Universidade Estadual de Maringá
Departamento de Estatística
Programa de Pós-graduação em Bioestatística

Naiara Caroline Aparecido dos Santos

Modelagem de Equações Estruturais: aplicações na área da saúde

Maringá – PR
2019

Naiara Caroline Aparecido dos Santos

Modelagem de Equações Estruturais: aplicações na área da saúde

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Bioestatística do centro de ciências exatas da Universidade Estadual de Maringá como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Bioestatística.

Orientador: Prof. Dr. Eraldo Schunk Silva
Coorientador: Prof. Dr. José de Oliveira Siqueira

Universidade Estadual de Maringá - UEM

Departamento de Estatística - DES

Programa de Pós-Graduação em Bioestatística

Maringá – PR

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(Biblioteca Central - UEM, Maringá, PR, Brasil)

S237m

Santos, Naiara Caroline Aparecido dos
Modelagem de Equações Estruturais : aplicações na área da saúde / Naiara Caroline Aparecido dos Santos. -- Maringá, 2019.
95 f. : il.

Orientador: Prof. Dr. Eraldo Schunk Silva.
Coorientador: Prof. Dr. José de Oliveira Siqueira.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Maringá, Departamento de Estatística, Programa de Pós-Graduação em Bioestatística, 2019.

1. Modelagem de equações estruturais. 2. Análise fatorial confirmatória. 3. Análise de caminhos. 4. Validação psicométrica. I. Silva, Eraldo Schunk, orient. II. Siqueira, José de Oliveira, coorient. III. Universidade Estadual de Maringá. Departamento de Estatística, Programa de Pós-Graduação em Bioestatística. IV. Título.

CDD 23.ed. 570.15195

Síntique Raquel de C. Eleuterio – CRB 9/1641

NAIARA CAROLINE APARECIDO DOS SANTOS

Modelagem de Equações Estruturais: aplicações na área da saúde

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Bioestatística do Centro de Ciências Exatas da Universidade Estadual de Maringá, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Bioestatística.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Eraldo Schunk Silva
Universidade Estadual de Maringá – PBE/UEM

Profª. Dra. Isolde Previdelli
Universidade Estadual de Maringá – PBE/UEM

Profª. Dra. Mariana Ragassi Urbano
Universidade Estadual de Londrina – UEL

Maringá, 31 de maio de 2019.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por me proporcionar tantos momentos incríveis. Por me dar forças para vencer cada desafio e conquistar tanta coisa boa na minha vida.

Aos meus pais, Ivanilde e João, por terem priorizado minha educação e proporcionado estrutura e apoio durante toda minha trajetória acadêmica, sempre incentivando a continuidade dos meus estudos e projetos. Ao meu namorado, parceiro e amigo, por todo apoio. Por sempre estar comigo, sentado ao meu lado me fazendo companhia nos domingos e madrugadas de estudos. Vocês são incríveis, essa vitória é nossa!

À todos os meus amigos e familiares, que mesmo um pouco afastados devido as circunstâncias, nunca deixaram de mandar uma mensagem de apoio.

Aos meus coleguinhas de turma do mestrado, Patrícia, Jéssica, Mônica, Roney, Vinicius, Everton, por todo companheirismo. Por tonarem essa caminhada mais leve, mais divertida. Por sempre nos mantermos unidos nos momentos bons e ruins. Que turma foi essa... Vocês são demais!

E, um agradecimento bem especial a minha parceira Talita, que se não fosse você, eu nem teria realizado a inscrição para o processo seletivo deste mestrado. Obrigada por cada momento juntas, por todos os fins de semanas e madrugadas de estudos, por todos os conselhos e broncas. Não há palavras pra expressar tamanha gratidão por nossa amizade.

Ao meu orientador Professor Eraldo, por ter me recebido gentilmente e ter encarado essa jornada até o fim comigo. Por ser essa pessoa carismática, sempre cheio de histórias pra contar, sempre tornando todos os momentos mais engraçados. Por todas as emoções e adrenalinas vivenciadas ("*Vai Cuuuuurinnntias*!!").

Ao meu coorientador Professor Siqueira, por ter se disponibilizado a coorientar-me, pelas dúvidas sanadas, pelas sugestões e materiais fornecidos.

À Professora Dra. Isolde, por todo carinho, pelos abraços e palavras nos momentos mais oportunos. Por todos os trabalhos produzidos, quanto aprendizado. Por toda parceria e por acreditar e me fazer acreditar que seria possível. E, por você ser assim, essa pessoa muito querida, uma mulher batalhadora, uma mãe incrível para nós alunos do mestrado. Te admiro demais!

Aos Professores que compuseram as bancas de qualificação e defesa por todas as críticas e sugestões enriquecedoras.

À CAPES, pela bolsa que foi fundamental para minha permanência e dedicação ao curso e atividades envolvidas.

Enfim, agradeço a todos que de alguma maneira colaboraram com esse trabalho e com o meu crescimento, sempre me dando motivações para continuar.

Muito obrigada!

“*Nem todo mundo vai compreender*
isso tudo que você é
o que não significa
que você deva se esconder
ou se calar
O mundo tem medo
de mulheres extraordinárias"
(Ryane Leão)

Resumo

Os modelos de equações estruturais (MEE) são modelos estatísticos complexos que permitem quantificar as relações descritas por um modelo teórico, cujo principal interesse é a modelagem de variáveis não observadas (variáveis latentes). Sendo esta considerada não apenas como uma técnica propriamente dita e sim a conjunção de várias técnicas multivariadas: análise de regressão, análise de caminhos (Path analysis) e análise fatorial. Quando utilizadas conjuntamente, estas técnicas oferecem soluções simultâneas com grande poder de síntese e explicação para avaliar as possíveis relações entre diferentes construtos. Na qual, a sua utilização em estudos da área da saúde pode contribuir de maneira significativa para aquisição de dados de maior qualidade (validade/confiabilidade) e para confecção de modelos que preservem a natureza das variáveis de estudo (latente/manifesta) e a sustentação teórica subjacente. Assim, essa dissertação tem por objetivo apresentar uma descrição das técnicas relacionadas à modelagem de equações estruturais, bem como, os conceitos e testes específicos desta metodologia. Por fim, realizar três aplicações da MEE utilizando-se dados da área da saúde. Em especifico, estudar as propriedades psicométricas de três instrumentos de medida: Inventário de Transições de Carreira (ITC-Br), Instrumento de Avaliação de atitudes relacionadas ao Lazer (IAAL) e Escala de Resiliência (RS-14).

Palavras-chave: Modelagem de Equações Estruturais. Análise Fatorial Confirmatória. Análise de Caminhos. Validação Psicométrica.

Abstract

Structural equation models (SEM) are complex statistical models that allow quantifying the relations described by a theoretical model, whose main interest is the modeling of unobserved variables (latent variables). This is considered not only as a technique, but also as a combination of several multivariate techniques: regression analysis, path analysis and factor analysis. When used together, these techniques offer simultaneous solutions with great power of synthesis and explanation to evaluate the possible relationships between different constructs. In which, its use in health studies can contribute significantly to the acquisition of higher quality data (validity / reliability) and to the creation of models that preserve the nature of the study variables (latent / manifest) and the support underlying theoretical framework. Thus, this dissertation aims to present a description of the techniques related to the modeling of structural equations, as well as, the concepts and specific tests of this methodology. Finally, to perform three applications of the SEM using data from the health area. Specifically, to study the psychometric properties of three measurement instruments: Career Transition Inventory (ITC-Br), Leisure-Attitude Assessment Tool (IAAL) and Resilience Scale (RS-14).

Keywords: Modeling of Structural Equations. Confirmatory Factorial Analysis. Path Analysis. Psychometric Validation.

Lista de ilustrações

Figura 1.1.1–Exemplo de métodos de análise de dados incluídos por um modelo de equações estruturais. 19
Figura 1.1.2–Modelo de Caminho de uma regressão múltipla. 19
Figura 1.1.3–Representação gráfica de: (a) um modelo de medida com 2 variáveis latentes exógenas $(\xi_1 \ e \ \xi_2)$ operacionalizadas por 3 variáveis manifestas independentes (x). (b) um modelo de equações estruturais com 2 variáveis latentes exógenas $(\xi_1 \ e \ \xi_2)$ operacionalizadas por 3 variáveis manifestas independentes (x) e uma variável latente endógena (η) operacionalizada por 4 variáveis manifestas dependentes (y). 22
Figura 1.2.1–Modelo fatorial de segunda ordem, estilos de enfrentamento, considerando as variáveis manifestas: Itens de resolução de problemas (P1-P3), Itens de reestruturação cognitiva (C1-C3), Itens de Expressão de emoção (E1-E3), Itens de suporte social (S1-S3). 24
Figura 1.2.2–Exemplo de um modelo bifatorial de inteligência verbal, considerando as variáveis manifestas: Teste de vocabulário (VOC), Teste de semelhanças (SIM), Teste de informação (INF), Teste de compreensão (COM), Teste aritmética (ARI), Teste do *digite span* (DS) e Teste do número e sequenciamento de cartas (LNS). 26
Figura 1.3.1–Símbolos e seus respectivos significados em um modelo de caminhos. . 28
Figura 1.4.1–Etapas da modelagem. 32
Figura 2.3.1–Estrutura fatorial do ITC-Br com quatro fatores (TCI1). 49
Figura 2.3.2–Estrutura fatorial do ITC-Br com cinco fatores (TCI2). 49
Figura 2.3.3–Estrutura bifatorial do ITC-Br (TCI3). 50
Figura 3.3.1–Modelo M1. 61
Figura 3.3.2–Modelo M2. 62
Figura 3.3.3–Modelo M3. 62

Figura 3.3.4–Modelo M4. 63
Figura 3.3.5–Modelo M5. 63
Figura 4.3.1–Modelo RES1. 74
Figura 4.3.2–Modelo RES2. 75
Figura 4.3.3–Modelo RES3. 75
Figura 4.3.4–Modelo RES4. 75

Lista de tabelas

Tabela 1 – Correlações entre as variáveis do modelo. 29
Tabela 2 – Simulação de dados $(n = 1000)$ 30
Tabela 3 – Características sociodemográficas e profissionais dos participantes. . . 46
Tabela 4 – Cargas fatoriais (*loadings*) geradas para os itens do instrumento ITC-Br. 47
Tabela 5 – Índices de ajuste dos modelos testados para o ITC-Br. 48
Tabela 6 – Características sociodemográficas dos idosos participantes do estudo. . 59
Tabela 7 – Estatística descritiva da atitude relacionada ao lazer em idosos. 60
Tabela 8 – Autovalores e variância explicada $(\%)$ com rotação Varimax para escala de atitude do lazer em idosos. 60
Tabela 9 – Índices de qualidade de ajuste obtidos pelo método ML para os modelos propostos para IAAL. 64
Tabela 10 – Características dos estudantes de medicina participantes do estudo. . . 71
Tabela 11 – Cargas fatoriais geradas para os itens dos fatores da RS-14. 72
Tabela 12 – Características dos participantes do estudo de acordo com o nível de resiliência. 73
Tabela 13 – Índices de ajuste dos modelos para RS-14. 76

Lista de abreviaturas e siglas

ACP	Análise de Componentes Principais
AEE	Análise de Equações Estruturais
AFC	Análise Fatorial Confirmatória
AFE	Análise Fatorial Exploratória
AIC	Akaike Information Criterion
AMOS	Analysis of Moment Structures
BIC	Bayes Information Criterion
CFA	Confirmatory Factor Analysis
CFI	Comparative Fit Index
CTI	Career Transitions Inventory
CTI-Fr	Career Transitions Inventory French
COPEP	Comitê de Ética em Pesquisa
DP	Desvio Padrão
EFA	Exploratory Factor Analysis
GFI	Goodness of Fit Index
GL	Graus de Liberdade
IAAL	Instrumento de Avaliação de Atitudes relacionadas ao Lazer

IDATE	Inventário de Ansiedade Traço-Estado
ITC-Br	Inventário de Transições na Carreira
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin
LAM	Leisure Attitude Measurement
LAS	Leisure Attitude Scale
LISREL	Linear Structural Relationships
MEE	Modelagem de Equações Estruturais
MEEN	Mini-Exame do Estado Mental
ML	Máxima Verossimilhança
NFI	Normed Fit Index
NNFI	Bentler-Bonett-Non-Normed Fit Index
PCFI	Parsimony Comparative Fit Index
PGFI	Parsimony Goodness of Fit Index
PNFI	Parsimony Normed Fit Index
QSD	Questionário Sociodemográfico
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
RS	Resilience Scale
RS-14	14-Item Resilience Scale
SAS	Statistical Analysis Software
SEM	Structural Equation Modeling
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido
TLI	Tucker-Lewis Index
UEM	Universidade Estadual de Maringá

Sumário

Introdução **16**
1 Revisão de Literatura **18**
1.1 Modelagem de Equações Estruturais 18
1.2 Análise Fatorial Confirmatória 23
1.2.1 Modelos Fatoriais 23
1.2.2 Modelos Bifatoriais 25
1.2.2.1 Vantagens dos Modelos Bifatoriais 26
1.3 Análise de Caminhos (Path Analysis) 27
1.3.1 Modelos de caminhos (Path Models) 28
1.3.2 Um exemplo numérico 29
1.4 Etapas da análise de equações estruturais 31
1.4.1 Elaboração do modelo teórico 32
1.4.2 Coleta dos dados 33
1.4.3 Especificação do modelo 33
1.4.4 Identificação do modelo 34
1.4.5 Estimação do modelo 35
1.4.6 Avaliação da qualidade do modelo 36
1.5 Aplicações da MEE 39
2 Validação psicométrica do ITC-Br para profissionais brasileiros **41**
2.1 Introdução 42
2.2 Métodos 44
2.2.1 Delineamento amostral 44
2.2.2 Instrumento de medida 44
2.2.3 Análise estatística 45
2.3 Resultados 45
2.4 Conclusões 51
3 Estudo das propriedades psicométricas do Instrumento de Avaliação de Atitudes relacionadas ao Lazer para idosos **52**
3.1 Introdução 53
3.2 Metodologia 56

3.2.1 Delineamento amostral 56
3.2.2 Instrumentos de medida 57
3.2.3 Análise estatística 57
3.3 Resultados e Discussões 58
3.4 Conclusões 65
4 Modelos de equações estruturais para resiliência de estudantes de medicina 66
4.1 Introdução 67
4.2 Métodos 69
4.2.1 Amostra 69
4.2.2 Instrumento 70
4.2.3 Análise estatística 70
4.3 Resultados 71
4.4 Conclusões 76

5 Conclusão 77

Referências 79

Apêndices 86
APÊNDICE A Exemplo numérico: códigos em R 87
APÊNDICE B Artigo 2: códigos em R 91

Introdução

A generalização do uso da Modelagem de Equações Estruturais (*Structural Equation Modeling*, SEM, em inglês) ocorreu entre os anos 70 e 80 do século passado, a partir dos estudos do psicometrista Karl Jöreskog. Naquela ocasião, seu principal propósito era desenvolver métodos para estimar a estrutura de covariância das matrizes de dados, para variáveis observadas (MARÔCO, 2010).

Pilati e Laros (2007) relatam que a Modelagem de Equações Estruturais (MEE) tem uma origem histórica híbrida e aplicada a resolução de problemas práticos de testagem de modelos complexos, com múltiplas variáveis simultâneas e traços latentes. E, por esse motivo, é muitas vezes apresentada como uma mistura de análise fatorial e análise regressão, que permite aos pesquisadores testar estruturas fatoriais de instrumentos de medida psicométrica. Podendo ser utilizada também para analisar relações explicativas entre múltiplas variáveis latentes, ou observadas, simultaneamente.

Na tentativa de se aproximar à realidade, a construção de modelos complexos é uma necessidade inevitável. Esses modelos acabam por incorporar uma grande quantidade de variáveis e todo um conjunto de interações que nem sempre são previsíveis. Em face dessas exigências, a abordagem da MEE tem sido a solução, a qual revela-se uma técnica mais eficiente para abordar essa problemática, uma vez que oferece uma série de vantagens quando comparada ao uso de outras técnicas estatísticas: análise de regressão múltipla, análise discriminante, análise de variância e outras técnicas fatoriais.

Jöreskog e Sörbom (1982) destacam em suas análises a presença de três situações que demandam o uso das equações estruturais ao invés dos modelos de regressão linear: *(a)* As variáveis verificadas contêm erros de medidas e quando os interesses estão focados nos relacionamentos entre as variáveis verdadeiras; *(b)* Existência de interdependência ou causas simultâneas entre as variáveis respostas observadas; *(c)* As variáveis explicativas importantes não forem observadas ou omitidas.

Assim como a maioria das técnicas de análise de dados, a MEE é útil para testar modelos teóricos em diferentes áreas do conhecimento. Jöreskog e Sörbom (1982), observaram a utilização da MEE para solução de problemas em ciências sociais e do comportamento humano, sendo aplicados no marketing e nas tradicionais áreas de sociologia, psicologia, educação e econometria. Por outro lado, no contexto brasileiro, a MEE é muito utilizada em pesquisas de psicologia organizacional e do trabalho, marketing, gestão de pessoas, entre outras áreas (PILATI; LAROS, 2007).

Observa-se que a MEE é uma técnica bastante útil para o desenvolvimento teórico de diversas subáreas da Psicologia, bem como para outras áreas que tenham a necessidade de mensuração e teste de relações entre fenômenos complexos, as quais exijam a análise de múltiplas relações simultâneas (PILATI; LAROS, 2007). Por exemplo, em estudos epidemiológicos e de saúde pública, os quais geralmente observa-se uma grande quantidade de variáveis e é, muito, comum o interesse em se conhecer os múltiplos determinantes de possíveis relações de causa e efeito, tais como: fatores socioeconômicos, demográficos, biológicos, comportamentais e temporais entre outros, envolvidos no fenômeno estudado.

Nota-se ainda, que na área da saúde, a utilização da modelagem de equações estruturais tem ganhado espaço nos últimos anos. A mesma, apesar de não ser uma técnica recente, tem-se popularizado devido à maior divulgação de suas aplicações nessas diferentes áreas do conhecimento, bem como, ao desenvolvimento de programas computacionais com interface mais simples. Na área da saúde, essa modelagem tem sido empregada tanto em estudos observacionais quanto experimentais com aplicações que variam desde a validação de instrumentos de medida até a elaboração de modelos preditivos complexos (BONAFÉ et al., 2015).

Com vistas, a superar as limitações dos métodos usuais utilizados atualmente na análise de dados da área de saúde e aumentar a validade dos achados, essa dissertação tem como objetivos principais promover a divulgação e a incorporação da MEE aos estudos na área de saúde. Desta forma, no capítulo 1 é realizada uma revisão da literatura a respeito da Modelagem de Equações Estruturais, e é apresentado uma descrição das técnicas relacionadas à mesma, tais como: Análise fatorial Confirmatória e a Análise de Caminhos. Como resultados serão apresentados três capítulos: o primeiro (capítulo 2), aborda a validação psicométrica do Inventário de Transição de Carreira (*Career Transition Inventory*, CTI) para profissionais brasileiros. O terceiro capítulo, artigo 2, refere-se a aplicação da MEE para mensurar a atitude da pessoa idosa face ao lazer. Por fim, no terceiro artigo, é realizado o estudo de modelos de equações estruturais para Escala de Resiliência em sua versão reduzida (RS-14).

Capítulo 1

Revisão de Literatura

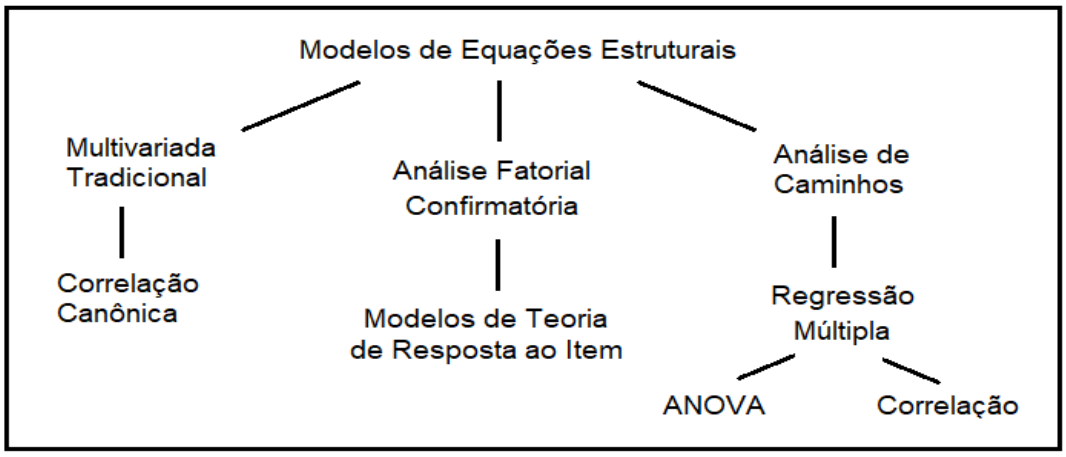
1.1 Modelagem de Equações Estruturais

A Modelagem de Equações Estruturais (MEE) é um conjunto de procedimentos estatísticos que aborda diversas outras técnicas, principalmente as multivariadas, permitindo avaliar relações de dependência e independência entre uma ou mais variáveis (SANTOS, 2017). Por ser uma técnica que engloba diversas outras, a MEE é conhecida por diversos nomes: análise de variáveis latentes, análise fatorial confirmatória, análise de caminhos (path analysis) ou simplesmente análise LISREL (**LI**near **S**tructural **REL**ationships, nome do primeiro pacote computacional para esse fim) (SILVA, 2006; HAIR et al., 2009).

Segundo Hair et al. (2009), a MEE é uma extensão de diversas técnicas multivariadas (Figura 1.1.1), mais precisamente da regressão múltipla e da análise fatorial. Para eles, sua diferença em relação as outras técnicas multivariadas é que, por meio da MEE, pode-se estimar todas as relações/equações simultaneamente. Em outras palavras, quando técnicas SEM são empregadas, elas são equivalentes à execução de análise fatorial e análise de regressão em um passo.

Uma outra característica única da MEE é a possibilidade de considerar, em simultâneo, vários tipos de variáveis (MARÔCO, 2010). Em análise de equações estruturais é usual classificar as variáveis em dois tipos: variáveis manifestas (varáveis medidas, manipuladas ou observadas diretamente) e variáveis não diretamente observáveis ou mensuráveis (variáveis latentes ou construtos), sendo a sua existência indicada pela sua manifestação em variáveis indicadoras. E ainda, as variáveis (latentes ou manifestas) podem ser categorizadas em: aquelas sem causa direta (exógena), ou seja, não são influenciadas ou não sofrem efeito de outras variáveis; e aquelas com causa direta (endógena), que recebem influencia

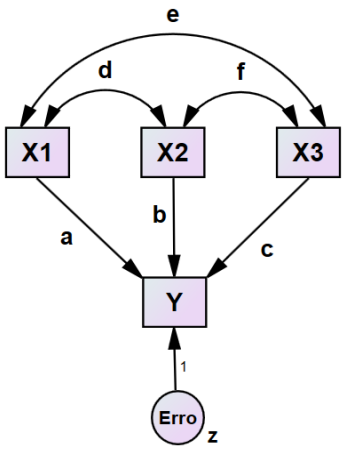
de outras variáveis presentes no modelo (BEAUJEAN, 2014; AMORIM et al., 2012).



Fonte: Beaujean (2014)

Figura 1.1.1 – Exemplo de métodos de análise de dados incluídos por um modelo de equações estruturais.

Em regressão, as variáveis exógenas são algumas vezes chamadas de variáveis preditoras e em delineamento experimental são conhecidas por variáveis independentes. Por outro lado, as variáveis endógenas são chamadas de variáveis de resultado (variável resposta) na regressão, e variáveis dependentes em um delineamento experimental (BEAUJEAN, 2014). Por exemplo, na Figura 1.1.2, as variáveis $X1$, $X2$ e $X3$ são todas exógenas, uma vez que elas causam outra variável, enquanto Y é endógena, pois recebe causa direta de outras variáveis.



Fonte: Beaujean (2014)

Figura 1.1.2 – Modelo de Caminho de uma regressão múltipla.

As variáveis endógenas sempre possuem um termo de erro associado a elas. Este termo de erro é algumas vezes chamado de resíduo ou perturbação, os quais representam a discrepância entre os valores observados e os valores preditos pelo modelo. A variabilidade dessas discrepâncias é a variância do erro, que é a quantidade de variância em uma variável endógena não explicada pelas outras variáveis no modelo. O termo de erro é uma variável latente exógena: não é observado e influência uma variável (BEAUJEAN, 2014).

Os modelos em equações estruturais podem ser organizados em dois submodelos (Figura 1.1.3) de acordo com a estrutura relacional entre as variáveis: o modelo de medida e o modelo estrutural (MARÔCO, 2010). O modelo de medida define a forma como as variáveis latentes são operacionalizadas pelas variáveis manifestas, isto é, o modelo de medida descreve as ligações entre as variáveis latentes e suas medidas observadas. Esta parte do modelo está relacionada ao uso de análise fatorial confirmatória, que determina a forma como as variáveis latentes são construídas a partir das variáveis observadas (AMORIM et al., 2012).

Centrando todas as variáveis (i.e, $X_{C_i} = X_i - \bar{X}$), o modelo de medida das variáveis dependentes ou endógenas, pode escrever-se como (BOLLEN, 1989):

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Lambda}_y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \tag{1.1.1}$$

onde

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix}$$

é o vetor $(p \times 1)$ das p variáveis dependentes, ou de respostas, manifestas;

$$\boldsymbol{\Lambda}_y = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1r} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2r} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \lambda_{p1} & \lambda_{p2} & \cdots & \lambda_{pr} \end{bmatrix}$$

é a matriz $(p \times r)$ dos pesos fatoriais de η em **y**;

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_r \end{bmatrix}$$

é o vetor $(r \times 1)$ das r variáveis latentes dependentes; e

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{bmatrix}$$

é o vetor $(p \times 1)$ dos erros de medida de **y**.

