



FEAUSP



EAD5917 – Modelagem e Métodos para Inferência e Predição aplicados à Administração

Adriana Backx Noronha Viana (backx@usp.br)

Cesar Alexandre de Souza (calesou@usp.br)

Área de MQI
Depto de Administração
FEA/USP

Aula 06 - Introdução à Modelagem em Equações Estruturais com estimação via Partial Least Squares (PLS) em R – Parte II

Lembrando...

- PLS é uma técnica para estimação dos parâmetros em modelos de equações estruturais a partir de um método iterativo que calcula o modelo em blocos (*partial*) utilizando correlações e regressões
- Em relação à técnica baseada em covariância (p.ex. LISREL) possui diferenças em relação aos pressupostos e objetivos
- Mas, em geral, apresenta resultados comparáveis ao CB-SEM em muitas circunstâncias (Henseler, Ringle e Sinkovics, 2009 p.297)

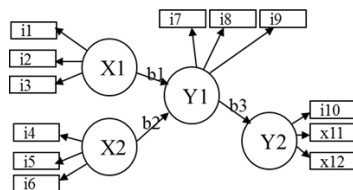
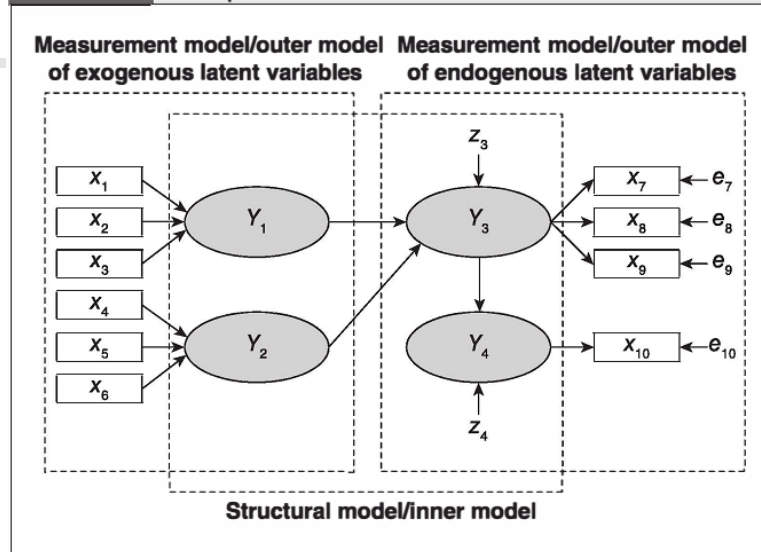


Exhibit 1.4 A Simple Path Model

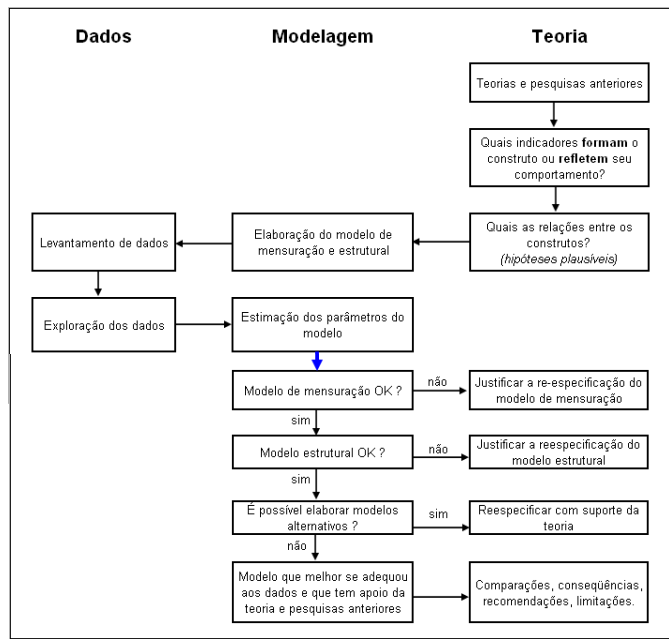


Fonte: HAIR et Al., 2014

Etapas da Modelagem

(Bido, 2016)

- Especificação
 - Modelo de Mensuração
 - Modelo Estrutural
- Estimação
 - Modelo de Mensuração
 - Modelo Estrutural
- Avaliação
 - Modelo de Mensuração
 - Modelo Estrutural
- Interpretação
- Relato



