

Universidade de Brasília
Departamento de Estatística

Estudo de evidências de validade na mensuração do *burnout*: uma aplicação de análise fatorial confirmatória

Jéssica Oliveira Gois

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

Jéssica Oliveira Gois

Estudo de evidências de validade na mensuração do *burnout*: uma aplicação de análise fatorial confirmatória

Orientador: Prof. Luís Gustavo do 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

À minha família, deixo meu amor e minha gratidão. Vocês são o alicerce da minha história e a razão pela qual este caminho nunca me pareceu solitário. Tudo o que conquistei tem o toque de vocês. Tudo o que ainda serei também terá. Ao meu pai, Jair Santos, agradeço por cada esforço que muitas vezes nem chegou a ser dito, pelo compromisso silencioso de nunca deixar faltar nada. À minha mãe, Andreia Gois, agradeço por ter sido meu primeiro e mais profundo exemplo de amor. Com ela aprendi que o cuidado mora nos detalhes. Ela é a mulher mais forte que já conheci. À minha irmã, Luisa Gois, por não ser apenas família, mas um dos maiores presentes que a vida me deu. Agradeço pela companhia, pelas risadas e pelos segredos compartilhados sem medo. À minha avó, Eliete Gois, agradeço pela doçura que atravessa gerações. Pelo coração puro; sua presença é afeto que acalma, um amor que me lembra da beleza simples de existir.

Aos meus amigos, deixo um agradecimento que quase não cabe em palavras. Em especial, André Duarte, André Iuri, Anna Luiza Sena, Aruã Nunes, Bruna Ribeiro, Guilherme Vieira, Luiz Gustavo Oliveira, Marcelo Ribeiro, Maria Eduarda Nobre e Renan Menezes. Uma vez li que a solidão, quando escolhida, é um luxo; mas a vida, quando compartilhada, aumenta de sentido. A vocês, desejo que possamos viver até morrer, ou morrer de tanto viver.

A Diana Ferreira, pelos momentos que se tornaram memória antes mesmo de terminar, porque já sabíamos, enquanto aconteciam, que seriam guardados para sempre.

Agradeço ao meu orientador, Luís Gustavo Vinha, que acompanhou cada etapa deste trabalho com paciência e atenção. Sou imensamente grata pela dedicação e confiança ao longo de todo o processo.

Entrar na Universidade de Brasília sempre foi um sonho. Realizá-lo foi um privilégio, e viver a UnB em sua intensidade foi uma experiência que me moldou e me fez maior. Tudo o que aprendi, dentro e fora das salas de aula, me acompanha como um presente que não se esgota. Agradeço a todos que fizeram parte dessa etapa, ainda que

por instantes breves ou por presenças profundas. Este trabalho nasce também desses fragmentos de afeto e convivência. Por isso, dedico estas palavras com sincero apreço a todos que tornaram esse pequeno capítulo da minha história tão especial e inesquecível.

Resumo

O presente estudo teve como objetivo avaliar evidências de validade das escalas Maslach Burnout Inventory (MBI) e Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI) aplicadas a uma amostra de 1.576 professores húngaros do ensino médio. Foram conduzidas Análises Fatoriais Confirmatórias para investigar a validade de construto, considerando os índices de ajuste CFI, TLI, RMSEA e SRMR. Os resultados indicaram que as estruturas fatoriais teóricas de ambas as escalas não se ajustaram adequadamente aos dados, sendo necessária a exclusão de itens com cargas fatoriais baixas e a inclusão de covariâncias residuais baseadas nos índices de modificação. Por fim, um modelo de Equações Estruturais integrando os fatores das duas escalas apresentou bons índices de ajuste e coerência teórica. De modo geral, os resultados sugerem ausência de evidências de validade para as escalas no contexto analisado, possivelmente devido a processos de tradução e adaptação cultural, reforçando a necessidade de investigações de invariância.

Palavras-chaves: Burnout; Validade; Análise Fatorial Confirmatória; Modelagem por Equações Estruturais.

Lista de Tabelas

1 Distribuição sociodemográfica dos participantes 24

2 Índices de ajuste da Escala MBI. 28

3 Índices de ajuste da Escala MOLBI. 29

4 Índices de ajuste do Modelo por Equações Estruturais. 30

Lista de Figuras

1 Exemplo de representação gráfica de modelo da AFC. Fonte: Brown (2015). 10

2 Exemplo de uma matriz de covariância para AFC. Fonte: Brown (2015). . 12

3 Exemplo de diagrama de caminhos para um modelo convencional em MEE. Fonte: Amorim et al. (2012). 18

4 Correlações entre dos itens da MBI 25

5 Correlações entre dos itens da MOLBI 26

6 Estrutura fatorial da MBI 28

7 Estrutura fatorial da MOLBI 30

8 Modelo de Equações Estruturais 31

Sumário

1 Introdução 8

2 Referencial Teórico 10

2.1 Análise Fatorial Confirmatória 10

2.1.1 Índices de Adequação do Modelo 14

2.2 Modelagem por Equações Estruturais 17

2.3 Análise de Fidedignidade 18

3 Metodologia 20

3.1 Conjunto de dados 20

3.2 Instrumentos Utilizados 20

4 Resultados 23

4.1 Análise Descritiva 23

4.1.1 Variáveis Sociodemográficas 23

4.1.2 Correlação entre os itens 24

4.2 Análise Fatorial Confirmatória 27

4.2.1 Maslach Burnout Inventory (MBI) 27

4.2.2 Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI) 28

4.3 Modelagem por Equações Estruturais 30

5 Conclusão 32

Referências 34

1 Introdução

O *burnout* é um fenômeno psicológico frequentemente associado ao ambiente de trabalho e é caracterizado por um estado de exaustão física, emocional e mental. Embora não seja classificado como uma condição médica, o *burnout* é reconhecido pela Organização Mundial da Saúde (OMS) na Classificação Internacional de Doenças (CID-11) como um fenômeno ocupacional descrito por três dimensões principais: sentimentos de exaustão, aumento do distanciamento mental do trabalho e redução da eficácia profissional (Organização Pan-Americana da Saúde, 2019).

Desde sua conceituação inicial por Freudenberger (1974) e Maslach (1976), diversas definições e instrumentos foram desenvolvidos para compreender e mensurar esse constructo. Segundo Maslach e Jackson (1981), pioneiras no estudo do tema, o *burnout* é definido como uma síndrome de três dimensões, sendo elas a exaustão emocional, despersonalização e realização pessoal. Essa concepção passou a ser amplamente aceita e deu origem ao Maslach Burnout Inventory (MBI), uma das ferramentas mais utilizadas para mensuração do constructo (SCHUSTER; DIAS, 2018).

Com o objetivo de oferecer perspectivas alternativas ao modelo tridimensional MBI surge a Oldenburg Burnout Inventory (OLBI), proposta por Demerouti (1999). Essa escala baseia-se na definição de *burnout* construída em duas dimensões: exaustão e desligamento do trabalho. A exaustão é entendida como uma resposta de longo prazo à exigências desfavoráveis de trabalho, enquanto o desligamento refere-se ao distanciamento do trabalho e seu conteúdo.

Por outro lado, a Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI), desenvolvida por Thun, Fridner, Minucci e Lovseth (2014), propõe uma abordagem composta por apenas dez itens, no lugar dos dezesseis propostos pelo instrumento original, mantendo as dimensões originais de exaustão e desligamento. O desenvolvimento dessa versão reduzida buscou aprimorar a aplicabilidade da OLBI em diferentes contextos e minimizar limitações observadas em versões anteriores, como o viés de resposta associado ao uso de itens exclusivamente positivos ou negativos (MéSZáROS et al., 2020).

Nesse contexto, as diferentes definições demonstram que o *burnout* é um fenômeno complexo, com aspectos emocionais, cognitivos e comportamentais. Diante disso, torna-se essencial o desenvolvimento de instrumentos psicométricos que sejam capazes de mensurar o *burnout* de maneira adequada. Assim, para assegurar a qualidade de mensuração são estudadas evidências de fidedignidade e validade. Segundo a literatura, fidedignidade

refere-se à consistência dos resultados obtidos, indicando sua estabilidade e coerência, enquanto a validade diz respeito ao fato de um instrumento medir exatamente o que se propõe a medir (SOUZA; ALEXANDRE; GUIRARDELLO, 2017).