De forma semelhante, o modelo de medida para as variáveis independentes ou exógenas centradas é:

$$\mathbf{x} = \mathbf{\Lambda}_x \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta}, \tag{1.1.2}$$

onde

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_q \end{bmatrix}$$

é o vetor $(q \times 1)$ das q variáveis independentes ou preditoras manifestas;

$$\mathbf{\Lambda}_x = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1s} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2s} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \lambda_{q1} & \lambda_{q2} & \cdots & \lambda_{qs} \end{bmatrix}$$

é a matriz $(q \times s)$ dos pesos fatoriais de ξ em **x**;

$$\boldsymbol{\xi} = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_s \end{bmatrix}$$

é o vetor $(s \times 1)$ das s variáveis latentes independentes ou preditoras; e

$$\boldsymbol{\delta} = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_q \end{bmatrix}$$

é o vetor $(q \times 1)$ dos erros de medida de **x**.

Por outro lado, o modelo estrutural define as relações causais ou de associação entre as variáveis latentes (MARÔCO, 2010). Este modelo, novamente com as variáveis centradas, pode escrever-se como (BOLLEN, 1989):

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta}, \tag{1.1.3}$$

onde

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{12} & \vdots & \beta_{1r} \\ \beta_{21} & 0 & \vdots & \beta_{2r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta_{r1} & \beta_{r2} & \vdots & 0 \end{bmatrix}$$

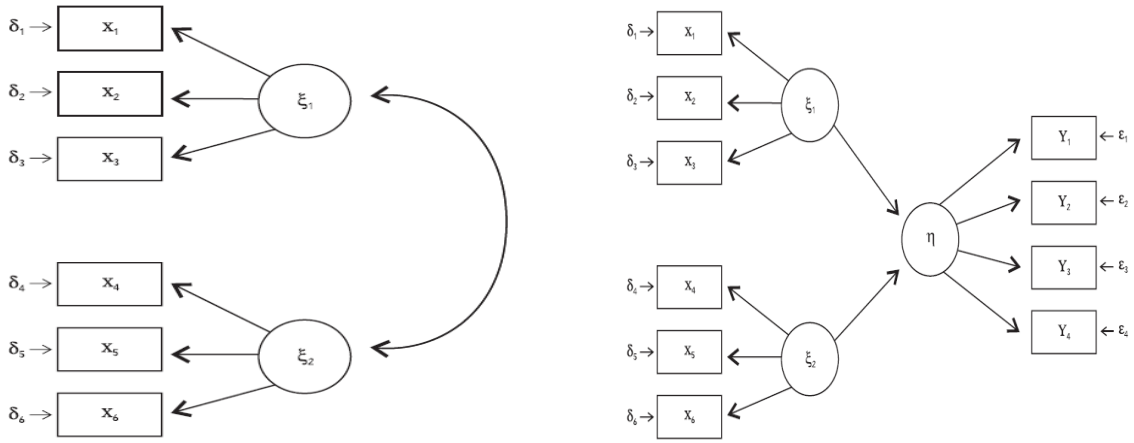
é a matriz $(r \times r)$ dos coeficientes de $\boldsymbol{\eta}$ no modelo estrutural com $\beta_{ii} = 0$;

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \vdots & \gamma_{1s} \\ \gamma_{21} & 0 & \vdots & \gamma_{2s} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma_{r1} & \gamma_{r2} & \vdots & \gamma_{rs} \end{bmatrix}$$

é a matriz $(r \times s)$ dos coeficientes de $\mathbf{x}$ no modelo estrutural; e

$$\boldsymbol{\zeta} = \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_r \end{bmatrix}$$

é o vetor $(r \times 1)$ dos r resíduos ou erros do modelo estrutural (*disturbances*).



(a) Modelo de Medida.

(b) Modelo Estrutural e de medida.

Fonte: Amorim et al. (2010)

Figura 1.1.3 – Representação gráfica de: (a) um modelo de medida com 2 variáveis latentes exógenas $(\xi_1 \; e \; \xi_2)$ operacionalizadas por 3 variáveis manifestas independentes (x). (b) um modelo de equações estruturais com 2 variáveis latentes exógenas $(\xi_1 \; e \; \xi_2)$ operacionalizadas por 3 variáveis manifestas independentes (x) e uma variável latente endógena (η) operacionalizada por 4 variáveis manifestas dependentes (y).

No geral, a modelagem de equações estruturais resume-se em duas etapas: validação do modelo de medida e ajuste do modelo estrutural. A primeira etapa consiste em estabelecer, por meio da análise fatorial confirmatória, quais variáveis observáveis aparentam medir as latentes. Após o modelo teórico ser validado, inicia-se a segunda etapa, a qual é realizada, principalmente, por meio da análise de caminhos (SANTOS, 2017).

1.2 Análise Fatorial Confirmatória

A Análise Fatorial pode ser considerada uma técnica de redução que tem por objetivo explicar a estrutura de variância-covariância existente entre diversas variáveis observáveis, por meio de um número menor de variáveis não observadas (variáveis latentes). Existem dois tipos de análise fatorial: Análise Fatorial Confirmatória (CFA – do inglês, *Confirmatory Factor Analysis*) e a Análise Fatorial Exploratória (EFA – do inglês, *Exploratory Factor Analysis*) (MARÔCO, 2010).

Análise Fatorial Confirmatória (AFC) é caracterizada por um modelo definido previamente, ou seja, é necessário um modelo inicial detalhado e identificado (SANTOS, 2002). A AFC é recomendada nos casos em que o pesquisador apresenta certo conhecimento sobre as variáveis latentes em estudo, isto é, as relações entre as variáveis observáveis e latentes definidas a priori são postuladas a partir do conhecimento teórico para que essa estrutura hipotética seja testada. Devido a essa característica de testar modelos teóricos, a AFC é muito utilizada na modelagem de equações estruturais (LEMKE, 2005).

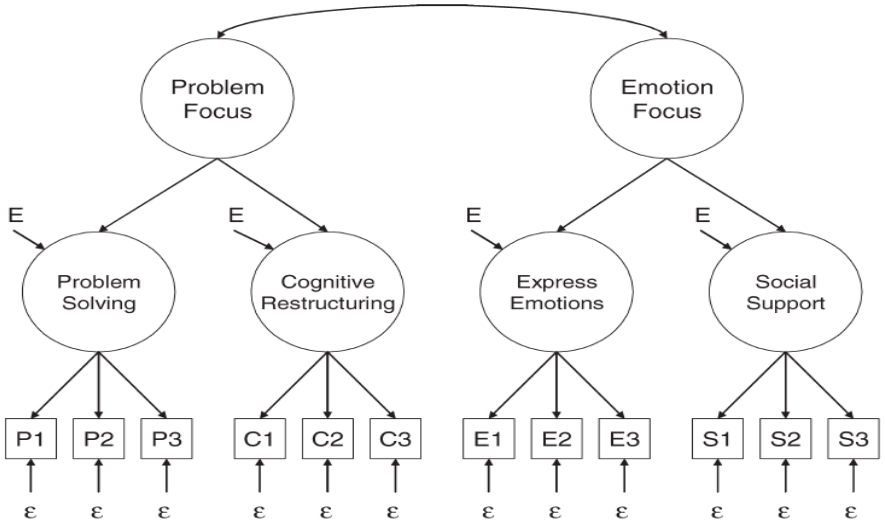
Por outro lado, a Análise Fatorial Exploratória (AFE) pode ser definida como um processo de redução da dimensão dos dados originais, a qual objetiva identificar um pequeno número de fatores que expliquem a maior parte das variações observadas. A AFE é utilizada quando as variáveis observadas e latentes não possuem uma especificação predefinida, isto é, não se tem o conhecimento a priori da relação entre essas variáveis (LEMKE, 2005).

1.2.1 Modelos Fatoriais

A AFC fornece uma estrutura analítica unificadora para abordar uma ampla gama de questões comumente levantadas por cientistas sociais e comportamentais. Pode-se considerar duas classes de modelos na AFC: os modelos de 1ª ordem e os modelos de ordem superior. Nos modelos de primeira ordem, a variável latente determina diretamente as variáveis manifestas (por exemplo, a Figura 1.1.3). Geralmente, são utilizados para explicar fenômenos não muito complexos. Em outros casos, os fenômenos a serem explicados se revelam complexos e nesses casos é mais conveniente proceder a modelagem utilizando-

se modelos de ordem superior, por exemplo, os modelos de segunda ordem ou modelos bifatorais.

Nos modelos de segunda ordem tem-se, num primeiro nível, as variáveis manifestas que representam as variáveis latentes de primeira ordem. Num segundo nível, tem-se as variáveis latentes que são causadoras das variáveis latentes de primeira ordem. Segundo Brown (2014), o objetivo da análise fatorial de ordem superior é fornecer uma explicação mais parcimoniosa para as correlações entre os fatores de ordem inferior. Na Figura 1.2.1 apresenta-se um exemplo de diagrama de caminhos para um modelo fatorial de segunda ordem, na qual o pesquisador está avaliando a estrutura latente de uma medida do questionário de tipos de enfrentamento (FOLKMAN; LAZARUS, 1980; TOBIN et al., 1989).



Fonte: Brown (2014)

Figura 1.2.1 – Modelo fatorial de segunda ordem, estilos de enfrentamento, considerando as variáveis manifestas: Itens de resolução de problemas (P1-P3), Itens de reestruturação cognitiva (C1-C3), Itens de Expressão de emoção (E1-E3), Itens de suporte social (S1-S3).

Ao contrário da AFC de primeira ordem, a AFC de ordem superior testa hipóteses tomando como apoio a teoria a qual procura explicar as relações entre os fatores de primeira ordem e os fatores de ordem superior. Ou seja, as especificações dispostas no processo de modelagem impõem que os fatores de ordem superior expressem efeitos diretos sobre fatores de ordem inferior. Neste caso, as correlações entre os fatores de ordem superior (efeitos diretos), são responsáveis pela covariância dos fatores de ordem inferior. Por outro lado, se nenhuma relação for observada entre os fatores de primeira ordem, não há justificativa para realizar uma análise fatorial de ordem superior (BROWN, 2014).

No contexto da construção de uma teoria que emerge dos dados observados, a análise fatorial de segunda ordem pode se tornar de terceira ordem e prosseguir além, embora tais análises sejam raras na literatura. Também é importante notar que fatores de ordem superior não são definidos por medidas observadas. Logo, este aspecto requer algumas pequenas alterações na programação típica da sintaxe CFA (BROWN, 2014).

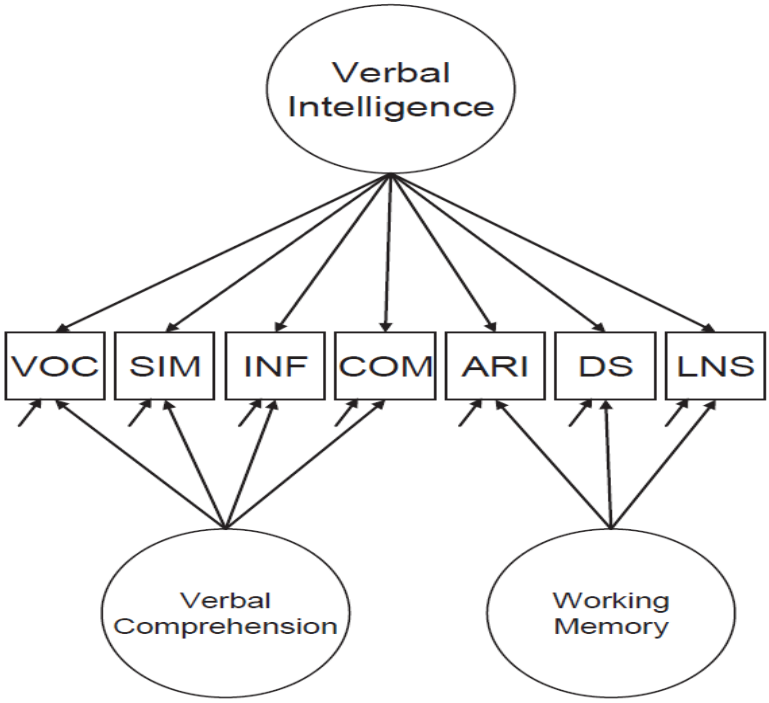
Assim, Brown (2014) apresenta a seguinte sugestão de roteiro a ser seguido para a AFC de ordem superior: (1) Obter uma solução de AFC de primeira ordem bem comportada (por exemplo, boa adaptação, conceitualmente válida); (2) Examinar a magnitude e o padrão de correlações entre fatores para a solução de primeira Ordem; (3) Ajustar o modelo de AFC de segunda ordem, conforme justificado em termos conceituais e empíricos.

1.2.2 Modelos Bifatoriais

A AFC bifatorial é outro tipo de modelo de ordem superior. Em um modelo bifatorial, existe um fator geral que exerce um efeito direto sobre todas as medidas observadas. A AFC bifatorial pode ser empregada para avaliar a confiabilidade de um instrumento de medida de maneira mais eficiente que os métodos tradicionais, por exemplo, o calculo do alfa de Cronbach. Os modelos de AFC de ordem superior caracterizam-se pela modelagem direcionada pela teoria, onde o pesquisador impõe uma estrutura mais parcimoniosa para explorar as inter-relações, entre os fatores estabelecidos pela AFC (BROWN, 2014).

Diferentemente dos modelos fatoriais de segunda ordem, o modelo bifatorial especifica os efeitos diretos dos indicadores de ordem superior (dimensão). Consistente com a parametrização típica do modelo bifatorial, os fatores gerais e específicos do domínio, são especificados como não correlacionados, ou seja, a contribuição dos fatores específicos do domínio para explicar a variabilidade nos indicadores, é independente da variância considerada pelo fator geral (BROWN, 2014).

Na Figura 1.2.2 é apresentado o diagrama de caminhos para um modelo bifatorial, no qual há um fator geral de Inteligência Verbal subjacente a cada um dos testes específicos de inteligência verbal. Além disso, há mais dois fatores (domínios) específicos: o fator Compreensão Verbal e o fator Memória de Trabalho, nos quais cada um é formado pelas variáveis manifestas que explicam sua própria variação.



Fonte: Brown (2014)

Figura 1.2.2 – Exemplo de um modelo bifatorial de inteligência verbal, considerando as variáveis manifestas: Teste de vocabulário (VOC), Teste de semelhanças (SIM), Teste de informação (INF), Teste de compreensão (COM), Teste aritmética (ARI), Teste do *digite span* (DS) e Teste do número e sequenciamento de cartas (LNS).

De um modo geral, os modelos bifatoriais são mais apropriados para modelar problemas, cujos construtos ou medidas, são unidimensionais, mas que ao mesmo tempo apresentam outras variáveis latentes que, representam sub-dimensões (sub-domínios) importantes para a modelagem.

1.2.2.1 Vantagens dos Modelos Bifatoriais

Chen, West e Sousa (2006) delinearam várias vantagens potenciais do modelo bifatorial. O modelo fatorial de segunda ordem esta aninhado dentro do modelo bifatorial (YUNG; THISSEN; MCLEOD, 1999) e neste caso o modelo bifatorial pode ser usado como modelo *baseline* para se proceder a comparação com o modelo de segunda ordem, via diferença de χ^2. Além disso, o modelo bifatorial pode ser utilizado para avaliar a importância de fatores específicos. Por exemplo, ao se incluir um fator geral no modelo, pode ocorrer que um fator específico não seja relevante para a predição das medidas. Ou seja, quando isto ocorre, pode-se concluir que o fator específico não é o único que explica a variação dos

indicadores. Se este for o caso, pode-se facilmente identificar o problema de estimativa, uma vez que as cargas fatoriais do fator específico serão baixas (por exemplo, próximas de zero) ou não significativamente diferente de zero.

Além disso, mantendo-se o fator geral constante, o modelo bifatorial também pode ser utilizado para se examinar se os fatores específicos predizem variáveis externas. Ou seja, outras variáveis importantes que não fazem parte do modelo de medição. Note que não há como proceder desta maneira utilizando-se um modelo de segunda ordem, porque os fatores específicos são representados por variâncias residuais (perturbações) dos fatores de primeira ordem. Os fatores de segunda ordem tem efeitos diretos nos fatores de primeira ordem. A “variância" dos fatores de primeira ordem não reflete a variância total dessas dimensões, mas sim a variabilidade que não é explicada pelos fatores de segunda ordem.

Por razões similares, o cálculo da medida de invariância não pode ser conduzido nos fatores de primeira ordem em modelos de segunda ordem, mesmo que todos os aspectos de um modelo bifatorial possa ser testado pela equivalência entre múltiplos grupos (incluindo estruturas de parâmetros tais como diferenças nas médias latentes).

1.3 Análise de Caminhos (Path Analysis)

Análise de caminhos é uma técnica estatística utilizada para examinar relações causais entre duas ou mais variáveis, a mesma é baseada em um sistema de equações lineares e foi inicialmente desenvolvida por Wright (1921) para aplicação em estudos filogenéticos. Essa técnica pode ser considerada como uma extensão da regressão múltipla, ao permitir a análise de modelos complexos, e por ser capaz de analisar um conjunto de relações de maneira simultânea (SILVA, 2006).

Para Santos (2002), a análise de caminhos enfatiza três componentes: a) o diagrama de caminhos; b) a decomposição das covariâncias e correlações a partir dos parâmetros do modelo; e c) os efeitos das variáveis: direto, indireto e total.

O efeito direto é a influência de uma variável em outra que não é medida por qualquer outra variável no modelo. Por outro lado, o efeito indireto é a influência de uma variável em outra variável, por meio de uma segunda variável (ou terceira ou quarta variável) (BEAUJEAN, 2014).

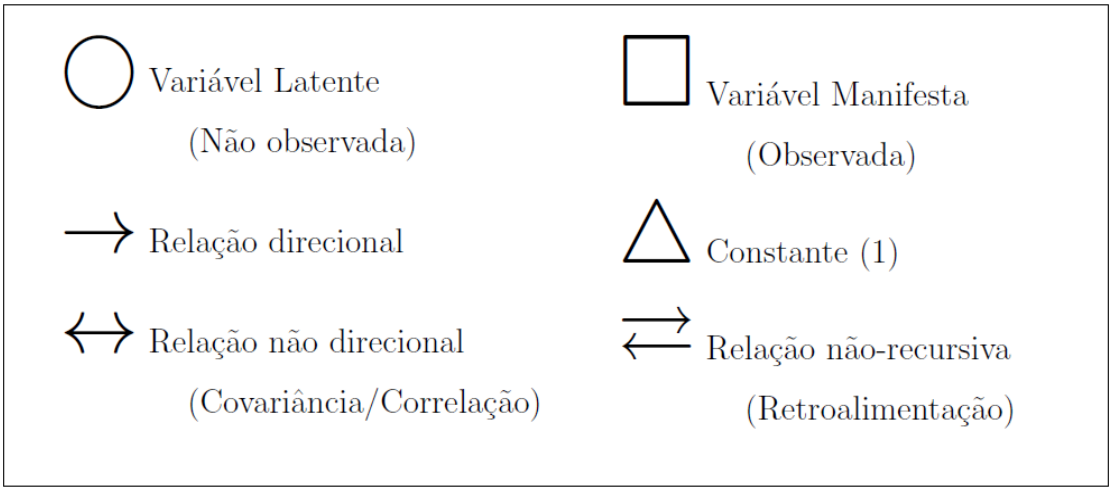
Segundo Hair et al. (2009), a análise de caminhos permite calcular a força das relações entre as variáveis, utilizando somente a matriz de correlação ou covariância como entrada (ver seção 1.3.2). Permite também, decompor a correlação simples entre duas variáveis quaisquer na soma dos caminhos compostos que conectam tais pontos. Um caminho composto é um caminho ao longo das setas de um diagrama que segue as seguintes regras:

1. Depois de ir adiante numa seta o caminho não pode retroceder, mas pode ser revisado antes de ir adiante;
2. O caminho não pode passar pela mesma variável mais de uma vez;
3. Um caminho pode incluir no máximo uma seta de duas pontas (par de variáveis correlacionadas).

1.3.1 Modelos de caminhos (Path Models)

Um modelo de caminho é uma representação pictórica (ou seja, diagrama) de uma teoria de relações das variáveis, ou seja, é uma representação das relações existentes entre variáveis dependentes e independentes. Os modelos de caminho são considerados completos, isto é, todos os relacionamentos importantes são incluídos no modelo (BEAUJEAN, 2014).

De acordo com Amorim et al. (2010), uma das característica da MEE é o uso de modelos de caminhos para visualizar de forma rápida as relações de interdependência de um modelo teórico, modelo no qual é construído por meio de um conjunto de figuras geométricas (Figura 1.3.1) interligadas por setas de acordo com a função que cada variável exerce no modelo.



Fonte: Beaujean (2014)

Figura 1.3.1 – Símbolos e seus respectivos significados em um modelo de caminhos.

Atualmente, a maioria dos *softwares* de AEE permite a especificação do modelo de forma completamente gráfica. Por convenção, as variáveis latentes são representadas por elipses (ou círculos) e as variáveis manifestas por retângulos (ou quadrados) (MARÔCO,

2010). Essas variáveis são conectadas no modelo de caminhos por setas de uma ponta (unidirecionais) ou de duas pontas (bidirecionais). As setas unidirecionais originam-se em uma variável exógena e se direcionam a uma variável endógena, por outro lado, as setas bidirecionais ligam duas variáveis endógenas. Há de se notar que em MEE pode ocorrer casos nos quais uma mesma variável pode ser tanto endógena quanto exógena, uma vez que a mesma envie e receba setas unidirecionais (NETO; SOUSA et al., 2016).

Segundo Amorim et al. (2012), duas suposições são assumidas na construção de um modelo de caminhos: todas as relações causais são mostradas no diagrama, e a escolha dessas relações está de acordo com a teoria que dá suporte à construção do modelo a ser ajustado; e a segunda suposição diz respeito à natureza das relações entre as variáveis, latentes ou observadas, que são assumidas como lineares ou podem ser linearizadas por transformação.

Em resumo, a análise de caminhos é uma técnica estatística para examinar relações causais entre duas ou mais variáveis em um sistema de equações lineares e o modelo de caminhos é o diagrama que relaciona essas variáveis (SILVA, 2006).

1.3.2 Um exemplo numérico

No contexto da análise de equações estruturais, os modelos de regressão e análise de caminhos, são modelos lineares (hipoteticamente causais) que relacionam apenas variáveis manifestas. Para esses modelos, estimar os valores dos parâmetros, utilizando modelo de caminhos, é uma tarefa relativamente simples após o cálculo das covariâncias de todas as variáveis. Assim, para exemplificar como estimar os parâmetros analiticamente, considere a Figura 1.1.2 e o conjunto de dados da Tabela 2.

Da Figura 1.1.2, pode-se observar que todos os possíveis caminhos composto para a correlação entre Y e $X1$, $X2$, $X3$ (respeitando as regras) são, respectivamente:

- $X1$ e Y: a $\rightarrow$ db $\rightarrow$ ec
- $X1$ e Y: b $\rightarrow$ da $\rightarrow$ fc
- $X1$ e Y: c $\rightarrow$ fb $\rightarrow$ ea

Logo, pode-se montar o seguinte sistema

$$\begin{cases} r_{X1Y} = a + db + ec \\ r_{X2Y} = b + da + fc \\ r_{X3Y} = c + fb + ea \end{cases}$$

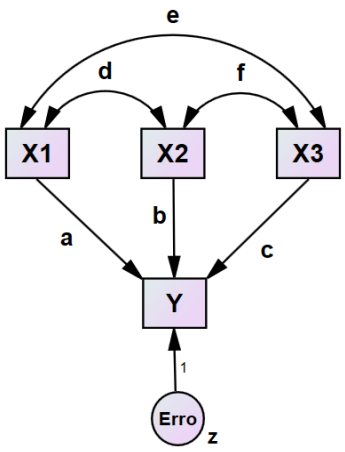
onde, r_{X1Y} é a correlação entre $X1$ e Y, r_{X2Y} a correlação entre $X2$ e Y, e r_{X3Y} a correlação entre $X3$ e Y.

Tabela 1 – Correlações entre as variáveis do modelo.