ESPECIFICAÇÃO DO MODELO

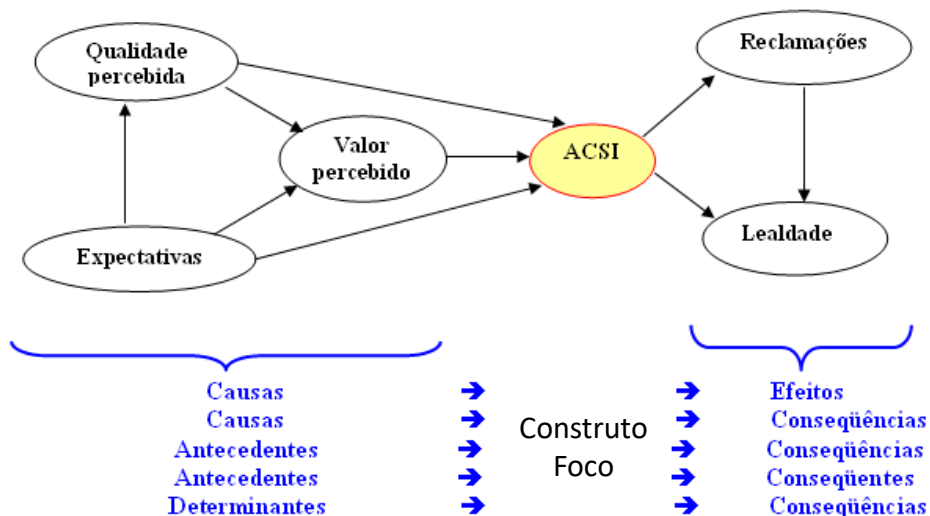
[1] Definição conceitual: Explique o que é cada conceito com base em referencial teórico.

[2] Definição operacional: Explique como os seus conceitos serão medidos. Quais os cuidados com a validade de conteúdo (pré-teste com especialistas), validade de face (pré-teste com potenciais respondentes, para avaliar a adequação semântica, e de formato). Se for escala traduzida, explique os cuidados tomados com a tradução e a adaptação para o público-alvo de modo a manter a validade de conteúdo. Este será o modelo de mensuração.

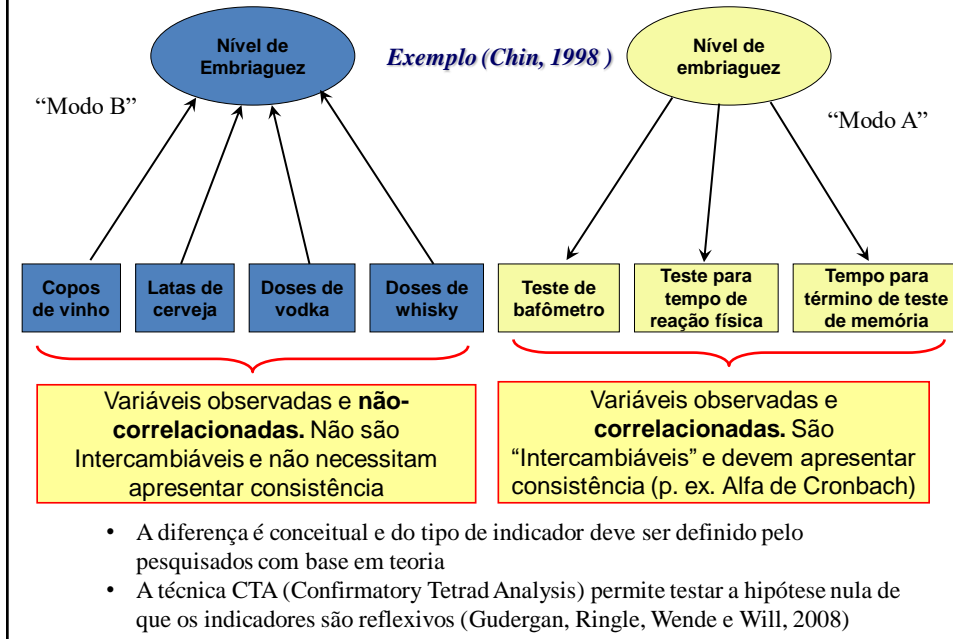
[3] Hipóteses: Justifique suas hipóteses (relações entre os conceitos) com base no referencial teórico. Este será o modelo estrutural.

[4] Inclua uma **figura** como modelo estrutural indicando as hipóteses nas setas.

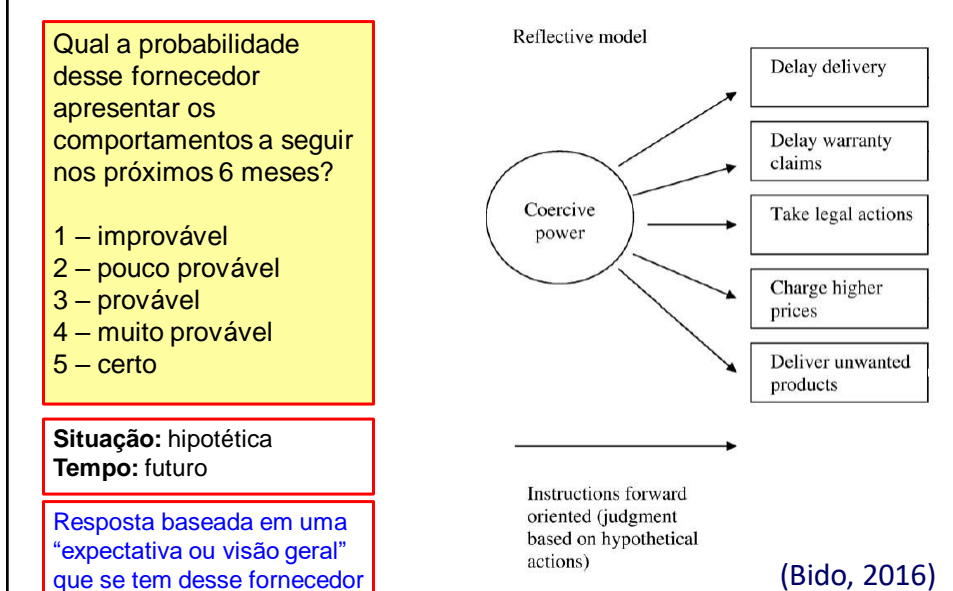
ESPECIFICAÇÃO DO MODELO: modelo estrutural – rede nomológica



