

Estado da publicação: O preprint foi publicado em um periódico como um artigo  
DOI do artigo publicado: <https://doi.org/10.11606/issn.1982-6486.rco.2023.201331>

# Modelos de Componentes Hierárquicos em Modelagem de Equações Estruturais com Mínimos Quadrados Parciais: orientações para construtos de segunda ordem

Adonai José Lacruz, Walter Macêdo de Assis, Thiago de Andrade Guedes

<https://doi.org/10.1590/SciELOPreprints.3978>

Submetido em: 2022-04-19

Postado em: 2022-05-17 (versão 3)

(AAAA-MM-DD)

# Modelos de Componentes Hierárquicos em Modelagem de Equações Estruturais com Mínimos Quadrados Parciais: orientações para construtos de segunda ordem

**Adonai José Lacruz**<sup>1,2</sup>

adonai.lacruz@ifes.edu.br | ORCID: 0000-0003-1575-3788

**Walter Macêdo de Assis**<sup>2</sup>

walter.assis1@outlook.com | ORCID: 0000-0002-2301-7732

**Thiago de Andrade Guedes**<sup>2</sup>

thiagoandradeoficial@gmail.com | ORCID: 0000-0001-8567-639X

## Resumo

A modelagem de equações estruturais com mínimos quadrados parciais (*Partial Least Squares Structural Equation Modeling* – PLS-SEM) tem sido empregada para modelar construtos hierárquicos em estudos na área de Administração. No entanto, no levantamento realizado nesta pesquisa (em artigos publicados em 2021 nos periódicos *core* da área de Administração classificados como A2 no Qualis/Capes) e em estudos anteriores foi identificada a inadequação da forma de relatar como as pesquisas foram realizadas. Além disso, da revisão da literatura, percebeu-se a ausência de diretrizes claras, sobretudo em relação a forma de mensuração do componente de ordem superior de construtos hierárquicos. Como resposta a isso, apresenta-se neste artigo orientações sobre como especificar, estimar e avaliar modelos de componentes hierárquicos em PLS-SEM, mais especificamente para construtos de segunda ordem, e também sobre como relatar a configuração utilizada e os resultados obtidos. Essas orientações podem apoiar autores a aumentar a transparência dos procedimentos metodológicos dos seus estudos, bem como podem auxiliar editores e revisores no desenvolvimento de questões específicas que podem ser aprimoradas em processos de arbitragem científica, contribuindo, dessa forma, para confiabilidade do conhecimento acadêmico produzido.

**Palavras-chave:** Modelagem de equações estruturais com mínimos quadrados parciais, Modelos de componentes hierárquicos, Modelos de ordem superior, Construtos de segunda ordem.

---

<sup>1</sup> Instituto Federal do Espírito Santo (Ifes), Viana, Espírito Santo, Brasil.

<sup>2</sup> Programa de Pós-graduação em Administração (PPGAdm) da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), Vitória, Espírito Santo, Brasil.

## 1 Introdução

Muitas variáveis nos estudos em Administração 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 qualidade do varejo online (e.g. Wolfinbarger & Gilly, 2003), a reputação corporativa (e.g. Schwaiger, 2004), 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 a intenção de engajamento (e.g. Aslam & Luna, 2021) ou comportamento empreendedor (e.g., Campos, Moraes & Spatti, 2021), por exemplo. Esses modelos 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. Ou seja, em PLS-SEM as variáveis são consideradas representações dos construtos; assim, tomadas como *proxies* das variáveis conceituais. Dito de outra forma, PLS é um método da família de técnicas estatísticas de modelagem de equações estruturais baseado em variância (*variance-based SEM*), conforme explicam Reinartz, Haenlein & Henseler (2009), pois o algoritmo PLS inicialmente cria *proxies* como combinações lineares de variáveis manifestas, e depois usa essas *proxies* para estimar os parâmetros do modelo.

Com a finalidade de contextualizar o cenário, foi feito levantamento em todas as edições de 2021 dos periódicos nacionais *core* da área de Administração de Empresas classificados como A2 no Qualis/Capes (i.e., Revista de Administração de Empresas, Revista de Administração da USP, Cadernos EBAPE.BR, Revista de Administração Contemporânea, *Brazilian Administration*

*Review, Organizações & Sociedade, Revista Brasileira de Gestão de Negócios e Brazilian Business Review*)<sup>i</sup>. Foram identificados 40 (12%) artigos que utilizaram PLS-SEM, do total de 333 artigos publicados em 2021. Dos 40 artigos que usaram PLS-SEM, 6 (15%) utilizaram ao menos um modelo de componentes hierárquicos.

Observou-se, nesse levantamento, que em todos os 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).

Em 3 artigos foi possível identificar a abordagem utilizada para especificação do componente de ordem superior (e.g. abordagem de medidas repetidas) e foi demonstrada a avaliação do componente de ordem superior.

Lamentavelmente, 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).

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, Klein & Wetzels, 2012, Ringle, Sarstedt & Straub 2012, Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle, 2019, Crocetta, Antonucci, Cataldo, Galasso, Grassia, Lauro & Marino, 2021), ainda não há diretrizes claras sobre qual configuração é mais adequada para cada tipo de modelo de componentes hierárquico – o que pode explicar a inadequação da forma de relatar como os estudos foram realizados, observada no levantamento realizado neste estudo e em estudos anteriores (e.g. Ringle, Sarstedt & Straub 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 & Gudergan (2018, p. 41-47).

Espera-se que este estudo contribua para autores e revisores de periódicos científicos sobre como especificar, estimar, avaliar e relatar os resultados de modelos de componentes hierárquicos. O esforço analítico empreendido neste artigo pode motivar autores, não apenas a implementar as recomendações feitas, mas também a aumentar a transparência do percurso metodológico da pesquisa. Editores e revisores, por sua vez, podem usar nossa discussão para endereçar o desenvolvimento sobre questões específicas que podem ser aprimoradas em processos de arbitragem científica.

