisfação foram mais influenciados por mudanças nos parâmetros  $\gamma_{21}$  e  $\beta_{21}$  do que no parâmetro  $\gamma_{11}$ . Novamente as médias identificadas através do PLS distinguiram-se das médias de Jöreskog e as médias das medidas de informação da metodologia de Jöreskog permaneceram iguais em relação aos três métodos de estimação (ULS, GLS e ML), mesmo com a aplicação de uma assimetria na variável latente exógena.

Os resultados da comparação entre os escores estimados pelo PLS e os escores de Jöreskog (com os parâmetros estimados por ML) podem ser vistos na coluna “Simulação 3” na Tabela 5.5. De acordo com a tabela, a assimetria introduzida na distribuição da variável latente exógena também não alterou a

capacidade da metodologia de Jöreskog de produzir escores com mais informação do que o PLS, principalmente quando o modelo da satisfação retratou relações *médias e fortes* entre as variáveis latentes. Nos modelos com relações *fracas* entre as variáveis latentes o PLS continuou se destacando.

#### 5.4.4

#### Resultados da Simulação 4

Foram consideradas as mesmas hipóteses da terceira simulação com exceção de uma redução no valor da relação  $\lambda_{y4}$  para 0,5 com o objetivo de piorar também as condições das *Medidas* além da *Teoria*. Nesta simulação foram gerados 555 casos válidos.

Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 5.4 e 5.5.

Tabela 5.4 – Teste ANOVA – Simulação 4

ANOVA - Teste <i>Post Hoc</i> de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																	
$\gamma_{11}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica					
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	
0,2	210	0,91			0,89	0,87	1,34			1,18	1,13	16,75			17,50	4,60	
0,4	150																
0,6	132																
0,8	63						1,38										
$\gamma_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica					
0,2	210	0,90			0,89	0,87	1,30			1,15	1,12	15,60			19,42	4,58	
0,4	150	0,91					1,34			1,20		1,14	16,74				
0,6	132	0,92					0,90	0,88	1,39				17,35				15,60
0,8	63	0,94							1,52			1,24	1,17	19,50			
$\beta_{21}$	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica					
0,2	210	0,90			0,89	0,87	1,31			1,16	1,13	16,04			19,68	4,61	
0,4	150	0,91					1,36			1,20		1,13	16,80				16,94
0,6	132						0,93				1,47			18,84			15,45
0,8	63	0,93					1,47			18,84			15,45				

OBS: As colunas ULS, GLS e ML correspondem aos métodos de estimação dos parâmetros do modelo utilizados pela metodologia de Jöreskog.

A Tabela 5.4 mostra as diferenças significativas nas medidas de informação (médias distintas) identificadas pelo teste de *Scheffé* ( $p < 0,05$ ). De acordo com a tabela, os escores da satisfação foram mais influenciados por mudanças nos parâmetros  $\gamma_{21}$ ,  $\beta_{21}$  e  $\gamma_{11}$  respectivamente. Novamente as médias identificadas através do PLS foram distintas das médias de Jöreskog e as médias das medidas de informação da metodologia de Jöreskog permaneceram iguais em relação aos

três métodos de estimação (ULS, GLS e ML), mesmo com a aplicação de uma assimetria na variável latente exógena e uma redução na confiabilidade das medidas da satisfação.

Os resultados da comparação entre os escores estimados pelo PLS e os escores de Jöreskog (com os parâmetros estimados por ML) podem ser vistos na coluna “Simulação 4” na Tabela 5.5. De acordo com a tabela, a assimetria introduzida na distribuição da variável latente exógena e a redução na confiabilidade das medidas da satisfação não alterou a capacidade da metodologia de Jöreskog de produzir escores com mais informação do que o PLS, principalmente quando o modelo da satisfação retratou relações *médias* e *fortes* entre as variáveis latentes. Nos modelos com relações *fracas* entre as variáveis latentes o PLS continuou se destacando.

