



Universidade de Brasília
Departamento de Estatística

**Estudo das propriedades psicométricas da escala Perth Alexithymia
Questionnaire – versão brasileira**

Gabriela Lôbo da Silva

Relatório apresentado para o Departamento de Estatística da Universidade de Brasília como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília
2025**

Gabriela Lôbo da Silva

**Estudo das propriedades psicométricas da escala Perth Alexithymia
Questionnaire – versão brasileira**

Orientador: Prof. Luís Gustavo de Amaral Vinha

Relatório apresentado para o Departamento de Estatística da Universidade de Brasília como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

**Brasília
2025**

Agradecimentos

Primeiramente, gostaria de agradecer ao meu orientador, professor Luís Gustavo, pela extrema paciência e dedicação ao longo de todo o processo de orientação. Foram muitas semanas de trabalho, nas quais ele esteve sempre presente e disposto a me auxiliar da melhor forma possível. Agradeço também pela oportunidade de atuar na validação da versão brasileira de uma escala, o que me permitiu aprender, na prática, as etapas de uma pesquisa científica. Essa experiência foi possível graças à Maria Júlia, que gentilmente me acolheu em seu projeto e me permitiu acompanhar todo o processo de perto. Sou imensamente grata.

Meus amigos de curso foram fundamentais ao longo de toda a minha graduação e tiveram um papel essencial para que eu chegassem até aqui. Agradeço especialmente ao Arthur, Davi, Daniel Paranaguá, Daniel Miranda, João, Lucas e Natália, pelo apoio constante na universidade, nos estudos e em todas as vivências que compartilhamos ao longo desses anos. O curso foi muito mais leve e gratificante com a companhia de vocês.

Meus amigos de fora da faculdade também foram essenciais ao longo de toda a minha formação. Agradeço por estarem sempre ao meu lado, me ouvindo, acolhendo e me lembrando do lado bom da vida, mesmo nos momentos mais difíceis. Sou imensamente grata por ter vocês comigo. Muito obrigada, André, Danilo, Fernanda, Gabriela, Isabella, Victor e Vinícius, sem vocês, nada disso teria sido possível.

Agradeço ao meu pai, à minha mãe e ao meu irmão por sempre me apoiarem e me darem todo o suporte necessário para que eu me tornasse quem sou hoje. Vocês me ofereceram carinho, apoio, educação e todas as oportunidades possíveis para crescer. E, por fim, agradeço à minha avó, Maria Helena Lôbo, que infelizmente não pôde estar presente nesta reta final do meu curso, mas que sempre apoiou meus estudos com muito orgulho. Tenho certeza de que agora não seria diferente.

Resumo

O presente estudo teve como objetivo apresentar evidências de validade da versão brasileira da escala Perth Alexithymia Questionnaire (PAQ), aplicada a uma amostra de 347 participantes das cinco regiões do Brasil. A escala avalia o construto de alexitimia, um traço caracterizado por dificuldades na identificação e descrição de sentimentos, bem como por um estilo de pensamento externamente orientado. As evidências de validade foram investigadas por meio da validade de construto, a partir da Análise Fatorial Confirmatória, e da validade de critério, por meio da Modelagem por Equações Estruturais, utilizando a mensuração da camuflagem de traços autistas pela escala Camouflaging Autistic Traits Questionnaire (CAT-Q). Embora a PAQ apresente validade de critério, sua estrutura fatorial ainda não está bem consolidada na literatura brasileira. Os resultados obtidos oferecem contribuições relevantes para a compreensão da estrutura interna da escala e de sua associação com a camuflagem de traços autistas.

Palavras-chaves: Alexitimia; Validade; Fidedignidade; Modelo de Equações Estruturais; Análise Fatorial Confirmatória.

Lista de Tabelas

| | | |
|---|---|----|
| 1 | Distribuição sociodemográfica dos participantes | 21 |
| 2 | Resultados do Modelo 1 | 27 |
| 3 | Resultados do Modelo 2 | 28 |

Lista de Figuras

| | | |
|----|--|----|
| 1 | Exemplo de modelo de primeira ordem | 11 |
| 2 | Exemplo de modelo bifatorial | 13 |
| 3 | Exemplo de modelo de segunda ordem | 13 |
| 4 | Exemplo de diagrama de caminhos para um modelo convencional em MEE | 15 |
| 5 | Estrutura factorial dos modelos em estudo | 20 |
| 6 | Correlações entre dos itens da PAQ | 22 |
| 7 | Modelo 1 de primeira ordem | 23 |
| 8 | Modelo 2 bifatorial | 24 |
| 9 | Modelo 3 de segunda ordem | 25 |
| 10 | Matriz de correlação dos escores | 26 |

Sumário

| | |
|--|----|
| 1 Introdução | 8 |
| 2 Referencial Teórico | 10 |
| 2.1 Propriedades psicométricas | 10 |
| 2.2 Análise Fatorial Confirmatória | 10 |
| 2.2.1 Modelos de ordem superior | 12 |
| 2.3 Modelagem por Equações Estruturais | 13 |
| 2.4 Qualidade do ajuste | 15 |
| 3 Metodologia | 18 |
| 3.1 Conjunto de dados | 18 |
| 3.2 Instrumentos Utilizados | 18 |
| 3.3 Análise de dados | 19 |
| 4 Resultados | 21 |
| 4.1 Análise Descritiva | 21 |
| 4.1.1 Variáveis Sociodemográficas | 21 |
| 4.1.2 Correlação entre os itens | 22 |
| 4.2 Evidências de validade | 23 |
| 4.2.1 Validade de construto | 23 |
| 4.2.2 Validade de critério | 25 |
| 5 Conclusão | 29 |
| Referências | 31 |
| A PAQ - versão brasileira | 33 |
| B CAT-Q | 34 |

1 Introdução

O termo alexitimia tem origem do grego e significa "sem palavras para emoções". Um dos primeiros autores a estudar alexitimia foi Sifneos (1973) e ele a descreveu como uma condição que causa dificuldade de processamento emocional (PREECE; GROSS, 2023). Além disso, a alexitimia pode ser considerada um dos fatores de risco de algumas doenças como depressão, ansiedade, transtornos alimentares, dores crônicas, entre outras (LARSEN et al., 2003).

Os primeiros modelos teóricos, baseados nos estudos de Sifneos, conceituaram alexitimia como um construto multidimensional com pelo menos quatro componentes: dificuldade em identificar os próprios sentimentos, dificuldade em descrever os próprios sentimentos, pensamento externamente orientado e dificuldade em fantasiar (LÓPEZ-MUÑOZ; PÉREZ-FERNÁNDEZ, 2020). Escalas como Scalling-Sifneos Personality Scale (APFEL; SIFNEOS, 1979) e Bermond-Vort Alexithymia Questionnaire (VORST; BERMOND, 2001) baseiam-se nessa teoria original. No entanto, em 2018, foi introduzida uma nova escala, a Perth Alexithymia Questionnaire (PAQ) (PREECE et al., 2018), com o intuito de trazer uma avaliação do construto em relação a emoções positivas e negativas e, assim, possibilitando fazer uma mensuração mais detalhada da alexitimia.

O instrumento utilizado neste trabalho é baseado no modelo cognitivo de compreensão de alexitimia (PREECE et al., 2017), um modelo novo que contesta as primeiras referências teóricas. Nesse modelo, a alexitimia é composta por três características: dificuldade em identificar os próprios sentimentos (DIF), dificuldade em descrever os próprios sentimentos (DDF) e pensamento externamente orientado (EOT) (PREECE et al., 2017). Esse modelo não considera uma das dimensões utilizadas por outros teóricos, o pensamento imaginativo restrito (DFAN), uma vez que há indícios de que a subescala de DFAN não apresenta correlação ou apresenta correlação negativa com as subescalas de DIF, DDF e EOT (PREECE et al., 2018).

A escala PAQ foi desenvolvida e apresentada em 2018, mas ainda não havia sido adaptada para o contexto brasileiro. A adaptação de um instrumento ajusta a uma nova realidade o que pode possuir variação linguística, cultural e diferença de valores (BORGES; BALBINOTTI; TEODORO, 2010). Nesse sentido, foi feita uma adaptação desse instrumento por pesquisadores do Instituto de Psicologia da Universidade de Brasília e o objetivo do presente trabalho é avaliar as propriedades psicométricas dessa versão brasileira. Para alcançar o objetivo principal do trabalho, foram avaliadas as evidências de validade fatorial, por meio de Análise Fatorial Confirmatória (AFC) e o estudo de

evidência de validade de critério, mediante Modelagem por Equações Estruturais (MEE), utilizando como critério outro instrumento que mensura um construto correlacionado. Nesse caso, foi utilizado como critério uma escala que mensura camuflagem de traços autistas, a escala utilizada é a Camouflaging Autistic Traits Questionnaire (CAT-Q) e essa decisão foi tomada uma vez que cerca de 50% da população autista apresenta alexitimia (KINNAIRD; STEWART; TCHANTURIA, 2019).