## **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, Odekerken-Schröder & Oppen, 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).

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, Odekerken-Schröder & Oppen (2009).

Pode-se resumir em três as principais razões para usar modelos de componentes hierárquicos.

Primeiro, por razões teóricas (Wetzels, Odekerken-Schröder & Oppen, 2009), ou seja, quando o construto pode ser operacionalizado, de forma multidimensional, por diferentes dimensões conceituais de um mesmo domínio conceitual definidas

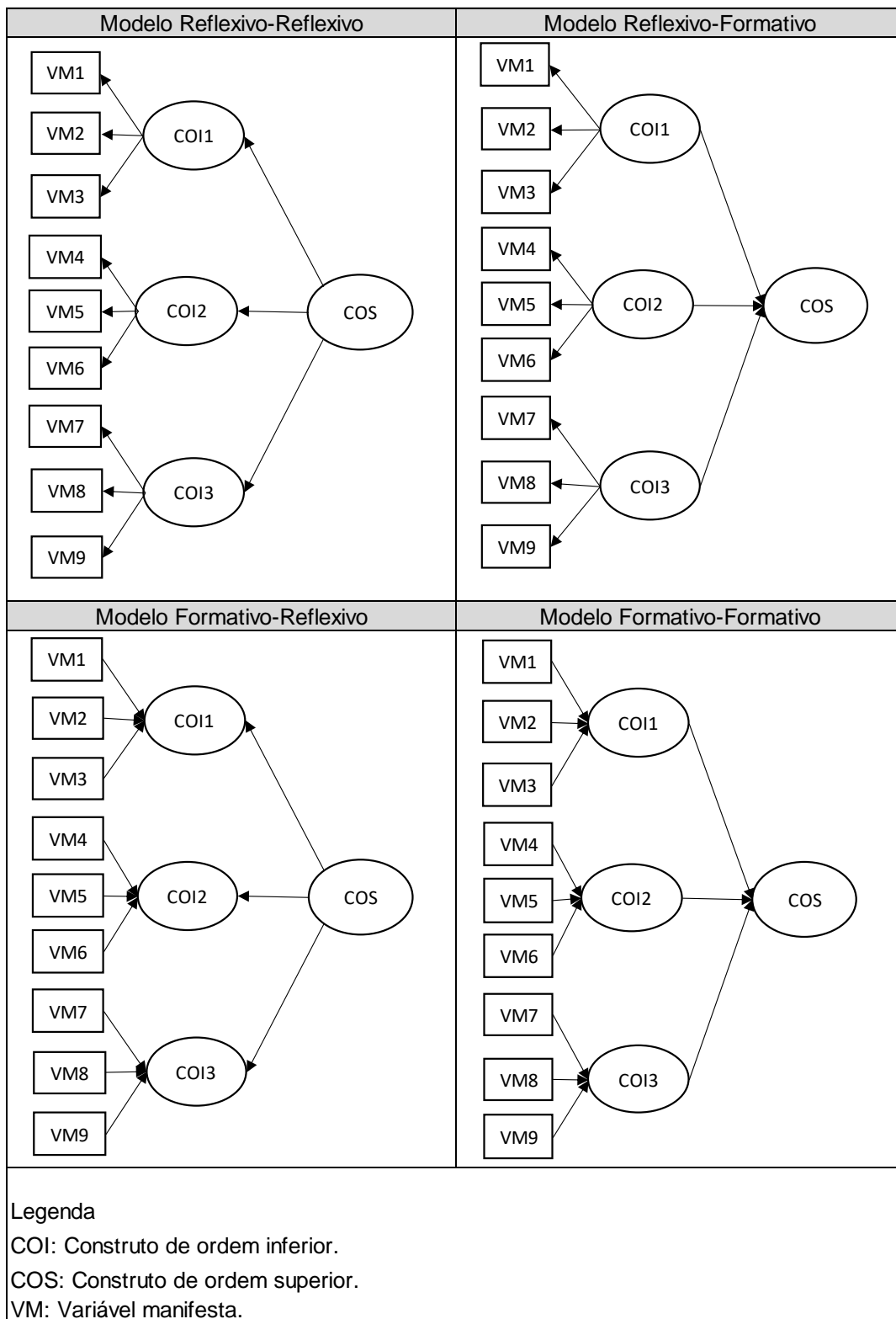
e sustentadas na literatura. Sobre isso, acrescenta-se que a teoria fornece uma opção de pesquisa sobre como operacionalizar um conceito, seja em um ou mais níveis de abstração. Assim, o construto pode ser operacionalizado (seja de forma unidimensional ou multidimensional) buscando uma mensuração especificada 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, Klein & Wetzels, 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., Sarstedt, Ringle & Gudergan, 2018).

Esclarece-se, porém, que modelos hierárquicos, como advertem Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (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., Hult Ringle & Sarstedt (2017), de estabelecer modelos de componentes hierárquicos diante de colinearidade entre construtos para resolver problemas de validade discriminante.

Do estudo realizado por Ringle, Sarstedt & Straub (2012), com base em modelos de componentes hierárquicos de segunda ordem, foram revelados os quatro tipos de relações entre os componentes mais comuns em aplicações de PLS-SEM<sup>ii</sup>: reflexivo-formativo (52%), formativo-formativo (24%), reflexivo-reflexivo (20%) e formativo-reflexivo (4%). Veja Figura 1.



**Figura 1.** Tipos de construtos de segunda ordem

**Fonte:** Adaptado de Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019, p. 198).

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 6, respectivamente.

