

Reflexões e tendências

Construtos de segunda ordem em modelagem de equações estruturais com mínimos quadrados parciais: como especificar, estimar e avaliar

Second order constructs in applications of partial least squares structural equation modeling: how to specify, estimate and validate

Adonai José Lacruz^{a, b} , Walter Macêdo de Assis^b , Thiago de Andrade Guedes^b 

^a Instituto Federal do Espírito Santo - Brasil

^b Universidade Federal do Espírito Santo - Brasil

Copyright © 2023 FEA-RP/USP. Todos os direitos reservados

1 INTRODUÇÃO

Muitas variáveis nos estudos na área de negócios têm sido conceituadas de forma multidimensional. Ou seja, como construtos compostos por uma dimensão conceitual abrangente, de ordem superior, que envolve subdimensões conceituais, de ordem inferior. Por exemplo, a governança corporativa de organizações não governamentais (e.g. Lacruz, Nossa, Lemos & Guedes, 2021), a reputação corporativa (e.g. Schwaiger, 2004), a estrutura organizacional (Trigueiro-Fernandes, Cavalcanti, Bila & Añez, 2022), entre outros.

Nesse contexto, a modelagem de equações estruturais com mínimos quadrados parciais, do inglês *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM), tem sido empregada para modelar construtos multidimensionais, como o sistema de controle gerencial (e.g. Pazetto & Beuren, 2022), a intenção de engajamento (e.g. Aslam & Luna, 2021) ou comportamento empreendedor (e.g. Campos, Moraes & Spatti, 2021), por exemplo.

Pesquisas na área de Contabilidade que envolvam fenômenos latentes, como os relacionados a percepções, motivações, atitudes etc., como por exemplo no campo da Contabilidade Comportamental (e.g., Lau & Roopnarain, 2014); ou medidas compostas, como desempenho corporativo e sistemas de informação gerencial (e.g., Nicolaou, Sedatole & Lankton, 2011), têm na técnica PLS-SEM uma boa alternativa para análise dos dados, uma vez que é uma abordagem que permite investigar modelos que envolvam conceitos multidimensionais e estrutura de múltiplas relações diretas e indiretas (entre variáveis exógenas e endógenas) sem o possível viés de equações simultâneas (que ocorre quando variáveis explanatórias são correlacionadas com o termo de erro em modelos de equações simultâneas).

Esses construtos multidimensionais são usualmente denominados de modelos de ordem superior (*higher-order models*) ou modelos de componentes hierárquicos (*hierarchical component models*), de acordo com Lohmöller (1989). Seguiremos consistentes com a sigla PLS-SEM e o termo modelos de componentes hierárquicos.

Em PLS-SEM as variáveis latentes são tratadas considerando que os conceitos examinados podem ser mensurados como variáveis compostas, assumidas como representações de conceitos teóricos. Então, em PLS-SEM as variáveis são consideradas representações dos construtos; assim, tomadas como *proxies* (variáveis utilizadas para substituir outra de difícil mensuração) das variáveis conceituais.

Com o aumento crescente de utilização da técnica, pesquisadores inexperientes com esse método apresentam dificuldades na utilização (Becker, Cheah, Gholamzade, Ringle & Sarstedt, 2022). Dessa forma, estudos de revisão sobre PLS-SEM destacam diversas aplicações incorretas, particularmente quando se envolve tarefas mais complexas (Sarstedt, Hair Jr., Pick, Liengaard, Radomir & Ringle, 2022; Sarstedt, Radomir, Moisesescu & Ringle, 2022). Essas utilizações equivocadas são problemáticas, pois contribuem para a perpetuação de práticas que já foram notavelmente criticadas (Sarstedt, Hair Jr. & Ringle, 2022).

Com a finalidade de contextualizar o cenário (i.e., sem a intenção de endereçar uma análise profunda), em levantamento em todas as edições de 2021 dos periódicos nacionais core da área de “Administração Pública e de Empresas, Ciências Contábeis e Turismo”, classificados como A2 no Qualis/Capes, observou-se que em todos os

Autor correspondente: Tel. +55 (27) 3083-4650

E-mail: adonai.lacruz@ifes.edu.br (Lacruz, A. J.), walter.assis1@outlook.com (Assis, W. M.), thiagoandradeoficial@gmail.com (Guedes, T. de A.).

Instituto Federal do Espírito Santo – IFES – Rodovia BR 101, Km 12 - Universal, Viana - ES, CEP: 29135-000, Brasil.

Editor ad-hoc responsável: Prof. Dr. Marcelo Botelho da Costa Moraes.

artigos foi possível identificar a especificação do componente de ordem inferior (e.g., especificado reflexivamente) e a relação entre o componente de ordem superior e os de ordem inferior (e.g., relação formativa). Porém, em parte dos artigos não foi possível identificar a abordagem utilizada para especificação do componente de ordem superior (e.g. abordagem de medidas repetidas) e nem foi demonstrada a avaliação do componente de ordem superior. Além disso, em nenhum artigo foi identificada a técnica usada para estimar as variáveis latentes (i.e., o esquema de ponderação da etapa de aproximação interna do algoritmo PLS-SEM).

Uma revisão realizada por Becker, Cheah, Gholamzade, Ringle & Sarstedt (2022) coaduna com esses achados. Os autores identificaram o tópico de modelos de componentes hierárquicos como um dos principais pontos de dúvidas entre os usuários da técnica. Mesmo com a evolução da técnica PLS-SEM, grande parte dos usuários parece desconhecer as diretrizes e recomendações recentes (Sarstedt, Hair Jr., Pick et al., 2022; Sarstedt, Ringle, Cheah, Ting, Moisescu & Radomir, 2020).

Na área de Contabilidade, em particular, vê-se a recorrência dos problemas relatados, o que pode ser um grande transtorno na replicação dos métodos e resultados. Por exemplo, Lopes, Meurer e Voese (2018), que analisaram o efeito das crenças de autoeficácia no comportamento cidadão e contraproducente dos acadêmicos de contabilidade trazem a utilização de construtos de segunda ordem. Não foi possível identificar a relação entre o componente de ordem superior e os de ordem inferior, nem a especificação dos componentes de ordem inferior, nem a abordagem utilizada para especificação do componente de ordem superior, ademais, e a avaliação dos construtos de ordem inferior e superior não foram feitas de forma separada.

Já Pazetto e Beuren (2022), que analisaram a influência do desenho dos sistemas de controle gerencial na cooperação interorganizacional e o papel moderador da identificação das empresas com seu parque tecnológico, trazem a abordagem utilizada para especificação do componente de ordem superior, no entanto, não foi possível identificar a especificação dos componentes de ordem inferior, nem a relação entre o componente de ordem superior e os de ordem inferior, nem a técnica usada para estimar as variáveis latentes. Além disso, não foi feita a avaliação dos construtos de ordem inferior e superior de forma separada.

Modelos de componentes hierárquicos, por envolverem mais de uma dimensão conceitual, devem ter o componente de ordem superior avaliado separadamente – além dos componentes de ordem inferior. Isso implica na adequada especificação, estimação e avaliação dos modelos de componentes hierárquicos, pois diferentes abordagens para estimação do componente de ordem superior, e/ou forma de mensuração desse componente e/ou esquema de ponderação interna produzem diferentes resultados (Becker, Klein & Wetzels, 2012).

