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

Natália Rocha Almeida

Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos aplicada as escalas de ansiedade, depressão e esgotamento em estudantes de Medicina do Brasil

Maringá - Paraná
2020

Natália Rocha Almeida

Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos aplicada as escalas de ansiedade, depressão e esgotamento em estudantes de Medicina do Brasil

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

Universidade Estadual de Maringá – UEM
Departamento de Estatística – DES
Programa de Pós-Graduação em Bioestatística

Maringá – Paraná
2020

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

Almeida, Natália Rocha

A447a Análise fatorial confirmatória multigrupos aplicada as escalas de ansiedade, depressão e esgotamento em estudantes de Medicina do Brasil / Natália Rocha Almeida. -- Maringá, PR, 2020.

84 f.: il. color., figs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. José de Oliveira Siqueira.
Coorientador: Prof. Dr. Eraldo Schunk Silva.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Maringá, Centro de Ciências Exatas, Departamento de Estatística, Programa de Pós-Graduação em Bioestatística, 2020.

1. Psicometria. 2. Modelagem de equações estruturais. 3. Análise multigrupos. I. Siqueira, José de Oliveira, orient. II. Silva, Eraldo Schunk, coorient. III. Universidade Estadual de Maringá. Centro de Ciências Exatas. Departamento de Estatística. Programa de Pós-Graduação em Bioestatística. IV. Título.

CDD 23.ed. 519.54

Márcia Regina Paiva de Brito - CRB-9/1267

NATÁLIA ROCHA ALMEIDA

Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos aplicada às escalas de ansiedade, depressão e esgotamento em estudantes de Medicina do Brasil

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. José de Oliveira Siqueira
Universidade de São Paulo – PBE/USP

Prof. Dr. Felipe Pinheiro de Figueiredo
UniCesumar – Maringá-PR

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

Maringá, 22 de abril de 2020.

Agradecimentos

Agradeço a Deus que por sua graça incessante me proporcionou a oportunidade de prosseguir em minha jornada acadêmica, rumo à conquista de mais um sonho!

Aos meus pais Francisco (In memoriam) e Celi pelo constante incentivo e apoio aos estudos, projetos e sonhos e, sobretudo, pelo exemplo de vida, fé, perseverança e honestidade. Ao meu irmão Henrique pelo companheirismo, meu primeiro amigo!

Aos amigos e familiares que mesmo morando distante (SP), sempre foram presentes. E também aos amigos de perto, que acompanharam e me apoiaram nos momentos difíceis, em especial a Angélica, pela motivação mesmo antes do meu ingresso no mestrado.

Ao meu orientador professor Dr. José de Oliveira Siqueira pela disponibilidade, dúvidas sanadas e contribuições para este trabalho. Em especial ao meu coorientador professor Dr. Eraldo Schunk Silva pela paciência, compreensão, apoio, contribuições neste trabalho e disponibilização de materiais.

A professora Dra. Isolde Previdelli pelo carinho e incentivo demonstrados pelos corredores, percebendo meus momentos de cansaço (ou desânimo) entre trabalho e estudo, suas atitudes foram um refrigério para continuar. Obrigada!

Aos professores que contribuíram para a melhoria do trabalho participando da banca de qualificação e defesa.

À CAPES pelo incentivo financeiro, possibilitando um ano de dedicação exclusiva aos estudos.

“É muito melhor lançar-se em busca de conquistas grandiosas, mesmo expondo-se ao fracasso, do que alinhar-se com os pobres de espírito, que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem numa penumbra cinzenta, onde não conhecem nem vitória, nem derrota” (Theodore Roosevelt)

“Então entendi que nesta vida tudo o que a pessoa pode fazer é procurar ser feliz e viver o melhor que puder. Todos nós devemos comer e beber e aproveitar bem aquilo que ganhamos com o nosso trabalho. Isso é um presente de Deus.” (Eclesiastes 3:12-13; NTLH)

Resumo

A análise fatorial confirmatória multigrupos (AFCMG) é uma técnica estatística, pertencente à família da Modelagem de Equações Estruturais (MEE). Esta técnica foi utilizada para analisar e comparar variáveis latentes, ou seja, por meio de sua aplicação foi possível verificar os modelos teóricos subjacentes a construção de um instrumento psicométrico que identificaram, em diferentes grupos observacionais, as dimensões teóricas previamente estabelecidas. Para confirmar e verificar a invariância dos instrumentos psicométricos de ansiedade e depressão, foi utilizada uma amostra aleatória de estudantes brasileiros de Medicina cuja análise identificou que a média estrutural da depressão é maior no sexo feminino, já a ansiedade não apresentou diferença significativa. O instrumento psicométrico de esgotamento não foi confirmado neste estudo.

Palavras-chave: Psicometria, Modelagem de equações estruturais, Análise multigrupos.

Abstract

Multigroup confirmatory factor analysis (MGCFA) is a statistical statistic, belonging to the Structural Equation Modeling (SEM) family. This technique was used to analyze and compare latent variables, that is, through its application it was possible to verify the theoretical models underlying the construction of an identifiable psychometric instrument, in different observational groups, such as the theoretical measures used. To confirm and verify the invariance of the psychometric instruments of anxiety and depression, a random sample of Brazilian medical students was used whose analysis identified that the structural mean of depression is higher in females, whereas anxiety did not show any significant difference. The psychometric instrument of exhaustion was not confirmed in this study.

Key words: Psychometrics, Structural equations modeling, Multigroup analysis.

Lista de figuras

Figura 2.1 Símbolos utilizados na representação gráfica da MEE 17
Figura 2.2 Construto exógeno, mediador e endógeno 18
Figura 2.3 Representação pictórica de alguns tipos de modelos. 19
Figura 2.4 Modelo de mensuração e modelo estrutural. 20
Figura 2.5 Identificação dos modelos 22
Figura 3.1 Modelo de primeira ordem do IDATE-T apresentado por Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006). 39
Figura 3.2 Modelo bifatorial do IDATE-T apresentado por Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006). 40
Figura 3.3 Modelo 1 (esquerda) e modelo 2 (direita) do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001) 42
Figura 3.4 Modificação do modelo 2 do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001) 43
Figura 3.5 Remoção de itens do modelo 2 do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001) 44
Figura 3.6 Estimativa das cargas fatoriais por sexo no modelo correlacional com remoção de itens do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001). 45
Figura 3.7 Diferença das médias latentes entre os sexos no modelo correlacional com remoção de itens do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001). 46
Figura 3.8 Modelo correlacional do IDATE-T apresentado por Fioravanti et al. (2006) 47
Figura 3.9 Modificação do modelo correlacional do IDATE-T apresentado por Fioravanti et al. (2006) 48
Figura 3.10 Modelo correlacional do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) 50
Figura 3.11 Modificação do modelo correlacional do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) 51
Figura 3.12 Modelo bifatorial do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) 52
Figura 3.13 Estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo correlacional modificado apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) por sexo. 54

Figura 3.14 Diferença das médias estruturais entre os sexos no modelo correlacional modificado apresentado por Gorenstein e Andrade (1998). 55
Figura 3.15 Modelo correlacional do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo A 56
Figura 3.16 Modificação no modelo correlacional apresentado por Finger (2008) retirando o item 1 (“Tristeza”) – Modelo B 57
Figura 3.17 Modificação no modelo correlacional apresentado por Finger (2008) indicando causalidade entre o item 1 (“Tristeza”) e os fatores “Cognitivo emocional” e “Sensação de perda” – Modelo C 58
Figura 3.18 Modificação do modelo BDI apresentado por Finger (2008) indicando causalidade entre o item 1 (“Tristeza”) e três fatores – Modelo D 59
Figura 3.19 Modelo causal de segunda ordem do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo E 60
Figura 3.20 Modelo bifatorial do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo F 61
Figura 3.21 Modificação do modelo bifatorial do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo G 62
Figura 3.22 Estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo bifatorial modificado apresentado por Finger (2008) por sexo. 63
Figura 3.23 Diferença das médias latentes entre os sexos no modelo correlacional modificado apresentado por Finger (2008). 64
Figura 3.24 Modelo correlacional com três fatores do MBI - HSS 66
Figura 3.25 Modelo correlacional com três fatores modificado do MBI - HSS 67
Figura 3.26 Modelo bifatorial do MBI - HSS 68

Lista de tabelas

Tabela 1.1 Características dos estudantes brasileiros de medicina participantes do estudo entre agosto de 2011 e agosto de 2012. 15
Tabela 2.1 Igualdade de modelos e parâmetros avaliados 34
Tabela 3.1 Comparação dos modelos do IDATE-T baseados no estudo de Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006). 41
Tabela 3.2 Comparação entre os modelos do IDATE-T apresentados por Andrade et al. (2001) 44
Tabela 3.3 Comparação entre os modelos do IDATE-T apresentados por Fioravanti et al. (2006) 48
Tabela 3.4 Índices para avaliação da qualidade dos ajustamentos dos modelos do BDI e suas respectivas modificações proposto por Gorenstein e Andrade (1998) ... 53
Tabela 3.5 Índices para avaliação da qualidade dos ajustamentos dos modelos do BDI e suas respectivas modificações proposto por Finger (2008) 63
Tabela 3.6 Índices de avaliação da qualidade do ajustamento dos modelos do MBI - HSS 68

Lista de abreviaturas e siglas

AFC	Análise Fatorial Confirmatória
AFCMG	Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos
AFE	Análise Fatorial Exploratória
BDI	*Beck Depression Inventory*
CFI	*Comparative Fit Index*
CVI	Cross Validation Index
ECVI	Expected Cross-Validation Index
GFI	*Goodness of Fit Index*
GLS	*Generalized Least Squares*
IDATE	Inventário de ansiedade traço-estado
KMO	*Kaiser-Meyer-Olklin*
MBI	*Maslach Burnout Inventory*
MCFA	Multigroup Confirmatory Factor Analysis
MEE	Modelagem de Equações Estruturais
ML	*Maximum Likelihood*
MLM	*Maximum Likelihood Mean*
PGFI	*Parsimony Goodness of Fit*
PR	Razão de Parcimômia
RMSEA	*Root Mean Square Error of Approximation*
RMSR	*Root Mean Square Residual*
SB	*Satorra-Bentler*
SEM	*Structural Equation Modeling*
SRMR	*Standardized Root Mean Square Residual*
STAI	*Staite-trait Anxiety Inventory*
TLI	*Tucker Lewis Index*
VERAS	Vida do estudante e residente da área da saúde
WLS	*Weighted Least Squares*

Sumário

1. Introdução 13
1.1. A Amostra 14
2. Método 16
2.1. Modelagem de Equações Estruturais 16
2.1.1. Especificação do modelo 20
2.1.2. Identificação do modelo 21
2.1.3. Estimação do modelo 22
2.1.4. Avaliação do modelo 24
2.1.5. Modificação do modelo 28
2.1.6. Pressupostos para a Modelagem de Equações Estruturais 28
2.2. Análise Fatorial Exploratória 30
2.3. Análise Fatorial Confirmatória 32
2.4. Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos (AFCMG) 32
3. Aplicação da Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos (AFCMG) 37
3.1. Escala do Inventário de Ansiedade (IDATE) 37
3.2. Escala do Inventário de Depressão de Beck (BDI) 49
3.3. Escala do Inventário de Burnout Maslach (MBI) 64
Considerações finais 69
Referências 71
Anexo A - Inventário de Ansiedade Traço Estado – IDATE 75
Anexo B – Inventário de Depressão de Beck - BDI 79
Anexo C – Inventário de Burnout Maslach – BMI 81

1. Introdução

O estudo do comportamento humano tem sido abordado por diversas áreas, seja no marketing para apresentar produtos e serviços de uma forma mais atrativa, na educação para compreender e estudar os diferentes métodos de ensino aprendizagem, ou na saúde, para compreender distúrbios, comportamentos e patologias relacionadas à saúde mental.

Entretanto, tais comportamentos não podem ser mensurados diretamente, e por isso, a comprovação cientifica destes estudos acontece por meio de uma técnica estatística de análise multivariada denominada Modelagem de Equações Estruturais, sendo esta capaz de analisar variáveis não observadas diretamente, ditas latentes. Já a confirmação deste modelo, quando previamente estabelecido pela literatura médica, é realizada através da Análise Fatorial Confirmatória (AFC).

A Modelagem de Equações Estruturais pode ser entendida como uma mistura de análise fatorial e análise de regressão, pois permite testar estruturas fatoriais de instrumentos de medida psicométrica, por meio da análise fatorial confirmatória (AFC) e também pode ser usada para analisar relações explicativas simultaneamente entre múltiplas variáveis latentes ou observadas (PILATI; LAROS, 2007).

A confirmação do modelo psicométrico e a interpretação da relação entre os itens e as variáveis latentes contribuem com o diagnóstico e tratamento, principalmente de populações mais suscetíveis a apresentar múltiplas características dos distúrbios de ansiedade, depressão e esgotamento, tais como os estudantes de medicina que, além das responsabilidades acadêmicas estão em constante contato com pessoas que apresentam situações problemáticas e carregadas de emoção (BARBOZA; BERESIN, 2007).

O ingresso no curso de medicina e as diversas adaptações as quais o estudante se submete foram descritas por Hans Selye (1984) *apud* Mori, Valente e Nascimento (2012) como estresse, compreendendo as fases de alerta, resistência e exaustão. A evolução destes sintomas é denominada Síndrome de Burnout. Para Maslach e Jackson (1986) *apud* Mori, Valente e Nascimento (2012) a síndrome de Burnout é definida como multidimensional constituída por exaustão emocional, desumanização e reduzida realização pessoal no trabalho.

Segundo Baldassin, Martins e Andrade (2006) a escola médica é reconhecida como um estressor que afeta negativamente o desempenho acadêmico, a saúde e o bem-estar psicológico do estudante de medicina, e os transtornos emocionais podem estar presentes em até 50% desta população. A presença de sintomas depressivos e ansiosos relevantes leva ao estudante dificuldades em seguir o curso, aumenta o numero de abandonos, o risco de desenvolvimento de quadros de dependência química e até suicídio (ALVES, 2014).

O objetivo desta dissertação é confirmar modelos previstos pela literatura médica relacionados ao estudo da qualidade de vida dos acadêmicos brasileiros de Medicina, especialmente os transtornos mentais: ansiedade, depressão e esgotamento.

Ao confirmar o modelo e satisfazer os critérios de invariância, é possível verificar se há diferença de média nas variáveis latentes por sexo, visto que se o instrumento estiver enviesado para algum grupo, quaisquer diferenças encontradas podem estar relacionadas não às diferenças reais nos níveis de traço latente dos indivíduos, mas sim a parâmetros não equivalentes do instrumento utilizado (DAMASIO, 2013).

Além disso, ao utilizar em um grupo específico um questionário que foi proposto e validado em condições mais abrangentes, é necessário realizar a análise fatorial confirmatória multigrupos a fim de comparar a variabilidade do construto do modelo teórico com as amostras de grupos específicos estudados, sob a afirmação de serem grupos distintos e mutuamente exclusivos (MARÔCO, 2010). Considerando as características da amostra deste estudo, a variável “sexo” foi escolhida para o agrupamento dos indivíduos na análise fatorial confirmatória multigrupos, por atender ao critério de grupos distintos e mutuamente exclusivos.

As contribuições esperadas estão relacionadas à validação dos modelos, verificando se há invariância no modelo teórico comparando o sexo do indivíduo e assim analisar se os modelos disponíveis na literatura são capazes de identificar os distúrbios de forma equivalente para ambos os sexos, com isso, verificar se há diferença significativa relacionada aos distúrbios estudados entre os grupos desta amostra.

1.1. A Amostra

O estudo sobre a vida do estudante e residente da área da saúde (VERAS) é um estudo transversal multicêntrico envolvendo 22 instituições de ensino brasileiras para verificar a qualidade de vida, competências emocionais e ambiente educacional de estudantes e residentes brasileiros de Medicina. As instituições de ensino foram selecionadas por conveniência, conforme o tamanho, localização geográfica (13 em capitais e 9 em outras cidades) e categoria público/privado (13 instituições públicas e 9 instituições privada). Aproximadamente 19,8% dos participantes não finalizaram o questionário e foram excluídos da amostra (PARO et al, 2014).

A Tabela 2.2 apresenta as características dos estudantes brasileiros de medicina participantes do estudo.

Tabela 1.1 Características dos estudantes brasileiros de medicina participantes do estudo entre agosto de 2011 e agosto de 2012.

Característica	**Frequência (n) e Porcentagem do total**	
	Homens	Mulheres
	636 (47,11%)	714 (52,89%)
Ano do curso		
1º ou 2º	211 (15,63%)	248 (18,37%)
3º ou 4º	232 (17,18%)	259 (19,18%)
5º ou 6º	193 (14,29%)	207 (15,35%)
Idade		
Média	22,96	22,57
Desvio-padrão	3,26	2,75
Total	1350	

Os dados foram coletados entre agosto de 2011 e agosto de 2012, através de uma plataforma de pesquisa. Os estudantes convidados a participar da pesquisa foram selecionados aleatoriamente através do banco de dados das instituições participantes, receberam um link por e-mail para acessar o questionário, que permaneceu disponível durante dez dias. Imediatamente ao final do questionário, cada participante recebeu um *feedback* individual da sua pontuação e tiveram a oportunidade de contatar os coordenadores da pesquisa para orientações e/ou apoio emocional (PARO et al, 2014). Para a participação na pesquisa não houve quaisquer incentivos financeiros. Cada participante respondeu diversos questionários relacionados à qualidade de vida, dentre eles o Inventário de Ansiedade (IDATE), o Inventário de Depressão de Beck (IDB) e o Inventário de Burnout de Maslach (MBI),

assinaram um termo de consentimento e a confidencialidade das informações foi garantida (MAYER et al, 2016).

A verificação da adequabilidade da amostra foi realizada usando o *ambienteR*, versão 3.6.1. Já a verificação dos pressupostos para a modelagem de equações estruturais, a análise fatorial confirmatória (AFC) dos modelos e a análise fatorial confirmatória multigrupos (AFCMG) foi através do *software* comercial *IBM SPSSAMOS* 22.0.

2. Método

2.1. Modelagem de Equações Estruturais

A modelagem de equações estruturais (MEE) é uma técnica de análise multivariada, combinando análise de regressão múltipla e análise fatorial, mas se diferencia das demais por trabalhar com variáveis latentes, derivadas de indicadores observáveis (PILATI, LAROS, 2007)

Segundo Hair *et al.* (2009), a MEE pode ser compreendida como uma família de modelos estatísticos que possibilitam examinar simultaneamente uma serie de equações de regressão múltipla, utilizando-se das relações de dependência entre as variáveis observadas (manifesta, medida) e as variáveis latentes (de interesse).

Variáveis latentes são aquelas que não podem ser medidas ou observadas diretamente, mas são identificadas e mensuradas por uma ou mais variáveis manifestas, através de diversos métodos de coleta de dados, ou seja, as variáveis latentes são geradas pelas covariâncias entre duas ou mais variáveis manifestas (GOSLING, GONÇALVES, 2003). Os autores ressaltam que no modelo psicométrico as variáveis latentes influenciam (ou causam) as manifestas, e não o contrário. As relações entre estas variáveis são definidas, geralmente, como direcionais da latente para a manifesta.

As variáveis manifestas são influenciadas também por um erro ou resíduo, interpretado como o quanto a variável latente não representa o todo da influência sofrida pela manifesta, sendo assim, a modelagem de equações estruturais propõe um modelo de regressão para a mensuração do erro $\beta_{y*x} = \beta_s * \rho_x$ onde β_{y*x} é o coeficiente de regressão observado, β_s é

o coeficiente estrutural verdadeiro e ρ_x é a confiabilidade da variável latente. Este modelo possibilita estimar ou especificar a confiabilidade, sendo esta, uma condição necessária, mas não suficiente. (HAIR et al., 2009)

Uma característica da MEE é a representação gráfica ou pictórica, conhecida como diagrama de caminhos. Para a construção do diagrama, a Figura 2.1 a seguir apresenta os símbolos utilizados e seus respectivos significados.

	Variável latente, erro ou resíduo
	Variável manifesta ou observada
	Seta unidirecional indicando relação de causa entre as variáveis
	Seta bidirecional indicando correlação entre as variáveis

Figura 2.1 Símbolos utilizados na representação gráfica da MEE
Fonte: Adaptado de Amorim et al., 2012

A análise das variáveis latentes é realizada utilizando constructos divididos em dois grupos – exógenos e endógenos (Figura 2.2). As variáveis latentes exógenas são determinadas por fatores externos ao modelo (não são explicados por qualquer outro construto ou variável no modelo) e por isso atuam como variáveis independentes. Já os construtos endógenos são dependentes de outros constructos, ou seja, teoricamente determinados por fatores dentro do modelo (HAIR et al., 2009). Pilati e Laros (2007) definem que em representações pictóricas as variáveis endógenas são aquelas que apenas recebem setas unidirecionais e as exógenas as que apenas enviam setas unidirecionais. Porém na MEE é possível uma mesma variável ser endógena e exógena simultaneamente, ditas variáveis mediadoras.

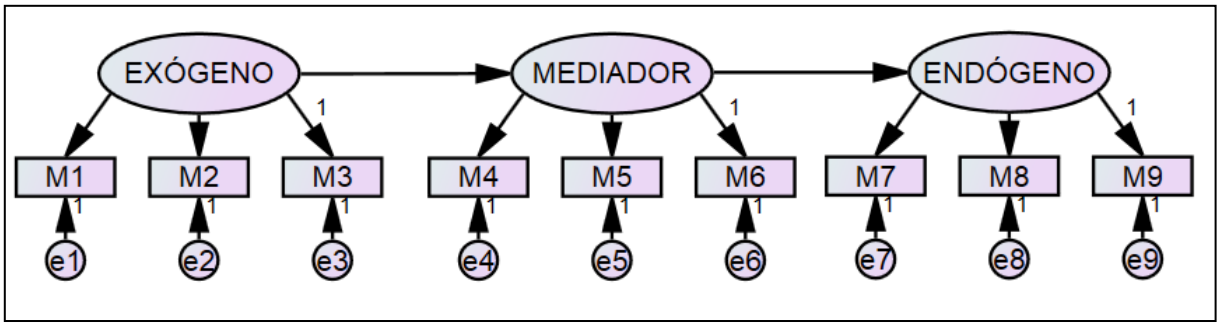

Figura 2.2 Construto exógeno, mediador e endógeno
Fonte: Adaptado de Hair et al., 2009.

As variáveis latentes são representadas pela letra “L”, as variáveis manifestas pela letra “M” e os erros de mensuração pela letra “E”. As variáveis manifestas geralmente são identificadas através de questionários respondidos pelos indivíduos estudados, cujas questões são chamadas também de itens de instrumentos psicométricos.

As relações explicativas são descritas matematicamente como uma reta de regressão e representadas por setas unidirecionais, também podem ser compreendidas como cargas fatoriais se o instrumento de medida for relativo à análise fatorial confirmatória (HOX, BECHGER, 1998). É importante a predefinição da carga fatorial (o valor um entre as variáveis “L1” e “M3”) entre a variável latente e uma variável manifesta para o estabelecimento da métrica em que as relações serão apresentadas na análise. A correlação ou covariância entre as variáveis são representadas por setas curvas e bidirecionais. Alguns tipos de modelo estão representados de forma pictórica seguir (Figura 2.3).

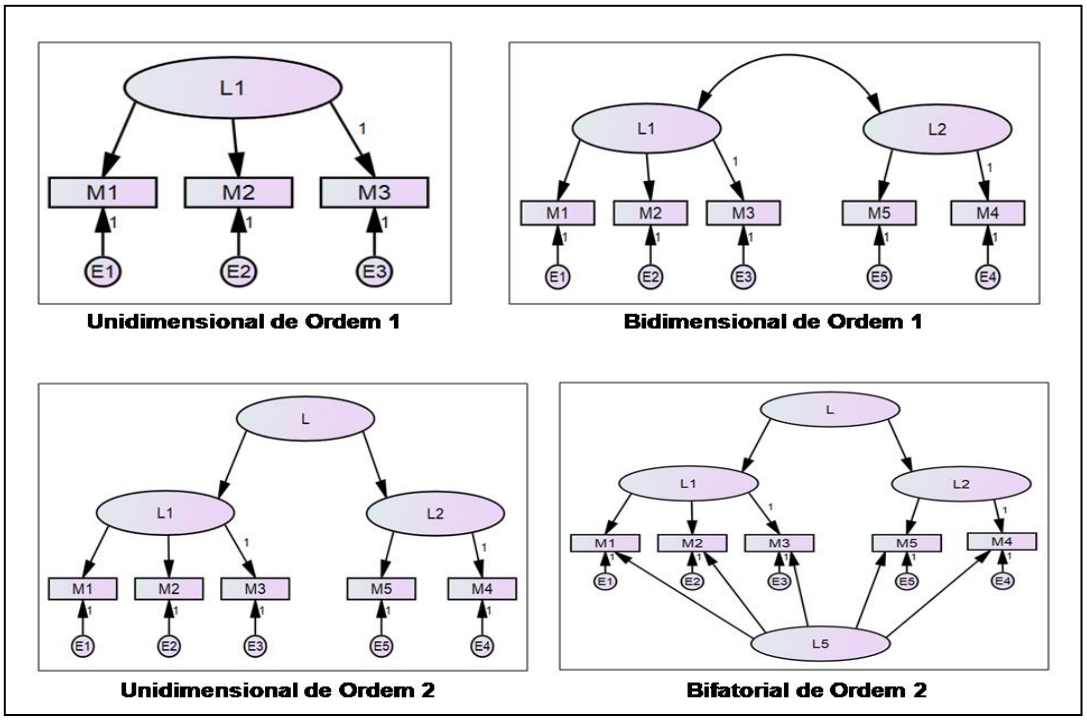

Figura 2.3 Representação pictórica de alguns tipos de modelos.
Fonte: Adaptado de Hair et al., 2009

Os modelos fatoriais de ordem 1 (ou de primeira ordem) contêm uma única camada fatorial latente explicada pelas covariâncias entre os itens observados. Já os modelos de ordem 2 (dito também de ordem superior) introduzem fatores latentes de segunda ordem que são causas de múltiplos fatores latentes de primeira ordem, os quais são a causa de variáveis manifestas. Devido à possibilidade de estender este processo para quaisquer quantidades de camadas, é utilizado o termo *análise de ordem superior* (HAIR *et al*., 2009). O modelo bifatorial contém uma variável latente como fator geral, o qual é influenciado pelas variáveis manifestas e, estas também influenciam outros grupos de variáveis latentes (LAHEY *et al*, 2012).

