



PRO2514 - Pesquisa Quantitativa em Gestão de Operações

Modelagem de Equações Estruturais – Tamanho da amostra, efeito mediador e variáveis de controle

Prof. Dr. Renato de Oliveira Moraes



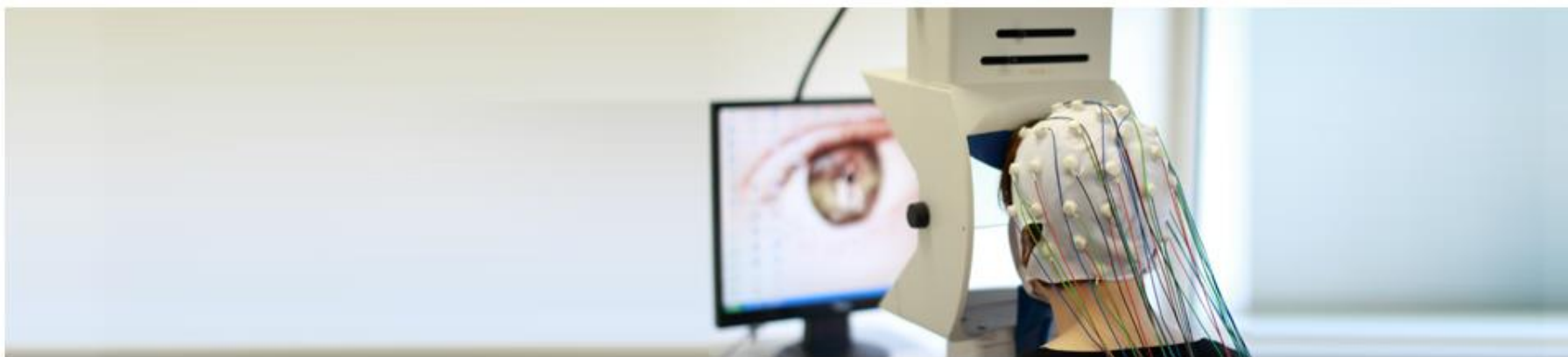
Dimensionamento de Amostra

Uso do software G*Power



G*Power

- Busca no Google: Gpower
- <https://www.psychologie.hhu.de/arbeitsgruppen/allgemeine-psychologie-und-arbeitspsychologie/gpower.html>
- Tutorial do Youtube:
<https://www.youtube.com/watch?v=cyfoBKKvo7U>



HHU Start ▶ MNF ▶ Psychologie ▶ Arbeitsgruppen ▶ Allgemeine Psychologie und Arbeitspsychologie ▶ gpower

[← Zurück zur Psychologie](#)

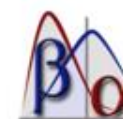
- Startseite
- Arbeitsgruppe
- Themen für Abschlussarbeiten
- Über Abschluss- und Hausarbeiten
- Unsere Forschung
- Publikationen

G*Power: Statistical Power Analyses for Windows and Mac

G*Power is a tool to compute statistical power analyses for many different t tests, F tests, χ^2 tests, z tests and some exact tests. G*Power can also be used to compute effect sizes and to display graphically the results of power analyses.



HHU Suche



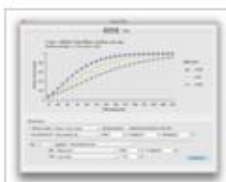
Screenshots (click to enlarge)



Main Window



Main Window (Table)



Power Plot

Power Plot (Table)

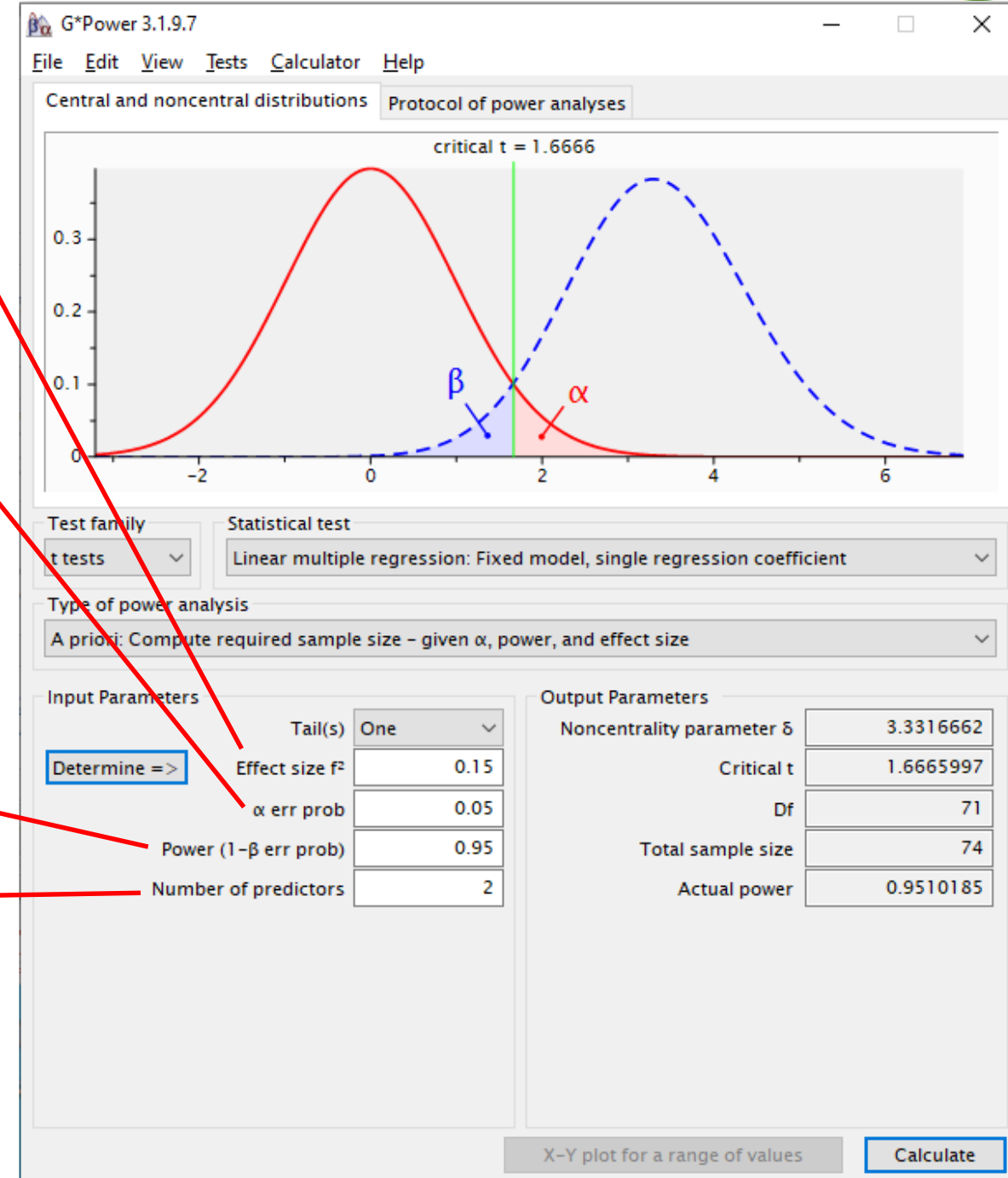


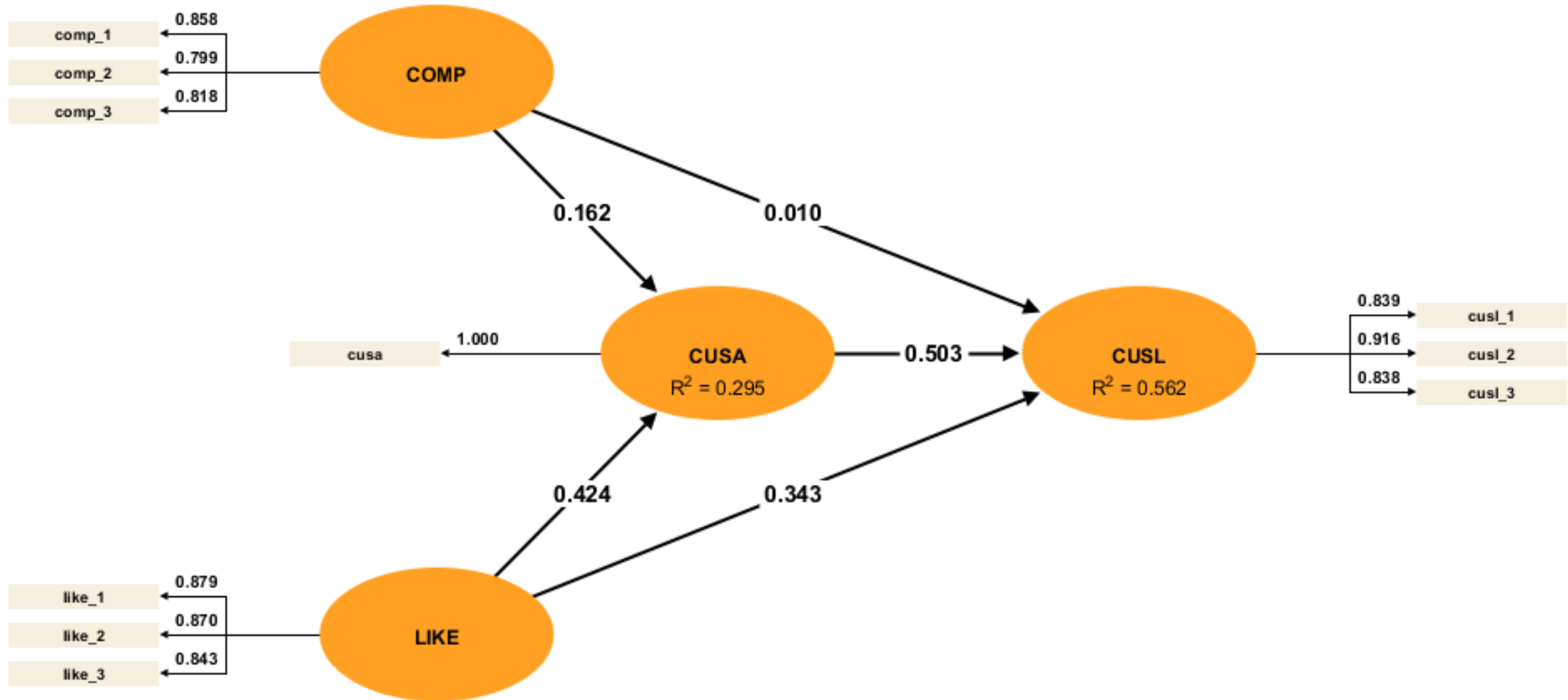
f^2 poder de explicação dos constructos exógenos. Intensidade do efeito = 0,15 (médio)