## 5.5

### Conclusão

O processo de simulação foi realizado de quatro formas distintas, utilizando amostras de dados “adequadas” e “pouco adequadas” para a aplicação do modelo da Satisfação do Consumidor. As amostras “pouco adequadas” possuíam as seguintes características: (a) condições teóricas ruins para a aplicação do modelo estrutural da satisfação haja vista que as correlações entre as variáveis latentes do modelo eram baixas; e (b) baixa confiabilidade das medidas haja vista que as correlações entre as variáveis latentes e os seus respectivos indicadores eram baixas. Os métodos de estimação de escores do LISREL (Jöreskog) e do PLS foram avaliados com base nas amostras geradas, sendo que o método de Jöreskog considerou os parâmetros do modelo estimados através da Máxima Verossimilhança, Mínimos Quadrados não-Ponderados e Mínimos Quadrados Ponderados. Os resultados foram avaliados através de três medidas de informação, sendo que a medida empírica foi a que melhor distinguiu a quantidade de informação entre os escores estimados e os verdadeiros. Os dados utilizados nesta análise foram gerados artificialmente, através do método de simulação de Monte Carlo, onde foram definidas a priori, as relações estruturais do modelo e as distribuições de probabilidades dos erros das medidas, distúrbios aleatórios e da variável latente exógena. Através desta técnica, foi retratado um extenso conjunto

de relações entre as variáveis latentes no modelo da Satisfação, em particular as que atendiam satisfatoriamente às condições teóricas para a aplicação dos modelos de Equações Estruturais.

Sobre os resultados observados, primeiramente cabe destacar que em termos de média, a quantidade de informação dos escores estimados através do método de Jöreskog não sofreu alteração em função do método de estimação de parâmetros do modelo (ULS, GLS e ML). Além disso, o método de Jöreskog produziu escores com mais informação do que o PLS, principalmente quando as relações entre as variáveis latentes no modelo da Satisfação atingiram valores, em módulo, *médios e fortes*, isto é, maiores ou iguais a 0,6. Este resultado também foi observado inclusive nos casos onde houve perda de confiabilidade nas medidas da Satisfação e também nos casos onde a distribuição da Qualidade Percebida (variável exógena) ficou ligeiramente assimétrica. Por outro lado, o PLS produziu escores com mais informação do que o método de Jöreskog quando as relações entre as variáveis latentes assumiram valores *fracos*, ou seja, menores ou iguais a 0,4.

Também se observou que os escores da Satisfação foram mais influenciados devido as mudanças ocorridas nos parâmetros que ligam o construto Qualidade Percebida e o Valor Percebido à Satisfação do que pelas mudanças no parâmetro que liga o construto Qualidade Percebida ao Valor Percebido. Nesta análise verificou-se inclusive que a metodologia do PLS produziu escores diferentes da metodologia de Jöreskog, fato verificado através das diferenças significativas nos valores médios das medidas de informação.

Por último, em resposta à pergunta feita no início deste capítulo, a Tabela 5.5 lista todas as possíveis relações estruturais do modelo avaliado destacando o respectivo método de estimação da Satisfação que apresentou o melhor desempenho. No caso do IASC, os relatórios publicados pela ANEEL informam que as relações entre os construtos Qualidade Percebida, Valor Percebido e Satisfação giram em torno de  $\gamma_{11} = Fraca$ ,  $\gamma_{21} = Forte$  e  $\beta_{21} = Fraca$ , então, de acordo com os resultados apresentados na Tabela 5.5, o método mais apropriado para estimar a Satisfação do Consumidor é o de Jöreskog, desde que as mesmas restrições que foram impostas aos dados da simulação sejam observadas nas amostras do IASC.