Apesar dos estudos que se dedicaram a estudar como usar adequadamente modelos de componentes hierárquicos (e.g. Wetzels, Odekerken-Schröder & Oppen, 2009; Becker et al., 2012; Ringle, Sarstedt & Straub, 2012; Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle, 2019; Crocetta, Antonucci, Cataldo, Galasso, Grassia, Lauro & Marino, 2021), o esforço de organizar e sintetizar diretrizes claras sobre qual configuração é mais adequada para cada tipo de modelo de componentes hierárquico se justifica – haja vista a inadequação da forma de relatar como os estudos foram realizados, observada no levantamento realizado neste estudo e em estudos anteriores (e.g. Ringle et al., 2012).

Diante disso, este artigo apresenta diretrizes abrangentes sobre os aspectos técnicos para o uso de modelos de componentes hierárquicos em PLS-SEM, mais especificamente para construtos de segunda ordem. Sobre os aspectos relacionados à definição operacional da variável conceitual em modelos componentes hierárquicos, recomenda-se conhecer a síntese oferecida por Hair Jr., Sarstedt, Ringle e Gudergan (2018, p. 41-47), embora não abranja todos os apontamentos aqui trazidos.

Espera-se que este estudo contribua para melhor compreensão sobre como especificar, estimar, avaliar e relatar os resultados de modelos de componentes hierárquicos. Este esforço analítico não se trata de uma comparação entre as abordagens existentes. Constitui-se, sim, num guia de orientação para aqueles que trabalham ou pretendem trabalhar com PLS-SEM usando modelos que tenham construtos multidimensionais de segunda ordem.

2 MODELOS DE COMPONENTES HIERÁRQUICOS

Modelos de componentes hierárquicos permitem modelar construções sobre uma dimensão, considerada mais abstrata, e as suas subdimensões, mais concretas (Wetzels et al., 2009). Dessa forma, tem-se que modelos hierárquicos possuem dois elementos: os componentes de ordem superior (*higher-order components*), no nível mais abstrato, e os componentes de ordem inferior (*lower-order components*), que envolvem as subdimensões do componente de ordem superior (Hair Jr., Hult, Ringle & Sarstedt, 2017, 2022).

Dessa maneira, as construções hierárquicas podem ser definidas como construções que envolvem mais de uma dimensão, podendo chegar a diversas ramificações (terceira, quarta ordem, etc.), conforme trazem Wetzels et al. (2009). Pode-se resumir em três as principais razões para usar modelos de componentes hierárquicos. Primeiro, por razões teóricas (Wetzels et al., 2009), ou seja, quando o construto pode ser operacionalizado por diferentes dimensões conceituais de um mesmo domínio conceitual definidas e sustentadas na literatura. Sobre isso, acrescenta-se que a teoria fornece uma opção de pesquisa sobre como operacionalizar um conceito, seja em um ou mais níveis de abstração. Assim, o construto pode ser operacionalizado (seja de forma unidimensional ou multidimensional) buscando uma mensuração especificada teoricamente para a questão de pesquisa do estudo.

Segundo, desde que esta opção possa ser suportada pela teoria, por questões práticas, ou de parcimônia teórica do modelo, isto é, menor número de relações no modelo estrutural (Becker et al., 2012).

Terceiro, desde que a teoria suporte esta decisão, por questões estatísticas, para contornar problemas de colinearidade entre variáveis manifestas de um mesmo construto (Hair Jr. et al., 2018). Esclarece-se, porém, que modelos hierárquicos, como advertem Sarstedt et al. (2019), não devem ser usados para resolver questões de validade discriminante no modelo estrutural, pois os componentes de ordem inferior devem exibir validade discriminante entre si (além de para os demais construtos no modelo, exclusive o seu componente de ordem superior). Diferentemente do sugerido por Hair Jr. et al. (2017), de estabelecer modelos de componentes hierárquicos diante de colinearidade entre construtos para resolver problemas de validade discriminante.

Do estudo realizado por Ringle et al. (2012), com base artigos publicados no *Management Information Systems Quarterly* entre 1992 e 2011, foram revelados os quatro tipos de relações entre os componentes mais comuns em aplicações de PLS-SEM: reflexivo-formativo (52%), formativo-formativo (24%), reflexivo-reflexivo (20%) e formativo-reflexivo (4%). Veja Figura 1.

A relação entre o componente de ordem superior (de segunda ordem) e o de ordem inferior (de primeira ordem) representa a natureza da variável latente de ordem superior. Se a relação é reflexiva, o conceito geral mais abstrato (i.e., componente de ordem superior) é representado (i.e., refletido) por suas dimensões específicas (i.e., componentes de ordem inferior); por outro lado, se a relação é formativa, o conceito geral é constituído (i.e., formado) pela combinação das suas dimensões específicas.

Para modelar construtos hierárquicos, então, deve-se definir (i) como serão especificados os componentes de ordem inferior e a relação entre o componente de ordem superior e seus componentes de ordem inferior, além da abordagem utilizada para estimação do componente de ordem superior; (ii) qual modo será utilizado para estimar o componente de ordem superior do modelo de mensuração hierárquico, assim como o esquema de ponderação; e (iii) como avaliar os componentes de ordem superior e inferior do modelo hierárquico. Sobre isso se discute nas seções 3, 4 e 5, respectivamente.

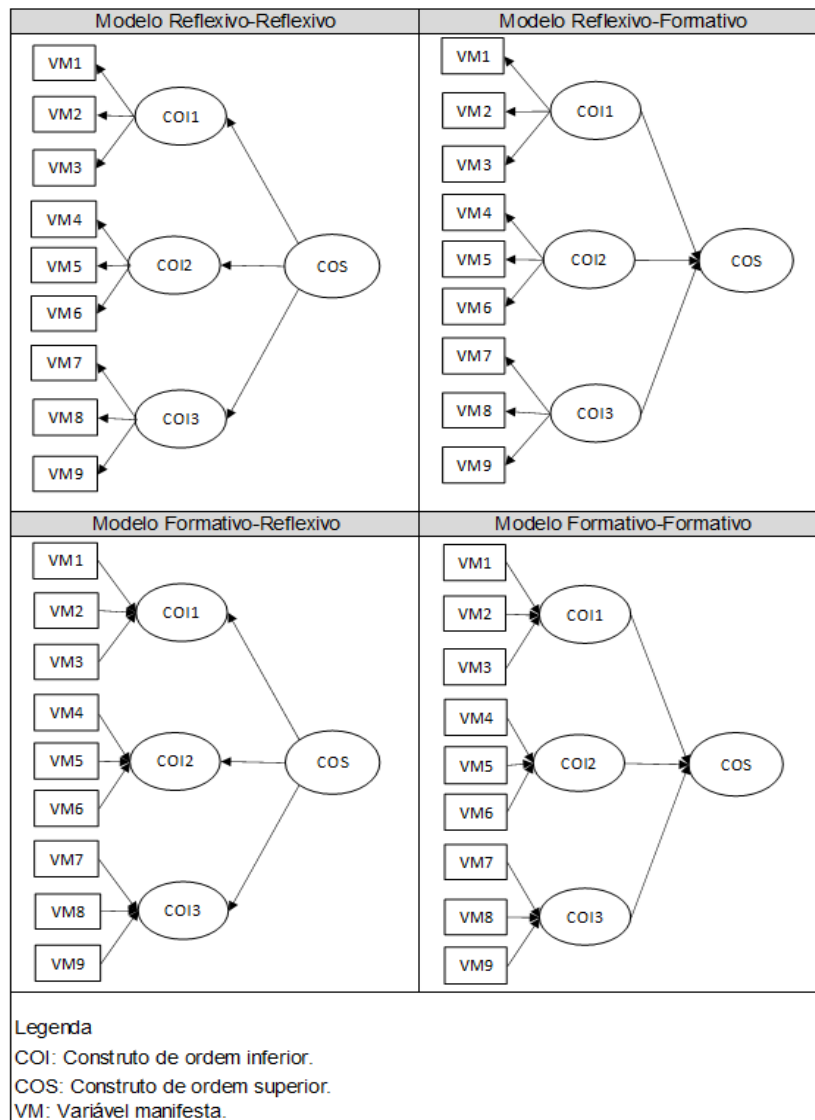


Figura 1. Tipos de construtos de segunda ordem.

