

Escores de Variáveis Latentes: Uma Opção para o Índice ANEEL de Satisfação do Consumidor

Evandro Luiz Mendes †
Tufi Machado Soares ‡
Reinaldo Castro Souza †

† Depto. Eng. Elétrica - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Rio de Janeiro – RJ – Brazil
evandro@ons.org.br
reinaldo@ele.puc-rio.br

‡ Depto. Estatística – Universidade Federal de Juiz de Fora
Juiz de Fora – MG – Brazil
tufi@estatistica.ufjf.br

Abstract

Structural Equation Models with unobservable variables and measurement error have been used in the production of customers satisfaction indexes to evaluate products and services quality as well as the economic performance of companies, sectors and nations. Previous studies pointed out the PLS (Partial Least Square) better than Maximum Likelihood method to estimate parameters in marketing applications, mainly because of data marketing feature. However, no study has shown the effects of estimation methods in the latent variable scores, specially, in the satisfaction scores. The objective of this study is to analyze the effects of estimation methods in the satisfaction scores based on the IASC model (Customer Satisfaction Index of Brazilian Electricity Regulatory Agency). The data and true scores will be generated by Monte Carlo Simulation and the estimated scores will be compared to the true ones through the following information measures: linear correlation, mutual information and an empirical information measure.

Resumo

Modelos de equações estruturais com variáveis latentes e erros de medidas vêm sendo empregados na produção de índices de satisfação de consumidores para avaliar a qualidade dos produtos e serviços bem como o desempenho econômico de empresas, setores e até de nações. Por se tratar de aplicações do marketing, estudos anteriores apontaram o PLS (*Partial Least Square*) como o método mais adequado para estimação dos parâmetros frente ao método da Máxima Verossimilhança, devido principalmente às características peculiares dos dados dessa natureza. No entanto, nenhum estudo retratou os impactos dos métodos de estimação nos escores das variáveis latentes, em particular, nos escores da satisfação. Portanto, este estudo tem por objetivo analisar os efeitos dos principais métodos de estimação de modelos de equações estruturais nos escores da satisfação tendo como base o modelo do IASC (Índice ANEEL de Satisfação do

Consumidor). Os escores serão estimados a partir de dados simulados, gerados *a priori* os escores verdadeiros. Os escores estimados serão avaliados em relação aos verdadeiros através das seguintes medidas de informação: correlação linear, informação mútua e uma medida empírica de informação.

Keywords: Structural Equation Models, Latent Variable Score, Empirical Information Measure.

Title: Latent Variable Scores: An Option for Customer Satisfaction Index of Brazilian Electricity Regulatory Agency.

1 Introdução

O modelo da satisfação do consumidor baseado em métodos de equações estruturais foi proposto por Fornell *et al* (1996), fundamentado principalmente nos trabalhos de Churchill e Suprenant (1982), Fornell (1992) e Anderson *et al* (1994). Nesse modelo a satisfação do consumidor é definida como uma variável latente de caráter multidimensional. Além da própria satisfação, esse modelo tem a capacidade de avaliar os seus construtos relacionados que são: qualidade percebida, expectativas dos consumidores, valor percebido, reclamações, lealdade ao fornecedor, além de suas inter-relações. Esse modelo vem sendo empregado para avaliar a satisfação do consumidor americano (ACSI - *American Customer Satisfaction Index*) e do consumidor europeu (ECISI - *European Customer Satisfaction Index*). O índice de satisfação é definido como uma ponderação dos atributos de avaliação da satisfação pelos respectivos parâmetros estruturais. A vantagem desta aplicação é que essa ponderação não é subjetiva, mas calculada a partir dos padrões de resposta dos entrevistados (*cf.* Marchetti e Prado, 2001). No Brasil, esse modelo foi adotado pela ANEEL para estimar a satisfação dos consumidores residenciais de energia elétrica, com o objetivo de avaliar os serviços prestados pelas concessionárias de energia elétrica. O IASC (Índice ANEEL de Satisfação do Consumidor) também é utilizado no cálculo do Fator X, nas revisões tarifárias anuais das concessionárias.