2 Referencial Teórico

2.1 Propriedades psicométricas

Em estudos da qualidade de instrumentos psicológicos, as propriedades psicométricas que são avaliadas são validade e fidedignidade. Validade, segundo Hogan e Pontes (2006), é o grau em que um teste de fato mensura aquilo que se propõe a mensurar. A validade pode ser tratada de diferentes perspectivas e, neste trabalho, foram utilizadas duas formas de evidência de validade: validade de construto, que diz respeito à estrutura fatorial teórica do instrumento; e validade de critério, que estabelece a relação entre o desempenho no teste e algum outro critério, neste caso, um outro teste que mensura um traço latente correlacionado.

O instrumento para ser válido, ele tem que ser consistente ou fidedigno. Essa fidedignidade pode ser interpretada como a capacidade do teste gerar os mesmos ou semelhantes escores para um mesmo indivíduo. Há diversas formas de calcular a fidedignidade de uma medida, porém a mais utilizada é o Alfa de Cronbach (MAROCO; GARCIA-MARQUES, 2013). O coeficiente Alfa de Cronbach mensura a consistência interna do teste, valores entre 0,7 e 0,9 indicam boa fidedignidade, valores superiores podem indicar redundância dos itens (HOGAN; PONTES, 2006). O coeficiente é calculado da seguinte forma

$$\alpha = \left(\frac{k}{k-1} \right) \left(\frac{S_X^2 - \sum S_i^2}{S_X^2} \right) = \left(\frac{k}{k-1} \right) \left(1 - \frac{\sum S_i^2}{S_X^2} \right), \quad (2.1.1)$$

onde k é o número de questões no teste, S_i^2 é a variância dos escores da questão i e S_X^2 é a variância dos escores totais do teste.

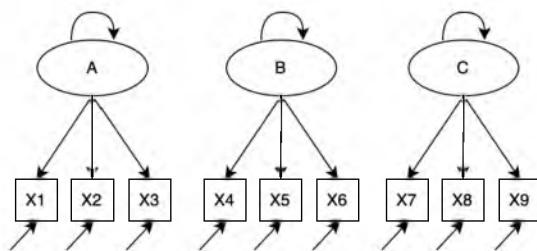
2.2 Análise Fatorial Confirmatória

O propósito da Análise Fatorial Confirmatória (AFC) é identificar os fatores que explicam a variância e a covariância entre um conjunto de indicadores. Essa técnica busca identificar fatores latentes que explicam a variância e a covariância entre os indicadores observáveis, lidando, portanto, com as relações entre variáveis observadas e não observadas, latentes. A AFC é utilizada em fases mais avançadas nos estudos de evidência de validade de construto e exige forte embasamento teórico do pesquisador (BROWN, 2015).

A Figura 1 apresenta um modelo AFC de primeira ordem, composto por três fatores latentes (A, B e C), cada um associado a um conjunto distinto de variáveis ob-

servadas (X_1, X_2, \dots, X_9). As setas unidirecionais que partem dos fatores latentes para os indicadores representam as cargas fatoriais, que expressam a magnitude da relação entre os fatores e as variáveis observadas. As setas curvas associadas a cada fator indicam suas variâncias latentes. Já as setas direcionadas para as variáveis observadas correspondem aos erros de mensuração, que refletem a parcela da variância dos itens não explicada pelo fator latente.

Figura 1: Exemplo de modelo de primeira ordem



O método mais utilizado na AFC para estimar os parâmetros do modelo é o de Máxima Verossimilhança (ML). Esse método assume que os dados seguem uma distribuição normal multivariada e que os indicadores são contínuos. A função de ajuste associada ao método ML é expressa por

$$F_{ML} = \ln |\mathbf{S}| - \ln |\boldsymbol{\Sigma}| + \text{trace}(\mathbf{S}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}) - p, \quad (2.2.1)$$

em que \mathbf{S} representa a matriz de variância-covariância observada e $\boldsymbol{\Sigma}$ a matriz de variância-covariância estimada pelo modelo. O objetivo do processo de estimação é minimizar a discrepância entre \mathbf{S} e $\boldsymbol{\Sigma}$. Se um ou mais dos indicadores fatoriais for categórico ou a suposição de normalidade for rejeitada de forma extrema, o método de Máxima Verossimilhança (ML) não deve ser utilizado (BROWN, 2015). Como as perguntas da escala PAQ são de uma escala Likert de concordância com sete pontos, ou seja, ordinais, o método de ML foi descartado.

No presente estudo, a estimação desses parâmetros foi feita usando o estimador Diagonally Weighted Least Squares (DWLS), uma variação do estimador Weighted Least Squares (WLS) indicada para situações em que as variáveis são categóricas. Este estimador baseia-se na relação entre a matriz estimada de correlações policóricas e a matriz de variância-covariância do modelo, de modo a minimizar a função

$$F_{DWLS} = (\mathbf{s} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))' \mathbf{W} (\mathbf{s} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})), \quad (2.2.2)$$

onde \mathbf{W} é a matriz de pesos obtida a partir da matriz de correlação policórica, \mathbf{s} representa o vetor das correlações policóricas observadas e $\Sigma(\boldsymbol{\theta})$ é o vetor com a variância-covariância do modelo (KLINE, 2023).

Para que os parâmetros na AFC possam ser devidamente estimados, é necessário que o modelo seja identificável. Ou seja, o número de parâmetros livres a serem estimados, como cargas fatoriais e variâncias dos erros, não pode exceder o número de informações disponíveis, que corresponde ao total de elementos únicos na matriz de variância-covariância dos indicadores observados.

2.2.1 Modelos de ordem superior

De acordo com Brown (2015) modelos de ordem superior são empregados na AFC para representar, de forma mais parcimoniosa, as inter-relações entre fatores de primeira ordem previamente identificados. Entre os principais modelos de ordem superior, destacam-se o modelo de segunda ordem e o modelo bifatorial, que, embora possam apresentar ajustes empíricos semelhantes, diferem em suas estruturas conceituais e implicações teóricas.

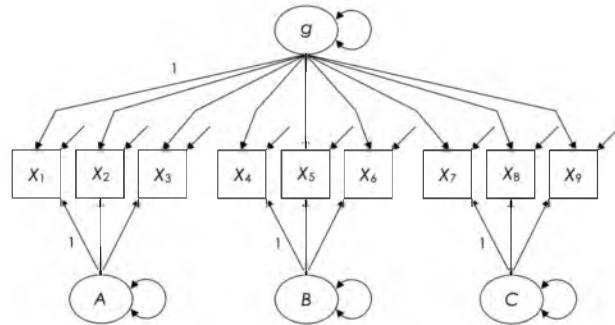
No modelo de segunda ordem, assume-se que a influência do fator geral sobre os indicadores é mediada pelos fatores de primeira ordem (GIORDANO et al., 2020). A escolha por esse tipo de modelagem pressupõe que haja correlações elevadas entre os fatores de primeira ordem, o que indica a possível presença de um fator latente de ordem superior que explica as covariâncias entre eles, sem essa premissa validada, a estrutura de segunda ordem não é justificada (BROWN, 2015).

Já no modelo bifatorial, o fator geral exerce efeito direto sobre todas as variáveis observadas, mas é ortogonal aos fatores específicos, ou seja, a contribuição dos fatores específicos de domínio para explicar a variabilidade nos indicadores é independente da variância explicada pelo fator geral (GIORDANO et al., 2020). Embora existam versões do modelo bifatorial que permitem correlações entre o fator geral e os fatores específicos, essas parametrizações não são comuns e podem resultar em modelos não identificáveis (KLINE, 2023). Assim, a escolha entre um modelo de segunda ordem e um modelo bifatorial deve considerar tanto o ajuste quanto os fundamentos conceituais do construto em estudo.

As Figuras 2 e 3 ilustram, respectivamente, um modelo bifatorial e um modelo de segunda ordem. Na Figura 2, observa-se que tanto o fator geral (g) quanto os fatores específicos (A, B e C) exercem influência direta e simultânea sobre os mesmos conjuntos

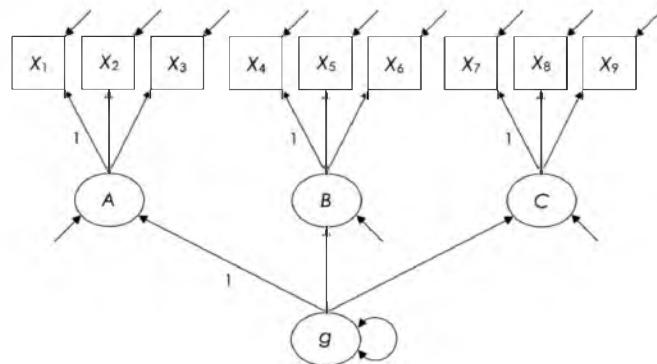
de indicadores (X_1 a X_9). Já a Figura 3 representa o modelo de segunda ordem, no qual os fatores de primeira ordem (A, B e C) explicam os itens diretamente, e o fator geral (g) influencia esses fatores, exercendo um efeito indireto sobre os indicadores.