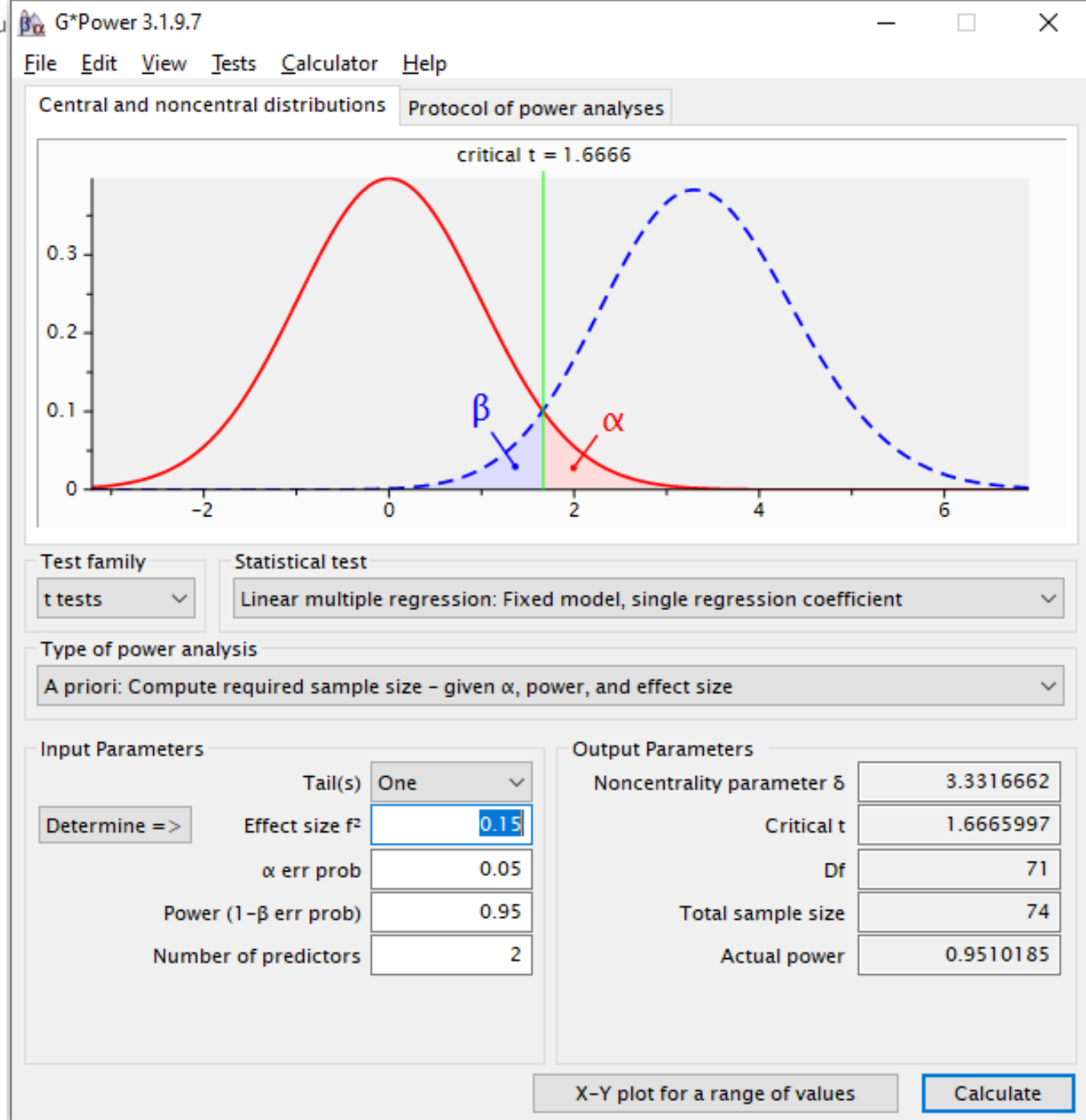
α (significância dos testes estatísticos).
Valor usual = 5% (0,05)

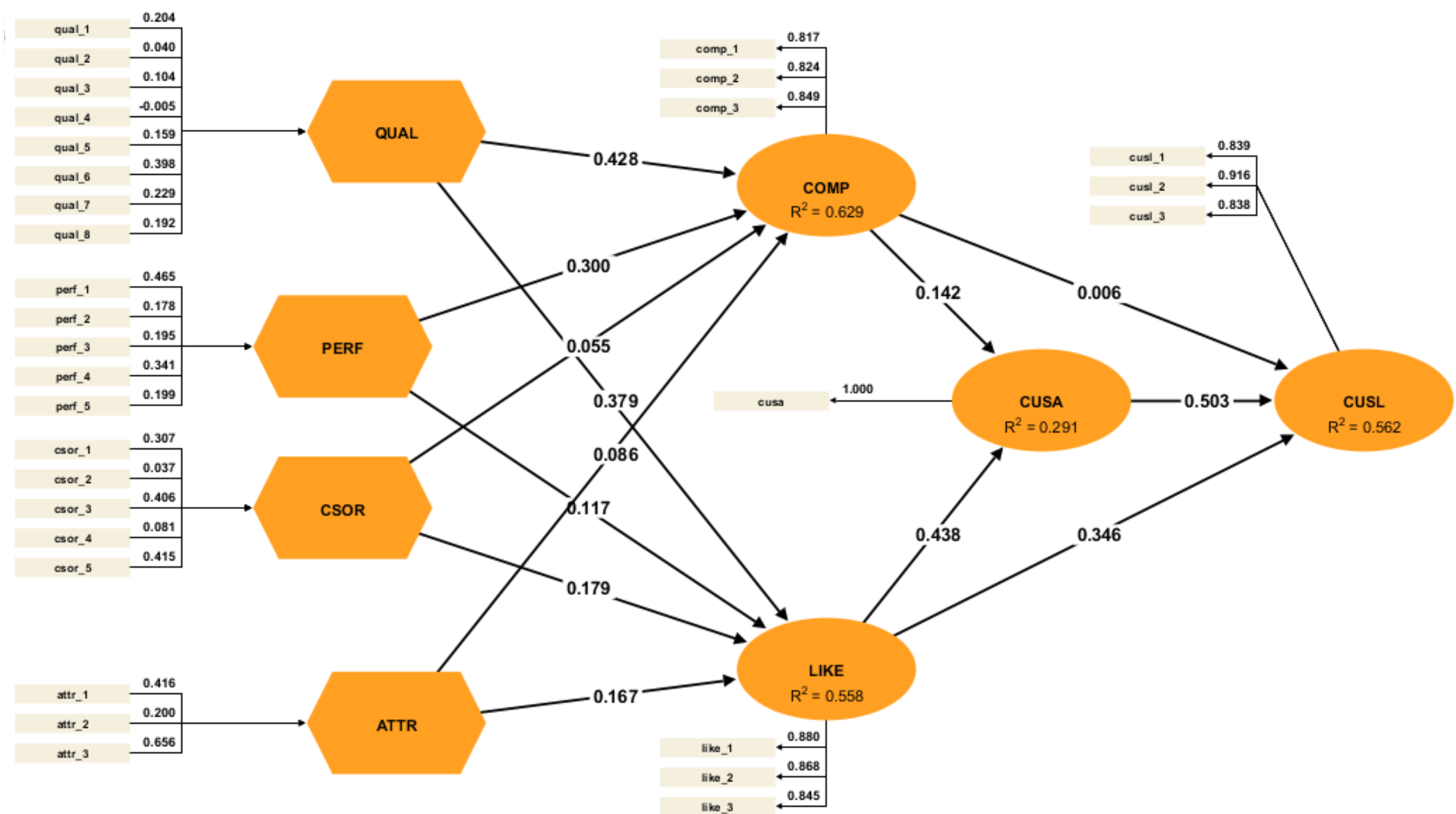
$1-\beta$ (poder dos testes estatísticos).
Valor usual = 95% (0,95) ($\beta = 5\%$)

