

Modelagem de Equações Estruturais na avaliação da satisfação e qualidade percebida de clientes de banda larga

Mateus O. Magalhães¹, Jaqueline T. Silva², Kuang Hongyu^{3†}

¹Graduando em Estatística, UFMT. E-mail: mateusormondes@gmail.com.

²Graduanda em Estatística, UFMT. E-mail: jaquetrentino@hotmail.com.

³Professor Departamento de Estatística, UFMT.

Resumo: O objetivo deste trabalho foi apresentar sobre a Modelagem de Equações Estruturais (MEE) com os procedimentos das análises deste modelo, por final uma aplicação comentada do modelo em questão, apresentado tabelas e gráficos exploratórios. Modelagem de Equações Estruturais ou SEM (Structural Equation Modeling) é um conjunto de técnicas e procedimentos que abordam uma extensão de outras técnicas multivariadas que permite estudar o comportamento simultâneo de diversas variáveis em um modelo. Esta técnica tem recebido grande atenção de pesquisadores da área estatística, pois consegue representar variáveis que não podem ser medidas de forma direta, denominadas variáveis latentes. Neste trabalho foi utilizado os dados disponibilizados pela Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel), na onde contará com 487 respondentes do território brasileiro. Para as análises foram aplicadas as técnicas multivariadas como Regressão Múltipla, Análise Fatorial Confirmatória (AFC) e Equações Estruturais por meio do Diagrama de caminhos. Neste presente trabalho foram obtidos bons resultados dos índices de ajustes absolutos e incrementais, bem como na consistência dos construtos em estudo e as correlações das variáveis independentes em relação aos construtos satisfação e qualidade proposto neste estudo.

Palavras-chave: Multivariada, Equações Estruturais, Modelagem, Lavaan, variáveis latentes.

Abstract: The objective of this work was to present on the Modeling of Structural Equations (MEE) with the procedures of the analyzes of this model, finally an annotated application of the model in question, presenting tables and exploratory graphs. Structural Equation Modeling (SEM) is a set of techniques and procedures that address an extension of other multivariate techniques that allows to study the simultaneous behavior of several variables in a model. This technique has received great attention from researchers in the statistical area, since it can represent variables that can't be measured directly, called latent variables. In this work was used the data provided by the National Telecommunications Agency (Anatel), where it will count with 487 respondents from the Brazilian territory. For the analysis, multivariate techniques such as Multiple Regression, Confirmatory Factor Analysis (AFC) and Structural Equations were applied through the Path Diagram. In this work, we obtained good results of the absolute and incremental adjustment indexes, as well as the consistency of the constructs under study and the correlations of the independent variables in relation to the satisfaction and quality contours proposed in this study.

Keywords: Multivariate, Structural Equations, Modeling, Lavaan, latent variables.

Introdução

Por meio de pesquisas e necessidades no âmbito científico, foi desenvolvido uma das técnicas que tem se proliferado na área de Ciências Psicológicas, Administração, Econômicas e área correlatas, é o Modelo de Equações Estruturais (MEE) ou em inglês Structural Equations Modeling (SEM), técnica multivariada que combina aspectos de Análise Fatorial e regressão múltipla que permite ao pesquisador examinar simultaneamente uma série de relação de dependência entre variáveis medidas e construtos latentes (Hair et al, 2009), ou seja, é possível ter a correlação entre as variáveis independentes com variáveis de traços latentes (dependentes), como por exemplo, satisfação, qualidade, confiança, reputação, entre outros.

†Autor correspondente: prof.kuang@gmail.com.

A MEE pode ser considerada como um avanço no quesito complexidade e multidimensionalidade, podendo ser variáveis latentes e observada, além de propiciar as correlações entre as variáveis sejam traduzidas sob a forma de diagrama, ou seja, o modelo é disposto de forma gráfica ou pictórica, na qual possibilita a representação do modelo em estudo (Kaplan, 2000).

Os construtos latentes podem ser divididos entre endógenos ou exógenos. De acordo com (Hair et al, 2009) os exógenos são equivalentes latentes, multi-itens de variáveis independentes, ou seja, não é explicado por nenhum outro construto latente, mas sim pelo termo latente e os endógenos são os equivalentes latentes multi-itens de variáveis dependentes, ou seja, uma variável estatística de variáveis dependentes individuais.