Figura 2: Exemplo de modelo bifatorial



Fonte: Elaborado por Kline (2023).

Figura 3: Exemplo de modelo de segunda ordem



Fonte: Elaborado por Kline (2023).

2.3 Modelagem por Equações Estruturais

A Análise Fatorial Confirmatória (AFC) foi apresentada separadamente porque é o foco principal deste trabalho. No entanto, ela faz parte de uma estrutura de modelagem mais ampla que é a Modelagem por Equações Estruturais (MEE). A MEE é baseada no método de análise de caminhos de Wright, baseado em técnicas de regressão para estimar efeitos causais e a AFC, utilizada para estimar variáveis latentes a partir de variáveis observadas ou manifestas (KLINE, 2023). Um dos aspectos mais importantes da MEE é sua extensão para permitir, além do estudo das relações causais, a estimativa de erros

de medidas através do uso de fatores ou variáveis latentes, variáveis que não são medidas diretamente (AMORIM et al., 2012).

A MEE pode ser dividida em duas partes: um modelo que é responsável pela mensuração dos traços latentes a partir da AFC, modelo de mensuração, e um modelo responsável pela parte estrutural que lida com as relações de traços latentes, variáveis observadas e outros traços latentes, modelo estrutural.

Como a AFC já foi apresentada previamente, essa seção focará no modelo estrutural. De acordo com Amorim et al. (2012), o modelo estrutural representa as relações de dependência entre variáveis endógenas (dependentes) e exógenas (independentes), sendo usualmente formulado no contexto da análise de caminhos (*path analysis*). Matematicamente, essas relações podem ser expressas pela equação

$$y = \alpha + By + \Gamma x + \zeta, \quad (2.3.1)$$

em que y é um vetor ($p \times 1$) de variáveis endógenas observadas, x é um vetor ($q \times 1$) de variáveis exógenas observadas, α representa os interceptos estruturais ($p \times 1$), B é uma matriz de coeficientes que relaciona variáveis endógenas entre si, Γ é uma matriz de coeficientes ($p \times q$) que relaciona variáveis exógenas às endógenas, e ζ é um vetor de termos de erro, cujas covariâncias são dadas por $\text{cov}(\zeta) = \Psi$.

Ao isolar y na equação 2.3.1, a equação estrutural pode ser reescrita na forma reduzida

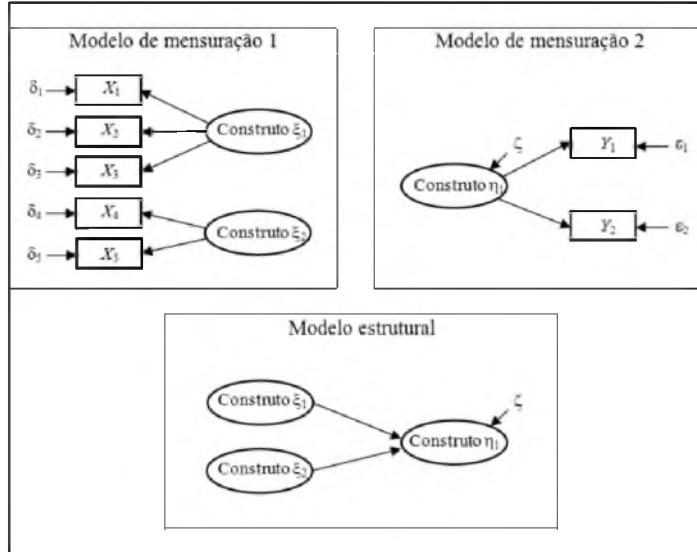
$$y = \Pi_0 + \Pi_x x + \zeta^*, \quad (2.3.2)$$

em que $\Pi_0 = (I - B)^{-1}\alpha$ corresponde ao vetor de interceptos na forma reduzida, $\Pi_x = (I - B)^{-1}\Gamma$ é o vetor de coeficientes angulares ajustados, e $\zeta^* = (I - B)^{-1}\zeta$ representa os erros ajustados, com $\text{cov}(\zeta^*) = \Psi^*$. Essa equação equivale, portanto, a uma regressão multivariada generalizada de y em x , levando em consideração a interdependência entre as variáveis endógenas. Os parâmetros estruturais estimados nesse modelo podem ser representados pelo vetor (B, Γ, Ψ, Φ) onde Φ representa a matriz de variância-covariância das variáveis exógenas.

A Figura 4 ilustra graficamente a estrutura de um modelo de equações estruturais. À esquerda, o Modelo de Mensuração 1 mostra como variáveis observáveis (X_1, X_2, \dots, X_5) estão associadas a dois fatores latentes (ξ_1 e ξ_2) representando traços exógenos (independentes), com seus respectivos erros de mensuração δ_i . À direita, o Modelo de Mensuração 2 apresenta a relação entre o fator latente endógeno (dependente) (η_1) e as variáveis observadas Y_1, Y_2 com erros ε_1 e ε_2 . Por fim, na parte inferior, o Modelo Estrutural representa

as relações causais entre os fatores (ξ_1 , ξ_2) e (η_1) bem como o erro estrutural ζ conforme descrito pela equação estrutural.

Figura 4: Exemplo de diagrama de caminhos para um modelo convencional em MEE



Fonte: Elaborado por Amorim et al. (2012)

2.4 Qualidade do ajuste

A adequação do modelo é frequentemente avaliada com base em três índices, RMSEA, CFI e TLI, utilizados para verificar o ajuste do modelo aos dados, conforme recomendação de Brown (2015). Contudo, é importante destacar que os pontos de corte tradicionalmente adotados para esses índices tendem a ser conservadores para certos tipos de modelo, como a AFC. Assim, interpretações mais flexíveis e parcimoniosas podem ser justificadas, conforme discutido pelo próprio autor (BROWN, 2015).

Antes de apresentar os índices de ajuste do modelo, é necessário introduzir a estatística qui-quadrado (χ^2). A estatística χ^2 é calculada da seguinte forma

$$\chi^2 = F_{\text{ML}}(N - 1), \quad (2.4.1)$$

onde N é o tamanho da amostra e F_{ML} é a função de máxima verossimilhança para o modelo, mas também pode ser a função utilizada na estimativa por DWLS. A estatística χ^2 permite avaliar o grau de diferença entre a matriz de covariância observada e a matriz estimada pelo modelo.

O Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) é um índice ba-

seado na distribuição qui-quadrado não central. Nesse caso essa é a distribuição que representa as funções de ajuste (F_{DWLS} ou F_{ML}), quando o ajuste do modelo não é perfeito. Essa distribuição incorpora um parâmetro de não centralidade (NCP), que expressa o grau de desajuste do modelo e é estimado pela diferença entre o valor do qui-quadrado e os graus de liberdade ($\chi^2 - gl$), sendo truncado em zero caso o resultado seja negativo. Quando o ajuste do modelo é perfeito, o NCP é igual a zero, resultando em uma distribuição qui-quadrado central. Para fins de cálculo, o NCP é reescalonado pela quantidade d , tal que

$$d = \frac{\chi^2 - gl}{N - 1}, \quad (2.4.2)$$

e resultando na expressão do RMSEA

$$RMSEA = \sqrt{\frac{d}{gl}} = \sqrt{\frac{\chi^2 - gl}{(N - 1) \cdot gl}}, \quad (2.4.3)$$

que representa o erro médio de aproximação por grau de liberdade do modelo. Segundo a literatura, o valor de referência para o RMSEA é 0,05. Com isso, modelos com RMSEA assumindo valores menores que 0,05 têm indícios de bom ajuste. No entanto, para alguns autores, valores entre 0,08 e 0,10 podem ser considerados aceitáveis.

O **Comparative Fit Index** (CFI) é um índice que avalia o ajuste de uma solução em relação a um modelo referência mais restrito. Nesse modelo, assume-se que todas as covariâncias do modelo nulo são fixadas em zero. A construção desse indicador considera os valores do qui-quadrado e os graus de liberdade tanto do modelo avaliado quanto do modelo nulo, sendo definido da seguinte forma

$$CFI = 1 - \frac{\chi^2_T - gl_T}{\chi^2_B - gl_B}, \quad (2.4.4)$$

onde T indica o modelo avaliado e B o modelo nulo. Para o indicador, valores elevados indicam bom ajuste, tendo como referência o valor 0,95. Contudo, para alguns autores, CFI acima de 0,9 pode ser considerado aceitável.