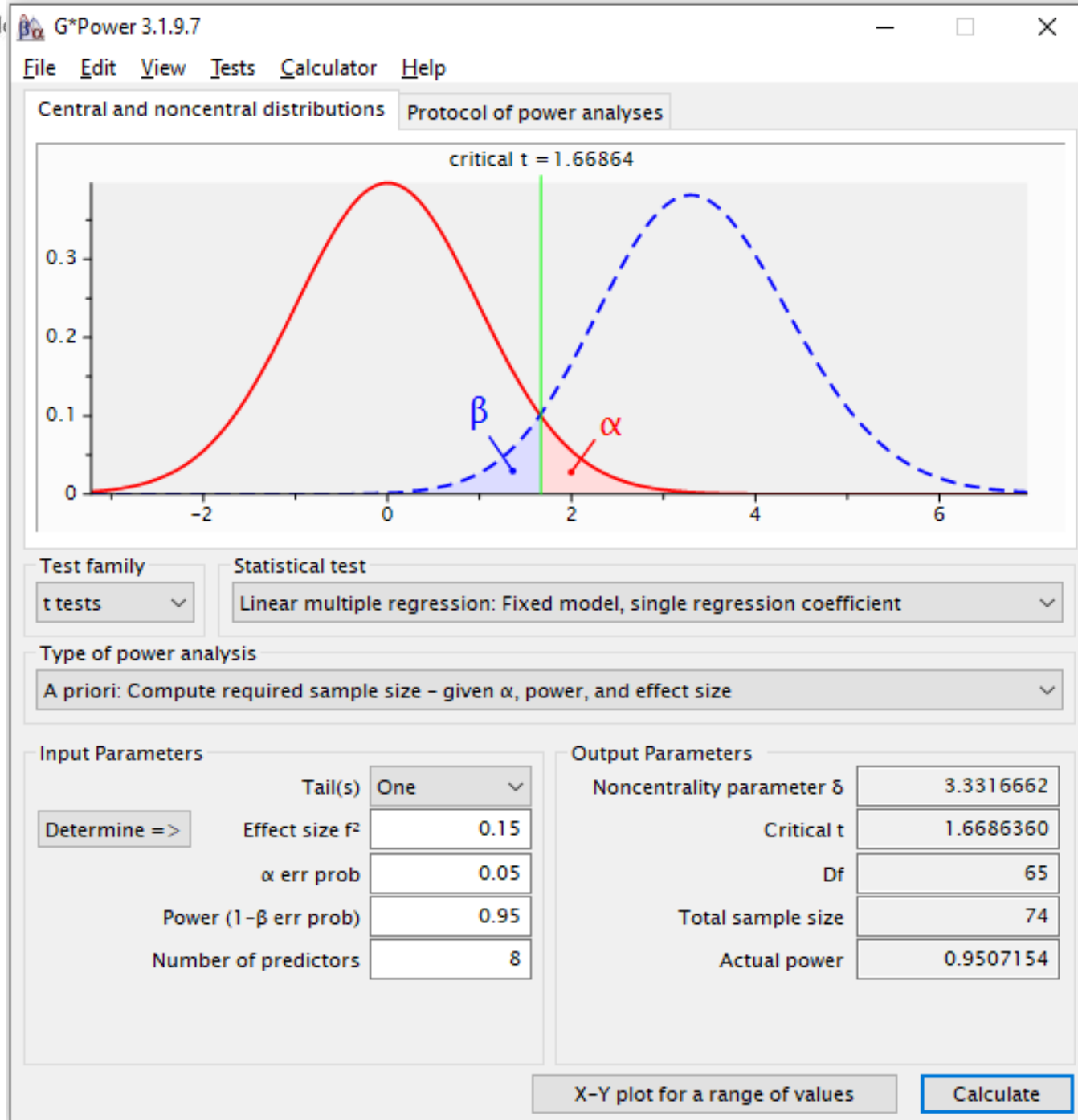
Maior número de preditores de um constructo no modelo. Pode ser o número indicadores de um constructo formativo, pode ser o número constructos exógenos de um constructo endógeno









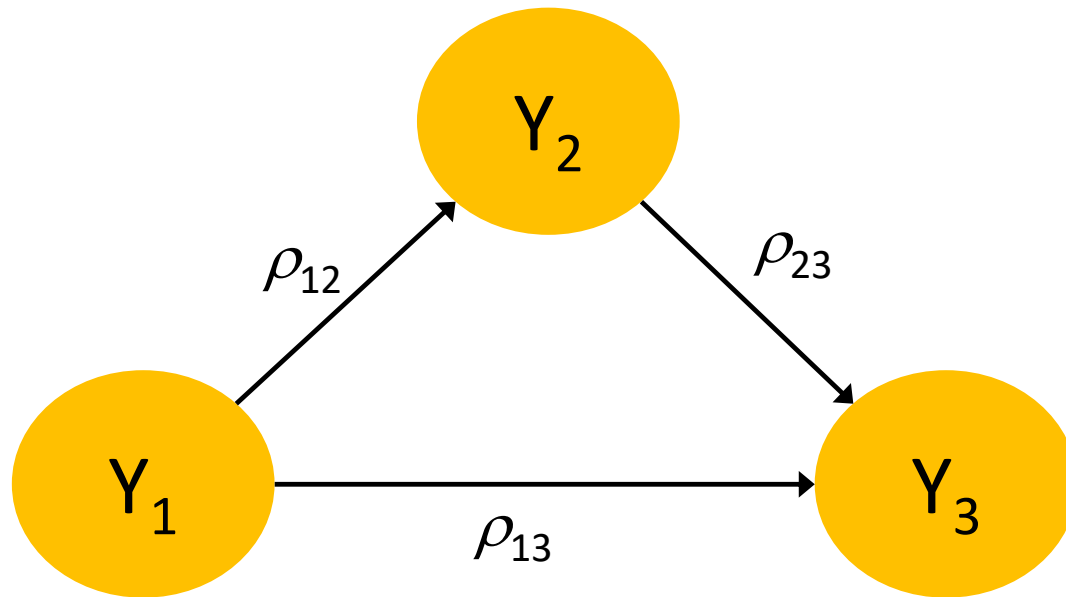




Efeito Mediador

Efeito Mediador

Constructo mediador da
relação de Y_1 com Y_3



Efeito direto: ρ_{13}

Efeito indireto: $\rho_{12} \times \rho_{23}$

Efeito Mediador de Y_2

Sem mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ não é significativa)

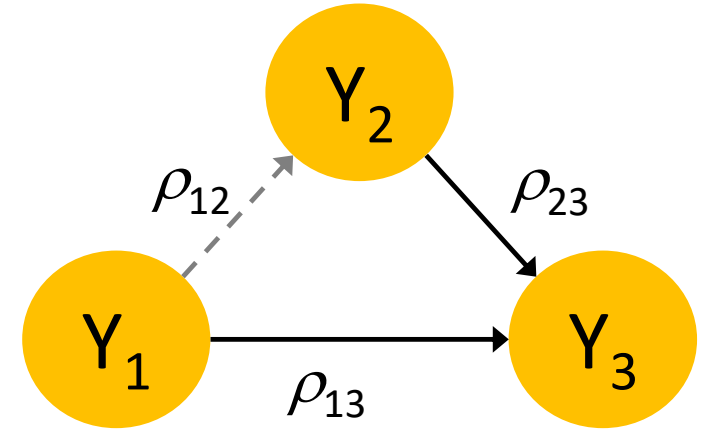
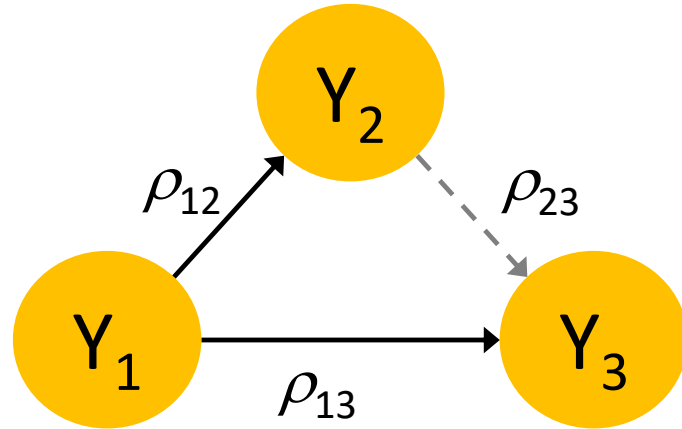
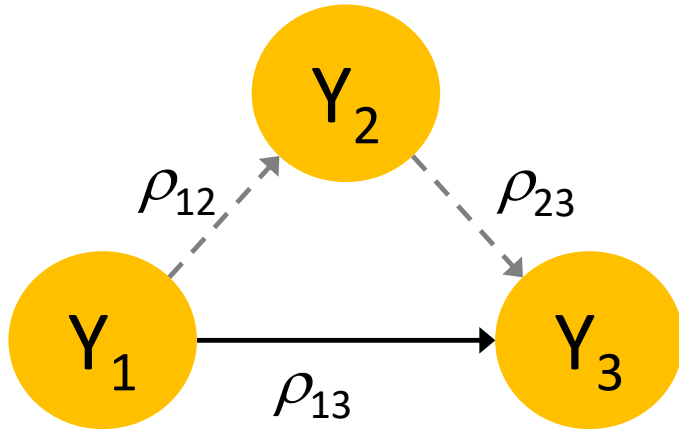
1. Existe apenas efeito direto entre Y_1 e Y_3
2. Não existe efeito direto e nem indireto entre Y_1 e Y_3