Tabela 5.5 – Comparação dos escores (PLS x Jöreskog com ML)

Teste-t para Amostras Pareadas - Medida Empírica de Informação																					
Relação	Estatística	Simulação 1					Simulação 2					Simulação 3					Simulação 4				
		n	ML	PLS	Dif.	Sig.	n	ML	PLS	Dif.	Sig.	n	ML	PLS	Dif.	Sig.	n	ML	PLS	Dif.	Sig.
Fraca/Fraca/Fraca	Média	139	17,24	20,99	-3,75	0,00	142	14,99	20,56	-5,57	0,00	130	17,55	20,79	-3,24	0,00	139	15,28	20,13	-4,86	0,00
	DP		0,89	3,51				0,78	3,63				0,86	3,26				0,81	3,79		
Fraca/Fraca/Média	Média	139	17,63	18,07	-0,44	0,00	140	15,61	17,02	-1,41	0,00	111	17,99	18,25	-0,26	0,08	133	15,85	16,82	-0,97	0,00
	DP		0,97	1,41				0,88	1,99				0,98	1,23				1,01	1,79		
Fraca/Fraca/Forte	Média	126	18,71	16,76	1,94	0,00	128	16,83	15,32	1,51	0,00	87	19,08	16,84	2,23	0,00	111	17,18	15,49	1,69	0,00
	DP		1,41	1,18				1,47	0,97				1,49	1,39				1,75	0,87		
Fraca/Média/Fraca	Média	138	17,70	18,10	-0,39	0,01	147	15,61	17,05	-1,44	0,00	117	18,20	18,26	-0,06	0,65	132	16,10	16,91	-0,81	0,00
	DP		0,95	1,44				0,89	1,82				0,92	1,13				1,14	1,66		
Fraca/Média/Média	Média	128	18,30	16,83	1,48	0,00	125	16,38	15,43	0,95	0,00	84	18,77	17,10	1,67	0,00	109	16,89	15,55	1,34	0,00
	DP		1,10	1,08				1,04	0,94				1,15	1,24				1,39	0,81		
Fraca/Média/Forte	Média	76	19,38	15,84	3,54	0,00	74	17,53	14,67	2,86	0,00	42	19,89	15,54	4,34	0,00	62	18,28	14,95	3,33	0,00
	DP		1,41	1,39				1,51	0,62				1,71	1,55				1,68	0,72		
Fraca/Forte/Fraca	Média	122	18,70	16,79	1,92	0,00	130	16,70	15,51	1,19	0,00	70	19,02	17,41	1,61	0,00	96	17,70	15,80	1,90	0,00
	DP		1,33	1,09				1,44	0,96				1,29	0,96				1,70	0,75		
Fraca/Forte/Média	Média	74	19,26	15,81	3,46	0,00	72	17,46	14,82	2,64	0,00	39	19,72	16,35	3,37	0,00	56	18,58	15,20	3,38	0,00
	DP		1,33	1,23				1,49	0,76				1,39	1,52				1,65	0,77		
Fraca/Forte/Forte	Média	19	19,61	14,69	4,92	0,00	18	17,85	14,30	3,55	0,00	10	20,66	14,55	6,11	0,00	14	18,88	14,56	4,32	0,00
	DP		1,13	0,55				0,82	0,58				0,91	0,84				0,91	0,59		
Média/Fraca/Fraca	Média	143	17,33	21,01	-3,68	0,00	142	15,10	20,44	-5,34	0,00	122	17,54	20,50	-2,96	0,00	126	15,45	20,09	-4,64	0,00
	DP		0,90	3,70				0,78	3,93				0,93	2,95				0,86	3,77		
Média/Fraca/Média	Média	140	17,97	17,96	0,00	0,98	140	15,84	16,70	-0,86	0,00	95	18,30	18,38	-0,08	0,64	113	16,23	16,72	-0,49	0,02
	DP		1,12	1,40				1,04	1,92				1,13	1,09				1,23	1,56		
Média/Fraca/Forte	Média	103	18,82	17,05	1,77	0,00	104	16,81	15,37	1,44	0,00	56	19,38	17,46	1,92	0,00	83	17,46	15,65	1,81	0,00
	DP		1,22	0,76				1,34	0,80				1,09	0,93				1,67	0,73		