O **Tucker–Lewis Index** (TLI) avalia a qualidade do ajuste do modelo, levando em consideração a sua complexidade. O TLI é calculado com base na razão entre o qui-quadrado e os graus de liberdade tanto do modelo avaliado quanto do modelo nulo, conforme a seguinte fórmula:

$$TLI = \frac{\left(\frac{\chi^2_B}{gl_B}\right) - \left(\frac{\chi^2_T}{gl_T}\right)}{\left(\frac{\chi^2_B}{gl_B}\right) - 1}, \quad (2.4.5)$$

embora seus valores possam exceder o intervalo de 0 a 1, as interpretações são semelhantes às do CFI, sendo que valores mais próximos de 1 indicam melhor ajuste do modelo, tendo como referência o valor 0,95.

Nas situações em que os índices (CFI, TLI e RMSEA) não indicam bom ajuste do modelo, é possível propor modificações a partir dos índices de modificação do modelo. O **Índice de Modificação** (*Modification Index*) é um multiplicador de Lagrange univariado, ou seja, avalia o impacto de modificações pontuais, para fornecer uma estimativa do quanto o ajuste do modelo melhoraria com essa modificação. O índice de modificação representa uma estimativa de quanto o valor do qui-quadrado total do modelo diminuiria se o parâmetro fixado ou restrito fosse livremente estimado. Desse modo, ele auxilia na identificação de ajustes pontuais, que podem melhorar a qualidade do modelo estudado, mas devem ser utilizados com cautela e com fundamentação teórica.

3 Metodologia

3.1 Conjunto de dados

O banco de dados contém informações de uma amostra de 347 pessoas das cinco regiões do Brasil, que responderam a um questionário online composto pela escala PAQ – versão brasileira – e por outras escalas que mensuram traços latentes correlacionados. Foram mensurados os seguintes traços latentes: espectro do autismo (Autism Spectrum Quotient – Adult), camuflagem de traços autistas (Camouflaging Autistic Traits Questionnaire), ansiedade, estresse e depressão (DASS-21) e reatividade emocional (Escala de Reatividade Emocional de Perth – Versão Breve).

Além disso, os participantes da pesquisa responderam a onze itens relativos a características sociodemográficas, como idade, gênero, região, raça, estado, renda, escolaridade, orientação sexual, estado civil, tipos de ocupação e a presença de transtornos, como ansiedade, depressão, transtorno do espectro autista (TEA), transtorno do déficit de atenção com hiperatividade (TDAH), entre outros.

3.2 Instrumentos Utilizados

Neste trabalho foram utilizados os dados de apenas dois instrumentos, Perth Alexithymia Questionnaire - versão brasileira e Camouflaging Autistic Traits Questionnaire, além das características sociodemográficas. A seguir, são descritos os instrumentos utilizados:

Perth Alexithymia Questionnaire (PAQ)

A escala PAQ - versão brasileira é composta por 24 itens e as respostas variam de 1 (discordo fortemente) a 7 (concordo fortemente), em que escores altos indicam maiores níveis de Alexitimia. Essa escala é composta por cinco dimensões: dificuldade em identificar, entender e diferenciar sentimentos negativos (N-DIF); dificuldade em identificar, entender e diferenciar sentimentos positivos (P-DIF); dificuldade em descrever e comunicar sentimentos negativos (N-DDF); dificuldade em descrever e comunicar sentimentos positivos (P-DDF); tendência de não focar atenção nos próprios sentimentos (G-EOT). Todos os fatores, com base no alfa de Cronbach, apresentaram consistência interna maior que 0,8 (PREECE et al., 2018).

Camouflaging Autistic Traits Questionnaire

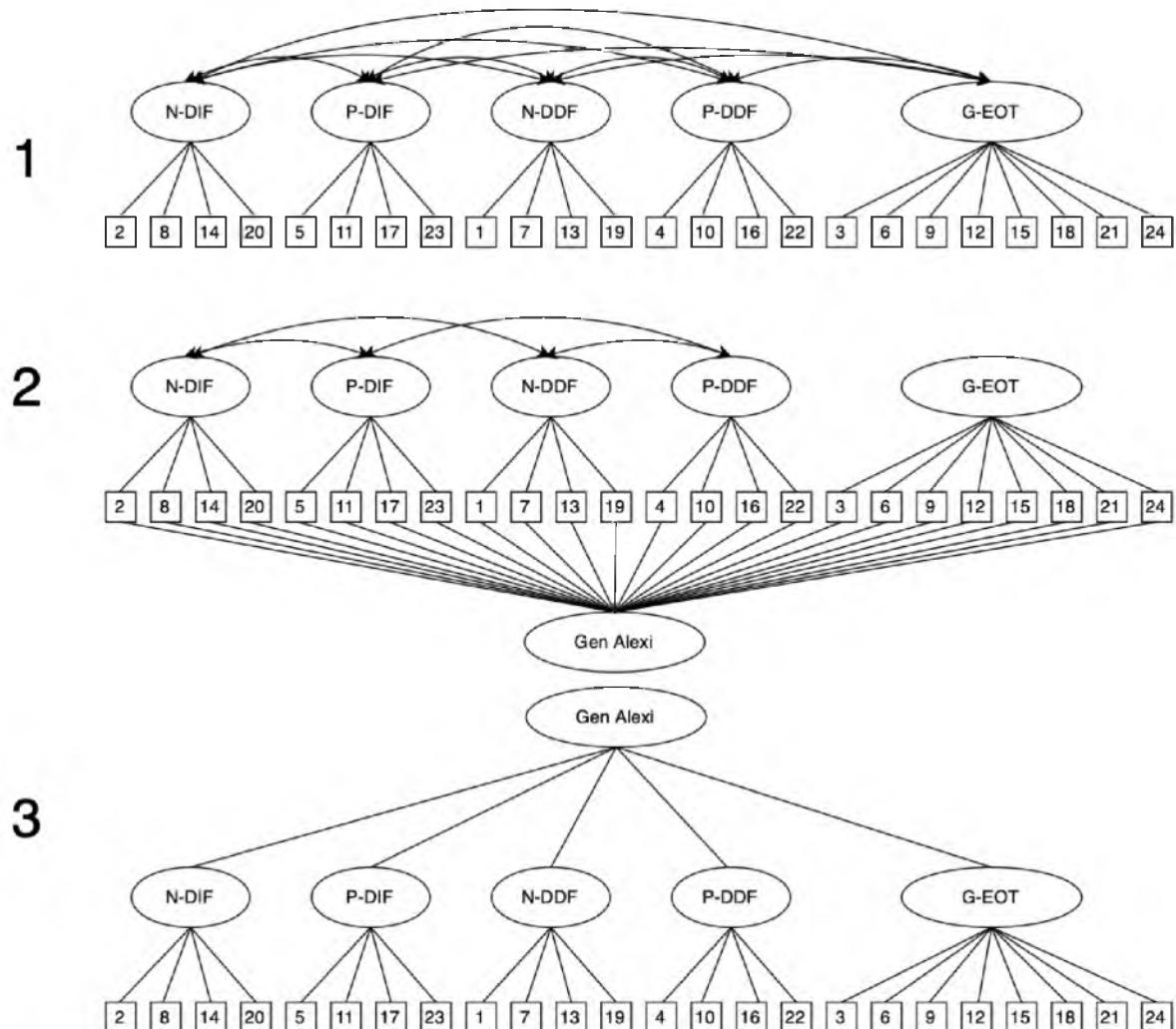
O instrumento Camouflaging Autistic Traits Questionnaire (CAT-Q) mensura camuflagem social no contexto do autismo em adultos. É uma escala com 25 itens os quais variam de 1 (discordo totalmente) a 7 (concordo totalmente). A estrutura fatorial desse instrumento consiste em três fatores: compensação, tendência a compensar as dificuldades em situações sociais; mascaramento, esconder as próprias características autistas; assimilação, tentar se encaixar com os outros em situações sociais. Com base no alfa de Cronbach, os fatores apresentaram consistência interna maior que 0,8 (HULL et al., 2019).

3.3 Análise de dados

No presente estudo, foi utilizado o software estatístico R em combinação com diferentes técnicas para analisar os dados:

- Técnicas de estatística descritiva foram usadas para descrever o perfil da amostra e a correlação entre os itens;
- Análise Fatorial Confirmatória para estudar as evidências de validade do modelo, por meio dos índices de qualidade de ajuste. O ajuste dos modelos foi avaliado utilizando os índices CFI, TLI e RMSEA, conforme intervalos desejáveis apresentados na seção de referencial teórico. Além disso, quando o ajuste do modelo não foi desejável, foram utilizados os índices de modificação do modelo. Neste trabalho foram ajustados 3 modelos inspirados nos procedimentos de Preece et al (2018), os modelos ajustados são apresentados na Figura 5;
- Modelagem por Equações Estruturais para estudo de validade de critério, utilizando a mensuração de camuflagem de traços autistas mensurada pela escala CAT-Q.