Os principais construtos latentes ou variáveis latentes sendo objeto de pesquisas na atualidade é satisfação e qualidade, na qual os sujeitos da pesquisa são empresas e consumidores, isso pode ser provocado pelo motivo de que a satisfação é a principal medida para avaliação de uma empresa e/ou instituição, seja ela de iniciativa pública ou privada.

A satisfação é citada pelos autores (Czepiel e Rosenberg, 1973) como um termo complexo e um conceito difícil de ser definido. Existem muitas visões sobre a palavra, porém de acordo com (Evrard,1993) a satisfação corresponde a um estado psicológico relativo, posterior à compra/aquisição. De acordo com (Falconi, 1992) sintetiza o conceito de qualidade nos seguintes termos: “um produto ou serviço de qualidade é aquele que atende perfeitamente, de forma confiável, de forma acessível, de forma segura e no tempo certo às necessidades do cliente”. As duas definições possuem uma relação diretamente ligada, sendo que para ter a satisfação de algum serviço ou algo, precisa-se que haja a qualidade com relação a sua expectativa.

Em se tratar de Análise Fatorial (AF) é a técnica de interdependência, cujo o propósito principal é definir a estrutura inerente entre as variáveis na análise (Hair et al., 2009). Ou seja, das mais variadas funções, essa técnica busca é reduzir uma grande quantidade de números de variáveis observadas a um número reduzido de fatores, entende-se por fator como combinação linear das variáveis (Hair et al., 2005)

No contexto de Análise de Regressão Linear alguns autores como (Garrison e Noreen, 2001), (Jiambalvo, 2009) dentre outros autores apontam a Análise de Regressão Linear como uma técnica estatística que, além de separar em componentes fixo e variável, permite avaliar a qualidade do processo de análise e as modelagens analítico-preditivas identificadas a partir desta metodologia.

A Modelagem de Equações Estruturais está cada vez mais em crescimento devido ao interesse dos pesquisadores. A SEM possui softwares específicos para estar realizando a modelagem. Existem dois programas mais conhecidos que são LISREL (Linear Structural Relationships) e AMOS (IBM SPSS Amos), porém são pagos. Contudo, com difusão da área de já possui softwares implementado para que possa estar fazendo as análises e utilizando de forma gratuita. O software livre R, já possui pacotes para estar aplicando a técnica.

Como dito anteriormente o Modelo de Equações Estruturais mescla estas duas conhecidas análises estatísticas, ou seja, com o MEE é possível testar um modelo teórico já de conhecimento do pesquisador, na qual o mesmo é testado por meio de uma estrutura de regressão linear e avaliado seus ajustes por meio da Análise Fatorial Confirmatória (AFC). Com este presente trabalho, tem se como objetivo apresentar sobre a Modelagem de Equações Estruturais, os procedimentos das análises desta modelagem e por final uma aplicação comentada do modelo em questão, apresentado tabelas e gráficos exploratórios.

Materiais e Métodos

O conjunto de dados utilizado neste (artigo) foram obtidos por meio do site da Agência Nacional de Telecomunicações (Anatel) proveniente da avaliação de satisfação e qualidade percebida dos usuários de internet Banda Larga, no ano de 2017.

Os dados possuem sete variáveis independentes, respondidas por 487 pessoas do território brasileiro, sendo elas: nota atribuída à qualidade do atendimento telefônico (x1), Tempo de espera para falar com um atendente por meio telefônico (x2), nota atribuída à resolução da alteração do plano (x3), cumprimento do prazo para reparo (x4), Funcionamento (x5), Cobrança (x6), e Qualidade da instalação (x10). Os dados se trata de notas atribuídas à qualidade e satisfação dos serviços prestado pelas operadoras, na qual é cliente. As notas variam de 0 a 10, sendo péssimo e excelente, respectivamente.

Todas as análises deste artigo foram realizadas por meio de rotinas computacionais implementadas no software R 3.5.3 (R Development Core Team, 2019) com os pacotes *lavaan* versão 0.6-3, *semTools* versão 0.5-1 e *semPlot* versão 1.1, aplicando a Análise Fatorial Confirmatória.