Os modelos de equações estruturais se constituem numa vasta classe de modelos que incluem variáveis latentes, erros de medidas nas variáveis dependentes e independentes, múltiplos indicadores, causas recíprocas, simultaneidade e interdependência. Os métodos incluem como casos especiais: procedimentos para análise confirmatória de fatores, regressão múltipla, análise de caminhos (path), modelos de dados dependentes no tempo, estrutura de covariâncias, modelos recursivos e não recursivos para dados de corte e dados longitudinais. Os modelos de equações estruturais são úteis para resolver problemas no marketing e nas tradicionais áreas de sociologia, psicologia, educação e econometria (*cf.* Jöreskog e Sörbom, 1982).

As Estimativas das variáveis latentes, também conhecidas como seus escores, são úteis na análise de diagnósticos bem como na interpretação dos fatores, podendo também ser utilizadas como dados de entrada nos modelos para análises subseqüentes (*cf.* Johnson & Wichern, 1998). Por exemplo, pesquisadores podem utilizar fatores como variáveis independentes em modelos de regressão múltipla, fazendo uso dos seus escores para estimar os parâmetros (*cf.* Lastovicka & Thamodaran, 1991). Nos modelos de equações estruturais os escores podem ser utilizados com as seguintes finalidades: agrupamento e/ou ordenação de indivíduos, estimação da matriz de distúrbios para estudo de sua distribuição, estimação de relacionamentos não lineares entre variáveis latentes, estimação de regressões lineares de escores com variáveis observadas, etc (*cf.* Jöreskog, 2000).

Os escores nos modelos de equações estruturais podem ser estimados diretamente através da metodologia do PLS (*cf.* Dijkstra, 1983), ou indiretamente através da metodologia de Jöreskog no LISREL (*cf.* Jöreskog, 2000). No PLS, os escores são definidos como uma combinação linear exata dos seus indicadores empíricos, sendo estimados antes das relações estruturais do modelo. No LISREL os escores são definidos tal como na análise fatorial, porém levando-se em consideração as relações entre as variáveis latentes do modelo. Neste caso, os escores são estimados após os parâmetros estruturais. No entanto, a metodologia de Jöreskog assegura que os parâmetros estruturais terão as mesmas estimativas, não importando se eles foram estimados por qualquer um dos métodos de estimação do LISREL (ULS – Mínimos Quadrados não Ponderados, GLS – Mínimos Quadrados Generalizados ou ML - Máxima Verossimilhança) ou através de regressões lineares com as variáveis latentes utilizando os seus escores como dados de entrada (*cf.* Jöreskog, 2000).

Portanto, o objetivo deste artigo será avaliar os escores da satisfação estimados através do PLS e do LISREL. Os escores estimados serão comparados com os verdadeiros através das seguintes medidas de informação: correlação linear, informação mútua e uma medida empírica de informação (*cf.* anexo). Os dados e os escores verdadeiros serão gerados através de simulações de Monte Carlo, definindo-se *a priori* os parâmetros estruturais do modelo e as distribuições de probabilidades das variáveis latentes exógenas, erros de medidas e distúrbios aleatórios. Através das simulações, uma extensa gama de modelos será analisada com o objetivo de estabelecer a metodologia de estimação de escores mais apropriada para cada tipo de modelo. Os escores brutos da satisfação, representados pelas próprias notas simuladas aos respectivos indicadores da satisfação, também serão utilizados neste estudo para fins de análise de sensibilidade.

Este artigo está dividido em quatro seções. A primeira apresenta o modelo da satisfação do consumidor utilizado pela ANEEL. A segunda apresenta a metodologia de simulação utilizada para gerar os dados. A terceira apresenta os resultados da análise comparativa entre as metodologias e a última a conclusão do artigo, trazendo comentários sobre os resultados observados. A teoria sobre os modelos de equações estruturais e respectivos métodos de estimação de escores tratados neste artigo poderá ser vista em Bollen (1989), Jöreskog (1982 e 2000), Fornell e Larcker (1981) e Dijkstra (1983). Por último, vale ressaltar que os interesses deste artigo estão centrados na estimação dos escores da satisfação em detrimento da interpretação dos parâmetros estimados - procedimento normalmente realizado para validar e/ou acompanhar os aspectos teóricos subjacentes ao modelo.