Com mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ é significativa)

1. **Mediação complementar**: existe efeito direto e indireto entre Y_1 e Y_3 , e ambos os efeitos têm o mesmo sinal
2. **Mediação competitiva**: existe efeito direto e indireto entre Y_1 e Y_3 , mas os efeitos têm sinais opostos
3. **Mediação indireta**: existe apenas efeito indireto entre Y_1 e Y_3

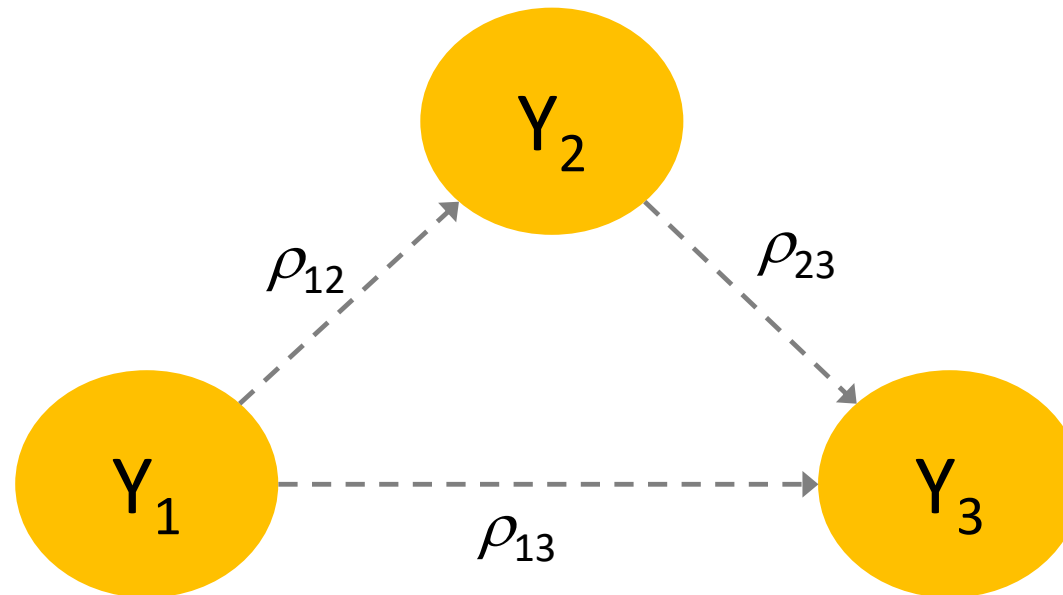
Sem mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ não é significativa)

- Existe apenas efeito direto entre Y_1 e Y_3



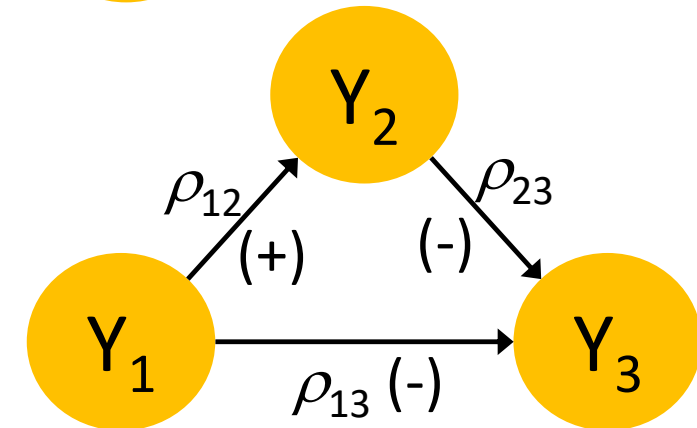
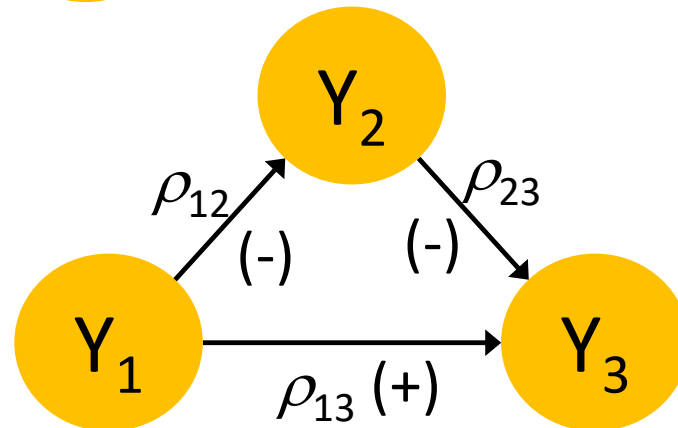
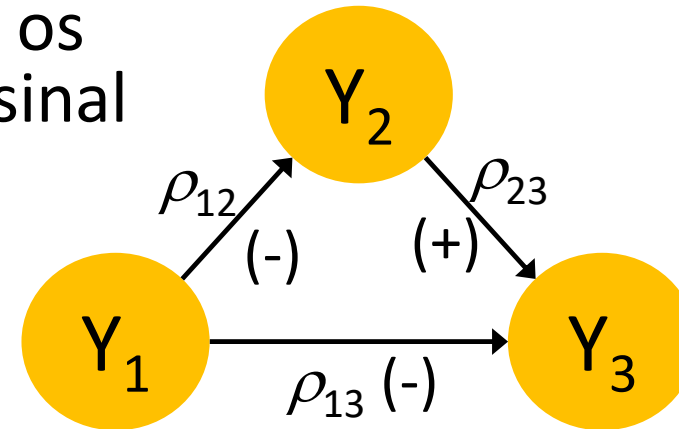
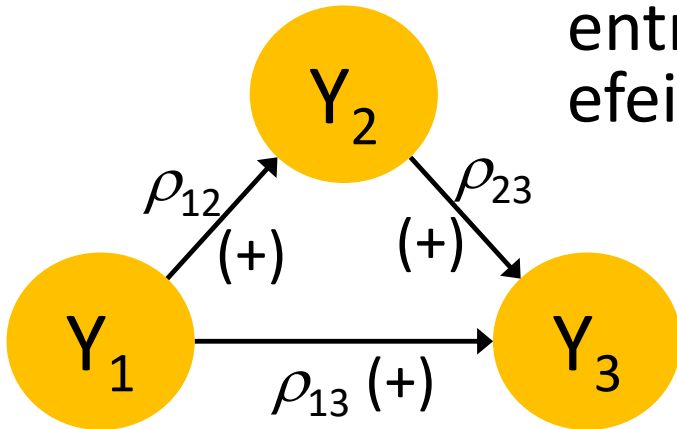
Sem mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ não é significativa)