Modelagem de Equações Estruturais

De acordo com (Hair et al., 2009) para realizar a SEM se faz necessário passar pelos seis estágios que estão elencando como pode ser visualizado na figura 1

No estágio 2, de acordo com (Hair et al., 2009) os modelos de equações estruturais possuem três tipos de identificação, sendo sub-identificado, exatamente-identificado e super-identificado, cada um dos tipos é avaliado pela quantidade resultante de graus de liberdade (gl). Um parâmetro pode ser estimado para cada variância e covariâncias únicas entre p variáveis medidas (independentes), o que é calculado como $\frac{1}{2} [p (p+1)]$.

Sub-identificado ou underidentified é aquele que possui graus de liberdade negativos, ou seja, $gl < 0$. Exatamente-identificado ou just-identified apresentam ajuste perfeito pois inclui número suficiente de graus de liberdade para estimar todos os parâmetros, ou seja, $gl = 0$. Super-identificado ou overidentified é aquele em que os graus de liberdade são maiores que zero, ou seja, $gl > 0$ (Hair et al., 2009).

No Estágio 4, tem que se ter em consideração que todos os índices operam diferentemente de acordo com o tamanho da amostra, parcimônia, método de estimação e violações de pressupostos, tornando difícil a tarefa de escolha dos índices que se utilizar (BYRNE, 2001). De acordo com (Hair et al., 2009) as medidas de ajustes são separadas em absoluto, incremental e de parcimônia.

Índices de ajuste absoluto são uma medida direta de quão bem o modelo especificado pelo pesquisador reproduz os dados observados, como por exemplo, Índice de qualidade de ajuste (**GFI**) Raiz do erro quadrático médio de aproximação (**RMSEA**).

$$GFI = 1 - \frac{F_k}{F_0} \quad RMSEA = \sqrt{\frac{(\chi^2 - df_k)}{(n - 1)}}$$

Índices de ajuste incremental avaliam o quão bem um modelo especificado se ajusta relativamente a algum modelo alternativo de referência, sendo o mais comum chamado de modelo nulo, onde assume todas variáveis observadas são não correlacionadas, como por exemplo, Índice de ajuste comparativo (**CFI**) e Índice de Tucker Lewis (**TLI**).

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 652-662, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).

18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

$$CFI = 1 - \frac{(\chi^2 - df_k)}{(\chi^2 - df_N)} \quad TLI = \frac{\left[\left(\frac{\chi_N^2}{df_N} \right) - \left(\frac{\chi_k^2}{df_k} \right) \right]}{\left[\left(\frac{\chi_N^2}{df_N} \right) - 1 \right]}$$

Índices de ajuste de parcimônia são índices especificamente planejado para fornecer informações sobre qual modelo, em um conjunto de modelos concorrentes, é melhor, considerando seu ajuste em relação à complexidade, como exemplo, Proporção de parcimônia (PR).

$$PR = \frac{df_k}{df_t}$$

Segue abaixo na tabela 1 alguns índices de qualidade que foi abordado anteriormente separado por medidas de ajustes. Não será constado o de índice de parcimônia, pois neste trabalho não terá a comparação entre modelos, ou seja, será realizado com somente um modelo. Um dos índices que também são utilizados é conhecido como Akaike information criterion (AIC) ou Bayesian information criterion (BIC), este informa que quanto menor o valor de AIC ou BIC melhor é o modelo.

Tabela 1 – Referência para os índices da qualidade de ajuste (Marôco, 2010) apud (Pereira,2013)

Tipo de medidas	Índices de ajuste absoluto			Índices de ajuste incremental	
	Qui-quadrado/ Graus de liberdade	GFI	RMSEA	CFI	TLI
Referências	< 5	≥ 0,90	< 0,10	≥ 0,90	≥ 0,90

Para tamanho da amostra, de acordo com (HAIR et al., 2009), não existe fixo um número de observação, mas informa que a SEM requer uma amostra maior em comparação com outras técnicas multivariada. Para realizar a estimação dos parâmetros, existem vários métodos a serem utilizados, mas um dos mais utilizados conforme literatura é o Método de Máxima Verossimilhança. A função de Verossimilhança é dada por:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^r f(t_i; \theta) \prod_{i=r+1}^n R(t_i; \theta)$$