Fonte: Adaptado de Sarstedt et al. (2019, p. 198).

3 COMO ESPECIFICAR MODELOS DE COMPONENTES HIERÁRQUICOS

Em modelos de componentes hierárquicos, é necessário, inicialmente, fazer a especificação do modelo de mensuração dos componentes de ordem inferior e da relação entre o componente de ordem superior e seus componentes de ordem inferior, podendo ambas relações ser de natureza reflexiva ou formativa (Sarstedt et al., 2019).

Adiante, importa definir a abordagem que será usada para estimar o componente de ordem superior. Destacam-se duas abordagens bastante difundidas: a abordagem de medidas repetidas (Lohmöller, 1989) e a abordagem de dois estágios.

Duas versões de procedimentos têm sido adotadas para a abordagem de dois estágios, como explicam Sarstedt et al. (2019). A integrada (e.g. Wilson, 2010; Ringle et al., 2012), na qual o componente de ordem superior é usado no primeiro estágio; e a desarticulada (Becker et al., 2012), que não envolve, no primeiro estágio, o componente de ordem superior no modelo de caminho.

Assim, nos modelos de componentes hierárquicos, além da especificação dos componentes de ordem inferior e da relação do componente de ordem superior com os de ordem inferior, há também a especificação do próprio componente de ordem superior quando se usa a abordagem de medidas repetidas ou a abordagem de dois estágios integrada (primeiro estágio). Na Figura 2, mostra-se exemplo de modelo formativo-formativo, com componente de ordem superior especificado formativamente.

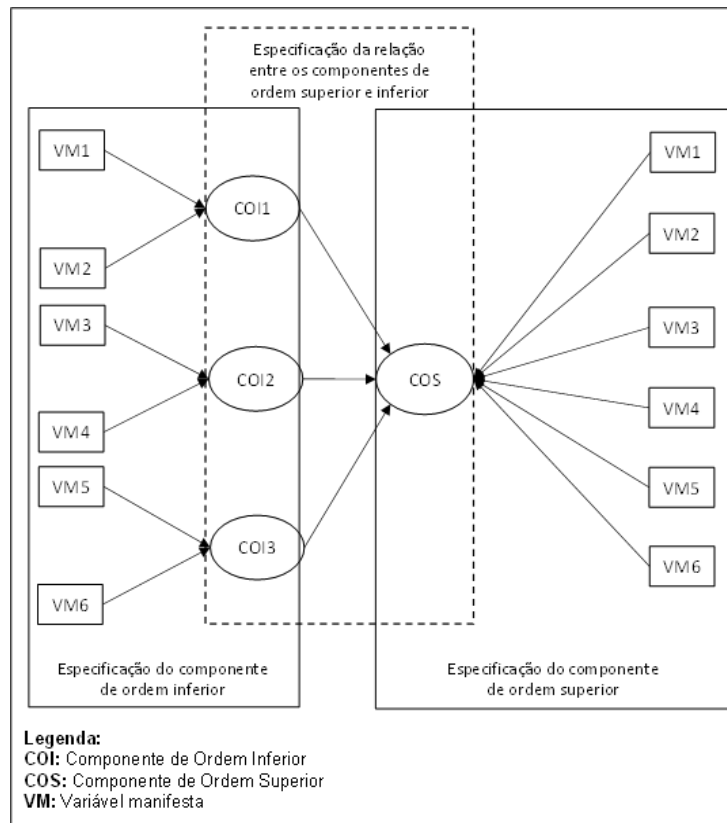


Figura 2. Tipos de especificação de construtos de segunda ordem: abordagem de medidas repetidas e abordagem de dois estágios integrada (primeiro estágio).

Na abordagem de medidas repetidas, todas as variáveis manifestas do componente de ordem inferior são atribuídas ao componente de ordem superior (Lohmöller, 1989). Ou seja, as variáveis manifestas são usadas duas vezes em modelos de segunda ordem. Por exemplo, na Figura 1, apresentou-se um modelo hierárquico de um componente de ordem superior (COS) com três componentes de ordem inferior (COI1, COI2, COI3), cada um mensurado por três variáveis manifestas (VM1 a VM3, VM4 a VM6 e VM7 a VM9). Nesse caso, o componente de ordem superior seria especificado com as mesmas nove variáveis manifestas de todos os componentes de ordem inferior. Veja na Figura 3 – A exemplo de um construto formativo-formativo.

Para modelos reflexivos-formativos e formativos-formativos endógenos, como alternativa à abordagem de medidas repetidas, foram propostas a abordagem de dois estágios integrada (e.g., Ringle et al., 2012) e a desarticulada (e.g., Becker et al., 2012). Convém esclarecer que, ainda que tenham sido propostas para contornar problemas relacionados a esse tipo de construto, a abordagem de dois estágios (integrada e desarticulada) pode ser aplicada também a modelos formativos-reflexivos e reflexivos-reflexivos (Cheah et al., 2019).

Na abordagem de dois estágios integrada, no primeiro estágio, se usa a abordagem de indicadores repetidos para estimar os escores das variáveis latentes dos componentes de ordem inferior, que, no segundo estágio, servem como variáveis manifestas do componente de ordem superior. Além disso, todos os outros construtos no modelo são mensurados como itens únicos pelos escores das variáveis latentes de cada construto obtidos no primeiro estágio (Ringle et al., 2012).

Por exemplo, o componente de ordem superior na Figura 1 (modelo formativo-formativo) seria mensurado, no estágio 2, pelos escores das 3 variáveis latentes do componente de ordem inferior obtidos no estágio 1 pela abordagem de medidas repetidas (veja Figura 3 - B).

Já na abordagem de dois estágios desarticulada, os escores das variáveis latentes dos componentes de ordem inferior são estimados no primeiro estágio sem o componente de ordem superior no modelo de caminho. Na segunda etapa, os escores que foram obtidos na etapa anterior servem como variáveis manifestas no modelo de mensuração do componente de ordem superior (Becker et al., 2012). Difere, ainda, da versão integrada na forma de mensuração dos demais construtos no modelo, que são estimados usando suas medidas compostas.

Por exemplo, o componente de ordem superior na Figura 1 (modelo formativo-formativo) seria mensurado, no estágio 2, pelos escores das 3 variáveis latentes do componente de ordem inferior – obtidos no estágio 1 sem a presença do componente de ordem superior (veja Figura 3 - C).