Figura 5: Estrutura factorial dos modelos em estudo



4 Resultados

4.1 Análise Descritiva

4.1.1 Variáveis Sociodemográficas

Com base na Tabela 1, a maior parte dos participantes são pessoas com ensino superior (52,4%) ou pós-graduação (37,5%), sendo a maioria estudantes (70,3%). Em relação ao estado civil, predominam os solteiros (63,7%), e quanto ao gênero, a maioria se identifica como mulher cis (82,1%). A faixa etária mais presente está entre 18 e 25 anos (45,2%), seguida por participantes entre 41 e 50 anos (19,6%). Além disso, a maioria dos participantes se declara branca (64%) e heterossexual (64,9%). Sobre a renda familiar, 34,9% relataram ganhar acima de R\$12.000, enquanto 19,9% têm renda entre R\$2.001 e R\$5.000. Mais da metade da amostra (61,1%) afirmaram estar trabalhando no momento da pesquisa.

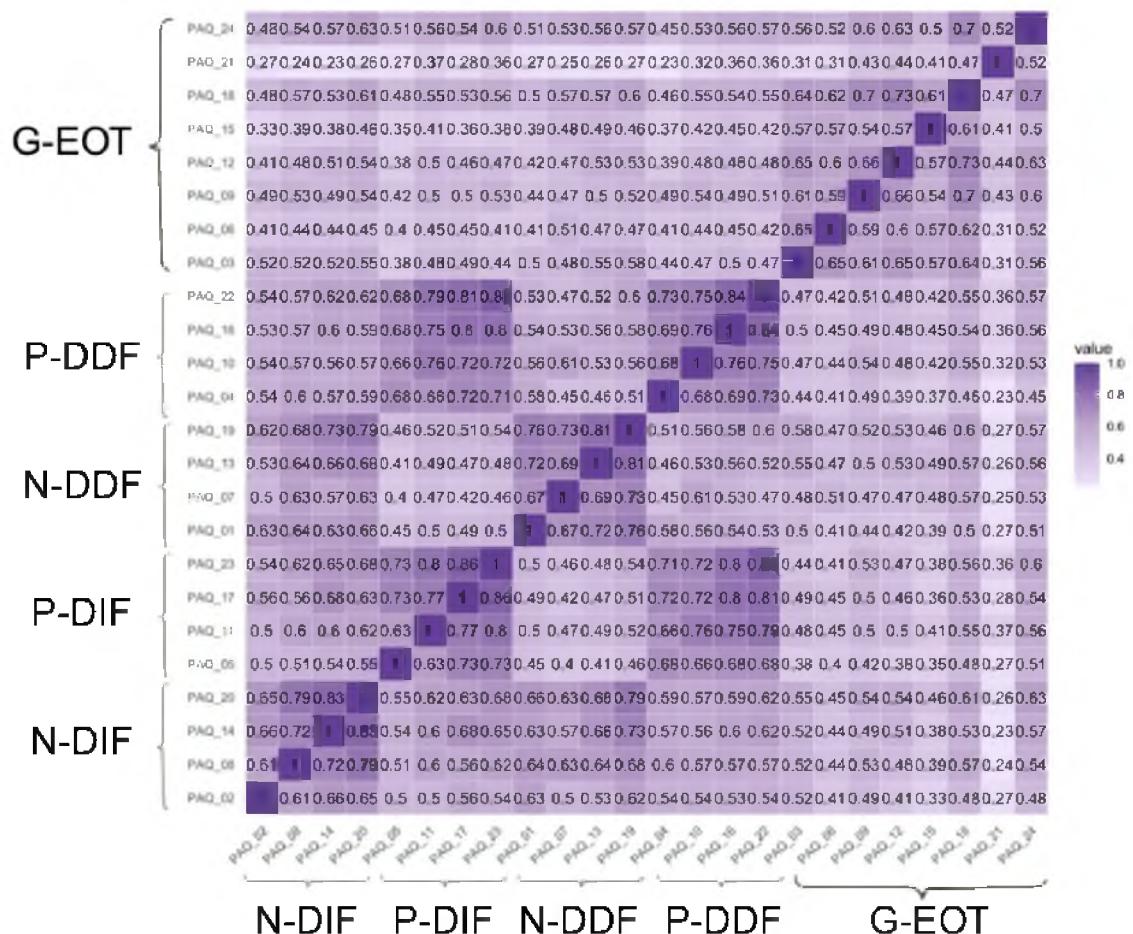
Tabela 1: Distribuição sociodemográfica dos participantes

| | n | % | | n | % |
|---------------------|-----|------|--------------------------|-----|------|
| Escolaridade | | | Orientação Sexual | | |
| Ensino Fundamental | 3 | 0,9 | Heterossexual | 225 | 64,8 |
| Ensino Médio | 33 | 9,5 | Homossexual | 21 | 6,1 |
| Ensino Superior | 182 | 52,4 | Outros | 101 | 29,1 |
| Pós-Graduação | 130 | 37,5 | | | |
| Estudante | | | Raça | | |
| Sim | 244 | 70,3 | Branco | 222 | 64,0 |
| Não | 103 | 29,7 | Preto | 28 | 8,0 |
| | | | Pardo | 94 | 27,1 |
| | | | Amarelo | 3 | 0,9 |
| Estado Civil | | | Renda Familiar | | |
| Solteiro | 221 | 63,7 | R\$0 a R\$2.000 | 34 | 9,8 |
| Casado | 102 | 29,4 | R\$2.001 a R\$5.000 | 69 | 19,9 |
| Divorciado | 24 | 6,9 | R\$5.001 a R\$8.000 | 68 | 19,6 |
| | | | R\$8.001 a R\$11.999 | 55 | 15,9 |
| | | | Acima de R\$12.000 | 121 | 34,9 |
| Gênero | | | Trabalho | | |
| Mulher Cis | 285 | 82,1 | Sim | 212 | 61,1 |
| Homem Cis | 48 | 13,9 | Não | 135 | 38,9 |
| Outros | 14 | 4,0 | | | |
| Idade | | | | | |
| Entre 18 e 25 anos | 157 | 45,2 | | | |
| Entre 26 e 30 anos | 30 | 8,7 | | | |
| Entre 31 e 35 anos | 32 | 9,2 | | | |
| Entre 36 e 40 anos | 18 | 5,2 | | | |
| Entre 41 e 50 anos | 68 | 19,6 | | | |
| Entre 51 e 60 anos | 28 | 8,1 | | | |
| Mais de 60 anos | 14 | 4,0 | | | |

4.1.2 Correlação entre os itens

A partir da Figura 6, observa-se que os itens apresentam correlações positivas entre si, com destaque para o item 21, que apresenta correlações mais baixas com os demais. Nota-se ainda que os itens pertencentes a uma mesma subescala tendem a apresentar correlações mais elevadas entre si. Por exemplo, os itens do fator N-DDF apresentam correlações que variam de 0,67 a 0,81. Além disso, é possível identificar correlações altas entre as subescalas, como entre os fatores N-DIF e N-DDF, bem como entre P-DIF e P-DDF, o que sugere a presença de um fator geral de alexitimia.

Figura 6: Correlações entre dos itens da PAQ



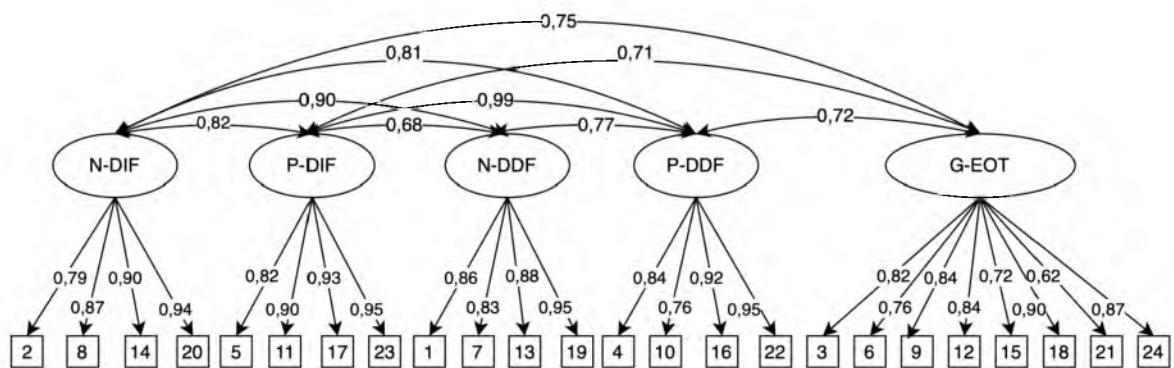
4.2 Evidências de validade

4.2.1 Validade de construto

A seguir, serão apresentados os resultados dos modelos ajustados para evidenciar a validade da medida de alexitimia. Nas Figuras 7, 8 e 9, as setas verticais indicam as cargas fatoriais padronizadas dos fatores, enquanto as setas curvadas indicam as correlações entre os fatores. O primeiro modelo avaliado foi de primeira ordem, utilizado com o intuito de entender a magnitude e os padrões das correlações entre os fatores.