	X1	X2	X3	Y
X1	1,00	0,62	0,76	0,81
X2	0,62	1,00	0,48	0,77
X3	0,76	0,48	1,00	0,58
Y	0,81	0,77	0,58	1,00

Tabela 2 – Simulação de dados $(n = 1000)$

	X1	X2	X3	Y
1	5.95	2.12	2.47	3.26
2	-0.01	-1.03	-0.30	-0.72
3	5.52	1.01	2.05	2.83
4	-1.52	-0.00	-0.93	-0.35
5	0.74	0.95	0.06	0.15
6	-0.99	-0.08	-0.54	1.00
7	-4.86	-0.34	-1.51	-0.86
8	6.25	0.25	1.39	5.76
9	1.71	-0.06	0.47	-0.25
10	-4.80	-0.14	-1.84	-4.18
11	4.21	2.56	1.04	6.35
12	-5.22	-1.94	-1.28	-6.08
13	-2.77	-1.00	0.28	-4.30
14	2.41	1.20	-0.02	3.06
15	-0.79	-0.72	-0.60	-2.63
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮



Idem a Figura 1.1.2

Por conveniência, as variáveis foram padronizadas, o que torna a Tabela 1 uma matriz de correlação. Da Figura 1.1.2, pode-se notar que d, e e f são setas de duas pontas (correlação) entre variáveis manifestas, ou seja, seus valores são conhecidos por meio da matriz de correlação (Tabela 1):

$$d = 0,62 \qquad e = 0,76 \qquad f = 0,48$$

Assim, tem-se um sistema de três equações e três incógnitas.

$$\begin{cases} r_{X1Y} = a + db + ec \\ r_{X2Y} = b + da + fc \\ r_{X3Y} = c + fb + ea \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} 0,81 = a + 0,62b + 0,76c \\ 0,77 = b + 0,62a + 0,48c \\ 0,58 = c + 0,48b + 0,76a \end{cases}$$

Com um pouco de álgebra, tem-se a seguinte solução para a, b e c

$$a = 0,61 \qquad b = 0,44 \qquad c = -0,09$$

Para verificar as estimativas, basta substituir os valores estimados para a, b e c de volta em uma das equações de correlação originais (neste caso, a equação para r_{X1Y}) e verificar se retorna o valor correto.

$$\begin{aligned} r_{X1Y} = 0,81 &= a + 0,62b + 0,76c \\ 0,81 &= 0,61 + 0,62(0,44) + 0,76(-0,09) \\ 0,81 &= 0,61 + 0,27 - 0,07 \\ 0,81 &= 0,81 \end{aligned}$$

Para resolver z, segue-se os mesmos passos da resolução para a, b e c, observando que $r_{YY} = \sigma^2_{YY} = 1$, uma vez que as variáveis são padronizadas. Assim, tem-se

$$\begin{aligned} r_{YY} = 1 &= a^2 + b^2 + c^2 + 2(cea) + 2(cfb) + 2(bda) + z \\ 1 &= (0,61)^2 + (0,44)^2 + (-0,09)^2 + 2(-0,09)(0,76)(0,61) + \\ &\quad 2(-0,09)(0,48)(0,44) + 2(0,44)(0,62)(0,61) + z \\ 1 &= 0,37 + 0,19 + 0,008 - 0,08 - 0,04 + 0,33 + z \\ 1 &= 0,778 + z \\ z &= 1 - 0,778 \\ z &= 0,222 \end{aligned}$$

Observe que z é a quantidade de variância de Y não explicada pelas variáveis preditoras. Assim, para estimar a quantidade de variância de Y que as variáveis preditoras explicam (ou seja, R^2 – Coeficiente de determinação), utiliza-se a mesma fórmula utilizada para r_{YY}, mas deixando de fora o termo de erro (z).

$$R^2 = a^2 + b^2 + c^2 + 2(cea) + 2(cfb) + 2(bda) = 0,778.$$

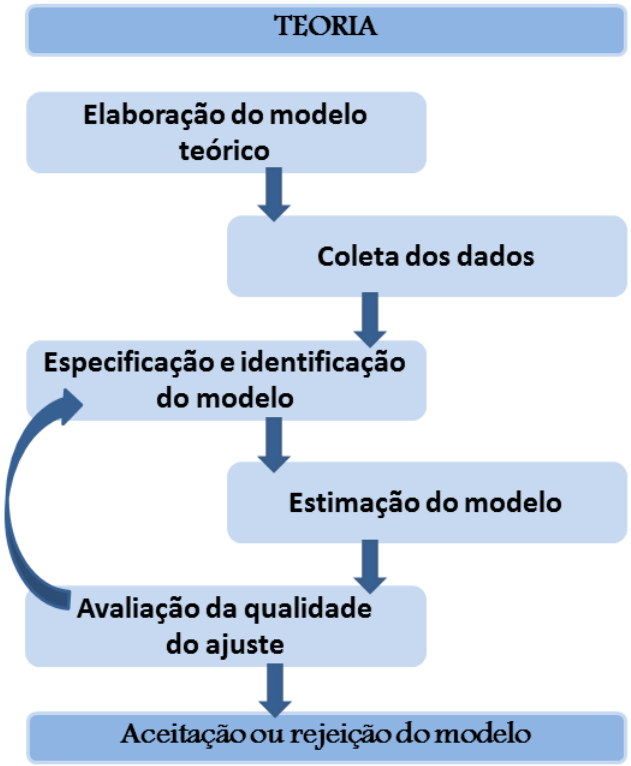
O coeficiente de determinação varia entre 0 e 1 ($0 \leq R^2 \leq 1$), e considera-se que R^2 superiores a $0,5$ são indicadores de modelos com capacidades explicativas adequadas. Quanto mais próximo de 1 estiver o R^2 melhor será o poder explicativo do modelo (MARÔCO, 2010).

Estimavas iguais as calculadas anteriormente, a menos do erro de arredondamento, são 'facilmente' obtidas (com auxílio de algum *software* estatístico) utilizando-se análise de regressão ou MEE. Neste exemplo, utilizou-se os dados padronizados (matriz de correlação), portanto, ao comparar estes resultados com outras técnicas, deve-se tomar o cuidado de sempre verificar se as estimativas estão ou não padronizadas.

1.4 Etapas da análise de equações estruturais

A AEE desenrola-se, geralmente, num conjunto de etapas sucessivas, de complexidade crescente e recorrente. Da Figura 1.4.1, pode-se observar que na modelagem de equações

estruturais são necessários vários passos até chegar ao resultado final, e, além disso, são necessários cálculos relativamente complexos para sua estimação. Por conta dessa complexidade, para que as análises sejam consistentes, os dados recolhidos devem obedecer a uma estratégia de análise bem definida e estabelecida *a priori* (MARÔCO, 2010).



Fonte: (MARÔCO, 2010)

Figura 1.4.1 – Etapas da modelagem.

1.4.1 Elaboração do modelo teórico

Na origem do processo está o referencial teórico, o buraco negro da análise, em torno do qual gravitam os possíveis modelos teóricos que o investigador deve testar. É a teoria que permite ao investigador fazer a elaboração do modelo teórico que hipotetiza as relações entre as variáveis, que os dados irão ou não confirmar. Nesta etapa operacionaliza-se o modelo relacional que, de acordo com o referencial teórico, é capaz de explicar um determinado fenômeno, comportamento, relacionamento causal, etc... Esta etapa exige a revisão do estado da arte para que, quer as varáveis relevantes, quer as relações adequadas entre estas possam ser contempladas no modelo (MARÔCO, 2010).

1.4.2 Coleta dos dados

Uma vez estabelecido o modelo teórico a se testar, o próximo passo é a coleta dos dados, isto é, qual instrumento de medida utilizar, como e quais variáveis medir, quantos participantes, etc... Outra questão importante nesta etapa, é a de qual deve ser a dimensão da amostra (MARÔCO, 2010).

No contexto da análise de regressão, alguns autores sugerem pelo menos 5 observações por cada variável presente no modelo, de forma a garantir que existe variabilidade suficiente para estimar cada um dos parâmetros do modelo. Por outro lado, em AEE, Marôco (2010) sugere entre 10 e 15 observações por cada variável manifesta ou, melhor, pelo menos 5 observações por cada parâmetro a estimar que, quando possui variáveis latentes, pode exceder em 2-3 vezes o número de variáveis manifestas no modelo.

Naturalmente, o número, o tipo de variáveis e as relações estruturais consideradas no modelo, bem como os parâmetros associados a estimar, são determinantes na dimensão da amostra mínima necessária.

1.4.3 Especificação do modelo

Em MEE, uma das questões primordiais diz respeito à especificação do modelo. Isso é, o estabelecimento de relações entre as variáveis, a definição dos tipos de variáveis no modelo e a caracterização do tipo de modelo existente. Uma forma comum de especificação, é a representação gráfica dos modelos estruturais (diagrama de caminhos) (PILATI; LAROS, 2007).

Segundo Marôco (2010), nesta etapa é necessário decidir, que variáveis manifestas operacionalizam que variáveis latentes; que relações causais entre variáveis latentes e/ou variáveis manifestas devem ser incluídas/excluídas; que associações (não causais) devem ser incluídas/omitidas do modelo e, que erros ou resíduos, devem ser correlacionados. Etapa na qual é particularmente crítica, pois a omissão ou inclusão de variáveis relevantes para explicar a estrutura relacional entre as variáveis pode conduzir aos chamados “erros de especificação": o modelo tem mais variáveis e ou relações entre variáveis do que aquelas que é possível estimar pelos dados, ou ainda, o modelo tem menos variáveis do que aquelas necessárias para explicar as verdadeiras relações entre variáveis.

Assim, é necessário observar algumas regras de especificação, as quais dependem do tipo de modelo. Nos modelos de medida, assume-se que as variáveis latentes causam as variáveis manifestas e, a variância das variáveis manifestas que não é explicada pelas variáveis latentes é explicada por outras variáveis latentes, denominados erros de medida (ou resíduos). Nos modelos estruturais assume-se que as relações são sempre desenhadas

de ‘causa para efeito’ e que a variância das variáveis exógenas, não explicada pelas variáveis endógenas, é explicada por erros, *disturbances* ou perturbações (erros associados a variáveis latentes) (MARÔCO, 2010).

1.4.4 Identificação do modelo

Em regressão, a identificação dos modelos “nunca" é um problema porque eles são sempre modelos determinados, ou seja, o número de parâmetros a serem estimados é exatamente igual à quantidade de informações não redundantes nos dados (BEAUJEAN, 2014). Por outro lado, em AEE, considerando um modelo com p variáveis manifestas dependentes e q variáveis manifestas independentes, o número de elementos não redundantes da matriz de covariância é dado por (MARÔCO, 2010):

$$\text{informação não redundante num conjunto de dados} = \frac{(p+q)(p+q+1)}{2} \tag{1.4.1}$$

E, representando por t o número de parâmetros a estimar, os graus de liberdade do modelo podem ser facilmente calculados utilizando-se a Equação 1.4.2.

$$g.l = \frac{(p+q)(p+q+1)}{2} - t \tag{1.4.2}$$

Nos modelos de equações estruturais a identificação é mais complexa do que com a regressão, pois os modelos podem classificar-se em (MARÔCO, 2010):

(i) Modelos indeterminados ou sub-identificados: são modelos onde os graus de liberdade são negativos ($g.l < 0$), ou seja, o número de parâmetros a estima é superior às informações presentes nas variáveis manifestas (variância e covariâncias). Modelos com essa característica possuem infinitas soluções possíveis e por isso não são avaliáveis.

(ii) Modelos determinados, identificados ou saturados: são modelos cujo os graus de liberdades são iguais a zero ($g.l = 0$), isto é, o número de parâmetros a estimar é igual ao número de elementos não redundantes da matriz de covariância. Os modelos determinados possuem apenas uma solução, não sendo necessário avaliar a qualidade do ajustamento do modelo.

(iii) Modelos sobre-identificados ou sobre-saturados: são modelos com graus de liberdade superiores a 0 ($g.l > 0$), ou seja, o número de parâmetros a estimar é inferior ao número de elementos não redundantes da matriz de covariância. Nestes modelos, a qualidade de ajustamento pode ser avaliada. Porém, para que os parâmetros sejam estimáveis é necessário impor algum tipo de modelo explicativo ou restrição “teórica".

1.4.5 Estimação do modelo

A fase de estimação do modelo consiste na obtenção de estimativas dos parâmetros, a qual é feita por meio das matrizes de covariâncias das variáveis manifestas. Ou seja, esta fase tem por objetivo encontrar um conjunto de estimativas para os parâmetros do modelo que maximizem a probabilidade de observar a estrutura correlacional das variáveis manifestas observadas na amostra (MARÔCO, 2010).

Segundo Marôco (2010), os métodos de ajustamento usados em AEE e respectivas funções de discrepância variam de acordo com o *software* e o tipo de pressupostos sobre a natureza da medida e das distribuições das variáveis utilizados. A maioria dos *softwares* utilizam um ou mais métodos, no entanto, os mais frequentes são: Máxima Verossimilhança e Mínimos Quadrados Generalizados.

– Método de Máxima Verossimilhança (ML)

O método de máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood*) é o considerado um método tradicional e mais utilizado em AEE. O método ML produz estimativas dos parâmetros centradas e consistentes, ou seja, conforme a dimensão da amostra (n) aumenta, as estimativas se aproximam do verdadeiro valor do parâmetro populacional, com distribuição normal. A função de discrepância de máxima verossimilhança que o algoritmo iterativo minimiza é (MARÔCO, 2010):

$$f_{ML} = \log\left|\Sigma\left(\hat{\theta}\right)\right| + tr\left(S\Sigma\left(\hat{\theta}\right)^{-1}\right) - \log|S| - (p+q), \tag{1.4.3}$$

onde $|\cdots|$ e $tr(\cdots)$ representam a função determinante e a função traço de uma matriz, respectivamente.

– Método dos Mínimos Quadrados Generalizados (GLS)

O método dos mínimos quadrados generalizados possui as mesmas propriedades assintóticas que o método ML (consistência e eficiência) produzindo estimativas com distribuição normal assintótica (BOLLEN, 1989). Segundo Marôco (2010), este método estima os parâmetros ponderando os erros de estimação da matriz E,

$$E = S - \Sigma\left(\hat{\theta}\right) \tag{1.4.4}$$

com pesos correspondentes ao inverso da matriz de covariância amostral, e ainda, permite obter estatísticas de teste para o ajustamento global tal como o método ML. Sua função de discrepância a minimizar é:

$$f_{GLS} = \frac{1}{2}tr\left[S^{-1}\left(S - \Sigma\left(\hat{\theta}\right)\right)\right]^2 = \frac{1}{2}tr\left[\left(I - S^{-1}\Sigma\left(\hat{\theta}\right)\right)^2\right] \tag{1.4.5}$$

1.4.6 Avaliação da qualidade do modelo

A fase da análise da qualidade do modelo, objetiva avaliar quão bem o modelo teórico é capaz de reproduzir a estrutura correlacional das variáveis observadas na amostra sob estudo. Essa avaliação, geralmente é realizada com testes de ajustamento ou índices empíricos baseados nas funções de verossimilhança ou na matriz dos resíduos obtidos durante o ajustamento do modelo (MARÔCO, 2010).

Atualmente, vários índices de qualidade de ajuste foram desenvolvidos, em alternativa ao teste (χ^2), para avaliação dos modelos de equações estruturais. Esses índices, segundo Marôco (2010), podem ser classificados em vários conjuntos: *(a)* Índices absolutos; *(b)* Índices relativos; *(c)* Índices de parcimônia; *(d)* Índices de discrepância populacional e *(e)* Índices baseados na teoria da informação.

– Teste do Qui-quadrado (χ^2) de Ajustamento

É um teste à significância da função de discrepância minimizada durante o ajustamento do modelo. Tem como hipóteses estatísticas:

$H_0 : \Sigma = \Sigma\left(\hat{\theta}\right)$ (a matriz de covariância populacional é igual à matriz de covariância estimada) $vs.$

$H_1 : \Sigma \neq \Sigma\left(\hat{\theta}\right)$ (a matriz de covariância populacional não é igual à matriz de covariância estimada)

A maioria dos *softwares* de AEE atribuem o p-valor do teste, calculado como $p - valor = 1 - \Phi\left(X^2, gl\right)$, onde Φ é a função de distribuição Qui-quadrado (MARÔCO, 2010). Considerando-se um nível de significância α, rejeita-se H_0 se $p - valor \leq \alpha$.

– Índices absolutos

Os índices absolutos avaliam a qualidade do modelo, sem comparar com outros modelos. Os mais usuais são:

(i) χ^2/gl: compreende uma razão entre o qui-quadrado e os graus de liberdade. Nos casos de ajustamento perfeito $\chi^2/gl = 1$. No geral, assume-se que χ^2/gl inferior a 2 o ajustamento é bom, aceitável quando inferior a 5 e inaceitável quando superior 5.

(ii) RMR: (*Root Mean Square Residual*) é a raiz quadrada dos erros dividida pelos graus de liberdade. Assim, quanto menor for o RMR melhor será o ajustamento. Quando $RMSR = 0$ indica que o ajustamento é perfeito.

(iii) GFI: (*Goodness of Fit Index*) explica a proporção da covariância observada entre as variáveis manifestas, explicadas pelos modelos ajustados (semelhante ao R^2 de

regressão linear). Considera-se que GFI inferior a $0,9$ indica modelos com mau ajustamento aos dados, entre $[0,9, 0,95[$ bom ajustamento, superior a $0,95$ indica ajustamento muito bom e igual a 1 ajustamento perfeito.

– Índices Relativos

Os índices relativos avaliam a qualidade do modelo sob teste, relativamente ao modelo com pior ajustamento e/ou ao modelo com o melhor ajustamento possível. Os mais usuais são:

(i) NFI: (*Normed Fit Index*) avalia a percentagem de incremento na qualidade do ajustamento do modelo ajustado (X^2) relativamente ao modelo de independência total (X_b^2). Considera-se que valores NFI superiores a 0.9 indicam um bom ajustamento e, $NFI = 1$ ajustamento perfeito.

(ii) CFI: (*Comparative Fit Index*) compara o ajustamento do modelo em estudo (X^2) com graus de liberdade gl com o ajustamento do modelo basal (X_b^2) com graus de liberdade gl_b. Valores de CFI entre $[0.9, 0.95[$ indicam ajuste bom, superiores a 0.95 indicam um ajustamento muito bom e, $NFI = 1$ ajustamento perfeito.

(iii) TLI: (*Tucker-Lewis Index*) também conhecido por *Bentler-Bonett-non-normed fit index* ($NNFI$), possui uma variação de 0 a 1, em que valores próximos de 1 indicam um ajustamento muito bom.

– Índices de Parcimônia

Os índices de parcimônia são obtidos pela correção dos índices relativos com um fator de penalização associado à complexidade do modelo. Ou seja, os índices de parcimônia penalizam os índices relativos por um fator de complexidade gl/gl_b (ou rácio de parcimônia). Considera-se que valores de índices de parcimônia inferiores ou iguais a 0.6 indicam um mau ajustamento, entre $]0.6, 0.8]$ ajustamento razoável e superiores a 0.8 bom ajustamento. Alguns dos principais índices de parcimônia são: $PCFI$ (*Parsimony CFI*); $PGFI$ (*Parsimony GFI*) e $PNFI$ (*Parsimony NFI*).

– Índices de discrepância populacional

Os índices de discrepância populacional comparam o ajustamento do modelo obtido com os momentos amostrais relativamente ao ajustamento do modelo que se obteria com o momentos populacionais. Ou seja, avaliam se o modelo ajustado é 'aproximadamente' correto (em oposição ao 100% correto do teste χ^2) comparando o ajustamento obtido na

amostra com o ajustamento que se obteria se o mínimo da função de discrepância fosse obtido a partir dos momentos populacionais.

(i) Parâmetro de não-centralidade (NCP): o NCP estima o quão afastado está o valor esperado da estatística X^2, sob a validade da H_0, de seu verdadeiro valor. Ou seja, o NCP reflete o grau de desajustamento do modelo proposto à estrutura de variância-covariância observada. Não há recomendações sobre valores de NCP como indicador de um bom ajustamento, mas quanto menor for o NCP melhor. Para $NCP = 0$ considera-se ajustamento perfeito.

(ii) F_0: a estatística F_0 é o mínimo relativo do NCP. Considera-se que o ajustamento do modelo é tanto melhor quanto mais próximo de 0 for F_0.

(iii) $RMSEA$ (*Root Mean Square Error of Approximation*): a estatística $RMSEA$ é a penalização da F_0 pelo número de graus de liberdade do modelo, de forma a compensar a melhoria do ajustamento do modelo pela adição de mais parâmetros. Considera-se que valores de $RMSEA$ superiores a 0.10 indicam ajustamento de modelo inapropriado, entre $[0,08, 0,10]$ ajustamento medíocre, bom para $RMSEA$ entre $[0,05, 0,08]$ e muito bom para valores inferiores a 0,05.

– Índices baseados na teoria da informação

Os índices baseados na teoria da informação não apresentam valores referenciais para classificar o ajustamento do modelo, eles são apropriados quando é necessário comparar vários modelos alternativos que ajustam igualmente aos dados. Considera-se o melhor modelo, aquele que apresentar os menores valores em um ou mais destes índices. Os mais utilizados são: o critério de informação de Akaike AIC (*Akaike Information Criterion*) e o critério de informação de Bayes BIC (*Bayes Information Criterion*), o qual penaliza mais os modelos complexos do que o AIC, e assim, tende a favorecer os modelos mais simples.

Além desses índices, existem vários outros, ficando a critério do pesquisador decidir qual será utilizado, devido a característica específica de cada estudo. Não é usual, na maioria das aplicações de MEE, reportar todos os índices. Mas, recomenda-se que vários índices de ajuste sejam utilizados em combinação como medida de ajuste global (AMORIM et al., 2012; SANTOS, 2017).

1.5 Aplicações da MEE

As áreas de marketing, administração e psicologia, talvez por terem sido as primeiras ciências a adotarem a MEE em suas análises, apresentam uma quantidade relevante de publicações, relatando o uso dessa ferramenta. Segundo Brei e Neto (2006) considerando-se o período de 1994 a 2003, o primeiro trabalho na área de Marketing, a utilizar MEE só foi apresentado no Brasil no ano de 1998, no Encontro Nacional do Programa de Pós-Graduação em Administração (ENANPAD).

Prearo et al. (2012) ao avaliarem o emprego de técnicas multivariadas em 99 teses e/ou dissertações defendidas, entre os anos de 1980 e 1993, apresentadas na Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo (FEA-USP), na Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Atuária da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo (FEA/PUC-SP) e na Escola de Administração e Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas (EASP-FGV), observaram que mais da metade dos recursos utilizados se concentrou em procedimentos de redução ou simplificação estrutural dos dados (35%) e de investigação de dependência entre variáveis (26%). Técnicas para agrupamentos de objetos, indivíduos ou variáveis foram utilizadas em 18% dos casos e técnicas para construção de hipóteses (MEE) por 19%.

Em psicologia, Pilati e Laros (2007) observam que internacionalmente a utilização da MEE é bastante difundida. Para uma busca simples restrita aos anos de 1980 a 2005, dentro da base de PsycLIT da American Pscyhological Association, obteram uma listagem de aproximadamente 1400 artigos científicos que de alguma formautilizaram a modelagem em equações estruturais para o tratamento de tratamento de dados. Por outro lado, em nível nacional, Pilati e Laros (2007) pesquisando na base de dados Scielo encontraram oito artigos que abordaram a técnica de MEE aplicada a área de psicologia e 25 trabalhos que utilizam a MEE como procedimento de análise de dados, nos anais dos ENANPADs (Encontro da Associação de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração) e resumos da RAC (Revista de Administração Contemporânea), RAE (Revista de Administração de Empresas) e RAUSP (Revista de Administração da USP).

Em uma revisão de aproximadamente 500 publicações, as quais utilizaram MEE, publicados em 16 periódicos da área de psicologia entre os anos de 1993 e 1997 foram encontradas muitas dificuldades associadas à apresentação de informações sobre os modelos, métodos, análises e resultados.

Em cerca de 10% dos artigos analisados não foi possível saber com precisão no modelo quais eram as variáveis latentes. Em aproximadamente 25% das publicações não foi possível determinar se o modelo trabalhava com a matriz de correlação ou de covariân-

cia. Em cerca de 50% dos trabalhos a descrição das estimativas dos parâmetros estava incompleta (omissão de estimativas não significativas, variações únicas e/ou variâncias residuais) (MACCALLUM; AUSTIN, 2000).

Yergens, Dutton e Patten (2014) utilizando uma amostra de 663 publicações na área de saúde do Canadá (*Community Health Survey* (CCHS) *dataset*), publicadas no período de 2000 a 2012, observaram que em $97,74\%$ dos trabalhos publicados foram apresentadas as estatísticas descritivas, em $29,71\%$ foram apresentadas estatísticas elementares e em $79,79\%$ ($n = 529$) foi utilizada algum tipo de modelo de regressão.

Umann et al. (2017) por meio de uma revisão integrativa encontraram 20 artigos, publicados no período de 2012 a 2015, nas bases de dados PUBMED, MEDLINE e LILACS que, utilizaram a modelagem de equações estruturais aplicada na área de enfermagem. Destes, metade foram publicados em países da Ásia, seis foram publicados América do Norte e quatro em países Europeus. Constatou-se que a maioria (70%) destas publicações foram em investigações voltadas à organização do trabalho.

Nota-se, portanto, que na área de saúde, parece não existir ainda, uma tradição clara e evidente do uso da MEE. A grande maioria dos artigos publicados concentra-se especialmente na área de marketing, psicologia ou de uma maneira geral nas ciências comportamentais. Talvez, essa demora em adotar, na prática de investigação em saúde, metodologias emergentes, tais como, a MEE, seja um reflexo do processo de formação do profissional da área de saúde. Geralmente, a formação desses profissionais, em termos de conhecimento do método estatístico, baseia-se em procedimentos simples de análise descritiva de dados, o que não favorece uma efetiva integração, entre o processo de investigação na área de saúde e os métodos estatísticos disponíveis (CAMPOS et al., 2013).

Capítulo 2

Validação psicométrica do ITC-Br para profissionais brasileiros

Resumo

O objetivo do estudo foi analisar a validade pacométrica do *Carrer Transitions Inventory* (CTI) em sua versão para o Brasil, quando aplicado a profissionais com nível superior de escolaridade autodeclarados em transição de carreira. Análises descritivas foram realizadas com o auxílio do *software* R. Modelos de equações estruturais foram testados com estimadores ML por meio do programa AMOS (versão 22.0). Inicialmente, a análise fatorial exploratória foi empregada, realizou-se a rotação ortogonal Varimax e, aplicou-se o teste de esfericidade de Bartlett e o índice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Verificou-se quatro fatores com valores próprios acima de 1 $(\lambda = 6,74, \lambda = 6,211, \lambda = 1,262, \lambda = 1,118)$ explicando $38,3\%$ da variância total. Uma vez que a análise fatorial confirmatória não replicou a estrutura original de cinco fatores, realizou-se a análise com um modelo de ordem superior (modelo bifatorial), o qual apresentou índices de ajustamento considerados bons ($\chi^2/gl = 2,504$, GFI = $0,921$, CFI = $0,934$, RMSEA = $0,053$ e Pclose = $0,166$).

Palavras-chave: Modelos de Equações Estruturais; Análise Fatorial Confirmatória; Validação Psicométrica; Transição de Carreiras; *Carrer Transitions Inventory*.