2 O Modelo de Satisfação do Consumidor

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) desenvolveu o IASC com o objetivo de avaliar a qualidade das empresas do ponto de vista do consumidor residencial. Este índice foi definido a partir de uma pesquisa sobre satisfação do consumidor e vem sendo aplicado junto aos clientes residenciais de todas as concessionárias de distribuição de energia elétrica desde julho de 2000. Sendo este índice uma medida numérica unidimensional, ele permite que a ANEEL avalie as empresas sem recorrer a detalhes operacionais. O índice é construído a partir de um levantamento que procura obter a impressão que o consumidor tem em relação aos serviços prestados e à eficiência da concessionária no momento de prestar informações e atender o cliente.

O IASC é baseado no congêneres americano ACSI (*American Customer Satisfaction Index*). O objetivo do ACSI é medir a qualidade dos bens e serviços como fruto das experiências dos consumidores. O valor do índice para uma determinada empresa reproduz o seu mercado atendido significando uma medida geral do total de compras e da experiência de consumo (*cf.* Fornell *et al.*, 1996). A premissa básica do ACSI é ser uma medida da satisfação global do consumidor, uniforme e comparável, cuja metodologia de

estimação segue duas propriedades fundamentais. Primeiro, a metodologia deve reconhecer que a satisfação não pode ser medida diretamente por se tratar de uma variável latente (não observada). Segundo, a satisfação não deve ser medida somente na forma direta da experiência de consumo, mas também em conjunto com os seus processos subseqüentes.

A Figura 1 exibe o modelo do IASC e o da avaliação dos escores da Satisfação. Os círculos representam 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 e as que ligam as variáveis observadas às latentes definem os indicadores pelos quais as variáveis latentes se manifestam.

De acordo com a Figura 1a, o modelo do IASC estabelece as seguintes relações: Valor Percebido = f(Qualidade Percebida); Satisfação = f(Qualidade Percebida e Valor Percebido); Confiança = f(Qualidade Percebida e Satisfação); Fidelidade = f(Confiança e Satisfação). Todos os construtos do modelo são avaliados por meio de três indicadores cada, exceto a Confiança no Fornecedor que é avaliada por quatro. Os dados para o cálculo do IASC são obtidos através de uma pesquisa de opinião onde cada questão avalia um tipo de serviço prestado pela concessionária numa escala de 1 a 10. O valor de cada indicador é representado pela média aritmética das notas atribuídas às respectivas questões (cf. Marchetti e Prado, 2001).

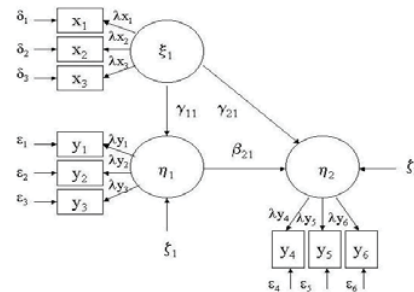
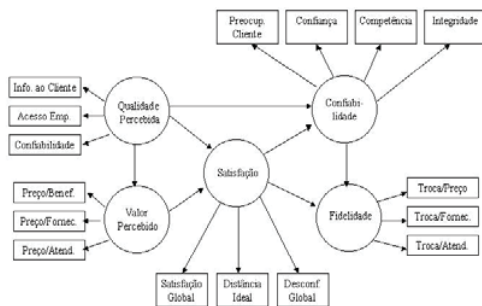


Figura 1: a) Modelo do IASC

b) Modelo de Avaliação da Satisfação

Como o objetivo deste artigo é avaliar os escores da satisfação do consumidor, então o modelo analisado resumirá a satisfação do consumidor somente em função dos seus antecedentes, conforme o diagrama da Figura 1b, onde:

- ξ_1 = Qualidade percebida
- η_1 = Valor percebido
- η_2 = Satisfação do consumidor
- x_1 = Informação ao cliente
- x_2 = Acesso a empresa
- x_3 = Confiabilidade
- y_1 = Preço / Benefício
- y_2 = Preço / Fornecimento
- y_3 = Preço / Atendimento
- y_4 = Satisfação global
- y_5 = Distância de uma empresa ideal
- y_6 = Desconformidade Global

Um modelo de equações estruturais é definido conforme a equação 1. A primeira equação é a parte estrutural do modelo e as outras duas são as equações das medidas (cf. Bollen, 1989). Aqui não estão sendo considerados os interceptos das equações.