No presente estudo, tem-se como objetivo avaliar as propriedades psicométricas das escalas MBI e MOLBI, investigando sua adequação teórica ao construto de *burnout*. Para isso, a estrutura fatorial proposta é investigada por meio da Análise Fatorial Confirmatória, permitindo avaliar o ajuste do modelo de mensuração e, quando necessário, propor modificações fundamentadas nos resultados obtidos. Também é analisada a consistência interna, de modo a verificar a estabilidade das respostas e a coerência das dimensões avaliadas. Assim, este trabalho busca oferecer uma avaliação que contribua para o entendimento dos instrumentos que mensuram o *burnout*.

2 Referencial Teórico

2.1 Análise Fatorial Confirmatória

A Análise Fatorial é uma técnica estatística multivariada que, a partir da estrutura de dependência existente entre as variáveis, permite a criação de um conjunto menor de variáveis, chamado de fatores, que resumem parte da informação contida no conjunto original de dados (ARTES; BARROSO, 2023). Existem duas formas distintas de aplicação da análise fatorial: a Análise Fatorial Exploratória (AFE) e a Análise Fatorial Confirmatória (AFC). A AFE tem por objetivo identificar estruturas latentes a partir dos dados, sem uma definição pré estabelecida dos fatores. Por outro lado, a AFC busca confirmar uma estrutura fatorial previamente definida, sua principal finalidade é avaliar o grau de ajustamento entre os dados observados e um modelo formulado a partir da teoria que o embasa ou em pesquisas anteriores (BROWN; MOORE, 2012).

No presente estudo, a AFC é utilizada para avaliar instrumentos de mensuração de *burnout* com base nos dados provenientes de uma amostra coletada no contexto húngaro. O modelo confirmatório é frequentemente representado de forma gráfica para facilitar a compreensão de sua estrutura e da relação entre itens e fatores, bem como as possíveis relações entre os próprios fatores (HAIR et al., 2009). Nesse tipo de diagrama, utilizam-se formas geométricas como quadrados, círculos e setas para representar a estrutura do modelo fatorial.

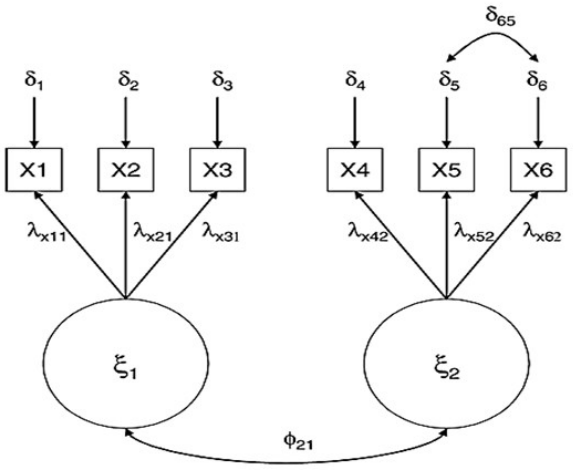


Figura 1: Exemplo de representação gráfica de modelo da AFC. Fonte: Brown (2015).

A Figura 1 ilustra um exemplo dessa estrutura, na qual os constructos (fatores latentes) são representados por figuras circulares, identificados por ξ, enquanto os itens

aparecem em formas retangulares, indicados pela letra "X". As setas que partem dos fatores latentes em direção às variáveis observadas indicam as cargas fatoriais, representadas pelos parâmetros identificados por λ, que expressam a relação entre os fatores e seus respectivos indicadores. Nos modelos de Análise Fatorial Confirmatória, as variáveis observadas são explicadas pelos fatores comuns, com a adição de uma parcela não explicada, correspondente aos erros associados a cada item e representados por δ. Além disso, também é apresentada a covariância entre os fatores latentes, simbolizada por ϕ_{21}, assim como a correlação entre os erros dos itens X5 e X6, representada por δ_{65}.

O modelo da Análise Fatorial Confirmatória pode ser descrito por

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta}, \tag{2.1.1}$$

onde $\mathbf{X}$ é o vetor de variáveis observadas, $\boldsymbol{\Lambda}$ é a matriz de cargas fatoriais (pesos), $\boldsymbol{\xi}$ é o vetor de fatores latentes e $\boldsymbol{\delta}$ é o vetor de erros dos itens.

O processo de estimação da AFC é baseado na comparação entre a matriz observada e a matriz ajustada, também chamada de matriz implícita. Essa comparação é fundamental, pois permite avaliar o quão bem o modelo teórico proposto consegue reproduzir as relações empíricas observadas nos dados. A matriz observada representa as covariâncias ou correlações, caso padronizada, entre os itens da escala, obtidas diretamente dos dados. Já a matriz ajustada é gerada a partir das equações estruturais que relacionam os fatores latentes às variáveis observadas, com base nos parâmetros a serem estimados (BROWN, 2015).

A matriz ajustada ao modelo $\boldsymbol{\Sigma}$ é dada por

$$\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}^{\top} + \boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{\delta}}, \tag{2.1.2}$$

onde $\boldsymbol{\Lambda}$ é a matriz de cargas fatoriais (pesos), $\boldsymbol{\Phi}$ é a matriz de covariância entre os fatores latentes e $\boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{\delta}}$ é a matriz com a variância residual dos itens.

A Figura 2 apresenta um exemplo de modelo de AFC com a matriz de covariância correspondente.

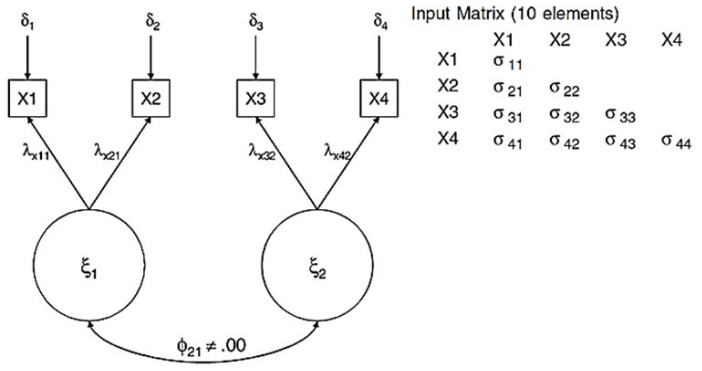


Figura 2: Exemplo de uma matriz de covariância para AFC. Fonte: Brown (2015).

No modelo apresentado, dois indicadores carregam em um mesmo fator latente (e não possuem cargas em outros fatores), com isso, a covariância prevista pelo modelo entre esses dois indicadores corresponde ao produto de suas cargas fatoriais e da variância do fator. Por exemplo, considerando os indicadores $X1$ e $X2$, que carregam apenas no fator ξ_1, a covariância entre eles no modelo implícito é dada por

$$COV(X1, X2) = \sigma_{21} = \lambda_{11}\phi_{11}\lambda_{21}. \tag{2.1.3}$$

Caso os dois indicadores carreguem em fatores diferentes (e não apresentem cargas cruzadas em outros fatores), a covariância prevista pelo modelo é dada pelo produto das cargas fatoriais e da covariância entre os fatores. Por exemplo, para os indicadores $X2$ e $X3$, que carregam no ξ_1 e ξ_2, respectivamente, a covariância implícita do modelo é

$$COV(X2, X3) = \sigma_{32} = \lambda_{21}\phi_{21}\lambda_{32}. \tag{2.1.4}$$

Em sequência, se a especificação do modelo incluir uma covariância entre os erros dos indicadores, essa estimativa deve ser adicionada para produzir a covariância do modelo implícito para os indicadores. Sendo a covariância entre os erros de $X3$ e $X4$, denotada por δ_{34}, a covariância total prevista entre esses dois indicadores será

$$COV(X3, X4) = \sigma_{43} = \lambda_{32}\phi_{22}\lambda_{42} + \delta_{34}. \tag{2.1.5}$$

Da mesma forma, todos os parâmetros da matriz apresentada são composições de parâmetros que serão estimados no modelo. O procedimento de estimação busca definir os valores para esses parâmetros que melhor refletem a matriz empírica observada.

Como mencionado anteriormente, a AFC tem como objetivo encontrar os valores

dos parâmetros ($\boldsymbol{\Lambda}$, $\boldsymbol{\Phi}$, $\boldsymbol{\Theta_\delta}$) que minimizem a discrepância entre $\boldsymbol{\Sigma}$ e $\boldsymbol{S}$, geralmente por meio da função de máxima verossimilhança, representada por

$$F_{ML} = \ln|\boldsymbol{\Sigma}| - \ln|\boldsymbol{S}| + \mathrm{tr}(\boldsymbol{S\Sigma^{-1}}) - p, \tag{2.1.6}$$

onde $\boldsymbol{\Sigma}$ é a matriz ajustada ao modelo, $\boldsymbol{S}$ é a matriz observada da amostra e p é o número de variáveis observadas.