Os estimadores de Máxima Verossimilhança são os valores θ que maximizam $L(\theta)$ ou equivalente $\log(L(\theta))$, na qual eles podem ser encontrados resolvendo a equações abaixo:

$$U(\theta) = \frac{\partial \log(L(\theta))}{\partial \theta} = 0$$

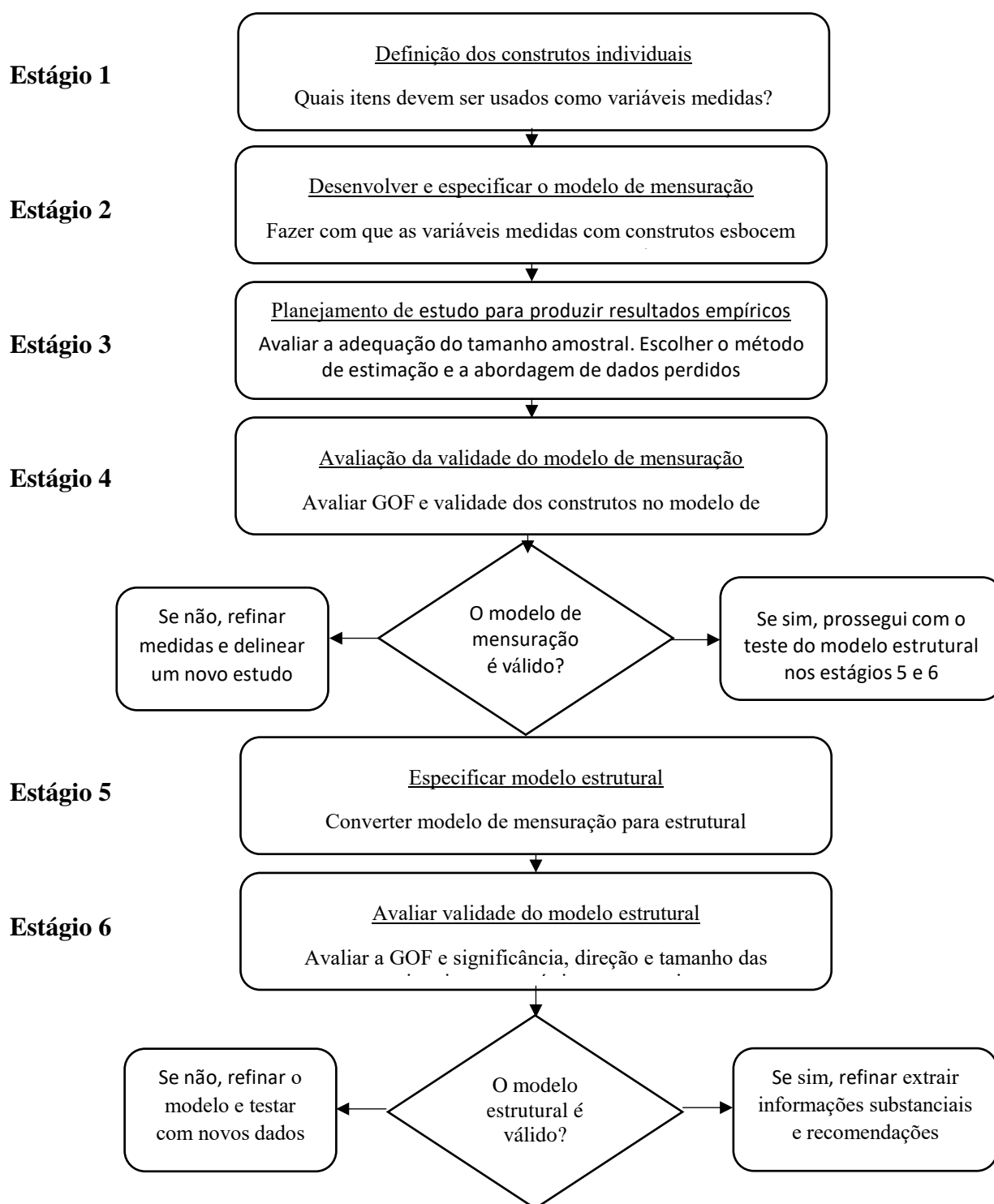


Figura 1 – Modelagem de seis estágios para modelagem de equações estruturais (Hair et al., 2009) adaptado

Pressupostos da modelagem

A técnica de Modelagem de Equações Estruturais exige a validação de um conjunto de suposições, sem as quais os resultados do modelo testado podem ficar comprometidos. Os principais pressupostos da modelagem são: a) Independência das observações, b) normalidade multivariada, c) covariância amostrais não nulas, d) ausência de multicolinearidade e e) inexistência de *outliers* (MARÔCO, 2010).