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

$$\mathbf{y} = \Lambda\mathbf{y}\eta + \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\mathbf{x} = \Lambda\mathbf{x}\xi + \boldsymbol{\delta}$$
(1)

Representando explicitamente a equação 1 para o modelo da Figura 1b, têm-se as seguintes equações em forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \lambda x_3 \end{bmatrix} \xi_1 + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda y_1 & 0 \\ \lambda y_2 & 0 \\ \lambda y_3 & 0 \\ 0 & \lambda y_4 \\ 0 & \lambda y_5 \\ 0 & \lambda y_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \quad (4)$$

De acordo com o PLS, os escores da satisfação do consumidor são obtidos através da equação 5 (cf. Fornell *et al*, 1996).

$$\hat{\text{IASC}}_j = \sum_{i=1}^6 w_i y_{ij} \quad \forall j = 1 \dots n \quad (5)$$

Onde: w_i s são os pesos associados aos indicadores da satisfação (η_2) estimados pelo PLS, y_{ij} são as notas atribuídas pelos respondentes aos indicadores da satisfação; n é o tamanho da amostra. Os escores brutos da satisfação são calculados fazendo $w_i = 1$.

De acordo com a metodologia de Jöreskog, os escores da satisfação são obtidos através da equação 6 (cf. Jöreskog, 2000).

$$\hat{\text{IASC}}_j = \mathbf{U} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{Z}^{-1} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{U}' \mathbf{A}' \mathbf{\Theta}^{-1} \mathbf{y}_j \quad \forall j = 1 \dots n \quad (6)$$

Onde: o vetor \mathbf{y} contém as notas atribuídas aos indicadores da satisfação e os demais vetores e matrizes formam a matriz de coeficientes que é aplicada aos indicadores.

Através das equações 5 e 6, o IASC será obtido para cada indivíduo da amostra e comparado com os valores verdadeiros através das três medidas de informação mencionadas acima. Os dados e os escores verdadeiros serão gerados através de simulações de Monte Carlo.

3 Simulação de Monte Carlo

O método de simulação de Monte Carlo foi empregado por diversos pesquisadores para resolver inúmeras questões acerca dos modelos de equações estruturais, principalmente sobre os métodos de estimação PLS e LISREL. Por exemplo, Goodhue *et al* (2006) analisaram as estimativas do PLS e do LISREL em pequenas amostras para diversos valores de relações entre as variáveis no modelo, Cassel *et al* (1999) compararam os vieses das estimativas do PLS e do LISREL, Fornell e Bookstein (1982) identificaram soluções impróprias em alguns modelos nas estimativas do LISREL, mas não no PLS, causadas pelas características peculiares dos dados oriundos do marketing, Fornell e Larcker (1981)

avaliaram as estatísticas de ajuste do modelo no LISREL, em particular a estatística χ^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.

O método requer que a simulação parta de um modelo verdadeiro pré-especificado. Logo, os parâmetros estruturais e das medidas do modelo e as distribuições das variáveis latentes exógenas, dos erros de medidas e dos distúrbios aleatórios serão fixados, tendo-se como referência os valores obtidos nos estudos realizados com dados reais dos levantamentos do IASC. Com o apoio de geradores de números aleatórios, as amostras de dados serão geradas para cada modelo especificado. Neste problema, amostras de tamanho 1000 serão geradas para os nove indicadores do modelo da Figura 1b ($\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_6$), que equivale a 1000 questionários preenchidos com os valores dos indicadores calculados.

Os parâmetros estruturais γ_{11} , γ_{21} e β_{21} serão selecionados no intervalo [0,2 ; 0,8] e os parâmetros das medidas λ_{xi} e λ_{yi} no intervalo [0,5 ; 0,8]. Todos os parâmetros estão limitados ao intervalo [0 ; 1].

A variável latente exógena, erros de medidas e distúrbios aleatórios serão gerados a partir de distribuições Normais com média zero e variância constante: $\xi_1 \sim N(0,1)$; $\delta_i \sim N(0, \sigma^2_{\delta_i})$; $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2_{\varepsilon_i})$; $\zeta_i \sim N(0, \sigma^2_{\zeta_i})$.