A função F_{ML} mede a discrepância entre o modelo teórico e os dados observados e, em modelos sobre-identificados, em que o número de parâmetros a serem estimados é menor do que as informações disponíveis nos dados, seu valor é diretamente proporcional à estatística qui-quadrado de ajuste, calculada por

$$\chi^2 = (N-1)F_{ML}, \tag{2.1.7}$$

a qual segue uma distribuição χ^2 sob a hipótese de que o modelo é verdadeiro, sendo N o tamanho da amostra.

Na avaliação do ajuste do modelo são consideradas as estatísticas χ^2_{T} e χ^2_{B}. A estatística χ^2_{T} avalia o ajuste global do modelo ao comparar a matriz de covariâncias observada com a matriz reproduzida pelo modelo. Um valor de χ^2_{T} não significativo sugere bom ajuste, embora esse teste seja altamente sensível ao tamanho da amostra. Além do qui-quadrado de ajuste ao modelo teórico, também é citado o qui-quadrado do modelo nulo (χ^2_{B}), que avalia o ajuste de um modelo extremamente restritivo, no qual se assume que não há correlação entre as variáveis observadas (BROWN, 2015).

Nos modelos de AFC, é importante verificar o número de informações disponíveis nos dados para determinar o grau de identificação do modelo. Um modelo é considerado subidentificado quando o número de parâmetros a serem estimados é maior do que o número de informações conhecidas. Nessa situação, o modelo não pode ser solucionado, pois existem infinitas combinações de parâmetros capazes de reproduzir os dados observados. Um modelo justamente identificado apresenta um número de parâmetros exatamente igual ao de informações conhecidas. Nesses casos, existe um único conjunto possível de estimativas que reproduz a matriz observada, não sendo possível avaliar a qualidade desse ajuste. Por fim, em um modelo sobre-identificado existe um único conjunto de estimativas dos parâmetros que melhor reproduz os dados, essa condição permite a avaliação da adequação do modelo através dos índices de ajuste (BROWN, 2015).

O número de graus de liberdade (df) representa a diferença entre o número de

informações disponíveis na matriz de entrada e o número de parâmetros a serem estimados. Na Figura 2, o modelo apresenta dois fatores latentes (ξ_1 e ξ_2) e quatro variáveis observadas (X1 a X4). Como cada variável possui uma variância e cada par de variáveis possui uma covariância, o total de informações disponíveis na matriz de entrada é 10, esse valor é obtido conforme a expressão

$$\begin{aligned} a &= p(p+1)/2 \\ &= 4(4+1)/2 \\ &= 10. \end{aligned} \tag{2.1.8}$$

onde p é o número de variáveis observadas.

Por outro lado, o modelo possui 9 parâmetros a serem livremente estimados: quatro cargas fatoriais (λ), quatro variâncias de erro (δ) e uma covariância entre os fatores (ϕ_{21}). Dessa forma, o número de graus de liberdade é obtido pela diferença entre os elementos conhecidos e os parâmetros estimados, resultando em

$$\begin{aligned} df &= a - b \\ &= 10 - 9 \\ &= 1. \end{aligned} \tag{2.1.9}$$

Esse resultado caracteriza o modelo como sobre-identificado, o que é uma condição necessária para que se possa testar empiricamente o ajuste do modelo aos dados. Nas situações em que o número de parâmetros é igual ou maior do que o número de informações disponíveis, os testes não podem ser realizados.

2.1.1 Índices de Adequação do Modelo

A adequação do modelo pode ser avaliada por meio dos índices de ajuste, tais como Comparative Fit Index (CFI), Tucker-Lewis Index (TLI), Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) e Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) (BROWN; MOORE, 2012).

O **Comparative Fit Index (CFI)** avalia a qualidade do modelo proposto ao comparar a discrepância entre os dados observados e o modelo hipotético. Esse índice

ajusta o impacto do tamanho amostral, que afeta diretamente o teste do qui-quadrado, além de considerar a comparação com um modelo nulo por meio do índice de ajuste normalizado. Os valores do CFI variam entre 0 e 1, sendo que valores mais elevados indicam melhor ajuste do modelo. Segundo a literatura, valores iguais ou superiores a 0,95 são considerados indicativos de um ótimo ajuste e valores superiores a 0,90 são considerados aceitáveis.

O CFI é calculado por

$$CFI = 1 - \frac{max[(\chi_T^2 - df_T), 0]}{max[(\chi_T^2 - df_T), (\chi_B^2 - df_B), 0]}, \tag{2.1.10}$$

onde

- χ_T^2 representa valores χ^2 associados com o modelo proposto;
- df_T simboliza os graus de liberdade do modelo proposto;
- χ_B^2 representa valores χ^2 associados com o modelo base ou nulo;
- df_B simboliza os graus de liberdade do modelo base.

O **Tucker-Lewis Index (TLI)** é um índice que avalia a discrepância entre o valor do qui-quadrado obtido para o modelo hipotético e aquele referente ao modelo nulo (HU; BENTLER, 1999).

A fórmula do TLI é dada por

$$TLI = \frac{\frac{\chi_B^2}{df_B} - \frac{\chi_T^2}{df_T}}{\frac{\chi_B^2}{df_B} - 1}, \tag{2.1.11}$$

tendo como base as mesmas medidas e limites indicadores que o CFI.

A **Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)** busca evitar problemas de tamanho da amostra ao avaliar a discrepância entre o modelo teórico e a matriz de covariância observada na amostra. Os valores do RMSEA variam entre 0 e 1, sendo que resultados mais próximos de zero indicam um melhor ajuste do modelo aos dados. De modo geral, valores inferiores a 0,05 são interpretados como indicativos de um bom ajuste, valores entre 0,05 e 0,08 sugerem um ajuste aceitável e valores superiores a 0,10 são considerados evidência de um ajuste inadequado (FABRIGAR et al., 1999). O RMSEA é calculado por

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi^2_T - df_T}{N}}. \tag{2.1.12}$$

O **Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)** avalia a diferença entre as correlações observadas e as correlações estimadas pelo modelo, após padronização. Em regra geral, o SRMR assume valores entre 0 e 1. Valores mais próximos de zero indicam que o modelo apresenta boa capacidade de reproduzir as correlações entre as variáveis observadas. De acordo com Hu e Bentler (1999), um valor de SRMR inferior a 0,08 é geralmente considerado como indicativo de um bom ajuste.

Esse índice é definido como

$$SRMR = \sqrt{\frac{2}{p(p+1)} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{i} \left(\frac{S_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{\sqrt{S_{ii} S_{jj}}} \right)^2}, \tag{2.1.13}$$

onde

- p é o número de variáveis observadas;
- S_{ij} é a covariância observada entre as variáveis i e j ;
- $\hat{\sigma_{ij}}$ é a covariância estimada pelo modelo entre as variáveis i e j;
- S_{ii} é a variância observada da variável i;
- Sjj é a variância observada da variável j.

Uma vez que os índices de adequação não indicam um bom ajuste do modelo, é possível propor transformações pontuais a partir da análise dos índices de modificação. Segundo Brown (2015), o **Índice de Modificação (*Modification Index*)** é derivado do multiplicador de Lagrange e avalia o impacto de modificações univariadas, ou seja, esses índices estimam o quanto o valor total do qui-quadrado diminuiria se determinado parâmetro fosse livremente estimado. Nesse sentido, ele ajuda no processo de detecção de modificações pontuais que podem aprimorar a qualidade do modelo analisado.

Por exemplo, no caso de uma correlação residual entre dois itens, se o índice de modificação assumir o valor 35, isso significa que, caso a covariância entre esses itens fosse estimada livremente, o valor do χ^2 do modelo cairia aproximadamente 35 unidades. Dessa forma, valores elevados sinalizam relações específicas cuja inclusão traria uma melhora substancial no ajuste global.

Esse índice é equivalente a um teste χ^2 com 1 grau de liberdade, e valores a partir de 3,84 já indicam que a inclusão da relação levaria a uma melhora significativa do ajuste. Na prática, Brown (2015) sugere que esse limite costuma ser arredondado para 4,0, sendo o ponto de corte mais utilizado em avaliações de AFC. Entretanto, é recomendado que as modificações propostas sejam guiadas não apenas pelo valor do índice de modificação, mas por fundamentos teóricos e pela coerência psicométrica da escala analisada, para que não sejam gerados modelos inflados ou poucos replicáveis.