Contudo para o mais importante a ser verificado é a normalidade dos dados. Tendo sido satisfeito esse pressuposto, a utilização do procedimento de estimação de parâmetros Máxima Verossimilhança (Maximum Likelihood – ML) pode ser feita sem problemas (Brei e Neto, 2006). Caso tenha encontrado problemas de normalidade dos dados, outros métodos podem ser cogitados, como por exemplo, o de Mínimos Quadrados (Gujarati, 2000).

Análise de regressão múltipla

É uma técnica estatística que pode ser usada para analisar a relação entre uma única variável dependente (critério) e várias variáveis independente (preditoras), tendo como objetivo utilizar as preditoras, na qual os valores conhecidos para prever os valores da variável dependente (Hair et al., 2009).

A técnica de Modelagem de Equações Estruturais Esta técnica será a estrutura do modelo teórico a ser testado por meio da técnica de Análise de Regressão múltipla apresentada abaixo:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_n x_{ni} + \varepsilon_i$$

Onde: β_0 é o intercepto da reta de regressão; β_n são os coeficientes de regressão de cada uma das variáveis; ε_i representa o erro residual de cada observação.

Como todos os modelos de previsão possui erros, de acordo (Hair et al., 2009) na análise de regressão para avaliar a precisão de previsão deve ser observado a soma de quadrados dos erros (SS_E), bem como o sucesso da previsão através da soma dos quadrados de regressão (SS_R) e a soma deste resultar na soma total dos quadrados (SS_T). A operação abaixo segue a mesma estrutura representada por esta $SS_T = SS_E + SS_R$.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

Análise Fatorial Confirmatória (AFC)

Análise Fatorial Confirmatória (AFC) ou Confirmatory Factor Analysis (CFA) é uma das principais modalidades da multivariada. Contudo, a AFC é utilizada para testar hipóteses uma hipótese já conhecida, sendo assim o pesquisador guiado por algumas teorias testadas em que medida determinadas variáveis são representativas de um conceito (Filho et al, 2010). Na Modelagem de Equações Estruturais é usada geralmente para avaliar a qualidade de um modelo de medida teórico e a estrutura correlacional observada entre as variáveis (Pereira,2013).

Na linguagem mais robusta da CFA, a forma matemática pode ser escrita da seguinte maneira como mostra a equação 1:

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 652-662, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).

18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

$$x_i = \lambda_{x_{1,1}} \xi_1 + \delta_1$$

Onde x_1 representa $\lambda_{x_{1,1}}$ representa a relação entre o fator latente ξ_1 e a variável medida que ele explica e δ_1 representa o erro resultante. De forma análoga pode ser representada na análise de regressão múltipla, somente realizando algumas substituições como que o $\lambda_{x_{1,1}}$ por b_1 ; ξ_1 por v_1 ; δ_1 por e_1 , como mostra a equação 2:

$$y_i = b_0 + b_1 v_1 + e_1$$

Resume-se que esta técnica tem como caráter confirmatório da hipótese levantada com base na teoria estudada, ao inverso da Análise Fatorial Exploratória (AFE), na qual tem o objetivo de agrupar os fatores. Neste trabalho a AFC foi utilizada para testar as relações das variáveis latentes Satisfação e Qualidade e será utilizada a função *cfa()*, mas vale ressaltar que esta função semelhante a função *sem()*, pelo motivo que o pacote *sem* já possui integrado a Análise Fatorial Confirmatória incorporada.