As variáveis latentes η_1 e η_2 serão calculadas para cada indivíduo da amostra através das equações 7 e 8 e a amostra de dados será gerada através das equações 9, 10 e 11. Os escores verdadeiros da satisfação de cada modelo simulado estarão representados pela variável η_2 e serão utilizados na avaliação dos escores estimados.

$$\eta_1 = \gamma_{11} \xi_1 + \zeta_1 \quad (7)$$

$$\eta_2 = \beta_{21} \eta_1 + \gamma_{21} \xi_1 + \zeta_2 \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_i = \lambda_{xi} \xi_1 + \delta_i \quad \forall i = 1, 2 \text{ e } 3 \quad (9)$$

$$\mathbf{y}_i = \lambda_{yi} \eta_1 + \varepsilon_i \quad \forall i = 1, 2 \text{ e } 3. \quad (10)$$

$$\mathbf{y}_i = \lambda_{yi} \eta_2 + \varepsilon_i \quad \forall i = 4, 5 \text{ e } 6. \quad (11)$$

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). 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 12, 13, 14 e 15, fazendo com que as variâncias dos dados gerados sejam iguais a 1 (um); (2) A identificação da equação estrutural atenderá à regra Recursiva, pois a matriz Ψ (matriz de covariâncias dos distúrbios aleatórios) é diagonal e a matriz β é triangular inferior por definição.

$$\sigma_{\delta i}^2 = 1 - \lambda_{xi}^2 \quad \forall i = 1, 2 \text{ e } 3 \quad (12)$$

$$\sigma_{\epsilon i}^2 = 1 - \lambda_{yi}^2 \quad \forall i = 1, 2, \dots, 6 \quad (13)$$

$$\sigma_{\zeta 1}^2 = 1 - \gamma_{11}^2 \quad (14)$$

$$\sigma_{\zeta 2}^2 = 1 - (\beta_{21}\gamma_{11} + \gamma_{21})^2 + (\gamma_{11}^2 - 1) \beta_{21}^2 \quad (15)$$

A terminologia e a notação adotada por Fornell (*cf.* Fornell & Larcker, 1981) serão utilizadas neste artigo 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 correlações 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 correlações resultantes 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 por Máxima Verossimilhança (condição necessária para o LISREL).

O processo da simulação de Monte Carlo foi codificado no *MATLAB*, inclusive os métodos de estimação dos parâmetros do modelo estrutural da satisfação (ML, OLS, GLS e PLS). Também foram codificados no *MATLAB*: 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 (*cf.* anexo). 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* (retorna o mínimo de uma função multivariada, não-linear, com restrições).

4 Resultados

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

Os resultados foram analisados de duas formas distintas: (1) através da ANOVA (análise de variância) com o teste *Post Hoc de Scheffé* para comparações múltiplas - este teste é 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 foi verificar se as variações nos parâmetros estruturais causaram impactos nas medidas de informação; (2) através do teste-*t* para amostras pareadas nos resultados da medida empírica de informação. O objetivo foi 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.

4.1 Simulação 1

As condições consideradas foram as seguintes:

- Os parâmetros estruturais γ_{11} , γ_{21} e β_{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*.
- Todos os parâmetros das medidas λ_{xi} e λ_{yi} foram fixados em 0,8 para todas as combinações do item anterior (este valor representa um alto grau de confiabilidade das medidas).
- 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 12 a 15.
- Para cada combinação do item 1, 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 ≥ 0.90 . Em cada amostra foram calculadas as seguintes medidas de informação: correlação linear, informação mútua e a medida empírica de informação entre os escores estimados e os verdadeiros.

Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 1 e 5. A Tabela 1 mostra as diferenças significativas nas médias dos valores das medidas de informação identificadas pelo teste de *Scheffé*, considerando como critério de significância estatístico $p < 0,05$.

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

Observando as linhas da tabela, as médias identificadas através do PLS foram distintas das médias de Jöreskog. Entretanto, as médias de Jöreskog não se alteraram devido 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 é sensível às mudanças nas relações estruturais do modelo, revelando-se como uma medida não eficaz para avaliar a satisfação do consumidor quando a mesma é definida através de um modelo estrutural.