2.2 Modelagem por Equações Estruturais

A Modelagem por Equações Estruturais (MEE) constitui uma abordagem estatística multivariada que integra princípios da análise fatorial e da regressão múltipla, permitindo estimar simultaneamente uma série de relações de dependência entre variáveis observadas e latentes. Segundo Amorim et al. (2012), a MEE possibilita representar modelos teóricos complexos, nos quais se avaliam tanto as relações diretas e indiretas entre construtos quanto os erros de mensuração associados a cada variável observada.

A MEE divide-se em duas partes: o modelo de mensuração, que descreve como as variáveis observadas representam os fatores latentes, e o modelo estrutural, que expressa as relações de dependência entre os fatores. Essa distinção permite isolar a variância atribuída ao erro de mensuração e estimar com maior precisão os efeitos estruturais entre os construtos. A fórmula do modelo estrutural pode ser expressa por

$$\mathbf{y} = \alpha + \mathbf{B}\mathbf{y} + \mathbf{\Gamma}\mathbf{x} + \zeta \tag{2.2.1}$$

em que $\mathbf{y}$ representa o vetor $p \times 1$ de variáveis endógenas proposto, $\mathbf{x}$ o vetor $q \times 1$ de variáveis exógenas, $\mathbf{B}$ 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, α é o vetor $p \times 1$ que representa os interceptos estruturais e ζ o vetor de erros estruturais, cuja covariância é dada por $\text{cov}(\zeta) = \Psi$.

A Figura 3 apresenta um exemplo da composição de um modelo de equações estruturais. À esquerda, observa-se o primeiro modelo de mensuração, no qual as variáveis observadas $(X_1, X_2, \ldots, X_5)$ estão relacionadas a dois fatores latentes (ξ_1 e ξ_2), que representam traços exógenos (ou independentes), cada um associado aos respectivos erros de mensuração δ_i. À direita, o segundo modelo ilustra a associação entre um fator latente endógeno (dependente) η_1 e as variáveis observadas Y_1 e Y_2, vinculadas aos erros ε_1 e

ε_2. Por fim, na parte inferior do diagrama, o modelo estrutural representa as relações causais entre os fatores latentes (ξ_1, ξ_2) e (η_1), assim como o erro estrutural ζ, conforme representado pela equação estrutural.

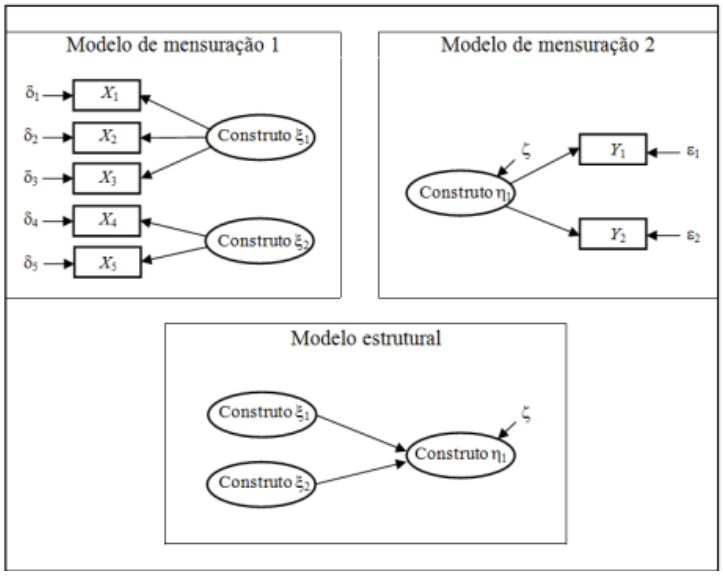


Figura 3: Exemplo de diagrama de caminhos para um modelo convencional em MEE. Fonte: Amorim et al. (2012).

Como observado no exemplo, a AFC representa uma parte da Modelagem por Equações Estruturais, e corresponde à etapa em que se avalia o modelo de mensuração. Assim, os procedimentos empregados para estimar parâmetros e avaliar indicadores de qualidade do ajuste são os mesmos utilizados na MEE como um todo, incluindo a interpretação dos índices de ajuste, a análise de resíduos, utilização de índices de modificação e avaliação da validade dos construtos.

2.3 Análise de Fidedignidade

A fidedignidade, ou confiabilidade, é a capacidade em reproduzir um resultado de forma consistente no tempo e no espaço e refere-se, principalmente, à estabilidade, consistência interna e equivalência de uma medida (SOUZA; ALEXANDRE; GUIRARDELLO, 2017). O coeficiente Alfa de Cronbach é uma das medidas utilizadas para avaliar a consistência interna, essa medida avalia o grau de correlação entre as respostas dos itens de um questionário, indicando se estão mensurando o mesmo constructo. Os valores de α variam entre 0 e 1, sendo que um valor próximo de 0 indica ausência de consistência interna, ou seja, os itens não estão correlacionados, enquanto um valor próximo de 1 indica alta consistência interna, os itens estão altamente correlacionados. De modo geral,

considera-se que valores entre 0,70 e 0,95 são aceitáveis (LANDIS; KOCH, 1977). Resultados superiores a 0,95, por outro lado, podem sinalizar a existência de itens redundantes, ou seja, com conteúdos excessivamente semelhantes. A fórmula do alfa de Cronbach é expressa por

$$\alpha = \frac{k}{k-1}\left\{1 - \frac{\sum_{i=1}^{k} s_i^2}{s_T^2}\right\}, \tag{2.3.1}$$

onde

- k é o número de itens;
- $\sum_{i=1}^{n} s_i^2$ é a soma das variâncias dos n itens;
- s_T^2 é a variância total dos escores do teste.

3 Metodologia

3.1 Conjunto de dados

O banco de dados contém informações de uma amostra de 1.576 professores húngaros do ensino médio, que responderam a um questionário composto por duas escalas que mensuram *burnout*, sendo elas a Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI) e a Maslach Burnout Inventory (MBI), além de outras escalas que avaliam traços latentes correlacionados. Foram mensurados os seguintes traços latentes: uso problemático da internet (Problematic Internet Use Questionnaire - PIUQ), qualidade de vida relacionada à saúde (EuroQol-5), depressão (Beck Depression Inventory - BDI) e insônia (Athens Insomnia Scale - AIS). Os dados foram obtidos a partir de uma fonte secundária, disponibilizada publicamente em um repositório digital disponível no Mendeley Data, não havendo informações disponíveis a respeito do período de coleta da amostra.

Além disso, os participantes da pesquisa responderam a itens relativos a características sociodemográficas, como gênero, idade, estado civil, número de filhos, escolaridade, anos de trabalho e carga horária semanal de trabalho. Também foram avaliadas condições de saúde, como uso regular de medicação, tabagismo, consumo de álcool, uso de substâncias, presença de diabetes, hipertensão, doenças cardíacas, distúrbios musculoesqueléticos, câncer, transtornos mentais, deficiências e do estado geral de saúde (Current Health Status - CHS). Quanto ao uso da internet, foram analisados o tempo diário de uso da internet, bem como aos intervalos e objetivos de navegação.

3.2 Instrumentos Utilizados

Maslach Burnout Inventory (MBI)

O instrumento Maslach Burnout Inventory (MBI) apresenta três versões distintas, desenvolvidas para diferentes contextos ocupacionais: a *MBI - Service Human Survey (MBI-HSS)*, voltada a profissionais da área da saúde e de serviços humanos; a *MBI - Educators Survey (MBI-ES)*, direcionada a docentes; e a *MBI - General Survey (MBI-GS)*, adaptada para trabalhadores de outras categorias profissionais.

Nesse estudo será utilizada a versão *MBI-ES*, por se tratar da versão destinada a profissionais da educação. A escala é composta por 22 itens, avaliados em uma escala

Likert de 7 pontos, variando de 0 (nunca) a 6 (todos os dias). A estrutura fatorial é dividida em três fatores: exaustão emocional (itens 1, 2, 3, 6, 8, 13, 14, 16 e 20), baixa realização pessoal (itens 4, 7, 9, 12, 17, 18, 19 e 21) e despersonalização (itens 5, 10, 11, 15 e 22). Além disso, é importante destacar que a MBI-ES é uma escala comercial e seu acesso requer licença e pagamento dos direitos autorais, não sendo disponibilizada para pesquisas acadêmicas.

Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI)

O instrumento Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI) é constituído por 10 itens (Quadro 1), avaliados em uma escala Likert de 4 pontos, sendo 1 "discordo totalmente" e 4 "concordo totalmente". A estrutura fatorial é dividida em dois fatores: exaustão, cansaço físico e emocional relacionado ao trabalho; e desengajamento, falta de motivação para o trabalho e despersonalização intensa. Com base no alfa de Cronbach, os fatores apresentaram consistência interna maior que 0,7 (MéSZáROS et al., 2020).

Quadro 1: Itens da escala MOLBI.

1. (DG) Encontro aspectos interessantes no meu trabalho.
2. (EE) Sinto-me cansado antes do trabalho.
3. (DG) Falo sobre meu trabalho de forma depreciativa.
4. (EE) Após o trabalho, preciso de mais tempo para relaxar.
5. (EE) Suporto bem a pressão do trabalho.
6. (DG) Penso menos e executo as tarefas de forma mecânica.
7. (DG) Perdi meu vínculo interno com o trabalho.
8. (EE) Após o trabalho, tenho energia.
9. (EE) Após o trabalho, sinto-me desgastado.
10. (DG) Estou engajado no trabalho.

Fonte: Mészáros et al. (2020). *Dimensionality of burnout – Is the Mini Oldenburg Burnout Inventory suitable for measuring separate burnout dimensions?*. Disponível em: ⟨https://real.mtak.hu/132877/1/article-p323.pdf?⟩.

Análise de Dados

A análise foi conduzida no *software RStudio*, versão 4.5.2, utilizando principalmente os pacotes *psych* e *lavaan*. O pacote *psych* foi utilizado para a condução da Análise Fatorial Exploratória (AFE), o que possibilitou examinar empiricamente a distribuição dos itens e identificar a quantidade de fatores que melhor representavam a estrutura interna das escalas de forma preliminar. Para esse procedimento, foi adotado o método de extração dos eixos principais e rotação promax.

Em seguida, foi realizada a Análise Fatorial Confirmatória (AFC) por meio do

pacote *lavaan*. Considerando que os itens das escalas são ordinais, utilizou-se o método de estimação robusto WLSMV *(Weighted Least Squares Mean and Variance Adjusted)*, o que permite ao *lavaan* tratar adequadamente as categorias ordinais. A avaliação dos modelos foi guiada pelos principais índices globais de ajuste recomendados na literatura, sendo eles o CFI, TLI, RMSEA e SRMR. Com base nesses parâmetros, foram inspecionados os índices de modificação, que auxiliaram na identificação de itens que apresentaram dependências residuais. A partir desses modelos, verificou-se a consistência das dimensões obtidas pelos dados e a remoção de itens que prejudicavam o ajuste final.

4 Resultados

4.1 Análise Descritiva

4.1.1 Variáveis Sociodemográficas

A Tabela 1 apresenta a distribuição das características sociodemográficas dos participantes do estudo. É possível observar uma predominância do gênero feminino (66,9%) e de indivíduos que possuem três e quatro anos de trabalho (48,2%). A distribuição etária demonstra concentração nas faixas de 36 a 45 anos (32,2%) e 26 a 35 anos (28,9%). Quanto ao estado civil, predominaram os participantes casados (59,8%), seguidos por solteiros, aqueles em relacionamento estável e divorciados. Em relação ao número de filhos, cerca de metade dos participantes declararam ter de 2 a 3 filhos. O nível de escolaridade revelou um grupo altamente qualificado, com 96,0% dos participantes possuindo ensino superior completo. Em relação à escala de trabalho, a maior parte (87,3%) atua em regime de tempo integral. De modo geral, o perfil sociodemográfico dos participantes é caracterizado por adultos com elevada escolaridade, tempo significativo de dedicação profissional e vínculos familiares estáveis, elementos que podem refletir em diferentes dimensões da percepção e manifestação do *burnout*.

Tabela 1: Distribuição sociodemográfica dos participantes

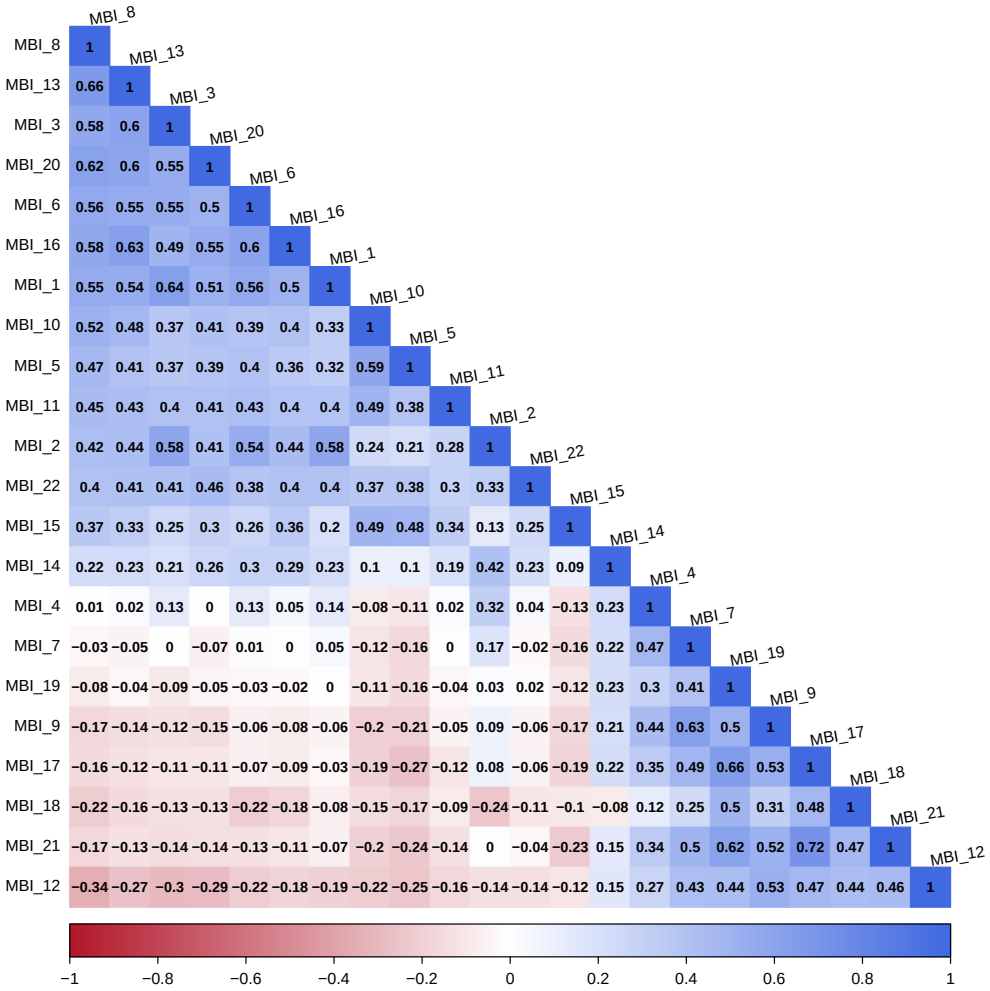
	n	%		n	%
Gênero			**Tempo de Trabalho em anos**		
Feminino	1054	66,9	Entre 1 e 2	204	13,0
Masculino	522	33,1	Entre 3 e 4	760	48,2
			5 ou mais	612	38,8
Idade			**Escolaridade**		
Entre 18 e 25 anos	28	1,8	Ensino Fundamental	5	0,3
Entre 26 e 35 anos	199	12,6	Ensino Médio	57	3,6
Entre 36 e 45 anos	523	33,2	Ensino Superior	1513	96,0
Entre 46 e 55 anos	521	33,1	Pós-Graduação	1	0,1
Entre 56 e 62 anos	235	14,9			
Mais de 62 anos	70	4,4			
Estado Civil			**Escala de Trabalho**		
Solteiro	221	14,0	Tempo integral	1376	87,3
Companheiro	227	14,4	Meio período	200	12,7
Casado	942	59,8			
Divorciado	186	11,8			
Número de filhos					
Entre 0 e 1	720	45,7			
Entre 2 e 3	849	53,9			
Entre 4 e 5	7	0,5			

4.1.2 Correlação entre os itens

A Figura 4 apresenta a matriz de correlações entre os itens da escala MBI. De modo geral, é possível observar um padrão de correlações moderadas a altas entre itens pertencentes a uma mesma dimensão, reforçando a consistência interna do instrumento. Os itens referentes à dimensão de exaustão emocional (itens 1, 2, 3 ,6, 8, 13, 14 e 16) apresentaram correlações positivas entre si, variando em torno de valores relativamente altos. Esse resultado indica que sentimentos de cansaço físico e emocional tendem a ocorrer de maneira simultânea, confirmando a coerência teórica da dimensão. Porém, esses mesmos itens apresentam correlações negativas com aqueles que compõem a dimensão de realização pessoal (itens 4, 7, 9, 12, 17, 18, 19 e 21), evidenciando que níveis mais

elevados de exaustão estão associados à menor satisfação profissional. A dimensão de despersonalização (itens 5, 10, 11, 15 e 22) apresentou correlações positivas moderadas, sugerindo que comportamentos de distanciamento e indiferença emocional com relação ao trabalho tendem a se manifestar de forma conjunta. Além disso, esses itens se correlacionam negativamente com os de realização pessoal, o que reforça a relação inversa entre o envolvimento afetivo e a percepção de eficácia profissional.