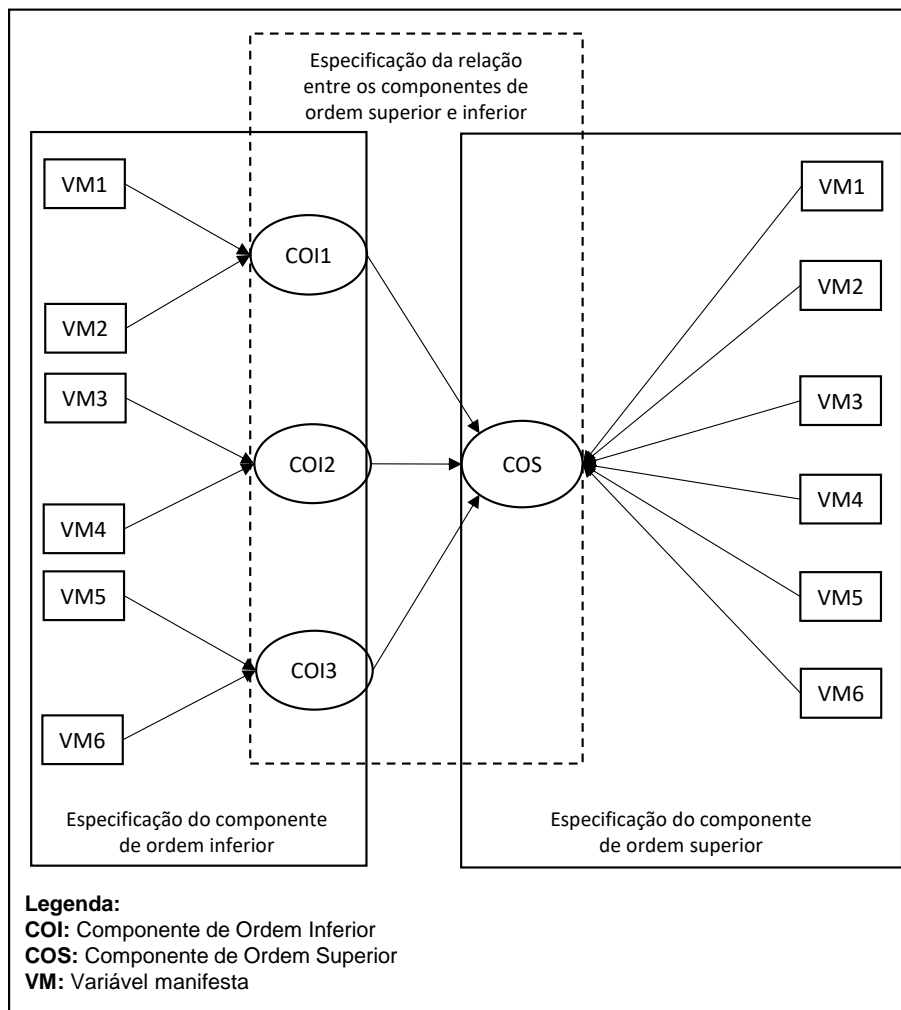
### **3 Como especificar modelos de componentes hierárquicos**

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, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle, 2019).

Adiante, importa definir a abordagem que será usada para estimar o componente de ordem superior. Destacam-se duas abordagens bastante difundidas<sup>iii</sup>: 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, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019)<sup>iv</sup>. A integrada (e.g. Wilson, 2010, Ringle, Sarstedt & Straub, 2012), na qual o componente de ordem superior é usado no primeiro estágio; e a desarticulada (Wilson, & Henseler, 2007, Becker, Klein & Wetzels, 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)

**Fonte:** Elaboração própria.

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, Sarstedt & Straub, 2012) e a desarticulada (e.g., Becker, Klein & Wetzels, 2012). Sobre isso se discutirá adiante, na seção 5. 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, Sarstedt & Straub, 2012).