Abstract

The purpose of the study was to analyze the pacometric validity of Carrer Transitions Inventory (CTI) in its version for Brazil, when applied to professionals with a higher level of self - declared schooling in career transition. Descriptive analyzes were performed with the aid of software R. Structural equation models were tested with ML estimators through the AMOS program (version 22.0). Initially, exploratory factorial analysis was used, Varimax orthogonal rotation was performed, and the Bartlett sphericity test and the Kaiser-Meyer-Olkin index (KMO) were applied. Four factors with eigenvalues above 1 ($\lambda = 6,740, \lambda = 6,211, \lambda = 1,262, \lambda = 1,118$) explaining $38,3\%$ of the total variance. Since the confirmatory factorial analysis did not replicate the original five-factor structure, the analysis was performed with a higher-order model (two-factor model), which presented adjustment indices considered good ($\chi^2/gl = 2,504$, GFI = $0,921$, CFI = $0,934$, RMSEA = $0,053$ e Pclose = $0,166$).

Keywords: Models of Structural Equations; Confirmatory Factor Analysis; Psychometric Validation; Career Transition; Carrer Transitions Inventory.

2.1 Introdução

As situações de mudanças e transições frequentes são desafiadoras, demandam por estratégias e recursos psicológicos os quais permitam lidar com mini ciclos da vida profissional, negociando papéis e uma vida de mudanças de empregos e carreiras, sem perder o senso de identidade própria e social (HEPPNER; MULTON; JOHNSTON, 1994; SILVA, 2017).

Existem várias propostas para o entendimento sobre as transições na carreira. Adams, Hayes e Hopson (1976) *apud* Bruce (1991) veem um evento de transição como um incidente em que há uma consciência pessoal de uma descontinuidade na vida e uma consciência de que são necessárias novas respostas comportamentais. Para Louis (1980), transições na carreira são consideradas um período no qual um indivíduo está mudando de papéis (assumindo um papel objetivo diferente) ou alterando a orientação para um papel já realizado (alteração de um estado subjetivo). As transições podem resultar de uma mudança no emprego ou na profissão, uma mudança da orientação do trabalho mesmo enquanto continua no mesmo emprego. Os processos de promoção ou transferência no trabalho, assim como desligamento de um emprego ou profissão, no início, no meio ou no final da carreira são também caracterizados como transições.

Silva (2017) relata que os motivos das transições de carreiras podem ser voluntariamente ou involuntariamente. Os motivos de transição considerados voluntários envolvem a

decisão própria de mudar, por exemplo, melhorar a qualidade de vida e/ou remuneração, busca de crescimento profissional e a identificação com a profissão, entre outros. Por outro lado, os motivos involuntários, se relacionam àquelas condições externas que levaram o indivíduo a mudar, como uma demissão, transferência, mudança de cidade, aposentadoria, entre outros.

As transições de carreira podem ser classificadas em (SILVA, 2017): *(a)* Transições de profissão: quando ocorre a mudança completa de uma profissão para outra profissão (ou outra área de atuação), envolvendo ou não, outro curso de formação. *(b)* Transições de postos de trabalho: quando o profissional que atua na referida área de formação muda o vínculo empregatício, mas permanece realizando as mesmas atividades da profissão. *(c)* Transições dentro da área profissional: quando há mudança de determinada área daquela profissão para outra área de atuação. *(d)* Transições universidade-trabalho: quando o profissional finaliza o curso de graduação e/ou pós-graduação e se dirige para o mercado de trabalho. *(e)* Outras transições: (i) Pré-Aposentadoria (quando o profissional está vias de aposentar-se e se prepara para iniciar uma nova profissão) ou (ii) Pré-Transição (ainda não passou por nenhuma transição na carreira, mas o profissional está estudando as opções e se planeja para passar pela mudança profissional).

Embora a experiência de uma transição de carreira se torne cada vez mais comum para os trabalhadores hoje em dia, as consequências dessa experiência podem ser estimulantes (testar as habilidades, descobrir um novo emprego, etc.) ou negativas (estresse, redução da autoconfiança, etc.). Essas consequências, bem como uma transição de carreira bem-sucedida, dependem em grande parte da capacidade do indivíduo de gerenciar as diferentes demandas relacionadas à transição e, particularmente, de seus recursos psicológicos (FERNANDEZ; FOUQUEREAU; HEPPNER, 2008).

Assim, diante a necessidade de ferramentas que enfoquem os meios psicológicos dos adultos em transição de carreira, Heppner, Multon e Johnston (1994) desenvolveram um questionário (*Career Transition Inventory* - CTI) para avaliar, especificamente, recursos psicológicos durante o processo de transição de carreira. Ainda, com o objetivo de preencher esta lacuna de falta de ferramentas, Fernandez, Fouquereau e Heppner (2008) estudaram a validade e as propriedades psicométricas da versão francesa do CTI, e Presti (2008) propôs a adaptação do CTI para a versão italiana. Magalhaes e Teixeira (2013) adaptaram o CTI ao contexto brasileiro exclusivamente para estudantes universitários (ou seja, abrangeu apenas as transições universidade-trabalho), por outro lado, Silva (2017) propôs a adaptação do CTI na versão brasileira com ampliação das possibilidades de situações para além das transições universidade-trabalho.

Nesta linha, o presente trabalho objetiva examinar as propriedades psicométricas do

Inventário de Transição de Carreira, adaptado por Silva (2017), para profissionais brasileiros, o qual visa identificar recursos psicológicos que os indivíduos possuem diante das transições de carreira. Para atingir esse propósito, foi utilizada a modelagem de equações estruturais (conhecida também por análise de caminhos, análise fatorial confirmatória entre outros), a qual estabelece relações entre variáveis latentes e variáveis manifestas sob estudo (MARÔCO, 2010).

2.2 Métodos

2.2.1 Delineamento amostral

O delineamento amostral adotado foi não probabilístico. A coleta de dados ocorreu via plataforma *online*, por meio de acessibilidade específica. A amostra foi composta por 533 profissionais com nível superior de escolaridade que se autodeclararam em situação de mudanças na vida laboral ou que tivessem recentemente passado por transições e ainda estivessem se adaptando à nova fase da carreira (SILVA, 2017).

2.2.2 Instrumento de medida

Como instrumento de medida utilizou-se o Inventário de Transição de Carreira (*Career Transition Inventory*, CTI, de Heppner, Multon e Johnston (1994)) na sua versão para uso no Brasil (Anexo A), o qual objetiva mensurar as autopercepções dos recursos psicológicos que operam nos adultos enquanto passam por uma transição de carreira. Sua denominação no contexto brasileiro passou a ser: Inventário de Transições na Carreira $-$ ITC-Br (SILVA, 2017).

O ITC-Br é composto por 40 itens avaliados numa escala tipo *Likert* de 6 pontos (entre $1 =$ Discordo totalmente e $6 =$ Concordo totalmente). O ITC-Br possui cinco fatores: (1) Prontidão: reflete como os indivíduos avaliam sua motivação para transitar de carreira; (2) Confiança: avalia quão capaz uma pessoa se sente de completar as tarefas necessárias para uma transição na carreira bem-sucedida; (3) Controle: reflete até que ponto os indivíduos veem a transição na carreira como estando em seu controle; (4) Apoio: refere-se a quanto de apoio os indivíduos sentem que estão recebendo das pessoas ao seu redor enquanto transitam de carreira; e, (5) Decisão independente: indica o grau com que os indivíduos veem a transição como sendo uma decisão independente e não uma escolha imposta pelo contexto relacional.

2.2.3 Análise estatística

Com propósito de obter as análises descritivas da amostra de profissionais, utilizou-se o *software* R 3.5.0 (R Core Team, 2018). A verificação da adequação da amostra à análise fatorial foi avaliada pelo índice de adequação da amostra de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e pelo teste de esfericidade de *Bartlett*. A extração dos fatores do TCI foi realizada pela Análise Fatorial Exploratória com procedimento de rotação Varimax dos fatores. O significado dos fatores foi estabelecido de acordo com as cargas fatoriais das variáveis em cada fator. Considerou-se como satisfatórias cargas fatoriais acima de $\pm 0,4$.

A análise fatorial confirmatória (AFC) foi realizada com o programa $AMOS\ 22.0$ (ARBUCKLE et al., 2013) por meio do método de estimação de Máxima Verossimilhança, utilizando-se como entrada de dados a matriz de correlação. Para tomada de decisão acerca da adequação do modelo, foram utilizados os índices de ajustamento (MARÔCO, 2010; BYRNE, 2001):

- χ^2/gl: compreende uma razão entre o qui-quadrado e os graus de liberdade. Assume-se que seu valor deva ser inferior a 5 para que o modelo seja aceitável e inferior a 2 considera-se o ajustamento bom.
- CFI (*comparative fit index*): compara o modelo estimado com um modelo nulo ou de independência. Valores acima de $0,9$ indicam bom ajuste.
- GFI (*goodness of fit index*): explica a proporção da covariância, observada entre as variáveis manifestas, explicada pelo modelo ajustado. Considera-se que valores de GFI superiores a $0,9$ são indicadores de um bom ajustamento.
- RMSEA (*root mean square error of approximation*): indica a discrepância dos resíduos previstos e observados, caso o modelo seja estimado para a população. O ajustamento é considerado bom no intervalo $[0,08, 0,10[$ e muito bom quando RMSEA é inferior a $0,05$.
- PCLOSE: em adição ao RMSEA, este índice testa a proximidade do ajuste. O ideal é que este índice seja superior a $0,5$.

2.3 Resultados

Participaram do estudo 533 profissionais que se autodeclararam em transição de carreira, em que a média de idade foi de $34,66 \pm 9,53$ anos sendo $69,61\%$ do sexo feminino. O perfil sociodemográfico e profissional dos participantes encontram-se na Tabela 3. Na qual pode-se observar, que a escolaridade dos participantes envolveu desde a Graduação

completa $(29,08\%)$ até o Pós-Doutorado $(1,69\%)$. A maioria $(76,36\%)$ informaram que sua atual ocupação possuía relação direta com seu curso de graduação. Quanto aos tipos de transições na carreira, a maior frequência foi nas transições dentro da profissão $(32,94\%)$ seguida das transições de profissão $(32,09\%)$, de postos de trabalho $(14,77\%)$, universidade-trabalho $(14,26\%)$, entre outras $(5,95\%)$. Destes, $75,23\%$ optaram mudar de carreira por decisão própria, isto é, voluntariamente.

Tabela 3 – Características sociodemográficas e profissionais dos participantes.

Amostra	Frequência (n)	Porcentagem $(\%)$
Sexo		
Feminino	371	69,61
Masculino	162	30,39
Escolaridade		
Graduação	155	29,08
Especialização	160	30,02
Mestrado	165	30,96
Doutorado	43	8,07
Pós-Doutorado	9	1,69
Não Informado	1	0,19
Ocupação relacionada a graduação		
Sim	407	76,36
Não	126	23,64
Setor da economia		
Primário	13	2,44
Secundário	47	8,82
Terciário	473	88,74
Tipo de Transição		
Profissão	189	32,09
Postos de Trabalho	87	14,77
Dentro da Profissão	194	32,94
Pré aposentadoria	22	3,74
Universidade-Trabalho	84	14,26
Nenhuma das Opções	13	2,21
Natureza da Transição		
Voluntário	401	75,23
Involuntário	123	23,08
Não Transitou	9	1,69

O índice de adequação da amostra KMO e o teste de esfericidade de Bartlett foram excelentes $(KMO = 0,915,\ \chi^2 = 8361,48,\ p = 2,22e^{-16})$. Na distribuição dos itens do CTI-Br, por meio da análise fatorial exploratória (AFE), verificou-se a existência de quatro fatores com valores próprios (autovalores) acima de 1 $(\lambda = 6,740, \lambda = 6,211, \lambda = 1,262, \lambda = 1,118)$. Os fatores retidos explicam $38,3\%$ da variância total (Tabela 4).

Tabela 4 – Cargas fatoriais (*loadings*) geradas para os itens do instrumento ITC-Br.

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
Questão 1	0,606	0,182		0,129	
Questão 2		0,611		-0,106	
Questão 3	0,747	0,218			
Questão 4		0,428			
Questão 5	0,151	0,502	0,131		
Questão 6		0,450	0,375		
Questão 7	-0,194	0,325		0,440	
Questão 8	0,612			-0,180	
Questão 9	0,142	0,590			
Questão 10	0,729	0,130	0,109	0,118	
Questão 11	0,502	0,220		0,116	0,111
Questão 12		0,322			
Questão 13	0,448		0,521		
Questão 14	0,104	0,588			-0,113
Questão 15	0,510				
Questão 16	0,151	0,454			
Questão 17	0,301	0,445			-0,133
Questão 18		0,614			0,156
Questão 19		0,420			-0,182
Questão 20	0,421	0,110	0,710		
Questão 21	0,371		0,172	0,578	
Questão 22	0,460	0,465			
Questão 23	0,136	0,289			
Questão 24	0,546			0,138	-0,155
Questão 25	0,107	0,701			0,361
Questão 26	-0,162	0,177	-0,174	-0,109	-0,177
Questão 27	0,119	0,550			-0,135
Questão 28	-0,181	-0,598	-0,142	-0,204	0,155
Questão 29	0,749	0,222			
Questão 30	0,758	0,283			0,291
Questão 31	0,770	0,290			0,243
Questão 32		0,699			0,232
Questão 33	-0,157	0,491	-0,126		0,103
Questão 34	-0,301	0,291	-0,154		
Questão 35	0,264	-0,123	-0,161	0,550	
Questão 36	0,744	0,115	0,189		
Questão 37	0,123	0,686			0,117
Questão 38	0,566		0,233		
Questão 39		0,362	-0,130	-0,130	-0,202
Questão 40	0,479	-0,124		0,262	0,133
Autovalor	6,740	6,211	1,262	1,118	0,698
Variância Explicada (%)	16,9	15,5	3,2	2,8	1,7

O primeiro fator foi operacionalizado pelos itens Q1, Q3, Q8, Q10, Q11, Q15, Q24, Q29, Q30, Q31, Q34, Q36, Q38 e Q40, explicando $16,9\%$ da variabilidade total dos dados. O segundo fator explica $15,5\%$ da variabilidade total e operacionalizado pelos itens Q2, Q4, Q5, Q6, Q9, Q12, Q14, Q16, Q17, Q18, Q19, Q22, Q23, Q25, Q26, Q27, Q28, Q32, Q33, Q37 e Q39. O terceiro e quarto fator explicam um total de $4,5\%$ da variabilidade total dos dados e foram operacionalizados pelos itens Q13, Q20 e Q7, Q21, Q35, respectivamente. Assim, considerando a contextualização teórica dos fatores extraídos pode-se atribuir ao Fator 1 a notação “Prontidão", ao Fator 2 “Confiança", Fator 3 “Apoio" e para o Fator 4 “Decisão Independente".

Na análise fatorial confirmatória, o primeiro modelo (nomeado TCI1 - Figura 2.3.1) baseou-se nos resultados obtidos na AFE (modelo com 4 fatores), o qual não apresentou índices de adequabilidade satisfatórios (Tabela 5). Assim, em busca de uma estrutura fatorial aceitável para a amostra em estudo, ajustou-se o modelo, chamado TCI2 (Figura 2.3.2), baseando-se nos cinco fatores propostos por Heppner, Multon e Johnston (1994): Prontidão (PR - 13 itens), Confiança (CF - 11 itens), Controle (CT - 6 itens), Apoio (AP - 5 itens) e Decisão Independente (DI - 5 itens). No qual, os índices de ajustamento obtidos, também, não revelaram-se bons ($\chi^2 = 3321,52$ e $gl = 730$, $\chi^2/gl = 4,55$, GFI = $0,715$, CFI = $0,668$, RMSEA = $0,082$ e Pclose = $0,000$).

De forma a melhorar o ajustamento do modelo, o mesmo precisou ser re-especificado. Assim, adotou-se as várias sugestões dos índices de modificação apontadas pelo AMOS. E mesmo com as alterações sugeridas, observou-se que o modelo não apresentou índices adequados (Tabela 5). No entanto, apesar da análise dos índices de modificação superiores a 11 (ARBUCKLE, 2011) sugerir o acréscimo de mais correlação entre os erros de outros pares de itens, foi decidido não introduzir tais correlações, uma vez que mesmo as considerando a melhora dos índices eram relativamente pequenas, ficando subentendido que mesmo acrescentando tais correlações o modelo não seria adequado.

Tabela 5 – Índices de ajuste dos modelos testados para o ITC-Br.

Modelo	χ^2	gl	χ^2/gl	CFI	GFI	RMSEA	Pclose
TCI1	$2568,54$	732	$3,179$	$0,860$	$0,849$	$0,064$	$0,000$
TCI2	$3101,21$	726	$4,272$	$0,696$	$0,754$	$0,078$	$0,00$
TCI3	$568,46$	227	$2,504$	$0,934$	$0,921$	$0,053$	$0,166$

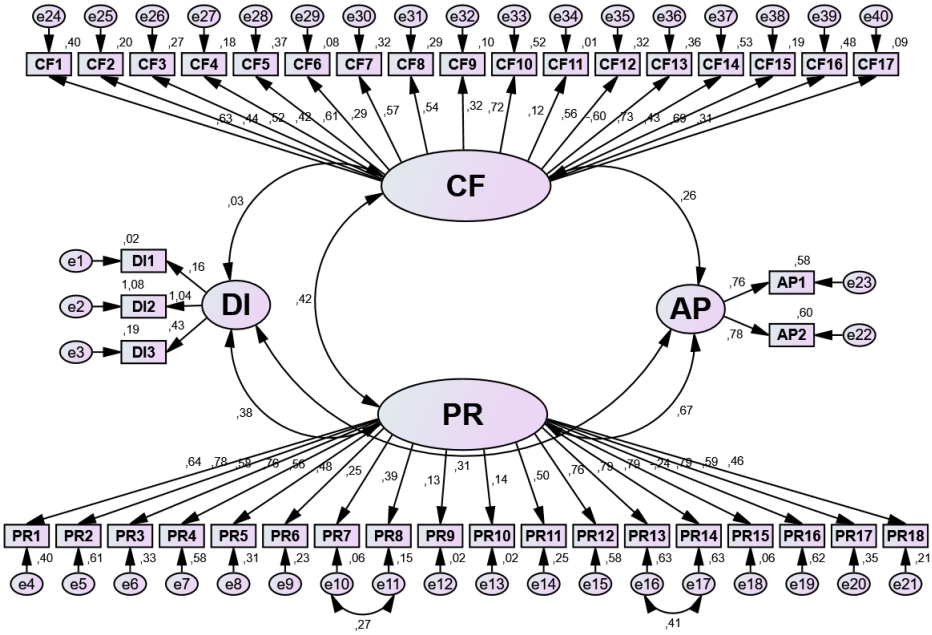


Figura 2.3.1 – Estrutura fatorial do ITC-Br com quatro fatores (TCI1).

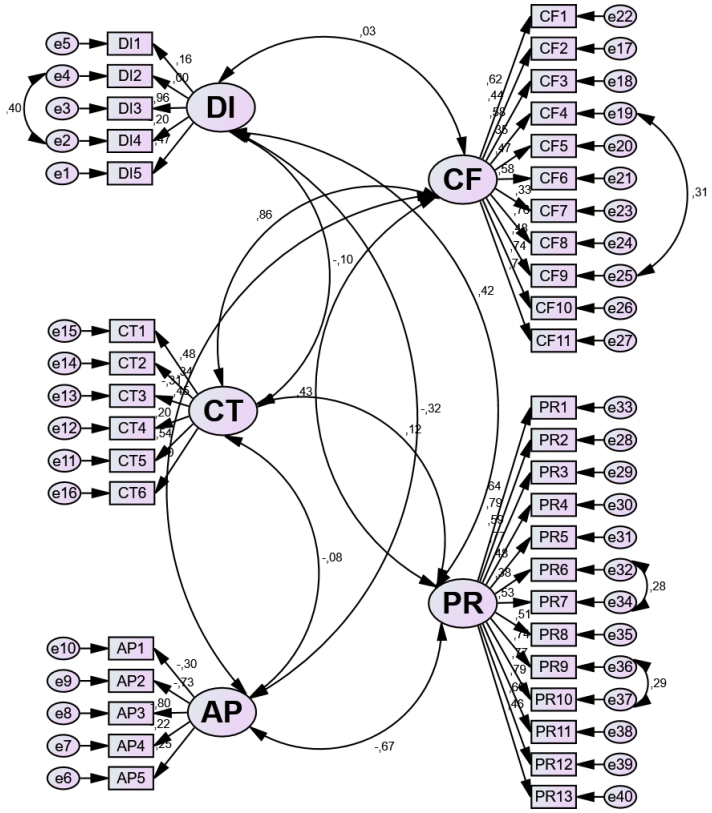


Figura 2.3.2 – Estrutura fatorial do ITC-Br com cinco fatores (TCI2).

Assim, tendo em vista esses resultados (não satisfatórios), optou-se por analisar a estrutura de um modelo de ordem superior (Modelo Bifatorial), considerando-se, inicialmente, os cinco fatores (PR, CF, CT, AP, DI) propostos pela teoria, o qual obteve-se, índices de ajustamento considerados ruins: $\chi^2 = 2619,820$ e $gl = 700$, $\chi^2/gl = 3,743$, GFI = $0,748$, CFI = $0,754$, RMSEA = $0,072$ e Pclose = $0,000$. Assim, após a re-especificação do modelo, adotando-se o índice de modificação sugerido e removendo-se alguns itens, chegou-se a um modelo aceitável (Figura 2.3.3). O qual ficou composto por 3 fatores (prontidão, confiança e um fator geral) com um total de 24 itens. Em que este, apresentou índices de qualidade de ajustamento bons (Tabela 5).

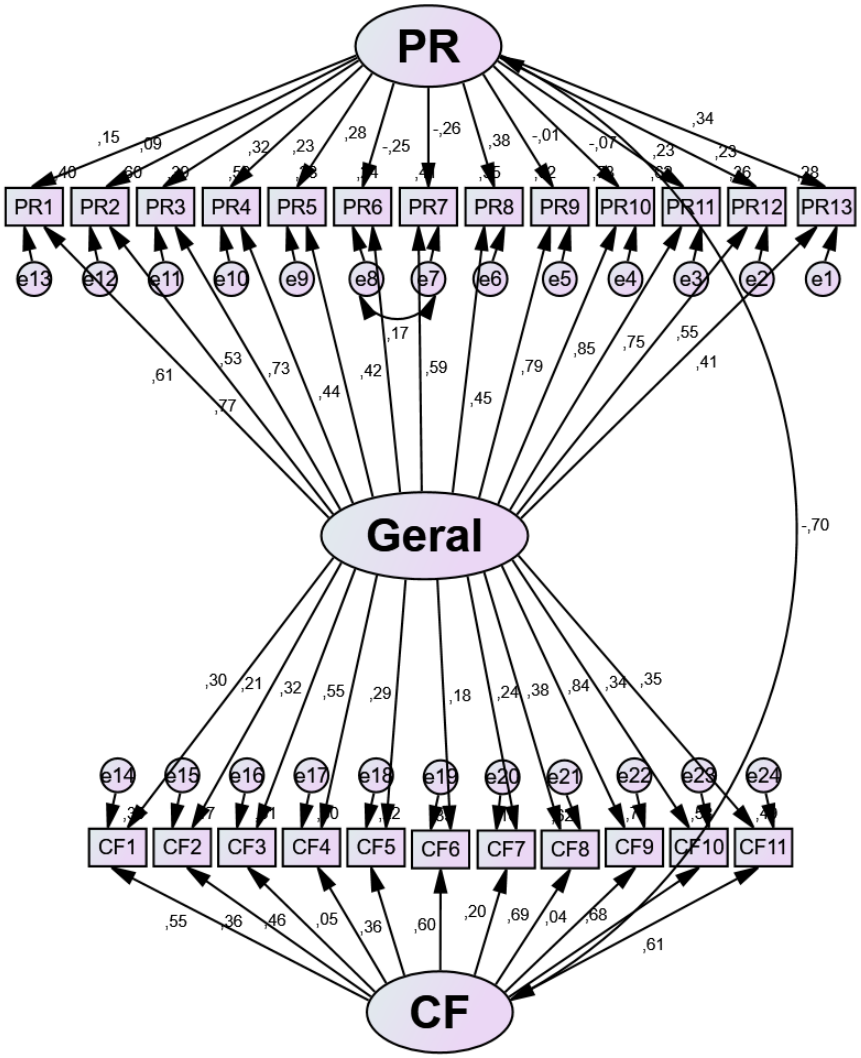


Figura 2.3.3 – Estrutura bifatorial do ITC-Br (TCI3).

2.4 Conclusões

Os resultados indicam que o ITC-Br possui propriedades psicométricas adequadas somente para dois domínios específicos (prontidão e confiança) e um domínio geral. O ITC-Br incluiu 24 itens, em detrimento da versão original que apresenta 40 itens. Embora, fosse desejável reter todos os itens do questionário original, uma vez que o traduzido foi submetido a validação semântica, os resultados da AFC indicaram que os demais 16 itens não eram indicadores da percepção dos recursos psicológicos para a amostra de profissionais em estudo e, consequentemente, foram excluídos.

Por meio de um modelo bifatorial, foi possível especificar os efeitos diretos dos indicadores de ordem superior (dimensão). Como os fatores gerais e específicos do domínio são não correlacionados, a variabilidade nos indicadores é independente da variância considerada pelo fator geral. Dessa maneira o modelo bifatorial se revelou mais apropriado para modelar este problema, cujos os cinco construtos iniciais, Prontidão, Confiança, Controle, Apoio e Decisão independente, propostos por Heppner, Multon e Johnston (1994) são unidimensionais, mas ao mesmo tempo apresentam outras variáveis latentes que, representam sub-dimensões importantes para a modelagem da variável latente Transição de Carreira. Assim o modelo bifatorial permitiu avaliar a importância dos fatores específicos prontidão e confiança e excluir os outros fatores, menos relevantes, Controle, Apoio e Decisão independente.