O modelo 1 (Figura 7) apresentou bons índices de ajuste ($CFI = 0,924$; $TLI = 0,913$; $RMSEA = 0,094$). Contudo sua matriz de covariância dos fatores não era positiva definida, comprometendo a validade da solução. Esse problema é consequência das correlações elevadas entre os fatores, o que sugere possível existência de um fator geral de alexitimia. Por exemplo, a correlação entre os fatores P-DIF e P-DDF foi de 0,99, extremamente alta. Desse modo, optou-se por testar dois modelos hierárquicos: um modelo bifatorial, assim como no artigo de Preece et al.(2018), e um modelo de segunda ordem.

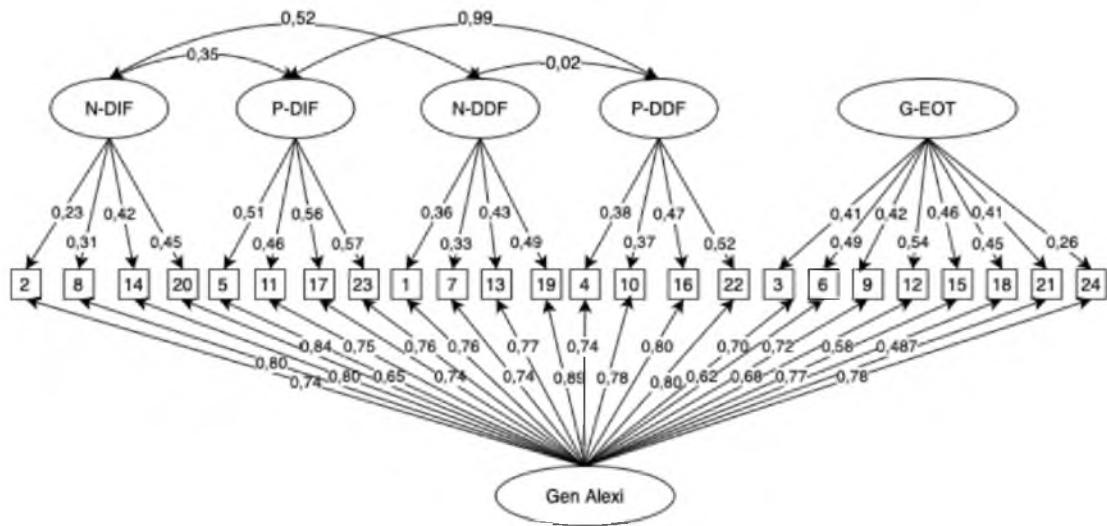
Figura 7: Modelo 1 de primeira ordem



O segundo modelo, adotado por Preece em 2018 na sua proposta teórica de evidências de validade da escala, também foi ajustado neste estudo. Apesar de apresentar bons índices de ajuste ($CFI = 0,928$; $TLI = 0,912$; $RMSEA = 0,095$), o modelo apresentou o mesmo problema identificado no modelo 1, ou seja, a matriz de covariância dos fatores latentes não foi positiva definida. Além disso, conforme ilustrado na Figura 8, o fator geral de alexitimia apresenta cargas fatoriais elevadas em praticamente todos os itens, indicando que explica uma parcela significativa da variância. Por outro lado, as cargas dos fatores específicos foram baixas, sugerindo que esses fatores têm menor

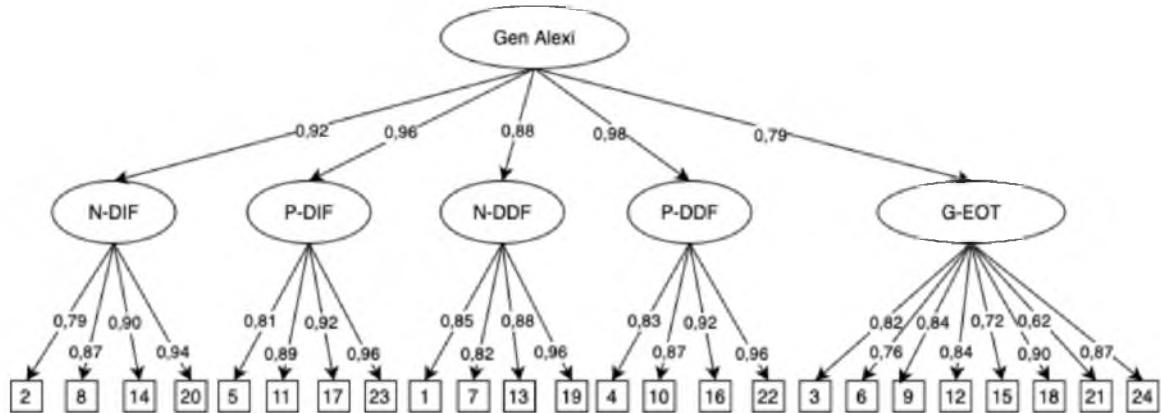
contribuição para a explicação adicional da variância. Diante disso, optou-se por testar um modelo de segunda ordem, que possibilita avaliar a influência de um fator geral por meio de sua atuação sobre fatores de primeira ordem correlacionados, oferecendo uma representação estrutural alternativa.

Figura 8: Modelo 2 bifatorial



Conforme verificado na Figura 7, todos os fatores possuem correlações altas a moderadas entre si. Para a aplicação de um modelo de segunda ordem é necessário que os fatores sejam inter-correlacionados, como uma das justificativas de uso deste modelo (BROWN, 2015). O modelo 3 apresentou medidas de qualidade de ajuste fora das faixas desejadas, mas próximas ($CFI = 0,881$; $TLI = 0,867$; $RMSEA = 0,117$), mas sem problemas de identificação ou problemas de estimação, além de se alinhar à estrutura teórica de Preece et al. (2018), que pressupõe um fator geral de alexitimia. Além disso, foram examinados os índices de modificação do modelo, mas as alterações sugeridas não foram incorporadas, uma vez que as sugestões não tinham sustentação teórica. Diante disso, o modelo de segunda ordem foi escolhido como modelo para as próximas análises.

Figura 9: Modelo 3 de segunda ordem



A cerca da fidedignidade, os fatores de primeira ordem da escala de alexitimia apresentaram índices de consistência interna elevados, ou seja alfa de cronbach acima de 0,9. Os fatores N-DIF, N-DDF e G-EOT apresentaram alfa de 0,91, enquanto os fatores P-DIF e P-DDF obtiveram alfa de 0,92. Esses resultados evidenciam excelente consistência interna entre os itens de cada dimensão, no entanto, é importante considerar que alfas altos também podem sinalizar redundância entre os itens.

4.2.2 Validação de critério

A Figura 10 apresenta duas matrizes de correlação. A matriz da esquerda mostra as correlações entre os escores dos fatores de primeira ordem de alexitimia e os escores dos fatores da medida de camuflagem de traços autistas (CAT-Q). Dessa forma, observa-se que as correlações entre os construtos são moderadas, dentre elas, destacam-se as correlações entre os fatores P-DIF e Compensação (0,49), e entre P-DDF e Compensação (0,50). A matriz da direita apresenta as correlações entre o escore do fator geral de alexitimia e os fatores da CAT-Q. Nota-se que o fator geral de alexitimia se correlaciona de forma significativa com todas as dimensões da medida, com destaque para a dimensão de Compensação (0,46), seguida por Assimilação (0,41) e Mascaramento (0,40). Nesse sentido, há um indicativo inicial de validade de critério, uma vez que essas correlações eram esperadas por serem traços latentes correlacionados.