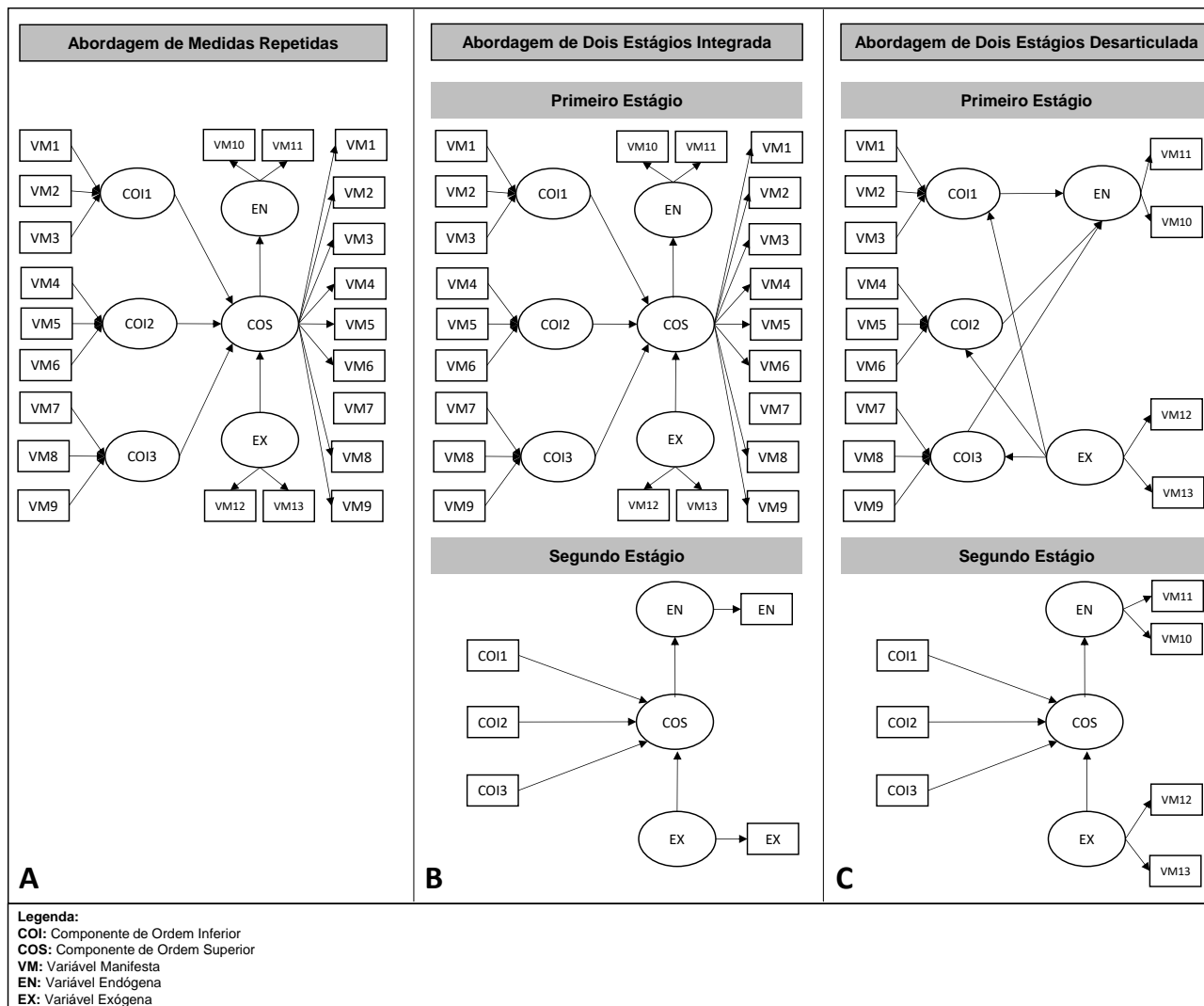
Por exemplo, o componente de ordem superior na Figura 1 (modelo formativo-formativo) seria mensurado, no estágio 2, pelos escores das 3 variáveis latentes do componente de ordem inferior obtidos no estágio 1 pela abordagem de medidas repetidas (veja Figura 3 - B).

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, Klein & Wetzels, 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  
**Fonte:** Elaboração própria.

Realça-se, ainda, 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, Klein & Wetzels, 2012). Sobre isso, Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (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, no mesmo diapasão de Bido & Silva (2019), o uso da abordagem de dois estágios desarticulada quando o número de variáveis manifestas entre os componentes de ordem inferior não for semelhante. 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 Modo A as correlações bivariadas entre cada variável manifesta e o construto determinam os pesos usados para calcular as pontuações das variáveis latentes. Por outro lado, no Modo B, os pesos são determinados por meio de regressão de cada construto e suas variáveis manifestas.

Em outras palavras, 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.

Do ponto de vista estatístico, a mensuração reflexiva (Modo A) é estimada por um coeficiente de regressão multivariada (por exemplo, no pacote semPLS) ou de regressões simples (por exemplo, no pacote plspm) que têm as variáveis manifestas como resposta e a variável latente como regressora, estimadas por mínimos quadrados (*least squares*). A mensuração formativa, por outro lado, é estimada por um coeficiente de regressão múltipla com a variável latente como resposta e suas variáveis manifestas como regressoras, estimada por mínimos quadrados.

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, Klein & Wetzels, 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, Sarstedt & Straub (2012), mensuram o componente ordem superior usando a mesma especificação dos componentes de ordem inferior.

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

Acerca das duas abordagens, Hair Jr., Hult, Ringle & Sarstedt (2017) e Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018) propõem que a forma de mensuração dos componentes de ordem inferior seja replicada na construção de ordem superior. Por fim, Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019), amparando-se nos achados de Becker, Klein & Wetzels (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., Hult, Ringle & Sarstedt (2017)		Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (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

**Fonte:** Elaboração própria.

Como se observa (Tabela 1), há diferentes formas de mensuração dos componentes de ordem superior e o impasse se dá nos modelos formativo-reflexivo e reflexivo-formativo.

Não se deixa de notar que os artigos trazidos para essa discussão guardam correspondência entre seus coautores. Não se afasta, assim, que o estudo mais recente, de 2019, reflita a forma de pensar de Sarstedt, Hair Jr., Becker e Ringle – o que diminui a controvérsia sobre o tema.

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, proposto originalmente por Wold (1982), fatorial ou caminho, introduzidos depois por Lohmöller (1989). Henseler, Sarstedt & Sinkovics (2009) apresentam detalhes desses três esquemas de ponderação.

Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Mena (2012) e Hair Jr., Hult, Ringle & Sarstedt (2017) recomendam que o método centroide não seja usado para modelos hierárquicos. Sanchez (2013) explica que, como esse esquema de ponderação não considera a direção nem a força da relação dos caminhos no modelo estrutural, alguns problemas podem estar presentes quando uma correlação é próxima de zero, fazendo com que um sinal mude de +1 para -1 durante as iterações na fase de aproximação interna do algoritmo PLS.

Em outra frente, Becker, Klein & Wetzels (2012), como será melhor discutido na seção seguinte, 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 em termos de RMSE (*Root Mean Squared Error*) e MARB (*Mean of the Absolute Relative Bias*).

Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (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, Klein & Wetzels (2012).

Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019), por sua vez, recomendam, extrapolando os achados de Becker, Klein & Wetzels (2012), que seja utilizado o esquema de ponderação do caminho como configuração padrão ao estimar construções de ordem superior em PLS-SEM. Sanchez (2013), por fim, adverte

que o esquema de ponderação do caminho apresenta alguns problemas quando a matriz de correlação das variáveis latentes é singular (i.e., se seu determinante for nulo).