A Figura 3 retrata as abordagens mencionadas.

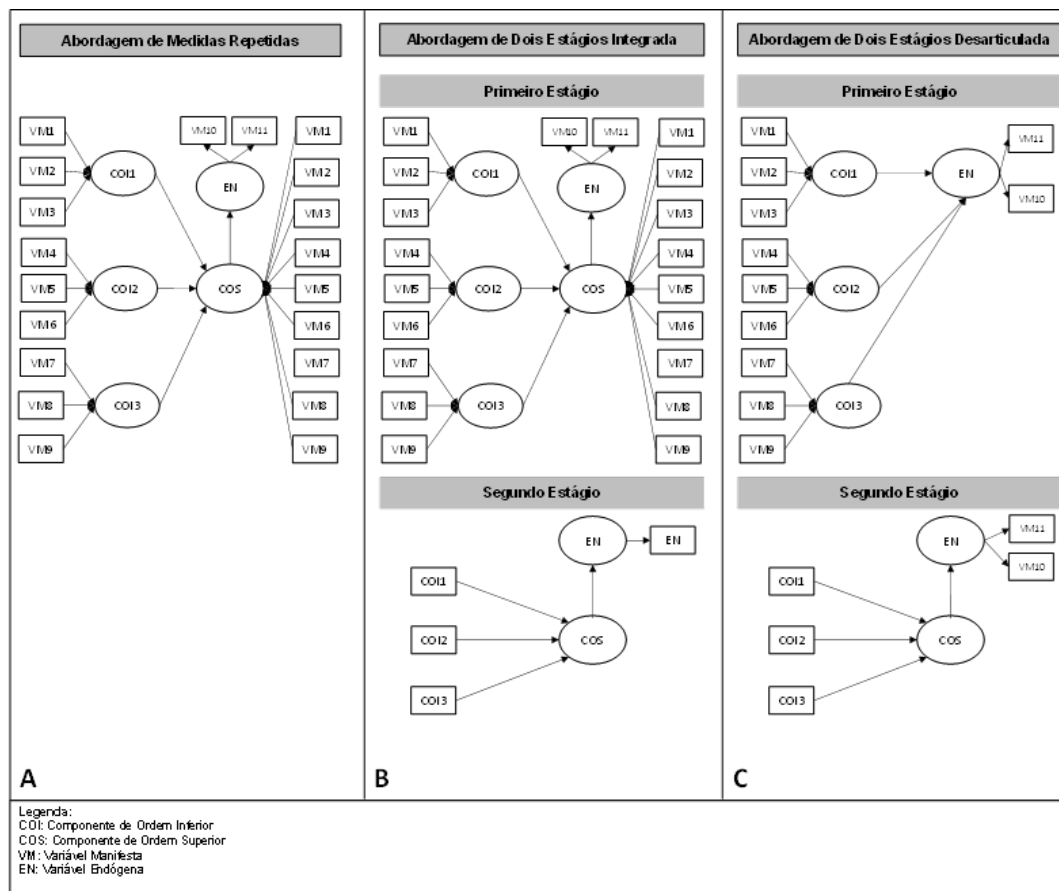


Figura 3. Tipos de abordagens – modelo de componentes hierárquicos.

Realça-se que tanto na abordagem de dois estágios integrada quanto na abordagem de medidas repetidas se destaca um ponto que requer atenção. Caso o número de variáveis manifestas não seja semelhante entre os componentes de ordem inferior, as relações entre o componente de ordem superior e os componentes de ordem inferior podem se tornar enviesadas, exatamente, pela inequidade do número de variáveis manifestas (Becker et al., 2012). Sobre isso, Hair Jr. et al. (2018) sugerem que seja avaliado o impacto da exclusão de variáveis manifestas (tanto no componente de ordem inferior quanto do superior) quando o número de variáveis manifestas dos componentes de ordem inferior não for similar.

Em complemento a essa recomendação, adverte-se que excluir variáveis manifestas, sobretudo em modelos formativos, pode alterar o domínio conceitual do construto. Por essa razão, recomenda-se o uso da abordagem de dois estágios desarticulada quando o número de variáveis manifestas entre os componentes de ordem inferior não for semelhante.

Sarstedt et al. (2019) destacam que quando o tamanho da amostra é suficientemente grande, a abordagem de medidas repetidas e a abordagem de dois estágios tendem a gerar resultados semelhantes. Porém, os autores sugerem o uso da abordagem de medidas repetidas quando o objetivo é reduzir vieses no modelo de mensuração do construto de segunda ordem, enquanto a abordagem de dois estágios é mais adequada para reduzir vieses nas relações do modelo estrutural. Em resumo, em modelos de componentes hierárquicos faz-se inicialmente a especificação da natureza da relação da variável latente do componente de ordem inferior com suas variáveis manifestas, e da relação entre o componente de ordem superior e seus componentes de ordem inferior. Mas como deve ser estimado o componente de ordem superior em relação às suas variáveis manifestas, seja na abordagem de medidas repetidas ou na primeira etapa da abordagem de dois estágios integrada? Procuramos oferecer essa resposta na próxima seção.

4 COMO ESTIMAR MODELOS DE COMPONENTES HIERÁRQUICOS

Ao estimar modelos de componentes hierárquicos em PLS-SEM, deve-se definir como os componentes de ordem superior e inferior serão mensurados. Ou seja, de forma reflexiva (Modo A) ou formativa (Modo B).

No modelo formativo as variáveis manifestas são consideradas causa da variável latente, ou seja, as variáveis manifestas formam a variável latente; já nos modelos reflexivos, a variável latente causa as variáveis manifestas, ou seja, as variáveis manifestas estão refletindo a variável latente (Sanchez, 2013). Assim, o Modo A é usado para estimar modelos de mensuração reflexivos; e o Modo B, formativos.

Não há consenso sobre a forma de mensuração dos componentes de ordem superior na abordagem de dois estágios integrada e na abordagem de medidas repetidas. Apesar de, geralmente, ao usar a abordagem de dois estágios integrada se utilizar o modo de mensuração no segundo estágio correspondente à relação do componente de ordem superior com os de ordem inferior, ou seja, Modo A para modelos reflexivos-reflexivos e formativos-reflexivos, e Modo B para modelos reflexivos-formativos e formativos-formativos (Becker et al., 2012); não estão no mesmo diapasão as recomendações sobre como mensurar o componente de ordem superior no primeiro estágio da abordagem de dois estágios integrada e na abordagem de medidas repetidas.

Especificamente em relação à abordagem de dois estágios integrada, Ringle et al. (2012), mensuram o componente ordem superior usando a mesma especificação dos componentes de ordem inferior.

Em relação à abordagem de medidas repetidas, Becker et al. (2012) recomendam mensurar formativamente (Modo B) construtos de ordem superior em modelos reflexivos-formativos. Sobre essa recomendação, Hair Jr. et al. (2018) recomendam cautela – sem esclarecer o porquê dessa sugestão.

Acerca das duas abordagens, Hair Jr. et al. (2017, 2022) e Hair Jr. et al. (2018) propõem que a forma de mensuração dos componentes de ordem inferior seja replicada na construção de ordem superior.