Podem ser observados na figura 1, a estrutura representada na equação 1. Dever ser considerado que esta estrutura exemplificada possui duas variáveis latentes (ξ_1 e ξ_2) qualquer, seis variáveis independentes (x_i , onde $i=1,2,3,4,5$ e 6), sendo três para cada variável latente, por fim está representado também o erro de cada variável observada do modelo (δ_i , onde $i=1,2,3,4,5$ e 6), podendo este modelo apresentar também os erros provocados por duas variáveis independentes como mostra a figura. Portanto considerando este modelo teórico, a função da AFC é certificar a qualidade do mesmo avaliando seus índices de ajustes e correlações

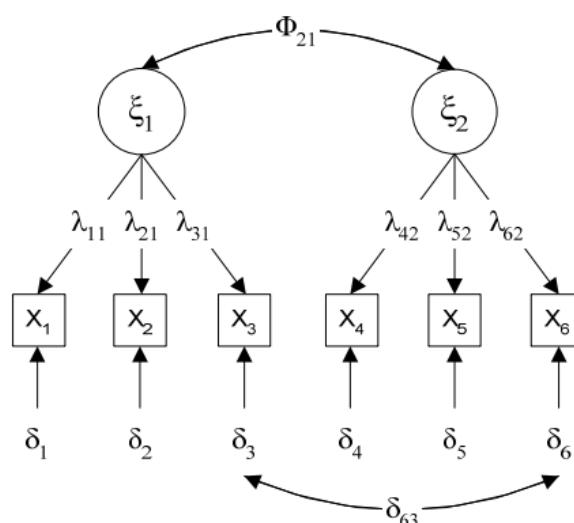


Figura 2 – Diagrama de Caminho de um Modelo Fatorial Confirmatório (Albrigh & Park H, 2009)

Alfa de Cronbach

O Coeficiente Alfa de Cronbach (α) é uma medida comumente utilizada de confiabilidade para um conjunto de dois ou mais indicadores de construto (BLAND; ALTMAN, 1997). O uso deste, tem por finalidade estimar a consistência do material analisado. Segue abaixo como obter o coeficiente de alfa Cronbach:

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 652-662, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).

18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

$$\alpha = \left(\frac{k}{k+1} \right) \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k s_i^2}{s_t^2} \right)$$

Onde k representa o número de itens do questionário; S_i^2 representa a variância de cada item; S_t^2 representa a variância total do questionário, determinada como a soma de todas as variâncias. De acordo com (Malhotra 2008) sugere a seguinte classificação:

Tabela 2 – Classificação da confiabilidade (Malhotra 2008)

Confiabilidade	Muito Baixa	Baixa	Moderada	Alta	Muito Alta
Valor de α	$\alpha < 0,3$	$0,3 < \alpha < 0,6$	$0,6 < \alpha < 0,75$	$0,75 < \alpha < 0,9$	$\alpha > 0,9$

Resultado e Discussão

De forma a conhecer melhor dados ao qual está sendo utilizado neste presente trabalho, pode se observar na tabela 3 contendo descritiva de cada variável observada. Como informado na seção 2, os dados se trata de notas pontuadas pelo cliente referente a operadora contratada. Os construtos latentes, são satisfação (STS) e qualidade (QLD).

Tabela 3 – Descritivas dos dados

	Amplitude	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Média	Desvio Padrão
X1	10,00	5,00	7,00	9,00	6,415	2,913
X2	10,00	3,00	6,00	8,00	5,384	3,315
X3	10,00	5,00	9,00	10,00	7,464	3,269
X4	10,00	5,00	7,00	9,00	6,458	3,227
X5	10,00	3,00	5,00	8,00	5,452	3,228
X6	10,00	5,00	7,00	9,00	6,522	3,050
X7	10,00	5,00	8,00	10,00	7,193	2,867

Pode se observar na tabela 3, os dados possuem desvio padrão razoável, ou seja, as notas estão variando consideravelmente em relação à média das notas recebidas de cada variável. Posteriormente pode se dizer que em relação as médias, as variáveis que possuem a maior média entres o grupo são x3 (STS) e x7 (QLD), sendo elas referente à resolução de alteração do planos e qualidade das instalações, respectivamente. As menores médias das notas foram x2(STS) e x5 (QLD), sendo tempo de espera para falar com um atendente por meio telefônico e funcionamento da internet, respectivamente.

Tabela 4 – Coeficientes de Alfa Cronbach

Construtos latentes	Satisfação	Qualidade
α Cronbach	0,72	0,79

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 652-662, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).