Indicadores Formativos vs. Reflexivos



Reflexivos ou formativos?



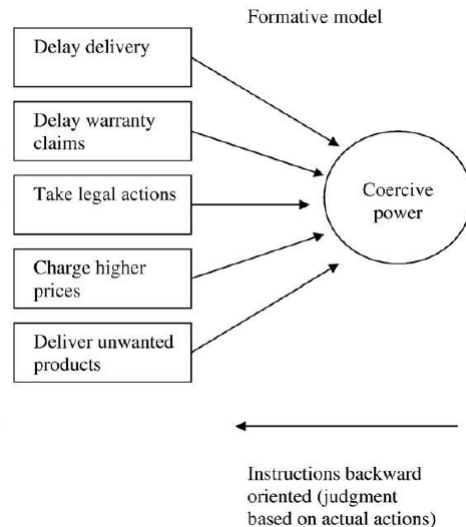
Reflexivos ou formativos?

Com qual frequência esse fornecedor apresentou os comportamentos a seguir nos últimos 6 meses?

- 1 – nunca
- 2 – 1 a 2 vezes
- 3 – 3 a 5 vezes
- 4 – 6 a 10 vezes
- 5 – mais de 10 vezes

Situação: comportamento observado (real)
Tempo: passado

São os mesmos construtos ?

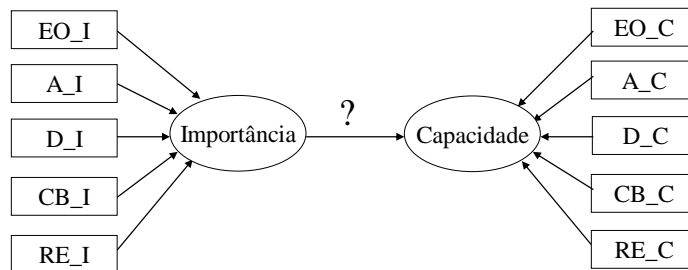


Critério	Modelo formativo	Modelo reflexivo
Direção da causalidade	Dos itens para o construto	Do construto para os itens
	Indicadores são características do construto	Indicadores são manifestações do construto.
	Mudanças nos indicadores deveriam causar mudanças no construto	Mudanças nos indicadores não deveriam causar mudanças no construto.
	Mudanças no construto não deveriam causar mudanças nos indicadores.	Mudanças no construto deveriam causar mudanças nos indicadores.
Intercambialidade dos indicadores	Indicadores não precisam ser intercambiáveis.	Indicadores deveriam ser intercambiáveis
	Indicadores precisam não ter o mesmo ou similar conteúdo (não compartilhar um tema comum)	Indicadores deveriam ter o mesmo ou similar conteúdo (compartilhar um tema comum).
	Eliminando um indicador pode alterar o domínio conceitual do construto.	Eliminando um indicador não altera o domínio conceitual do construto.
Covariação entre os indicadores	Não é necessário que os indicadores tenha covariâncias entre si.	É esperado que os indicadores se correlacionem.
	A mudança em um indicador não, necessariamente, tem relação com a mudança nos demais indicadores.	A mudança em um indicador está associada a mudança em outros indicadores.
Rede nomológica dos indicadores	Pode diferir.	Não deveria diferir.
	Não é necessário que os indicadores tenham os mesmos antecedentes e conseqüências.	Indicadores devem ter os mesmos antecedentes e conseqüências.

Fonte: JARVIS, C. B.; MACKENZIE, S. B.; PODSAKOFF, P. M. A critical review of construct indicators and measurement model misspecification in Marketing and Consumer Research. **Journal of Consumer Research**, v.30, n.2, p.199-218, Set. 2003.

Exemplo 1– PLS – Parte 2

- Indicadores Reflexivos: o algoritmo do PLS busca minimizar o erros no modelo de mensuração - Não afetado pela multicolinearidade dos indicadores
- Indicadores **Formativos**: o algoritmo do PLS busca minimizar o erro de predição das variáveis VLS – Afetado pela **multicolinearidade** dos indicadores



É só mudar a direção das setas?

Quais
diferenças?

O que muda
na
metodologia?