Por fim, Sarstedt et al. (2019), amparando-se nos achados de Becker et al. (2012), sugerem que em modelos de componentes hierárquicos, especificações reflexivas nos componentes de ordem inferior devem ser configuradas no Modo A; e nas formativas, no Modo B. Por outro lado, mesmo usando a abordagem de medidas repetidas ou na primeira etapa da abordagem de dois estágios integrada, segundo os mesmos autores, a mensuração do componente de ordem superior deve ser especificada de acordo com a sua relação com o componente de ordem inferior. Ou seja, o Modo A para componentes de ordem superior reflexivos e o Modo B para componentes de ordem superior formativos. Confira resumo na Tabela 1.

Tabela 1. Tipo de construto hierárquico e modo de mensuração do componente – abordagem de medidas repetidas e abordagem de dois estágios integrada

Tipo de construto hierárquico	Modo de mensuração do modelo			
	Hair Jr. et al. (2017, 2022)		Sarstedt et al. (2019)	
	Ordem Inferior	Ordem Superior	Ordem Inferior	Ordem Superior
Reflexivo - Reflexivo	Modo A	Modo A	Modo A	Modo A
Formativo - Reflexivo	Modo B	Modo B	Modo B	Modo A
Reflexivo - Formativo	Modo A	Modo A	Modo A	Modo B
Formativo - Formativo	Modo B	Modo B	Modo B	Modo B

Outro aspecto importante diz respeito à técnica a ser usada para estimar a variável latente (i.e., da etapa de estimação dos pesos internos); ou seja, ao esquema de ponderação da etapa de aproximação interna do algoritmo PLS-SEM. São três as possibilidades mais comuns: centroide, fatorial e caminho. Henseler, Sarstedt e Sinkovics (2009) apresentam detalhes desses três esquemas de ponderação.

Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Mena (2012) e Hair Jr. et al. (2017, 2022) recomendam que o método centroide não seja usado para modelos hierárquicos.

Em outra frente, Becker et al. (2012) sugerem o uso do esquema de ponderação de caminho, usando a

abordagem de medidas repetidas e construtos de ordem superior especificados formativamente (i.e., Modo B), para modelos de componentes hierárquicos do tipo reflexivo-formativo, ao identificarem que essa configuração (i.e., abordagem de medidas repetidas, componente de ordem superior especificado pelo Modo B, e esquema de ponderação de caminho) produz melhores estimativas dos parâmetros.

Hair Jr. et al. (2018), por sua vez, recomendam usar o esquema fatorial como padrão em modelos de componentes hierárquicos e usar o método de caminho quando um construto de ordem superior reflexivo é estimado de forma formativa (Modo B) – seguindo orientação de Becker et al. (2012).

Sarstedt et al. (2019), por sua vez, recomendam, extrapolando os achados de Becker et al. (2012), que seja utilizado o esquema de ponderação do caminho como configuração padrão ao estimar construções de ordem superior em PLS-SEM.

Considerando os 4 tipos modelos de segunda ordem, as 3 abordagens (medidas repetidas, dois estágios integrada e dois estágios desarticulada) e as 2 formas de especificar o componente de ordem superior (modos A e B), além dos 3 esquemas de ponderação (centroide, fator e caminho), chega-se a 72 diferentes configurações possíveis. Da discussão realizada, apresenta-se um quadro sinótico com a configuração sugerida para cada tipo de modelo de componente hierárquico (Tabela 2).

Tabela 2. Configuração para modelos de componentes hierárquicos

Modelos de componentes hierárquicos		Abordagem	Esquema de ponderação	Modo de mensuração do componente de ordem superior	Fonte
Componente de ordem inferior	Componente de ordem superior				
Reflexivo	Reflexivo	Medidas repetidas	Caminho	A (reflexivamente)	Sarstedt et al. (2019)
	Formativo	Medidas repetidas	Caminho	B (formativamente)	Becker et al. (2012)
Formativo	Reflexivo	Medidas repetidas	Caminho	A (reflexivamente)	Extrapolando os achados de Becker et al. (2012)
	Formativo	Medidas repetidas	Caminho	B (formativamente)	Hair Jr. et al. (2018) e Sarstedt et al. (2019)

Explica-se que a recomendação de mensurar o componente de ordem superior da mesma forma que a relação dessa componente com o de ordem inferior, no mesmo diapasão de Sarstedt et al. (2019), decorre da evidência empírica fornecidas por Becker et al. (2012) em relação a modelos reflexivos-formativos; e da lógica que sustenta a rede nomológica do modelo.

Apesar dos achados de Becker et al. (2012) serem específicos para modelos reflexivos-formativos, aplica-se o mesmo princípio por extrapolação – reconhecendo a necessidade de mais investigação.

Em adição à Tabela 2, reforça-se a recomendação para usar a abordagem de dois estágios desarticulada quando o número de variáveis manifestas entre os componentes de ordem inferior não for semelhante.

Definido como os modelos de componentes hierárquicos serão especificados e estimados, cabe saber como devem ser avaliados – sobretudo o componente de ordem superior.

5 COMO AVALIAR MODELOS DE COMPONENTES HIERÁRQUICOS

Ao avaliar modelos de componentes hierárquicos em PLS-SEM, percorrem-se três etapas: (1) mensuração dos componentes de ordem inferior, que segue os mesmos critérios de avaliação de modelos de construtos unidimensionais (i.e., não hierárquicos); (2) mensuração dos componentes de ordem superior, para o qual as variáveis latentes dos componentes inferiores fazem papel de variáveis manifestas; e, no caso da abordagem de medidas repetidas, (3) avaliação do poder explanatório do construto hierárquico (i.e., a relação entre o componente de ordem superior e seus componentes de ordem inferior).

Assim, o componente de ordem superior não deve ser avaliado em termos de suas variáveis manifestas (i.e., as variáveis manifestas repetidas pela abordagem de medidas repetidas ou da primeira etapa da abordagem de

dois estágios integrada), nem as relações entre os componentes de ordem inferior e superior devem ser avaliadas como parte do modelo estrutural. Apenas o componente de ordem superior compõe o modelo estrutural (Sarstedt et al., 2019). Confira resumo no Apêndice A.

Cabem quatro observações gerais:

Primeiro, de acordo com o entendimento de Hair Jr. et al. (2018), em modelos do tipo reflexivo-reflexivo e formativo-reflexivo os componentes de ordem inferior refletem o componente de ordem superior, assim a direção das relações é do componente de ordem superior para o componente de ordem inferior, portanto, representam cargas (*outer loading*), apesar de serem mapeadas como coeficientes de caminho (*path coefficients*) em PLS-SEM. Por outro lado, em modelos do tipo reflexivo-formativo e formativo-formativo os componentes de ordem inferior formam o componente de ordem superior, logo a direção das relações é do componente de ordem inferior para o componente de ordem superior e, consequentemente, representam pesos (*outer weight*), igualmente, ainda que representem coeficientes de caminho em PLS-SEM. Assim, são aplicados os mesmos critérios de avaliação do modelo de mensuração de construtos unidimensionais às relações entre os componentes de ordem superior e inferior.

Segundo, na avaliação da validade discriminante, os componentes de ordem inferior devem exibir validade discriminante entre si e para todas as outras construções do modelo, a não ser para o componente de ordem superior do qual fazem parte. Igualmente, o componente de ordem superior deve exibir validade discriminante para todas as outras construções do modelo (Sarstedt et al., 2019).