- Não existe efeito direto e nem indireto entre Y_1 e Y_3



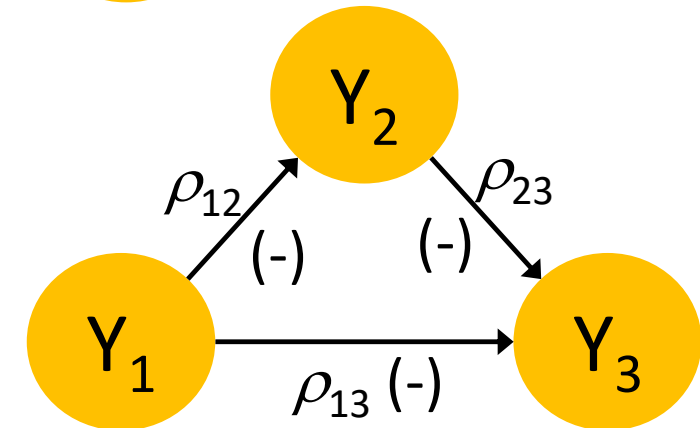
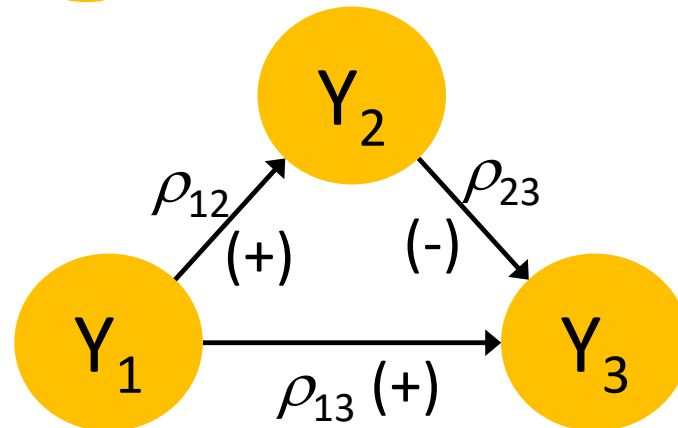
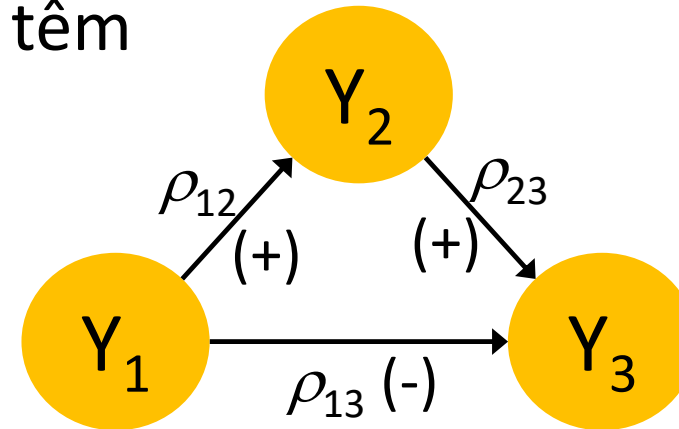
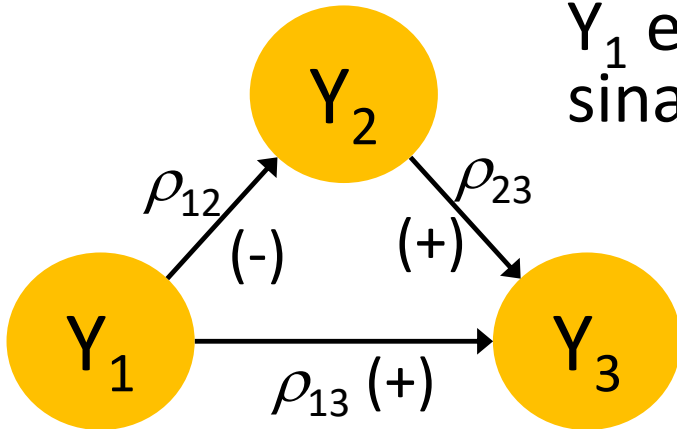
Com mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ é significativa)

- **Mediação complementar:**
existe efeito direto e indireto
entre Y_1 e Y_3 , e ambos os
efeitos têm o mesmo sinal



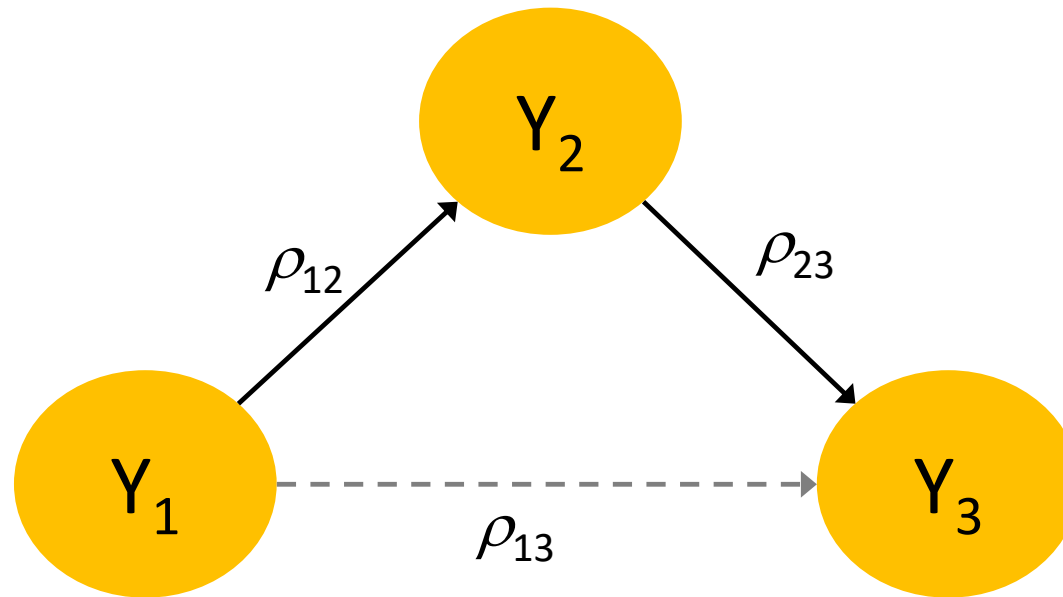
Com mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ é significativa)

- **Mediação competitiva:** existe efeito direto e indireto entre Y_1 e Y_3 , mas os efeitos têm sinais opostos

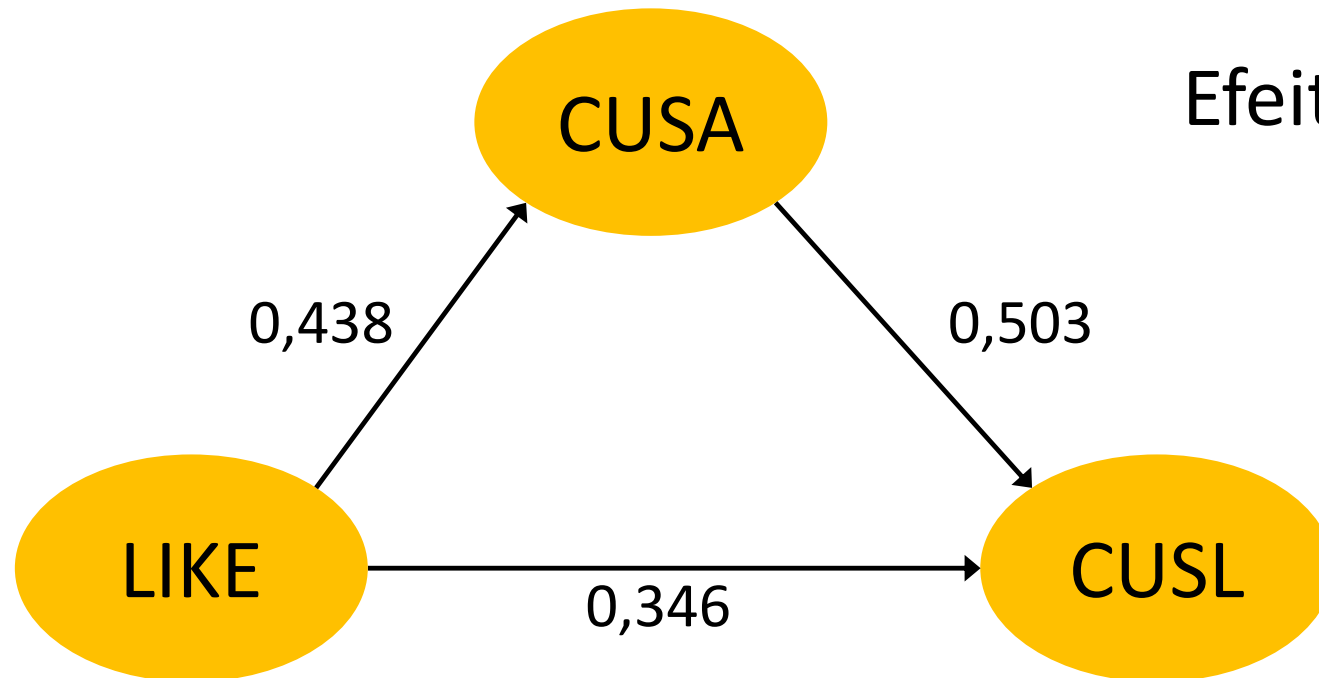


Com mediação ($\rho_{12} \times \rho_{23}$ é significativa)

Mediação indireta: existe apenas efeito indireto entre Y_1 e Y_3



Efeito Mediador no modelo 2 (formativo)



Efeito direto: 0,346

Efeito indireto: $0,438 \times 0,503$
 $= 0,220$

Composite Modeling

- ADANCO
- Project Information
- Graphical representation of the model
- Overall Model
- Outer Model
- Structural Model
- Diagnostics
- Scores
- Data
- Bootstrap