Contudo, pode-se dizer que os dados podem ser adequadamente descritos por um modelo bifatorial. Tanto o estudo realizado por Fernandez, Fouquereau e Heppner (2008) para a versão Francesa do CTI, quanto a versão Italiana de Presti (2008), também não confirmaram a predominância dos cinco fatores. Foram evidenciados somente os fatores prontidão, confiança e decisão independente para o CTI-Francês, já para o CTI na versão italiana, evidenciaram os fatores prontidão e confiança. É possível que os fatores Controle, Apoio e Decisão Independente, não tenham sido evidenciados no ITC-Br em razão da amostra selecionada que não foi aleatória. Todavia, pode-se afirmar que os resultados deste estudo auxiliam na compreensão do processo de transição de carreira no que concerne a amostra.

Capítulo 3

Estudo das propriedades psicométricas do Instrumento de Avaliação de Atitudes relacionadas ao Lazer para idosos

Resumo

O lazer é entendido como um conjunto de atividades escolhidas livremente proporcionando ao indivíduo prazer, bem-estar, condições de recuperação psicossomática e de desenvolvimento pessoal e social. Em que o envolvimento nessas atividades é determinado pela atitude que o indivíduo tem em relação ao lazer. O objetivo deste estudo foi avaliar as propriedades psicométricas da versão brasileira do instrumento *Leisure Attitude Measurement* (LAM), adaptado para a população idosa. Esta escala contempla três componentes da atitude: cognitiva, afetiva e comportamental. Participaram do estudo, um total de 384 idosos com idade de 60 anos ou mais até o ano de 2017, nos quais foram selecionados aleatoriamente dos registros informatizados do programa Estratégia e Saúde da Família do município de Maringá-PR. A análise fatorial confirmatória apresentou valores aceitáveis e confirmaram a estrutura fatorial do Instrumento de Avaliação de Atitudes relacionadas ao Lazer (IAAL).

Palavras-chave: Análise Fatorial Confirmatória; Validação Psicométrica; *Leisure Attitude Measurement*; Atitude; Lazer de Idosos.

Abstract

Leisure is understood as a set of activities chosen giving the individual pleasure, well-being, conditions of psychosomatic recovery and personal and social development. In that the involvement in these activities is determined by the attitude that the individual has in relation to leisure. The objective of this study was to evaluate the psychometric properties of the Brasilian version of the Leisure Attitude Measurement (LAM) instrument, adapted for the elderly population. This scale contemplates three components of the attitude: cognitive, affective and behavioral. A total of 384 elderly individuals aged 60 years or older up to the year 2017 participated in the study, in which they were randomly selected from the computerized records of the Family Strategy and Health program of the municipality of Maringá-PR. The confirmatory factorial analysis presentes acceptable values and confirmed the factorial structure of the Leisure Attitudes Assessment Instrument.

Keywords: Confirmatory Factor Analysis; Psychometric Validation; Leisure Attitude Measurement; Attitude; Leisure for the Elderly.

3.1 Introdução

O lazer é considerado como um conjunto de atividades que o indivíduo utiliza para repousar, divertir-se, para desenvolver informação ou formação desinteressada. Trata-se ainda de um tipo de participação voluntária ou capacidade criadora, quando livre das obrigações profissionais, familiares ou sociais, sendo, portanto uma atividade de livre escolha, libertadora, desinteressada e sem fins lucrativos (MARTINS, 2010).

O lazer, além de direito constitucional, é considerado uma necessidade humana básica. Em que o mesmo pode ser entendido como uma cultura vivenciada no tempo livre além das obrigações profissionais, familiares e sociais, apresentando-se não só como possibilidade de descanso e divertimento, mas também de desenvolvimento pessoal, social e cultural (BERLEZE et al., 2014; MICHÈLE et al., 2017).

Para Teixeira (2008), o lazer pode ser definido, genericamente, por um tipo específico de tarefa, atividades, tempo livre de obrigações, experiências satisfatórias e com significado, para as quais os indivíduos encontram-se motivados. Como tal, o lazer é baseado no tempo livre e no livre-arbítrio, permitindo que o indivíduo tenha um maior controle sobre as atividades de lazer, do que em qualquer outra tarefa na sua vida diária.

Nesse cenário, o lazer vem sendo descoberto como uma estratégia de resgate do indivíduo, de inovação social e fonte de criação cultural. No âmbito dos idosos, o lazer passa de um simples momento de descontração a um espaço de autoconhecimento, o qual possibilita o progresso da autoestima (BERLEZE et al., 2014; KIM et al., 2014; ANTUNES et al., 2015; PAGGI; JOPP; HERTZOG, 2016). Ainda, a participação em atividades de lazer está associada com o envelhecimento bem-sucedido, desempenhando um papel fundamental na melhoria da qualidade de vida dos idosos (KIM et al., 2014; CHANG; WRAY; LIN, 2014; PAGGI; JOPP; HERTZOG, 2016).

Segundo Earl, Gerrans e Halim (2015), o lazer pode ser um meio para a adaptação dos idosos às modificações provenientes do envelhecimento, seja mantendo os níveis de atividade e participação em substituição ao trabalho, seja atribuindo um novo sentido aos acontecimentos cotidianos de forma continuada ou sustentando aspectos valiosos de identidade e senso de si próprio. Em outras palavras, por meio do lazer, os idosos podem aumentar sua satisfação com a vida e desenvolver habilidades de ajustar-se a novas circunstâncias (KIM et al., 2014; LEANDRO-FRANÇA; MURTA, 2014). Além disso, as experiências de lazer permitem criar suporte social e emocional, auxiliando na manutenção e recuperação da saúde (KIM et al., 2014; NIMROD; SHRIRA, 2014; CHANG; WRAY; LIN, 2014).

Ainda, Hills e Argyle (1998) relatam que as atividades de lazer são uma das maiores fontes de felicidade para qualquer indivíduo. Sendo esta experiência uma escolha do mesmo e sob a qual este possui um enorme controle, tornando-se por si só uma fonte de satisfação. No entanto, a experiência será também satisfatória na medida em que satisfaz as necessidades do indivíduo (ATECA-AMESTOY; ROSAL; VERA-TOSCANO, 2008).

Beard e Ragheb (1980) definem a satisfação no lazer como uma percepção positiva ou sentimentos que um indivíduo forma ou adquire como resultado das escolhas e envolvimento com as atividades de lazer. Além disso, de acordo com Chen, Li e Chen (2013), a motivação para o lazer exerce uma influência positiva sobre a satisfação no lazer, em outras palavras, quando o indivíduo está interessado na atividade de lazer tal reflete-se na sua satisfação pessoal, e consequentemente percepciona a atividade como sendo satisfatória. Todavia, não é só a satisfação ou a motivação para o lazer que influenciam as experiências de lazer. A personalidade e as necessidades do indivíduo, assim como o meio em que o mesmo está inserido, também influenciam as atitudes de lazer (CHEN; PANG, 2012).

Freire e Fonte (2007) argumentam na mesma direção, apontando que um dos fatores determinantes do envolvimento em atividades de lazer é a atitude face ao lazer, em que uma atitude positiva tende a estar relacionada com maior envolvimento nestas atividades. Os autores ainda destacam a importância das dimensões afetiva, cognitiva e comporta-

mental, nas quais são consideradas como relevantes para o entendimento da atitude face ao lazer. Assim, as práticas das pessoas durante o lazer transmitem mais sobre a sua atitude do que em qualquer outro contexto (ADAMS et al., 2018).

Seguindo esta linha de raciocínio, Beard e Ragheb (1982) desenvolveram o instrumento *Leisure Attitude Measurement* (LAM), o qual objetiva mensurar a atitude cognitiva, afetiva e comportamental relacionada ao lazer. Este instrumento é composto por 36 itens distribuídos igualmente entre as três dimensões que compõem o instrumento. A dimensão cognitiva refere-se ao conhecimento e convicções gerais acerca do ato de lazer, bem como as suas características e a forma como se comparam com a qualidade de vida de cada um. A dimensão afetiva diz respeito aos sentimentos apresentados pelo indivíduo face ao seu lazer que, inclusive, são capazes de influenciar a avaliação positiva ou negativa das atividades de lazer vivenciadas pelo indivíduo. Por sua vez, a dimensão comportamental reporta-se às ações e intenções de cada indivíduo em relação as tarefas de lazer (FREIRE; FONTE, 2007).

Isto posto, a mensuração da atitude face ao lazer torna-se essencial, não apenas por possibilitar maior conhecimento acerca dos processos sócio-cognitivos relacionados ao lazer, mas também por permitir o estabelecimento de estratégias educativas, com o intuito de promover nos indivíduos atitudes positivas e, consequentemente, favorecer o envolvimento em atividades de lazer (KAO; CHANG, 2017; LEE; PAYNE; BERDYCHEVSKY, 2018).

O lazer é experimentado pelos indivíduos de forma diferente, uma vez que não existe uma abordagem única e apropriada para explicar as estruturas sociais e os valores inerentes ao lazer em outros países e culturas (ADAMS et al., 2018). Diante disso, adaptações dos instrumentos revelam-se como uma alternativa para o desenvolvimento de um novo instrumento, visto que demanda menos recursos e facilita a comparação entre diferentes contextos e populações (LINO et al., 2017). Apesar das atitudes relacionadas ao lazer diferirem entre as culturas, suas características essenciais têm que ser transferíveis (DENG; WALKER; SWINNERTON, 2005).

Neste sentido, para entender como ocorre a adesão das pessoas às atividades de lazer e propor intervenções que promovam nas pessoas uma atitude mais positiva em relação ao lazer, é necessário também considerar os aspectos psicológicos e sociológicos dos indivíduos (LEE; PAYNE; BERDYCHEVSKY, 2018). No entanto, há uma certa escassez de estudos sobre a atitude relacionada ao lazer, principalmente em relação a população idosa (MARTÍNEZ-RODRÍGUEZ et al., 2016; FERREIRA; BARHAM, 2017).

Dispor de instrumentos que garantam indicadores cientificamente confiáveis, isto é, que possuam boas propriedades psicométricas, viabiliza ações eficazes para a promoção da saúde e da qualidade de vida, contribuindo para a prática clínica, bem como fomentam a

produção científica de qualidade em saúde, favorecendo a discussão acadêmica sobre o tema avaliado (MEDEIROS et al., 2015; COLUCI; ALEXANDRE; MILANI, 2015).

Segundo Teixeira e Freire (2013), nenhum outro instrumento apresentou propriedades psicométricas melhores que a LAM, justificando assim sua ampla utilização em pesquisas relacionadas a atitude face ao lazer. O mesmo, já foi adaptado e validado em diferentes países, como China, Coréia, Malásia, Portugal, Taiwan, Irã (TEIXEIRA; FREIRE, 2013) e para o Brasil (CASTRO, 2019).

Desta forma, o presente estudo tem por objetivo investigar as relações, entre as dimensões da atitude em relação ao lazer em idosos, utilizando-se o instrumento de avaliação de atitudes relacionadas ao lazer proposto por Castro (2019), por meio da modelagem de equações estruturais.

3.2 Metodologia

3.2.1 Delineamento amostral

A seleção da amostra seguiu os critérios de amostragem para proporções, considerando-se o fator de correção para populações finitas. O resultado final foi uma amostra constituída por 384 idosos. Para seleção da amostra, realizou-se um sorteio aleatório com base nos registros informatizados do programa Estratégia e Saúde da Família do município de Maringá-PR, atualizados até o ano de 2017.

Foram considerados legíveis os pacientes com 60 anos de idade ou mais, capacidade de se comunicar com clareza no idioma português do Brasil, residir na zona urbana do município e a obtenção do escore minimo no Mine-exame do Estado Mental (MEEN), considerando a escolaridade como base para os pontos de corte. Ainda, sorteou-se 10% de unidades amostrais extras, caso houvesse recusas ou uma possível desatualização dos cadastros. Obteve-se o endereço dos sorteados através do sistema informatizado da Secretaria Municipal de Saúde. E assim, realizou-se a coleta dos dados entre julho e outubro de 2018, por meio de visita domiciliar, realizada por uma equipe composta por cinco acadêmicas de enfermagem e por Castro (2019).

A pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisa envolvendo seres humanos da Universidade Estadual de Maringá (COPEP/UEM), sob o parecer nº 160.445, de acordo com a Resolução 466/12. Os participantes concordaram em participar do estudo mediante assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).

3.2.2 Instrumentos de medida

Neste estudo utilizou-se dois instrumentos: um para caracterização sociodemográfica e o outro para mensuração da atitude dos idosos face ao lazer.

Questionário Sociodemográfico - QSD

O QSD foi elaborado pela pesquisadora Castro (2019), o qual é destinado para o levantamento das características sociodemográficas dos idosos. Composto pelas variáveis: idade, sexo, nível educacional, renda, estado civil e arranjo domiciliar.

IAAL - Instrumento de Avaliação da Atitude Relacionada ao Lazer

O Instrumento de Avaliação da Atitude relacionada ao Lazer foi proposto por Castro (2019), em que este, é uma versão adaptada da *Leisure Attitude Measurement* de Beard e Ragheb (1982), o qual objetiva avaliar as atitudes dos idosos relacionadas ao lazer, nos aspectos cognitivo, afetivo e comportamental. O processo de tradução e adaptação do IAAL foi baseado nos passos propostos por Beaton et al. (2007): (a) Tradução inicial para o idioma alvo; (b) Síntese das traduções; (c) Retro-tradução para o idioma original (*back-translation*); (d) Avaliação por um comitê de especialistas; (e) Pré-teste.

Após o processo de adaptação transcultural, assim como a LAM, o IAAL permaneceu constituído por 36 itens com resposta tipo *Likert* de cinco pontos, em que 1 corresponde “nunca verdadeiro" e 5 “sempre verdadeiro". A atitude relacionada ao lazer é avaliada em três domínios relativos aos componentes da atitude, compostos de 12 itens cada, a saber: cognitiva (itens 1 a 12), afetiva $(13-24)$ e comportamental $(25-36)$. Os valores totais da escala e das suas subescalas podem variar entre $36-180$ e $12-60$, respectivamente. Em que, resultados elevados na escala e subescalas indicam atitudes positivas em relação ao lazer.

3.2.3 Análise estatística

Para a caracterização da amostra e da escala a validar, utilizou-se medidas de estatística descritiva, obtidas por meio do Programa SAS - *Statistical Analysis Software* em sua versão 9.4.

Com intuito de estabelecer as relações entre os domínios de um instrumento, tem-se utilizado análises estatísticas multivariadas, como a modelagem de equações estruturais (MEE), a qual se caracteriza pela capacidade de especificar, estimar e testar relações hipotéticas entre um grupo de variáveis (SILVA, 2006; KAPLAN, 2008). Em linhas gerais, essa técnica de análise consiste em testar a plausibilidade de um modelo construído com

base em uma teoria sobre o fenômeno estudado (STIVAL; LIMA; KARNIKOWSKI, 2015).

Desta forma, a validação dos construtos foi avaliada por meio da análise fatorial confirmatória (AFC), procedimento este que faz parte da família de modelos de equações estruturais (MEE). A MEE utiliza aspectos da regressão múltipla e da análise fatorial e pode ser compreendida como uma família de modelos que buscam explicar as relações entre múltiplas variáveis, examinando a estrutura de inter-relações entre equações de regressão múltipla, cujas variáveis (dependentes ou independentes) podem ser observáveis ou latentes (HAIR et al., 2009). Para estimação dos parâmetros, utilizou-se o método de Máxima Verosimilhança (ML).

Para auxiliar na compreensão das relações estabelecidas por meio das equações estruturais, construiu-se modelos de caminhos (*path analysis*) utilizando-se o programa computacional *Analysis of Moment Structures* (AMOS 24.0). Trata-se de um *software* com uma interface gráfica que inclui ferramentas de desenho de modelo de análise de caminhos, além de calcular índices para verificar a adequabilidade do modelo (ARBUCKLE et al., 2013; LEMKE, 2005).

Para o teste de ajustamento dos modelos propostos foram analisados os índices: *Goodness of Fit Index* (GFI) e *Comparative Fit Index* (CFI): valores superiores a 0.90 indicam um ajustamento adequado e superiores a 0.95 indicam um ajustamento ótimo; o *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA): valores superiores a 0.08 indicam um ajustamento fraco; e a razão entre qui-quadrado e graus de liberdade (χ^2/gl). Em relação a este índice, não há um consenso quanto ao seu valor adequado, sugerem-se que este seja entre 2 e 5 (MARÔCO, 2010). Para comparação dos modelos, utilizou-se os índices baseados na teoria da informação: AIC e MECVI. Em que para estes, quanto menor seus valores, melhor.

3.3 Resultados e Discussões

Participaram do estudo 384 idosos, sendo 241 (62.76%) mulheres e 143 $(37,24\%)$ homens, predominando os idosos na faixa etária de 60 a 69 anos $(49,48)$. Em sua maioria, os participantes eram casados ou em união estável $(61,20\%)$, residiam com familiares $(85,94\%)$, possuíam entre 1 e 4 anos de estudo $(62,24\%)$ e renda pessoal de até um salário mínimo $(61,98\%)$ (Tabela 6).

De acordo com os valores médios obtidos nas subescalas e escala global (Tabela 7), pode-se dizer que a atitude face ao lazer dos idosos, de modo geral, revela-se elevada. Isto é, nesta versão adaptada por Castro (2019), a média de respostas para as três subescalas reflete, em termos globais, uma atitude positiva dos participantes com relação ao lazer,

assim como obtido na escala original de Beard e Ragheb (1982).

Tabela 6 – Características sociodemográficas dos idosos participantes do estudo.

Característica	Frequência (n)	Porcentagem $(\%)$
Sexo		
Feminino	241	62,76
Masculino	143	37,24
Faixa Etária		
60 - 69	190	49,48
70 - 79	131	34,11
80 - 89	58	15,10
Estado Civil		
Solteiro(a)	21	5,47
Casado(a)	235	61,20
Separado(a)	28	7,29
Viúvo(a)	100	26,04
Escolaridade		
Até 4 anos	239	62,24
4 anos ou mais	145	37,76
Reside		
Sozinho(a)	53	13,80
Com familiares	330	85,94
Renda Pessoal		
Até 1 salário	238	61,98
Acima de 1 salário	142	36,98

Fonte: Castro (2019)

No entanto, na versão original, a média mais elevada encontra-se no domínio afetivo e a menor no domínio cognitivo, resultados estes diferentes dos achados nesta versão, em que o domínio comportamental obtém uma média menos elevada. Os valores mínimos demonstram a existência de respostas que revelam uma atitude negativa em relação ao lazer em todas as subescalas e na escala global. Observa-se, que este valor foi atingido pelos domínios afetivo e comportamental, diferente do valor máximo, atingido pelos três domínios e na escala global (Tabela 7).

A amostra apresentou tamanho adequado ($n = 384$) para a análise fatorial e adequabilidade do ajuste do modelo, avaliada por meio do índice de *Kaiser-Meyer-Olkin* ($KMO = 0,92$), excelente. Assim, por meio da Análise fatorial exploratória (AFE) utilizando-se o método de componentes principais, com rotação Varimax, reteve-se três fatores, os quais explicam $50,09\%$ da estrutura de variância e covariância dos dados.

Da Tabela 8, observa-se que pelo critério de autovalores maiores que um (*eigenvalues*

≥ 1), pode-se reter 4 fatores. Entretanto, optou-se por reter três, pelo fato do instrumento, teoricamente, ser subdividido em três componentes e por difícil interpretação do quarto fator, uma vez que no mesmo ocorre uma mistura muito grande de itens. Além disso, acrescentando-se mais um fator acarretaria num aumento de apenas 4%, aproximadamente, na explicação da variabilidade total dos dados.

Tabela 7 – Estatística descritiva da atitude relacionada ao lazer em idosos.

Subescala	Nº de itens	Média	DP	Min	Max	Positiva		Negativa	
						n	%	n	%
Cognitiva	12	56,99	4,96	22	60	379	98,96	4	1,04
Afetiva	12	57,02	6,28	12	60	378	98,69	5	1,31
Comportamental	12	42,56	10,16	12	60	293	76,50	90	23,50
Global	36	156,57	16,97	46	180	377	98,43	6	1,57

Fonte: Castro (2019)

Em seu estudo, Castro (2019) observou que o primeiro fator foi operacionalizado pelos itens de 13 a 24, explicando $35,91\%$ da variabilidade total dos dados, no qual foi interpretado como sendo o domínio “sentimento em relação ao lazer (componente afetiva)" e trata-se da dimensão mais importante para explicar as atitudes dos idosos relacionadas ao lazer.

O segundo fator explica $7,73\%$ da variabilidade total dos dados, em que este é operacionalizado pelos 12 primeiros itens do instrumento e interpretado como o domínio “pontos de vista e crenças sobre o lazer (componente cognitiva)". Por fim, o terceiro fator foi operacionalizado pelos itens 26, 28, 29, 34 e 35, explicando $6,45\%$ da variabilidade total, sendo este interpretado como o domínio “intenções de realizar atividades de lazer (componente comportamental)".

Tabela 8 – Autovalores e variância explicada $(\%)$ com rotação Varimax para escala de atitude do lazer em idosos.

Itens	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
Autovalor	9,69	2,08	1,74	1,09
Variância Explicada $(\%)$	35,91	7,73	6,45	4,07

Fonte: Castro (2019)

Procurando-se verificar qual organização de fatores melhor representa o construto ao contexto da amostra em estudo, procedeu-se o ajuste de seis modelos AFC, em que para

todos os modelos levou-se em consideração os itens distribuídos entre os três fatores na AFE realizada anteriormente.

O primeiro, consiste no modelo nomeado de M1 (ver Figura 3.3.1), no qual é considerado o mais simples, uma vez que no modelo estrutural tem-se apenas correlações entre os domínios. O segundo modelo, chamado M2 (Figura 3.3.2), baseou-se na ideia de que se o indivíduo dispõe de um conhecimento maior a cerca do lazer e possui um sentimento positivo em relação ao mesmo, implicando em uma maior intenção no lazer.

Por outro lado, os modelos 3 e 4, nomeados de M3 e M4 respectivamente, buscou-se verificar a existência de efeitos indiretos entre as componentes. Em que, no modelo M3 (Figura 3.3.3) considerou-se o efeito indireto do domínio afetivo no comportamental, por meio do componente cognitivo. Para o modelo M4 (Figura 3.3.4), considerou-se o contrário, isto é, através do domínio afetivo, o efeito indireto do componente cognitivo em comportamental. Por fim, o quinto modelo, o M5 (Figura 3.3.5), consiste no modelo estrutural de segunda ordem, em que tem-se um novo domínio (intitulado de lazer) explicado pelos três domínios da escala (cognitivo, afetivo e comportamental).

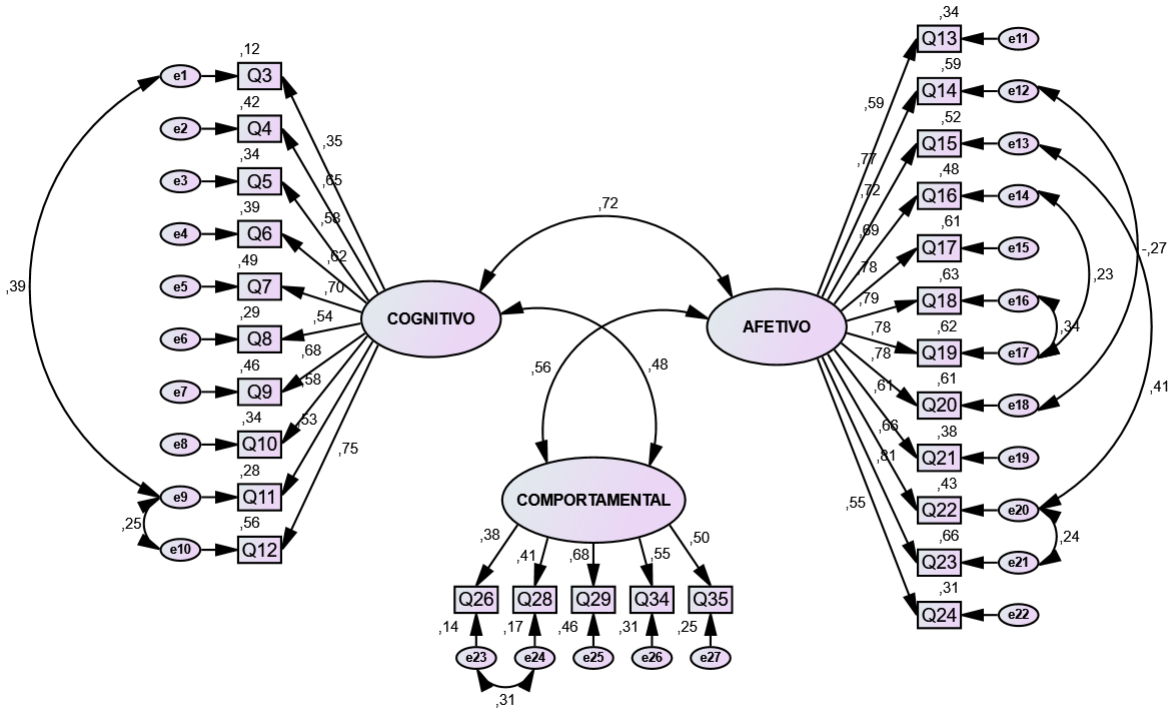


Figura 3.3.1 – Modelo M1.