O sistema de equações estruturais pode ser representado pela expressão matemática $y^* = \alpha + \boldsymbol{\beta} y + \boldsymbol{\Gamma} x + \zeta$ onde y é um vetor p x 1 de variáveis endógenas observadas; x é um vetor q x 1 de variáveis exógenas observadas; α é um vetor p x 1 de interceptos estruturais; $\boldsymbol{\beta}$ é uma matriz p x p que relaciona as variáveis endógenas entre si; $\boldsymbol{\Gamma}$ é uma matriz p x q de coeficientes que relaciona variáveis endógenas a variáveis exógenas; e ζ é um vetor p x 1 de termos de ruídos (erros de predição, ditos distúrbios), sendo $cov(\zeta) = \Psi$ a matriz de covariância entre os termos de ruído. Assume-se que os erros têm esperança zero e são independentes em relação (ou não correlacionados com) às variáveis exógenas. Os erros para

diferentes observações são tidos como independentes entre si e variância constante entre as observações. Portanto, pode-se considerar $cov(x) = \Phi$ a matriz q x q de covariância para as variáveis exógenas (KAPLAN, 2008, AMORIM *et al*., 2012).

2.1.1. Especificação do modelo

A formulação do modelo de equações estruturais se inicia pela especificação do modelo, para isso é necessária a divisão em dois submodelos: modelo de mensuração e modelo estrutural. O modelo de mensuração trata da relação entre a variável latente ("L") e as variáveis observadas ("M"), as quais possibilitam a mensuração dos fenômenos latentes presentes no modelo. A adequação e ajuste do modelo de mensuração, chamado de análise fatorial confirmatória (AFC), é um processo essencial para que o modelo seja testado. Já o modelo estrutural trata das relações entre variáveis latentes ("L") (PILATI, LAROS, 2007).

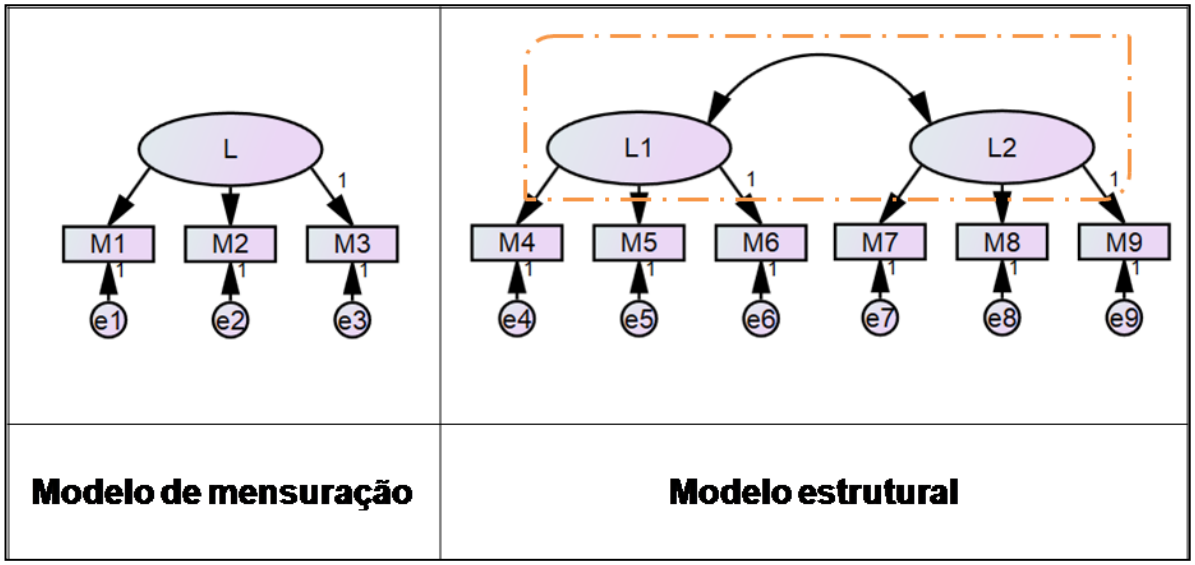

Figura 2.4 Modelo de mensuração e modelo estrutural.
Fonte: Adaptado de Amorim et al., 2012.

O modelo de mensuração pode ser representado separadamente para variáveis endógenas $y = \boldsymbol{\Lambda}_y \eta + \varepsilon$ e exógenas $x = \boldsymbol{\Lambda}_x \xi + \delta$, onde $\boldsymbol{\Lambda}_y$ e $\boldsymbol{\Lambda}_x$ são matrizes de cargas fatoriais e ε e δ são vetores de erros de mensuração em y e x, respectivamente. O modelo estrutural pode ser representado pela expressão

matemática $\eta^* = \boldsymbol{\beta\eta} + \boldsymbol{\Gamma\xi} + \boldsymbol{\zeta}$, onde η é um vetor p x 1 de variáveis latentes endógenas, $\boldsymbol{\xi}$ é um vetor q x 1 de variáveis latentes exógenas, $\boldsymbol{\beta}$ é uma matriz p x p que relaciona as variáveis latentes endógenas entre si; $\boldsymbol{\Gamma}$ é uma matriz p x q de coeficientes que relaciona variáveis endógenas a variáveis exógenas; e ζ é um vetor p x 1 de termos de ruídos (AMORIM *et al*., 2012).

2.1.2. Identificação do modelo

A identificação do modelo refere-se à existência de informações suficientes para gerar estimativas, sendo três as possíveis condições de identificação. A primeira identificação são os modelos sub-identificados, ou seja, o modelo contém mais parâmetros a serem estimados do que variâncias ou covariâncias de itens. Segundo Marôco (2010), existem algumas estratégias possíveis para esta situação, tais como ter pelo menos 3 ou 4 variáveis observadas por variável latente; simplificar o modelo, reduzido a quantidade de variáveis latentes; fixar a variância de uma ou mais variáveis latentes, isto é, estandardizar as variáveis latentes; dentre outras.

A segunda condição é o modelo exatamente identificado, este modelo tem ajuste perfeito por definição, pois o número de graus de liberdade é suficiente para estimar todos os parâmetros, isso significa que não tem sentido avaliar qualidade de ajuste. Por fim, os modelos super-identificados, os quais têm mais termos únicos de variância e covariância do que parâmetros a serem estimados e tem uma quantia positiva de graus de liberdade, sendo o tipo preferido para um modelo de equações estruturais (HAIR *et al*., 2009). A Figura 2.5 ilustra tais modelos:

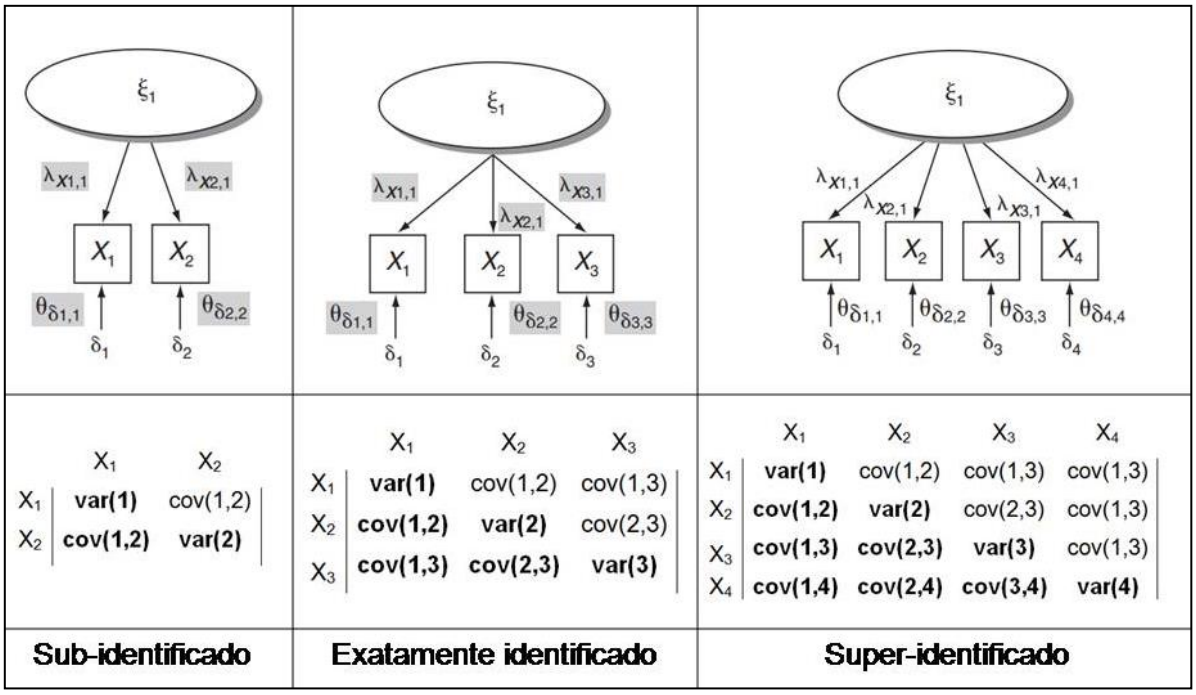

Figura 2.5 Identificação dos modelos
Fonte: Hair et al., 2009, p. 597-598.

Segundo Hair *et al*. (2009) o número de variâncias/covariâncias únicas pode ser excedido pelo número de parâmetros (λ e θ) a serem estimados (modelo sub-identificado), igual (modelo exatamente identificado) ou inferior (modelo super-identificado).

2.1.3. Estimação do modelo

A estimação do modelo se expressa na obtenção de estimativas dos parâmetros que reproduzem da melhor forma possível a amostra analisada, a partir das matrizes de covariância das variáveis observadas. Portanto, o objetivo da estimação do modelo é encontrar um conjunto de estimativas para os parâmetros do modelo (cargas fatoriais, coeficientes de regressão, covariâncias, médias, entre outros) que maximizem a probabilidade de observar a estrutura correlacional das variáveis observadas na amostra (MARÔCO, 2010).

Segundo Grace (2006) a estimação de parâmetros e verificação da qualidade do ajuste pode ser descrito como o processo cujo modelo hipotético implica em expectativas gerais da matriz de covariância observada, isto é, quando a matriz de covariância observada é combinada com a estrutura do modelo, são obtidas as estimativas dos parâmetros, as quais produzem uma matriz de

covariância prevista no modelo. A estimação é feita, geralmente, por métodos iterativos que procuram maximizar a verossimilhança das covariâncias entre as variáveis manifestas ou que procuram minimizar uma função dos erros de ajustamento estimados pela diferença entre os valores observados das covariâncias e os valores estimados pelo modelo teórico (MARÔCO, 2010).

A avaliação do ajuste geral dos dados ao modelo é realizada pela comparação das matrizes implícitas ($\boldsymbol{\Sigma}$) e observadas ($\boldsymbol{S}$), através da função $\mathrm{F}(\mathrm{S},\widehat{\boldsymbol{\Sigma}})$, que mensura a distância entre estas matrizes. A fim de minimizar tal função, é estimado um vetor de parâmetros $\boldsymbol{\Omega} = (\boldsymbol{B},\boldsymbol{\Gamma},\boldsymbol{\Psi},\boldsymbol{\Phi})$, definido como $\widehat{\boldsymbol{\Omega}}$. Os parâmetros a serem estimados pelo modelo são os coeficientes de regressão em $\boldsymbol{B}$ e $\boldsymbol{\Gamma}$, as variâncias e covariâncias dos termos de ruído $\boldsymbol{\Psi}$ e as variâncias e covariâncias das variáveis exógenas $\boldsymbol{\Phi}$. Para facilitar a interpretação dos coeficientes estimados, pode ser realizada a padronização dos parâmetros (AMORIM *et al*., 2012). Os autores afirmam ainda que os métodos mais utilizados para a estimação de parâmetros são o método de máxima verossimilhança (ML – em inglês) e os mínimos quadrados generalizados (GLS – em inglês), assumindo que os dados são provenientes de uma distribuição normal multivariada em ambos os casos.

O método GLS tem as mesmas propriedades que o método ML, porém menos restritivas com relação a normalidade das variáveis observadas, entretanto o método GLS tem maiores probabilidades de erro tipo I no teste do qui-quadrado (χ^2) para a qualidade do ajuste, além de produzir mais vezes estimativas do parâmetro incorretas se comparado ao ML, por isso o GLS é menos utilizado (MARÔCO, 2010). Caso as variáveis observadas não apresentem normalidade multivariada, o método de estimação recomendado é o dos Mínimos Quadrados Ponderados (WLS – em inglês) denominado também como Distribuição Assintótica Livre (ADF – em inglês), visto que sua função de discrepância inclui a matriz de distâncias de todas as observações às médias de todas as variáveis, corrigindo a curtose das variáveis observadas e assim permite obter estatísticas de teste para a qualidade global do modelo com distribuição assintótica χ^2 e erros-padrão dos parâmetros não enviesado. Devido a matriz ser necessariamente positiva e definida, as amostras devem ter dimensão elevada ($n > 1000$) a fim de evitar problemas de convergência numérica e de singularidade. Além disso, o método WLS não lida bem com

observações omissas (JÖRESKOG e SÖRBOM, 1996, p.3 *apud* MARÔCO, 2010, p.40)

2.1.4. Avaliação do modelo

A avaliação do modelo de mensuração é verificada pela qualidade do ajuste (*Goodness of fit* - GOF), o qual indica a diferença entre as matrizes de covariância estimada e observada ($S - \Sigma_k$). O teste estatístico qui-quadrado (χ^2) é representado pela equação $\chi^2 = (N-1)(S - \Sigma_k)$, onde N é o tamanho da amostra geral e k é o número de parâmetros livres a serem estimados.

Os graus de liberdade (*g.l.*) do modelo também influenciam o teste GOF de χ^2, e são determinados por $g.l. = \frac{1}{2}[(p)(p+1)] - k$, onde p é o número total de variáveis observadas e k é o número de parâmetros livres a serem estimados. O tamanho da amostra não influencia nos graus de liberdade. As medições são classificadas em grupos, tais como: medidas absolutas, medidas incrementais (comparativos), medidas de discrepância populacional e medidas de parcimônia. Para estabelecer a aceitabilidade de ajuste para um modelo é necessário considerar múltiplos índices de diferentes grupos (HAIR et al., 2009).

2.1.4.1. Índices de ajuste absoluto

Este índice é caracterizado pelas medidas que fornecem avaliações mais básicas e individualmente, isto é, cada modelo é avaliado independentemente de outros possíveis modelos. Algumas das principais medidas são:

Estatística χ^2 e $\left(\frac{\chi^2}{gl}\right)$ – é uma função matemática utilizada para verificar se não existe diferença estatisticamente significante entre a matriz estimada e observada, ou seja, é definido como a comparação de um modelo teórico com o seu grau de liberdade (g.l.), assim os valores procurados da estatística χ^2 são os menores possíveis, isto é, se o valor da razão $\left(\frac{\chi^2}{gl}\right)$ for inferior a 2, considera-se um modelo muito bom, se estiver entre 2 e 5 é tido como aceitável, para valores acima de 5 o modelo torna-se inaceitável (FERNANDES NETO, 2013; MARÔCO, 2010).

Além disso, é necessário um *valor-p* grande para afirmar que o modelo proposto representa os dados.

Índice de qualidade de ajuste (GFI) – este índice pode ser definido pela expressão $\mathrm{GFI} = 1 - \frac{F_k}{F_0}$ onde F_k é a função de ajuste mínimo, com k graus de liberdade e F_0 é a função de ajuste que resultaria se todos os parâmetros fossem nulos (isto é, se não houvesse relação teórica). Portanto seu intervalo possível varia entre zero e um, sendo que GFI inferiores a 0,9 indicam modelos com mau ajustamento; entre *0,9* e *0,95* indica bom ajustamento e superiores a *0,95* indicam ajustamento muito bom e GFI=1 indica ajustamento perfeito. O GFI tem tendência a aumentar com o aumento da dimensão da amostra (MARÔCO, 2010).

2.1.4.2. Índices de ajuste incremental (ou comparativo)

Avaliam quão bem o modelo sob teste se ajusta em comparação ao modelo de referência (chamado também de modelo nulo ou de independência, cujas variáveis observadas são não-correlacionadas) e/ou modelo saturado (com melhor ajustamento possível, no qual todas as variáveis observadas são correlacionadas). Segundo Hair *et al*. (2009) os mais usados são:

Índice de ajuste comparativo (CFI) – é calculado pela seguinte expressão $CFI = 1 - \frac{(\chi_k^2 - df_k)}{(\chi_N^2 - df_N)}$, onde k está associado com o modelo especificado, isto é, o ajuste resultante com k graus de liberdade e N representa os valores associados com o modelo nulo, seus valores variam entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximos de 1 indicam melhores ajustes, e valores inferiores a 0,9 geralmente são associados com um modelo que não se ajusta bem. Este é um dos índices mais utilizados, pelo fato de ter propriedades desejáveis, como insensibilidade relativa, mas não completa, em relação à complexidade do modelo.

Índice de Tucker Lewis (TLI) – é utilizado para comparação entre modelos, dado pela equação $TLI = \frac{\left(\frac{\chi_N^2}{df_N}\right) - \left(\frac{\chi_k^2}{df_k}\right)}{\left(\frac{\chi_N^2}{df_N}\right) - 1}$, onde k e N estão associados com o modelo

especificado e nulo, respectivamente. Como o TLI é não normado, pode assumir quaisquer valores, porém, na maioria das situações tem valores próximos aos do CFI, um modelo com valor maior sugere um ajuste melhor do que um modelo com valor menor.

2.1.4.3. Índices de discrepância populacional

Comparam o ajustamento do modelo obtido com os momentos amostrais (médias e variâncias amostrais) relativamente ao ajustamento do modelo que se obteria com os momentos populacionais (médias e variâncias populacionais), isto é, os índices de discrepância avaliam se o modelo ajustado é aproximadamente correto (em oposição ao totalmente correto do teste do 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.

Raiz do erro quadrático médio de aproximação (RMSEA) – é definido pela expressão matemática $RMSEA = \sqrt{\frac{(\chi^2 - df_k)}{(N-1)}}$, onde o numerador é considerado zero caso $df_k > \chi^2$, os df_k são subtraídos do numerador para corrigir complexidade do modelo e o tamanho da amostra também é considerado em seu cálculo. Além disso, tem distribuição conhecida e por isso representa melhor o quão bem um modelo se ajusta a uma população e não apenas a uma amostra usada para a estimação. Valores menores indicam melhores ajustes.

2.1.4.4. Índices baseados na teoria da informação

São baseados na estatística χ^2 e penalizam o modelo em função da sua complexidade. Estes índices são apropriados quando é necessário comparar vários modelos alternativos que se ajustam igualmente aos dados. O melhor modelo será aquele que apresentar os menores valores de um ou mais destes índices. Os mais utilizados são:

Akaike Information Criterion (AIC) – é dado pela expressão $AIC = \chi^2 + 2t$ onde t é o número de parâmetros estimados no modelo

Browne-Cudeck Criterion (BCC) – o critério de Browne-Cudeck é calculado pela expressão $BCC = \chi^2 + 2t\left(\frac{\frac{(n-1)[(p+q)(p+q+3)]}{n-(p+q)-2}}{(p+q)(p+q+3)}\right)$ onde p e q são, respectivamente, o número de variáveis dependentes e independentes exógenas do modelo. Comparativamente ao AIC, o BCC penaliza mais os modelos complexos (MARÔCO, 2010, p.49).

Índice de validação cruzada esperada (ECVI) – é dado pela expressão $ECVI = \frac{AIC}{n-1}$ e utilizado para a comparação do desempenho de um modelo com o outro, pois baseado na matriz de covariância amostral, verifica a diferença que poderia ser esperada em outra amostra de mesmo tamanho considerando o tamanho amostral real e, por isso, é tido como uma aproximação da qualidade de ajuste que o modelo atingiria em outra amostra do mesmo tamanho. Quando o método de estimação é o de máxima verossimilhança, o *ECVI* deve ser substituído pelo *MECVI* dado pela expressão $MECVI = \frac{1}{n}BCC$. O modelo com menor (M)ECVI é o mais estável na população e são adequados para comparar modelos não aninhados (MARÔCO, 2010).

2.1.4.5. Índices de ajuste de parcimônia

São utilizados para a comparação do ajuste de dois modelos de complexidade distintas, visto que fornece informações sobre qual modelo é melhor, considerando seu ajuste relativo à sua complexidade.

A base para estes índices é formada pela razão de parcimônia (PR) calculada pela expressão $PR = \frac{df_k}{df_l}$, onde df_k são os graus de liberdade do modelo específico e df_los graus de liberdade disponíveis. O valor encontrado pode ser melhorado por um modelo mais simples (com menos caminhos de parâmetros estimados) ou por melhor ajuste (HAIR *et al*., 2009).

Índice de qualidade de ajuste de parcimônia (PGFI) – ajusta o GFI usando a PR e seus valores variam entre 0 e 1. É útil apenas na comparação do PGFI de dois modelos, sendo preferível o modelo que apresentar o maior valor.

2.1.5. Modificação do modelo

Indicam possíveis alterações a fim de viabilizar a melhora do ajuste, porém o processo de alteração não deve ser apenas baseado nos índices de modificação, mas deve ter fundamentação teórica, visto que a MEE tem caráter confirmatório (PILATI, LAROS, 2007).Tais índices de modificação fornecem a estimação da possível redução da estatística χ^2 ao acrescentar um caminho ao modelo, fixar um parâmetro, retirar alguma restrição de igualdade de parâmetros ou correlacionar erros de mensuração das variáveis observadas (MARÔCO, 2010). Quando modificações no modelo são feitas, é preciso reavaliar os modelos modificados. (SILVA, 2006).

É importante ressaltar que a avaliação do ajuste torna-se mais efetiva quando são utilizados múltiplos índices de ajuste. Além disso, o modelo aceitável não é único, e por isso é possível encontrar vários modelos aceitáveis, para tanto, a escolha acontecerá também pelos índices anteriormente apresentados, mas principalmente pela compatibilidade com a fundamentação teórica.

2.1.6. Pressupostos para a Modelagem de Equações Estruturais

Segundo Marôco (2010), alguns dos pressupostos para usar a técnica estatística de modelagem de equações estruturais são:

Independência nas observações: Este pressuposto é assegurado quando a amostra é aleatória, visto que os indivíduos participantes são diferentes e independentes entre si.

Normalidade multivariada: A verificação da normalidade multivariada ocorre, geralmente, pelas medidas de forma da distribuição (assimetria e curtose) das variáveis observadas. Se verificada a normalidade, a estimação pelos métodos da máxima verossimilhança (ML) e dos mínimos quadrados generalizado (GLS) apresenta as propriedades de consistência (a estimativa do parâmetro tende para o verdadeiro valor

quando aumenta a dimensão da amostra), eficiência assintótica (estimadores com variância mínima), e enviesamento nulo assintótico, isto é, não enviesado para amostras grandes, sendo o método de máxima verossimilhança o mais indicado (BABAKUS *et al*., 1987; CURRAN *et al*., 1996; FINCH, WEST e MACKINNON, 1997; OSLO *et al.*, 2000 *apud* MARÔCO, 2010). Quando não se verifica o pressuposto da normalidade, é recomendável utilizar um método de estimação que não exige a normalidade, como o método de mínimos quadrados ponderados (WLS), que produz estimativas da qualidade do modelo e dos parâmetros semelhantes ao método da máxima verossimilhança para amostras de dimensão elevada, entre 1000 e 2000. (OSLO *et al*., 2000 *apud* MARÔCO, 2010). Segundo Dimitrov (2010), o teste de diferença do qui-quadrado ($\Delta\chi^2$) baseado em estimativas obtidas pelo método da máxima verossimilhança exige a suposição de normalidade, caso esta suposição seja violada, calcula-se a $\Delta\chi^2$utilizando a média ajustada ($MLM\chi^2$) conhecido também como qui-quadrado escalonado de Satorra-Bentler ($SB\chi^2$), que consiste na divisão do usual χ^2 obtido pelo método da máxima verossimilhança ($ML\chi^2$) por uma correção de escala.

Linearidade: O modelo assume linearidade entre as variáveis observadas e as variáveis latentes, e entre as variáveis latentes, ou seja, o valor esperado da variável dependente (endógena) é uma função linear das variáveis independentes (exógena). (MARÔCO, 2010; NEVES, 2018)

Covariâncias amostrais não nulas: Neste pressuposto a existência de variáveis latentes exige que haja alguma associação entre as variáveis observadas, cuja relevância está apenas no modelo de mensuração (MARÔCO, 2010).

Múltiplos indicadores: Cada variável latente deve ter pelo menos três variáveis observadas associadas a ela, além disso, tais variáveis observadas devem ter entre si correlações de média a forte (MARÔCO, 2010).

Ausência de multicolinearidade: A multicolinearidade é identificada quando uma variável independente (exógena) pode ser escrita como combinação linear das demais variáveis, sejam elas latentes ou observadas. Neste caso, uma ou

mais variáveis independentes são redundantes, o que inflaciona a estimação da variância dos parâmetros (MARÔCO, 2010).