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, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019)
	Formativo	Medidas repetidas	Caminho	B (formativamente)	Becker, Klein & Wetzels (2012)
Formativo	Reflexivo	Medidas repetidas	Caminho	A (reflexivamente)	Extrapolando os achados de Becker, Klein & Wetzels (2012)
	Formativo	Medidas repetidas	Caminho	B (formativamente)	Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018) e Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019)

**Fonte:** Elaboração própria.

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. Sobre isso se trata da seção 6. Antes, porém, retoma-se a

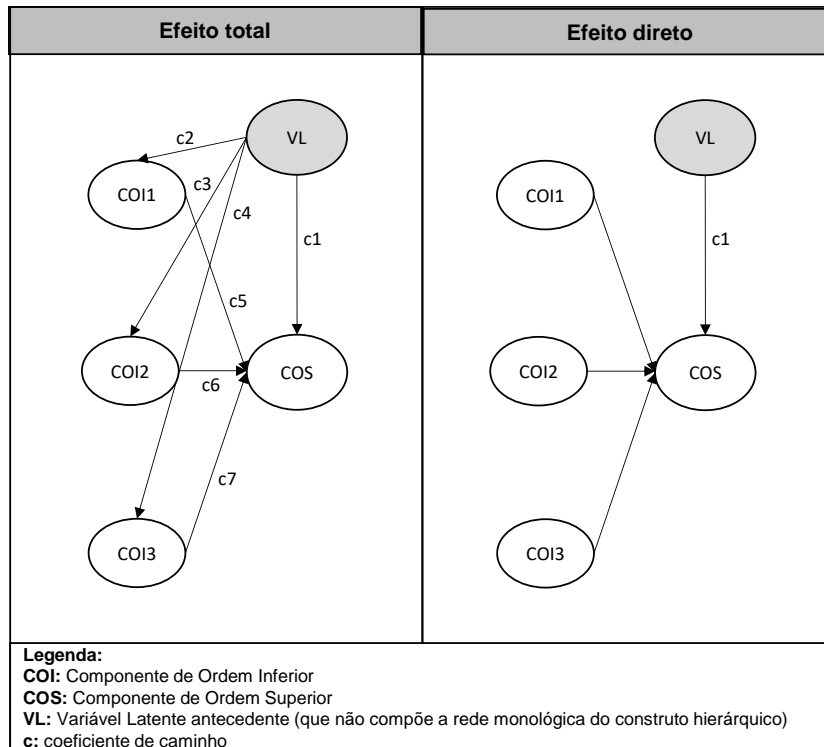
discussão sobre modelos reflexivos-formativos e formativos-formativos endógenos.

## **5 Modelos hierárquicos reflexivos-formativos e formativo-formativo endógenos**

Ringle, Sarstedt & Straub (2012) demonstraram que em modelos de componentes hierárquicos dos tipos reflexivo-formativo e formativo-formativo com variável latente antecedente que não compõe a rede nomológica do construto hierárquico (i.e., endógeno), o efeito dessa variável latente sobre o componente de ordem superior formativo é próximo de zero e insignificante ( $p\text{-value} > \alpha$ ) quando se usa a abordagem de medidas repetidas. Propuseram, para contornar essa limitação, a abordagem de dois estágios integrada.

Especificamente sobre modelos hierárquicos reflexivos-formativos, destaca-se a sugestão de Becker, Klein & Wetzels (2012) de modelar o impacto da variável latente antecedente, usando a abordagem de medidas repetidas com componente de ordem superior mensurado formativamente (Modo B) e esquema de ponderação de caminho, pela análise do efeito total, em substituição à análise apenas pelo efeito direto.

Em outras palavras, em vez de analisar apenas o efeito direto da variável latente antecedente sobre o componente de ordem superior ( $c1$ ), deve-se analisar o efeito indireto, via componentes de ordem inferior ( $c2 \cdot c5 + c3 \cdot c6 + c4 \cdot c7$ ), mais o efeito direto ( $c1$ )<sup>v</sup>. Veja Figura 4.



**Figura 4.** Modelos de componentes hierárquico com variável latente antecedente

**Fonte:** A partir de Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018, p. 52).

Becker, Klein & Wetzels (2012) demonstraram, por meio de Simulação de Monte Carlo, que essa abordagem e configuração (i.e., medidas repetidas com componente de ordem superior mensurado formativamente e esquema de ponderação de caminho) produz melhores estimativas dos parâmetros em termos de RMSE e MARB em comparação às demais abordagens (dois estágios desarticulada e híbrida) e configurações (i.e., esquemas de ponderação e forma de mensuração do componente de ordem superior) sendo ou não a variável latente hierárquica formativa endógena. Cheah et al. (2019) também evidenciaram melhores resultados com a abordagem de medidas repetidas, quando comparadas às demais abordagens (dois estágios integrada, dois estágios desarticulada e híbrida).

Ademais, Becker, Klein & Wetzels (2012) demonstraram que com essa configuração (e também a na abordagem de dois estágios desarticulada), o número desigual de variáveis manifestas nos componentes de ordem inferior não influenciou significativamente na recuperação dos parâmetros.

Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018) acompanham a configuração recomendada por Becker, Klein & Wetzels (2012) e extrapolam essa sugestão para modelos formativos-formativos endógenos.

## **6 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, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle, 2019). Confira resumo na Tabela 3.