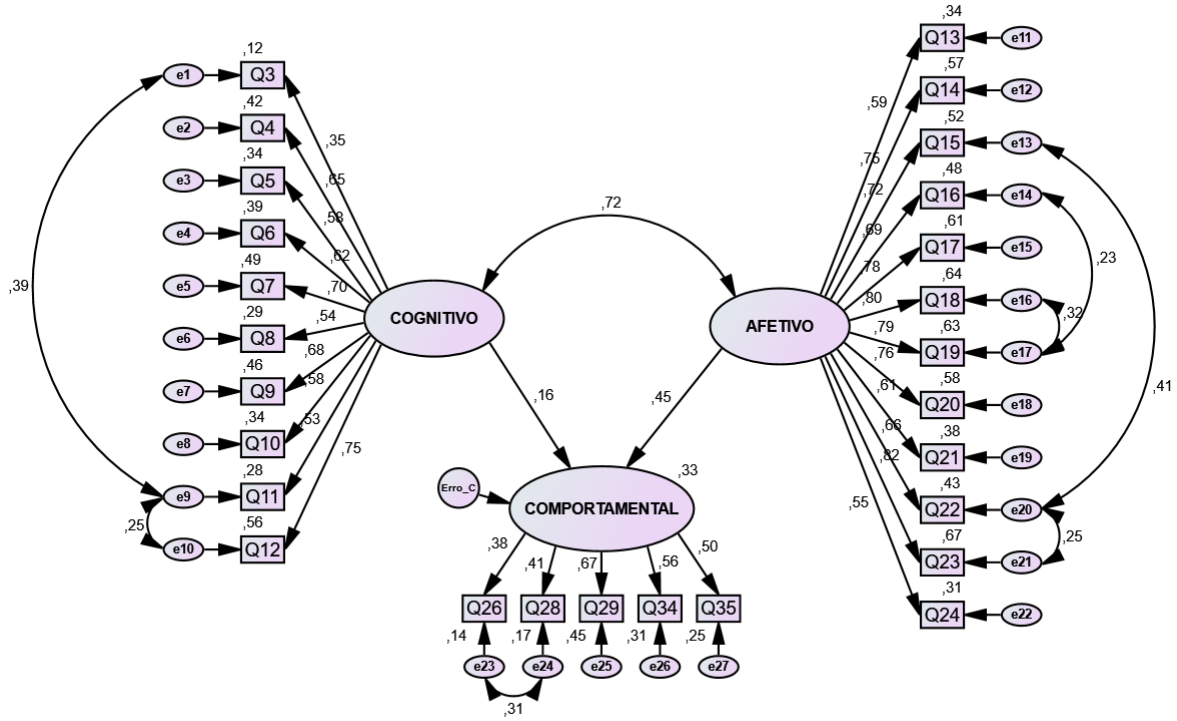


Figura 3.3.2 – Modelo M2.

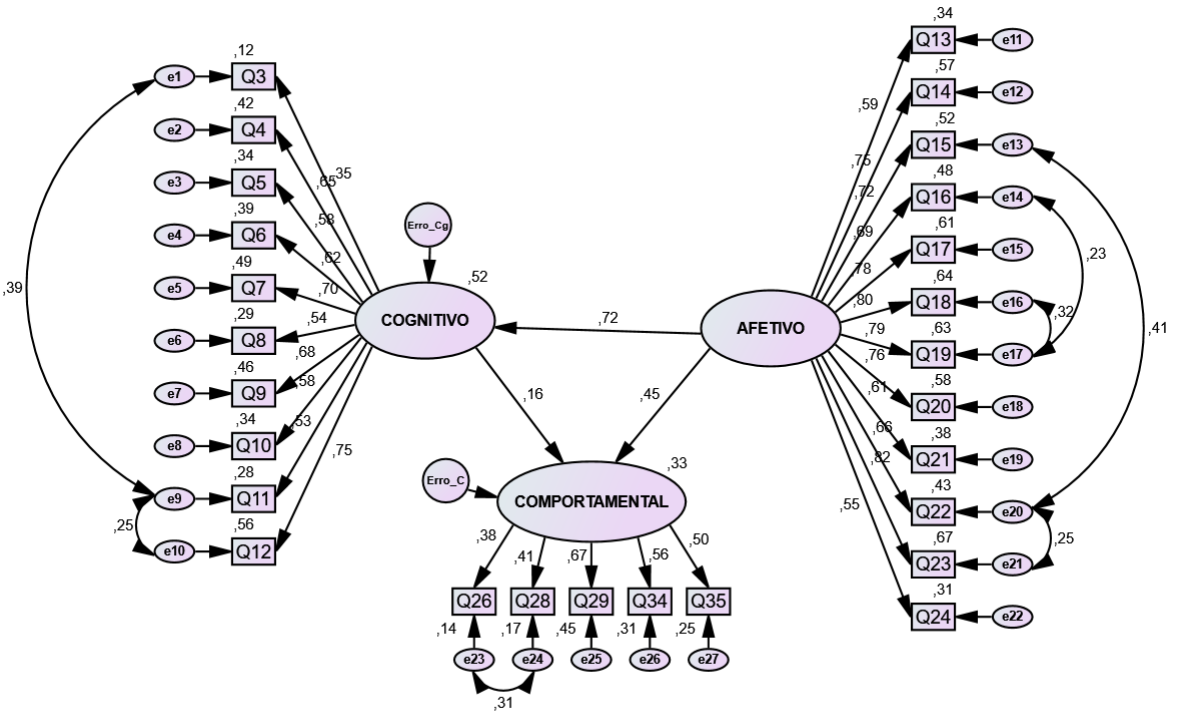


Figura 3.3.3 – Modelo M3.

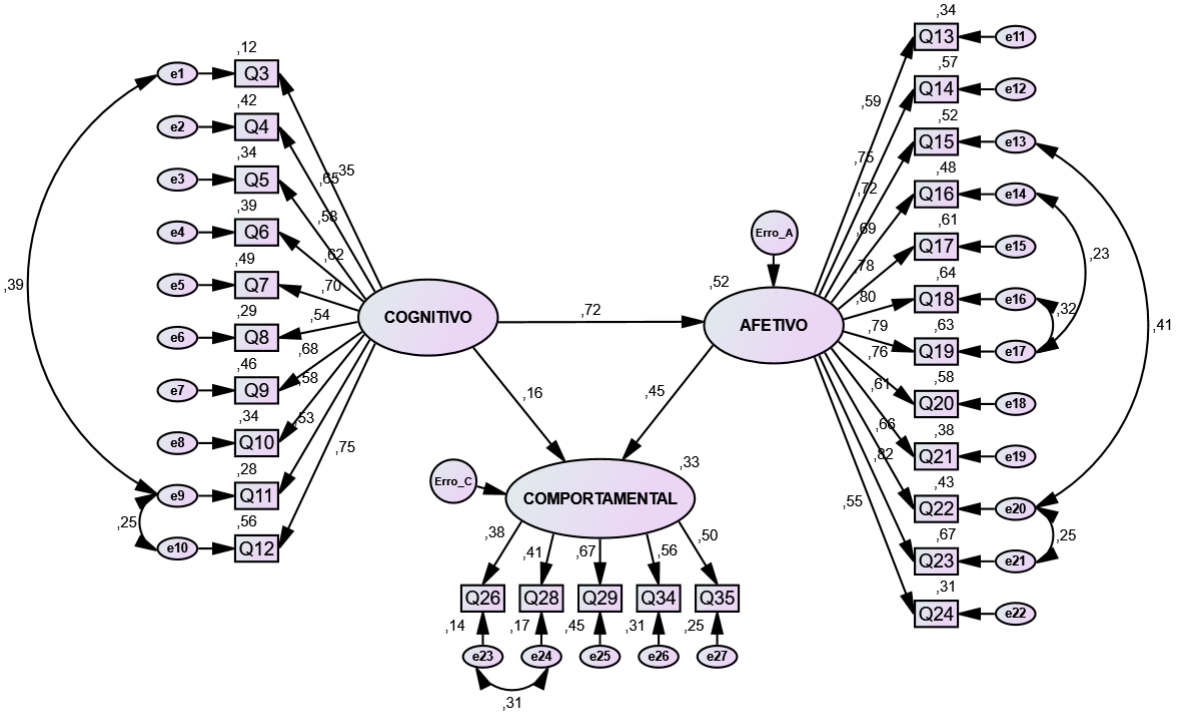


Figura 3.3.4 – Modelo M4.

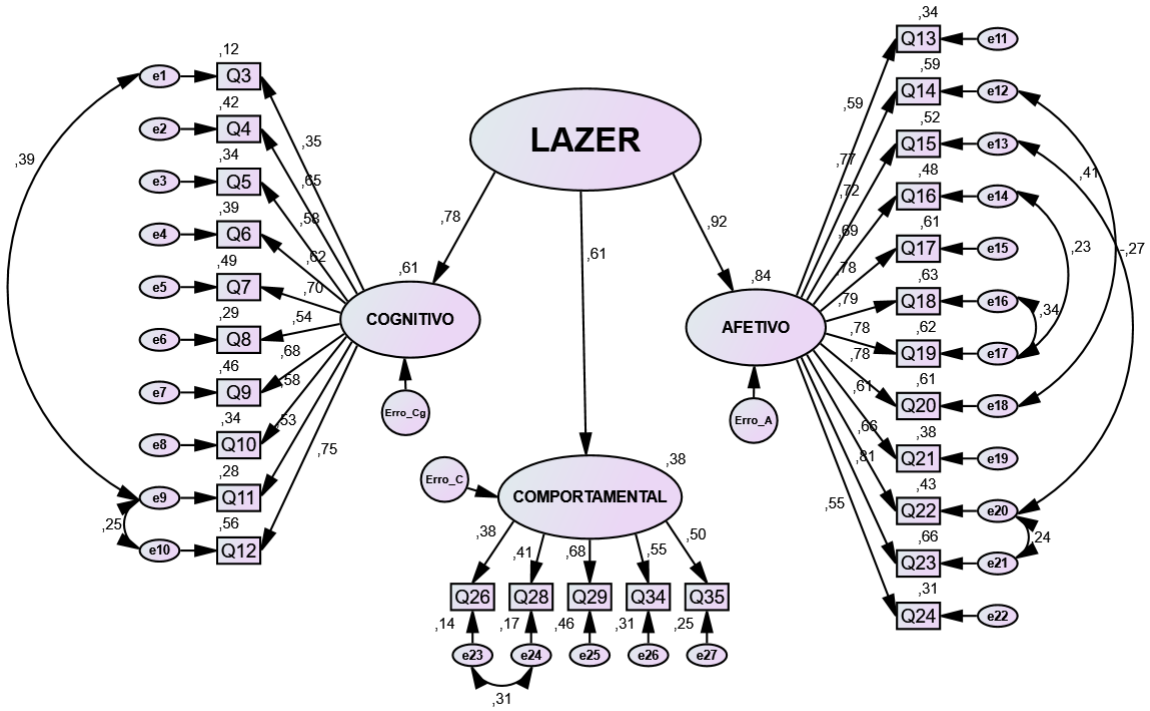


Figura 3.3.5 – Modelo M5.

A Tabela 9 apresenta os índices de adequação dos modelos testados. Observa-se nessa tabela que houve um ligeiro aumento no AIC do modelo M2 (800,80) quando comparado com o anterior (AIC = 783,42). Nota-se também, que tanto o modelo M3 quanto os modelos M4 e M5, apresentam o mesmo valor de AIC (800,80) e MECVI (2,12), já observado para o modelo M2. O que significa que a opção pelo primeiro modelo (M1), do ponto de vista estatístico, é a escolha mais razoável.

Tabela 9 – Índices de qualidade de ajuste obtidos pelo método ML para os modelos propostos para IAAL.

Modelos	Indicadores principais do ajuste do modelo						
	χ^2/gl	RMSEA	Pclose	CFI	GFI	AIC	MECVI
M1	2,088	0,053	0,165	0,927	0,890	783,42	2,078
M2	2,143	0,055	0,087	0,923	0,887	800,80	2,123
M3	2,143	0,055	0,087	0,923	0,887	800,80	2,123
M4	2,143	0,055	0,087	0,923	0,887	800,80	2,123
M5	2,143	0,055	0,087	0,923	0,887	800,80	2,123
Valores de referência	< 3	$< 0,08$	$> 0,05$	$> 0,9$	$> 0,9$	$<$ possível	$<$ possível

No estudo realizado por Teixeira e Freire (2013), utilizando-se a versão curta do *Leisure Attitude Scale* (LAS-SV), composta por 18 itens, encontraram resultados mais semelhantes com a estrutura fatorial de Beard e Ragheb (1982) do que com a versão abreviada de Deng, Walker e Swinnerton (2005). Obtiveram menor escore médio e menores correlações para a componente comportamental em relação as outras subescalas. Neste estudo observou-se estrutura semelhante (Figura 3.3.1), em que a correlação entre o domínio afetivo e comportamental foi de $0,58$, enquanto que a correlação entre o afetivo e cognitivo foi de $0,48$, já a correlação entre a componente cognitiva e afetiva foi de $0,72$.

Alguns autores, pressupõem que esses resultados podem indicar uma fraca associação entre atitudes e comportamentos (Crandall & Slivken, 1980; Hsieh, 1998), resultando em atitudes que são essencialmente reações afetivas e cognitivas, e não necessariamente comportamentais. Por outro lado, Castro e Carreira (2015) estudando as atividades e a atitude de lazer de idosos institucionalizados na cidade de Maringá, observaram um comportamento diferente, em que a correlação ($r = 0,48$) entre a dimensão afetiva e cognitiva foi mais fraca.

De forma geral, pode-se dizer que a estrutura latente do construto foi confirmada. Ainda, estatisticamente, tem-se que todos os modelos propostos são aceitáveis. No entanto, o modelo M1 (solução adotada) é o que melhor representa a base teórica da atitude relacionada ao lazer para amostra em estudo.

3.4 Conclusões

Este estudo objetivou avaliar as propriedades psicométricas da adaptação do instrumento *Leisure Attitude Measurement* (LAM) de Beard e Ragheb (1982), proposta por Castro (2019) para uma população de pessoas idosas. Como tal, os resultados aferidos permitiram verificar a estrutura fatorial da escala e ainda, os resultados refletiram uma atitude positiva dos idosos em relação às atividades de lazer, uma vez que, de acordo com o resultado total da IAAL, regista-se uma média de $156,57$ ($DP = 16,97$), variando entre 46 e 180 pontos. Observou-se, que as maiores frequências de atitudes positivas foram encontradas para dimensão cognitiva, seguida da dimensão afetiva e por último para dimensão comportamental. Nesta mesma ordem, Freire e Fonte (2007) e Teixeira e Freire (2013) também observaram atitudes positivas em relação ao lazer.

No que se refere as propriedades psicométricas, a análise fatorial confirmatória revela resultados satisfatórios para todos os índices de ajustamento apresentados. Sendo o modelo M1 (Figura 3.3.1) o que apresentou melhores indicadores, em que a estrutura fatorial encontrada confirma as evidências empíricas do modelo conceitual proposto por Beard e Ragheb (1982). Neste sentido, os dados obtidos com as pessoas idosas do município de Maringá, ajustam-se adequadamente à estrutura fatorial estabelecida para esta escala. Assim, este instrumento poderá ser utilizado em outras populações de idosos em pesquisas relacionadas a atitude face ao lazer.

Ou seja, de acordo com os resultados obtidos pela AFE, os itens que saturam cada um dos fatores correspondem aos definidos para as componentes da atitude. Assim o fator 1 (porcentagem mais elevada de variância explicada) integra todos os itens relativos ao componente afetivo; o fator 2 integra todos os relativos ao componente cognitivo e o fator 3, todos os que são relativos ao componente comportamental (porcentagem menos elevada de variância explicada).

Todavia, Crandall (1980) *apud* Beard e Ragheb (1982), catalogou várias outras possíveis relações de causa e efeito, importantes para a pesquisa relacionada à motivação para o lazer. O autor sugere explorar por exemplo: as dimensões relacionadas à previsão de demanda de lazer e o aconselhamento sobre as atividades de lazer. Embora a proposta de Beard e Ragheb (1982) já ter quase 40 anos, continua, bastante atual. É possível que a inclusão de outras dimensões no instrumento possam propiciar uma melhoria na qualidade dos modelos de avaliação da atitude relacionada ao Lazer. Para este propósito, por exemplo, pode-se refletir sobre a inclusão das dimensões: tempo disponível para realização do lazer (tempo livre além das obrigações profissionais), relação custo-benefício (custo do lazer, considerado como produto e não necessariamente, como direito natural ou até mesmo como direito constitucional) e a dimensão qualidade de vida.

Capítulo 4

Modelos de equações estruturais para resiliência de estudantes de medicina

Resumo

A resiliência é definida como a capacidade de enfrentar e superar adversidades, com transformação e crescimento pessoal. O objetivo deste estudo foi proceder à avaliação da estrutura fatorial para dados de estudantes de medicina da escala de resiliência de Wagnild e Young (1993) em sua versão reduzida. Avaliou-se uma amostra aleatória composta de 714 mulheres e 636 homens, estudantes de medicina de 22 faculdades brasileiras. Por meio de procedimentos de análise fatorial confirmatória verificou-se que a estrutura dimensional que possui melhores indicadores para a escala de resiliência ao contexto dos estudantes foi a bifatorial (Competência e Aceitação), apresentando índices de qualidade de ajuste satisfatórios: $\chi^2/gl = 4,990$, RMSEA = $0,054$, Pclose = $0,115$, GFI = $0,971$ e CFI = $0,969$.

Palavras-chave: Modelagem de Equações Estruturais; Resiliência; Estudantes de medicina.

Abstract

Resilience is defined as the ability to face and overcome adversity, with personal transformation and growth. The objective of this study was to evaluate the factorial structure for data of medical students of the resilience scale of Wagnild e Young (1993) in its reduced version. A random sample of 714 women and 636 men, medical students from 22 Brazilian colleges, was evaluated. By means of procedures of confirmatory factorial analysis it was verified that the dimensional structure that has the best indicators for the scale of resilience to the context of the students was two-factorial (Competence and Acceptance), presenting satisfactory index of quality of adjustment: $\chi^2/gl = 4,990$, RMSEA = $0,054$, Pclose = $0,115$, GFI = $0,971$ e CFI = $0,969$.

Keywords: Modeling of Structural Equations; Resilience; Medical students.

4.1 Introdução

Resiliência é considerada como a capacidade de um indivíduo ultrapassar uma situação que poderia ter sido traumática, com uma força renovada. A qual implica uma adaptação positiva às dificuldades, um desenvolvimento normal apesar dos fatores de riscos e um domínio de si após um traumatismo (ANAUT; PESTANA; FONSECA, 2005; FELGUEIRAS; FESTAS; VIEIRA, 2010). É um conceito amplo que caracteriza a combinação de vários fatores que propiciam ao indivíduo condições para superar e enfrentar problemas (obstáculos) ou resistir à pressão de situações adversas (choque, estresse, etc.) sem entrar em surto psicológico (BAASCH; AMORIM; CRUZ, 2015).

Segundo Junior e Medeiros (2017), Yunes (2003), a possibilidade de desenvolver-se adequadamente, mesmo enfrentando várias dificuldades, é a ideia básica que relaciona os aspectos teóricos que definem a resiliência. A Associação Americana de Psicologia (APA, 2002) define resiliência como o processo de se adaptar com sucesso diante de adversidades, traumas, tragédias, ameaças ou fontes de estresse significativas, por exemplo, problemas familiares ou de relacionamento, ou ainda, estressores financeiros e de trabalho (BAASCH; AMORIM; CRUZ, 2015).

Compreende-se, portanto, como resiliência o conjunto de processos sociais e intrapsíquicos que tornam possível o desenvolvimento saudável do indivíduo, mesmo este vivenciando experiências desfavoráveis. Ou seja, apesar de serem afetados por diversas situações estressantes que o abalam emocionalmente, poderem superá-las mantendo-se sadios e utilizando, para tanto, as mais diversas respostas biológicas e psicológicas (PESCE et al., 2005; JUNIOR; MEDEIROS, 2017).

O conceito de resiliência como uma característica implica que algumas pessoas são naturalmente mais resistentes e capazes de lidar com as adversidades. Como conjunto de características pessoais, a resiliência engloba confiança (autoeficácia), coordenação (planejamento), controle, compostura (baixa ansiedade) e comprometimento (persistência), que podem facilitar o avanço positivo de pessoas negativas, traumáticas ou de experiências estressantes (TEMPSKI et al., 2015).

Nesta linha, Masten e Gewirtz (2006) considera que as diferentes concepções de resiliência parecem partilhar um denominador comum: a presença de bons resultados apesar da ameaça à adaptação ou desenvolvimento. A complexidade do construto envolve a interação entre eventos de vida adversos e fatores de proteção internos e externos ao indivíduo (RUTTER, 1987). Alguns autores reconhecem a competência social, a capacidade de resolução de problemas e o sentido de autonomia e de propósito como componentes internos da resiliência (SPANO, 2001).

Por ser um construto com caráter cognitivo, a resiliência está presente em todos os seres humanos, diferenciando-se apenas em seu nível (MASTEN, 2001). Em que, baixo nível de resiliência está diretamente ligado à desregulação desses, deixando o sujeito vulnerável ao adoecimento psíquico. Por outro lado, altos níveis de resiliência produzem respostas adaptativas, que por sua vez aumentam a capacidade plástica do sistema nervoso (D'ALÉSSIO, [S.d]). Desta forma, a manutenção da resiliência é responsável não só pelo bom funcionamento cognitivo, mas também pela manutenção da saúde mental. Entretanto Junqueira, Deslandes et al. (2003), alertam que a resiliência não consiste na eliminação total do problema.

A resiliência é um tema que se incorporou recentemente ao campo da saúde, encontra-se em fase de construção, discussão e debate.O crescente interesse pelo conceito como reflexo da necessidade do investimento em prevenção de problemas e promoção da saúde mental torna-se importante a existência de instrumentos para avaliação desse construto. São poucas as escalas, abordando esse tema, relatadas na literatura (AL-NASER; SANDMAN, 2000).

Wagnild e Young (1993), desenvolveram a primeira escala de resiliência, denominada *The Resilience Scale* - RS. A qual é responsável por medir os níveis de adaptação psicossocial positiva frente a eventos importantes, sendo composta por 25 itens com respostas em formato *Likert*, que vão de 1 (discordo totalmente) a 7 (concordo totalmente), com escores variando entre 25 e 175. Em que, quanto maior a pontuação maior o nível de resiliência. Os itens da escala estão divididos em dois fatores: "competência pessoal" e "aceitação de si mesmo e da vida". Ainda, o primeiro fator está subdividido em: autoconfiança, independência, determinação, invencibilidade, maestria, fontes de recursos e perseverança. Já

o segundo, em: adaptabilidade, equilíbrio, flexibilidade e perspectiva equilibrada da vida (WAGNILD; YOUNG, 1993; DEEP; LEAL, 2012; JUNIOR; MEDEIROS, 2017).

A RS é considerada como uma das melhores medidas de resiliência em termos de qualidade geral, validade de conteúdo, validade de construto, consistência interna geral e interpretabilidade. Desta forma, muitos autores tentaram validar essas dimensões com pesquisas quantitativas, sendo a RS o instrumento mais amplamente aplicado para avaliar a resiliência em uma ampla variedade de faixas etárias (WINDLE; BENNETT; NOYES, 2011). Até hoje, ambas as versões, longa (RS, com 25 itens) e breve (RS-14, com 14 itens), do instrumento foram aplicadas a uma ampla variedade de faixas etárias e foram traduzidos para diversas línguas, tais como: japonês, sueco, nigeriano, espanhol, russo e português.

Desse modo, o objetivo deste estudo foi proceder à avaliação da estrutura fatorial para contexto de estudantes de medicina da escala de resiliência de Wagnild e Young (1993) em sua versão reduzida, nomeada *14-item Resilience Scale* (RS-14), utilizando-se a Modelagem de Equações Estruturais.

4.2 Métodos

4.2.1 Amostra

A amostra utilizada neste estudo é composta por 1350 alunos de medicina, selecionados aleatoriamente, provenientes de 22 escolas médias brasileiras participantes da VERAS[1] (traduzido do inglês como “Vida de estudantes e residentes em profissões de saúde"). Essas escolas de medicina são de todas as regiões geográficas do Brasil, sendo 13 públicas e 9 privadas, 13 nas capitais e 9 em outras cidades. Tais escolas, foram selecionadas por conveniência, isto é, se tivessem um grupo de pesquisa disposto a participar do estudo.

Os alunos foram selecionados aleatoriamente, de acordo com uma lista de alunos matriculados fornecida por cada escola. A coleta dos dados foi realizada no período de agosto de 2011 a agosto de 2012. Em que, os alunos selecionados foram convidados a participar do estudo via *Email*, sites de redes sociais ou comunicação pessoal em reuniões de grupos com pesquisadores locais. Os quais, receberam um *link* para acessar uma plataforma de pesquisa eletrônica, projetada especificamente para o estudo. Um total de dez dias foram fornecidos para responder à pesquisa *online* e cada aluno só podia participar uma única

[1] O estudo VERAS é um estudo multicêntrico envolvendo 22 escolas médicas brasileiras para avaliar a qualidade de vida, as competências emocionais e o ambiente educacional de estudantes e residentes e de profissionais da saúde (MAYER et al., 2016).

vez. No caso de nenhuma resposta, outro aluno foi selecionado aleatoriamente no mesmo *cluster* (TEMPSKI et al., 2015).

Além dos dados coletados por meio do instrumento (descrito abaixo), também foram coletados dados sociodemográficos: idade, sexo, localização e tipo (público ou privado) da faculdade de medicina. A pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo e todos os médicos escolas incluídas no estudo. Todos os participantes forneceram consentimento informado por meio de assinatura eletrônica.

4.2.2 Instrumento

Utilizou-se a versão reduzida (RS-14) da *Resilience Scale* (RS) de Wagnild e Young (1993), na qual foi desenvolvida com intuito de diminuir o tempo de conclusão (WAGNILD, 2009). A RS-14 é composta por 14 itens da RS original, os quais possui as maiores correlações inter-item e que também mediram as cinco características de resiliência: autoconfiança (itens 1, 5, 7, 12 e 14), significado (itens 2, 9 e 13), equanimidade (itens 3 e 10), perseverança (itens 6 e 8) e solidão existencial (itens 4 e 11).