Direct Effects Inference

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					Percentile bootstrap quantiles			
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.5%	2.5%	97.5%	99.5%
CUSA -> CUSL	0.5033	0.5020	0.0406	12.4070	0.0000	0.0000	0.3921	0.4205	0.5757	0.5994
LIKE -> CUSA	0.4384	0.4375	0.0577	7.5971	0.0000	0.0000	0.2703	0.3195	0.5480	0.5900
LIKE -> CUSL	0.3457	0.3431	0.0551	6.2710	0.0000	0.0000	0.1912	0.2347	0.4526	0.4928
COMP -> CUSA	0.1417	0.1431	0.0673	2.1049	0.0356	0.0178	-0.0274	0.0180	0.2739	0.3187
COMP -> CUSL	0.0059	0.0099	0.0550	0.1081	0.9139	0.4570	-0.1341	-0.0966	0.1187	0.1594
QUAL -> LIKE	0.3793	0.3893	0.0654	5.8023	0.0000	0.0000	0.2180	0.2573	0.5173	0.5517
QUAL -> COMP	0.4275	0.4302	0.0663	6.4442	0.0000	0.0000	0.2565	0.2933	0.5566	0.5858
PERF -> LIKE	0.1171	0.1194	0.0710	1.6501	0.0992	0.0496	-0.0609	-0.0254	0.2584	0.2940
PERF -> COMP	0.2995	0.3039	0.0662	4.5235	0.0000	0.0000	0.1323	0.1745	0.4361	0.4701
CSOR -> LIKE	0.1792	0.1778	0.0541	3.3137	0.0010	0.0005	0.0419	0.0692	0.2768	0.3065
CSOR -> COMP	0.0552	0.0547	0.0542	1.0188	0.3085	0.1543	-0.0782	-0.0547	0.1632	0.1946
ATTR -> LIKE	0.1668	0.1621	0.0641	2.6000	0.0095	0.0047	0.0027	0.0409	0.2824	0.3236
ATTR -> COMP	0.0864	0.0851	0.0542	1.5924	0.1116	0.0558	-0.0450	-0.0155	0.1922	0.2313



Efeito direto entre LIKE e CUSL

Direct Effects Inference

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					P
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.
CUSA -> CUSL	0.5033	0.5020	0.0406	12.4070	0.0000	0.0000	0.3
LIKE -> CUSA	0.4384	0.4375	0.0577	7.5971	0.0000	0.0000	0.2
LIKE -> CUSL	0.3457	0.3431	0.0551	6.2710	0.0000	0.0000	0.
COMP -> CUSA	0.1417	0.1431	0.0673	2.1049	0.0356	0.0178	-0.0
COMP -> CUSL	0.0059	0.0099	0.0550	0.1081	0.9139	0.4570	-0.1
QUAL -> LIKE	0.3793	0.3893	0.0654	5.8023	0.0000	0.0000	0.2
QUAL -> COMP	0.4275	0.4302	0.0663	6.4442	0.0000	0.0000	0.2

Composite Modeling



Project Information

Graphical representation of the model

Overall Model

Outer Model

Structural Model

Diagnostics

Scores

Data

Bootstrap

Indirect Effects Inference

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					Percentile bootstrap quantiles			
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.5%	2.5%	97.5%	99.5%
LIKE -> CUSL	0.2206	0.2196	0.0336	6.5562	0.0000	0.0000	0.1377	0.1546	0.2896	0.3118
COMP -> CUSL	0.0713	0.0720	0.0350	2.0374	0.0419	0.0209	-0.0133	0.0090	0.1427	0.1741
QUAL -> CUSA	0.2269	0.2324	0.0375	6.0536	0.0000	0.0000	0.1386	0.1607	0.3086	0.3362
QUAL -> CUSL	0.2478	0.2549	0.0433	5.7211	0.0000	0.0000	0.1434	0.1700	0.3426	0.3677
PERF -> CUSA	0.0938	0.0956	0.0387	2.4249	0.0155	0.0077	-0.0058	0.0164	0.1762	0.1917
PERF -> CUSL	0.0895	0.0920	0.0445	2.0105	0.0447	0.0223	-0.0252	-0.0021	0.1726	0.2066
CSOR -> CUSA	0.0864	0.0855	0.0273	3.1688	0.0016	0.0008	0.0180	0.0334	0.1372	0.1574
CSOR -> CUSL	0.1058	0.1046	0.0336	3.1499	0.0017	0.0008	0.0236	0.0404	0.1704	0.1941
ATTR -> CUSA	0.0854	0.0832	0.0308	2.7752	0.0056	0.0028	0.0065	0.0261	0.1445	0.1692
ATTR -> CUSL	0.1011	0.0987	0.0379	2.6653	0.0078	0.0039	0.0028	0.0286	0.1737	0.2068

Total Effects Inference

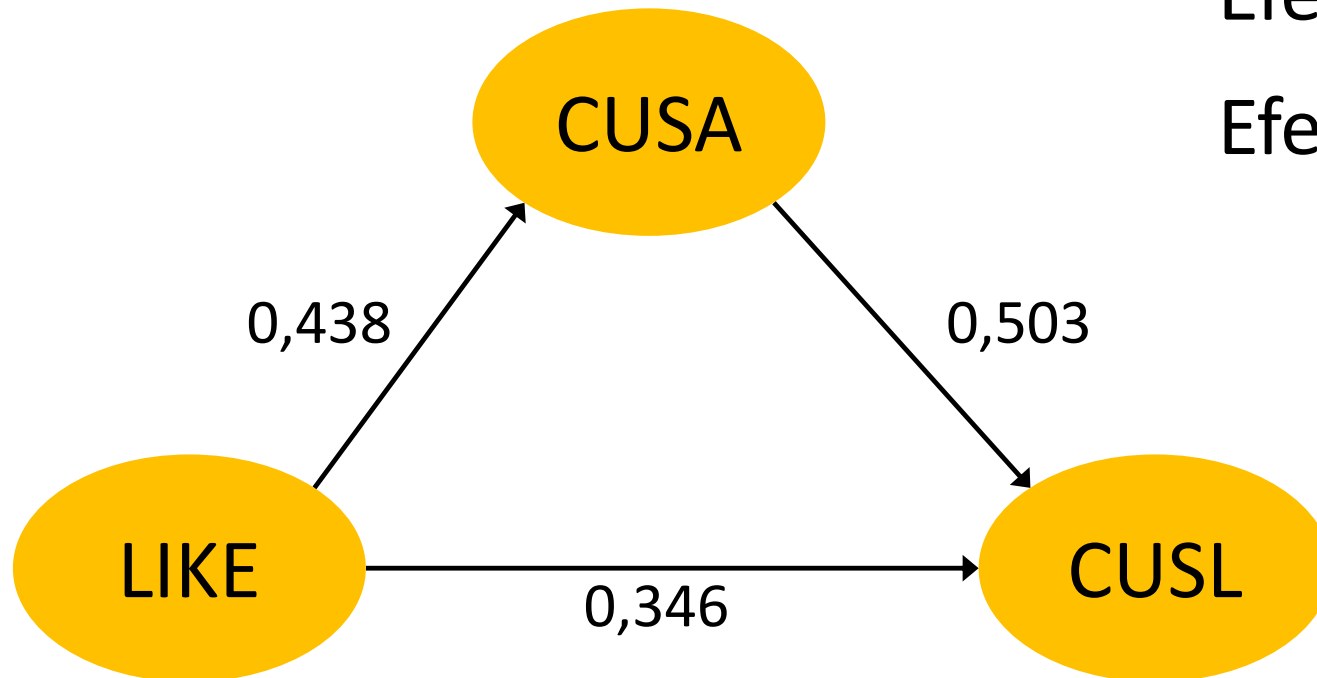
Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					Percentile bootstrap quantiles			
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.5%	2.5%	97.5%	99.5%

Efeito indireto entre LIKE e CUSL

Indirect Effects Inference

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					P
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.
LIKE -> CUSL	0.2206	0.2196	0.0336	6.5562	0.0000	0.0000	0.
COMP -> CUSL	0.0713	0.0720	0.0350	2.0374	0.0419	0.0209	-0.0
QUAL -> CUSA	0.2269	0.2324	0.0375	6.0536	0.0000	0.0000	0.
QUAL -> CUSL	0.2478	0.2549	0.0433	5.7211	0.0000	0.0000	0.
PERF -> CUSA	0.0938	0.0956	0.0387	2.4249	0.0155	0.0077	-0.0
PERF -> CUSL	0.0895	0.0920	0.0445	2.0105	0.0447	0.0223	-0.0
CSOR -> CUSA	0.0864	0.0855	0.0273	3.1688	0.0016	0.0008	0.
CSOR -> CUSL	0.1058	0.1046	0.0336	3.1499	0.0017	0.0008	0.