Tabela 1: Teste ANOVA

ANOVA - Teste <i>Post Hoc</i> de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																
γ_{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						18,53									
0,8	140	0,93					1,49									
γ_{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					18,82									
0,8	140	0,94					1,54									
β_{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					18,42									
0,8	140	0,94					1,57									

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

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* (*vide* Tabela 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 (ver anexo). 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, observa-se que 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 maior 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. Ocorreram apenas dois casos onde as diferenças entre as médias foram não significantes. Neste caso, não há distinção entre as metodologias. As combinações “*Forte – Forte – Forte*” e “*Média – Forte – Forte*” produziram amostras que não atenderam às condições necessárias para o ajuste do modelo.

4.2 Simulação 2

Foram consideradas as mesmas hipóteses anteriores com exceção da redução no valor da relação λ_{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 2 e 5.

A Tabela 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 γ_{11} (Qualidade \rightarrow Valor), três no parâmetro γ_{21} (Qualidade \rightarrow Satisfação) e quatro no parâmetro β_{21} (Valor \rightarrow Satisfação), indicando que os escores da satisfação são mais influenciados por mudanças nos parâmetros β_{21} , γ_{21} e γ_{11} respectivamente. As médias do PLS novamente foram distintas das médias de Jöreskog, no entanto a robustez da metodologia de Jöreskog em relação aos três métodos de estimação (ULS, GLS e ML) se manteve 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. 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. Contudo, mesmo com a redução na confiabilidade nas medidas da satisfação a metodologia de Jöreskog ainda produziu escores com maior 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.

Tabela 2: Teste ANOVA

ANOVA - Teste <i>Post Hoc</i> de <i>Scheffe</i> - Médias Distintas Identificadas																
γ_{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				
γ_{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															
0,6	175															
0,8	148															
		0,91					1,34					16,50				
		0,92					1,43					17,87				
β_{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															
0,6	175															
0,8	148															
		0,91					1,32					16,27				
		0,92					1,36					16,75				
		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.

4.3 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, conforme a equação 16.

$$Z = \alpha Z_1[\sim N(0,1)] + (1-\alpha) Z_2[\sim N(2,1)] \tag{16}$$

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 (Σ) tornou-se *não invertível* ($|\Sigma| \approx 0$). Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 3 e 5.

A Tabela 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 γ_{21} e β_{21} do que no parâmetro γ_{11} . Novamente as médias identificadas através do PLS distinguiram-se das médias de Jöreskog e a robustez da metodologia de Jöreskog em relação aos três métodos de estimação (ULS, GLS e ML) não foi alterada com a aplicação de uma assimetria na variável latente exógena.

Tabela 3: Teste ANOVA

ANOVA - Teste Post Hoc de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																																							
γ_{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																																						
γ_{21}	N	Correlação					Informação Mútua					Informação Empírica																											
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto																							
0,2	183	0,92			0,92	0,92	1,45			1,35	1,41	18,18			20,33	4,94																							
0,4	114														17,34																								
0,6	112														18,90																								
0,8	44														20,54																								
		0,93			0,93	0,93	1,50			1,41	1,43	17,34			5,01																								
															0,94			1,61	1,61			1,39	1,40	20,20			4,88												
																											0,92			0,92	1,45			1,36	1,40	18,01			20,68
																																							0,93
		0,94			1,57	1,57			1,39	1,40	20,20			4,88																									
														0,92			0,92	1,45			1,36	1,40	18,01			20,68													
																										0,93			1,49	1,49			1,39	1,40	18,91			16,70	
																																						0,94	

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

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. 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 maior 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.

4.4 Simulação 4

Foram consideradas as mesmas hipóteses da terceira simulação com exceção de uma redução no valor da relação λ_{y4} para 0,5 com o objetivo de piorar também as condições das *Medidas* além da *Teoria*. Os resultados encontram-se listados nas Tabelas 4 e 5.

A Tabela 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 γ_{21} , β_{21} e γ_{11} respectivamente. Novamente as médias identificadas através do PLS foram distintas das médias de Jöreskog e a robustez da metodologia de Jöreskog em relação aos três métodos de estimação (ULS, GLS e ML) não foi alterada com a aplicação de uma assimetria na variável latente exógena e uma redução na confiabilidade das medidas da satisfação.