**Tabela 3**

## 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 <sup>a</sup>	<ul style="list-style-type: none"> <li>* <math>0,7 \leq</math> alpha de Cronbach <math>\leq 0,9</math></li> <li>* <math>0,7 \leq</math> confiabilidade composta <math>\leq 0,9</math></li> <li>* <math>0,7 \leq</math> Coeficiente de confiabilidade consistente <math>\leq 0,9</math></li> <li>* Primeiro autovalor (<i>eigenvalue</i>) superior a 1 e segundo autovalor inferior a 1 ou muito menor do que o primeiro autovalor.</li> </ul>	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>* <math>0,7 \leq</math> alpha de Cronbach <math>\leq 0,9</math></li> <li>* <math>0,7 \leq</math> confiabilidade composta <math>\leq 0,9</math></li> <li>* <math>0,7 \leq</math> Coeficiente de confiabilidade consistente <math>\leq 0,9</math></li> <li>* Primeiro autovalor (<i>eigenvalue</i>) superior a 1 e segundo autovalor inferior a 1 ou muito menor do que o primeiro autovalor.</li> </ul>	-
Validade convergente	<ul style="list-style-type: none"> <li>* Carga (<i>outer loading</i>) <math>\geq 0,708</math></li> <li>* <i>Average Variance Extracted</i> (AVE) <math>\geq 0,5</math></li> </ul>	Análise de redundância: correlação entre o construto formativo e sua mensuração alternativa (reflexiva ou <i>global single item</i> ) $\geq 0,708$	<ul style="list-style-type: none"> <li>* Carga (<i>outer loading</i>) <math>\geq 0,708</math></li> <li>* <i>Average Variance Extracted</i> (AVE) <math>\geq 0,5</math></li> </ul>	Análise de redundância: correlação entre o construto formativo e sua mensuração alternativa (reflexiva ou <i>global single item</i> ) $\geq 0,708$
Validade discriminante	<ul style="list-style-type: none"> <li>* Cargas cruzadas (cargas das variáveis manifestas de um construto devem ser maiores do que todas suas cargas cruzadas com outros construtos)</li> <li>* Critério de Fornell-Larcker: raiz quadrada da AVE do construto deve ser superior do que sua correlação com os demais.</li> <li>* Heterotrait-Monotrait ratio (HTTM): para construtos conceitualmente semelhantes, HTMT <math>&lt; 0,9</math> e para construtos conceitualmente diferentes, HTMT <math>&lt; 0,85</math>. O intervalo de confiança da estatística HTMT não deve incluir o valor limite para todas as combinações de construtos.</li> </ul>	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>* 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)</li> <li>* Critério de Fornell-Larcker: raiz quadrada da AVE do construto deve ser superior do que sua correlação com os demais.</li> <li>* Heterotrait-Monotrait ratio (HTMT): para construtos conceitualmente semelhantes, HTMT <math>&lt; 0,9</math> e para construtos conceitualmente diferentes, HTMT <math>&lt; 0,85</math>. O intervalo de confiança da estatística HTMT não deve incluir o valor limite para todas as combinações de construtos.</li> </ul>	-
Colinearidade	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>* <i>Variance Inflation Fator</i> (VIF) <math>&lt; 5</math> (variáveis manifestas)</li> <li>* Tolerância <math>&gt; 2</math></li> </ul>	-	<ul style="list-style-type: none"> <li>* <i>Variance Inflation Fator</i> (VIF) <math>&lt; 5</math> (variáveis latentes)</li> <li>* Tolerância <math>&gt; 2</math></li> </ul>

Significância e relevância das relações	-	Pesos <sup>b</sup> ( <i>outer weight</i> ) das variáveis manifestas significantes ou cargas ( <i>outer loading</i> ) $\geq 0,5$ ou cargas significantes ( <i>p-value</i> $< \alpha$ )	-	Pesos <sup>b</sup> ( <i>outer weight</i> ) das relações do componente de ordem superior com os componentes de ordem inferior significantes ou cargas ( <i>outer loading</i> ) $\geq 0,5$ ou cargas significantes ( <i>p-value</i> $< \alpha$ )
Poder explanatório	<b>Componente de ordem inferior</b>			
	<b>Reflexivo-Formativo e Formativo-Formativo</b>		<b>Reflexivo- Reflexivo e Formativo- Reflexivo</b>	
	-		*Coeficiente de determinação <sup>c</sup> ( $R^2$ ) *Média do índice de redundância	

**Fonte:** A partir de Sanchez (2013), Hair Jr., Hult, Ringle & Sarstedt (2017), Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018), Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019), Hair Jr., Hult, Ringle, Sarstedt, Danks & Ray (2021) e Sarstedt, Hair Jr. & Ringle (2022).

<sup>a</sup> 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.

<sup>b</sup> Em relação à relevância do indicador, deve-se considerar que o peso máximo obtido para variáveis manifestas não correlacionados é de  $\frac{1}{\sqrt{n}}$ , sendo n o número de variáveis manifestas (Hair Jr., Hult, Ringle & Sarstedt, 2017, p. 146).

<sup>c</sup> 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  $R^2$ , da gradação para tamanho de efeito em regressão múltipla ( $f^2$ ), visto que  $f^2 = \frac{R^2}{(1-R^2)}$ : 0,0196 (pequeno), 0,13 (médio) e 0,26 (grande).

Cabem quatro observações em complemento ao resumo apresentado na Tabela 3:

Primeiro, de acordo com o entendimento de Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (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, conseqüentemente, 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 (cf. Tabela 3).

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, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle, 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, Odekerken-Schröder & Oppen, 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.

Pode-se implementar PLS-SEM em diversos *softwares*, como SmartPLS (Ringle, Wende & Will, 2005) e ADANCO (Henseler & Dijkstra, 2015); ou por meio de *packages* para o *software* R (R Core Team, 2020), como semPLS (Monecke & Leisch, 2012), plspm (Sanchez, Trinchera & Russolillo, 2017), cSEM (Rademaker Schuberth, 2020) e SEMinR (Ray, Danks & Valdez, 2022); 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 desses *softwares/packages*<sup>vi</sup>.