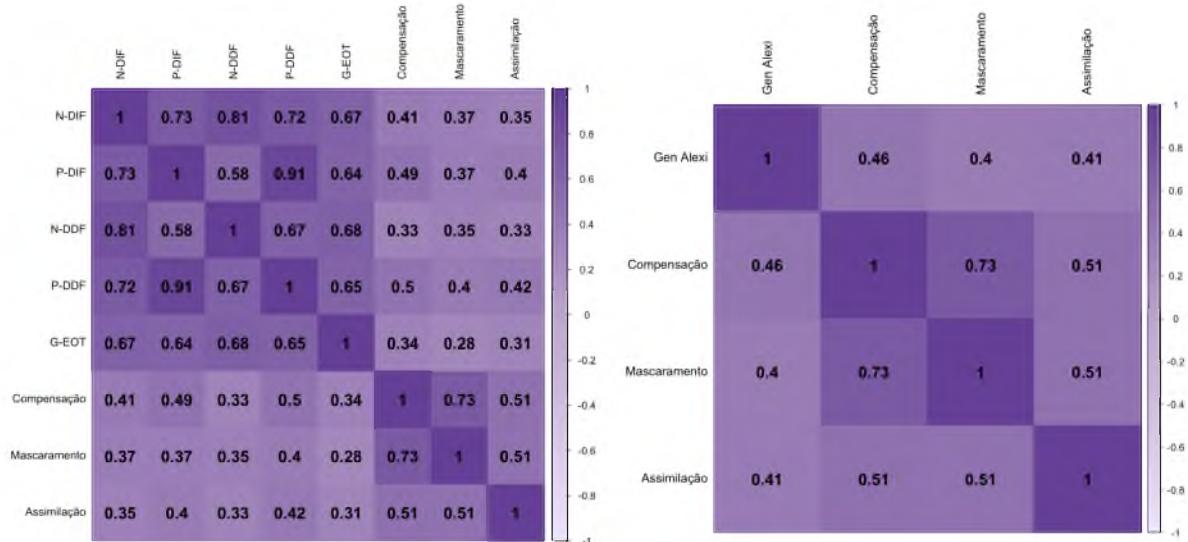


Figura 10: Matriz de correlação dos escores

Nesta seção serão apresentados os ajustes de modelos de equações estruturais com o objetivo de verificar as evidências de validade de critério para a medida de alexitimia, utilizando a mensuração da camuflagem de traços autistas, mensurada pela CAT-Q. Como o modelo adotado de alexitimia escolhido foi um modelo de segunda ordem, foram ajustados dois modelos para verificar as evidências de validade de critério.

No modelo 1, foram investigadas, a um nível de significância de 5%, as relações entre os fatores da escala CAT-Q (Assimilação, Compensação e Mascaramento), e os fatores de primeira ordem da PAQ (N-DIF, P-DIF, N-DDF, P-DDF e G-EOT), considerada nessa modelagem com uma variável preditora. Conforme observado na Tabela 2, a dimensão de assimilação apresentou associações positivas com P-DIF, P-DDF, além de apresentar associações negativas com N-DIF, N-DDF e G-EOT. A compensação, por outro lado, só mostrou-se significativamente associada a P-DDF (positivamente) e G-EOT (negativamente). Além disso, o mascaramento apresentou associação somente a P-DDF negativamente.

Tabela 2: Resultados do Modelo 1

| Índice | Estimativa | P-valor |
|---------------------------------------|---------------|---------|
| Ajuste do Modelo | | |
| Comparative Fit Index (CFI) | 0,992 | |
| Tucker-Lewis Index (TLI) | 0,991 | |
| RMSEA | 0,073 | |
| Intervalos de Confiança do RMSEA(90%) | 0,070 - 0,076 | |
| Regressões | | |
| Assimilação | | |
| N-DIF | -0,173 | 0,007 |
| P-DIF | 0,298 | 0,003 |
| N-DDF | -0,253 | < 0,001 |
| P-DDF | 0,496 | < 0,001 |
| G-EOT | -0,058 | 0,006 |
| Compensação | | |
| N-DIF | -0,051 | 0,593 |
| P-DIF | 0,029 | 0,849 |
| N-DDF | -0,006 | 0,925 |
| P-DDF | 0,529 | 0,003 |
| G-EOT | -0,137 | < 0,001 |
| Mascaramento | | |
| N-DIF | 0,062 | 0,325 |
| P-DIF | -0,144 | 0,130 |
| N-DDF | 0,063 | 0,125 |
| P-DDF | -0,445 | < 0,001 |
| G-EOT | 0,041 | 0,057 |

No modelo 2, avaliou-se a validade de critério por meio do estudo da relação do fator geral de alexitimia de segunda ordem como preditor dos fatores da CAT-Q. Como pode ser verificado na Tabela 3, a um nível de significância de 5%, o fator geral apresentou associações significativas com todas as dimensões da CAT-Q. Assimilação apresentou associação negativa com o fator geral, enquanto compensação e mascaramento apresentaram associações positivas. Os resultados apresentados sugerem que níveis elevados de alexitimia estão relacionados a maiores níveis de compensação e mascaramento, além de menor assimilação. Por fim, a modelagem utilizando o fator de segunda ordem apresentou excelente qualidade de ajuste (CFI = 0,991; TLI = 0,991; RMSEA = 0,076), o que reforça a adequação da estrutura hierárquica da PAQ e fornece sua validade de critério.

Tabela 3: Resultados do Modelo 2

| Índice | Estimativa | P-valor |
|---------------------------------------|---------------|---------|
| Ajuste do Modelo | | |
| Comparative Fit Index (CFI) | 0,991 | |
| Tucker-Lewis Index (TLI) | 0,991 | |
| RMSEA | 0,076 | |
| Intervalos de Confiança do RMSEA(90%) | 0,072 - 0,078 | |
| Regressões | | |
| Assimilação | | |
| Fator geral de alexitimia | -0,5 | < 0,001 |
| Compensação | | |
| Fator geral de alexitimia | 0,38 | < 0,001 |
| Mascaramento | | |
| Fator geral de alexitimia | 0,44 | < 0,001 |

5 Conclusão

Este trabalho teve como objetivo avaliar as propriedades psicométricas da versão brasileira da escala Perth Alexithymia Questionnaire (PAQ). Para isso, foram investigadas evidências de validade de construto por meio de análise fatorial confirmatória e validade de critério por meio de modelagem por equações estruturais.

No estudo de evidências de validade de construto, foram testados três modelos: um modelo de primeira ordem, um modelo bifatorial e um modelo de segunda ordem. O modelo de primeira ordem apresentou bons índices de ajuste, entretanto, sua matriz de covariância não foi positiva definida, o que comprometeu a confiabilidade da solução. Apesar disso, as elevadas correlações entre os fatores sugerem a presença de um fator geral de alexitimia na estrutura fatorial. Desse modo, foi ajustado um modelo bifatorial com correlação entre os fatores específicos, conforme proposto por Preece et al. (2018). Embora esse modelo tenha apresentado bons índices de ajuste, o mesmo problema da matriz de covariância não ser positiva definida foi observado, o que inviabiliza sua adoção como modelo final.

Diante disso, optou-se pelo ajuste de um modelo de segunda ordem, cuja premissa teórica é sustentada pelas elevadas correlações entre os fatores de primeira ordem (BROWN, 2015). A escala apresenta valores elevados de consistência interna, o que, por um lado, indica boa confiabilidade, mas, por outro, pode refletir redundância entre os itens, resultado esperado, considerando-se as altas correlações observadas. Contudo, a evidência de validade de construto não é conclusiva, uma vez que os índices de adequação do modelo não estão dentro das faixas adequadas ($CFI = 0,881$; $TLI = 0,867$; $RMSEA = 0,117$). Nesse sentido, apesar da escala já ser utilizada, percebe-se que a PAQ ainda não tem uma estrutura fatorial bem consolidada. Ainda assim, por sua consistência teórica e estabilidade estatística, o modelo de segunda ordem foi adotado para as análises finais do trabalho.

No estudo da validade de critério, foram ajustados modelos de equações estruturais com o objetivo de investigar as relações entre os escores da PAQ e os fatores da escala de camuflagem de traços autistas (CAT-Q). Na análise do modelo de segunda ordem, verificou-se que o fator geral de alexitimia apresentou associações significativas com todas as dimensões da CAT-Q, o que indica que maiores níveis de alexitimia estão relacionados a maiores níveis de camuflagem de traços autistas. Esses resultados, aliados aos excelentes índices de ajuste observados ($CFI = 0,991$; $TLI = 0,991$; $RMSEA = 0,076$), fornecem evidências empíricas da validade de critério da versão brasileira da PAQ.

Este estudo apresentou algumas limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados. A coleta de dados foi realizada exclusivamente de forma online, o que pode limitar as respostas do questionário a um tipo de perfil. Como consequência, a amostra obtida (347 respondentes) apresentou distribuição desigual, com predominância, por exemplo, de mulheres (mais de 80%) e de estudantes (cerca de 70%), o que pode comprometer a generalização dos resultados para populações mais abrangentes. Também se destaca que, embora a escala PAQ seja utilizada, sua estrutura fatorial ainda não se mostra consolidada, o que pode ser observado neste estudo de evidência de validade de construto.