Efeito Mediador no modelo 2 (formativo)



Efeito direto: 0,346

Efeito indireto: 0,220

Efeito total: 0,566

- **Mediação complementar:**
existe efeito direto e indireto entre LIKE e CUSL e ambos os efeitos têm o mesmo sinal

Graphical representation of the model

Outer Model

Structural Model

Diagnostics

Scores

Data

Bootstrap

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					Percentile bootstrap quantiles			
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	0.5%	2.5%	97.5%	99.5%
CUSA -> CUSL	0.5033	0.5020	0.0406	12.4070	0.0000	0.0000	0.3921	0.4205	0.5757	0.5994
LIKE -> CUSA	0.4384	0.4375	0.0577	7.5971	0.0000	0.0000	0.2703	0.3195	0.5480	0.5900
LIKE -> CUSL	0.5663	0.5627	0.0607	9.3361	0.0000	0.0000	0.3908	0.4456	0.6787	0.7150
COMP -> CUSA	0.1417	0.1431	0.0673	2.1049	0.0356	0.0178	-0.0274	0.0180	0.2739	0.3187
COMP -> CUSL	0.0773	0.0820	0.0690	1.1201	0.2629	0.1315	-0.0990	-0.0554	0.2110	0.2600
QUAL -> CUSA	0.2269	0.2324	0.0375	6.0536	0.0000	0.0000	0.1386	0.1607	0.3086	0.3362
QUAL -> LIKE	0.3793	0.3893	0.0654	5.8023	0.0000	0.0000	0.2180	0.2573	0.5173	0.5517
QUAL -> CUSL	0.2478	0.2549	0.0433	5.7211	0.0000	0.0000	0.1434	0.1700	0.3426	0.3677
QUAL -> COMP	0.4275	0.4302	0.0663	6.4442	0.0000	0.0000	0.2565	0.2933	0.5566	0.5858
PERF -> CUSA	0.0938	0.0956	0.0387	2.4249	0.0155	0.0077	-0.0058	0.0164	0.1762	0.1917
PERF -> LIKE	0.1171	0.1194	0.0710	1.6501	0.0992	0.0496	-0.0609	-0.0254	0.2584	0.2940
PERF -> CUSL	0.0895	0.0920	0.0445	2.0105	0.0447	0.0223	-0.0252	-0.0021	0.1726	0.2066
PERF -> COMP	0.2995	0.3039	0.0662	4.5235	0.0000	0.0000	0.1323	0.1745	0.4361	0.4701
CSOR -> CUSA	0.0864	0.0855	0.0273	3.1688	0.0016	0.0008	0.0180	0.0334	0.1372	0.1574



Efeito total e LIKE em CUSL

Total Effects Inference

Effect	Original coefficient	Standard bootstrap results					P
		Mean value	Standard error	t-value	p-value (2-sided)	p-value (1-sided)	
CUSA -> CUSL	0.5033	0.5020	0.0406	12.4070	0.0000	0.0000	0.3
LIKE -> CUSA	0.4384	0.4375	0.0577	7.5971	0.0000	0.0000	0.2
LIKE -> CUSL	0.5663	0.5627	0.0607	9.3361	0.0000	0.0000	0.3
COMP -> CUSA	0.1417	0.1431	0.0673	2.1049	0.0356	0.0178	-0.0
COMP -> CUSL	0.0773	0.0820	0.0690	1.1201	0.2629	0.1315	-0.0
QUAL -> CUSA	0.2269	0.2324	0.0375	6.0536	0.0000	0.0000	0.1
QUAL -> LIKE	0.3793	0.3893	0.0654	5.8023	0.0000	0.0000	0.2
QUAL -> CUSL	0.2478	0.2549	0.0433	5.7211	0.0000	0.0000	0.1



Variáveis de controle



O termo “controle” em variável de controle pode assumir mais de um significado

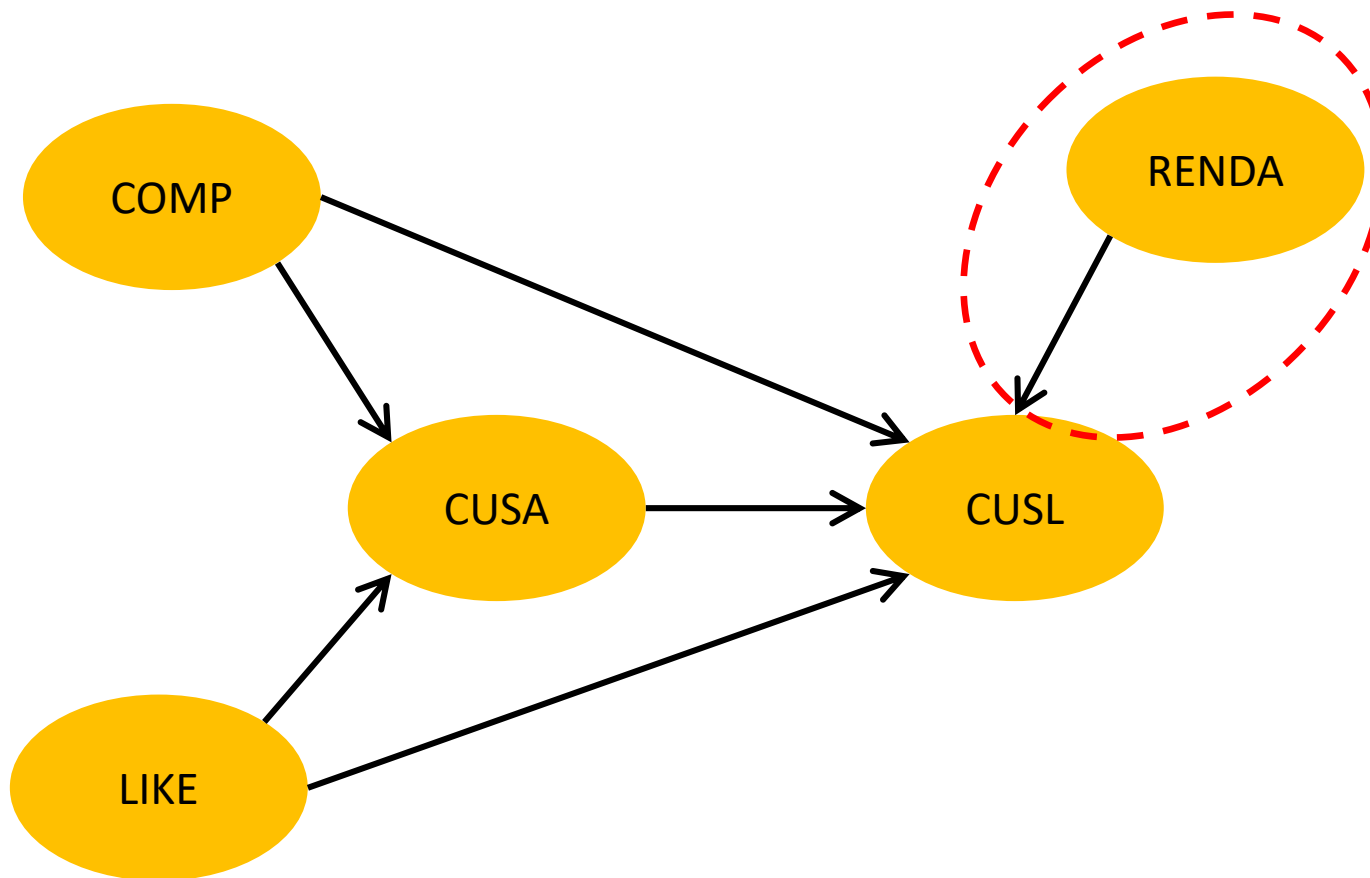
1. Pode estar ligado ao perfil da população ou amostra. Neste caso, a inclusão de uma observação na análise está condicionada ao valor que a variável de controle pode assumir.
2. Pode se referir ao controle do efeito de uma variável (variável de controle) sobre outra variável.
3. Pode estar ligado ao efeito de uma variável sobre a relação de duas outras variáveis.
4. Pode se referir ao efeito de uma variável sobre todas ou várias relações do modelo estrutural.



Variável de controle para o perfil da população ou da amostra

- Suponha que renda seja uma variável de controle nestas condições.
- Assim, seriam consideradas apenas as respostas dos participantes cuja renda fosse superior a um determinado limite. Por exemplo, R\$ 80 mil por ano.
- Os participantes/respondentes com renda anual inferior seriam excluídos da análise por não fazerem parte do público alvo
- O mesmo raciocínio poderia ser usada para variável categórica como gênero (apenas mulheres) ou estado civil (apenas solteiros)

Controle do efeito de uma variável (variável de controle) sobre outra variável.



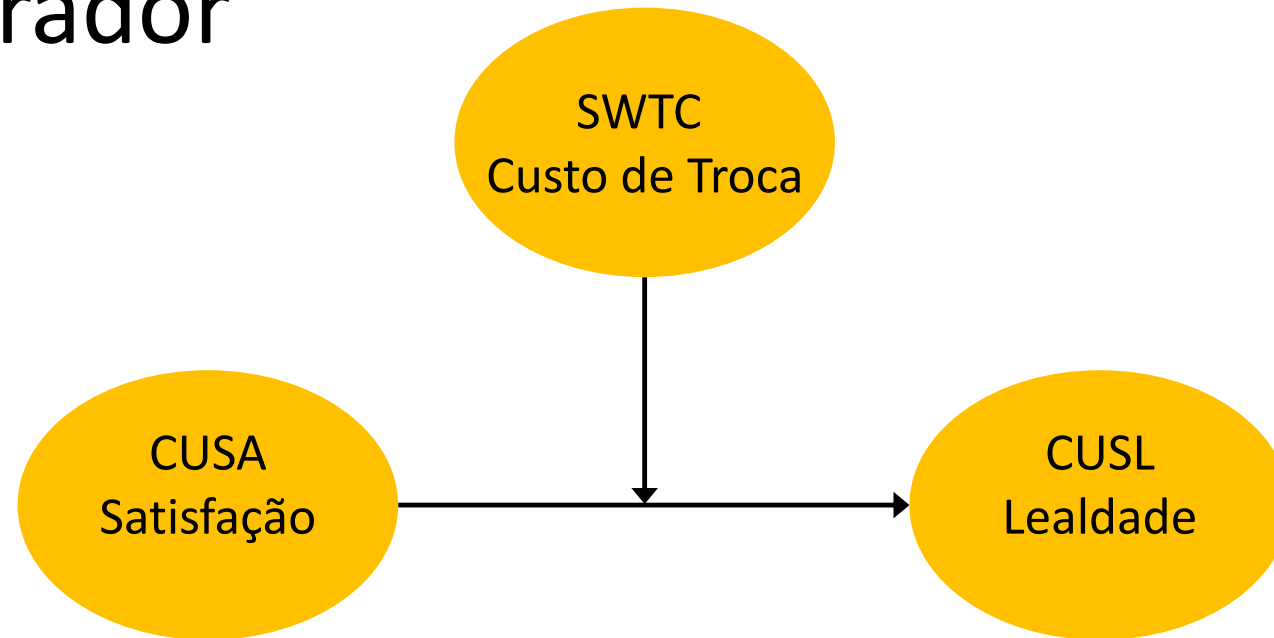
Renda é a variável de controle, cujo efeito sobre a Lealdade (CUSL) deseja-se isolar.