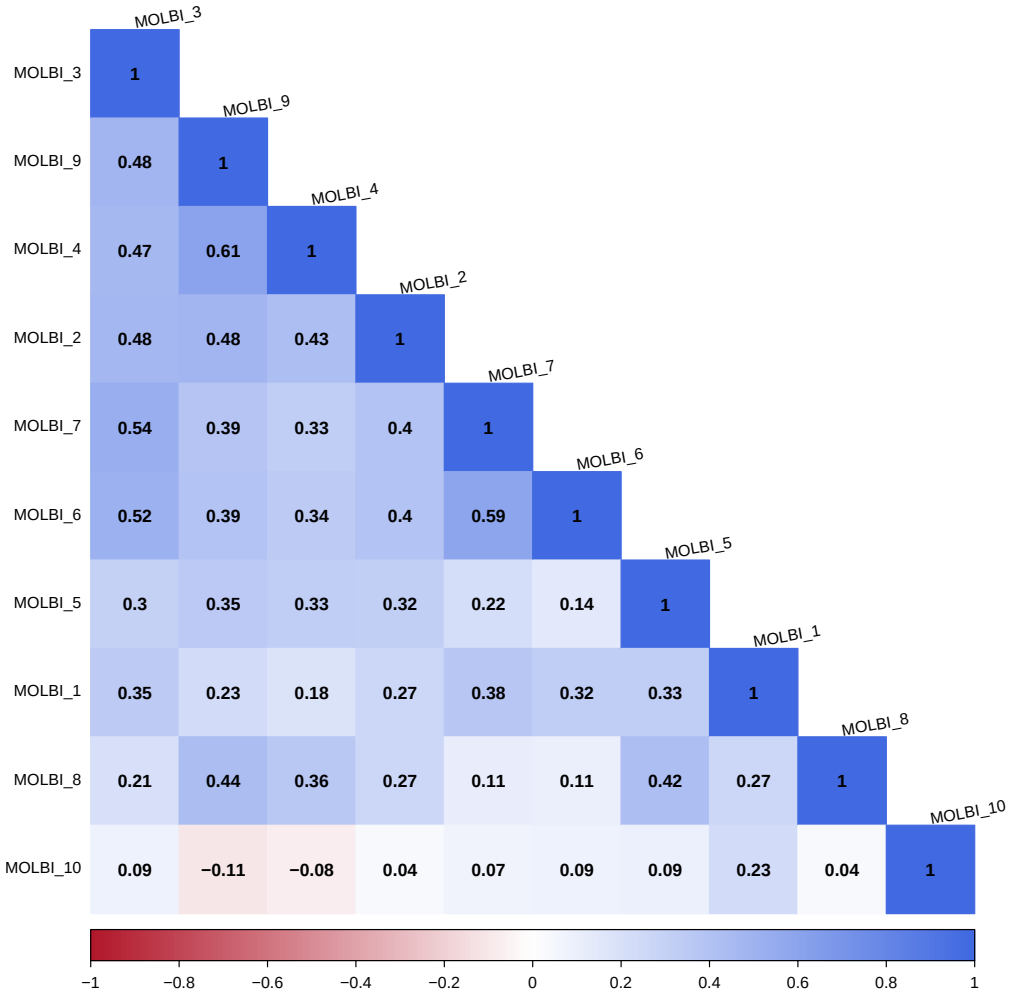
Figura 4: Correlações entre dos itens da MBI



A Figura 5 apresenta a matriz de correlação entre os itens da escala MOLBI. De forma geral, percebe-se um padrão de correlações mais homogêneo entre os itens quando comparado à MBI. Os itens que integram a dimensão de exaustão (itens 2, 4, 5, 8 e 9) apresentaram correlações positivas de baixa a moderada magnitude, especialmente entre os itens 2, 4 e 9. Por outro lado, os itens 5 e 8, que representam aspectos de resistência

à pressão e energia, mostraram correlações mais fracas com os demais. Em relação à dimensão de desengajamento (itens 1, 3, 6, 7 e 10), observa-se um padrão com correlações predominantemente fracas. Os itens 3, 6 e 7 apresentam as correlações mais consistentes dentro da dimensão, representando a perda de vínculo e afeto em relação ao trabalho. O item 1, por sua vez, apresentou correlações discretas, enquanto o item 10 destacou-se negativamente, com coeficientes muito baixos. Esse resultado sugere baixa convergência e fragilidade psicométrica desse item, indicando que ele pode não capturar adequadamente o constructo de desengajamento.

Figura 5: Correlações entre dos itens da MOLBI



4.2 Análise Fatorial Confirmatória

4.2.1 Maslach Burnout Inventory (MBI)

A Análise Fatorial Confirmatória (AFC) foi conduzida para verificar o ajuste do modelo da MBI em relação aos dados da amostra, considerando as dimensões de Exaustão Emocional, Despersonalização e Realização Pessoal. Ao estimar o modelo teórico, os índices de qualidade de ajuste ficaram abaixo dos valores recomendados na literatura, indicando que o modelo original não se ajustou adequadamente aos dados (Tabela 2). Diante desse resultado, foram analisados os índices de modificação a fim de identificar possíveis correlações e itens com comportamento inadequado no modelo. Na primeira etapa, foi observado que os itens 2, 12 e 14 apresentaram altos índices de modificação, indicando sobreposição de conteúdo com outros fatores e comprometendo a validade, assim, optou-se pela exclusão desses itens.

Após a retirada dos itens citados acima, o modelo foi novamente ajustado, porém os índices de qualidade de ajuste ainda não estavam dentro das faixas esperadas. Nessa segunda etapa, verificou-se também que o item 18 apresentava contribuição limitada à estrutura fatorial, além de indicar melhora nos índices de ajuste quando removido, dessa forma, decidiu-se pela exclusão desse item. Em um novo ajuste, ainda sem indicativo de bom ajuste do modelo, verificou-se que o maior índice de modificação era entre os itens 7 e 9, o que sugere compartilhamento de variância não explicada pelos fatores latentes. Assim, foi incluída uma covariância entre os erros desses itens, conforme recomendado por Brown (2015).

Após essas modificações, observou-se uma melhora nos índices de ajuste, embora o modelo ainda não tenha atingido os valores ideais para a confirmação da estrutura teórica, conforme indicado pelo RMSEA $> 0,080$, que é o valor recomendado pela literatura. Dessa forma, optou-se por manter o modelo modificado como base para as análises subsequentes, ainda que não confirme integralmente o modelo teórico original da MBI. Os resultados obtidos nos índices de ajuste estão representados na Tabela 2.

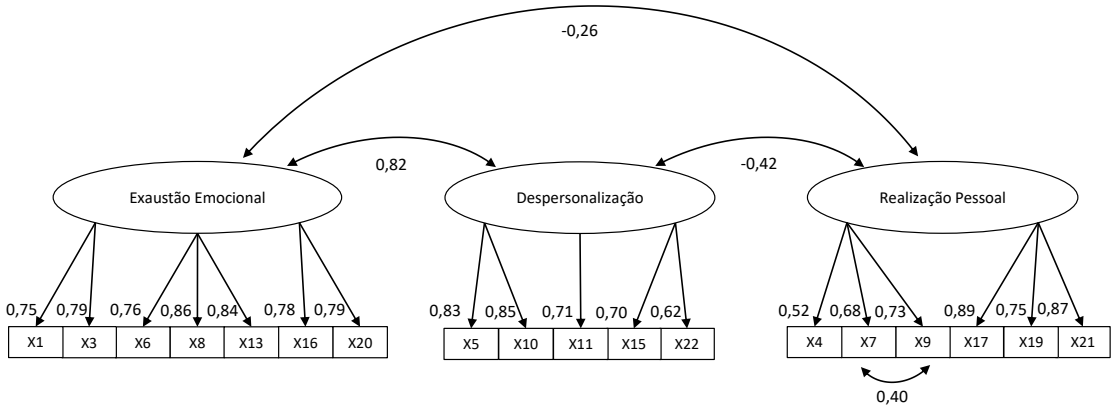
Tabela 2: Índices de ajuste da Escala MBI.