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, na Tabela 4, apresenta-se um quadro comparativo dos indicadores presentes no SmartPLS e no *package* para R *plspm*, identificados como mais usados no levantamento realizado nos artigos que utilizaram PLS-SEM publicados em 2021 nos periódicos nacionais *core* da área de Administração classificados como A2 no Qualis/Capes.

**Tabela 4**

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	X <sup>a</sup>
		Carga ( <i>outer loading</i> )	X	X
		Comunalidade do item		X
	Modelo formativo	Análise de redundância <sup>b</sup>	X	
Validade discriminante	Carga cruzada	X	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	X	
	Significância ( <i>p-value</i> )	X	X	
	Intervalo de confiança	X	X	
	Estatística t de Student	X	X	
Poder explanatório	Coefficiente de determinação (R <sup>2</sup> )	X	X	
	Média do índice de redundância		X	

---

**Fonte:** Elaboração própria.

<sup>a</sup> O pacote plspm considera a AVE (i.e., Comunalidade do construto) na avaliação do modelo estrutural.

<sup>b</sup> 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  $R^2 \times AVE$ .

## 7 Considerações finais

Chegando ao final deste itinerário de pesquisa, apresentam-se orientações sobre como relatar a configuração utilizada em modelos de componentes hierárquicos de segunda ordem e acerca da avaliação desse modelo hierárquico. Sobre a configuração (confira Tabela 2), 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, os pesquisadores devem 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. Ou seja, 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, manualmente ou com auxílio de planilhas eletrônicas (e.g., MS-Excel e LO-Calc).

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 a 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 (confira Tabela 3), inicialmente os pesquisadores precisam avaliar a adequação dos componentes de ordem inferior (i.e., de primeira ordem), conforme diretrizes para sua forma de mensuração (reflexiva ou formativa); em seguida, devem avaliar a adequação do componente de ordem superior (i.e., de segunda ordem), conforme o padrão para de avaliação da forma de sua relação com os componentes de ordem inferior (reflexiva ou formativa).

No caso de construtos hierárquicos do tipo reflexivo-formativo e formativo-formativo endógenos, a avaliação do efeito da variável latente antecedente deve ser feita pela análise do efeito total (confira Figura 4).

Ademais, 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, há limitações que precisam ser destacadas. Primeiro, o foco do estudo está em modelos de segunda ordem e, portanto, as orientações feitas não podem ser generalizadas para modelos de terceira ordem etc. Segundo, o foco do estudo também reside em modelos menos complexos, que não envolvem relações de mediação e moderação, por exemplo.

Assim, 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, a exemplo do ocorrido com o critério para validade discriminante *Heterotrait-Monotrait Ratio* (Henseler, Ringle & Sarstedt, 2015) e *Confirmatory tread analysis* (Gudergan, Ringle, Wende & Will, 2008).

## 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.
- Bido, D. de S., & Silva, D. da. (2019). SmartPLS 3: especificação, estimação e relato. *Administração: Ensino e Pesquisa*, 20(2), 488-536.
- 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.
- 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.
- Cheah, J. H., Ting, H., Ramayah, T., Memon, M. A., Cham, T.-H., & Ciavolino, E. (2019). A comparison of five reflective–formative estimation approaches: reconsideration and recommendations for tourism research. *Quality & Quantity*, 53(3), 1421–1458.
- 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.
- Gudergan, S., Ringle, C. M., Wende, S., & Will, A. (2008). Confirmatory tetrad analysis in PLS path modeling. *Journal of Business Research*, 61(12), 1238-1249.

- 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)*. 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.
- Henseler, J., & Dijkstra, T. K. (2015). *ADANCO 2.0*. [software]. Disponível em [www.composite-modeling.com](http://www.composite-modeling.com).
- 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.
- Henseler, J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2015). A New criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling, *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
- 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.
- Lohmöller, J. B. (1989). *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares*. New York: Springer-Verlag.
- Monecke, A., & Leisch, F. (2012). *semPLS: Structural Equation Modeling Using Partial Least Squares*. R package version 1.0. [software]. Disponível em <http://cran.r-project.org/web/packages/semPLS>.
- R Core Team (2020). *R: A language and environment for statistical computing*. [software]. Disponível em <https://cran.r-project.org>.
- Rademaker, M. E., & Schuberth, F. (2020). *cSEM: Composite-Based Structural Equation Modeling*. Package version: 0.4.0. [software]. Disponível em <https://m-e-rademaker.github.io/cSEM>.
- Ray, M., Danks, N. P., & Valdez, A. D. (2022). *seminr: Building and Estimating Structural Equation Models*. R package version 2.3.0. [software]. Disponível em <http://cran.r-project.org/web/packages/seminr>.

- Reinartz, W., Haenlein, M., & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM. *International Journal of Research in Marketing*, 26(4), 332-344.
- Riel, A. C. van, Henseler, J., Kemény, I., & Sasovova, Z. (2017). Estimating hierarchical constructs using consistent partial least squares: The case of second-order composites of common factors. *Industrial management & data systems*, 117(3), 459-477.
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Straub, D. W. (2012). s. *MIS quarterly*, 36(1), iii-xiv.
- Ringle, C. M., Wende, S., & Will, A. (2005), *SmartPLS 3*. [software]. Disponível em [www.smartpls.com](http://www.smartpls.com).
- Sanchez, G. (2013). *PLS path modeling with R*. Berkeley: Trowchez Editions.
- Sanchez, G., Trinchera, L., & Russolillo, G. (2017). *plspm: tools for Partial Least Squares Path Modeling (PLS-PM)*. R package version 0.4.9. [software]. Disponível em <http://cran.r-project.org/web/packages/plspm>.
- 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.
- Sarstedt, M., Hair Jr., J. F., & Ringle, C. M. (2022). “PLS-SEM: indeed a silver bullet” – retrospective observations and recente advances. *Journal of marketing theory and practice*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/10696679.2022.2056488>.
- Schwaiger, M. (2004). Components and Parameters of Corporate Reputation: an empirical study. *Schmalenbach Business Review*, 56(1), 46–71.
- 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.
- 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.
- Wilson, B., & Henseler, J. (2007). Modeling reflective higher-order constructs using three approaches with PLS path modeling: a Monte Carlo comparison. In *Australian and New Zealand Marketing Academy Conference Proceedings*, 791–800. Recuperado de [http://doc.utwente.nl/91758/1/BWilson\\_2.pdf](http://doc.utwente.nl/91758/1/BWilson_2.pdf).