Média/Média/Fraca	Média	146	17,98	17,95	0,04	0,81	146	15,81	16,73	-0,92	0,00	94	18,27	18,22	0,05	0,73	119	16,46	16,88	-0,42	0,05
	DP		1,20	1,31				1,03	1,78				1,03	0,96				1,33	1,47		
Média/Média/Média	Média	111	18,64	17,10	1,54	0,00	106	16,54	15,39	1,15	0,00	48	18,92	17,55	1,37	0,00	77	17,35	15,81	1,54	0,00
	DP		1,14	0,69				1,03	0,82				1,16	0,74				1,37	0,68		
Média/Média/Forte	Média	37	19,09	16,87	2,22	0,00	35	17,07	14,94	2,13	0,00	11	19,61	17,00	2,61	0,00	25	17,80	15,35	2,44	0,00
	DP		0,75	0,63				0,91	0,52				1,27	0,99				0,97	0,64		
Média/Forte/Fraca	Média	108	18,85	17,06	1,79	0,00	109	16,72	15,46	1,26	0,00	48	19,27	17,48	1,79	0,00	73	17,77	15,99	1,79	0,00
	DP		1,33	0,77				1,15	0,89				1,37	0,77				1,56	0,64		
Média/Forte/Média	Média	37	19,16	16,92	2,24	0,00	35	16,91	14,98	1,93	0,00	11	19,71	17,26	2,45	0,00	23	18,49	15,76	2,74	0,00
	DP		1,19	0,66				0,82	0,58				1,28	0,63				0,91	0,58		
Média/Forte/Forte	Média	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	DP		-	-				-	-				-	-				-	-		
Forte/Fraca/Fraca	Média	145	17,34	20,84	-3,50	0,00	150	15,20	20,36	-5,16	0,00	91	17,57	20,54	-2,97	0,00	96	15,55	20,01	-4,46	0,00
	DP		0,87	3,55				0,83	3,96				0,96	2,91				0,94	3,60		
Forte/Fraca/Média	Média	139	18,18	17,76	0,41	0,03	144	16,32	16,67	-0,35	0,16	70	18,43	18,32	0,11	0,60	81	16,64	16,75	-0,11	0,71
	DP		1,35	1,36				1,63	1,86				1,27	1,03				1,63	1,58		
Forte/Fraca/Forte	Média	101	19,57	16,88	2,70	0,00	102	17,82	15,24	2,58	0,00	38	19,80	17,45	2,36	0,00	52	18,16	15,68	2,48	0,00
	DP		1,73	0,79				1,78	0,78				1,40	0,88				2,08	0,72		
Forte/Média/Fraca	Média	123	18,38	17,83	0,55	0,02	128	16,31	16,62	-0,31	0,24	60	18,30	18,29	0,01	0,99	79	16,69	16,78	-0,09	0,75
	DP		1,67	1,29				1,71	1,74				1,16	0,95				1,55	1,54		
Forte/Média/Média	Média	103	19,39	16,88	2,50	0,00	106	17,63	15,31	2,32	0,00	28	19,23	17,63	1,60	0,00	50	18,12	15,70	2,42	0,00
	DP		1,56	0,72				1,77	0,82				1,43	0,77				1,76	0,67		
Forte/Média/Forte	Média	33	19,89	16,46	3,42	0,00	35	18,60	14,89	3,71	0,00	7	20,43	17,00	3,43	0,00	15	19,21	15,25	3,96	0,00
	DP		1,02	0,59				1,32	0,58				1,34	0,91				1,50	0,57		
Forte/Forte/Fraca	Média	71	19,66	16,91	2,75	0,00	71	17,63	15,24	2,39	0,00	27	19,53	17,43	2,10	0,00	47	18,27	15,77	2,50	0,00
	DP		1,65	0,76				1,75	0,78				1,54	0,88				2,05	0,69		
Forte/Forte/Média	Média	36	20,46	16,81	3,64	0,00	35	18,53	14,84	3,69	0,00	3	21,38	17,25	4,13	0,02	14	19,34	15,55	3,79	0,00
	DP		1,29	0,71				1,45	0,48				0,76	0,89				1,13	0,63		
Forte/Forte/Forte	Média	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	DP		-	-				-	-				-	-				-	-		