Dessa forma, os resultados obtidos fornecem contribuições relevantes para a compreensão da estrutura fatorial da versão brasileira da PAQ e para sua relação com características de camuflagem de traços autistas. Ainda que a evidência de validade de construto não tenha se mostrado conclusiva, as análises sugerem a utilização do modelo de segunda ordem como estrutura teórica mais adequada. As evidências de validade de critério, por sua vez, foram mais consistentes, indicando que a alexitimia mensurada pela PAQ está significativamente relacionada à camuflagem de traços autistas.

Referências

- AMORIM, L. D. A. F. et al. Modelagem com equações estruturais: princípios básicos e aplicações. 2012.
- APFEL, R. J.; SIFNEOS, P. E. Alexithymia: Concept and measurement. *Psychotherapy and Psychosomatics*, Karger, Basel, v. 32, n. 1-4, p. 180–190, 1979. Proc. 12th Eur. Conf. Psychosom. Res., Bodø 1978.
- BORGES, V.; BALBINOTTI, M.; TEODORO, M. Tradução e validação de conteúdo: Uma proposta para a adaptação de instrumentos. *Instrumentação Psicológica: Fundamentos e Práticas*, p. 506–520, 01 2010.
- BROWN, T. *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research, Second Edition*. Guilford Publications, 2015. (Methodology in the Social Sciences). ISBN 9781462517794. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=tTL2BQAAQBAJ>>.
- GIORDANO, C. et al. *Exploratory bifactor measurement models in vocational behavior research*. [S.l.]: Academic Press Inc., 2020.
- HOGAN, T.; PONTES, L. *Introdução à prática de testes psicológicos*. LTC, 2006. ISBN 9788521614739. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=0J0lPgAACAAJ>>.
- HULL, L. et al. Development and validation of the camouflaging autistic traits questionnaire (cat-q). *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 2019.
- KINNAIRD, E.; STEWART, C.; TCHANTURIA, K. Investigating alexithymia in autism: A systematic review and meta-analysis. *European Psychiatry*, v. 55, p. 80–89, 2019. ISSN 0924-9338. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924933818301779>>.
- KLINE, R. B. *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. 5th. ed. New York, NY: The Guilford Press, 2023.
- LARSEN, J. K. et al. Cognitive and emotional characteristics of alexithymia: A review of neurobiological studies. *Journal of Psychosomatic Research*, Elsevier, v. 54, p. 533–541, 6 2003. ISSN 0022-3999.
- LÓPEZ-MUÑOZ, F.; PÉREZ-FERNÁNDEZ, F. A history of the alexithymia concept and its explanatory models: An epistemological perspective. *Frontiers in psychiatry*, Frontiers Media SA, v. 10, p. 1026, 2020.
- MAROCO, J.; GARCIA-MARQUES, T. Qual a fiabilidade do alfa de cronbach? questões antigas e soluções modernas? *Laboratório de Psicologia*, v. 4, 11 2013.
- PREECE, D. et al. Establishing the theoretical components of alexithymia via factor analysis: Introduction and validation of the attention-appraisal model of alexithymia. *Personality and Individual Differences*, Elsevier Ltd, v. 119, p. 341–352, 12 2017. ISSN 01918869.

PREECE, D. et al. The psychometric assessment of alexithymia: Development and validation of the perth alexithymia questionnaire. *Personality and Individual Differences*, Elsevier Ltd, v. 132, p. 32–44, 10 2018. ISSN 01918869.

PREECE, D. A.; GROSS, J. J. Conceptualizing alexithymia. *Personality and Individual Differences*, Elsevier Ltd, v. 215, 12 2023. ISSN 01918869.

VORST, H. C.; BERMOND, B. Validity and reliability of the bermond–vorst alexithymia questionnaire. *Personality and Individual Differences*, v. 30, n. 3, p. 413–434, 2001. ISSN 0191-8869. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191886900000337>>.

Apêndice

A PAQ - versão brasileira

1. Quando eu me sinto mal (sinto uma emoção desagradável), tenho dificuldade para encontrar as palavras certas para descrever esses sentimentos.
2. Quando eu me sinto mal (sinto uma emoção desagradável), é difícil dizer se estou triste, com raiva ou com medo.
3. Eu costumo ignorar as emoções que estou sentindo.
4. Quando eu me sinto bem (sinto uma emoção agradável), tenho dificuldade para encontrar as palavras certas para descrever esses sentimentos.
5. Quando eu me sinto bem (sinto uma emoção agradável), é difícil dizer se estou feliz, animado(a) ou me divertindo.
6. Prefiro deixar meus sentimentos acontecerem em segundo plano, em vez de me focar neles.
7. Quando eu me sinto mal (sinto uma emoção desagradável), é difícil falar sobre estes sentimentos com profundidade ou de forma detalhada.
8. Quando eu me sinto mal (sinto uma emoção desagradável), é difícil para mim compreender esses sentimentos.
9. Eu não costumo prestar atenção nas minhas emoções.
10. Quando eu me sinto bem (sinto uma emoção agradável), é difícil falar sobre esses sentimentos com profundidade ou de forma detalhada.
11. Quando eu me sinto bem (sinto uma emoção agradável), é difícil para mim compreender esses sentimentos.
12. Geralmente, eu evito pensar no que estou sentindo.
13. Quando algo de ruim acontece, é difícil para mim expressar em palavras como estou me sentindo.
14. Quando eu me sinto mal (sinto uma emoção desagradável), fico confuso(a) sobre qual emoção estou sentindo.
15. Eu prefiro me concentrar em coisas práticas, ao invés de me concentrar nas minhas emoções.
16. Quando algo de bom acontece, é difícil para mim expressar em palavras como estou me sentindo.
17. Quando eu me sinto bem (sinto uma emoção agradável), fico confuso(a) sobre qual emoção estou sentindo.
18. Eu tento não lidar/estar em contato com as minhas emoções.
19. Quando estou me sentindo mal (sentindo emoções desagradáveis), é difícil para mim descrever como estou me sentindo.
20. Quando estou me sentindo mal (sentindo emoções desagradáveis), é difícil para mim decifrar esses sentimentos.
21. Saber o que eu estou sentindo não é importante para mim.
22. Quando estou me sentindo bem (sentindo emoções agradáveis), é difícil para mim descrever como estou me sentindo.
23. Quando estou me sentindo bem (sentindo emoções agradáveis), é difícil para mim decifrar esses sentimentos.
24. É estranho para mim pensar sobre as minhas emoções.

Quadro 1: Itens da PAQ

B CAT-Q

1. Quando estou interagindo com alguém, eu imito a linguagem corporal e as expressões faciais da pessoa.
2. Eu monitoro minha linguagem corporal ou minhas expressões faciais para parecer relaxado(a).
3. Eu raramente sinto a necessidade de incorporar um personagem para lidar com uma situação social.
4. Eu desenvolvo um roteiro para seguir em situações sociais.
5. Eu repito frases que ouvi outras pessoas falarem exatamente da mesma maneira que as ouvi pela primeira vez.
6. Eu ajusto minha linguagem corporal ou expressões faciais para parecer interessado(a) na pessoa com quem estou interagindo.
7. Em situações sociais, sinto que estou "atuando" ao invés de ser eu mesmo(a).
8. Em minhas interações sociais eu repito comportamentos que aprendi ao observar outras pessoas interagindo.
9. Eu sempre penso na impressão que causo nas outras pessoas.
10. Eu preciso do apoio de outras pessoas para socializar.
11. Eu treino minhas expressões faciais e linguagem corporal para ter certeza de que parecem naturais.
12. Eu não sinto a necessidade de fazer contato visual com outras pessoas se eu não quiser.
13. Eu tenho que me esforçar para interagir com outras pessoas em situações sociais.
14. Eu tenho tentado melhorar minha compreensão de habilidades sociais observando outras pessoas.
15. Eu monitoro minha linguagem corporal ou expressões faciais para parecer interessado(a) na pessoa com quem estou interagindo.
16. Em situações de convívio social, evito interagir com outras pessoas.
17. Eu pesquisei sobre as normas de interações sociais para melhorar minhas próprias habilidades sociais.
18. Estou sempre atento à impressão que causo nas outras pessoas.
19. Eu me sinto livre para ser eu mesmo(a) quando estou com outras pessoas.
20. Eu aprendo como as pessoas usam seus corpos e rostos para interagir assistindo televisão ou filmes, ou lendo ficção.
21. Eu mudo minha linguagem corporal ou expressões faciais para parecer relaxado(a).
22. Quando estou falando com outras pessoas, sinto que a conversa ocorre naturalmente.
23. Eu passei um tempo aprendendo sobre habilidades sociais assistindo programas de televisão e filmes, e tento usá-las em minhas interações.
24. Nas interações sociais, não presto atenção ao que meu rosto ou corpo está fazendo.
25. Em situações sociais, eu sinto como se estivesse fingindo ser "normal".

Quadro 2: Itens da CAT-Q