Ausência de *outliers*: Os *outliers* são observações que fogem a tendência das demais, devido a erros no registro, na mensuração ou valores que ocorrem naturalmente. Podem inflacionar ou reduzir covariância entre variáveis e influenciar na estimativa da média, desvio-padrão entre outras medidas (MARÔCO, 2010). O diagnóstico de *outliers* em medidas univariadas pode ser identificado visualmente pelo diagrama de extremos e quartis (boxplot). Entretanto, uma observação pode não ser um *outlier* univariado e ainda assim ser um *outlier* multivariado. A medida mais utilizada na identificação de outiliers multivariados é a Distância de Mahalanobis, ao verificar a distância de uma observação ($\boldsymbol{x}_i$) à média de todas as observações ($\bar{\boldsymbol{x}}$) (designada centróide), calculada pela expressão $D_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})' S^{-1} (x_i - \bar{x})}$. A curtose multivariada pode ser usada para calcular uma estatística $Z = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} D_i^4 - \frac{p(p+2)(n-1)}{n+1}}{\sqrt{\frac{8p(p+2)}{n}}} \sim N(0,1)$. Sob o pressuposto de normalidade multivariada e/ou em amostras grandes, esta estatística pode ser utilizada para diagnosticar *outliers* multivariados. Sendo assim, calcula-se a probabilidade de uma observação $\boldsymbol{x}_i$ter um valor de D_i^2 superior a d_i^2 calculada para esta observação (p_1), bem como a probabilidade de a maior distância de *Mahalanobis* ser superior a d_i^2 calculada (p_2). Portanto, para a maioria das observações é esperado que os valores de p_1 sejam pequenos e os valores de p_2 sejam elevados. Uma observação $\boldsymbol{x}_i$ é classificada como *outlier* multivariado caso tenha os valores p_1 e p_2 reduzidos (inferior a 0,05) (ARBUCKLE, 2009 *apud* MARÔCO, 2010).

2.2. Análise Fatorial Exploratória

A Análise Fatorial Exploratória (AFE) surgiu com os estudos de Spearman (1904) para determinar o fator de inteligência geral (fator G de Spearman) fundamentado no resultado do indivíduo, avaliado através de diferentes testes de habilidade mental (GUTIERREZ, 2005; FIGUEIREDO FILHO, SILVA JUNIOR, 2010).

Na AFE não se assume um modelo *a priori*, não se impõe número de fatores latentes nem são permitidas a existência de correlação entre os erros de medição, além disso, todas as variáveis latentes influenciam todas as variáveis manifestas.

Segundo Figueiredo Filho e Silva Junior (2010) a análise fatorial exploratória pode ser realizada seguindo três procedimentos:

Verificar a adequabilidade da base de dados – estatística descritiva das variáveis, tamanho da amostra cuja razão entre o número de observações e a quantidade de variáveis deve ser igual ou superior a cinco. O teste de esfericidade de *Bartlett*, quando significativo ($p<0,05$) indica que há relação entre as variáveis, além disso, é necessário verificar o padrão de correlação (acima de 0,3). Deve-se ainda realizar o teste de *Kaiser-Meyer-Olklin* (KMO) para avaliar a adequação da amostra, interpretado com a seguinte escala: excelente entre 0,9 e 1, bom entre 0,8 e 0,89, mediano entre 0,7 e 0,79, medíocre entre 0,6 e 0,69, ruim entre 0,5 e 0,59 e o valor mínimo para o KMO é 0,5 (FIGUEIREDO FILHO e SILVA JUNIOR, 2010);

Determinar a técnica de extração e o número de fatores a serem extraídos – as técnicas de extração são: componentes principais; fatores principais; fatoração por imagem; fatoração por máxima verossimilhança; fatoração alfa; mínimos quadrados não ponderados; mínimos quadrados. Um critério utilizado para definir o número de fatores é o critério de Kaiser, que sugere extrair apenas os fatores com *eigenvalue* acima de um, pois valores inferiores significam que o fator acrescentado tem pouca contribuição para explicar a variância nas variáveis. Outro método é o Scree Test, consiste na análise gráfica da dispersão do número de fatores até que seja identificada grande perda de variância, que pode ser pela queda abrupta ou horizontalidade da curva da variância individual do fator. Nestes procedimentos o objetivo é identificar o número mínimo de fatores que maximiza a quantidade de variância total explicada, pois quanto mais fatores extraídos, menor é o grau de parcimônia, além destes critérios, também é importante justificar os fatores com razões conceituais;

Escolher o tipo de rotação dos fatores – se for ortogonal, isto é, a rotação mantém a independência entre os fatores (*varimax, quartimax, equamax*), se for oblíqua, não mantém independência entre os fatores (*direct oblimin, promax*).

A análise fatorial exploratória (AFE) tem por objetivo obter um modelo de medida entre outros possíveis. A variância explicada por este modelo nem sempre será suficiente para um bom ajustamento e, por isso, em alguns casos, não é possível confirmar o modelo encontrado na AFE (MARÔCO, 2010). Já na análise fatorial confirmatória (AFC), utiliza-se apenas a etapa de adequabilidade da amostra, pois as outras etapas referem-se à obtenção do modelo e, no caso da AFC o modelo a ser confirmado já existe por definição teórica.

2.3. Análise Fatorial Confirmatória

Na análise confirmatória se assume um modelo a priori cuja relação entre a variável latente e as variáveis manifestas são definidas pela teoria a ser confirmada, alguns efeitos diretos da variável latente sobre a variável manifesta são fixados em zero ou em uma constante, os erros de medição podem ser correlacionados e as covariâncias das variáveis latentes podem ser estimadas, desde que os parâmetros sejam identificáveis.(GUTIERREZ, 2005).

Segundo Brown e Harris (2015) a análise fatorial confirmatória é uma técnica causal-correlacional sofisticada para detectar e avaliar a qualidade de um modelo amostral em relação ao teoricamente informado.

A análise confirmatória é expressa pela equação $y_{px1} = \boldsymbol{\Lambda}_{pxq} x_{qx1} + \zeta_{px1}$, onde as variáveis manifestas dependem da variável latente e do erro de medição. Os erros de medição são não correlacionados com as variáveis latentes e o coeficiente $\boldsymbol{\Lambda}_{pxq}$ descreve o efeito da variável latente sobre as variáveis manifestas. A matriz resultante do modelo é função da matriz de covariância entre os fatores latentes, expressa pela equação $\Sigma(\theta) = \Lambda_y \Phi \Lambda'_y + \Theta_\zeta$, onde Φ são os fatores latentes, Λ_y é a matriz de coeficientes e Θ_ζ é a matriz de erros de medição (GUTIERREZ, 2005).

2.4. Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos (AFCMG)

A análise fatorial confirmatória multigrupos (AFCMG) é uma técnica da modelagem de equações estruturais que avalia em que medida a configuração e os parâmetros do instrumento psicométrico são invariantes, ou seja, se a estrutura do

modelo de mensuração ou do modelo estrutural deste instrumento é equivalente em grupos com características diferentes e mutuamente exclusivos, cujos sujeitos podem ou não serem distribuídos aleatoriamente. Para isso, é necessário que a comparação do ajustamento do modelo ocorra simultaneamente nos diferentes grupos, o que impõe hierarquia nas restrições e na complexidade (MARÔCO, 2010; DAMÁSIO, 2013).

A análise fatorial confirmatória multigrupos é uma técnica para comparação longitudinal ou entre grupos e permite tanto a estimativa simultânea de todos os parâmetros em cada tempo ou grupo quanto a comparação estatística direta dos parâmetros estimados por tempo ou grupo. Ao verificar invariância fatorial forte, sustenta-se a hipótese de que os construtos são equivalentes, isto é, possíveis relações grupais podem ser significativamente testadas em qualquer meio de construção, seja variância ou covariância. Os grupos podem ser definidos por quaisquer critérios de agrupamento (LITTLE e LEE, 2014; PUTNICK e BORNSTEIN, 2016). Os testes indicam o grau em que uma amostra (ou grupo) produz os mesmos resultados que outra amostra (HAIR et al., 2009).

A análise dos grupos separadamente pode ser feita apenas quando não houver restrições nos parâmetros do modelo e, neste caso, é utilizado o teste *t-Student* para diferença de médias, ou o teste *Z* para diferença das estimativas dos parâmetros. Porém, geralmente, os parâmetros do modelo têm restrições, neste caso, é necessário realizar a análise simultaneamente nos grupos, a fim de se obter estimativas com variância mínima (MARÔCO, 2010).

A função de discrepância para a análise de G grupos é dada pela expressão $F = \sum_{g=1}^{G} \left(\frac{n_g}{N}\right) f_g(\boldsymbol{S}_g, \boldsymbol{\Sigma}_g, \boldsymbol{W}_g)$, onde $f_g(\boldsymbol{S}_g, \boldsymbol{\Sigma}_g, \boldsymbol{W}_g)$ é uma função de estimação do modelo (máxima verossimilhança – ML,mínimos quadrados generalizado – GLS, método de mínimos quadrados ponderados – WLS, entre outros), e a estatística de teste para a qualidade do ajustamento definida pela expressão $X^2 = NF_{min} \sim \chi^2 \left({}^{1}/_{2}\, G(p+q)(p+q+1) - t\right)$ onde N é a dimensão global da amostra, $(p+q)$ é o número de variáveis observadas exógenas e endógenas, respectivamente e t é o número total de parâmetros estimados em todos os g grupos (JÖRESKOG e SÖRBOM, 1996 *apud* MARÔCO, 2010).

$$x_g = \boldsymbol{\Lambda}_{xg} \xi_g + \delta_g$$

A análise fatorial confirmatória multigrupos pode ser subdividida em dois modelos (invariância de medida e invariância estrutural). Para avaliar a invariância de medida, são apresentados quatro testes, sendo os três primeiros os mais utilizados. Já para a avaliação da invariância estrutural são utilizados dois testes. Os parâmetros avaliados em cada teste se diferenciam, conforme a Tabela 2.1 (DAMÁSIO, 2013).

Tabela 2.1 Igualdade de modelos e parâmetros avaliados

Modelo	Nome do modelo	Parâmetro avaliado
Invariância de medida	Invariância configural	Igualdade na configuração do modelo (número de fatores e itens por fator)
	Invariância métrica	Igualdade nas cargas fatoriais dos itens
	Invariância escalar	Igualdade nos níveis dos interceptos dos itens
	Invariância residual	Igualdade nos erros de medida
Invariância estrutural	Igualdade de covariâncias das variáveis latentes	Igualdade da variância ou covariâncias das variáveis latentes
	Invariância da média latente	Igualdade da média dos grupos para o(s) fator(es)

Fonte: Adaptado de Damásio, 2013

Teste de invariância configural: Inicialmente proposto por Jöreskog (1970) este teste avalia em que medida a estrutura de um instrumento é plausível para todos os grupos analisados, nenhum parâmetro de medida é estipulado para ser invariante. Caso esse pressuposto de equivalência não seja confirmado, não é possível conduzir testes subsequentes e estudos de comparação de grupos não devem ser realizados (MARÔCO, 2010; DAMASIO, 2013). Para testar a invariância configural, primeiro é necessário ajustar um modelo de linha de base com todos os dados sem agrupá-los e, em seguida, testar simultaneamente a invariância métrica no modelo de linha de base, usando os dados separados por grupos, a fim de obter estimativas de parâmetros mais eficientes (DIMITROV, 2010). Este teste serve como padrão para os subsequentes, e pode ser conclusivo se os índices de ambos os grupos forem significativos (MILFONT e FISCHER, 2010; BORSA e SOUSA, 2018).

Teste de invariância métrica: Avalia em que medida as cargas fatoriais são equivalentes, ou seja, se os itens apresentam a mesma importância para a variável

latente independente do grupo (DAMÁSIO, 2013). Quando a diferença do qui-quadrado ($\Delta\chi^2$) entre o modelo um (cargas fatoriais invariantes) e o modelo zero (linha de base) é estatisticamente não significante ($p > 0{,}05$), pode-se considerar que as cargas fatoriais entre os grupos são equivalentes (DIMITROV, 2010).

Teste de invariância escalar: Ao estipular que os interceptos dos itens são equivalentes, o teste propõe que os escores obtidos estão relacionados com o nível de traço latente do indivíduo, independente do seu grupo (MILFONT e FISHER, 2010). Este teste pode ser considerado como complementar ao teste de invariância métrica, visto que para assumir a equivalência nas médias, é preciso considerar também a equivalência em toda a equação de regressão (BROWN, 2014). A invariância do instrumento pode ser avaliada pelo teste de *Comparative Fit Index* (ΔCFI) e, para isso, o modelo testado não deve apresentar piora superior a 0,01 no índice de ajustamento CFI quando comparado ao modelo prévio, isto é, o modelo de invariância configural (CHEUNG e RENSVOLD, 2002 *apud* BORSA e SOUSA, 2018).

Teste de invariância residual: Avalia em que medida os resíduos (isto é, quanto dos itens não associado à variância da variável latente) são iguais em diferentes grupos. Este teste não é considerado essencial por alguns autores, porém as diferenças identificadas podem estar relacionadas a erros de mensuração sistemáticos (itens que deveriam ser carregados em variável latente ausente no modelo em questão) ou a variações aleatórias, tais como dificuldades dos indivíduos, seja por expressões culturais, linguagem ou até mesmo a não familiaridade com o instrumento psicométrico (DAMÁSIO, 2013).

Teste de igualdade de covariâncias das variáveis latentes: No modelo unidimensional, o teste avalia em que medida o nível de variabilidade do construto é semelhante para os indivíduos de grupos distintos. No modelo multidimensional avalia em que medida os níveis das correlações (ou covariâncias) das variáveis latentes são equivalentes entre os grupos. Este teste não é pré-requisito para avaliar diferença de médias entre os grupos, visto que não avalia a variabilidade nos parâmetros e sim a homogeneidade ou heterogeneidade populacional (DAMÁSIO, 2013).

Teste de igualdade da média latente: É similar aos testes paramétricos para diferença de média, porém considera também os pressupostos de invariância, avaliando assim se os grupos são realmente equivalentes (DAMÁSIO, 2013). Entretanto, a existência de erros de medidas nas variáveis independentes (itens do questionário) pode atenuar os efeitos sob a variável latente em estudo. Para estimar a diferença entre médias de grupos nas variáveis latentes é necessário expandir o modelo de medida das variáveis latentes nos *g* grupos para incluir um vetor de **α** interceptos:

$$x_g = \alpha_g + \boldsymbol{\Lambda}_{xg}\xi_g + \delta_g$$

Neste modelo, o valor esperado de x_g é:

$$E(x_g) = \alpha_g + \boldsymbol{\Lambda}_{xg}E(\xi_g)$$
$$E(x_g) = \alpha_g + \boldsymbol{\Lambda}_{xg}k_g$$

Sendo k_g um vetor de *f* médias para as *f* variáveis latentes no grupo *g* (KAPLAN, 2000, p. 68-69) *apud* (MARÔCO, 2010). A solução de Sörbom (1974) ao propor a adição de *f* restrições a k_g, em um dos g grupos ($k_g = 0$) não é possível estimar as médias dos *f* fatores, mas é possível estimar a diferença entre médias de fatores comparando a um grupo de referência, isto é, a análise procede com a comparação das médias das variáveis latentes (fatores) relativamente às médias de um grupo de referência com médias latentes fixas em zero. O parâmetro médio estimado no segundo grupo é a diferença nas médias latentes entre os grupos (PUTNICK e BORNSTEIN, 2016).

3. Aplicação da Análise Fatorial Confirmatória Multigrupos (AFCMG)

3.1. Escala do Inventário de Ansiedade (IDATE)

O inventario de ansiedade traço-estado (IDATE) é a adaptação para o Brasil do instrumento *Staite-trait Anxiety Inventory (STAI)* desenvolvido por Spielberger, Gorsuch e Lushene (1970). A adaptação foi realizada por Biaggio e Natalicio (1979) *apud* FIORAVANTI *et al.* (2006) e faz distinção entre traço e estado de ansiedade.

O estado de ansiedade é tido como uma condição do organismo humano, composta por sentimentos desagradáveis de apreensão ou tensão, percebidos de forma consciente e transitórios. Já o traço de ansiedade pode ser definido como "a diferença na tendência de reagir a situações percebidas como ameaçadoras com elevação de intensidade do estado de ansiedade" (BIAGGIO, NATALICIO e SPIELBERGER, 1977, p. 32), ou seja, é caracterizado pela disposição da personalidade e de forma não transitória (BORINE, 2011).

O instrumento é composto de duas escalas de autorrelato, sendo a primeira composta por 20 itens relacionadas a reflexão do indivíduo para avaliar seu estado de ansiedade e a segunda, também composta por 20 itens, para identificar as características de sua personalidade. Os itens devem ser respondido em uma escala Likert de 1 a 4, cuja representação para o estado de ansiedade é: 1- "Absolutamente não", 2- "Um pouco", 3- "Bastante", 4- "Muitíssimo". A representação da escala Likert de 1 a 4 para o traço de ansiedade é: 1- "Quase nunca", 2- "As vezes", 3- "Frequentemente", 4- "Quase sempre" (BIAGGIO, NATALICIO e SPIELBERGER, 1977).

O IDATE já foi traduzido e adaptado em pesquisas transculturais e práticas clínicas para mais de trinta idiomas. Segundo Biaggio (2003) *apud* Borine (2011) este instrumento é versátil e útil para a medição de traço e estado de ansiedade, e sua validade de conteúdo, de critério (simultâneo) e de construto se compara favoravelmente com outros testes de ansiedade publicados.

Segundo Fioravanti *et al.* (2006) apesar do IDATE ter sido desenvolvido inicialmente com dois fatores (traço e estado), estudos realizados durante as décadas de 70 e 80, por meio da técnica estatística de analise fatorial, indicaram a existência de dois fatores tanto para o IDATE-E quanto para o IDATE-T. Tal resultado originou a discussão sobre a real estrutura latente com relação ao IDATE-

T, devido sua maior complexidade na interpretação dos seus dois fatores. No Brasil, destacam-se o estudo de Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) *apud* Fioravanti *et al.* (2006) que, utilizando-se de análise fatorial exploratória, encontrou a solução de dois fatores interpretando-os como “estresse” e “estabilidade emocional”; o estudo de Andrade, Gorenstein, Vieira, Tung e Artes (2001) que relataram a presença de dois fatores interpretados como “humor” e “preocupação” e o estudo de Fioravanti *et al.* (2006) também com dois fatores, interpretados como “ansiedade” e “depressão”. Apesar dos estudos concordarem com as quantidades de fatores (ou subescalas) os itens associados a cada fator divergem e, por este motivo, as interpretações dos fatores são distintas em cada estudo.

A análise fatorial confirmatória será realizada com base nos modelos apresentados nestes estudos, isto é, quantidade de fatores extraídos e itens vinculados aos respectivos fatores, a fim de verificar qual modelo tem melhor ajuste para a amostra de estudantes de Medicina no Brasil.

O tamanho da amostra é considerado adequado, visto que a razão entre o número de observações a quantidade de variáveis é superior a cinco, além disso, a adequação da amostra é excelente (KMO= 0,95) e o teste de esfericidade de *Bartlett* significante (*Bartlett* = 488,37; g.l. = 19; p-valor<0,001) indica que há relação entre as variáveis.

O teste de assimetria e curtose de Mardia não identificou violação extrema da normalidade multivariada, sendo assim, a qualidade dos índices de ajustamento e das estimativas dos parâmetros pelo método da máxima verossimilhança não são questionáveis. É considerada violação extrema da normalidade valores de assimetria |sk|>3 e curtose |ku|>10 (MARÔCO, 2010). Foi avaliada também a presença de outliers pela Distância quadrada de *Mahalanobis* (D^2) e retiradas 10 observações (sendo 2 indivíduos do sexo masculino e 8 do sexo feminino) consideradas *outliers* mais severos (46, 384, 64, 862, 331, 175, 260, 1034, 453 e 1259 nesta ordem) cujos valores de p_1 e p_2 eram reduzidos (p_1 e $p_2 \leq 0{,}001$).

Segundo Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) *apud* Fioravanti *et al.* (2006) ao aplicar o IDATE-T em uma amostra de indivíduos participantes de um processo seletivo realizado em Brasília - DF, os itens que expressam presença de ansiedade, tensão ou preocupação foram vinculados ao fator “estresse” e os itens que expressam bem estar e segurança foram vinculados ao fator “estabilidade emocional” representado graficamente na Figura 3.1.

O item 34 (“Evito ter que enfrentar crises ou problemas”) não obteve carga fatorial suficiente em nenhum dos fatores. O maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 21 (“Sinto-me bem”) e 30 (“Sou feliz”), indicando que estes itens têm uma causa comum não especificado no modelo. Como ambos estão vinculados ao mesmo fator, esta causa pode ser representada pela correlação dos resíduos destes itens.

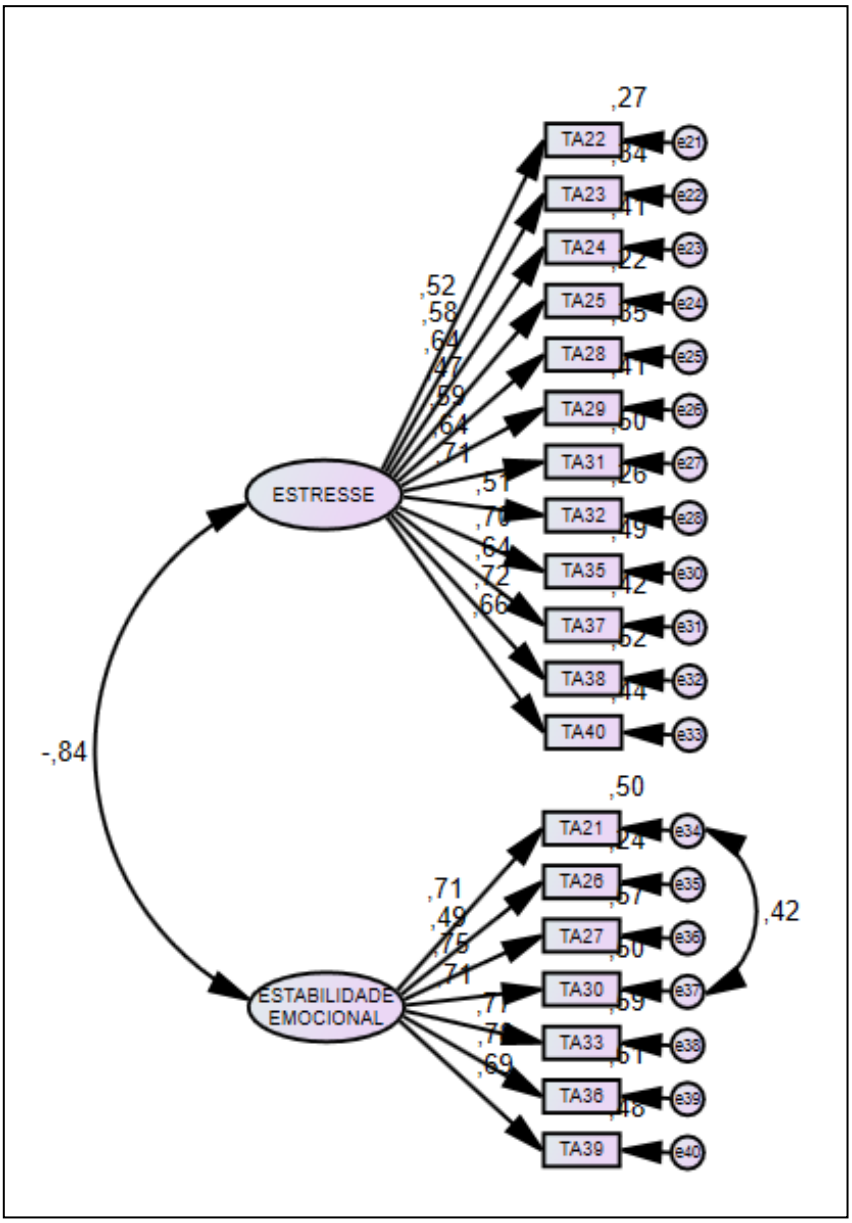

Figura 3.1 Modelo de primeira ordem do IDATE-T apresentado por Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006).

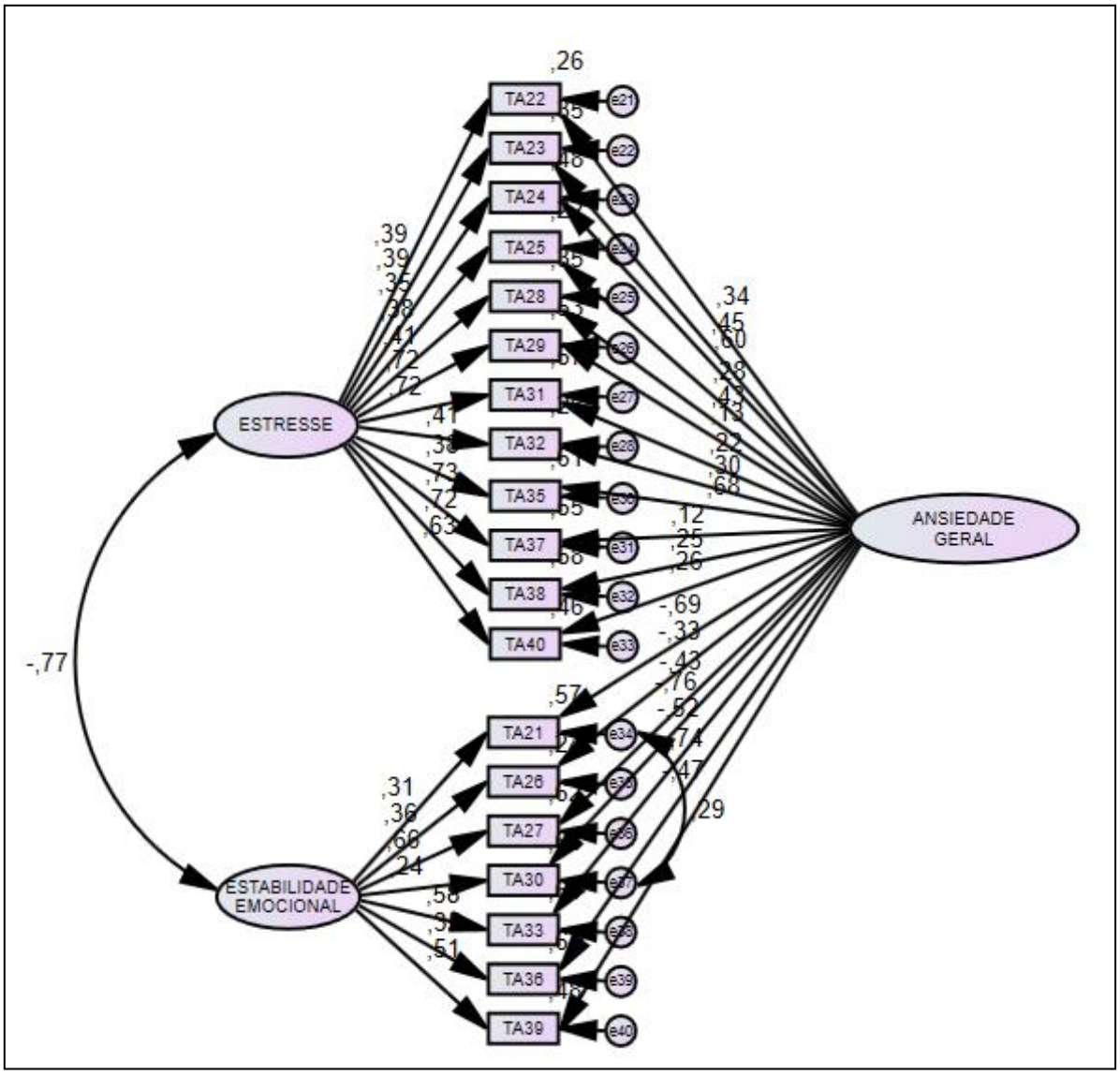

Figura 3.2 Modelo bifatorial do IDATE-T apresentado por Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006).