Wold, H. (1982). Soft Modeling: Intermediate between Traditional Model Building and Data Analysis. *Mathematical Statistics*, 6(1), 333–346.

Wolfenbarger, M., & Gilly, M. C. (2003). e-TailQ: dimensionalizing, measuring and predicting e-tail quality. *Journal of Retailing*, 79(3), 183-198.

### **Constrinbuição dos autores**

Os autores tiveram contribuição semelhante na idealização e elaboração do artigo. O primeiro autor supervisionou o desenvolvimento do estudo.

### **Conflito de interesse**

Os autores declaram não haver conflito de interesses.

## ***Hierarchical Component Models in Partial Least Squares Structural Equation Modeling: guidelines for second-order constructs***

### **Abstract**

*Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) has been used by Business Administration researchers to model hierarchical constructs. However, through a bibliographic survey (in papers published in 2021 in the core Brazilian Business Administration journals classified as A2 in the Qualis/Capes classification system for quality of academic production) and in previous studies, the inadequacy of the way for specifying, estimating, validating and reporting has been identified. In addition, from the literature review, it was noticed the absence of clear guidelines, especially linked to the way of measuring the higher-order component of hierarchical constructs. Addressing this concern, this paper provides guidance on specifying, estimating, evaluating and reporting models of hierarchical components in PLS-SEM, specifically for second-order constructs. This guidance can support scholars and researchers who use higher-order constructs in their studies.*

**Keywords:** *Partial Least Squares Structural Equation Modeling. Hierarchical component models. Higher-order models. Second-order constructs.*

---

<sup>i</sup> O levantamento foi realizado, entre 13 e 27 de fevereiro de 2022, diretamente no site das revistas. Inicialmente, fez-se a leitura do resumo dos artigos para identificar o uso da técnica PLS-PM. Em seguida, os artigos selecionados etapa anterior foram lidos a fim de identificar se foi usado ao menos um modelo de componente hierárquico.

<sup>ii</sup> Artigos publicados no periódico *Management Information Systems Quarterly* entre 1992 e 2011.

<sup>iii</sup> Outras abordagens foram propostas, por exemplo, a abordagem híbrida (Wilson & Henseler, 2007) e a abordagem de três estágios (Riel, Henseler, Kemény & Sasovova, 2017).

<sup>iv</sup> Abordagem de dois estágios integrada (*embedded two-stage approach*) e abordagem de dois estágios desarticulada (*disjoint two-stage approach*).

<sup>v</sup> Variações de um mesmo exemplo da aplicação dessa abordagem em um modelo reflexivo-formativo podem ser encontradas em Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018, p. 62-65) e por Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019, p. 205-207).

<sup>vi</sup> Pode-se conferir variações de uma mesmo exemplo de cálculo manual dos indicadores de mensuração do componente de ordem superior de um modelo reflexivo-reflexivo em Hair Jr., Sarstedt, Ringle & Gudergan (2018, p. 56-61) e Sarstedt, Hair Jr., Cheah, Becker & Ringle (2019, p. 201-205).

## Este preprint foi submetido sob as seguintes condições:

- Os autores declaram que estão cientes que são os únicos responsáveis pelo conteúdo do preprint e que o depósito no SciELO Preprints não significa nenhum compromisso de parte do SciELO, exceto sua preservação e disseminação.
- Os autores declaram que os necessários Termos de Consentimento Livre e Esclarecido de participantes ou pacientes na pesquisa foram obtidos e estão descritos no manuscrito, quando aplicável.
- Os autores declaram que a elaboração do manuscrito seguiu as normas éticas de comunicação científica.
- Os autores declaram que os dados, aplicativos e outros conteúdos subjacentes ao manuscrito estão referenciados.
- O manuscrito depositado está no formato PDF.
- Os autores declaram que a pesquisa que deu origem ao manuscrito seguiu as boas práticas éticas e que as necessárias aprovações de comitês de ética de pesquisa, quando aplicável, estão descritas no manuscrito.
- Os autores declaram que uma vez que um manuscrito é postado no servidor SciELO Preprints, o mesmo só poderá ser retirado mediante pedido à Secretaria Editorial do SciELO Preprints, que afixará um aviso de retratação no seu lugar.
- Os autores concordam que o manuscrito aprovado será disponibilizado sob licença [Creative Commons CC-BY](#).
- O autor submissor declara que as contribuições de todos os autores e declaração de conflito de interesses estão incluídas de maneira explícita e em seções específicas do manuscrito.
- Os autores declaram que o manuscrito não foi depositado e/ou disponibilizado previamente em outro servidor de preprints ou publicado em um periódico.
- Caso o manuscrito esteja em processo de avaliação ou sendo preparado para publicação mas ainda não publicado por um periódico, os autores declaram que receberam autorização do periódico para realizar este depósito.
- O autor submissor declara que todos os autores do manuscrito concordam com a submissão ao SciELO Preprints.