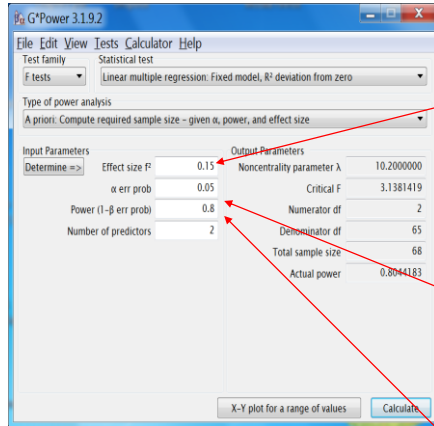
Quando
usar um ou
outro?

É importante que fique claro, que para a **análise fatorial** os indicadores devem ser **reflexivos**. Cuidado que deve ser tomado no desenvolvimento dos itens do questionário.

ESTIMAÇÃO DO MODELO:

Tamanho da amostra

[1] G*Power 3 – Free e disponível em:
<http://www.gpower.hhu.de/en.html>.



[2] F Tests / Correlation and regression / Linear multiple regression: Fixed model, R² deviation from zero.

[3] Para a área de ciências do comportamento, Cohen (1977, p.413) sugere a seguinte classificação:

Efeito pequeno → $f^2 = 0,02 \rightarrow R^2 = 2\%$

Efeito médio → $f^2 = 0,15 \rightarrow R^2 = 13\%$

Efeito grande → $f^2 = 0,35 \rightarrow R^2 = 26\%$

$$f^2 = \frac{\text{variância explicada}}{\text{variância não explicada}} = \frac{R^2}{1-R^2} \text{ ou } R^2 = \frac{f^2}{1+f^2}$$

COHEN, J. Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. Revised Edition. New York: Academic Press, 1977.

[4] Power = 0,8 e $\alpha = 0,05$

HAIR JR., J. F.; HULT, G. T. M.; RINGLE, C. M.; SARSTEDT, M. A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc., 2014.

[5] No modelo a ser testado, a maior quantidade de setas que chegam nas VL é 2 (preditores). O que resulta em uma amostra de 68 casos.

Exhibit 1.7 Sample Size Recommendation a in PLS-SEM for a Statistical Power of 80%

Maximum Number of Arrows Pointing at a Construct	Significance Level											
	1%				5%				10%			
	Minimum R²				Minimum R²				Minimum R²			
	0.10	0.25	0.50	0.75	0.10	0.25	0.50	0.75	0.10	0.25	0.50	0.75
2	158	75	47	38	110	52	33	26	88	41	26	21
3	176	84	53	42	124	59	38	30	100	48	30	25
4	191	91	58	46	137	65	42	33	111	53	34	27
5	205	98	62	50	147	70	45	36	120	58	37	30
6	217	103	66	53	157	75	48	39	128	62	40	32
7	228	109	69	56	166	80	51	41	136	66	42	35
8	238	114	73	59	174	84	54	44	143	69	45	37
9	247	119	76	62	181	88	57	46	150	73	47	39
10	256	123	79	64	189	91	59	48	156	76	49	41

Fonte: HAIR et Al., 2014

Exhibit 1.8 Data Considerations When Applying PLS-SEM

- As a rough guideline, the minimum sample size in a PLS-SEM analysis should be equal to the larger of the following (10 times rule): (1) 10 times the largest number of formative indicators used to measure one construct or (2) 10 times the largest number of structural paths directed at a particular construct in the structural model. Researchers should, however, follow more elaborate recommendations such as those provided by Cohen (1992) that also take statistical power and effect sizes into account. Alternatively, researchers should run individual power analyses, using programs such as G*Power.
- With larger data sets ($N = 250+$), CB-SEM and PLS-SEM results are very similar when an appropriate number of indicator variables (4+) are used to measure each of the constructs (consistency at large).
- PLS-SEM can handle extremely non-normal data (e.g., high levels of skewness).
- Most missing value treatment procedures (e.g., mean replacement, pairwise deletion, EM, and nearest neighbor) can be used for reasonable levels of missing data (less than 5% missing per indicator) with limited effect on the analysis results.
- PLS-SEM works with metric, quasi-metric, and categorical (i.e., dummy-coded) scaled data, albeit with certain limitations.

Fonte: HAIR et AL., 2014.

Estimação do Modelo

Parâmetros e opções

```
plspm(data, path_matrix, blocks,  
      modes = NULL,  
      scaling = NULL,  
      scheme = "centroid",  
      scaled = TRUE,  
      tol = 1e-06, maxiter = 100,  
      plscomp = NULL,  
      boot.val = FALSE,  
      br = NULL, dataset = TRUE)
```

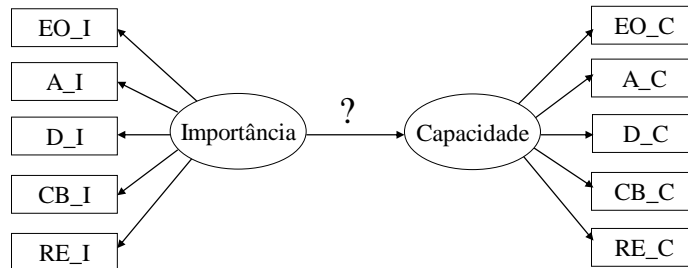
Path Weighting Scheme – relações entre VL são regressões (*preferido)

Factor Weighting Scheme – relações entre VL são correlações.