O ajustamento dos modelos é considerado inaceitável, mesmo com a retirada das observações apontadas como *outliers*, conforme mostra a Tabela 3.1. O segundo maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 22 (“Canso-me facilmente”) e 26 (“Sinto-me descansado”), os quais pertencem a fatores distintos. Correlações entre itens associados a fatores diferentes podem ser interpretados como existência de outro fator de ordem hierárquica superior não considerado no modelo teórico ou erros de formulação/interpretação do item. Uma solução é a remoção do item da análise, já que esta provoca a correlação de fatores, teoricamente, ortogonais (MARÔCO, 2010). A remoção destes itens piorou os índices de ajustamento (Tabela 3.1).

Tabela 3.1 Comparação dos modelos do IDATE-T baseados no estudo de Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) apud Fioravanti et al. (2006).

Modelos	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; p
Correlacional	12,175	0,860	0,091; <0,001
Bifatorial	6,623	0,938	0,065; <0,001
Correlacional modificado (remoção dos itens)	13,119	0,871	0,095; <0,001

As modificações sugeridas pela literatura não foram suficientes para a confirmação do modelo proposto por Pasquali, Pinelli Junior e Solha (1994) *apud* Fioravanti *et al.* (2006).

O modelo (Figura 3.3) a ser verificado foi proposto por Andrade, Gorenstein, Vieira, Tung e Artes (2001) ao estudar uma amostra de estudantes do período da noite e majoritariamente feminina. Foram considerados apenas os itens cuja carga fatorial foi superior a 0,40. O item 28 ("Sinto que as dificuldades estão se acumulando de tal forma que não as consigo resolver") carregou em ambos os fatores, isto é, os valores das cargas fatoriais foram muito próximos em ambos os fatores, sendo assim no modelo 1o item 28 será vinculado ao fator "Preocupação" e no modelo 2 será vinculado ao fator "Humor", ao comparar estes possíveis modelos, será escolhido o que obtiver menor MECVI. O item 23 ("Tenho vontade de chorar") não será considerado no modelo visto que a carga fatorial não atingiu 0,40 em nenhum dos fatores.

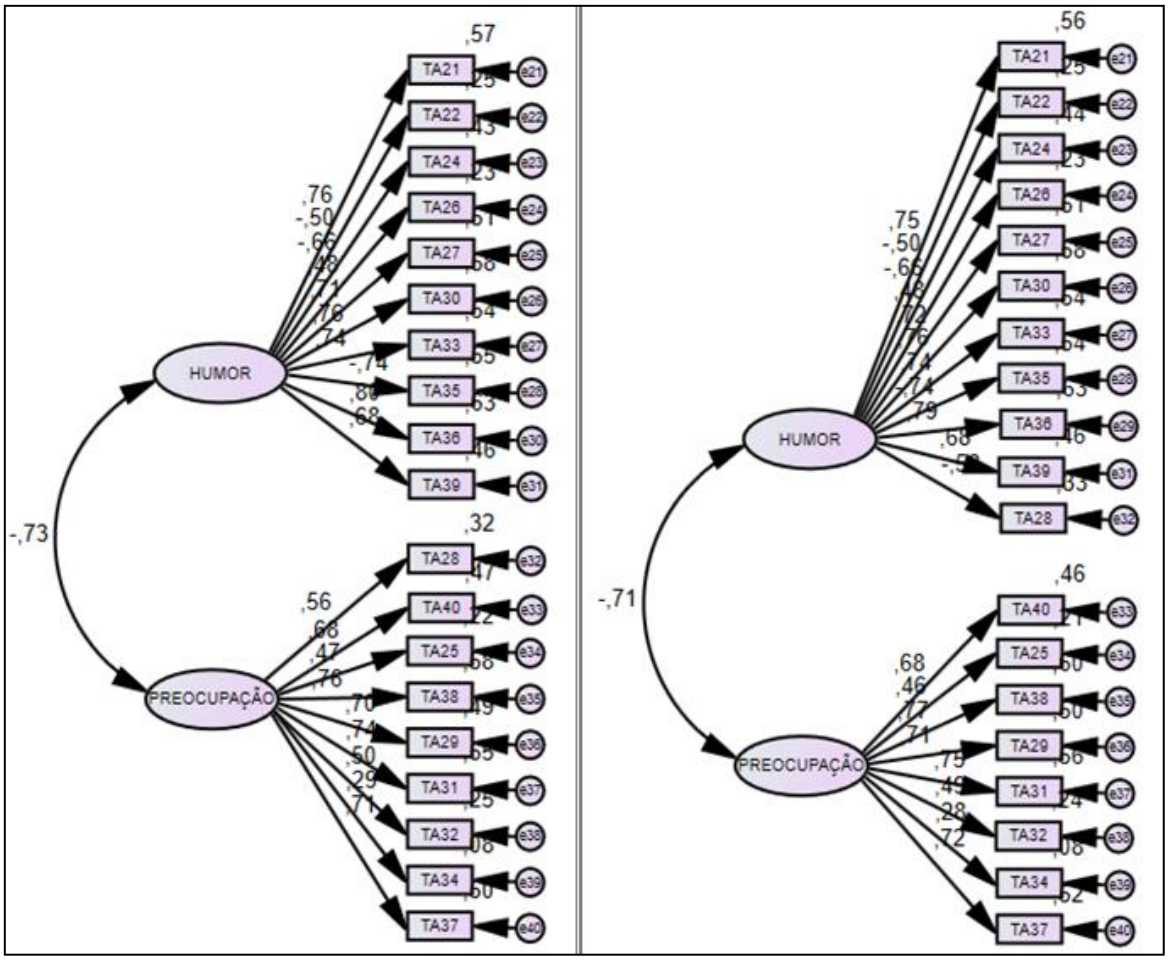

Figura 3.3 Modelo 1 (esquerda) e modelo 2 (direita) do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001)

Os índices de ajustamento dos modelos são considerados inaceitáveis (Tabela 3.2) mesmo sem as observações apontadas como *outliers* mais severos. Sendo assim, é necessário analisar os índices de modificação para verificar se é possível reespecificar e confirmar o modelo 2, visto que apresentou o menor MECVI. O maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 21 (“Sinto-me bem”) e 30 (“Sou feliz”); 22 (“Canso-me facilmente”) e 26 (“Sinto-me descansado”); 29 (“Preocupo-me demais com coisas sem importância”) e 37 (“Às vezes ideias sem importância entram na cabeça e ficam me preocupando”), indicando que estes itens têm uma causa comum não especificado no modelo. Como os itens com covariância entre resíduos pertencem ao mesmo fator, esta causa pode ser representada pela correlação dos resíduos destes itens (Figura 3.4). Esta modificação melhorou parcialmente os índices de ajustamento (Tabela 3.2).

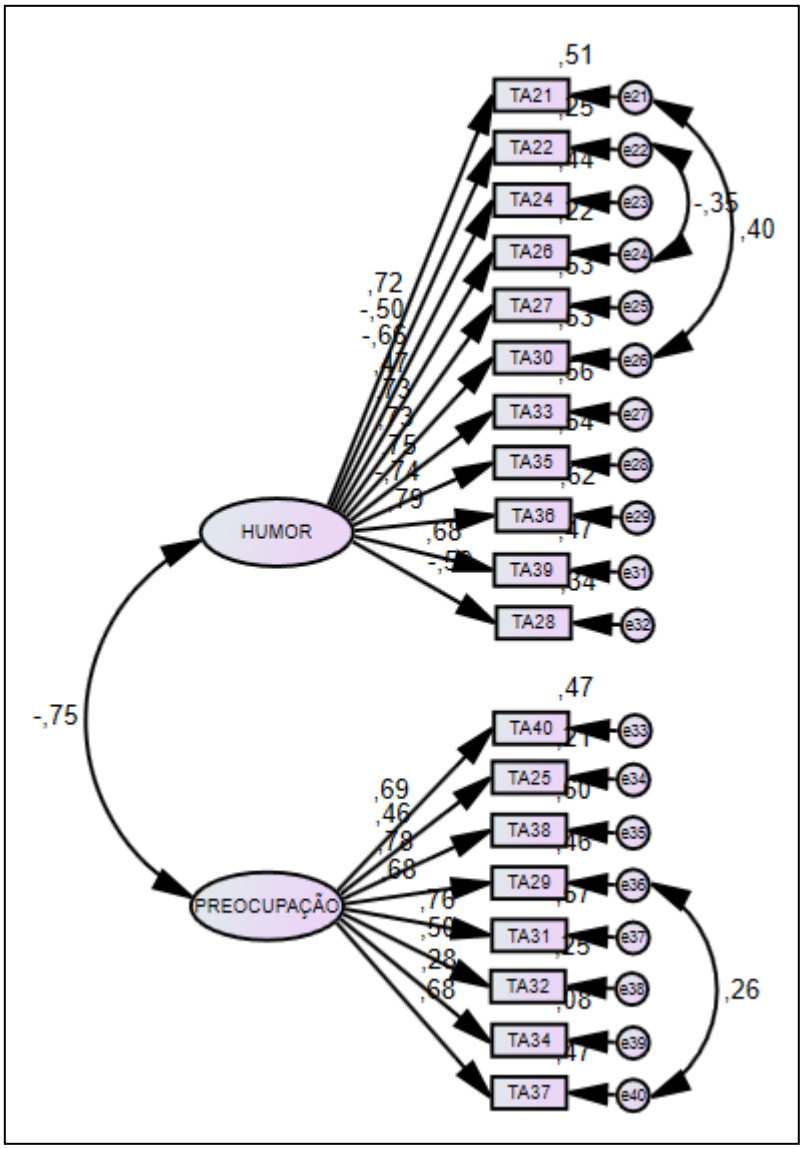

Figura 3.4 Modificação do modelo 2 do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001)

A partir deste novo modelo (Figura 3.4) o maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 33 (“Sinto-me seguro”) e 32 (“Não tenho muita confiança em mim mesmo”); item 36 (“Estou satisfeito”) e fator “Preocupação”; itens 28 (“Sinto que as dificuldades estão se acumulando de tal forma que não as consigo resolver”) e 25 (“Perco oportunidades porque não consigo tomar decisões rapidamente”), nestes casos os itens devem ser retirados do modelo.

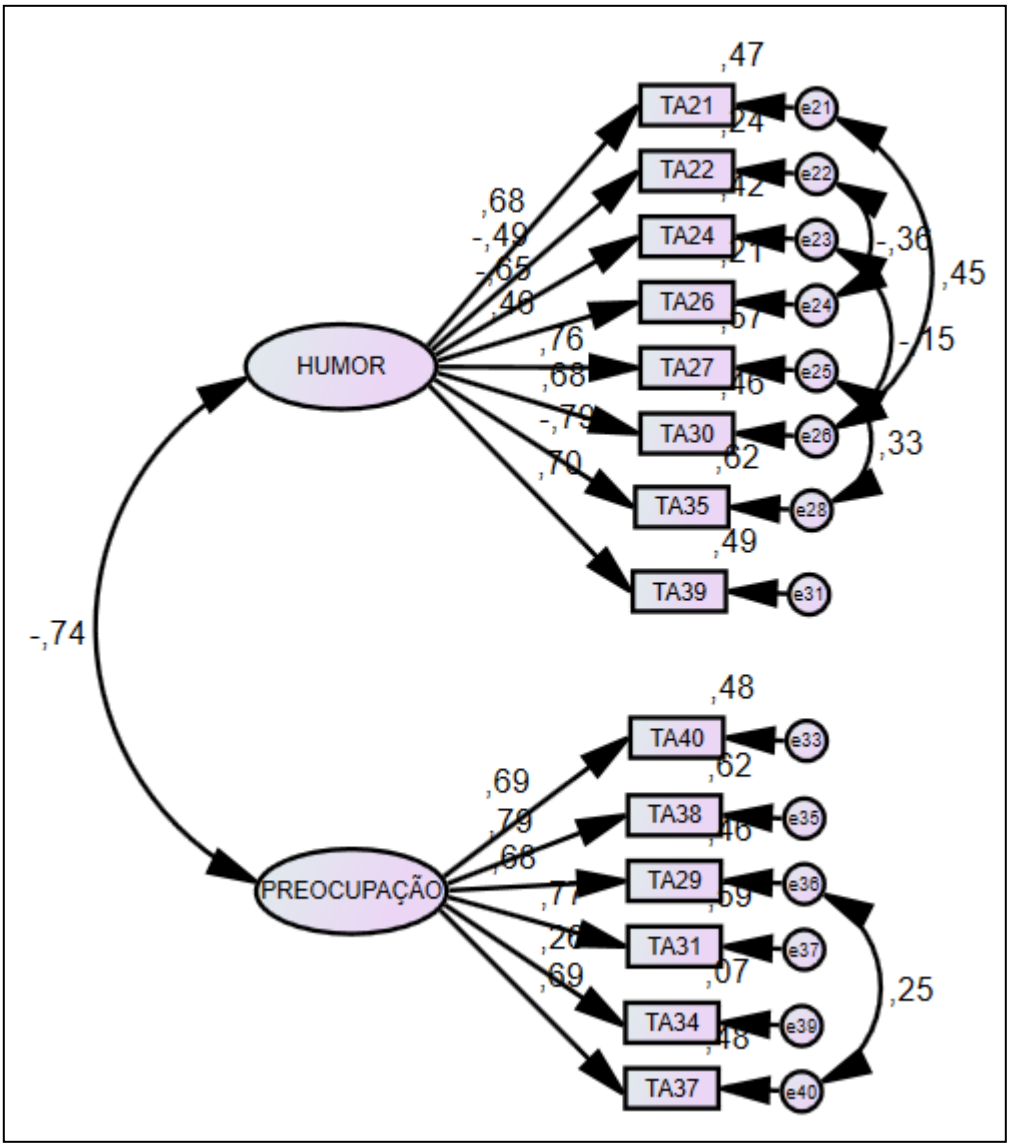

Figura 3.5 Remoção de itens do modelo 2 do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001)

A remoção dos itens confirmou o modelo (Tabela 3.2) proposto por Andrade et al. (2001).

Tabela 3.2 Comparação entre os modelos do IDATE-T apresentados por Andrade et al. (2001)

Modelo	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; p	MECVI
Modelo 1	10,529	0,875	0,084; <0,001	1,275
Modelo 2	10,127	0,880	0,083; <0,001	**1,230**
Modelo 2 modificado (correlação dos resíduos)	7,460	0,917	0,069; <0,001	
Modelo 2 modificado (remoção de itens)	5,060	0,964	0,055; 0,067	

A Figura 3.6 apresenta as estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo por sexo.

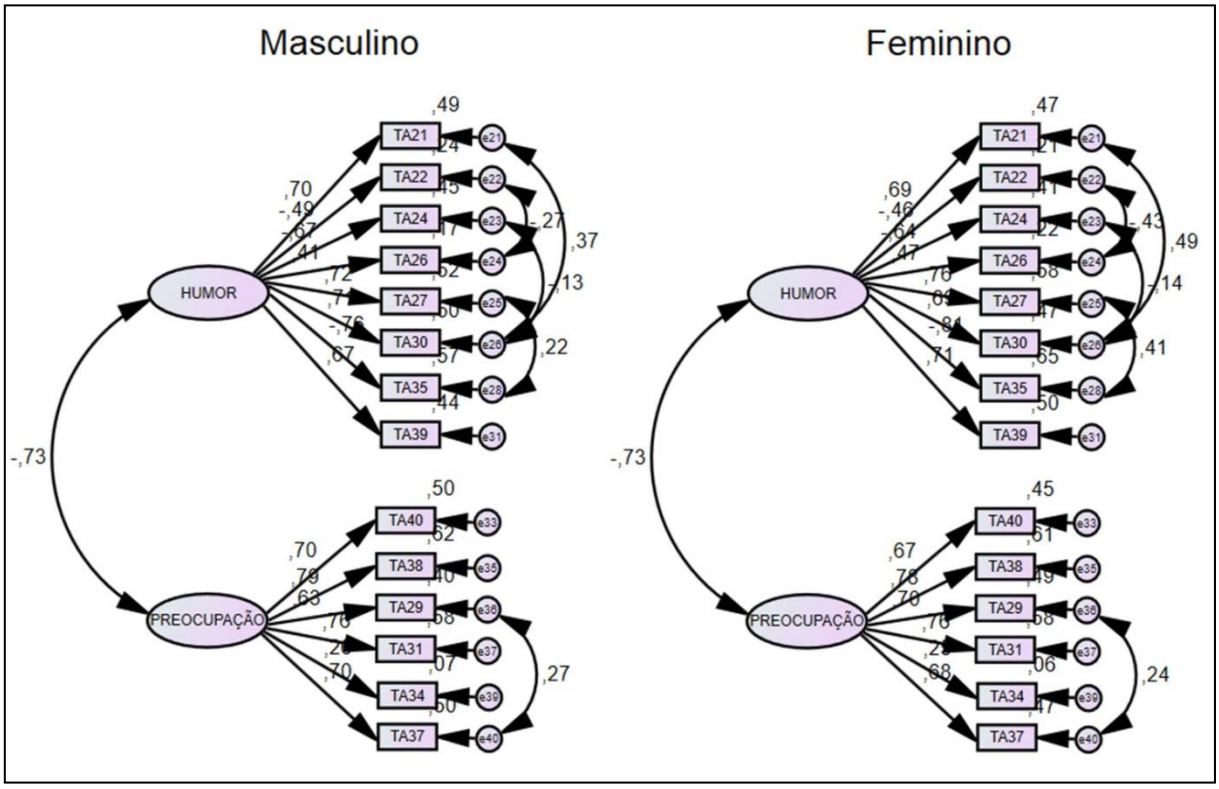

Figura 3.6 Estimativa das cargas fatoriais por sexo no modelo correlacional com remoção de itens do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001).

O modelo de linha de base (Figura 3.6) com cargas fatoriais e variâncias/covariâncias fixas nos sexos (masculino e feminino) não apresentou um ajustamento significativamente pior do que o modelo com parâmetros livres, demonstrando assim a invariância do modelo de medida ($\Delta\chi^2(12) = 13{,}560$; $p = 0{,}330$).

A diferença da média estrutural entre os sexos será analisada fixando no grupo das mulheres os interceptos estimados no grupo dos homens no modelo cuja invariância de medida foi demonstrada, visto que a invariância do modelo de medida apresenta cargas fatoriais e variâncias/covariâncias equivalentes, igualando assim a estimação dos parâmetros em ambos os grupos (ARBUCKLE, 2016, p. 237-245; MARÔCO, 2010, p. 278-291).

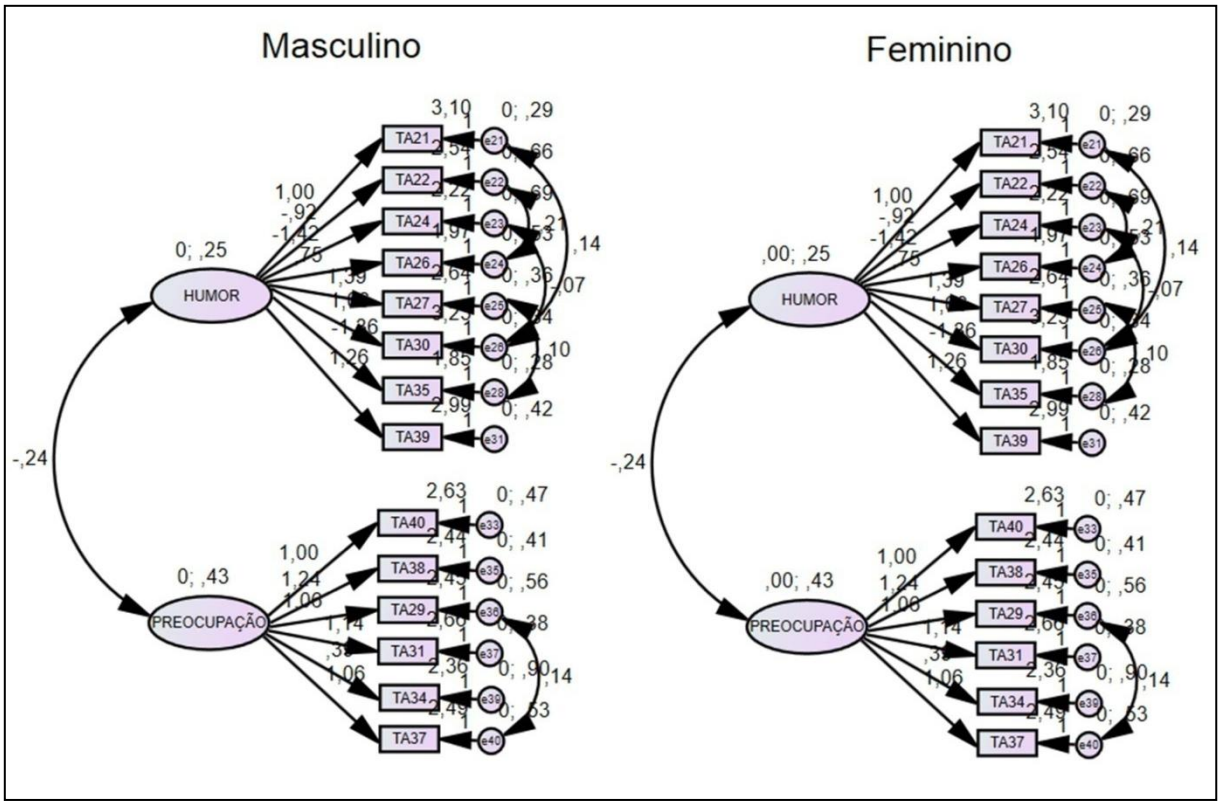

Figura 3.7 Diferença das médias latentes entre os sexos no modelo correlacional com remoção de itens do IDATE-T apresentado por Andrade et al. (2001).

A invariância do instrumento psicométrico foi verificada, porém não há diferença de médias estruturais entre os sexos.

O próximo modelo a ser analisado foi apresentado por Fioravanti *et al.* (2006) ao estudar uma amostra de universitários dos cursos de graduação em psicologia, educação física, odontologia ou fisioterapia de duas universidades particulares da cidade do Rio de Janeiro,cujos fatores podem ser interpretados como “ansiedade” e “depressão”. O modelo (Figura 3.5) não contém os itens 22 (“Canso-me facilmente”), 25 (“Perco oportunidades porque não consigo tomar decisões rapidamente”), 32 (“Não tenho confiança em mim mesmo”), 34 (“Evito ter que enfrentar crises ou problemas”) visto que não tiveram carga fatorial acima de 0,40 em nenhum dos fatores.