Tabela 4: Teste ANOVA

ANOVA - Teste Post Hoc de Scheffe - Médias Distintas Identificadas																
γ_{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						1,38									
0,8	63															
γ_{21}	N	Correlação				Informação Mútua					Informação Empírica					
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	210	0,90			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	16,74			
0,6	132	0,92			0,90	0,88	1,39			1,24	1,17	17,35			15,60	4,66
0,8	63	0,94					1,52					1,17	19,50	4,73		
β_{21}	N	Correlação				Informação Mútua					Informação Empírica					
		ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto	ULS	GLS	ML	PLS	Bruto
0,2	210	0,90			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	16,80	16,94		
0,6	132	0,93			1,47			1,20	1,13	18,84			15,45			
0,8	63															

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

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. De acordo com a tabela, a assimetria introduzida na distribuição da variável latente exógena e a redução na confiabilidade das medidas da satisfação não alteraram a capacidade da metodologia de Jöreskog de produzir escores com maior 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 Conclusão

O verdadeiro propósito do IASC é retratar tanto o aspecto multidimensional da satisfação do consumidor residencial em relação aos serviços oferecidos pelas concessionárias (relações) quanto o grau da satisfação propriamente dito. Uma vez caracterizada as relações dos antecedentes e das conseqüências da satisfação através dos parâmetros estruturais do modelo, o processo de avaliação das concessionárias poderá ser efetuado apenas pelas pesquisas de opinião junto aos consumidores ao longo do tempo, garantindo a equalização para a comparabilidade dos escores da satisfação. Com os parâmetros do modelo estimados, as mudanças nas estimativas do IASC serão proporcionadas através das notas dos entrevistados às questões da pesquisa.

Neste artigo foram avaliados os escores da satisfação estimados pelo PLS e pela metodologia de Jöreskog considerando os parâmetros estimados por ULS, GLS e ML. Os escores estimados foram comparados com os verdadeiros através da correlação linear, informação mútua e medida empírica da informação. Os dados e os escores verdadeiros foram gerados através de simulações, definindo-se a priori as relações estruturais do modelo e as distribuições de probabilidades dos erros das medidas, distúrbios aleatórios e da variável latente exógena. Através das simulações procurou-se retratar as possíveis relações entre as variáveis latentes no modelo da satisfação, em particular as que atendiam satisfatoriamente às condições teóricas para a aplicação do modelo de equações estruturais. As reduções nas correlações dos dados representaram perdas no aspecto teórico do modelo e também no aspecto da confiabilidade das medidas da satisfação.

Pelos resultados observados, constatou-se que a metodologia de Jöreskog para a estimação de escores se manteve robusta em relação aos três métodos de estimação dos

parâmetros do modelo (ULS, GLS e ML), isto é, a opção por um desses três métodos não incorreu em perda de informação dos escores estimados em relação aos escores verdadeiros. Além disso, constatou-se que esta metodologia produziu escores com maior informação do que o PLS, principalmente quando as relações entre as variáveis latentes no modelo da satisfação atingiram os patamares médios e fortes, ou seja, maiores ou iguais a 0,6. Este resultado se manteve inclusive nos casos onde houve a redução na confiabilidade das medidas da satisfação e também nos casos onde ocorreram assimetrias na distribuição da variável latente exógena. Por outro lado, o PLS produziu escores com maior informação do que a metodologia de Jöreskog quando as relações entre as variáveis latentes se mantiveram nos patamares fracos, ou seja, menores ou iguais a 0,4.

Constatou-se também de que os escores da satisfação foram mais influenciados devido às variações nos parâmetros que ligam o construto Qualidade Percebidas e o Valor Percebido à Satisfação do que devido às variações 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 constatado através das diferenças significativas nas médias dos valores das medidas de informação.

Por último, segundo os resultados apresentados pelas pesquisas da ANEEL, as relações entre a Qualidade Percebida, Valor Percebido e Satisfação ficaram em torno de $\gamma_{11} = Fraca$, $\gamma_{21} = Forte$ e $\beta_{21} = Fraca$. Portanto, pelos resultados apresentados aqui, a metodologia de Jöreskog seria a mais apropriada para a estimação dos escores da satisfação, para essas condições dos dados.