Centroid Weighting Scheme (relações entre VL considera apenas sinal das correlações “+/- 1”). Mais antigo só usado se os outros não convergirem. Não pode ser usado com constructos de segunda ordem

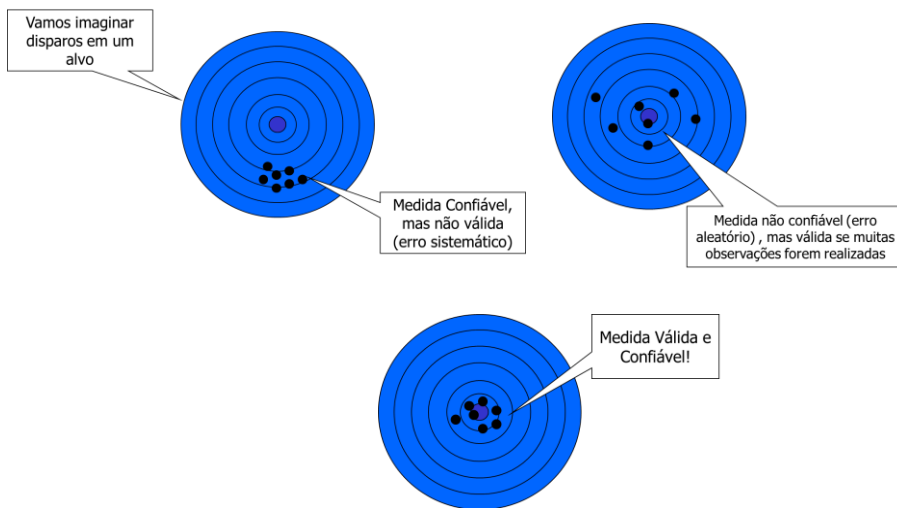
ESTIMAÇÃO DO MODELO: Parâmetros

Exemplo 1 – PLS – parte 1



Estratégia e Organização (EO), Atração (A), Desenvolvimento (D),
Compensação e Benefícios (CB), Relações com Empregados (RE)

Uma analogia para entender validade e Confiabilidade



Avaliação do Modelo - Indicadores

Modelo de mensuração (para constructos medidos por indicadores reflexivos)

Validade convergente

- Cargas fatoriais significantes ($t > 1,96$ p/ sig 5%) → modelo\$boot (executar com boot.val=TRUE)
- Cargas fatoriais $\geq 0,7$ (em c.soc. eliminar se $\leq 0,4$) → modelo\$outer_model
- AVE $> 0,5$ → modelo\$inner_summary

Validade discriminante

- Cargas fatoriais $>$ cargas cruzadas → modelo\$crossloadings
- $\sqrt{AVE} \geq r_{VL}$ (FORNELL E LARCKER) → cor(modelo\$scores) + colocar os valores da \sqrt{AVE} na diagonal da matriz

Confiabilidade

- Confiabilidade composta $\geq 0,7$ → modelo\$unidim (Dillon-Goldstein rho)

Modelo estrutural

- Coeficientes estruturais (tam. do efeito e significância) → modelo\$path_coefs / modelo\$inner_model / modelo\$boot
- Efeitos diretos, indiretos e totais (tam. e significância) → modelo\$effects / modelo\$boot
- R^2 → modelo\$inner_summary
- Multicolinearidade → usar os escores padronizados na análise do VIF
- Validade de critério, validade nomológica

Confiabilidade Composta e AVE – Cálculo

- Cargas Fatoriais $\lambda_i > 0,7$ e significantes ($t < -2$ ou $t > 2$)
- Confiabilidade composta do construto $> 0,7$

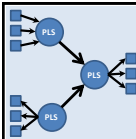
Apenas para indicadores reflexivos

$$Conf = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum \text{var}(\varepsilon_i)}$$

$$\text{var}(\varepsilon_i) = 1 - \lambda_i^2$$

- Variância Extraída pelo construto (AVE) $> 50\%$

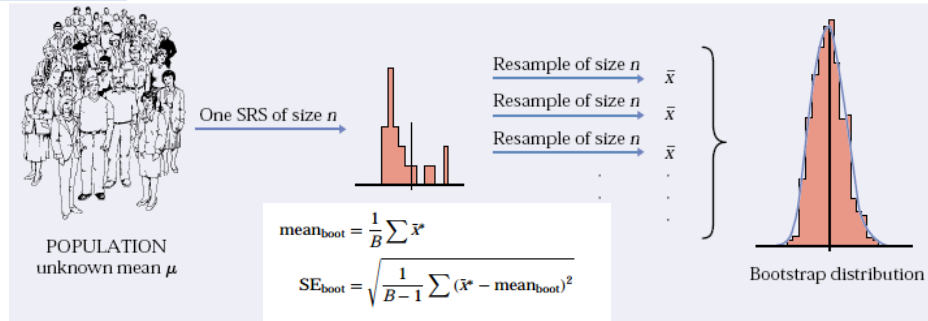
$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum \text{var}(\varepsilon_i)} = \frac{\sum \lambda_i^2}{p}$$