O sistema de resposta utilizado na RS-14 é do tipo *Likert*, com sete níveis de resposta, sendo 1 “discordo totalmente" a 7 “concordo totalmente". Em que os escores dos itens são obtidos por meio de adição aritmética das respostas dadas pelos participantes e variam de 14 a 98, com escores mais altos são indícios de maior resiliência percebida. Segundo Wagnild (2009), as pontuações totais podem ser categorizadas como: muito baixas (14 a 56 pontos), baixas (57 a 64 pontos), moderadamente baixas (65 a 73 pontos), moderadamente altas (74 a 81 pontos), altas (82 a 90 pontos) e muito altas (91 a 98 pontos).

4.2.3 Análise estatística

Inicialmente, com intuito de caracterizar a amostra e a escala em estudo, obteve-se medidas de estatísticas descritivas utilizando-se o *software* R (R Core Team, 2018). Os níveis de resiliência foram definidos de acordo com os escores globais da escala de resiliência de Wagnild e Young (1993).

A estrutura latente da escala foi investigada por meio da modelagem de equações estruturais com o método de estimação *Maximum Likelihood* (ML), utilizando-se o programa AMOS 24.0. Uma vez que esta análise possui a vantagem de considerar tanto a teoria, quanto a análise fatorial exploratória para definir os itens pertencentes a cada fator, bem como, apresenta vários indicadores de qualidade de ajuste que permitem decidir objetivamente sobre a validade de construto da medida analisada (RUFINE et al., 2013).

Desta forma, alocou-se os itens em seus respectivos fatores por meio da análise fatorial exploratória e, considerando-se também a estrutura fatorial (um único fator) encontrada por Oliveira et al. (2015). Para avaliar a qualidade de ajuste do modelo, considerou-se os seguintes índices: (1) χ^2/gl, recomendando-se valores inferiores a 3, admitindo-se até 5; (2) RMSEA (*Root-Mean-Square Error of Approximation*), considera-se valores ideal entre $0,05$ e $0,08$, aceitando-se valores até $0,10$; (3) PCLOSE, aceitável para valores superiores a $0,05$; (4) CFI (*Comparative Fit Index*) e (5) GFI (*Goodness-of-Fit Index*). Estes variam de 0 a 1, com valores entre $0,85$ e $0,95$, ou superior, indicando um ajustamento satisfatório (MARÔCO, 2010).

4.3 Resultados

Participaram do estudo 1350 estudantes selecionados aleatoriamente entre as 22 escolas participantes da VERAS. Destes, 714 indivíduos $(52,9\%)$ eram do sexo feminino, $34,0\%$ estavam no primeiro e segundo anos do curso de medicina, $36,4\%$ estavam no terceiro e quarto anos e $29,6\%$ nos últimos dois anos, nos quais suas idades variaram entre 15 e 40 anos ($22,8 \pm 3,0$ anos). Ainda, em sua maioria os participantes estudavam em escolas públicas $(65,2\%)$, localizadas nas cidades capitais $(57,9\%)$ (Tabela 10).

Tabela 10 – Características dos estudantes de medicina participantes do estudo.

Característica	Frequência (n)	Porcentagem $(\%)$
Sexo		
Masculino	636	47,1
Feminino	714	52,9
Ano do Curso		
1º/2º	459	34,0
3º/4º	491	36,4
5º/6º	400	29,6
Tipo de Faculdade		
Pública	882	65,3
Privada	468	34,7
Localização da Faculdade		
Capitais	782	57,9
Outras cidades	568	42,1
Idade (média $\pm$ sd)	$22,8 \pm 3,0$	

De acordo com os resultados obtidos na Tabela 12, observa-se que os estudantes, de modo geral, admitem níveis altos de resiliência. Segundo Tempski et al. (2015), alunos que possuem alta resiliência apresentam menores escores no Inventário de Depressão de Beck (BDI) e menores escores de ansiedade de traço e de ansiedade de estado, medidos por meio do IDATE (Inventário de Ansiedade Traço-estado), quando comparados a todos os outros grupos de níveis de resiliência.

Ainda, Tempski et al. (2015), observam que os estudantes de medicina com maior nível de resiliência apresentaram melhor qualidade de vida e melhor percepção do ambiente educacional e conclui que o desenvolvimento da resiliência pode se tornar uma estratégia importante para minimizar o sofrimento emocional e melhorar o treinamento médico.

A Análise Fatorial Exploratória em Componentes (ACP), com rotação Varimax apresentou boa adequabilidade ao dados, *Kaiser-Meyer-Olkin* $(KMO = 0,93)$. Reteve-se dois fatores, cujos autovalores foram maiores que um $(\lambda \geq 1)$, os quais explicam $54,04\%$ da variância total, em que todos os itens (com exceção do item 7 com saturação $0,38$) apresentaram saturações fatoriais superiores $0,40$. O primeiro fator ficou composto por dez itens e o segundo por quatro itens, interpretados como "*competência pessoal*" (itens Q1, Q2, Q4, Q5, Q7, Q10, Q11, Q12, Q13 e Q14) e "*Aceitação de si e da vida*" (Q3, Q6, Q8 e Q9), respectivamente.

Tabela 11 – Cargas fatoriais geradas para os itens dos fatores da RS-14.

Itens	Fator 1	Fator 2
Q1	**0,611**	0,016
Q2	**0,655**	0,096
Q3	0,118	**0,737**
Q4	**0,605**	0,211
Q5	**0,431**	0,307
Q6	0,168	**0,727**
Q7	**0,381**	0,293
Q8	-0,163	**0,918**
Q9	0,188	**0,693**
Q10	**0,781**	-0,192
Q11	**0,611**	0,171
Q12	**0,657**	-0,028
Q13	**0,755**	0,009
Q14	**0,805**	0,009
Autovalor	6,335	1,230
Variância Explicada $(\%)$	45,25	8,79

PhD (2011) estudaram a estrutura fatorial e as propriedades psicométricas do RS-14 utilizando-se uma amostra de 1139 indivíduos $(62,9\%$ mulheres$)$, com idade entre 14 e 59 anos, residentes na região NE do Brasil. Em que, tanto a ACP, quanto a AFC apresentaram como solução ideal um único fator, explicando $31,93\%$ da variabilidade dos dados. Por outro lado, a versão da RS-14 validada por Pesce et al. (2005), obteve estrutura fatorial composta por cinco fatores: autossuficiência, significância, equanimidade, perseverança e solidão existencial.

Tabela 12 – Características dos participantes do estudo de acordo com o nível de resiliência.

	Níveis e Escores de Resiliência											
	Muito altas		Altas		Mod. altas		Mod. baixas		Baixas		Muito baixas	
	n	%	n	%	n	%	n	%	n	%	n	%
Sexo												
Feminino	100	49,3	226	52,0	188	54,0	100	53,2	47	52,8	53	60,9
Masculino	103	50,7	209	48,0	160	46,0	88	46,8	42	47,2	34	39,1
Ano do Curso												
1º/2º	60	29,6	149	34,3	118	33,9	68	36,2	25	28,1	39	44,8
3º/4º	76	37,4	160	36,8	133	38,2	63	33,5	33	37,1	26	29,9
5º/6º	67	33,0	126	29,0	97	27,9	57	30,3	31	34,8	22	25,3
Idade	$23,2 \pm 3,3$		$22,9 \pm 3,1$		$22,6 \pm 3,0$		$22,6 \pm 2,8$		$22,8 \pm 2,8$		$22,1 \pm 2,6$	
Total	203		435		348		188		89		87	

Fonte: Tempski et al. (2015)

Sánchez-Teruel e Robles-Bello (2005) ao avaliarem as propriedades psicométricas da versão espanhola da RS-14, utilizando-se uma amostra de 323 estudantes universitários, também resumiram a estrutura de variância/covariância dos dados em apenas um fator, explicando $75,97\%$ da variabilidade dos dados. Já Pinheiro e Matos (2013), conduziram um estudo para examinar a validade da escala de resiliência de Wagnild e Young (1993) nas suas duas versões, a longa (RS-25) e curta (RS-14), para uma amostra de 180 adolescentes portugueses. Nas duas versões foi retido um único fator. Para a RS-25 a variabilidade explicada foi de $46,01\%$, enquanto que, para RS-14 foi de $53,23\%$. Em ambos estudos, foram observadas correlações negativas entre resiliência e sintomas depressivos e de ansiedade.

Ainda, Oliveira et al. (2015) estudaram a versão curta da Escala de Resiliência para adolescentes, proposta por Pinheiro e Matos (2013). O objetivo do estudo foi examinar a confiabilidade da escala e medir a associação entre resiliência e sintomas depressivos. Utilizaram uma amostra de 308 adolescentes, em que, por meio da ACP obteve-se uma solução de um único fator, responsável por explicar 53% da variância comum dos dados. Por conseguinte, a AFC da escala foi, também, resumida em apenas um fator. Da mesma maneira os resultados mostraram uma correlação negativa entre a depressão e a resiliência. Os adolescentes que obtiveram maiores escores de resiliência apresentaram menores graus de sintomatologia depressiva.

Assim, com base nesses resultados e no modelo original da RS (WAGNILD; YOUNG, 1993), ajustou-se o primeiro modelo, chamado RES1 (Figura 4.3.1), considerado como

o mais “simples", visto que o mesmo possui apenas correlações entre os fatores. Deste modo, realizando-se as análises para tal modelo, observou-se que mesmo acrescentando-se covariâncias entre os erros (a saber: e13 e e14, e3 e e5, e8 e e10, e9 e e5, e1 e e10, e9 e e4), o mesmo não apresentou índices de ajuste aceitáveis (Tabela 13). Buscando-se outra organização entre os fatores, ajustou-se um modelo de segunda ordem (RES2 - Figura 4.3.2). Em que, análogo ao modelo RES1, acrescentou-se as covariâncias entre os erros e, também, não encontrou-se resultados aceitáveis (Tabela 13).

O terceiro modelo, nomeado RES3 (Figura 4.3.3), baseou-se na versão encontrada nos estudos realizados por Oliveira et al. (2015), Pinheiro e Matos (2013), em que os autores encontraram estrutura unifatorial (um único domínio) para explicar a escala. No entanto, para a amostra deste estudo, a estrutura unifatorial não foi confirmada empiricamente, uma vez que não identificou-se valores aceitáveis para os índices de qualidade (Tabela 13).

Por fim, optou-se por analisar um modelo de ordem superior. Como foi assinalado na revisão de literatura, o modelo bifatorial pode ser utilizado para avaliar a importância de fatores específicos. No qual, ao se incluir um fator geral no modelo, pode ocorrer que um fator específico não seja relevante para a predição das medidas, ou seja, há outras variáveis importantes que não fazem parte do modelo de medição, mas que deveriam ser inclusas. Assim, ajustou-se a estrutura bifatorial da RS-14 (Figura 4.3.4), a qual apresentou-se adequada para explicar o construto no contexto da amostra em estudo, uma vez que obteve-se índices de qualidade de ajuste satisfatórios.

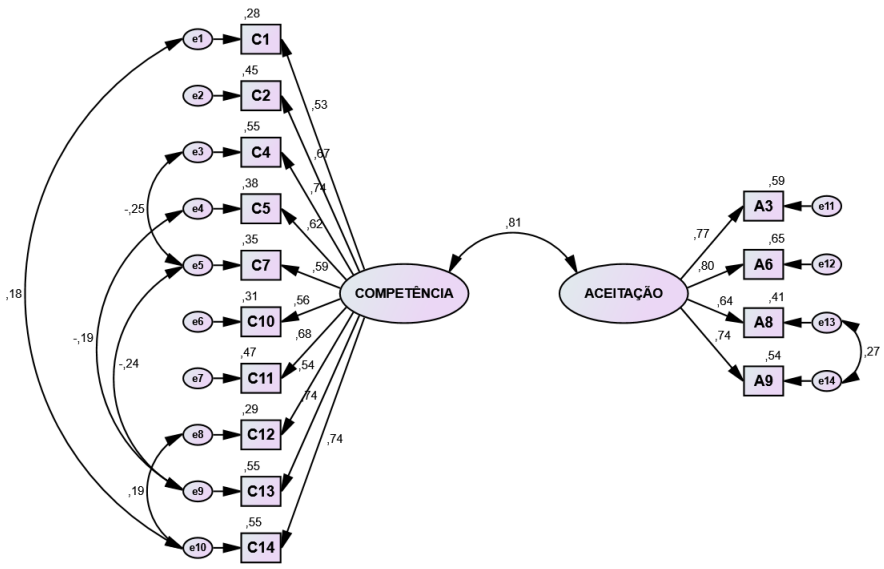


Figura 4.3.1 – Modelo RES1.

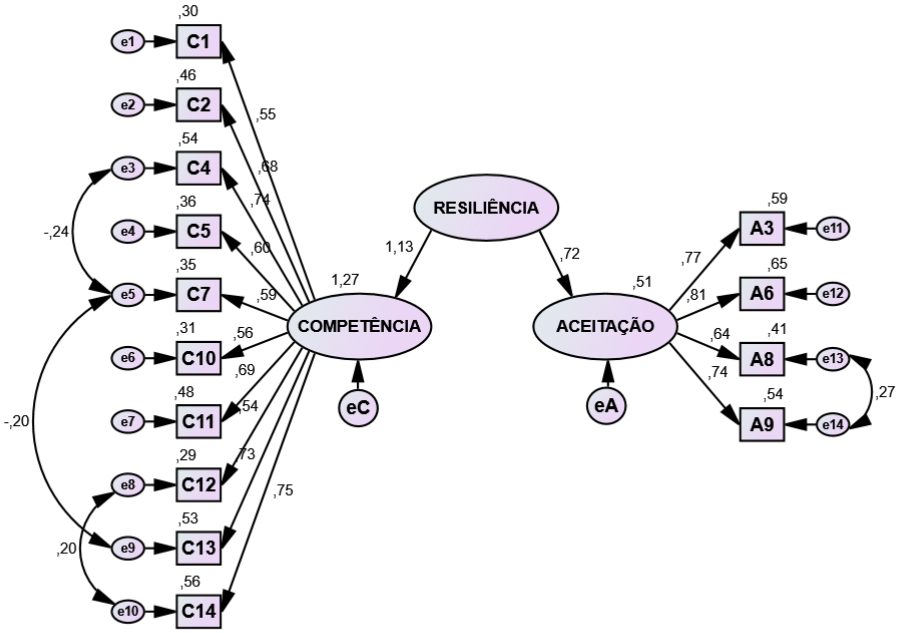


Figura 4.3.2 – Modelo RES2.

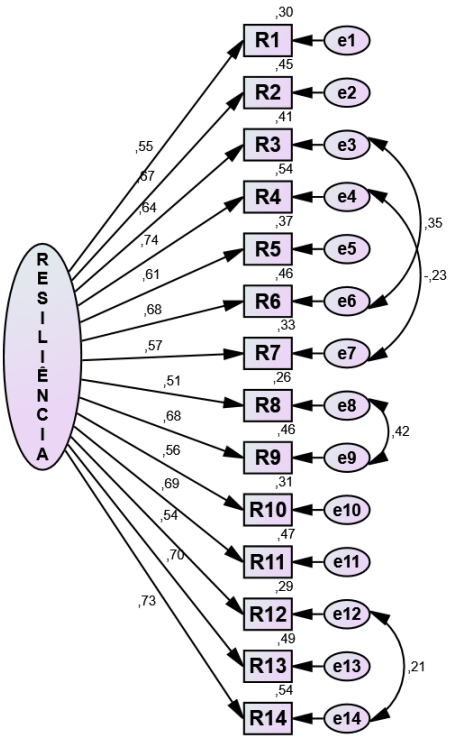


Figura 4.3.3 – Modelo RES3.

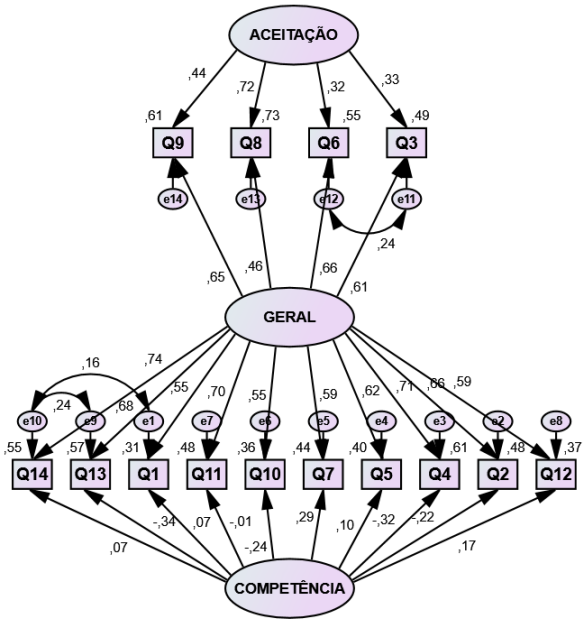


Figura 4.3.4 – Modelo RES4.

Tabela 13 – Índices de ajuste dos modelos para RS-14.

Modelo	χ^2/gl	RMSEA	Pclose	CFI	GFI
RES1	6,696	0,065	0,000	0,951	0,953
RES2	7,540	0,070	0,000	0,942	0,944
RES3	10,446	0,084	0,000	0,915	0,922
RES4	4,990	0,054	0,115	0,971	0,969

4.4 Conclusões

Neste estudo foi possível validar as propriedades psicométricas da Escala de Resiliência RS-14, com dois fatores interpretados como “Competência pessoal" e “Aceitação de si e da vida". O modelo estrutural bifatorial (RES4 - Figura 4.3.4) foi o único considerado adequado para representar a relação de interdependência entre os dois fatores retidos. Nos estudos anteriores tem-se observado certa inconsistência, quanto a estrutura fatorial do RS-14. Esse fato pode ser devido, ora por amostras pouco representativas das populações estudadas, ora pela seleção de amostras por conveniência, como no caso do estudo realizado na Finlândia por Losoi et al. (2013), em que os autores não observaram evidências empíricas, nem para a solução original de cinco fatores, apresentada por Wagnild e Young (1993), nem para a solução de um fator encontrada em estudos anteriores. Assim como em vários estudos que abalizam a resiliência como um fator de proteção, em relação a depressão, seria interessante complementar este estudo com esta investigação.

Capítulo 5

Conclusão

A escolha da metodologia de Modelagem de Equações Estruturais (MEE) foi bastante eficiente para descrever a relação de interdependência entre os constructos dos fenômenos estudados. Em que, a Análise de Caminhos permite uma visão completa e clara entre as possíveis relações de causa e efeito entre as variáveis latentes e a estimativa de seus respectivos efeitos.

Por meio da MEE foi possível observar e compreender as relações de causa e efeito que um modelo de regressão tradicional dificilmente identificaria. Por exemplo a correlação (-0.70) negativa entre as variáveis latentes Prontidão e Confiança observada no artigo 1 e as correlações entre os fatores cognitivo, afetivo e comportamental no artigo 2.

Com base no artigo 1, conclui-se que o instrumento Inventário de Transições de Carreira para profissionais Brasileiros (ITC-Br) possui propriedades psicométricas adequadas somente para os domínios prontidão, confiança e domínio geral. Estas conclusões vão ao encontro, dos resultados obtidos no estudo de validação da versão Francesa (CTI-Fr), o qual confirmou somente três fatores, prontidão, confiança e decisão independente e dos resultados para o estudo de validação da versão Italiana, o qual evidenciou, também, somente os fatores prontidão e confiança.

No artigo 2, validou-se a adaptação do instrumento *Leisure Attitude Measurement* (LAM) de Beard e Ragheb (1982), proposta por Castro (2019) para pessoas idosas, nomeado Avaliação de Atitudes relacionadas ao Lazer de idosos (IAAL). O modelo mais simples (M1), o qual apresenta apenas correlações entre os domínios, apresentou melhores resultados e a estrutura fatorial encontrada confirma as evidências empíricas do modelo conceitual proposto por Beard e Ragheb (1982). Portanto, este instrumento poderá ser utilizado em outras populações de idosos em pesquisas relacionadas a atitude face ao lazer.

O último artigo teve como objetivo avaliar a resiliência dos estudantes de medicina e as propriedades psicométricas da escala de resiliência de Wagnild e Young (1993) em sua versão reduzida, nomeada 14-item *Resilience Scale* (RS-14). Somente o modelo bifatorial foi aceito para explicar a resiliência dos estudantes de medicina. Esta estrutura pode indicar a necessidade de se incluir outras variáveis latentes na modelagem da resiliência, por exemplo qualidade de vida. O enfrentamento de condições sociais adversas ou mesmo físicas, podem alterar a percepção dos indivíduos e consequentemente a propensão individual ao enfrentamento das dificuldades.

Contudo, a validação de instrumentos psicométricos é importante para os avanços na pesquisa na área de saúde. Por meio da revisão bibliográfica ficou evidente que, ainda não há uma tradição do uso da MEE na área de saúde. Desta forma, a utilização da MEE em estudos da área da saúde pode contribuir de maneira significativa para aquisição de dados de maior qualidade (validade) e para confecção de modelos que preservem a natureza das variáveis de estudo (latente, manifesta). Em síntese pode-se concluir que o os resultados obtidos para os problemas abordados nesta dissertação corroboraram empiricamente os modelos subjacentes aos fenômenos estudados.

Referências

ADAMS, E. V.; TANIGUCHI, S. T.; HITE, S. J.; WARD, P. J.; MUGIMU, C. B.; NSUBUGA, Y. K. Leisure defined by perceiving choice: perspectives of ugandan women. *World Leisure Journal*, Taylor & Francis, v. 60, n. 4, p. 265–280, 2018.

AL-NASER, F.; SANDMAN, M. Evaluating resilience factors in the face of traumatic events in kuwait. *Sultan Qaboos University Medical Journal [SQUMJ]*, v. 2, n. 2, p. 111–116, 2000.

AMORIM, L. D. A. F.; FIACCONE, R.; SANTOS, C.; MORAES, L.; OLIVEIRA, N.; OLIVEIRA, S.; SANTOS, T. N. L. d. Modelagem com equações estruturais: Princípios básicos e aplicações. 2012.

AMORIM, L. D. A. F.; FIACCONE, R. L.; SANTOS, C. A. S.; SANTOS, T. N. d.; MORAES, L. T. L. de; OLIVEIRA, N. F.; BARBOSA, S. O.; SANTOS, D. N. d.; SANTOS, L. M. d.; MATOS, S. et al. Structural equation modeling in epidemiology. *Cadernos de Saúde Pública*, SciELO Brasil, v. 26, n. 12, p. 2251–2262, 2010.

ANAUT, M.; PESTANA, E.; FONSECA, F. *A resiliência: ultrapassar os traumatismos*. [S.l.: s.n.], 2005.

ANTUNES, H. K. M.; SANTOS-GALDUROZ, R. F.; LEMOS, V. D. A.; BUENO, O. F. A.; RZEZAK, P.; SANTANA, M. G. de; MELLO, M. T. D. The influence of physical exercise and leisure activity on neuropsychological functioning in older adults. *Age*, Springer, v. 37, n. 4, p. 71, 2015.

ARBUCKLE, J. L. et al. Ibm spss amos 24 user's guide. *Crawfordville, FL: Amos Development Corporation*, 2013.

ARBUCKLE, J. L. A. 22.0 user's guide. *Chicago: SPSS*, 2011.

ATECA-AMESTOY, V.; ROSAL, R. Serrano-del; VERA-TOSCANO, E. The leisure experience. *The Journal of Socio-Economics*, Elsevier, v. 37, n. 1, p. 64–78, 2008.

BAASCH, D.; AMORIM, L.; CRUZ, R. M. Qualidades psicométricas de instrumentos de resiliência para adultos. *Revista Borges*, v. 5, n. 1, p. 38–53, 2015.

BEARD, J. G.; RAGHEB, M. G. Measuring leisure satisfaction. *Journal of leisure Research*, Taylor & Francis, v. 12, n. 1, p. 20–33, 1980.

BEARD, J. G.; RAGHEB, M. G. Measuring leisure attitude. *Journal of Leisure Research*, v. 14, n. 2, p. 155–167, 1982.

BEATON, D.; BOMBARDIER, C.; GUILLEMIN, F.; FERRAZ, M. B. Recommendations for the cross-cultural adaptation of health status measures. *New York: American Academy of Orthopaedic Surgeons*, 2007.

BEAUJEAN, A. A. *Latent variable modeling using R: A step-by-step guide*. [S.l.]: Routledge, 2014.

BERLEZE, D. J.; TOLFO, J. C.; COSTA, V. R. P.; MARQUES, C. L. da S. Idosos institucionalizados em santa maria (rs): o lazer como uma possibilidade de inclusão social. *Revista Kairós: Gerontologia*, v. 17, n. 4, p. 189–210, 2014.

BOLLEN, K. A.(1989). structural equations with latent variables. *New York: Wilev*, 1989.

BONAFÉ, F. S. S.; CARRASCOSA, A. C.; MARÔCO, J.; CAMPOS, J. A. D. B. Modelagem de equações estruturais na área da saúde. *60 Reunião Anual da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria e 16 Simpósio de Estatística Aplicada a Experimentação Agronômica, 2015, Presidente Prudente*, v. 60, 2015.

BREI, V. A.; NETO, G. L. O uso da técnica de modelagem em equações estruturais na área de marketing: um estudo comparativo entre publicações no brasil e no exterior. *Revista de Administração Contemporânea*, SciELO Brasil, v. 10, n. 4, p. 131–151, 2006.

BROWN, T. A. *Confirmatory factor analysis for applied research*. [S.l.]: Guilford Publications, 2014.

BRUCE, R. A. *The career transition cycle: Antecedents and consequences of career events*. [S.l.], 1991.

BYRNE, B. M. Structural equation modeling with amos, eqs, and lisrel: Comparative approaches to testing for the factorial validity of a measuring instrument. *International journal of testing*, Taylor & Francis, v. 1, n. 1, p. 55–86, 2001.