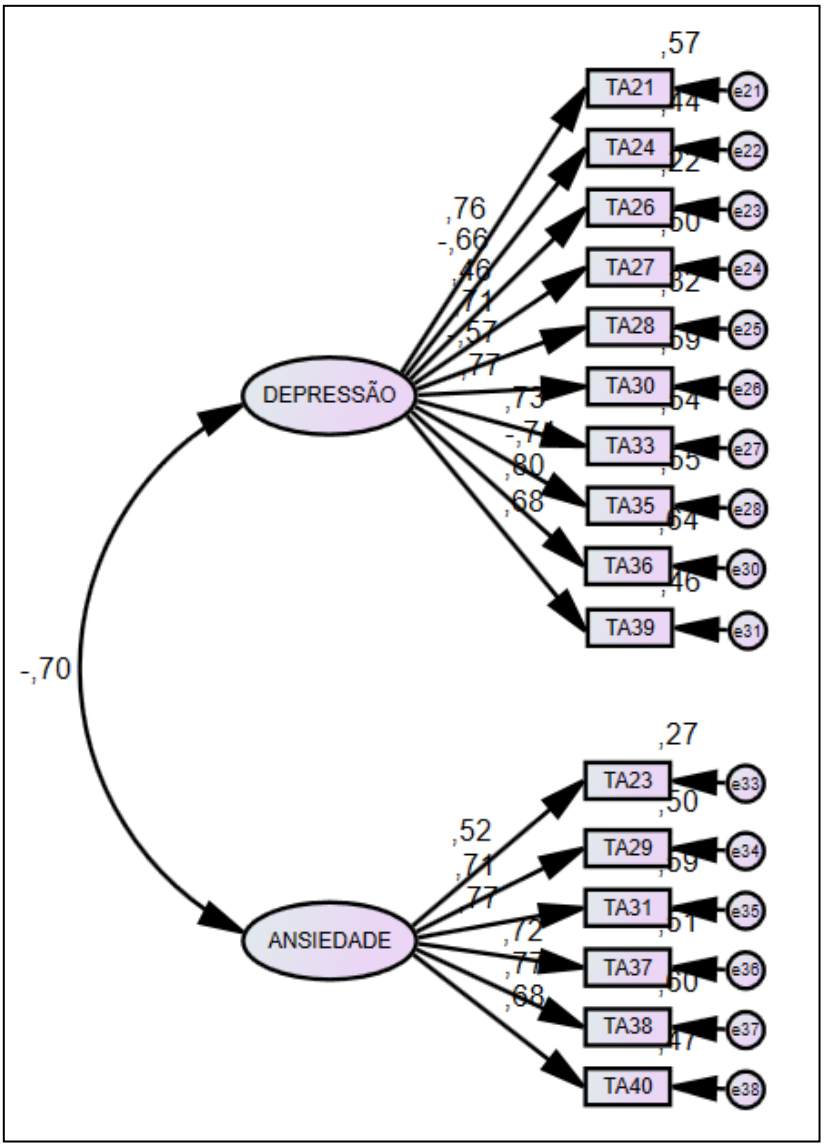

Figura 3.8 Modelo correlacional do IDATE-T apresentado por Fioravanti et al. (2006)

O ajustamento do modelo é considerado inaceitável (Tabela 3.3). Sendo assim, é necessário analisar os índices de modificação para verificar se é possível reespecificar e confirmar o modelo. O maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 21 (“Sinto-me bem”) e 30 (“Sou feliz”); 27 (“Sinto-me calmo, ponderado e senhor de mim mesmo”) e 33 (“Sinto-me seguro”); 29 (“Preocupo-me demais com coisas sem importância”) e 37 (“As vezes ideias sem importância me entram na cabeça e ficam me preocupando”). Como os itens pertencem ao mesmo fator, esta causa pode ser representada pela correlação dos resíduos. O segundo maior índice de modificação ocorre para o item 23 (“Tenho vontade de chorar”) e o fator “Depressão”; item 36 (“Estou satisfeito”) e o fator “Ansiedade”, sendo assim, os itens foram retirados do modelo.

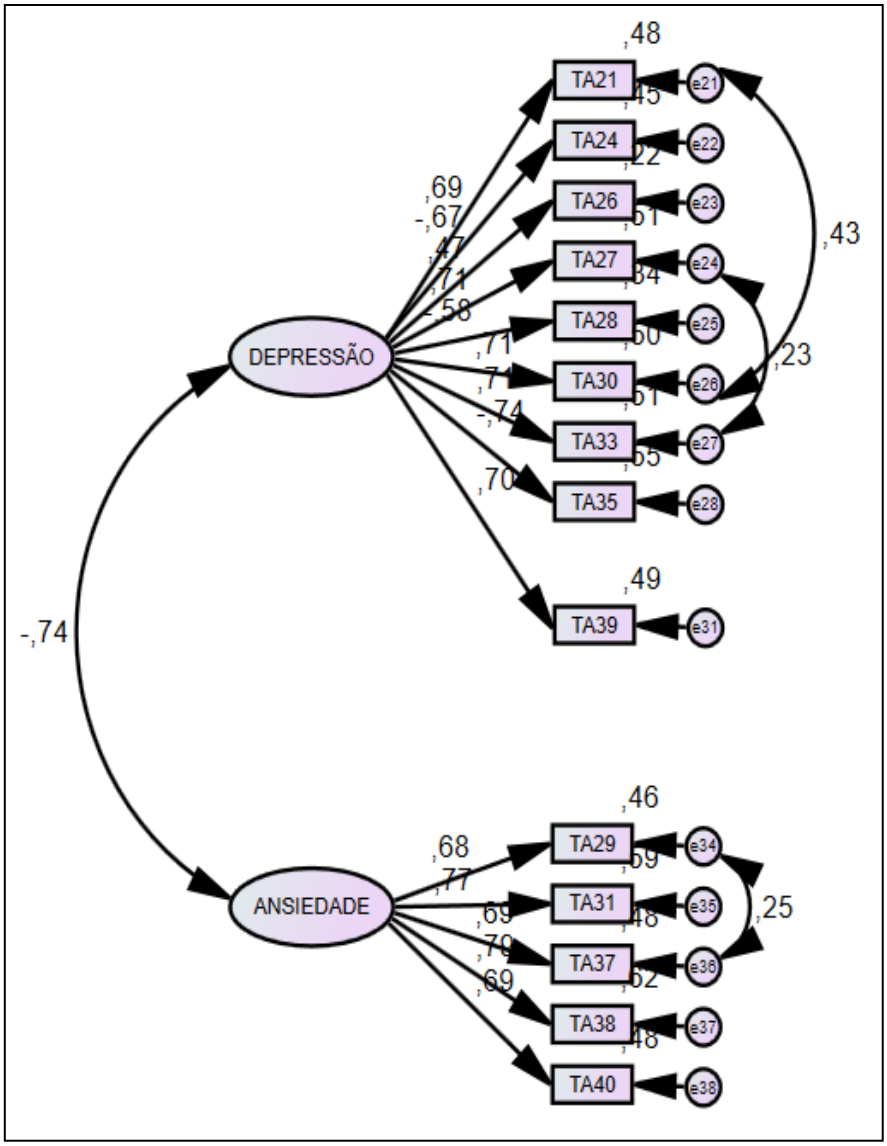

Figura 3.9 Modificação do modelo correlacional do IDATE-T apresentado por Fioravanti et al. (2006)

Tabela 3.3 Comparação entre os modelos do IDATE-T apresentados por Fioravanti et al. (2006)

Modelos	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; p
Correlacional	11,608	0,897	0,089; <0,001
Modificado	6,663	0,953	0,065; <0,001

As modificações do modelo (Figura 3.9) proposto por Fioravanti et al. (2006) não foram suficientes para sua confirmação (Tabela 3.3).

A confirmação do modelo teórico é condição necessária para verificar a invariância métrica e, consequentemente, analisar se há diferença das médias estruturais dos distúrbios (cargas fatoriais das variáveis latentes) entre os grupos.

Portanto, para o IDATE-T não será possível verificar se o modelo é equivalente para ambos os sexos.

3.2. Escala do Inventário de Depressão de Beck (BDI)

O inventario de depressão de Beck é a versão em português do *Beck Depression Inventory* (BECK et al., 1961 *apud* GORENSTEIN; ANDRADE, 1998). Foi desenvolvido por Beck, Ward, Mendelson, Mock e Erbaugh (1961). É uma medida de auto-avaliação utilizada em pesquisas ou clínicas, traduzida para vários idiomas e validado em diferentes países e culturas. A escala consiste em 21 itens relacionados a sintomas e atitudes com intensidade de 0 a 3. Os itens referem-se a tristeza, pessimismo, fracasso, satisfação, culpa, punição, autodepreciação, auto-acusação, ideias suicidas, crise de choro, irritabilidade, retração social, indecisão, distorção da imagem corporal, inibição para o trabalho, distúrbio do sono, fadiga, perda de apetite, perda de peso, preocupação somática e diminuição de libido (GORENSTEIN; ANDRADE, 1998; GANDINI *et al*., 2007).

O tamanho da amostra é considerado adequado, visto que a razão entre o número de observações a quantidade de variáveis é superior a cinco, além disso, a adequação da amostra é excelente (KMO= 0,93). O teste de esfericidade de *Bartlett* significante (*Bartlett*= 1771,1; g.l. = 20; p-valor< 0,001) indica que há relação entre as variáveis.

Foi verificada a presença de outliers pela Distância quadrada de *Mahalanobis* (D^2) e retiradas 40 observações (sendo 19 indivíduos do sexo masculino e 21 do sexo feminino) consideradas *outliers* mais severos (1144, 203, 91, 125, 948, 145, 1199, 39, 131, 542, 1241, 386, 494, 1270, 206, 26, 379, 234, 19, 445, 126, 457, 298, 373, 759, 184, 894, 675, 683, 1129, 541, 634, 711, 945, 968, 172, 863, 646, 1082 e 517 nesta ordem) cujos valores de p_1 e p_2 eram reduzidos (p_1 e $p_2 \leq 0{,}001$).

O teste de assimetria e curtose de Mardia não identificou violação extrema da normalidade multivariada, sendo assim, os parâmetros foram estimados pelo método da máxima verossimilhança.

A análise fatorial confirmatória do inventário de depressão de Beck foi realizada com base nos modelos apresentados nos estudos de Gorenstein e Andrade (1998) e Finger (2008) utilizando-se a análise fatorial exploratória para

identificar a quantidade de fatores extraídos e a carga fatorial dos itens vinculados aos respectivos fatores.

O modelo apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) com três fatores, surgiu a partir de uma amostra de universitários da cidade de São Paulo, pertencentes a cursos noturnos e com predominância de mulheres, visto que colaborou para outros estudos associados à avaliação de sintomas no período menstrual. Os itens 14 (“Sobre minha aparência”),19 (“Perda de peso”), 21 (“Perda do interesse sexual”) não obtiveram carga fatorial suficiente para serem vinculados a algum fator. Os itens carregados em cada fator sugerido pelos autores serão representados em um modelo correlacional (Figura 3.10) devido ser este o mais simples.

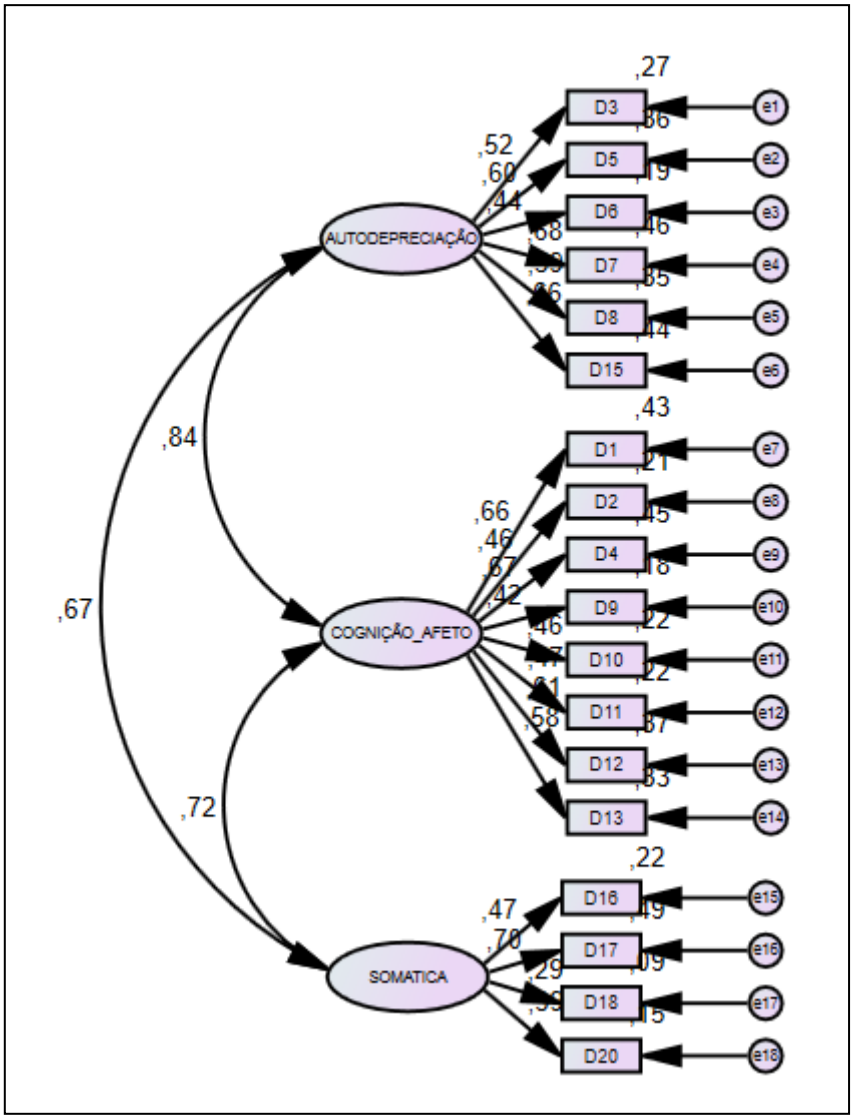

Figura 3.10 Modelo correlacional do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998)

O modelo correlacional (Figura 3.10) apresentou ajustamento inaceitável (Tabela 3.4). Sendo assim, é necessário analisar os índices de modificação para verificar se é possível reespecificar e confirmar o modelo. O maior índice de modificação ocorre para a covariância entre os resíduos associados aos itens 15 (“Falta de energia”) e 17 (“Cansaço”) e entre os resíduos associados aos itens 6 (“Sentimento de punição”) e 20 (“Preocupação com a saúde”). Isso indica que os itens partilham alguma causa comum (fato contrariado pela associação em fatores distintos), a literatura orienta a retirada dos itens da análise, devido contrariar o pressuposto de ortogonalidade entre os fatores. A Figura 3.11 apresenta o modelo reespecificado.

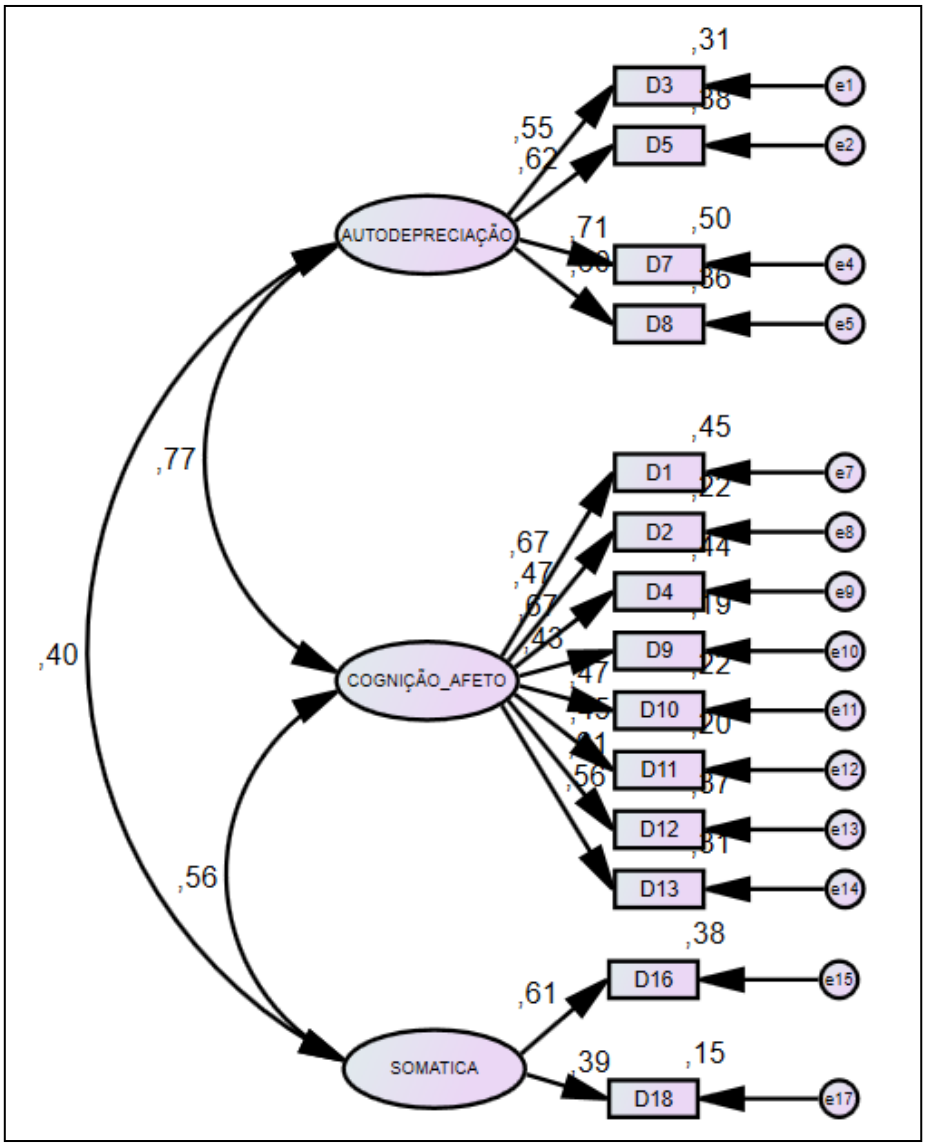

Figura 3.11 Modificação do modelo correlacional do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998)

O ajustamento do modelo reespecificado (Figura 3.11) é considerado aceitável (Tabela 3.4), sendo assim, o modelo correlacional apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) foi confirmado com a remoção dos itens 6 (“Sentimento de punição”), 15 (“Falta de energia”), 17 (“Cansaço”), e 20 (“Preocupação com a saúde”), indicando que tais itens não estão contribuindo para explicar a variabilidade dos dados neste modelo. Apresenta uma correlação positiva entre os fatores autodepreciação, cognição-afeto e somática, sendo os dois primeiros as correlações mais fortes, isto significa que existe uma forte associação entre as subescalas autodepreciação e cognição-afeto.

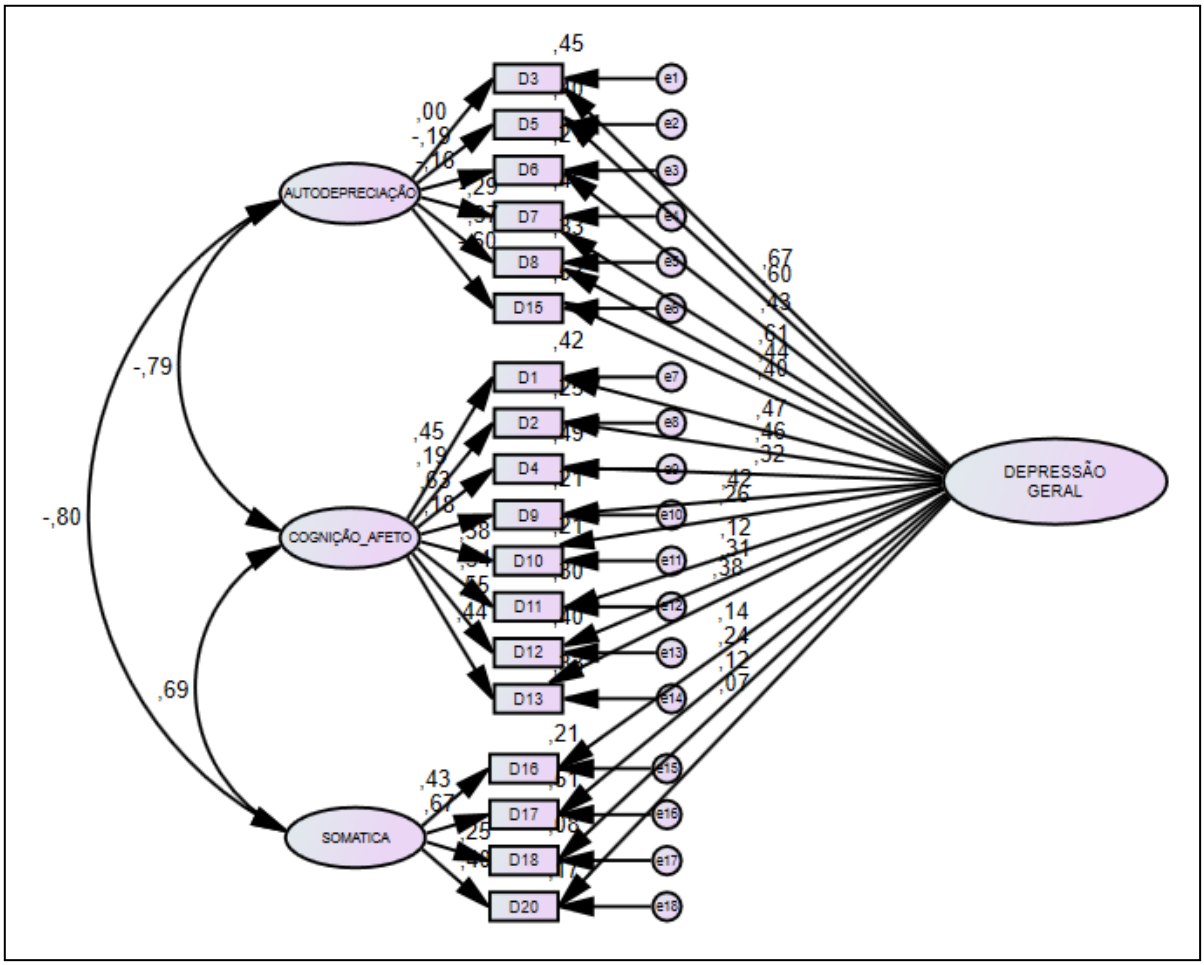

Figura 3.12 Modelo bifatorial do BDI apresentado por Gorenstein e Andrade (1998)

Uma alternativa para melhorar os índices de avaliação é verificar um modelo de ordem superior, como o modelo bifatorial (Figura 3.12) que indica a existência de um fator geral, interpretado como “Depressão” causando os itens em conjunto com outros três fatores, interpretados como “Autodepreciação”, “Cognição-afeto” e

“Somática”. Na amostra de estudantes de Medicina do Brasil, “Cognição-afeto” e “Somática” têm correlação positiva, isto é, aumentam e/ou diminuem na mesma direção, enquanto “Autodepreciação” tem correlação negativa com os demais fatores, isto significa que o aumento da autodepreciação diminui os outros dois fatores.

A Tabela 3.4 apresenta a comparação dos índices de ajustamento entre os modelos verificados com base nos estudos de Gorenstein e Andrade (1998).

Tabela 3.4 Índices para avaliação da qualidade dos ajustamentos dos modelos do BDI e suas respectivas modificações proposto por Gorenstein e Andrade (1998)

Modelo	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; p	MECVI
Modelo correlacional	5,254	0,895	0,057; 0,003	0,618
Modelo correlacional modificado	4,397	0,934	0,051; 0,381	**0,318**
Modelo bifatorial	3,243	0,952	0,041; 0,999	**0,399**

Os modelos bifatorial (Figura 3.12) e correlacional modificado (Figura 3.8) foram confirmados pelos índices de ajustamento, entretanto o MECVI do modelo correlacional modificado foi menor e, por isso, será utilizado como linha de base para a análise da invariância de medida (Tabela 3.4).

A Figura 3.13 apresenta as estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo por sexo.

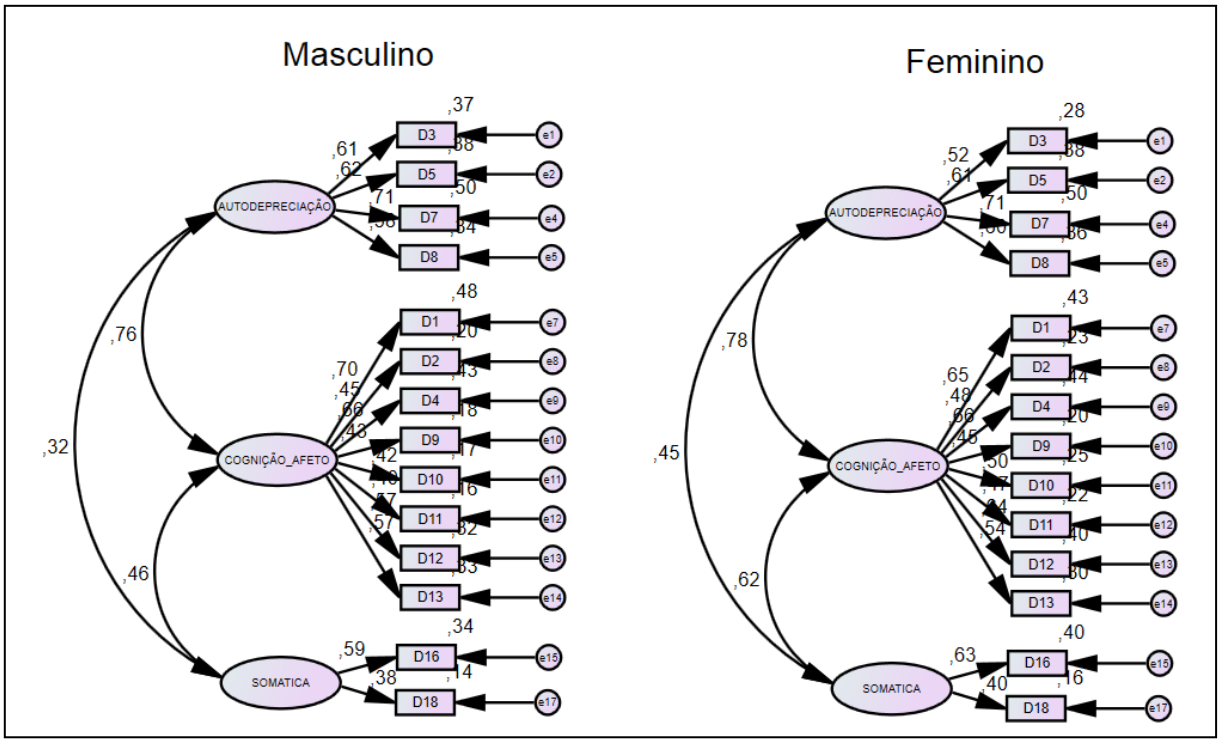

Figura 3.13 Estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo correlacional modificado apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) por sexo.

O modelo de linha de base (Figura 3.13) com cargas fatoriais e variâncias/covariâncias fixas nos sexos (masculino e feminino) não apresentou um ajustamento significativamente pior do que o modelo com parâmetros livres, demonstrando assim a invariância do modelo de medida ($\Delta\chi^2(11) = 9{,}253$; $p = 0{,}599$).

A diferença da média estrutural entre os sexos será analisada fixando no grupo das mulheres os interceptos estimados no grupo dos homens no modelo cuja invariância de medida foi demonstrada, visto que a invariância do modelo de medida apresenta cargas fatoriais e variâncias/covariâncias equivalentes, igualando assim a estimação dos parâmetros em ambos os grupos (ARBUCKLE, 2016, p. 237-245; MARÔCO, 2010, p. 278-291).