Bootstrap Methods

(Bido, 2016)

<http://www.math.chalmers.se/Stat/Grundutb/CTH/tms150/1516/moore14.pdf>



- São feitas m reamostras de n elementos (com reposição), e, a partir dessas amostras são calculados os intervalos de confiança e significância dos parâmetros (*significância de t com (n-1) graus de liberdade*)
- Para o valor de m, quanto mais melhor, há autores que recomendam 200, 1000, 5000 repetições (Hair et al. 2014) ou mais.

BOOTSTRAP t CONFIDENCE INTERVAL

Suppose that the bootstrap distribution of a statistic from an SRS of size n is approximately normal and that the bootstrap estimate of bias is small. An approximate level C confidence interval for the parameter that corresponds to this statistic by the plug-in principle is

$$\text{statistic} \pm t^* \text{SE}_{\text{boot}}$$

where SE_{boot} is the bootstrap standard error for this statistic and t^* is the critical value of the $t(n-1)$ distribution with area C between $-t^*$ and t^* .

Exemplo 1– PLS – Parte 2

	Capacidade	Des Org	Des RH	Importância
AC	0,748223	0,343751	0,446632	0,217260
DC	0,747831	0,320812	0,403371	0,174194
EOC	0,789568	0,330853	0,441503	0,135994
CBC	0,690386	0,300116	0,416384	0,219361
REC	0,783985	0,381322	0,451411	0,167639
DES_RH_1	0,432618	0,350485	0,738920	0,327445
DES_RH_2	0,432249	0,364621	0,722873	0,310950
DES_RH_3	0,435503	0,409855	0,759795	0,338242
DES_RH_4	0,287993	0,434725	0,549387	0,168615
DE_ORG_1	0,320614	0,737437	0,398361	0,308064
DE_ORG_2	0,346326	0,787343	0,460071	0,272640
DE_ORG_3	0,329283	0,702628	0,373841	0,248093
DE_ORG_4	0,006133	0,036211	-0,013795	-0,066073
AI	0,168477	0,287991	0,272705	0,705905
DI	0,070816	0,162779	0,161387	0,636766
EOI	0,232378	0,293844	0,305227	0,686907
CBI	0,161079	0,290243	0,347247	0,753610
REI	0,191131	0,256101	0,336273	0,766917

Indicadores com cargas altas (>0,7) em suas VL e cargas baixas nas demais VL (*cross-load*). **Validade discriminante (CHIN, 1998)**, para indicadores reflexivos

Cargas altas em suas VL indica **Validade convergente**

Exemplo 1– PLS – Parte 2

	AVE	Composite Reliability
Capacidade	0,566754	0,867133
Des Org	0,414680	0,686376
Des RH	0,486916	0,789085
Importância	0,506341	0,836228

$$\sqrt{0,48691} = 0,6978$$

	Capacidade	Des Org	Des RH	Importância
Capacidade	1,000000			
Des Org	0,446615	1,000000		
Des RH	0,574648	0,555783	1,000000	
Importância	0,242561	0,372275	0,417014	1,000000

Para VL com indicadores **reflexivos**, se a raiz quadrada da AVE é maior que as correlações entre as demais VL, quer dizer que há Validade Discriminante.

FORNELL e LARCKER (1981) citados por CHIN (1998).

Visão geral da modelagem – PLS

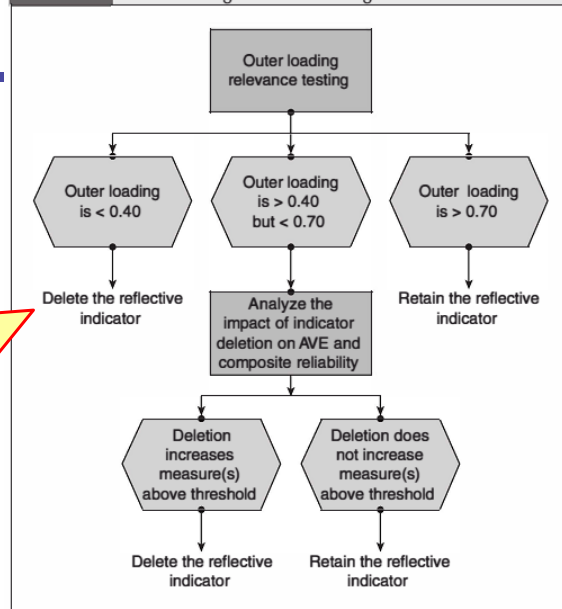
Quais as consequências do modelo ter sido ajustado aos dados?