6 Referências

- Anderson, E.W. Fornell, C. (2000) Foundations of the American customer satisfaction index. *Total Quality Management*, 11, S869-S881.
- Anderson, E.W. Fornell, C. Lehmann, D.R. (1994) Customer satisfaction, market share, and profitability: findings from Sweden. *Journal of Marketing*, 58, 53-66.
- Anderson, E.W. Sullivan, M.W. (1996) The antecedents and consequences of customer satisfaction for firms. *Marketing Science*, 12, 125-143.
- Bagozzi, R.P. (1977) Structural equation models in experimental research. *Journal of Marketing*, 14, 209-226.
- Bollen, K.A. (1989) *Structural equations with latent variables*. Wiley.
- Cassel, C. Hackl, P. Westlund A. (1999) Robustness of partial least-squares method of estimating latent variable quality structures. *Journal of Applied Statistics*, 26, 435-446.
- Churchill, G.A. Surprenant, C. (1982) An investigation into the determinants of customer satisfaction. *Journal of Marketing Research*, 19, 491-504.
- Dijkstra, T. (1983) Some comments on maximum likelihood and partial least squares methods. *Journal of Econometrics*, 22, 67-90.
- Goodhue, D. Lewis, W. Thompson, R. (2006) PLS, small sample size and statistical power in MIS research. *Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Fornell, C. (1992) A national customer satisfaction barometer: The Swedish experience. *Journal of Marketing*, 56, 6-21.
- Fornell, C Bookstein F.L. (1982) Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice. *Journal of Marketing Research*, 19, 440-452.
- Fornell, C. Johnson, M.D. Anderson, E.W. Cha, J. Bryant, B.E. (1996) The American customer satisfaction index: nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing*, 60, 7-18.

- Fornell, C. Larcker, D.F. (1981) Structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18 (February), 39-50.
- Fornell, C. Larcker, D.F. (1981) Structural equation models with unobservable variables and measurement error: algebra e statistics. *Journal of Marketing Research*, 18 (August), 382-388.
- Gujarati, D.N. (2000) *Econometria básica*. Makron Books, 3ª Edição.
- Haykin, S. (1999) *Neural Networks - a comprehensive foundation*, Second Edition. Prentice-Hall.
- Johnson, R.A. Wichern, D.W. (1998) *Applied multivariate statistical analysis*, Fourth Edition. Prentice-Hall.
- Jöreskog, K.G. Sörbom, D. (1982) Recent developments in structural equation modeling. *Journal of Marketing Research*, 19, 404-416.
- Jöreskog, K.G. (2000) Latent variable scores and their uses. LISREL 8.30, 168-171.
- Lastovicka, J.L. Thamodaran, K. (1991) Common factor score estimates in multiple regression problems. *Journal of Marketing Research*, 28, 105-112.
- Marchetti, R. Prado, P.H.M. (2001) Avaliação da satisfação do consumidor utilizando o PLS: um modelo aplicado ao setor elétrico brasileiro. *Anais ENANPAD*.
- Marchetti, R. Prado, P.H.M. (2001) Um tour pelas medidas da satisfação do consumidor e da qualidade percebida. *RAE – FGV*.
- Martins, G. A. Fonseca, J. S. (1996) *Curso de Estatística*. Atlas, 6ª Edição.

7 Anexo

7.1 Medida Empírica de Informação

O objetivo desta medida é ser mais geral do que a informação mútua e a correlação linear. Ela é baseada na variância dos escores estimados em relação aos verdadeiros e o resultado final dessa medida retrata a informação total dos escores estimados. Esta medida é avaliada na escala da satisfação, ao longo da distribuição dos escores verdadeiros, dividindo-se a distribuição em intervalos regulares com um número fixo de percentis (no problema em questão cada intervalo foi definido com 5 percentis). Valores altos dessa medida indicam que os escores estimados estão mais próximos dos verdadeiros. Esta medida foi definida através das seguintes equações:

$$I_j(\hat{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_{ji} - \theta_{ji})^2}} \quad (28)$$

$$I = \sum_{j=1}^p (I_j(\hat{\theta}) \cdot \delta_j) \quad (29)$$

Onde: n = tamanho da amostra, p = quantidade de intervalos (divisões) tomados na distribuição dos escores verdadeiros e δ é o tamanho do intervalo na escala da satisfação. O somatório dentro da raiz na equação 28 também é conhecido como RMSE (Root Mean Square Error) e é uma estatística muito utilizada na avaliação dos desvios entre os valores estimados e os verdadeiros.

7.2 Comparação dos escores (PLS x Jöreskog com ML)

Tabela 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		-	-				-	-				-	-				-	-		