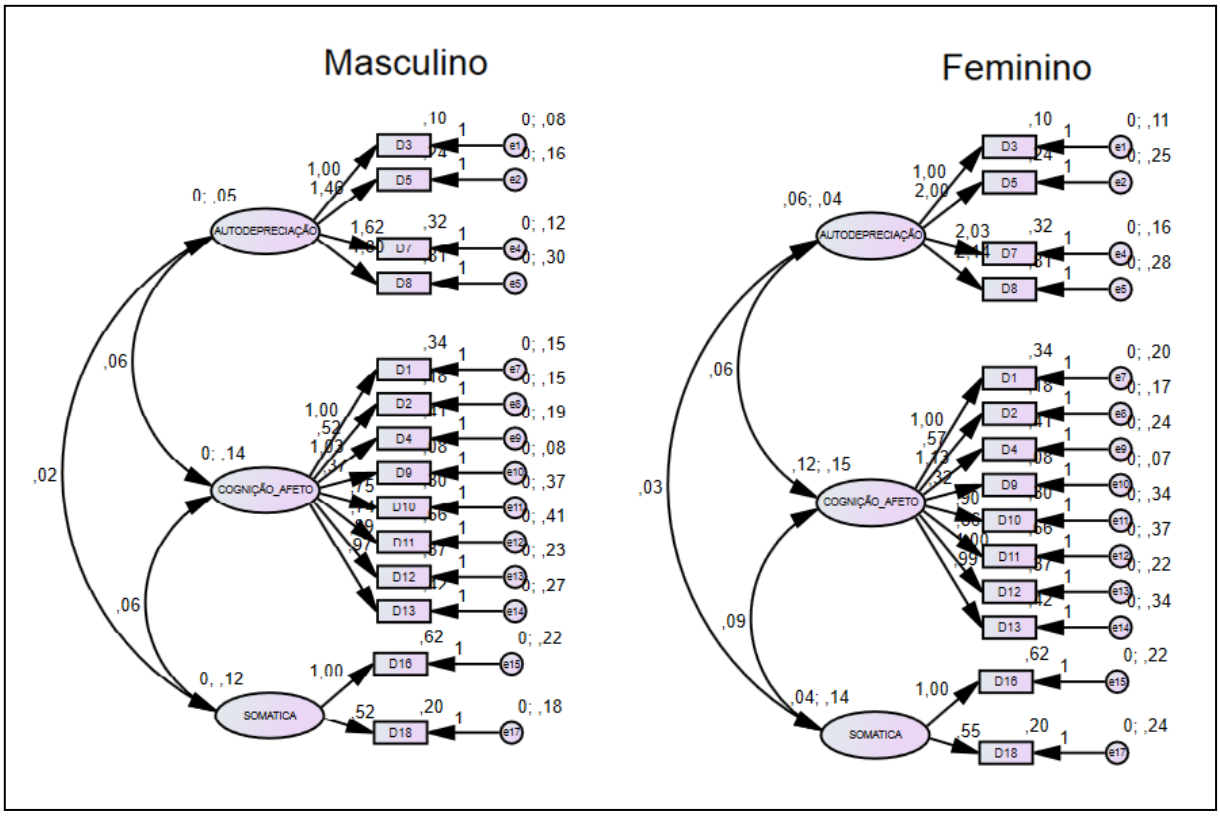

Figura 3.14 Diferença das médias estruturais entre os sexos no modelo correlacional modificado apresentado por Gorenstein e Andrade (1998).

A média de autodepreciação entre o sexo feminino é 0,06 e de cognição/afeto é 0,12 maior do que entre o sexo masculino (Figura 3.14). A diferença entre as médias estruturais é significativa nos fatores “Autodepreciação” e “Cognição afeto” ($p < 0{,}001$). Não há diferença significativa entre os grupos no fator “Somático” ($z = 1{,}396; p = 0{,}163$).

O modelo (Figura 3.15) apresentado por Finger (2008) surgiu a partir de uma amostra de estudantes de uma universidade particular no Rio Grande do Sul. Foram extraídos três fatores, interpretados como Comportamental (esperado em pessoas com sintoma depressivo), Cognitivo-Emocional (pensamentos e sentimentos comuns em estágios depressivos) e Sensação de Perda (de interesse por coisas que gostava antes).

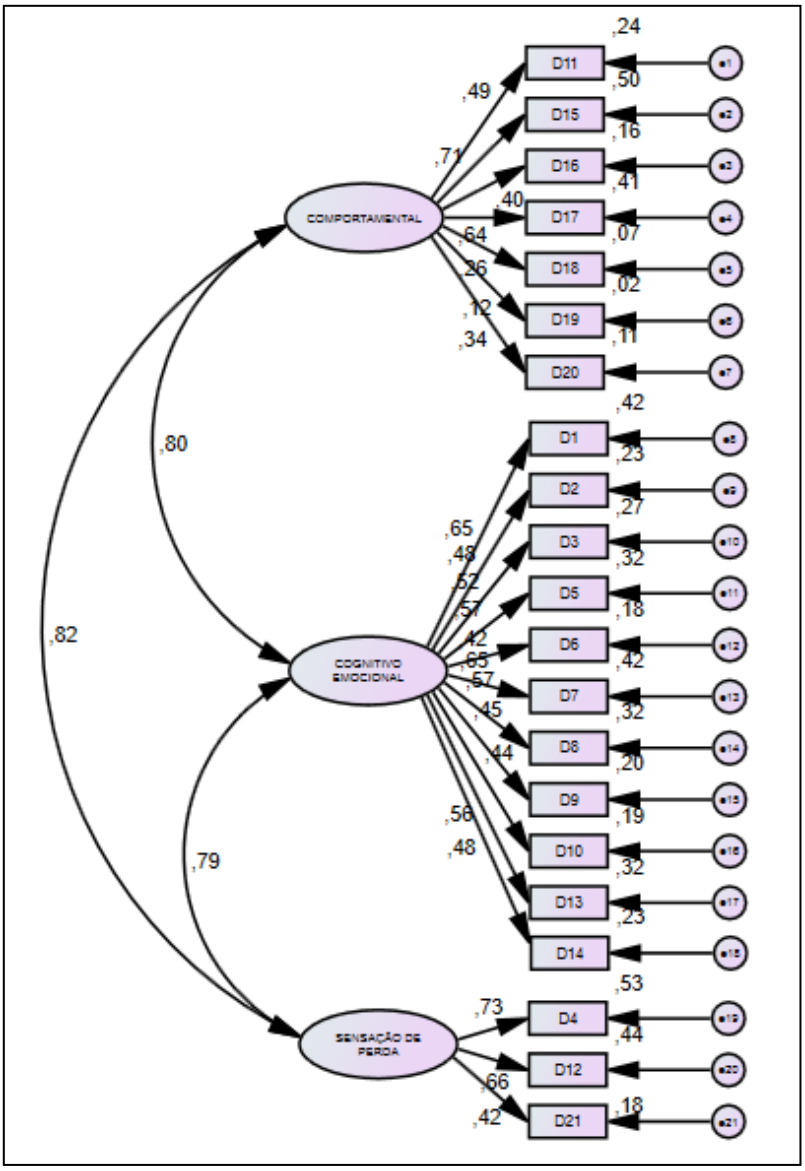

Figura 3.15 Modelo correlacional do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo A

O modelo (Figura 3.15) apresentou ajustamento aceitável, porém sofrível (Tabela 3.5). A modificação do modelo - baseada nos índices de modificação - pode melhorar a qualidade do ajustamento. O maior índice de modificação indica uma correlação entre o resíduo do item 1 (“Tristeza”) e o fator “Sensação de Perda”. Segundo Marôco (2010) correlações entre resíduos e fatores indicam que uma parte considerável do comportamento do item, não explicada pelo fator onde o item está associado, está correlacionada com o outro fator, isto é, o item associado a dois fatores distintos sugere uma reformulação do modelo teórico com a retirada do item da análise (Figura 3.16) ou com uma seta indicando relação causal entre o item e o fator (Figura 3.17). A Figura 3.16 representa o modelo sem o item “Tristeza” apenas

para fins comparativos com as demais modificações, visto que o item é um critério fundamental para o instrumento de depressão (IDB)

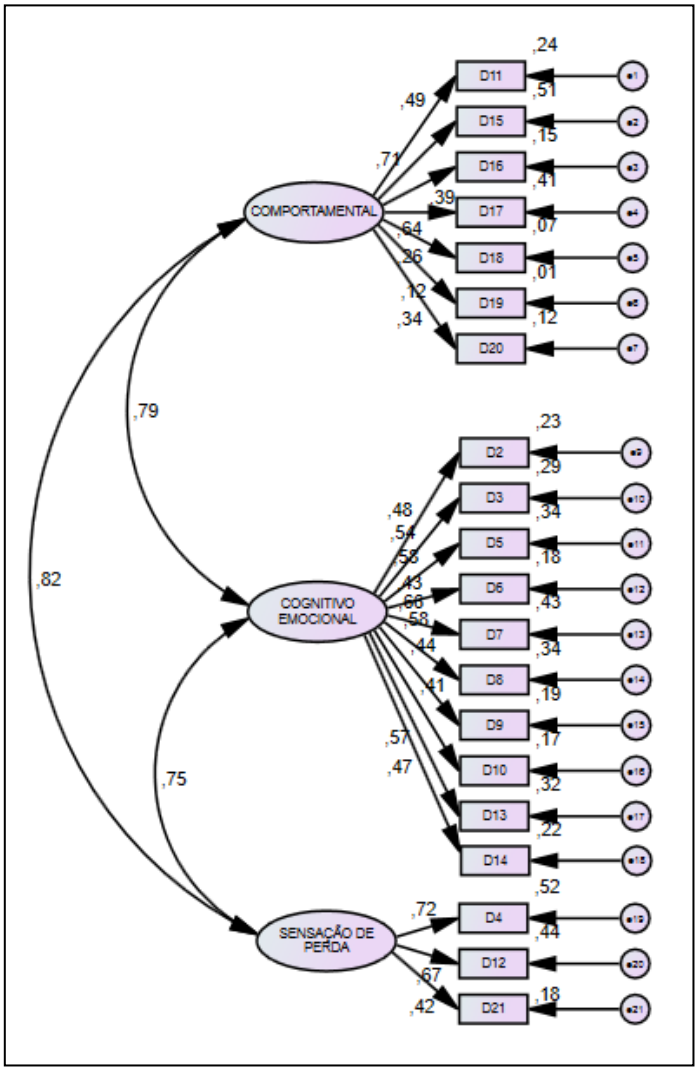

Figura 3.16 Modificação no modelo correlacional apresentado por Finger (2008) retirando o item 1 (“Tristeza”) – Modelo B

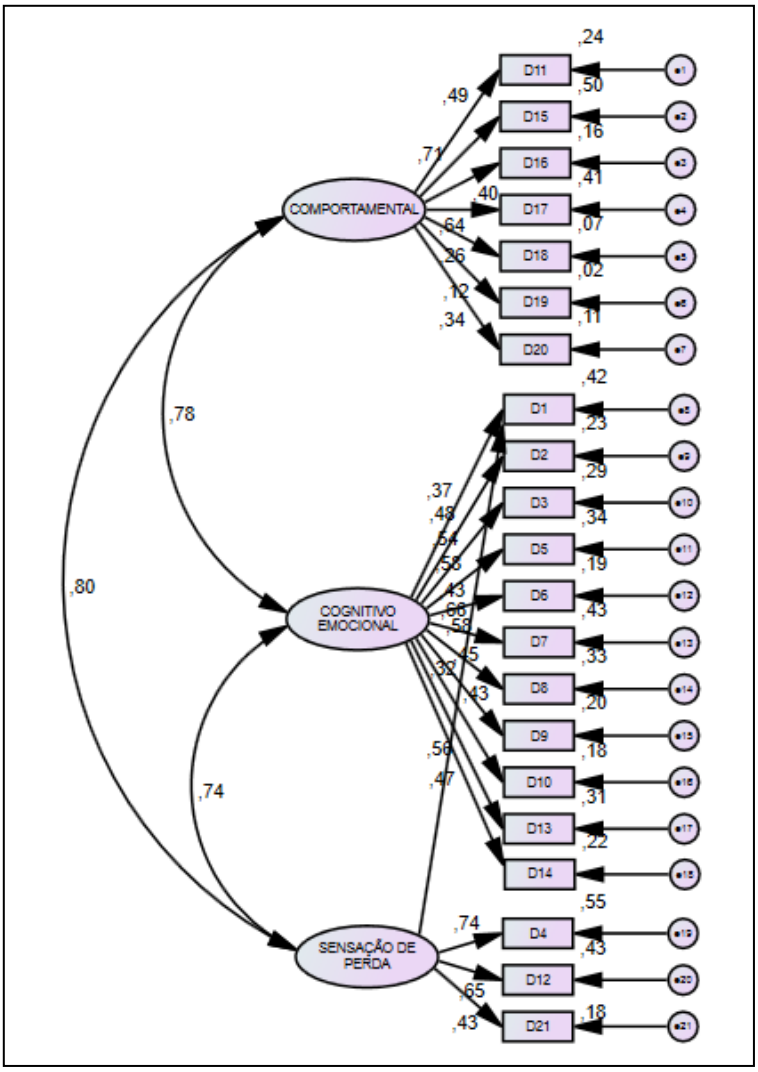

Figura 3.17 Modificação no modelo correlacional apresentado por Finger (2008) indicando causalidade entre o item 1 (“Tristeza”) e os fatores “Cognitivo emocional” e “Sensação de perda” – Modelo C

Uma explicação razoável desta relação causal é que a tristeza pode ser influenciada pela sensação de perda de interesse por coisas que antes eram agradáveis.

Os índices de modificação sugerem ainda que o fator comportamental também tem uma relação de causalidade com o item 1 (“Tristeza”) e, os itens 16 (“Alterações de sono”) e 18 (“Alterações de apetite”) têm os erros correlacionados, indicando que existe uma causa comum não considerada no modelo (Figura 3.18).

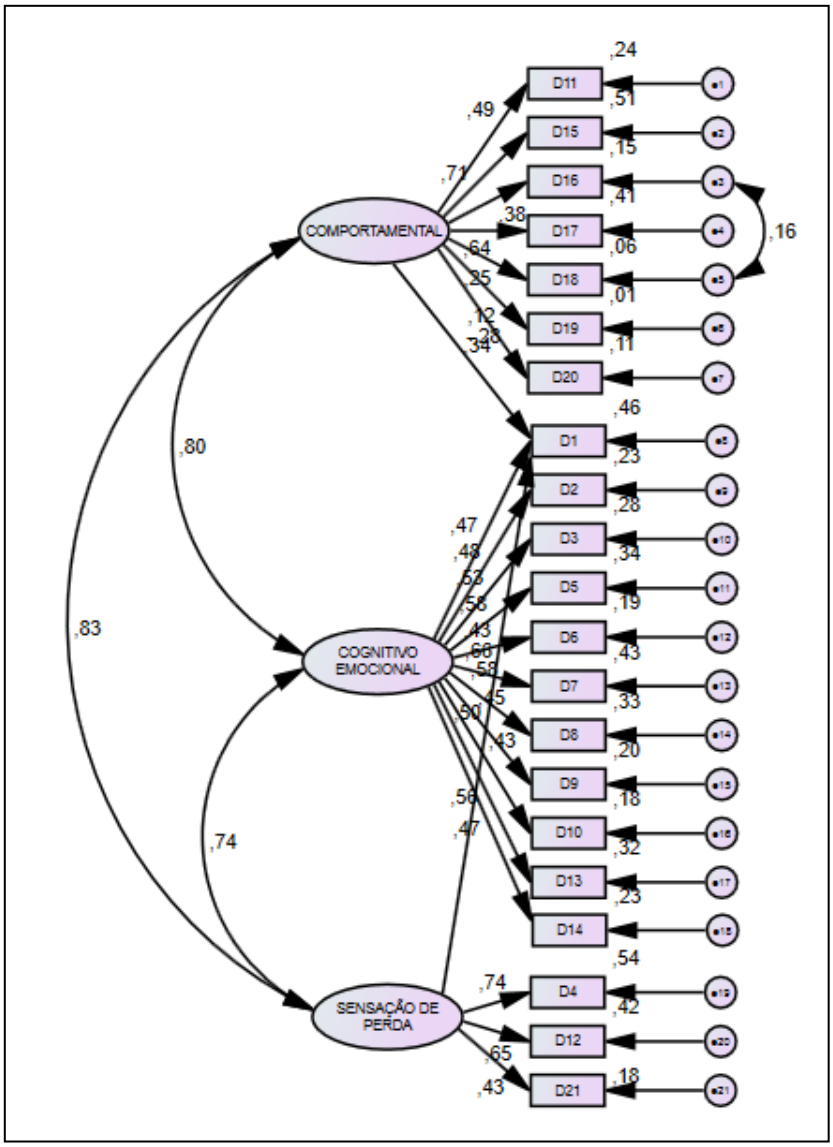

Figura 3.18 Modificação do modelo BDI apresentado por Finger (2008) indicando causalidade entre o item 1 (“Tristeza”) e três fatores – Modelo D

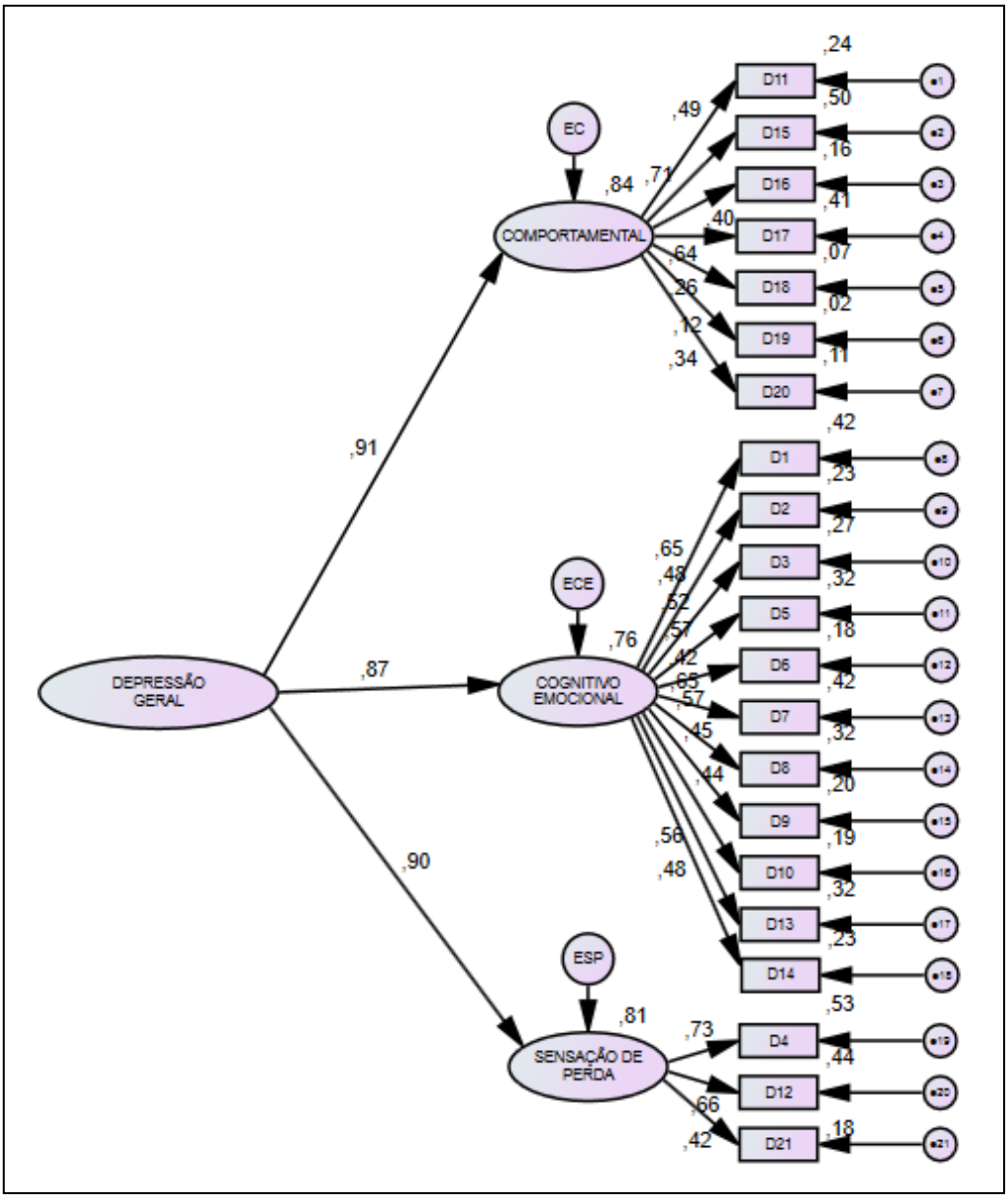

Figura 3.19 Modelo causal de segunda ordem do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo E

A correlação de alta magnitude entre os fatores (Figura 3.15) sugere a possível existência de um fator geral comum (causa ou fonte de variação) aos demais fatores. A existência de fatores de ordem superior é baseada em: (1) correlações consideráveis entre fatores de primeira ordem; (2) correlações entre erros de itens que saturam em fatores diferentes e (3) justificação teórica para a existência de um fator latente de ordem superior (escala) que é composto por vários fatores de ordem inferior (subescala) (BOLLEN, 1989; MARÔCO, 2010).

O modelo causal de segunda ordem (Figura 3.19) pode ser justificado pela teoria, visto que a depressão como um fator geral pode causar (isto é, ter uma carga fatorial associando o fator geral às subescalas) o comportamento, sentimentos e

pensamentos depressivos e a sensação de perda. Os índices de ajustamento do modelo foram satisfatórios para sua confirmação (Tabela 3.5)

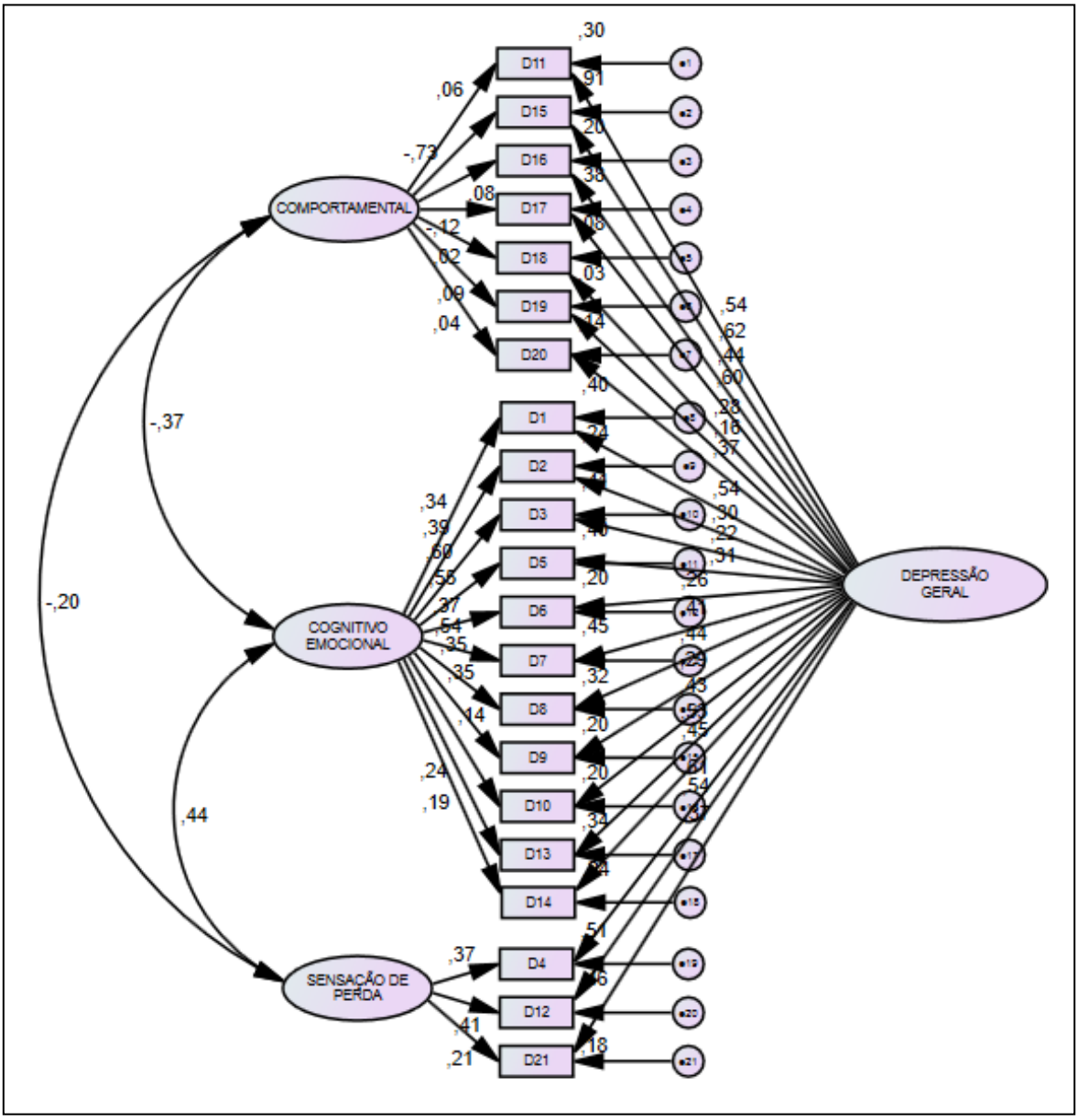

Figura 3.20 Modelo bifatorial do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo F

O modelo bifatorial (Figura 3.20) foi confirmado, conforme os índices de ajustamento apresentados na Tabela 3.5. Este modelo indica que a causalidade dos itens é formada por um fator geral, além dos fatores extraídos e dos resíduos, contribuindo para a explicação da variabilidade do modelo.