Terceiro, em modelos reflexivos-reflexivos e formativos-reflexivos, os coeficientes de determinação (R^2) dos componentes de ordem inferior podem ser interpretados como o quanto do componente de ordem superior é refletido nos componentes de ordem inferior (Wetzels et al., 2009). Igualmente, a média do índice de redundância aponta o quanto da variação das variáveis manifestas dos componentes de ordem inferior explica a variação das variáveis manifestas do componente de ordem superior (Sanchez, 2013).

Quarto, usando a abordagem de medidas repetidas, em modelos do tipo reflexivo-reflexivo e formativo-reflexivo, as cargas das relações entre o componente de ordem superior e os de ordem inferior são utilizadas para determinar as medidas de confiabilidade da consistência interna, validade convergente e validade discriminante.

Por sua vez, para análise da qualidade do ajuste do modelo estrutural, é necessário considerar somente o construto de ordem superior, avaliando-se a colinearidade entre os construtos, a significância e relevância dos coeficientes de caminho, e o coeficiente de determinação (R^2) (Sarstedt et al., 2019). A colinearidade deve apresentar valores menores do que 5 (Hair et al., 2017). O R^2 , por sua vez, pode ser considerado forte, moderado, ou fraco, para valores de 0,75, 0,5, e 0,25, respectivamente (Hair, Ringle & Sarstedt, 2011). Em relação a significância e relevância dos coeficientes de caminho Becker, Cheah, Gholamzade, Ringle & Sarstedt (2022) recomendam um *bootstrapping* de pelo menos 10.000 amostras. Os autores sugerem o uso de observações suficientes para obter alto poder e um limite conservador de significância estatística. Pode-se implementar PLS-SEM em diversos *softwares*, como SmartPLS, ADANCO e StatistME; ou por meio de *packages* para o *software* R, como semPLS, plspm e SEMinR; entre outras alternativas.

Até o momento, se desconhece que tenha sido implementada essa forma de avaliação para modelos reflexivos-reflexivos e formativos-reflexivos, devendo, assim, ser feita de forma complementar aos *outputs* padrão dessas ferramentas.

Por outro lado, usando a abordagem de dois estágios (integrada ou desarticulada), o escore das variáveis latentes dos componentes de ordem inferior é usado para mensurar a variável latentes de ordem superior, de forma que não é preciso executar o cálculo de forma complementar, podendo-se usar os resultados apresentados nos *outputs* daqueles *softwares/packages*.

Em complemento, no Apêndice B, apresenta-se um quadro comparativo dos indicadores presentes no SmartPLS e no *package* para R plspm, identificados como mais usados no levantamento realizado neste estudo.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A técnica PLS-SEM permite a análise de inter-relações complexas de uma variedade de aspectos organizacionais e comportamentais (Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan, 2018) e tem sido utilizada em diferentes áreas, como gestão de pessoas (e.g. Cavalcanti, Felix & Mainardes, 2022), contabilidade (e.g. Pazetto & Beuren, 2022), empreendedorismo (e.g., Campos et al., 2021) etc.

Em especial na área de Contabilidade, estudos sobre comportamentos poderiam ser endereçados usando PLS-SEM como abordagem de análise de dados. Por exemplo, o efeito de estilos de liderança e a intenção de *turnover*; o impacto da intenção de uso de tecnologia na relação entre a adoção de sistemas de informação no desempenho financeiro e não financeiro da organização; a relação das dimensões ESG (*Environmental, Social and Governance*) no clima organizacional, entre outras possibilidades.

Nesse artigo foram apresentadas orientações sobre como relatar a configuração utilizada em modelos de componentes hierárquicos de segunda ordem e acerca da sua avaliação, sintetizada na Figura 4.

Especificação do tipo de construto de Segunda Ordem	Abordagem para estimação do componente de segunda ordem	Estimação dos componentes de primeira ordem e de segunda ordem	Esquema de ponderação	Validação
Reflexivo-Reflexivo Reflexivo-Formativo Formativo-Formativo Formativo-Reflexivo	Medidas repetidas Dois estágios integrada Dois estágios desarticulada	Modo A Modo B	Caminho Centróide Fatorial	Componentes de primeira ordem Componente de segunda ordem

Figura 4. Resumo sintético das etapas de decisão – Construtos de segunda ordem usando PLS-SEM.

Sobre a configuração (confira Tabela 2 e Figura 4), primeiro os pesquisadores devem relatar o tipo de modelo de componente hierárquico (por exemplo, formativo-reflexivo). Isso é importante para orientar a escolha da configuração do modelo.

Segundo, devem expor a abordagem utilizada para estimar o modelo (por exemplo, medidas repetidas).

Terceiro, precisam relatar o modo de especificação do componente de ordem superior (modo A ou B) na abordagem de medidas repetidas e na primeira etapa da abordagem de dois estágios integrada, para o que se sugere que a natureza do componente de ordem superior (i.e., sua relação com os componentes de ordem inferior) seja adotada como modo de medição.

Quarto, devem informar o esquema de ponderação da etapa de aproximação interna do algoritmo PLS-SEM (por exemplo, caminho).

Dessa forma, o leitor terá clareza sobre os procedimentos adotados, favorecendo a transparência da pesquisa e a reprodução dos resultados.

Quinto, usando a abordagem de medidas repetidas, em modelos do tipo reflexivo-reflexivo e formativo-reflexivo, deve-se utilizar as cargas das relações entre o componente de ordem superior e os componentes de ordem inferior para determinar as medidas de confiabilidade da consistência interna, validade convergente e validade discriminante. Não é adequado avaliar os resultados relativos ao uso das variáveis manifestas dos componentes de ordem inferior que foram repetidas no componente de ordem superior. Caso o programa utilizado no processamento da técnica PLS-SEM não disponha dos resultados dessas medidas dessa maneira, é preciso realizar os cálculos de forma paralela.

Como ajustes do modelo de mensuração se dão por um processo iterativo, com a reestimação do modelo após a remoção de variáveis, uma a uma, avaliando-se o impacto na consistência interna, na validade convergente e na validade discriminante, a fim de alcançar o melhor ajuste do modelo, não se afasta que pesquisadores possam se sentir desestimulados a usar a abordagem de medidas repetidas, optando, assim, pela abordagem de dois estágios (integrada ou desarticulada).

Acerca da avaliação do modelo de componente hierárquicos, inicialmente, precisa-se avaliar a adequação dos componentes de ordem inferior, conforme diretrizes para sua forma de mensuração (reflexiva ou formativa); em seguida, deve-se avaliar a adequação do componente de ordem superior, conforme o padrão de avaliação da forma de sua relação com os componentes de ordem inferior (reflexiva ou formativa). Quando o número de variáveis manifestas entre os componentes de ordem inferior não for semelhante, sugere-se o uso da abordagem de dois estágios desarticulada.

Embora este estudo traga contribuições para a compreensão do uso de modelos de componentes

hierárquicos de segunda ordem em PLS-SEM, o foco do estudo reside em modelos menos complexos, que não envolvem relações de mediação e moderação, por exemplo; o que é uma importante limitação do estudo. Outrossim, pesquisas futuras poderiam ser endereçadas para a compreensão de modelos de componentes hierárquicos que envolvam variáveis latentes unidimensionais moderadoras e mediadoras; e, também, modelos nos quais o próprio componente hierárquico atue como moderador ou mediador no modelo estrutural.