Modelo	χ^2/gl	CFI	TLI	RMSEA	IC 90% RMSEA	SRMR
Modelo Original	25,76	0,859	0,841	0,125	0,122–0,128	0,097
Modelo Modificado 1	16,39	0,928	0,917	0,099	0,095–0,102	0,071
Modelo Modificado 2	15,47	0,938	0,928	0,096	0,092–0,100	0,068
Modelo Final	14,26	0,943	0,934	0,092	0,088–0,095	0,067

As cargas fatoriais estimadas permaneceram majoritariamente acima de 0,60 em todas as dimensões, evidenciando boa adequação dos itens aos seus construtos (Figura 6). Segundo Hair et al. (2019), é recomendado que as cargas apresentem um valor de pelo menos 0,50, sendo preferível que atinjam 0,70 para assegurar validade convergente adequada. No fator Exaustão Emocional, as cargas variam entre 0,75 e 0,86, no fator Despersonalização, entre 0,62 e 0,85, e no fator Realização Pessoal, entre 0,52 e 0,89.

As correlações entre os fatores indicam uma associação positiva elevada entre Exaustão Emocional e Despersonalização (0,82), refletindo a relação entre cansaço emocional e sentimentos de despertencimento. Além disso, há correlações negativas entre Exaustão Emocional e Realização Pessoal $(-0,26)$, e entre Despersonalização e Realização Pessoal $(-0,42)$, indicando que níveis mais altos de exaustão ou despersonalização se associam a menor percepção de realização profissional.

Figura 6: Estrutura fatorial da MBI



4.2.2 Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI)

Em seguida, foi realizada a AFC para a escala MOLBI, composta pelos fatores Desengajamento e Exaustão. A estrutura inicial da escala compreendia dez itens, sendo cinco para o fator Exaustão e cinco para Desengajamento. Entretanto, a estimação com

base no modelo proposto pela teoria apresentou índices de ajuste insatisfatórios, sugerindo que a estrutura original não se ajustava adequadamente aos dados (Tabela 3).

Na primeira etapa, observou-se que os itens 1 ("Encontro aspectos interessantes no meu trabalho") e 10 ("Estou engajado no trabalho") apresentaram cargas fatoriais baixas e altas correlações cruzadas com outros fatores, comprometendo a validade do modelo, assim, optou-se por excluir esses dois itens. Na sequência, verificou-se um elevado índice de modificação relativo à inclusão de uma covariância entre os itens 5 ("Suporto bem a pressão do trabalho") e 8 ("Após o trabalho, tenho energia"), ambos relacionados à dimensão de Exaustão. Com base nisso, foi incluída uma covariância entre esses itens. De modo semelhante, os itens 6 ("Penso menos e executo as tarefas de forma mecânica") e 7 ("Perdi meu vínculo interno com o trabalho") apresentaram sobreposição dentro do fator Desengajamento com índice de modificação elevado, justificando a inclusão de uma covariância.

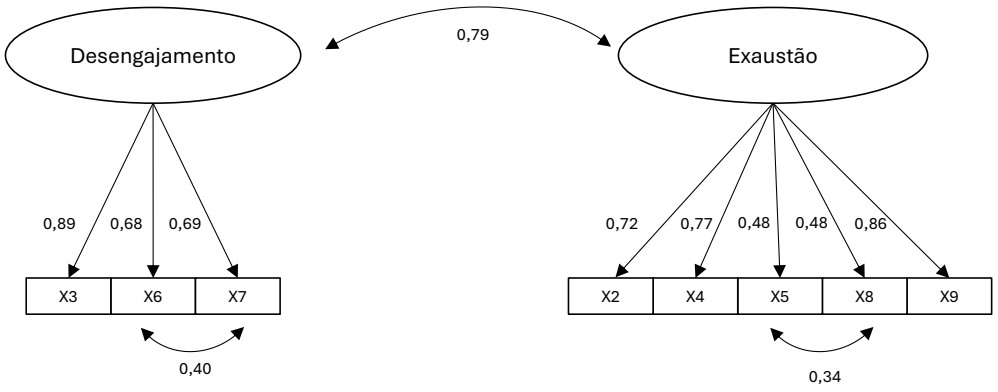
Após essas modificações, o modelo apresentou melhoria nos índices de ajuste, com valores mais próximos aos limites aceitáveis. Embora o modelo ajustado ainda não confirme integralmente a estrutura original proposta para a MOLBI, ele representa uma solução mais adequada aos dados empíricos e será mantido para as análises subsequentes. Os resultados obtidos nos índices de ajuste estão representados na Tabela 3.

Tabela 3: Índices de ajuste da Escala MOLBI.

Modelo	χ^2/gl	CFI	TLI	RMSEA	IC 90% RMSEA	SRMR
Modelo Original	35,07	0,893	0,858	0,147	0,140–0,154	0,083
Modelo Modificado 1	40,25	0,926	0,891	0,158	0,148–0,168	0,069
Modelo Modificado 2	30,73	0,947	0,917	0,137	0,128–0,147	0,055
Modelo Final	22,53	0,964	0,940	0,117	0,107–0,127	0,046

Os itens que compõem o fator Desengajamento apresentaram cargas fatoriais elevadas, variando entre 0,68 e 0,89, indicando que representam bem o construto (Figura 7). De modo semelhante, os itens do fator Exaustão exibiram cargas entre 0,48 e 0,86. A correlação estimada entre os dois fatores foi positiva e elevada (0,79), sugerindo que maiores níveis de exaustão tendem a ocorrer simultaneamente a maiores níveis de desengajamento.

Figura 7: Estrutura fatorial da MOLBI



4.3 Modelagem por Equações Estruturais

Após as análises fatoriais confirmatórias individuais da MBI e da MOLBI, foi proposto um modelo de equações estruturais integrando os fatores das duas escalas, com o objetivo de verificar a relação entre as dimensões do *burnout* mensuradas por instrumentos distintos. O modelo especificado compreendeu cinco fatores latentes: Exaustão Emocional – MBI, Despersonalização – MBI, Realização Pessoal – MBI, Exaustão – MOLBI e Desengajamento – MOLBI.

O modelo inicial foi estimado com base na estrutura teórica das escalas, mantendo apenas os itens que apresentaram bom desempenho psicométrico nas análises confirmatórias anteriores, ou seja, foram excluídos os itens 2, 12, 14 e 18 da MBI e os itens 1 e 10 da MOLBI, devido às suas baixas cargas fatoriais e altos índices de modificação, que comprometiam a validade do modelo. Além disso, foram incluídas as correlações entre itens.

Os valores indicaram bons índices de ajuste global, estando dentro dos parâmetros recomendados pela literatura. Os resultados obtidos nos índices de ajuste estão representados na Tabela 4.