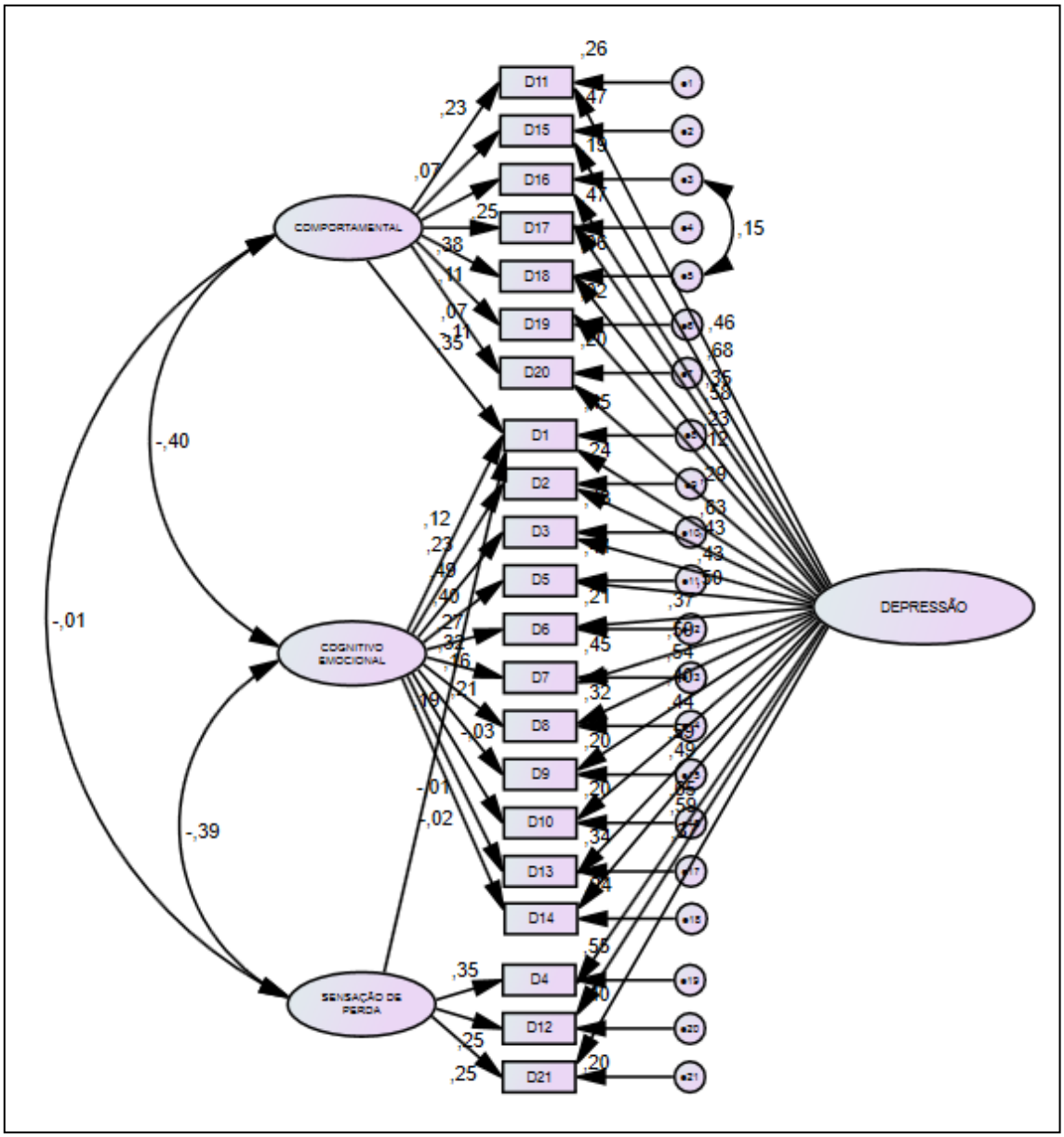

Figura 3.21 Modificação do modelo bifatorial do BDI apresentado por Finger (2008) – Modelo G

O modelo bifatorial modificado (Figura 3.21) indica que além dos fatores representados pela sensação de perda e por pensamentos, sentimentos e comportamentos esperados em indivíduos depressivos, há um fator geral que contribui para a explicação da variabilidade dos dados influenciando diretamente cada variável observada e, além disso, o item 1 “Tristeza” é influenciado pelos três fatores e pelo fator geral. Neste modelo (Figura 3.21), não há correlação aparente entre os fatores “Sensação de perda” e “Comportamental”.

Tabela 3.5 Índices para avaliação da qualidade dos ajustamentos dos modelos do BDI e suas respectivas modificações proposto por Finger (2008)

Modelo	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; (p)	MECVI
Modelo A (Figura 3.15)	4,484	0,891	0,052; (0,226)	0,707
Modelo B (Figura 3.16)	4,334	0,894	0,050; (0,411)	0,620
Modelo C (Figura 3.17)	4,307	0,897	0,050; (0,445)	0,680
Modelo D (Figura 3.18)	4,119	0,904	0,049; (0,699)	0,650
Modelo E (Figura 3.19)	4,484	0,891	0,052; (0,226)	0,707
Modelo F (Figura 3.20)	3,191	0,939	0,041; (1,000)	0,537
Modelo G (Figura 3.21)	**2,854**	**0,949**	**0,038; (1,000)**	**0,493**

O modelo bifatorial modificado (Figura 3.21) obteve o melhor ajustamento nos dados, conforme a comparação dos índices na Tabela 3.5. A Figura 3.22 apresenta as estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo bifatorial modificado por sexo.

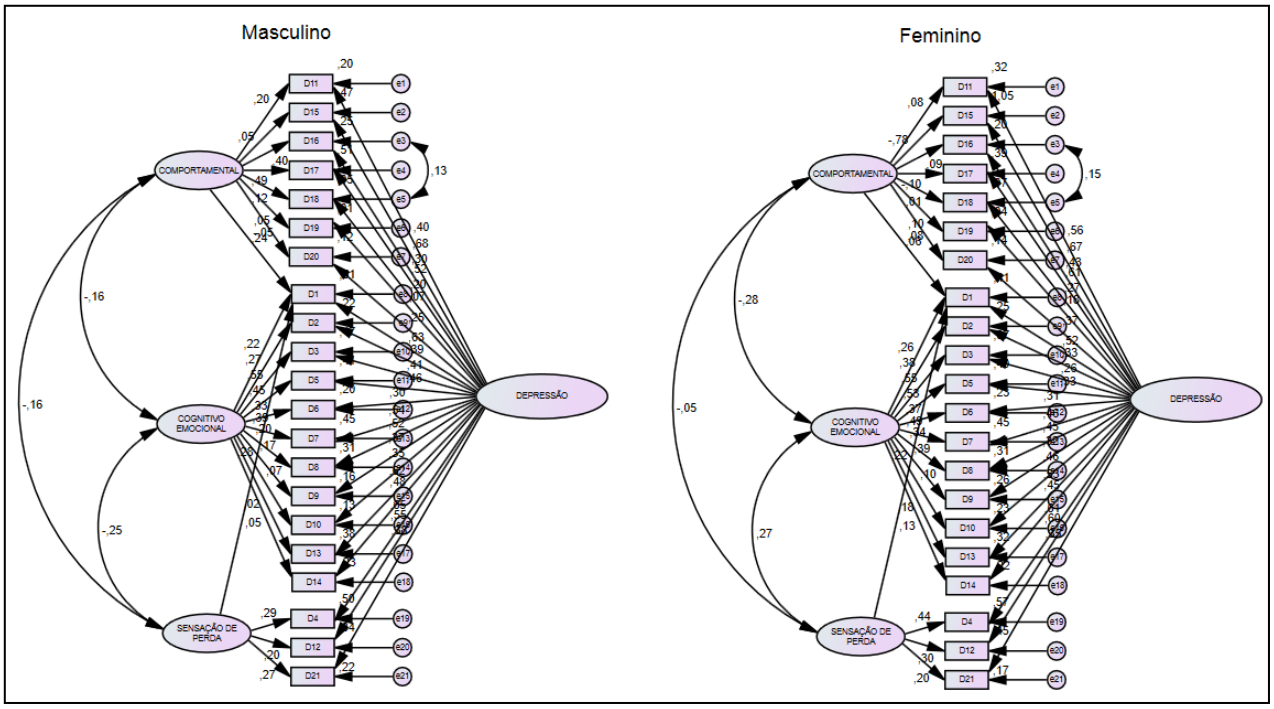

Figura 3.22 Estimativas das cargas fatoriais dos itens no modelo bifatorial modificado apresentado por Finger (2008) por sexo.

O modelo de linha de base (Figura 3.22) com cargas fatoriais fixas nos sexos (masculino e feminino) não apresentou um ajustamento significativamente pior do que o modelo com parâmetros livres, demonstrando assim a invariância do instrumento no modelo de medida ($\Delta\chi^2(40) = 45{,}677; p = 0{,}248$).

A diferença da média estrutural entre os sexos será analisada fixando no grupo das mulheres os interceptos estimados no grupo dos homens no modelo cuja

invariância de medida foi demonstrada, visto que a invariância do modelo de medida apresenta cargas fatoriais e variâncias/covariâncias equivalentes, igualando assim a estimação dos parâmetros em ambos os grupos (ARBUCKLE, 2016, p. 237-245; MARÔCO, 2010, p. 278-291).

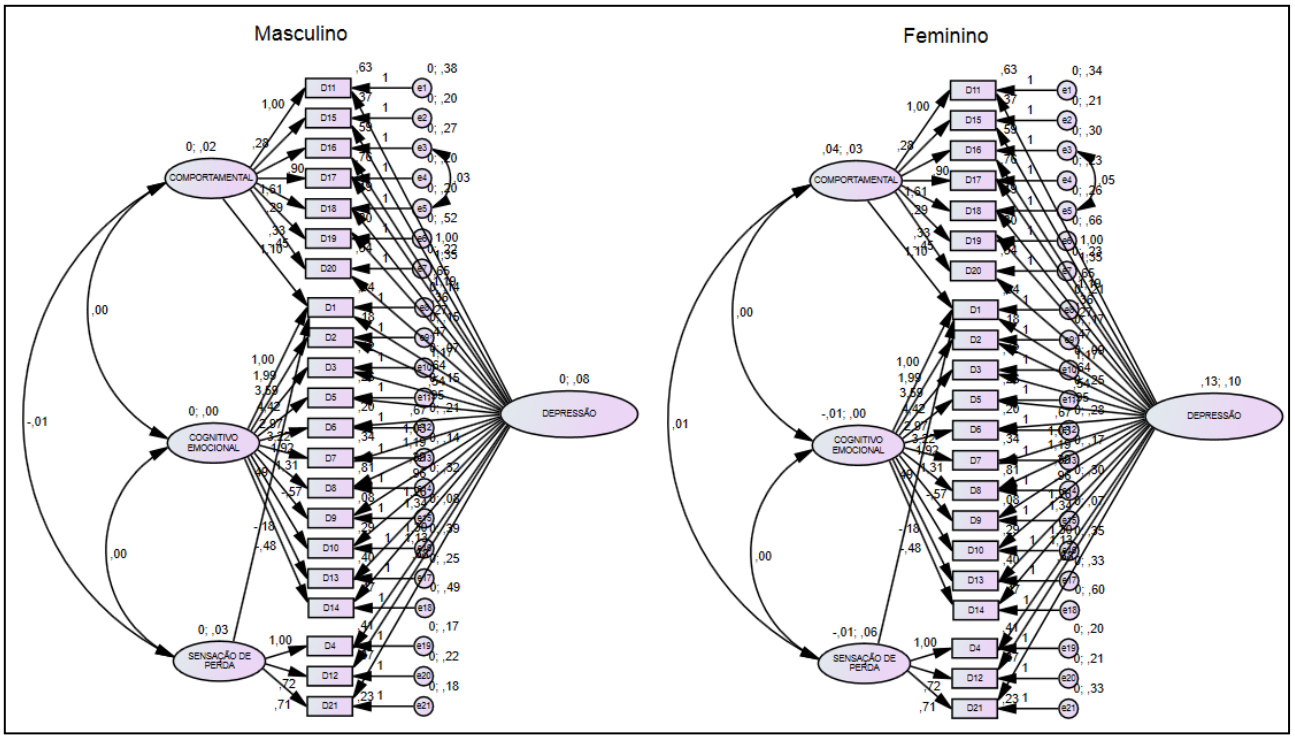

Figura 3.23 Diferença das médias latentes entre os sexos no modelo correlacional modificado apresentado por Finger (2008).

Na amostra composta por estudantes de Medicina no Brasil, a média do fator geral "Depressão" entre o sexo feminino é 0,13 maior do que entre o sexo masculino (Figura 3.23). A diferença entre as médias latentes é significativa apenas no fator geral "Depressão" ($p < 0{,}001$). Não há diferença significativa entre os sexos nos fatores "Comportamental" ($z = 1{,}85$; $p = 0{,}064$), "Cognitivo emocional" ($z = -0{,}86$; $p = 0{,}39$) e "Sensação de perda" ($z = -0{,}425$; $p = 0{,}671$).

3.3. Escala do Inventário de Burnout Maslach (MBI)

O inventario de Burnout Maslach (MBI-HSS) foi traduzido e adaptado por Benevides-Pereira (2001), é um instrumento auto-aplicado com 22 itens em uma escala de 0 a 6: 0 – "nunca"; 1 – "uma vez ao ano ou menos"; 2 – "uma vez ao mês ou menos"; 3 – "algumas vezes ao mês"; 4 – "uma vez por semana"; 5 – "algumas

vezes por semana"; 6 – "todos os dias". Os estudos de Maslach e Jackson (1981), Carlotto e Câmara (2007) e Trigo et al. (2018) apontam três fatores: exaustão emocional, realização profissional e despersonalização.

O tamanho da amostra é considerado adequado, visto que a razão entre o número de observações a quantidade de variáveis é superior a cinco, além disso, a adequação da amostra é ótimo (KMO= 0,89). O teste de esfericidade de *Bartlett* significante (*Bartlett* = 713,32; g.l. = 21; p-valor< 0,001) indica que há relação entre as variáveis.

Foi verificada a presença de outliers pela Distância quadrada de *Mahalanobis* (D^2) e retiradas 34 observações (sendo 23 indivíduos do sexo masculino e 11 do sexo feminino) consideradas *outliers* mais severos (81, 746, 395, 369, 448, 1095, 1199, 54, 882, 1102, 38, 325, 392, 1138, 1132, 441, 66, 1123, 238, 143, 548, 666, 823, 967, 320, 150, 733, 1282, 654, 205, 426, 1229, 867 e 374 nesta ordem) cujos valores de p_1 e p_2 eram reduzidos (p_1 e $\mathrm{p}_2 \leq 0{,}001$).

O teste de assimetria e curtose de Mardia não identificou violação extrema da normalidade multivariada, sendo assim, os parâmetros foram estimados pelo método da máxima verossimilhança.

Segundo Maslach e Jackson (1981) o MBI é uma escala projetada para avaliar vários aspectos da síndrome de Burnout e foi aplicada a uma variedade de profissionais. Os fatores são interpretados como: exaustão emocional – falta ou carência de energia e entusiasmo e sentimento de esgotamento de recursos, despersonalização – situação em que o profissional passa a tratar os clientes, colegas e a organização como objetos, podendo desenvolver uma insensibilidade emocional e realização pessoal – baixa realização é definida como a tendência do trabalhador se auto-avaliar de forma negativa, sentimento de infelicidade e insatisfação com o desenvolvimento profissional, experimentando também um declínio no sentimento de competência, êxito e de interagir com os outros (MASLACH; JACKSON, 1981).

Os mesmos fatores e itens surgiram nos estudos de Carlotto e Câmara (2007) ao aplicar o MBI em trabalhadores das áreas da saúde, justiça, segurança e educação da cidade de Porto Alegre e região metropolitana. Já Trigo et al. (2018) aplicou o MBI em auxiliares de enfermagem (clínica geral, cirúrgica, emergência e de terapia intensiva) dos turnos da manhã e da noite.

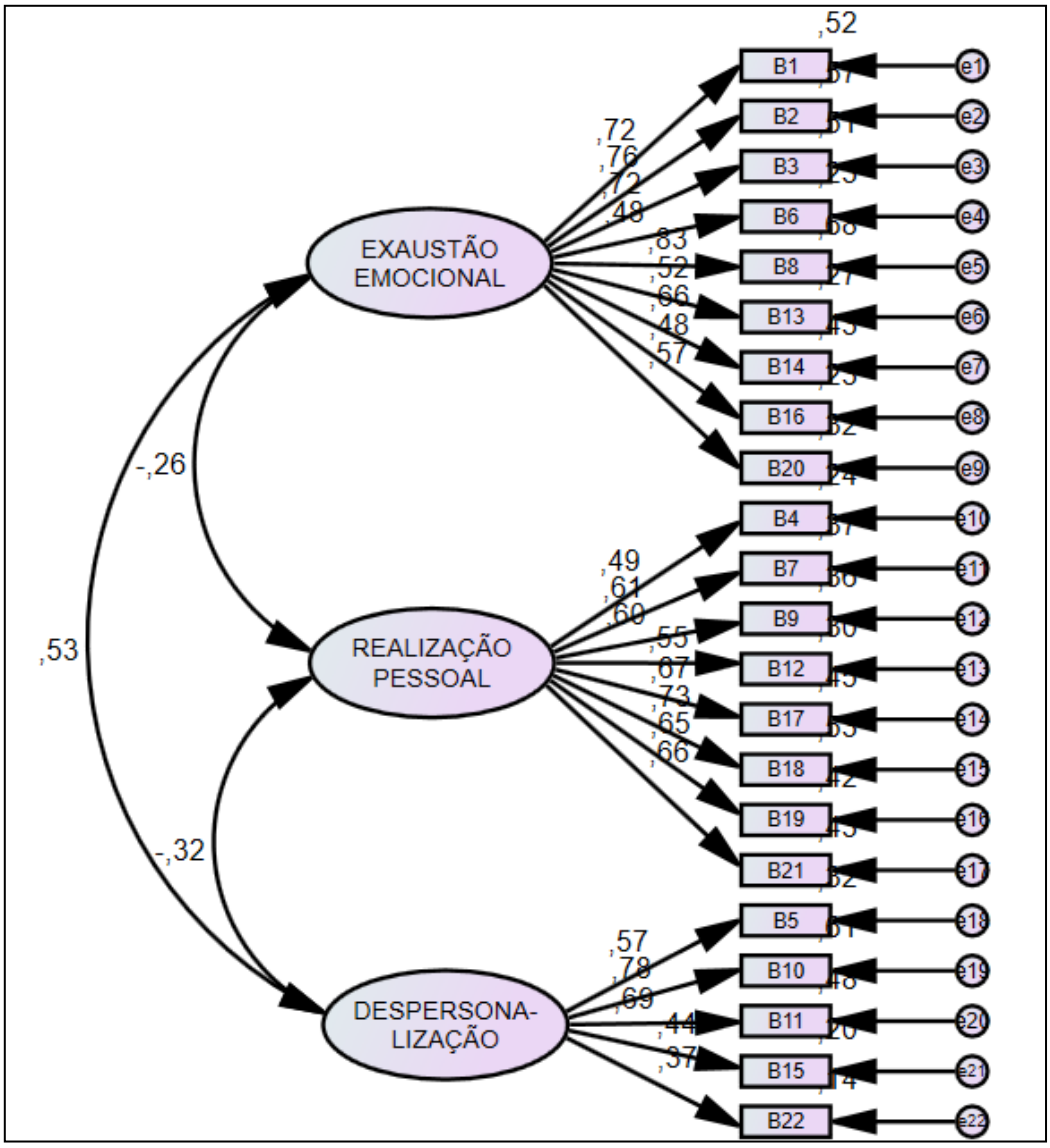

Figura 3.24 Modelo correlacional com três fatores do MBI - HSS

O modelo correlacional com três fatores (Figura 3.24), conforme proposto nos estudos de Maslach; Jackson (1981), Carlotto; Câmara (2007) e Trigo et al. (2018) será ajustado na amostra de estudantes de medicina do Brasil. Os índices de avaliação da qualidade do ajustamento são inaceitáveis (Tabela 3.6). A modificação do modelo - baseada nos índices de modificação - pode melhorar a qualidade do ajustamento. O maior índice de modificação indica uma correlação entre o resíduo do item 12 (“Sinto-me com muita vitalidade”) e o fator “Exaustão emocional”, entre os itens 13 (“Sinto-me frustrado(a) em meu trabalho”) e 19 (“Tenho conseguido muitas realizações em minha profissão”). Segundo Marôco (2010) correlações entre resíduos pertencentes a fatores distintos ou entre resíduos e fatores indicam que uma parte considerável do comportamento do item, não explicada pelo fator onde o

item está associado, está correlacionada com o outro fator, isto é, o item associado a dois fatores distintos sugere uma reformulação do modelo teórico com a retirada do item da análise ou com uma seta indicando relação causal entre o item e o fator. Neste caso, a causalidade do item 12 (“Sinto-me com muita vitalidade”) pelo fator “Exaustão emocional” e a correlação entre os resíduos dos itens 13 (“Sinto-me frustrado(a) em meu trabalho”) e 19 (“Tenho conseguido muitas realizações em minha profissão”) têm oposição semântica e, por isso, os itens serão removidos da análise (Figura 3.25).

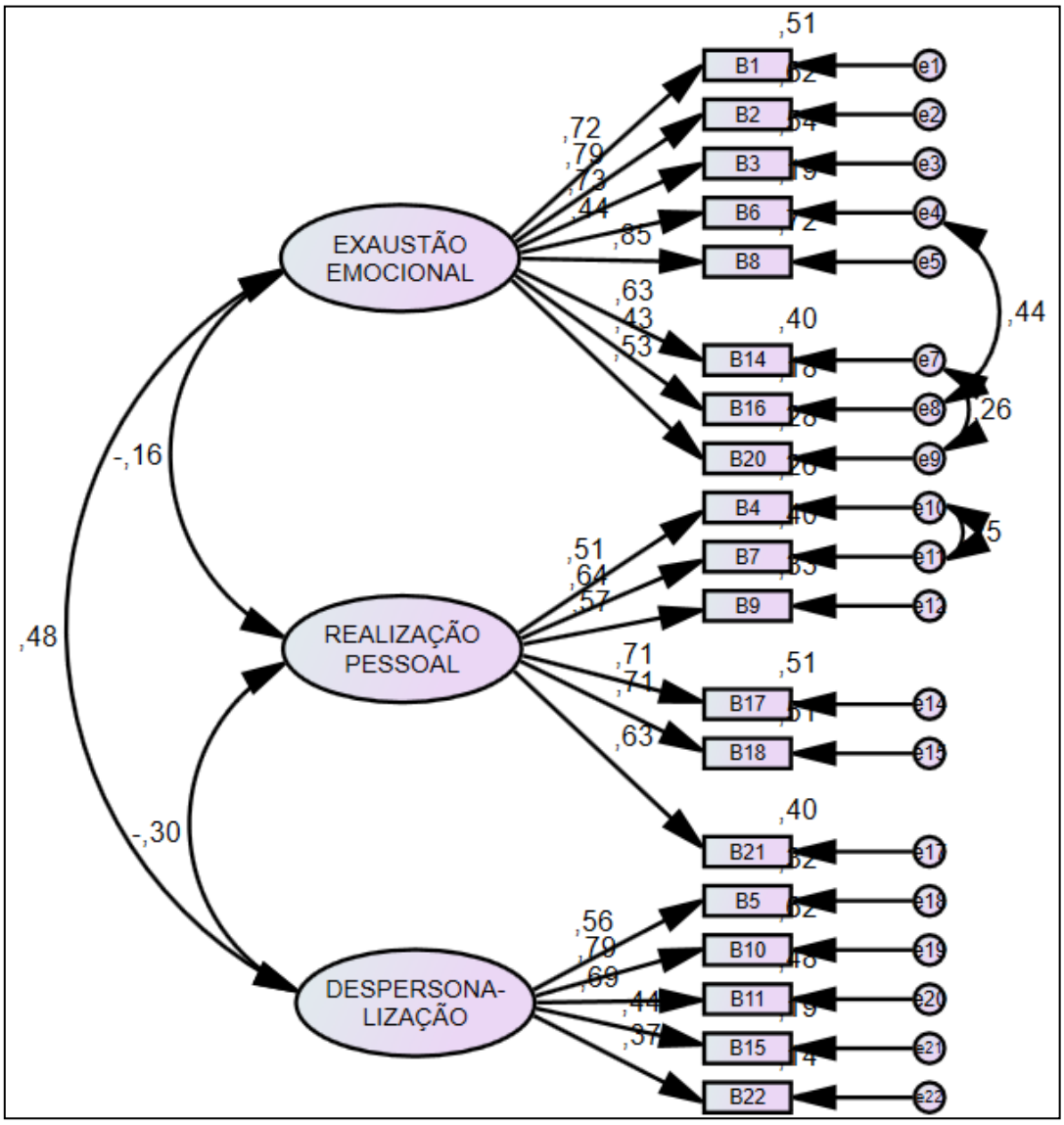

Figura 3.25 Modelo correlacional com três fatores modificado do MBI - HSS

As modificações não foram suficientes para confirmar o modelo correlacional (Tabela 3.6). A Figura 3.26 apresenta o modelo bifatorial.