Quando você retira um item com carga baixa, você também está ajustando o modelo aos dados.

Nesses casos uma amostra de validação é recomendada.

(Hair et al, 2014)

Exhibit 4.4 Outer Loading Relevance Testing

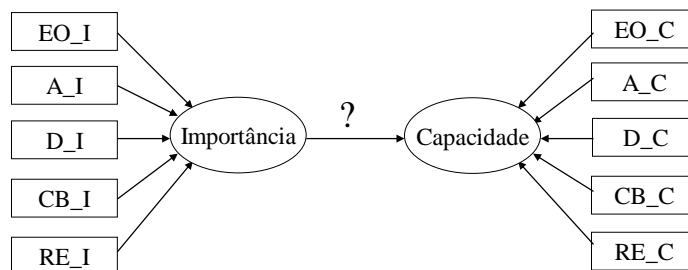


Avaliação do Modelo ***Construtos Formativos***

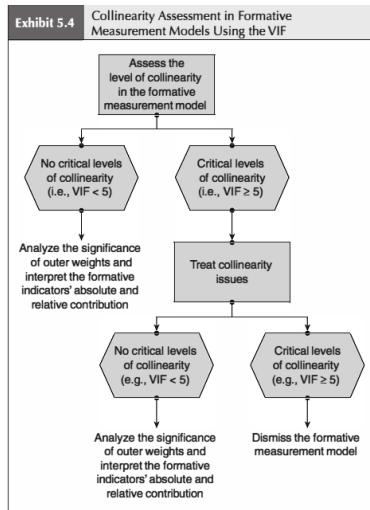
- Validade de Face (pré-teste)
 - Validade de Conteúdo (validação com especialistas)
 - Significância dos pesos ("fator weights")
 - Multicolinearidade – $VIF = 1/(1-R^2) < 5,0$ (Hair et al 2014)
→ mas, valores $> 1,0$ já indicam alguma multicolinearidade (BIDO, 2016)
 - Avaliação por comparação com construtos reflexivos (se houver) ou um item global
 - Validade Nomológica (segue o comportamento previsto)
 - OBS: Indicadores Formativos não são "descartáveis"!
- DIAMANTOPOULOS, Adamantios; WINKLHOFER, Heidi M. Index construction with formative indicators: an alternative to scale development. **Journal of Marketing Research**. v. 38, n.2, may 2001, p. 269-277.

AVALIAÇÃO DO MODELO: Indicadores FORMATIVOS

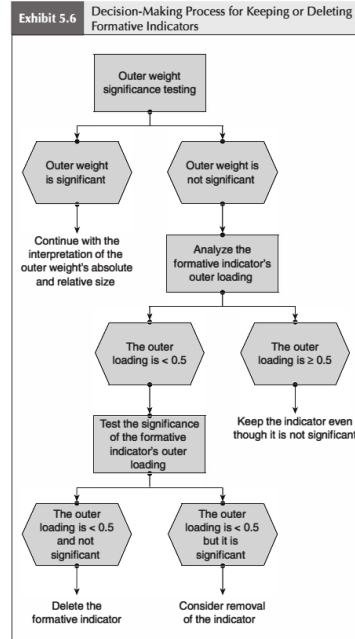
Exemplo 1– PLS –parte1



```
library(car)
vif(lm(A_C ~ A_I + EO_I + D_I + CB_I + RE_I, data=exemplo1_rh))
vif(lm(A_I ~ A_C + EO_C + D_C + CB_C + RE_C, data=exemplo1_rh))
```



Fonte: HAIR et Al., 2014



Avaliação do Modelo Estrutural

- Validade de critério e validade nomológica:
- Os coeficientes do modelo estrutural podem ser interpretados como coeficientes padronizados em uma regressão múltipla estimada por OLS.
- Os coeficientes que tem significância estatística e sinais de acordo com o esperado, provêm uma validação empírica parcial das relações entre as VLs previstas pela teoria

Fonte: Henseler, Ringle e Sinkovics (2009)

Table 4. Assessing Structural Models.

Criterion	Description
R^2 of endogenous latent variables	R^2 values of 0.67, 0.33, or 0.19 for endogenous latent variables in the inner path model are described as substantial, moderate, or weak by Chin (1998, p. 323).
Estimates for path coefficients	The estimated values for path relationships in the structural model should be evaluated in terms of sign, magnitude, and significance (the latter via bootstrapping).
Effect size f^2	$f^2 = (R^2_{\text{included}} - R^2_{\text{excluded}})/(1 - R^2_{\text{included}})$; values of 0.02, 0.15, and 0.35 can be viewed as a gauge for whether a predictor latent variable has a weak, medium, or large effect at the structural level.
Prediction relevance (Q^2 and q^2)	The Q^2 is calculated based on the blindfolding procedure: $Q^2 = 1 - (\sum_D \text{SSE}_D) / (\sum_D \text{SSO}_D)$. D is the omission distance, SSE is the sum of squares of prediction errors, and SSO is the sum of squares of observations. Q^2 -values above zero give evidence that the observed values are well reconstructed and that the model has predictive relevance (Q^2 -values below zero indicate a lack of predictive relevance). In correspondence to f^2 , the relative impact of the structural model on the observed measures for latent dependent variables can be assessed: $q^2 = (Q^2_{\text{included}} - Q^2_{\text{excluded}}) / (1 - Q^2_{\text{included}})$.