CAMPOS, J. A. D. B.; BONAFÉ, F. S. S.; DOVIGO, L. N.; MAROCO, J. Avaliação psicométrica da escala de atitudes em relação à estatística. *Revista Brasileira de Biometria*, p. 327–337, 2013.

CASTRO, V.; CARREIRA, L. Atividades de lazer e atitude de idosos institucionalizados: subsídios para a prática de enfermagem. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, v. 23, n. 2, p. 307–314, abr. 2015. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/rlae/article/view/100072>.

CASTRO, V. C. *Adaptação transcultural e avaliação das propriedades psicométricas da Leisure Attitude Measurement para a pessoa idosa*. Tese (Doutorado), 2019.

CHANG, P.-J.; WRAY, L.; LIN, Y. Social relationships, leisure activity, and health in older adults. *Health Psychology*, American Psychological Association, v. 33, n. 6, p. 516, 2014.

CHEN, F. F.; WEST, S. G.; SOUSA, K. H. A comparison of bifactor and second-order models of quality of life. *Multivariate Behavioral Research*, Taylor & Francis, v. 41, n. 2, p. 189–225, 2006.

CHEN, M.; PANG, X. Leisure motivation: An integrative review. *Social Behavior and Personality: an international journal*, Scientific Journal Publishers, v. 40, n. 7, p. 1075–1081, 2012.

CHEN, Y.-C.; LI, R.-H.; CHEN, S.-H. Relationships among adolescents' leisure motivation, leisure involvement, and leisure satisfaction: A structural equation model. *Social indicators research*, Springer, v. 110, n. 3, p. 1187–1199, 2013.

COLUCI, M. Z. O.; ALEXANDRE, N. M. C.; MILANI, D. Construção de instrumentos de medida na área da saúde. *Ciência & Saúde Coletiva*, SciELO Public Health, v. 20, p. 925–936, 2015.

DEEP, C. A. Ferreira de C. N.; LEAL, I. P. Adaptação da "the resilience scale" para a população adulta portuguesa. *Psicologia USP*, v. 23, n. 2, p. 417–433, 2012.

DENG, J.; WALKER, G. J.; SWINNERTON, G. Leisure attitudes: A comparison between chinese in canada and anglo-canadians. *Leisure/Loisir*, Taylor & Francis, v. 29, n. 2, p. 239–273, 2005.

EARL, J. K.; GERRANS, P.; HALIM, V. A. Active and adjusted: Investigating the contribution of leisure, health and psychosocial factors to retirement adjustment. *Leisure Sciences*, Routledge, v. 37, n. 4, p. 354–372, 2015.

FELGUEIRAS, M. C.; FESTAS, C.; VIEIRA, M. Adaptação e validação da resilience scale® de wagnild e young para a cultura portuguesa. *Cadernos de Saúde, Vol 3, Nº1, 2010*, UCEditora, v. 3, p. 73–80, 2010.

FERNANDEZ, A.; FOUQUEREAU, E.; HEPPNER, M. J. The career transition inventory: A psychometric evaluation of a french version (cti-f). *Journal of Career Assessment*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 16, n. 3, p. 384–398, 2008.

FERREIRA, H. G.; BARHAM, E. J. Estrutura fatorial da versão brasileira do california older person's pleasant events schedule. *Avaliação Psicológica*, Instituto Brasileiro de Avaliação Psicológica, v. 16, n. 4, p. 405–414, 2017.

FOLKMAN, S.; LAZARUS, R. S. An analysis of coping in a middle-aged community sample. *Journal of health and social behavior*, JSTOR, p. 219–239, 1980.

FREIRE, T.; FONTE, C. Escala de atitudes face ao lazer em adolescentes e jovens adultos. *Paidéia (Ribeirão Preto)*, SciELO Brasil, v. 17, n. 36, p. 79–87, 2007.

HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. *Análise multivariada de dados*. [S.l.]: Bookman Editora, 2009.

HEPPNER, M. J.; MULTON, K. D.; JOHNSTON, J. A. Assessing psychological resources during career change: Development of the career transitions inventory. *Journal of Vocational Behavior*, Elsevier, v. 44, n. 1, p. 55–74, 1994.

HILLS, P.; ARGYLE, M. Positive moods derived from leisure and their relationship to happiness and personality. *Personality and individual differences*, Elsevier, v. 25, n. 3, p. 523–535, 1998.

JÖRESKOG, K. G.; SÖRBOM, D. Recent developments in structural equation modeling. *Journal of marketing research*, JSTOR, p. 404–416, 1982.

JUNIOR, J. A. S. H.; MEDEIROS, A. G. A. P. de. Escalas de resiliencia: uma revisao narrativa. *Revista Meta: Avaliação*, v. 9, n. 27, p. 561–578, 2017.

JUNQUEIRA, M. d. F. P. d.; DESLANDES, S. F. et al. Resiliência e maus-tratos à criança. *Cadernos de Saúde Pública*, SciELO Public Health, v. 19, p. 227–235, 2003.

KAO, I.-C.; CHANG, L.-C. Long-term effects of leisure education on leisure needs and stress in older adults. *Educational Gerontology*, Taylor & Francis, v. 43, n. 7, p. 356–364, 2017.

KAPLAN, D. *Structural equation modeling: Foundations and extensions*. [S.l.]: Sage Publications, 2008. v. 10.

KIM, J.; YAMADA, N.; HEO, J.; HAN, A. Health benefits of serious involvement in leisure activities among older korean adults. *International journal of qualitative studies on health and well-being*, Taylor & Francis, v. 9, n. 1, p. 24616, 2014.

LEANDRO-FRANÇA, C.; MURTA, S. G. Fatores de risco e de proteção na adaptação à aposentadoria. *Psicologia Argumento*, v. 32, n. 76, p. 33–43, 2014.

LEE, C.; PAYNE, L. L.; BERDYCHEVSKY, L. The roles of leisure attitudes and self-efficacy on attitudes toward retirement among retirees: A sense of coherence theory approach. *Leisure Sciences*, Taylor & Francis, p. 1–18, 2018.

LEMKE, C. Modelos de equações estruturais com ênfase em análise fatorial confirmatória no software amos. 2005.

LINO, C. R. d. M.; BRÜGGEMANN, O. M.; SOUZA, M. d. L. d.; BARBOSA, S. d. F. F.; SANTOS, E. K. A. d. The cross-cultural adaptation of research instruments, conducted by nurses in brazil: An integrative review. *Texto & Contexto-Enfermagem*, SciELO Brasil, v. 26, n. 4, 2017.

LOSOI, H.; TURUNEN, S.; WALJAS, M.; HELMINEN, M.; OHMAN, J.; JULKUNEN, J.; ROSTI-OTAJARVI, E. Psychometric properties of the finnish version of the resilience scale and its short version. *Psychology, Community & Health*, v. 2, n. 1, p. 1–10, 2013.

LOUIS, M. R. Career transitions: Varieties and commonalities. *Academy of management review*, Academy of Management Briarcliff Manor, NY 10510, v. 5, n. 3, p. 329–340, 1980.

MACCALLUM, R. C.; AUSTIN, J. T. Applications of structural equation modeling in psychological research. *Annual review of psychology*, Annual Reviews 4139 El Camino Way, PO Box 10139, Palo Alto, CA 94303-0139, USA, v. 51, n. 1, p. 201–226, 2000.

MAGALHAES, M. d. O.; TEIXEIRA, M. A. P. Antecedentes de comportamentos de busca de emprego na transição da universidade para o mercado de trabalho. *Psicologia: teoria e pesquisa. Brasília. Vol. 29, n. 4 (out./dez. 2013), p. 411-419.*, SciELO Brasil, 2013.

MARÔCO, J. *Análise de equações estruturais: Fundamentos teóricos, software & aplicações*. [S.l.]: ReportNumber, Lda, 2010.

MARTÍNEZ-RODRÍGUEZ, S.; IRAURGI, I.; GÓMEZ-MARROQUIN, I.; CARRASCO, M.; ORTIZ-MARQUÉS, N.; STEVENS, A. B. Psychometric properties of the leisure time satisfaction scale in family caregivers. *Psicothema*, v. 28, n. 2, p. 207–213, 2016.

MARTINS, R. Os idosos e as actividades de lazer. *Millenium*, Instituto Politécnico de Viseu, p. 243–251, 2010.

MASTEN, A. S. Ordinary magic: Resilience processes in development. *American psychologist*, American Psychological Association, v. 56, n. 3, p. 227, 2001.

MASTEN, A. S.; GEWIRTZ, A. H. Resilience in development: The importance of early childhood. Centre of Excellence for Early Childhood Development, 2006.

MAYER, F. B.; SANTOS, I. S.; SILVEIRA, P. S.; LOPES, M. H. I.; SOUZA, A. R. N. D. de; CAMPOS, E. P.; ABREU, B. A. L. de; II, I. H.; MAGALHÃES, C. R.; LIMA, M. C. P. et al. Factors associated to depression and anxiety in medical students: a multicenter study. *BMC medical education*, BioMed Central, v. 16, n. 1, p. 282, 2016.

MEDEIROS, R. K. d. S.; JÚNIOR, M. A. F.; PINTO, D. P. d. S. R.; VITOR, A. F.; SANTOS, V. E. P.; BARICHELLO, E. Modelo de validação de conteúdo de pasquali nas pesquisas em enfermagem. *Revista de Enfermagem Referência*, Escola Superior de Enfermagem de Coimbra-Unidade de Investigação em Ciências . . . , n. 4, p. 127–135, 2015.

MICHÈLE, J.; GUILLAUME, M.; ALAIN, T.; NATHALIE, B.; CLAUDE, F.; KAMEL, G. Social and leisure activity profiles and well-being among the older adults: a longitudinal study. *Aging & mental health*, Taylor & Francis, v. 23, n. 1, p. 77–83, 2017.

NETO, S.; SOUSA, A. et al. Aplicação da modelagem de equações estruturais para avaliação da satisfação dos alunos de engenharia de produção de universidades privadas segundo o enade 2011. Pontifícia Universidade Católica de Goiás, 2016.

NIMROD, G.; SHRIRA, A. The paradox of leisure in later life. *Journals of Gerontology Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, Oxford University Press US, v. 71, n. 1, p. 106–111, 2014.

OLIVEIRA, A.; MATOS, A. P.; PINHEIRO, M. do R.; OLIVEIRA, S. Confirmatory factor analysis of the resilience scale short form in a portuguese adolescent sample. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 165, p. 260–266, 2015.

PAGGI, M. E.; JOPP, D.; HERTZOG, C. The importance of leisure activities in the relationship between physical health and well-being in a life span sample. *Gerontology*, Karger Publishers, v. 62, n. 4, p. 450–458, 2016.

PESCE, R. P.; ASSIS, S. G.; AVANCI, J. Q.; SANTOS, N. C.; MALAQUIAS, J. V.; CARVALHAES, R. Adaptação transcultural, confiabilidade e validade da escala de resiliência. *Cadernos de Saúde pública*, SciELO Public Health, v. 21, p. 436–448, 2005.

PHD, J. P. da S. 14-item resilience scale (rs-14): psychometric properties of the brazilian version. *Journal of nursing measurement*, Springer Publishing Company, v. 19, n. 3, p. 131, 2011.

PILATI, R.; LAROS, J. A. Modelos de equações estruturais em psicologia: conceitos e aplicações. *Psicologia: teoria e pesquisa*, SciELO Brasil, v. 23, n. 2, p. 205–216, 2007.

PINHEIRO, M.; MATOS, A. P. Exploring the construct validity of the two versions of the resilience scale in a portuguese adolescent sample. *The European Journal of Social & Behavioural Sciences*, v. 2, n. 10, p. 178–189, 2013.

PRESTI, A. L. *Nuovi orientamenti di carriera e qualità del lavoro. Un contributo di ricerca*. Tese (Doutorado) — alma, 2008.

R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria, 2018. Disponível em: <https://www.R-project.org/>.

RUFINE, M. F. C.; FORMIGA, N. S.; VALENTINI, F.; MELO, G. F. d. Escala de qualidade de vida: análise estrutural de uma versão para idosas. *Ciência & Saúde Coletiva*, SciELO Public Health, v. 18, p. 1993–2000, 2013.

RUTTER, M. Psychosocial resilience and protective mechanisms. *American journal of orthopsychiatry*, Wiley Online Library, v. 57, n. 3, p. 316–331, 1987.

SÁNCHEZ-TERUEL, D.; ROBLES-BELLO, M. A. Escala de resiliencia 14 ítems (rs-14): Propiedades psicoméétricas de la versión en español. *Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación - Avaliação Psicológica*, RIDEP, v. 2, n. 40, p. 10–113, 2005.

SANTOS, B. V. B. d. Avaliação dos cursos de direito do norte, nordeste e centro-oeste do brasil utilizando modelagem de equações estruturais. 2017.

SILVA, J. S. F. d. Modelagem de equações estruturais: Apresentação de uma metodologia. 2006.

SILVA, M. P. d. *Inventário de transições na carreira: estudo com profissionais graduados*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2017.

SPANO, S. Risk, protection and resilience. *Act for Youth Upstate Center of Excellence*, p. 113–115, 2001.

STIVAL, M. M.; LIMA, L. R. de; KARNIKOWSKI, M. G. de O. Relações hipotéticas entre os determinantes sociais da saúde que influenciam na obesidade em idosos. *Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia*, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, v. 18, n. 2, p. 433–442, 2015.

TEIXEIRA, A.; FREIRE, T. The leisure attitude scale: Psychometrics properties of a short version for adolescents and young adults. *Leisure/Loisir*, Taylor & Francis, v. 37, n. 1, p. 57–67, 2013.

TEIXEIRA, C. M. A. *O consumo de bebidas alcoólicas como lazer*. Tese (Doutorado), 2008.

TEMPSKI, P.; SANTOS, I. S.; MAYER, F. B.; ENNS, S. C.; PEROTTA, B.; PARO, H. B.; GANNAM, S.; PELEIAS, M.; GARCIA, V. L.; BALDASSIN, S. et al. Relationship among medical student resilience, educational environment and quality of life. *PLoS One*, Public Library of Science, v. 10, n. 6, p. e0131535, 2015.

TOBIN, D. L.; HOLROYD, K. A.; REYNOLDS, R. V.; WIGAL, J. K. The hierarchical factor structure of the coping strategies inventory. *Cognitive therapy and research*, Springer, v. 13, n. 4, p. 343–361, 1989.

UMANN, J.; SILVA, R. M. da; KIMURA, C. A.; LAUTERT, L. Aplicações da modelagem de equações estruturais na enfermagem: revisão integrativa. *Revista Eletrônica de Enfermagem*, v. 19, 2017.

WAGNILD, G.; YOUNG, H. Development and psychometric evaluation of the resilience scale. *Journal of nursing measurement*, v. 1, n. 2, p. 165–17847, 1993.

WAGNILD, G. M. *The resilience scale user's guide: for the US English version of the Resilience Scale TM and the 14-Item Resilience Scale TM (RS-14 TM)*. [S.l.]: Resilience Center, 2009.

WINDLE, G.; BENNETT, K. M.; NOYES, J. A methodological review of resilience measurement scales. *Health and quality of life outcomes*, BioMed Central, v. 9, n. 1, p. 8, 2011.

WRIGHT, S. Correlation and causation. *Journal of agricultural research*, Washington, v. 20, n. 7, p. 557–585, 1921.

YERGENS, D. W.; DUTTON, D. J.; PATTEN, S. B. An overview of the statistical methods reported by studies using the canadian community health survey. *BMC medical research methodology*, BioMed Central, v. 14, n. 1, p. 15, 2014.

YUNES, M. A. M. Psicologia positiva e resiliência: o foco no indivíduo e na família. SciELO Brasil, 2003.

YUNG, Y.-F.; THISSEN, D.; MCLEOD, L. D. On the relationship between the higher-order factor model and the hierarchical factor model. *Psychometrika*, Springer, v. 64, n. 2, p. 113–128, 1999.

Apêndices

APÊNDICE A

Exemplo numérico: códigos em R

Como exemplo numérico utilizando o pacote `lavaan` do *software* R, verifica-se os valores estimados dos parâmetros calculados analiticamente na Seção 1.3.2. Primeiramente, deve-se inserir a matriz de correlação dos dados (Tabela 1). Em seguida, é importante nomear as linhas e colunas, caso contrário, o `lavaan` não encontrará as correlações corretas.

```
library(lavaan)

# Importacao dos dados
Correlacoes = c(1, 0.62, 1, 0.76, 0.48, 1, 0.81,
0.77, 0.58, 1)

# Cria a matriz de correlacao
Mcor = lav_matrix_lower2full(Correlacoes)

# Nomeia as variaveis da matriz
colnames(Mcor) = rownames(Mcor) = c("X1", "X2", "X3", "Y")
Mcor

     X1   X2   X3    Y
X1 1.00 0.62 0.76 0.81
X2 0.62 1.00 0.48 0.77
X3 0.76 0.48 1.00 0.58
Y  0.81 0.77 0.58 1.00
```

Caso possua o conjunto de dados (Tabela 2), a matriz de correlação pode ser obtida por meio da função *cor()* (ex.: `round(cor(dados),2)`)[1].

```
# Cria a matriz de correlacao
Mcor = round(cor(dados), 2)

# Nomeia as variaveis da matriz
colnames(Mcor) = rownames(Mcor) = c('X1', 'X2', 'X3', 'Y')
Mcor

     X1   X2   X3    Y
X1 1.00 0.62 0.76 0.81
X2 0.62 1.00 0.48 0.77
X3 0.76 0.48 1.00 0.58
Y  0.81 0.77 0.58 1.00

######################

# Cria a matriz de covarincia
Mcov = round(cov(dados), 2)

# Nomeia as variaveis da matriz
colnames(Mcov) = rownames(Mcov) = c('X1', 'X2', 'X3', 'Y')
Mcov

      X1   X2   X3     Y
X1 15.78 3.12 4.69 13.69
X2  3.12 1.58 0.94  4.13
X3  4.69 0.94 2.42  3.85
Y  13.69 4.13 3.85 18.16
```

[1] A função *round()* arredonda os valores em seu primeiro argumento para o número especificado de casas decimais (possui como padrão 0 casas). Neste caso, duas casas decimais.

Agora, o próximo passo é a especificação do modelo e, em seguida, estimar os parâmetros do mesmo utilizando-se a função *sem()*.

```
# Especifica o modelo
model = '
# modelo estrutural para Y
Y ~ a*X1 + b*X2 + c*X3
# rotula a variancia residual de Y
Y ~~ z*Y
'

# Estima os parametros pela correlação
FitCor = sem(model, sample.cov = Mcor, sample.nobs = 1000)
summary(FirCor, rsquare = T)

# Estima os parametros pela covariancia
FitCov = sem(model, sample.cov = Mcov, sample.nobs = 1000)
summary(FitCov, rsquare = T)
```

Abaixo encontra-se os resultados obtidos por meio da estimação utilizando a matriz de correlação. Observe que os coeficientes na coluna "`Estimate`" são iguais aos calculados anteriormente na Seção 1.3.2, a menos do erro de arredondamento.

```
lavaan 0.6-3 ended normally after 17 iterations

Optimization method                           NLMINB
Number of free parameters                          4

Number of observations                          1000

Estimator                                         ML
Model Fit Test Statistic                       0.000
Degrees of freedom                                 0
Minimum Function Value               0.0000000000000

Parameter Estimates:

Information                                 Expected
```

```
Information saturated (h1) model          Structured
Standard Errors                             Standard

Regressions: Estimate  Std.Err  z-value  P(>|z|)
Y ~
X1         (a)    0.610    0.026   23.719    0.000
X2         (b)    0.436    0.019   22.886    0.000
X3         (c)   -0.093    0.023   -4.057    0.000

Variances:      Estimate  Std.Err  z-value  P(>|z|)
.Y         (z)    0.223    0.010   22.361    0.000

R-Square:       Estimate
Y                 0.776
```

Os dados considerados para este exemplo, foram simulados por meio dos seguintes códigos:

```
set.seed(222)
X1 = rnorm(1000,0,4)

set.seed(223)
X2 = 0.2*X1 + rnorm(1000,0,1)

set.seed(224)
X3 = 0.3*X1 + rnorm(1000,0,1)

set.seed(225)
Y = 0.7*X1 + 1.5*X2 - 0.35*X3 + rnorm(1000,0,2)

dados = data.frame(X1,X2,X3,Y)
```

APÊNDICE B

Artigo 2: códigos em R

A seguir são apresentados os códigos em R dos modelos obtidos no Capítulo 3, afim de exemplificar como especificar diferentes modelos utilizando-se o pacote `lavaan`.

```
#########################################################################
# Especificacao do modelo M1

modelM1 = '
# Modelo de medida
Crenca =~ Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10 + Q11 + Q12
Intencao =~ Q26 + Q28 + Q29 + Q34 + Q35
Sentimento =~ Q13 + Q14 + Q15 + Q16 + Q17 + Q18 + Q19 + Q20 + Q21 +
Q22 + Q23 + Q24

# Modelo Estutural
Crenca ~~ Sentimento
Crenca ~~ Intencao
Sentimento ~~ Intencao

# Correlacoes dos erros
Q3 ~~ Q11
Q11 ~~ Q12
Q26 ~~ Q28
Q14 ~~ Q20
Q15 ~~ Q22
```

```
Q16 ~~ Q19
Q18 ~~ Q19
Q22 ~~ Q23
'

# Estimativa dos parametros
fitM1 = cfa(model = modelM1, sample.cov = COV, std.lv = F,
sample.nobs = dim(dados)[1])

summary(fitM1, standardized = T, fit.measures = T, rsquare = T)
fitMeasures(fitM1)
modificationIndices(fitM1)

##########################################################################
# Especificacao do modelo M2

modelM2 = '
# Modelo de medida
Crenca =~ Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10 + Q11 + Q12
Intencao =~ Q26 + Q28 + Q29 + Q34 + Q35
Sentimento =~ Q13 + Q14 + Q15 + Q16 + Q17 + Q18 + Q19 + Q20 + Q21 +
Q22 + Q23 + Q24

# Modelo Estutural
Crenca ~~ Sentimento
Crenca ~ Intencao
Sentimento ~ Intencao

# Correlacoes dos erros
Q3 ~~ Q11
Q11 ~~ Q12
Q26 ~~ Q28
Q15 ~~ Q22
Q16 ~~ Q19
Q18 ~~ Q19
Q22 ~~ Q23
'
```

```
# Estimativa dos parametros
fitM2 = cfa(model = modelM2, sample.cov = COV, std.lv = F,
sample.nobs = dim(dados)[1])

summary(fitM2, standardized = T, fit.measures = T, rsquare = T)
fitMeasures(fitM2)
modificationIndices(fitM2)

##########################################################################
# Especificacao do modelo M3

modelM3 = '
# Modelo de medida
Crenca =~ Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10 + Q11 + Q12
Intencao =~ Q26 + Q28 + Q29 + Q34 + Q35
Sentimento =~ Q13 + Q14 + Q15 + Q16 + Q17 + Q18 + Q19 + Q20 + Q21 +
Q22 + Q23 + Q24

# Modelo Estutural
Sentimento ~ Crenca
Crenca ~ Intencao
Sentimento ~ Intencao

# Correlacoes dos erros
Q3 ~~ Q11
Q11 ~~ Q12
Q26 ~~ Q28
Q15 ~~ Q22
Q16 ~~ Q19
Q18 ~~ Q19
Q22 ~~ Q23
'

# Estimativa dos parametros
fitM3 = cfa(model = modelM3, sample.cov = COV, std.lv = F,
sample.nobs = dim(dados)[1])
```

```
summary(fitM3, standardized = T, fit.measures = T, rsquare = T)
fitMeasures(fitM3)
modificationIndices(fitM3)

#########################################################################
# Especificacao do modelo M4

modelM4 = '
# Modelo de medida
Crenca =~ Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10 + Q11 + Q12
Intencao =~ Q26 + Q28 + Q29 + Q34 + Q35
Sentimento =~ Q13 + Q14 + Q15 + Q16 + Q17 + Q18 + Q19 + Q20 + Q21 +
Q22 + Q23 + Q24

# Modelo Estutural
Crenca ~ Sentimento
Crenca ~ Intencao
Sentimento ~ Intencao

# Correlacoes dos erros
Q3 ~~ Q11
Q11 ~~ Q12
Q26 ~~ Q28
Q15 ~~ Q22
Q16 ~~ Q19
Q18 ~~ Q19
Q22 ~~ Q23
'

# Estimativa dos parametros
fitM4 = cfa(model = modelM4, sample.cov = COV, std.lv = F,
sample.nobs = dim(dados)[1])

summary(fitM4, standardized = T, fit.measures = T, rsquare = T)
fitMeasures(fitM4)
modificationIndices(fitM4)
```

```
#########################################################################
# Especificacao do modelo M5

modelM5 = '
Crenca =~ a*Q3 + Q4 + Q5 + Q6 + Q6 + Q7 + Q8 + Q9 + Q10 + Q11 + Q12
Intencao =~ Q26 + Q28 + Q29 + Q34 + Q35
Sentimento =~ Q13 + Q14 + Q15 + Q16 + Q17 + Q18 + Q19 + Q20 + Q21 +
Q22 + Q23 + Q24
Lazer =~ Crenca + Intencao + Sentimento

# Correlacoes dos erros
Q3 ~~ Q11
Q11 ~~ Q12
Q26 ~~ Q28
Q15 ~~ Q22
Q16 ~~ Q19
Q18 ~~ Q19
Q22 ~~ Q23
'

# Estimativa dos parametros
fitM5 = cfa(model = modelM5, sample.cov = COV, std.lv = F,
sample.nobs = dim(dados)[1])

summary(fitM5, standardized = T, fit.measures = T, rsquare = T)
fitMeasures(fitM5)
modificationIndices(fitM5)
```

NOTA: Para mais informações acerca das funções e argumentos que podem ser utilizados por meio do pacote `lavaan`, acessar o `help` do pacote no R. Para isso, basta utilizar o comando `?lavaan` ou `help("lavaan")` no “Console" do *software* R.