Por fim, realça-se que parte do aprimoramento dos fundamentos metodológicos do método PLS-SEM relacionados a modelos de componentes hierárquicos ainda precisa ser executada paralelamente, especificamente utilizando a abordagem de medidas repetidas. Acompanhando as melhorias e extensões do método, espera-se que o suporte de *softwares* e *packages* sejam desenvolvidos.

REFERÊNCIAS

- Aslam, W., & Luna, I. R. D. (2021). A relação entre as características da página de marcas no Facebook, valor percebido e comportamento de engajamento do cliente: aplicação da teoria do estímulo-organismo-resposta (SOR). *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 23(1), 43-62. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v23i1.4092>
- Becker, J. M., Klein, K., & Wetzels, M. (2012). Formative hierarchical latent variable models in PLS-SEM: Recommendations and guidelines. *Long Range Planning*, 45(5-6), 359-94. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2012.10.001>
- Becker, J. M., Cheah, J. H., Gholamzade, R., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). PLS-SEM's most wanted guidance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(1), 321-346. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-04-2022-0474>
- Campos, M. L., Moraes, G. H. S. M. de, & Spatti, A. C. (2021). Do University Ecosystems Impact Student's Entrepreneurial Behavior?. *Brazilian Administration Review*, 18(2), e200079. <https://doi.org/10.1590/1807-7692bar2021200079>
- Cavalcanti, A. L., Felix, B., Mainardes, E. W. (2022). Do tensions lead to positive career satisfaction results? *Revista de Administração Mackenzie*, 23(3), eRAMR220200. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1678-6971/eRAMR220200.en>.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Earlbaum Associates.
- Crocetta, C., Antonucci, L., Cataldo, R., Galasso, R., Grassia, M. G., Lauro, C. N., & Marino, M. (2021). Higher-Order PLS-PM Approach for Different Types of Constructs. *Social Indicators Resesarch*, 154(2), 725-754. <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02563-w>
- Hair Jr., J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling* (PLS-SEM) (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hair Jr., J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling* (PLS-SEM) (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hair Jr., J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Partial least squares structural equation modeling* (PLS-SEM) using R. New York: Springer.
- Hair, Jr., J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Gudergan, S. P. (2018). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hair, Jr., J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Mena, J. A. (2012). An Assessment of the Use of Partial Least Squares Structural Equation Modeling in Marketing Research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(3), 414-433. <https://doi.org/10.1007/s11747-011-0261-6>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). *The use of partial least squares path modeling in international marketing*. In R. R. Sinkovics, & P. N. Ghauri (Eds.). *Advances in International Marketing*, vol. 20, (pp. 277-320). Bingley: Emerald.
- Lacruz, A. J., Nossa, V., Lemos, K. R., & Guedes, T. de A. (2021). Mensurando a governança de organizações não governamentais: proposta de índice de governança. *Contabilidade Vista & Revista*, 32(3), 98-122. <https://doi.org/10.1108/CVR-03-2021-0011>

org/10.22561/cvr.v32i3.6661

- Lau, C. M., & Roopnarain, K. (2014). The effects of nonfinancial and financial measures on employee motivation to participate in target setting. *The British Accounting Review*, 46(3), 228-247. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2014.02.006>
- Lohmöller, J. B. (1989). *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares*. New York: Springer-Verlag.
- Lopes, I. F., Meurer, A. M., & Voese, S. B. (2018). Efeito das Crenças de Autoeficácia no Comportamento Cidadão e Contraproducente dos Acadêmicos de Contabilidade. *Advances in Scientific & Applied Accounting*, 11(3), 517-531. <http://dx.doi.org/10.14392/asaa.2018110309>
- Nicolaou, A. I., Sedatole, K. L., & Lankton, N. K. (2011). Integrated information systems and alliance partner trust. *Contemporary Accounting Research*, 28(3), 1018-1045. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2011.01077.x>
- Pazetto, C. F., & Beuren, I. M. (2022). Sistemas de controle e identificação interorganizacional na cooperação em parques tecnológicos. *Revista de Contabilidade e Finanças*, 33(88), 13-28. <https://doi.org/10.1590/1808-057x202113020>
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Straub, D. W. (2012). Editor's Comments: A Critical Look at the Use of PLS-SEM in "MIS Quarterly", *MIS Quarterly*, 36(1), iii-xiv. <https://doi.org/10.2307/41410402>
- Sanchez, G. (2013). *PLS path modeling with R*. Berkeley: Trowchez Editions.
- Sarstedt, M., Hair Jr., J. F., Cheah, J.W., Becker, J.-M., & Ringle, C. M. (2019). How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM. *Australian Marketing Journal*, 27(3), 197-211. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.05.003>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Cheah, J. H., Ting, H., Moisescu, O. I., & Radomir, L. (2020). Structural model robustness checks in PLS-SEM. *Tourism Economics*, 26(4), 531-554. <https://doi.org/10.1177/1354816618823921>
- Sarstedt, M., Hair Jr., J. F., & Ringle, C. M. (2022). "PLS-SEM: indeed a silver bullet" - retrospective observations and recent advances. *Journal of Marketing Theory and Practice*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/10696679.2022.2056488>
- Sarstedt, M., Hair Jr., J. F., Pick, M., Liengaard, B. D., Radomir, L., & Ringle, C. M. (2022). Progress in partial least squares structural equation modeling use in marketing research in the last decade. *Psychology & Marketing*, 39(5), 1035-1064. <https://doi.org/10.1002/mar.21640>
- Sarstedt, M., Radomir, L., Moisescu, O. I., & Ringle, C. M. (2022). Latent class analysis in PLS-SEM: A review and recommendations for future applications. *Journal of Business Research*, 138, 398-407. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.08.051>
- Schwaiger, M. (2004). Components and Parameters of Corporate Reputation: an empirical study. *Schmalenbach Business Review*, 56(1), 46-71. <https://doi.org/10.1007/BF03396685>
- Trigueiro-Fernandes, L., Cavalcanti, J., Bila, M., & Moreno Añez, M. (2022). Escala de Componentes da Estrutura Organizacional (ECEO): Evidências de Validação de um Modelo Teórico. *Brazilian Business Review*, 19(3), 309-330. <https://doi.org/10.15728/bbr.2022.19.3.5>
- Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G., & Oppen, C. van. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *Management Information Systems Quarterly*, 33(1), 177-195. <https://doi.org/10.2307/20650284>
- Wilson, B. (2010). *Using PLS to investigate interaction effects between higher order branding constructs*. In Vinzi, V. E., Chin, W.W., Henseler, & J., Wang, H. (Eds.). *Handbook of Partial Least Squares: Concepts, Methods and Applications in Marketing and Related Fields* (pp. 621-652). Berlin: Springer.