18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

Foi realizado o teste Alfa de Cronbach para cada construto latentes satisfação e qualidade. Foi obtido os valores conforme a tabela 4. Estes valores podem ser considerados como uma consistência moderada. Vale dizer que foi também realizado para o conjunto de dados na qual foi apresentado o valor de 0,85, sendo este considerado de alta consistência. De acordo com alguns pesquisadores os valores acima de 0,7 é comumente usado, sendo assim há evidências de que os itens (variáveis independentes) estão mensurando a mesma coisa.

Tabela 5 – Índices da qualidade do ajuste

Qui-quadrado/ Graus de liberdade	GFI	RMSEA	CFI	TLI
4,13	0,97	0,80	0,97	0,95

De acordo com os resultados obtidos nestas análises a partir dos principais índices constate na literatura, pode ser visualizado os índices de ajustes na tabela 5. Para ser calculado estes, foi utilizado a técnica multivariada Análise Fatorial Confirmatória, na qual foi ajustado o modelo teórico. Pode se dizer que este modelo possui um bom ajuste em relação aos construtos latentes em estudo e suas respectivas variáveis independentes. Ou seja, a conversão do modelo de mensuração para a modelagem estrutural foi satisfatória.

Na figura 3, é apresentado o diagrama de caminhos das variáveis que estão sendo estudadas neste presente trabalho, na qual representa forma estrutural que foi testada e validada por meio do ajuste do modelo realizado pela função *cfa()*, com seus respectivos coeficientes de correlações e erros.

No gráfico representado na figura 3, pode ser observado variáveis latentes exógenas Satisfação e Qualidade. As duas latentes possuem correlação razoável entre eles, na qual este deveria ser menor, isso se deve pelo motivo de que as mesmas são muito atreladas uma a outra, ou dependente no sentido de que para se ter a satisfação necessita que o cliente tenha a qualidade do serviço que neste caso está se tratando da banda larga oferecidas pelas operadoras no território nacional.

A variável latente STS possui três e QLD possui quatro variáveis observadas, na qual estas foram expostas pelo modelo teórico como as que explicam a satisfação dos clientes e a qualidade do serviço ofertado pela operadora, respectivamente.

Analisando de forma isolada cada correlação, tem se que o primeiro construto está bem representado pelas variáveis x1 e x2, na qual possuem altíssima correlação com a satisfação, sendo x1 com a cor = 0,87 a maior correlação apresentada no modelo. Contudo a variável x3 com cor = 0,45 também participa do modelo, mas a mesma não explica STS de forma satisfatória, sendo considerado como baixa correlação.

Para com o segundo construto, tem se que as quatro variáveis independentes possuem boa explicação dentro do construto QLD. Em relação as correlações estão bem próximas umas das outras com diferença de 0,09 entre as variáveis x4 (cor = 0,75) e x6 (cor = 0,66).

Sabendo-se que como explicado pela análise de regressão cada estimação possui um erro. Sendo assim tem se que o erro é diretamente ligado com a correlação ou explicação do modelo, ou seja, quanto maior a explicação menor será o erro e vice-versa. Portanto, os que possuem maior e menor correlação no modelo são as variáveis x1 e x3, respectivamente.