Fonte: HAIR et AL., 2014

Fonte: Henseler, Ringle e Sinkovics (2009)



O que relatar?

- **Quais decisões foram tomadas antes da coleta de dados?**
 - Validade de conteúdo + procedimento para a coleta de dados
 - Viés de seleção...
- **Quais decisões foram tomadas durante as análises?**
 - Tratamento de *missing values*
 - Justificar por que o PLS-PM foi escolhido (por que não usou o LISREL?)
 - Variáveis retiradas por apresentarem carga baixa (exploratória)
 - Modificações no modelo estrutural
 - PLS algorithm: Weighting scheme
 - Bootstrap: sign changes; samples
- **Conseguimos medir as VL?**
 - Validade convergente: cargas e AVE
 - Validade discriminante
 - Confiabilidade
 - Common Method Bias (*)
- **Avaliar o modelo estrutural**
 - Path coefficients
 - Bootstrap → significâncias
 - Efeitos diretos, indiretos e totais
 - R^2 e R^2 ajustado (calcular à mão)
 - Validade de critério, validade nomológica

$$R^2_{\text{Ajustado}} = R^2 - \frac{p \cdot (1 - R^2)}{n - p - 1}$$

Measurement instrument for the mobile phone industry

Latent variables	Manifest variables
Image (ξ_1)	(a) It can be trusted in what it says and does (b) It is stable and firmly established (c) It has a social contribution for the society (d) It is concerned with customers (e) It is innovative and forward looking
Customer expectations of the overall quality (ξ_2)	(a) Expectations for the overall quality of "your mobile phone provider" at the moment you became customer of this provider (b) Expectations for "your mobile phone provider" to provide products and services to meet your personal need (c) How often did you expect that things could go wrong at "your mobile phone provider"
Perceived quality (ξ_3)	(a) Overall perceived quality (b) Technical quality of the network (c) Customer service and personal advice offered (d) Quality of the services you use (e) Range of services and products offered (f) Reliability and accuracy of the products and services provided (g) Clarity and transparency of information provided
Perceived value (ξ_4)	(a) Given the quality of the products and services offered by "your mobile phone provider" how would you rate the fees and prices that you pay for them? (b) Given the fees and prices that you pay for "your mobile phone provider" how would you rate the quality of the products and services offered by "your mobile phone provider"?
Customer satisfaction (ξ_5)	(a) Overall satisfaction (b) Fulfillment of expectations (c) How well do you think "your mobile phone provider" compares with your ideal mobile phone provider?
Customer complaints (ξ_6)	(a) You complained about "your mobile phone provider" last year. How well, or poorly, was your most recent complaint handled or (b) You did not complain about "your mobile phone provider" last year. Imagine you have to complain to "your mobile phone provider" because of a bad quality of service or product. To what extent do you think that "your mobile phone provider" will care about your complaint?
Customer loyalty (ξ_7)	(a) If you would need to choose a new mobile phone provider how likely is it that you would choose "your provider" again? (b) Let us now suppose that other mobile phone providers decide to lower their fees and prices, but "your mobile phone provider" stays at the same level as today. At which level of difference (in %) would you choose another mobile phone provider? (c) If a friend or colleague asks you for advice, how likely is it that you would recommend "your mobile phone provider"?

All the items are scaled from 1 to 10. Scale 1 expresses a very negative point of view on the product while scale 10 a very positive opinion.

Exemplo 2- Índice de Satisfação do Consumidor

The European consumer satisfaction index (ECSI) is an economic indicator that measures customer satisfaction. A model has been derived specifically for the ECSI. In this model, seven interrelated LVs are introduced. It is based on well-established theories and approaches in customer behavior and it is to be applicable for a number of different industries. ECSI is an adaptation of the Swedish customer satisfaction barometer (Fornell, 1992) and is compatible with the American customer satisfaction

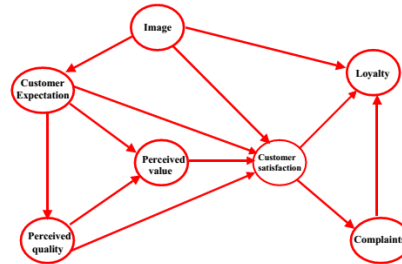


Fig. 1. Causality model describing causes and consequences of customer satisfaction.

Tenenhaus, M., Esposito Vinzi, V., Chatelin, Y.-M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. Computational Statistics & Data Analysis, 48(1), 159-205. doi:10.1016/j.csda.2004.03.005