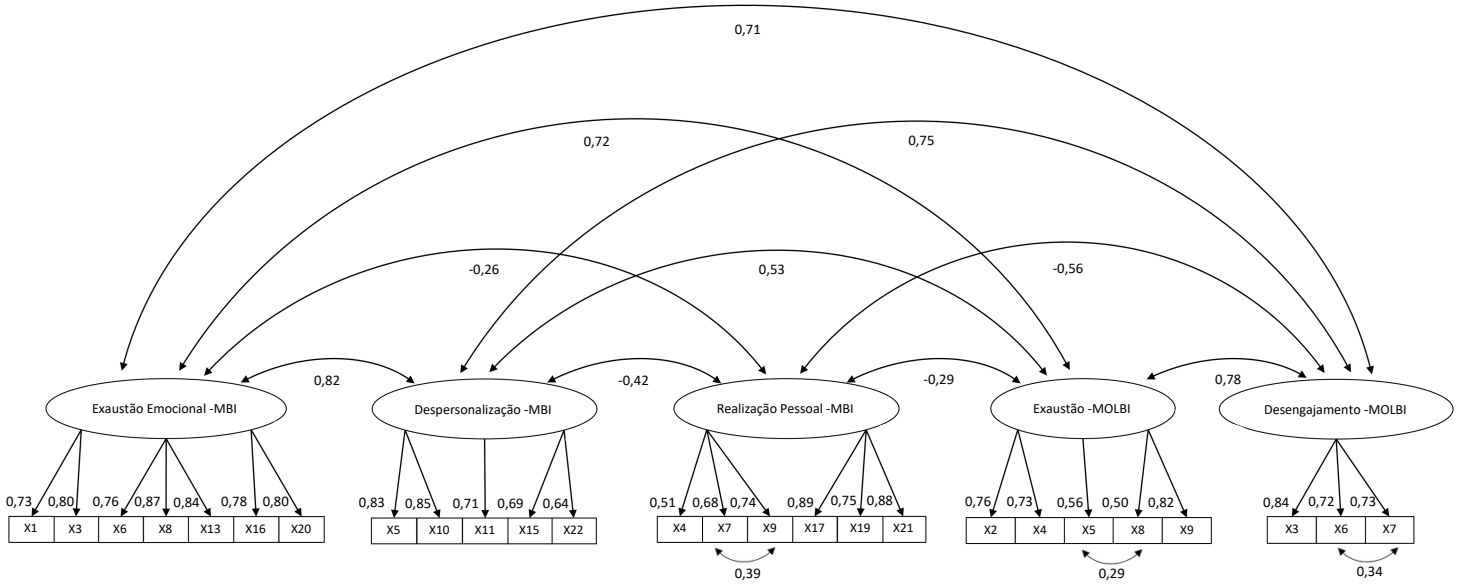
Tabela 4: Índices de ajuste do Modelo por Equações Estruturais.

χ^2/gl	CFI	TLI	RMSEA	IC 90% RMSEA	SRMR
10,11	0,935	0,926	0,076	0,074–0,079	0,059

Conforme ilustrado na Figura 8, as cargas fatoriais variam de 0,50 a 0,88, indicando que todos os itens apresentaram contribuições significativas para seus respectivos

fatores. A correlação global entre os fatores foi positiva entre as dimensões de exaustão e desengajamento, e negativa com a realização pessoal, reforçando a coerência teórica do modelo integrado.

Figura 8: Modelo de Equações Estruturais



É possível observar uma correlação positiva elevada entre Exaustão Emocional (MBI) e Exaustão (MOLBI), com valor de 0,72, indicando convergência entre as dimensões que expressam o esgotamento físico e emocional do trabalho. De modo semelhante, verificou-se forte correlação entre Despersonalização (MBI) e Desengajamento (MOLBI), com valor de 0,75, confirmando a proximidade teórica entre o distanciamento interpessoal e o desinteresse profissional. Já o fator Realização Pessoal (MBI) apresentou correlações negativas e moderadas com os demais, em especial com Desengajamento (r = –0,56) e Despersonalização (r = –0,42), refletindo sua natureza inversa em relação às outras dimensões do *burnout*. Em síntese, o modelo estrutural estimado demonstrou boa validade convergente, sustentando a hipótese de que as escalas MBI e MOLBI avaliam dimensões relacionadas, porém distintas, do fenômeno do *burnout*.

5 Conclusão

Este estudo teve como objetivo avaliar as propriedades psicométricas de dois inventários utilizados para mensuração do *burnout*, o Maslach Burnout Inventory (MBI) e o Mini Oldenburg Burnout Inventory (MOLBI). Com base nas análises conduzidas, não foram encontradas evidências de validade que confirmassem as estruturas fatoriais propostas originalmente por Maslach e Jackson (1981) e Thun, Fridner, Minucci e Lovseth (2014). Esses resultados diferem de estudos prévios, como o de Mészáros et al. (2020), que reportou evidências de validade para a MOLBI, e de Mallar e Capitão (2004), cujos resultados validam a estrutura tridimensional da MBI. No presente trabalho, ambas as escalas demandaram modificações para alcançar índices de ajuste minimamente aceitáveis, indicando que, em sua forma original, os modelos de mensuração não se ajustaram adequadamente ao conjunto de dados analisado.

Com a utilização da Análise Fatorial Confirmatória para a avaliação de evidências de validade das escalas, verificou-se nos dois casos que alguns itens apresentaram sobreposição de conteúdo na estrutura fatorial, justificando a exclusão dos mesmos. Além disso, novamente nos dois instrumentos, foi observado um elevado índice de modificação entre itens específicos, sendo realizada a inclusão de uma covariância residual entre eles. Embora essas modificações tenham melhorado os índices de ajuste, as estruturas finais ainda não reproduziram satisfatoriamente os modelos teóricos das escalas.

É importante destacar que os dados analisados utilizam uma base de dados secundária com levantamento realizado na Hungria entre profissionais da educação, o que implica que os instrumentos foram aplicados em um contexto sociocultural diferente daquele no qual foram originalmente desenvolvidos e validados. A ausência de evidências de validade pode ter causas distintas que são desconhecidas, porém uma possível causa é a falha no processo de tradução e adaptação cultural que não preservaram o significado dos itens, resultando em padrões divergentes da estrutura fatorial proposta pelos autores. Quando uma escala não apresenta validade adequada em um novo contexto cultural, os resultados obtidos a partir das comparações entre indivíduos utilizando essas medidas podem ser inviáveis ou equivocadas.

Nesse sentido, os resultados reforçam que instrumentos desenvolvidos em contextos culturais específicos não necessariamente apresentam validade universal, ressaltando a importância de investigações de invariância e adaptações transculturais das escalas MBI e MOLBI. Assim, este trabalho contribui para o avanço da literatura ao evidenciar que a avaliação do *burnout* deve considerar não apenas a consistência psicométrica das escalas,

mas também sua adequação ao contexto cultural e linguístico no qual são aplicadas, assegurando que interpretações e decisões fundamentadas nesses instrumentos sejam válidas e teoricamente sustentadas.

Referências

AMORIM, L. D. A. F. et al. Modelagem com equações estruturais: Princípios básicos e aplicações. Universidade Federal da Bahia, 2012. Disponível em: ⟨https://repositorio.ufba.br/bitstream/ri/17684/1/ebook_SEM_2012.pdf⟩.

ARTES, R.; BARROSO, L. P. *Métodos multivariados de análise estatística*. [S.l.]: Blucher, 2023.

BROWN, T. A. *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. 2nd. ed. [S.l.]: The Guilford Press, 2015.

BROWN, T. A.; MOORE, M. T. *Confirmatory factor analysis*. [S.l.]: Handbook of structural equation modeling, 2012.

FABRIGAR, L. et al. Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, v. 4, p. 272–299, 01 1999.

HAIR, J. F. et al. *Análise multivariada de dados*. [S.l.]: Bookman, 2009.

HAIR, J. J. F. et al. *Multivariate Data Analysis*. 8th. ed. [S.l.]: CENGAGE, 2019.

HU, L.-t.; BENTLER, P. M. Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural equation modeling: a multidisciplinary journal*, Taylor & Francis, v. 6, n. 1, p. 1–55, 1999.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, International Biometric Society, v. 33, n. 1, p. 159—-174, 1977.

MALLAR, S. C.; CAPITãO, C. G. Burnout e hardiness: um estudo de evidência de validade. *Psico-USF*, Universidade São Francisco, v. 9, n. 1, p. 19–29, 2004.

MéSZáROS, V. et al. Dimensionality of burnout – is the mini oldenburg burnout inventory suitable for measuring separate burnout dimensions? *Mentálhigiéné és Pszichoszomatika*, v. 21, n. 3, p. 323–338, 2020.

Organização Pan-Americana da Saúde. *CID: burnout é um fenômeno ocupacional*. 2019. Acesso em: 12 maio 2025. Disponível em: ⟨https://www.paho.org/pt/noticias/28-5-2019-cid-burnout-e-um-fenomeno-ocupacional⟩.

SCHUSTER, M. da S.; DIAS, V. da V. Oldenburg burnout inventory–validação de uma nova forma de mensurar burnout no brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, SciELO Public Health, v. 23, p. 553–562, 2018.

SOUZA, A. C. d.; ALEXANDRE, N. M. C.; GUIRARDELLO, E. d. B. Propriedades psicométricas na avaliação de instrumentos: avaliação da confiabilidade e da validade. *Epidemiologia e serviços de saúde*, SciELO Brasil, v. 26, p. 649–659, 2017.