Como citar este artigo

Lacruz, A. J., Assis, W. M., & Guedes, T. de A. (2023). Construtos de segunda ordem em modelagem de equações estruturais com mínimos quadrados parciais: como especificar, estimar e avaliar. *Revista de Contabilidade e Organizações*, 17:e301331. DOI: <http://dx.doi.org/10.11606/issn.1982-6486.rco.2023.201331>

APÊNDICE A

Tabela 1. Avaliação do modelo de mensuração de construtos hierárquicos

Dimensão	Componente de ordem inferior		Componente de ordem superior [os componentes de ordem inferior representam as variáveis manifestas do componente de ordem superior]	
	Reflexivo	Formativo	Reflexivo	Formativo
Confiabilidade da consistência interna ^a	* $0,7 \leq \alpha \text{ de Cronbach} \leq 0,9$ * $0,7 \leq \text{confiabilidade composta} \leq 0,9$ * $0,7 \leq \text{Coeficiente de confiabilidade consistente} \leq 0,9$ * Primeiro autovalor (<i>eigenvalue</i>) superior a 1 e segundo autovalor inferior a 1 ou muito menor do que o primeiro autovalor.	-	* $0,7 \leq \alpha \text{ de Cronbach} \leq 0,9$ * $0,7 \leq \text{confiabilidade composta} \leq 0,9$ * $0,7 \leq \text{Coeficiente de confiabilidade consistente} \leq 0,9$ * Primeiro autovalor (<i>eigenvalue</i>) superior a 1 e segundo autovalor inferior a 1 ou muito menor do que o primeiro autovalor.	-
Validade convergente	* Carga (<i>outer loading</i>) $\geq 0,708$ * <i>Average Variance Extracted</i> (AVE) $\geq 0,5$	Análise de redundância: correlação entre o construto formativo e sua mensuração alternativa (reflexiva ou global single item) $\geq 0,708$	* Carga (<i>outer loading</i>) $\geq 0,708$ * <i>Average Variance Extracted</i> (AVE) $\geq 0,5$	Análise de redundância: correlação entre o construto formativo e sua mensuração alternativa (reflexiva ou global single item) $\geq 0,708$
Validade discriminante	* Cargas cruzadas (cargas das variáveis manifestas de um construto devem ser maiores do que todas suas cargas cruzadas com outros construtos) * Critério de Fornell-Larcker: raiz quadrada da AVE do construto deve ser superior do que sua correlação com os demais. * <i>Heterotrait–Monotrait ratio</i> (HTTM): para construtos conceitualmente semelhantes, HTMT $< 0,9$ e para construtos conceitualmente diferentes, HTMT $< 0,85$. O intervalo de confiança da estatística HTMT não deve incluir o valor limite para todas as combinações de construtos.	-	* Cargas cruzadas (cargas das relações do componente de ordem superior com os componentes de ordem inferior, de um mesmo construto hierárquico, devem ser maiores do que todas suas cargas cruzadas com outros construtos) * Critério de Fornell-Larcker: raiz quadrada da AVE do construto deve ser superior do que sua correlação com os demais. * <i>Heterotrait–Monotrait ratio</i> (HTMT): para construtos conceitualmente semelhantes, HTMT $< 0,9$ e para construtos conceitualmente diferentes, HTMT $< 0,85$. O intervalo de confiança da estatística HTMT não deve incluir o valor limite para todas as combinações de construtos.	-

Tabela 1. Avaliação do modelo de mensuração de construtos hierárquicos

Dimensão	Componente de ordem inferior		Componente de ordem superior [os componentes de ordem inferior representam as variáveis manifestas do componente de ordem superior]	
	Reflexivo	Formativo	Reflexivo	Formativo
Colinearidade	-	* <i>Variance Inflation Fator</i> (VIF) < 5 (variáveis manifestas) * Tolerância > 2	-	* <i>Variance Inflation Fator</i> (VIF) < 5 (variáveis latentes) * Tolerância > 2
Significância e relevância das relações	-	Pesos ^b (<i>outer weight</i>) das variáveis manifestas significantes ou cargas (<i>outer loading</i>) ≥ 0,5 ou cargas significantes (<i>p-value</i> < α)	-	Pesos ^b (<i>outer weight</i>) das relações do componente de ordem superior com os componentes de ordem inferior significantes ou cargas (<i>outer loading</i>) ≥ 0,5 ou cargas significantes (<i>p-value</i> < α)
Poder explanatório	Componente de ordem inferior			
	Reflexivo-Formativo e Formativo-Formativo		Reflexivo-Reflexivo e Formativo-Reflexivo	
	-		*Coeficiente de determinação ^c (R ²) *Média do índice de redundância	

Fonte: A partir de Sanchez (2013), Hair Jr. et al. (2017, 2022), Hair Jr. et al. (2018), Sarstedt et al. (2019), Hair Jr. et al. (2021) e Sarstedt, Hair Jr. & Ringle. (2022).

^a O alpha de Cronbach pode constituir o limite inferior e a confiabilidade composta o limite superior da confiabilidade da consistência interna. O coeficiente de confiabilidade consistente geralmente fica entre o alfa de Cronbach e a confiabilidade composta; podendo, assim, ser uma boa representação da confiabilidade de consistente interna do construto.

^b Em relação à relevância do indicador, deve-se considerar que o peso máximo obtido para variáveis manifestas não correlacionados é de $1/n$, sendo n o número de variáveis manifestas (Hair Jr. et al., 2017, p. 146).

^c Em PLS-SEM, o coeficiente de determinação é um indicador de poder explanatório (e não preditivo), conforme explicam Sarstedt, Hair Jr. & Ringle (2022). Cohen (1988, p. 477-478) propõe a seguinte gradação para R², da gradação para tamanho de efeito em regressão múltipla (f²), visto que $f^2 = R^2 / (1 - R^2)$: 0,0196 (pequeno), 0,13 (médio) e 0,26 (grande).

APÊNDICE B

Tabela 2. Comparação entre SmartPLS e *package* plspm

Critério		SmartPLS (v. 3.3.9)	plspm (v. 0.4.9)
Confiabilidade da consistência interna (unidimensionalidade)	Alpha de Cronbach	X	X
	Confiabilidade composta (Jöreskog's rho)	X	
	Coefficiente de confiabilidade consistente (Henseler-Dijkstra's rho)	X	
	Confiabilidade composta (Dillon-Goldstein's rho)		X
	Autovalor		X
Validade convergente	Modelo reflexivo	<i>Average Variance Extracted</i> (AVE)	X ^a
		Carga (<i>outer loading</i>)	X
		Comunalidade do item	X
	Modelo formativo	Análise de redundância ^b	
Validade discriminante		Carga cruzada	X
		Critério de Fornell-Larcker	X
		<i>Heterotrait-Monotrait ratio</i> (HTMT)	X
Colinearidade		<i>Variance Inflation Fator</i> (VIF)	X
		Tolerância	X
Significância e relevância dos indicadores		Peso (<i>outer weight</i>) e carga (<i>outer loading</i>)	X
		Significância (<i>p-value</i>)	X
		Intervalo de confiança	X
		Estatística t de Student	X
Poder explanatório		Coefficiente de determinação (R ²)	X
		Média do índice de redundância	X

Notas: ^a O pacote plspm considera a AVE (i.e., Comunalidade do construto) na avaliação do modelo estrutural.

^b Não se confunde com a média do índice de redundância presente no pacote plspm, uma vez a análise de redundância se refere à correlação entre o construto formativo e sua mensuração alternativa (reflexiva ou global *single item*) e a média do índice de redundância é igual a R² x AVE.