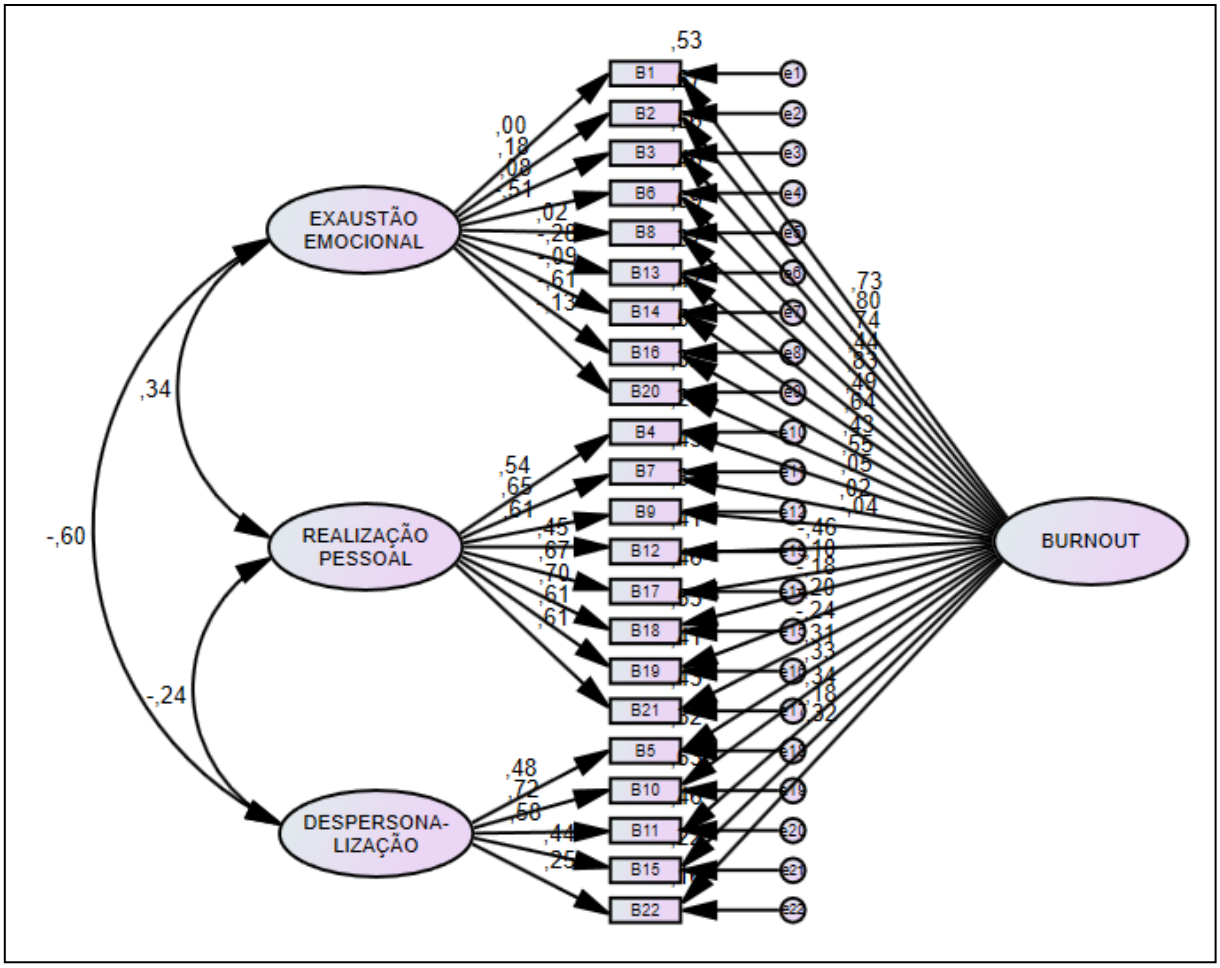

Figura 3.26 Modelo bifatorial do MBI - HSS

Os índices de avaliação da qualidade do ajustamento são inaceitáveis (Tabela 3.6).

Tabela 3.6 Índices de avaliação da qualidade do ajustamento dos modelos do MBI - HSS

Modelo	$\chi^2/g.l.$	CFI	RMSEA; p
Correlacional	10,460	0,812	0,085; <0,001
Correlacional modificado	6,615	0,903	0,065; <0,001
Bifatorial	6,063	0,910	0,062; <0,001

A confirmação do modelo teórico é condição necessária para verificar a invariância métrica e, consequentemente, analisar se há diferença das médias estruturais dos distúrbios (cargas fatoriais das variáveis latentes) entre os grupos. Portanto, para o MBI não será possível verificar se o modelo é equivalente para ambos os sexos.

Considerações finais

A análise fatorial confirmatória multigrupos (AFCMG) tem como objetivo comparar grupos utilizando como base um modelo confirmado. Uma forma de utilizar a técnica de análise fatorial confirmatória (AFC) é obter um modelo *a priori*, estabelecido pela literatura e validado em uma amostra diferente da utilizada para a confirmação. Após a confirmação do modelo teórico é verificada a invariância do modelo de medida, possibilitando a comparação da média das variáveis latentes ao estimar o intercepto do grupo de referência e fixá-lo nos demais grupos. A diferença da média estrutural entre os grupos é identificada ao fixar a média dos fatores do grupo de referência como zero e estimar a média do outro grupo. Tais diferenças são atribuídas ao grupo, visto que a invariância do instrumento foi previamente verificada.

Entre os modelos sugeridos pela literatura, por meio da análise fatorial confirmatória, para o Inventário de Ansiedade Traço Estado - Traço (IDATE-T), apenas o que foi proposto no estudo de Andrade *et al*. (2001) foi confirmado após algumas modificações. Na amostra estudada não houve diferença significativa na média estrutural do modelo confirmado para o IDATE-T.

Os modelos verificados para o Inventário de Depressão de Beck (BDI) foram confirmados para a amostra em estudo. A invariância do instrumento foi verificada em ambos os modelos.

No modelo correlacional modificado apresentado por Gorenstein e Andrade (1998) os fatores relacionados à autodepreciação e pensamentos e sentimentos compatíveis com pessoas depressivas foi, em média, maior entre estudantes de Medicina do sexo feminino. No fator somático (comportamento compatível com pessoas depressivas) não há diferença significativa.

No modelo bifatorial modificado apresentado por Finger (2008) apenas o fator geral (interpretado neste estudo como “depressão”) apresentou diferença significativa entre os grupos (maior entre estudantes de Medicina do sexo feminino), isto é, considerando o modelo com melhores índices de ajustamento, não há diferença entre os sexos nos fatores (ou subescalas do questionário).

Os modelos com três fatores apresentados na literatura para o Inventario de Burnout Maslach (MBI - HSS) não foram confirmados pela amostra de estudantes de Medicina do Brasil e, por isso, não foi possível verificar a invariância do modelo

teórico nem a diferença de média estrutural, isto é, não foi utilizada a técnica de análise fatorial confirmatória multigrupos para este distúrbio. A validação deste modelo ocorreu com a aplicação do instrumento em amostras com características distintas, visto que este instrumento é específico para verificar o esgotamento decorrente do ambiente de trabalho, não há estudos no Brasil apresentando as propriedades psicométricas do MBI-HSS para estudantes.

Referências

ALVES, Tania Correa de Toledo Ferraz. **Depressão e ansiedade entre estudantes da área de saúde**. Revista de Medicina, v. 93, n. 3, p. 101-105, 2014.

AMORIM, Leila D. A. F. et al. **Modelagem com equações estruturais**: Princípios básicos e aplicações. Relatório técnico do Departamento de Estatística da UFBA, Repositório Institucional: Universidade Federal da Bahia, 2012. Disponível em <http://repositorio.ufba.br/ri/handle/ri/17684>

ANDRADE, L. et al. **Psychometric properties of the Portuguese version of the State-Trait Anxiety Inventory applied to college students**: factor analysis and relation to the Beck Depression Inventory. Brazilian Journal of Medical and Biological Research, v. 34, n. 3, p. 367-374, 2001.

ARBUCKLE, James L. **IBM® SPSS® Amos™ 24 user's guide.** Amos Development Corporation, SPSS Inc, 2016.

BALDASSIN, Sergio; MARTINS, Lourdes Conceição; ANDRADE, Arthur Guerra. **Traços de ansiedade entre estudantes de medicina**. Arquivos médicos do ABC, v. 31, n. 1, 2006.

BARBOZA, Juliana I. R. A.; BERESIN, Ruth. **A síndrome de burnout em graduandos de enfermagem**. Einstein, v. 5, n. 3, p. 225-30, 2007.

BIAGGIO, Angela M. B.; NATALÍCIO, Luiz; SPIELBERGER, Charles Donald. **Desenvolvimento da forma experimental em português do Inventário de Ansiedade Traço-Estado (IDATE) de Spielberger**. Arquivos Brasileiros de Psicologia Aplicada, v. 29, n. 3, p. 31-44, 1977.

BOLLEN, Kenneth A. **Structural equations with latent variables**. New York: Wiley, 1989.

BORINE, Monica Silvia. **Ansiedade, neuroticismo e suporte familiar: evidência de validade do Inventário de Ansiedade Traço-Estado (idate)**. Tese de Doutorado. Universidade de São Francisco.2011

BORSA, Juliane Callegaro; SOUSA, Diogo Araujo de. **Invariância de medida e evidências de validade externa da Peer Aggressive Behavior Scale (PAB-S)**. Psico, v. 49, n. 2, p. 178-186, 2018.

BROWN, Timothy A. **Confirmatory factor analysis for applied research**. Guilford Publications, 2014.

BROWN, Gavin; HARRIS, Lois R. **Using Multi-group Confirmatory Factor Analysis to Evaluate Cross-Cultural Research**. In: Comparative Education Society of Hong Kong (CESHK) Annual Conference 2015. Comparative Education Society of Hong Kong, 2015.

CARLOTTO, Mary Sandra; CÂMARA, Sheila Gonçalves. **Propriedades psicométricas do Maslach Burnout Inventory em uma amostra multifuncional**. Estudos de Psicologia, v. 24, n. 3, p. 325-332, 2007.

DAMÁSIO, Bruno Figueiredo. **Contribuições da Análise Fatorial Confirmatória Multigrupo (AFCMG) na avaliação de invariância de instrumentos psicométricos**. Psico-Usf, v. 18, n. 2, p. 211-220, 2013.

DIMITROV, Dimiter M. **Testing for factorial invariance in the context of construct validation**. MeasurementandEvaluation in CounselingandDevelopment, v. 43, n. 2, p. 121-149, 2010.

FERNANDES NETO, André P. **Modelagem de equações estruturais na análise de dados de serviços em comunicações móveis**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e Computação) – Centro de Tecnologia, UFRGN. Rio Grande do Norte, p.225. 2013.

FIGUEIREDO FILHO, Dalson B.; SILVA JUNIOR, José A. **Visão além do alcance**: uma introdução à análise fatorial. Opinião Pública, Campinas, vol. 16, nº1, p. 160-185, 2010

FINGER, Igor da Rosa et al. **Validade de construto do Inventário de depressão de Beck-II (BDI-II) em uma população universitária**. Dissertação (Mestrado em Psicologia Clínica) – Faculdade de Psicologia, PUC. Rio Grande do Sul, p. 81. 2008.

FIORAVANTI, Ana Carolina Monnerat et al. **Avaliação da estrutura fatorial da Escala de Ansiedade-Traço do IDATE**. Avaliação Psicológica, v. 5, n. 2, p. 217-224, 2006.

GANDINI, Rita de Cássia et al. **Inventário de Depressão de Beck-BDI**: validação fatorial para mulheres com câncer. PsicoUSF, v. 12, n. 1, p. 23-31, 2007.

GORENSTEIN, Clarice; ANDRADE, Laura H. S. G. **Inventário de depressão de Beck**: propriedades psicométricas da versão em português. Rev Psiq Clin, v. 25, n. 5, p. 245-50, 1998.

GOSLING, Marlusa; GONÇALVES, Carlos A. **Modelagem por equações estruturais**: conceitos e aplicações. Revista de Administração, FACES Journal, 2003

GRACE, James B. **Structural equation modeling and natural systems**. New York: Cambridge University Press, 2006

GUTIERREZ, Gabriela C. **Estimação das escalas dos construtos capital social, capital cultural e capital econômico e análise do efeito escola nos dados do Peru-PISA 2000**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-Rio. Rio de Janeiro, p.106. 2005

HAIR, Joseph F. et al.**Análise multivariada de dados** [recurso eletrônico]; tradução Adonai Schlup Sant'Anna. 6. ed.Porto Alegre: Bookman, 2009.

HOX, J. J.; BECHGER, T. M. **An introduction to structural equation modeling**. Family Science Review, 11, 354-373, 1998.

IBM®SPSS®. **AMOS 24.0.** Amos Development Corporation: Meadvile - PA USA, 1983-2013. Disponível em <http://amosdevelopment.com/>

KAPLAN, David. **Structural equation modeling**: Foundation and extensions. v.10. Advanced Quantitative Techniques in the Social Sciences. 2.ed. New York: SAGE Publications, 2008.

LAHEY, Benjamin B. et al. **Is there a general factor of prevalent psychopathology during adulthood?** Journal of abnormal psychology, American Psychological Association, v.121, n.4, 971-977, 2012.

LITTLE, Todd D.; LEE, Jaehoon. **Factor analysis**: Multiple groups. Wiley StatsRef: Statistics Reference Online, p. 1-10, 2014.

MARÔCO, João. **Análise de equações estruturais**: fundamentos teóricos, software e aplicações. Pêro Pinheiro: Report number, 2010.

MASLACH, Christina; JACKSON, Susan E. **The measurement of experienced burnout**. Journal of organizational behavior, v. 2, n. 2, p. 99-113, 1981.

MAYER, Fernanda B. et al. **Factors associated to depression and anxiety in medical students**: a multicenter study. BMC Medical Education, 16:282, 2016

MILFONT, Taciano L.; FISCHER, Ronald. **Testing measurement invariance across groups**: Applications in cross-cultural research. International Journal of psychological research, v. 3, n. 1, p. 111-130, 2010.

MORI, Mariana Ono; VALENTE, Tânia Cristina O.; NASCIMENTO, Luiz Fernando C. **Síndrome de Burnout e rendimento acadêmico em estudantes da primeira à quarta série de um curso de graduação em medicina**. Revista Brasileira de Educação Médica, v. 36, n. 4, p. 5, 2012.

NEVES, Jorge Alexandre Barbosa. **Modelo de equações estruturais**: uma introdução aplicada. Brasilia: Enap, 2018.

PARANHOS, Mariana E.; ARGIMON, Irani I. L.; WERLANG, Blanca S. G. **Propriedades psicométricas do Inventário de Depressão de Beck–II (BDI–II) em adolescentes**. Avaliação Psicológica, v. 9, n. 3, p. 383-392, 2010.

PARO, Helena B. M. S. et al. **Empathy among medical students**: Is there a relation with quality of life and Burnout? PLoSOne, e94133, 2014.

PILATI, Ronaldo; LAROS, Jacob A. **Modelos de equações estruturais em psicologia**: conceitos e aplicações. Psicologia: teoria e pesquisa, SciELO Brasil, 205-216, 2007.

PUTNICK, Diane L.; BORNSTEIN, Marc H. **Measurement invariance conventions and reporting**: The state of the art and future directions for psychological research. Developmental review, v. 41, p. 71-90, 2016.

R Core Team. **R**: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2019.Disponívelem<https://www.R-project.org/>

SCHUMACKER, Randall E.; LOMAX, Richard G.**A beginner's guide to structural equation modeling**. 3rd ed. New York: Routledge, 2010.

SILVA, Juliane S. F. **Modelagem de equações estruturais**: apresentação de uma metodologia. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, p.105. 2006

TRIGO, Telma R. et al. **The Influence of Depression on the Psychometric Properties of the Maslach Burnout Inventory–Human Services Survey**: A Cross-Sectional Study With Nursing Assistants. Frontiers in psychiatry, v. 9, 2018.

Anexo A - Inventário de Ansiedade Traço Estado – IDATE

Leia cada pergunta e marque a alternativa que melhor indicar como você se sente agora, neste momento. Não gaste muito tempo numa única afirmação, mas tente dar a resposta que mais se aproxima de como você se sente neste momento.

Q1	Sinto-me calmo(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q2	Sinto-me seguro(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q3	Estou tenso(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q4	Estou arrependido(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q5	Sinto-me a vontade. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q6	Sinto-me perturbado(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q7	Estou preocupado(a) com possíveis infortúnios. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q8	Sinto-me descansado(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q9	Sinto-me ansioso(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q10	Sinto-me em casa.

	[ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q11	Sinto-me confiante. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q12	Sinto-me nervoso(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q13	Estou agitado(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q14	Sinto-me uma pilha de nervos. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q15	Estou descontraído(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q16	Sinto-me satisfeito(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q17	Estou preocupado(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q18	Sinto-me super excitado(a) e confuso(a). [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q19	Sinto-me alegre. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo
Q20	Sinto-me bem. [ ] 1- absolutamente não [ ] 2 - um pouco [ ] 3 – bastante [ ] 4 – muitíssimo

Leia cada pergunta e marque a alternativa que melhor indicar como você geralmente se sente. Não gaste muito tempo numa única afirmação, mas tente dar a resposta que mais se aproximar de como você se sente geralmente.

Q21	Sinto-me bem. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q22	Canso-me facilmente. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q23	Tenho vontade de chorar. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q24	Gostaria de poder ser tão feliz quanto os outros parecem ser. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q25	Perco oportunidades porque não consigo tomar decisões rapidamente. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q26	Sinto-me descansado(a). [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q27	Sinto-me calmo(a), ponderado(a) e senhor(a) de mim mesmo. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q28	Sinto que as dificuldades estão se acumulando de tal forma que não as consigo resolver. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q29	Preocupo-me demais com coisas sem importância. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q30	Sou feliz. [ ] 1 - quase nunca

	[ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q31	Deixo-me afetar muito pelas coisas. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q32	Não tenho muita confiança em mim mesmo(a). [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q33	Sinto-me seguro(a). [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q34	Evito ter que enfrentar crises ou problemas. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q35	Sinto-me deprimido(a). [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q36	Estou satisfeito(a). [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q37	Às vezes ideias sem importância me entram na cabeça e ficam me preocupando. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q38	Levo os desapontamentos tão a sério que não consigo tirá-los da cabeça. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q39	Sou uma pessoa estável. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre
Q40	Fico tenso(a) e perturbado(a) quando penso em meus problemas do momento. [ ] 1 - quase nunca [ ] 2 - às vezes [ ] 3 – frequentemente [ ] 4 - quase sempre

Anexo B – Inventário de Depressão de Beck - BDI

Este questionário consiste em 21 grupos de afirmações. Depois de ler cuidadosamente cada grupo, marque a afirmação, em cada grupo, que descreva melhor a maneira que você tem se sentido na ultima semana, inclusive hoje. Se várias afirmações em um grupo parecerem se aplicar igualmente bem, marque cada uma. Tome o cuidado de ler todas as afirmações, em cada grupo, antes de fazer a sua escolha.

Q1	0 [ ] Não me sinto triste. 1 [ ] Eu me sinto triste. 2 [ ] Estou sempre triste e não consigo sair disto. 3 [ ] Estou tão triste ou Infeliz que não consigo suportar.
Q2	0 [ ] Não estou especialmente desanimado quanto ao futuro. 1 [ ] Eu me sinto desanimado quanto ao futuro. 2 [ ] Acho que nada tenho a esperar. 3 [ ] Acho o futuro sem esperança e tenho a impressão de que as coisas não podem melhorar.
Q3	0 [ ] Não me sinto um fracasso. 1 [ ] Acho que fracassei mais do que uma pessoa comum. 2 [ ] Quando olho para trás, na minha vida, tudo que posso ver e um monte de fracassos. 3 [ ] Acho que, como pessoa, sou um completo fracasso.
Q4	0 [ ] Tenho tanto prazer em tudo como antes. 1 [ ] Não sinto mais prazer nas coisas como antes. 2 [ ] Não encontro um prazer real em mais nada. 3 [ ] Estou insatisfeito ou aborrecido com tudo.
Q5	0 [ ] Não me sinto especialmente culpado. 1[ ] Eu me sinto culpado grande parte do tempo. 2[ ] Eu me sinto culpado na maior parte do tempo. 3[ ] Eu me sinto sempre culpado.
Q6	0 [ ] Não acho que esteja sendo punido. 1[ ] Acho que posso ser punido. 2[ ] Creio que serei punido. 3[ ] Acho que estou sendo punido.
Q7	0 [ ] Não me sinto decepcionado comigo mesmo. 1[ ] Estou decepcionado comigo mesmo. 2[ ] Estou enojado de mim. 3[ ] Eu me odeio.
Q8	0 [ ] Não me sinto, de qualquer modo, pior que os outros. 1 [ ] Sou crítico em relação a mim por minhas fraquezas ou erros. 2[ ] Eu me culpo sempre por minhas falhas. 3[ ] Eu me culpo por tudo de mau que acontece.
Q9	0 [ ] Não tenho quaisquer ideias de me matar. 1[ ] Tenho ideias de me matar, mas não as executaria. 2[ ] Gostaria de me matar. 3[ ] Eu me mataria se tivesse oportunidade.
Q10	0 [ ] Não choro mais do que o habitual. 1[ ] Choro mais agora do que costumava. 2[ ] Agora, choro o tempo todo.

	3[ ] Costumava ser capaz de chorar, mas agora não consigo, mesmo que o queira.
Q11	0 [ ] Não sou mais irritado agora do que já fui. 1[ ] Fico aborrecido ou irritado mais facilmente do que costumava. 2[ ] Atualmente me sinto irritado o tempo todo. 3 [ ] Não me irrito mais com as coisas que costumavam irritar-me.
Q12	0 [ ] Não perdi o interesse pelas outras pessoas. 1 [ ] Estou menos interessado pelas outras pessoas do que costumava estar. 2 [ ] Perdi a maior parte do meu interesse pelas outras pessoas. 3 [ ] Perdi todo o meu interesse pelas outras pessoas.
Q13	0 [ ] Tomo decisões tão bem quanto antes. 1 [ ] Adio minhas decisões mais do que costumava. 2 [ ] Tenho maior dificuldade em tomar decisões do que antes. 3 [ ] Não consigo mais tomar decisões.
Q14	0 [ ] Não acho que minha aparência esteja pior do que costumava ser. 1 [ ] Preocupo-me por estar parecendo velho ou sem atrativos. 2 [ ] Acho que ha mudanças permanentes na minha aparência que me fazem parecer sem atrativos. 3 [ ] Considero-me feio.
Q15	0 [ ] Posso trabalhar tão bem quanto antes. 1 [ ] Preciso de um esforço extra para fazer qualquer coisa. 2 [ ] Tenho que me esforçar muito para fazer alguma coisa. 3 [ ] Não consigo mais fazer trabalho algum.
Q16	0 [ ] Consigo dormir tão bem como o habitual. 1 [ ] Não durmo tão bem quanto costumava. 2 [ ] Acordo uma a duas horas mais cedo que habitualmente e tenho dificuldade em voltar a dormir. 3 [ ] Acordo varias horas mais cedo do que costumava e não consigo voltar a dormir.
Q17	0 [ ] Não fico mais cansado do que o habitual. 1 [ ] Fico cansado com mais facilidade do que costumava. 2 [ ] Sinto-me cansado ao fazer qualquer coisa. 3 [ ] Estou cansado demais para fazer qualquer coisa.
Q18	0 [ ] Meu apetite não esta pior do que o habitual. 1 [ ] Meu apetite não e tão bom quanto costumava ser. 2[ ] Meu apetite esta muito pior agora. 3 [ ] Não tenho mais nenhum apetite.
Q19	0[ ] Não tenho perdido muito peso, se e que perdi algum recentemente. 1[ ] Perdi mais de dois quilos e meio. 2[ ] Perdi mais de cinco quilos. 3[ ] Perdi mais de sete quilos. 4(caso tenha perdido peso, responda); Estou tentando perder peso de propósito, comendo menos: sim; não
Q20	0 [ ] Não estou mais preocupado com minha saúde do que o habitual. 1[ ] Estou preocupado com problemas físicos, tais como dores, indisposição do estomago ou prisão de ventre. 2[ ] Estou muito preocupado com problemas físicos e é difícil pensar em outra coisa. 3[ ] Estou tão preocupado com meus problemas físicos que não consigo pensar em qualquer outra coisa.
Q21	0[ ] Não notei qualquer mudança recente no meu interesse por sexo. 1[ ] Estou menos interessado por sexo do que costumava estar. 2[ ] Estou muito menos interessado em sexo atualmente. 3[ ] Perdi completamente o interesse por sexo.

Anexo C – Inventário de Burnout Maslach – BMI

Q1	Sinto-me esgotado(a) emocionalmente devido ao meu trabalho. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q2	Sinto-me cansado(a) ao final da jornada de trabalho. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q3	Quando me levanto pela manhã e vou enfrentar outra jornada de trabalho sinto-me cansado(a). [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q4	Posso entender com facilidade o que sentem as pessoas. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q5	Creio que trato algumas pessoas como se fossem objetos impessoais. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q6	Trabalhar com pessoas o dia todo me exige um grande esforço. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q7	Lido eficazmente com os problemas das pessoas. [ ] 0 – nunca

	[ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q8	Meu trabalho deixa-me exausto(a). [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q9	Sinto que através do meu trabalho influencio positivamente na vida dos outros. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q10	Tenho me tornado mais insensível com as pessoas desde que exerço este trabalho. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q11	Preocupa-me o fato de que este trabalho esteja me endurecendo emocionalmente. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q12	Sinto-me com muita vitalidade. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q13	Sinto-me frustrado(a) em meu trabalho. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias

Q14	Creio que estou trabalhando em demasia. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q15	Não me preocupo realmente com o que ocorre às pessoas a que atendo. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q16	Trabalhar diretamente com as pessoas causa-me estresse. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q17	Posso criar facilmente uma atmosfera relaxada para as pessoas. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q18	Sinto-me estimulado(a) depois de trabalhar em contato com as pessoas. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q19	Tenho conseguido muitas realizações em minha profissão. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q20	Sinto-me no limite das minhas possibilidades. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana

	[ ] 6 – todos os dias
Q21	Sinto que sei tratar de forma adequada os problemas emocionais no meu trabalho. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias
Q22	Sinto que as pessoas culpam-me de algum modo pelos seus problemas. [ ] 0 – nunca [ ] 1 – uma vez ao ano ou menos [ ] 2 – uma vez ao mês ou menos [ ] 3 – algumas vezes ao mês [ ] 4 – uma vez por semana [ ] 5 – algumas vezes por semana [ ] 6 – todos os dias