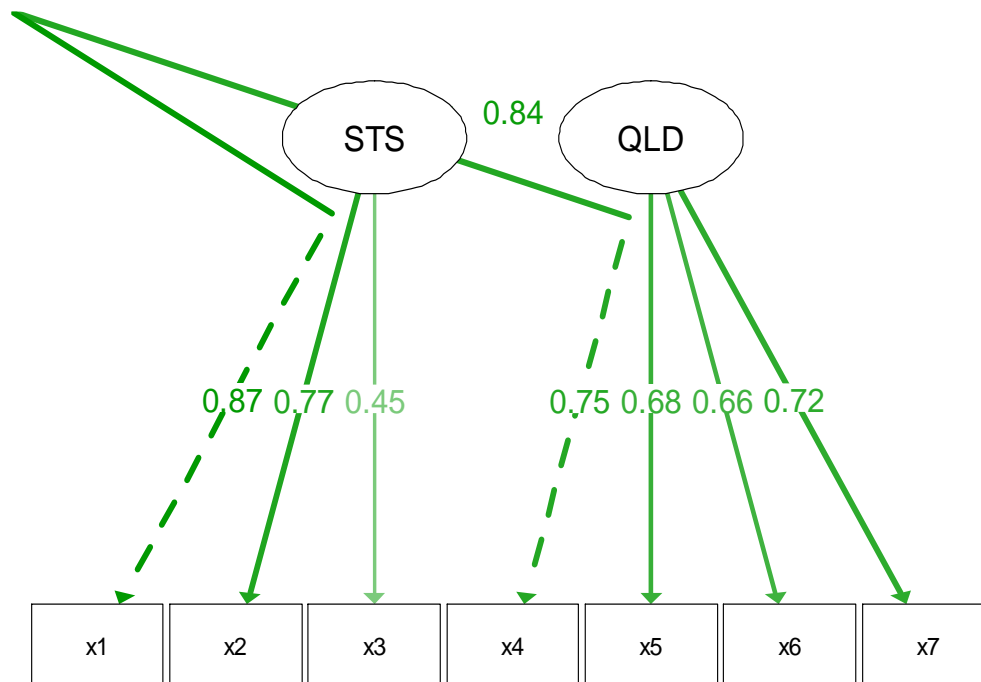


Figura 3 – Representação gráfica de diagrama de caminhos dos construtos satisfação e qualidade.

Conclusões

A Modelagem de Equações Estruturais tem ganhado cada vez mais espaço pelos pesquisadores de outras áreas, principalmente nas psicológicas, humanas e econômicas. Isso se deve pela facilidade em aplicar a técnica.

Considerando os indicadores de bondade de ajuste, houve evidência da validade estrutural e de sua consistência interna das variáveis em estudo. De forma empírica muitos já sabiam a relação entre satisfação e qualidade, porém de forma visual de alguma maneira esta teoria foi exposta através do gráfico de caminhos.

Espera-se que os objetivos deste trabalho tenham sido cumpridos, principalmente no que diz respeito aos processos e o que se trata da Modelagem de Equações Estruturais.

Referências Bibliográficas

ALBRIGHT, J. J., PARK, H. M. *Confirmatory Factor Analysis Using Amos, LISREL, Mplus, and SAS/STAT CALIS*. Working Paper. The University Information Technology Services (UITS) Center for Statistical and Mathematical Computing, Indiana University. 2009

BLAND, J. M.; ALTMAN, D. G. Statistics notes: Cronbach's alpha. *British Medical Journal*, v.314, n.7080, p. 572, 1997.

BYRNE, D. M. *Structural equation modeling with Amos: Basic concepts, Application, and Programming* (Multivariate Applications Series). Lawrence Erlbaum Associate, New Jersey, 2001.

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 652-662, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).
18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônoma (SEAGRO).

- CZEPIEL, J., ROSENBERG, L. “*Consumer Satisfaction: Concept and Measurement*”. New-York University, Working Paper. 1973
- EVARD, Y. “La Satisfaction des Consommateurs: État des Recherches”. *Revue Française du Marketing*, n.º 144-145 / 4-5, pp. 53-66. 1993
- FALCONI, V. *Gerenciamento pelas diretrizes*. 4.ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- FILHO, D. B. F.; SILVA JÚNIOR, J. A. Visão além do alcance: uma introdução à análise fatorial. *Opinião Pública*, v. 16, n. 1, p.160-185, jun. 2010.
- GARRISON, R. H.; NOREEN, E. W. *Contabilidade gerencial*. 9. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2001.
- GUJARATI, D. *Econometria básica*. São Paulo: Makron. 2000
- HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W.C. *Análise multivariada de dados*. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- HAIR JR., J. F.; WILLIAM, B.; BABIN, B.; ANDERSON, R. E. *Análise multivariada de dados*. 6.ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- JIAMBALVO, J. *Contabilidade gerencial*. 3. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009.
- KAPLAN, D. *Structural equation modeling: foundations and extensions*. Thousand Oaks: Sage Publications, 2000.
- [MALHOTRA, N K. *Pesquisa de Marketing*. Artmed Bookman. 2008.
- MAROCO, J. *Análise de Equações Estruturais: Fundamentos teóricos, Software & Aplicações*, Report number, Pêro Pinheiro, 2010.
- PEREIRA, S. S. *Modelagem de Equações Estruturais no software R*. TCC (Graduação) - Curso de Estatística, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: a language and environment for statistical computing. *R Foundation for Statistical Computing*, Vienna, Austria, 2018. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acessado em: 01/04/19.