A Renda pode ter efeito sobre a Satisfação (CUSA), e sobre a percepção de Competência (COMP) e de Simpatia (LIKE). Mas esses são efeitos que não se deseja avaliar. Ao acrescentar Renda como variável de controle, isola-se seu efeito que poderia alterar o valor das relações de interesse.



Variável de controle para a relação de duas outras variáveis.

Efeito moderador

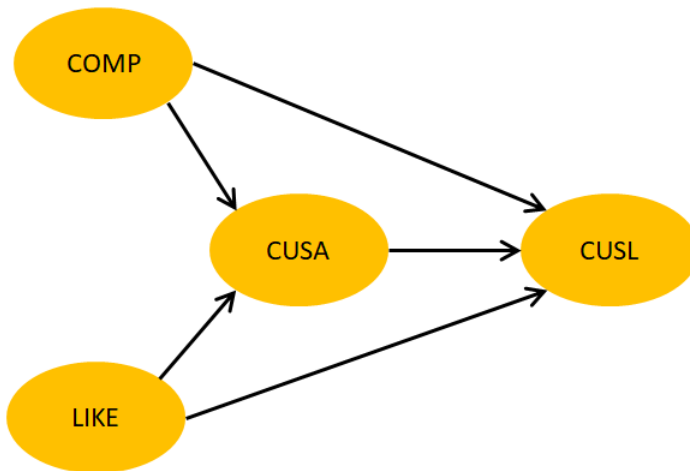


Variável de controle para efeito sobre todas ou várias relações do modelo estrutural.

Análise Multigrupo: análise dos resultados e das diferenças de resultados observadas nos grupos

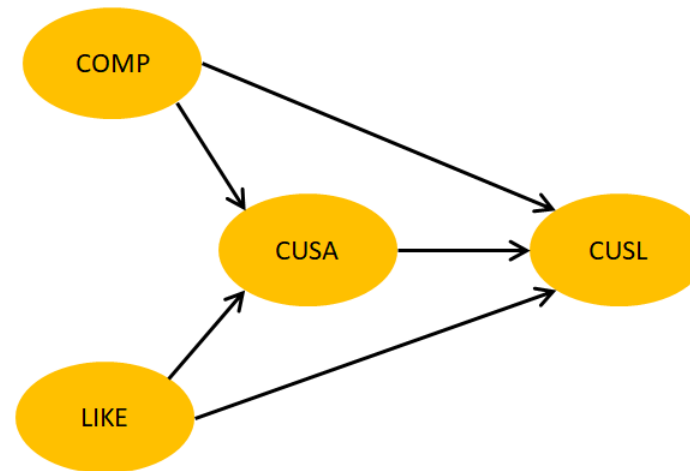
Grupo 1

Var Controle = *Valor_1*



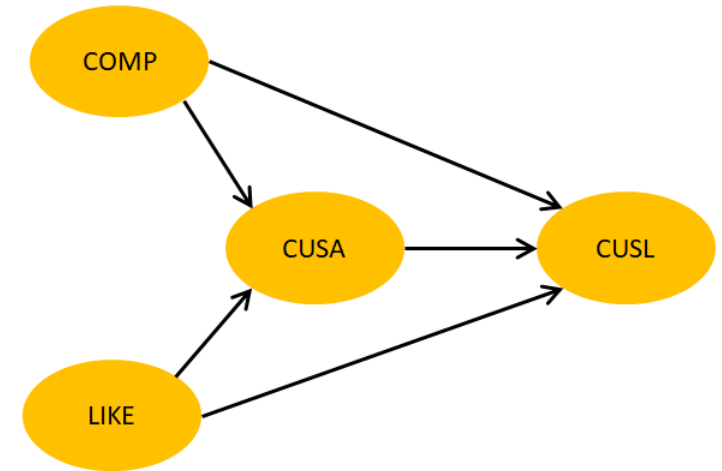
Grupo 2

Var Controle = *Valor_2*



Grupo N

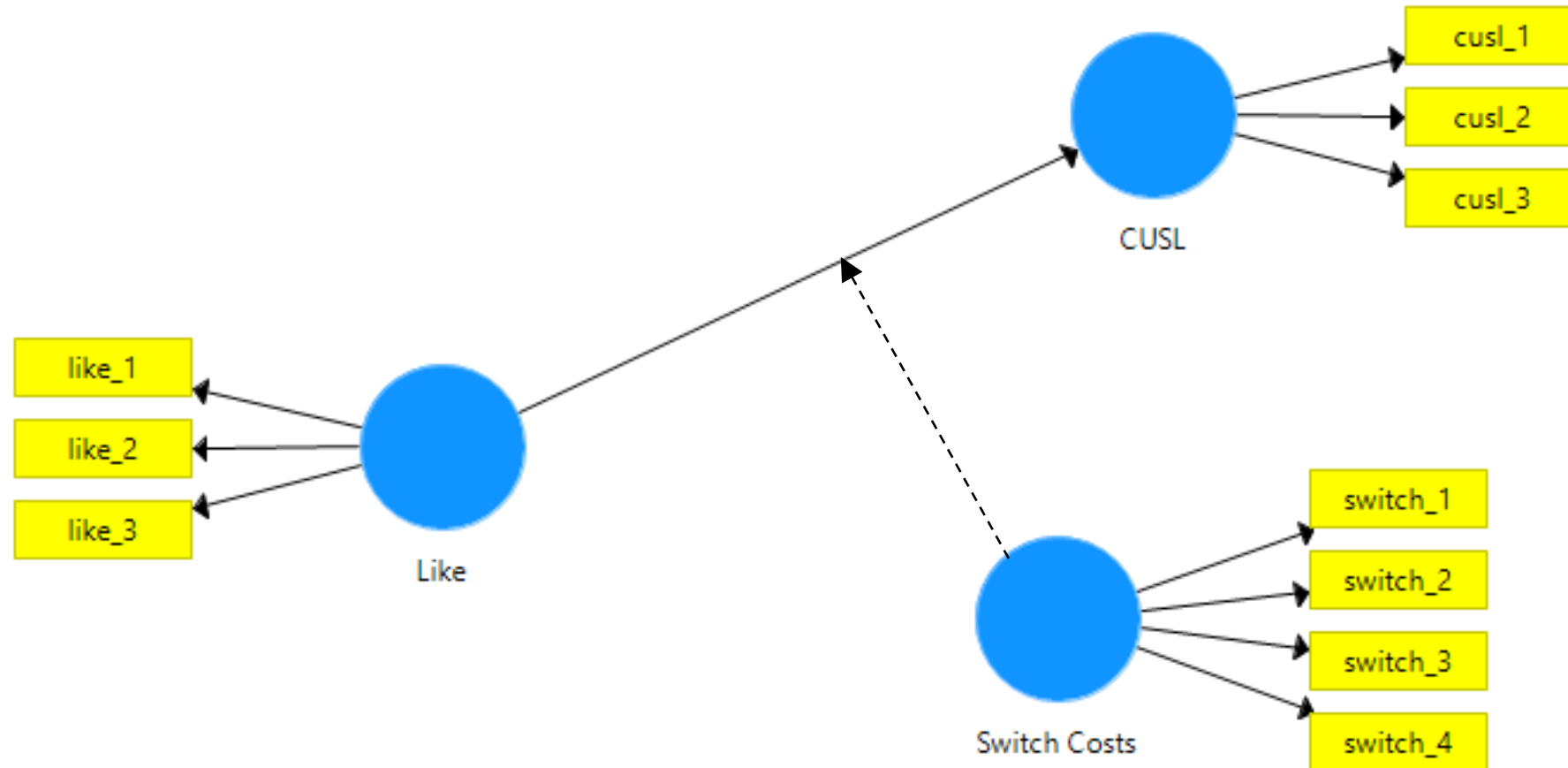
Var Controle = *Valor_N*





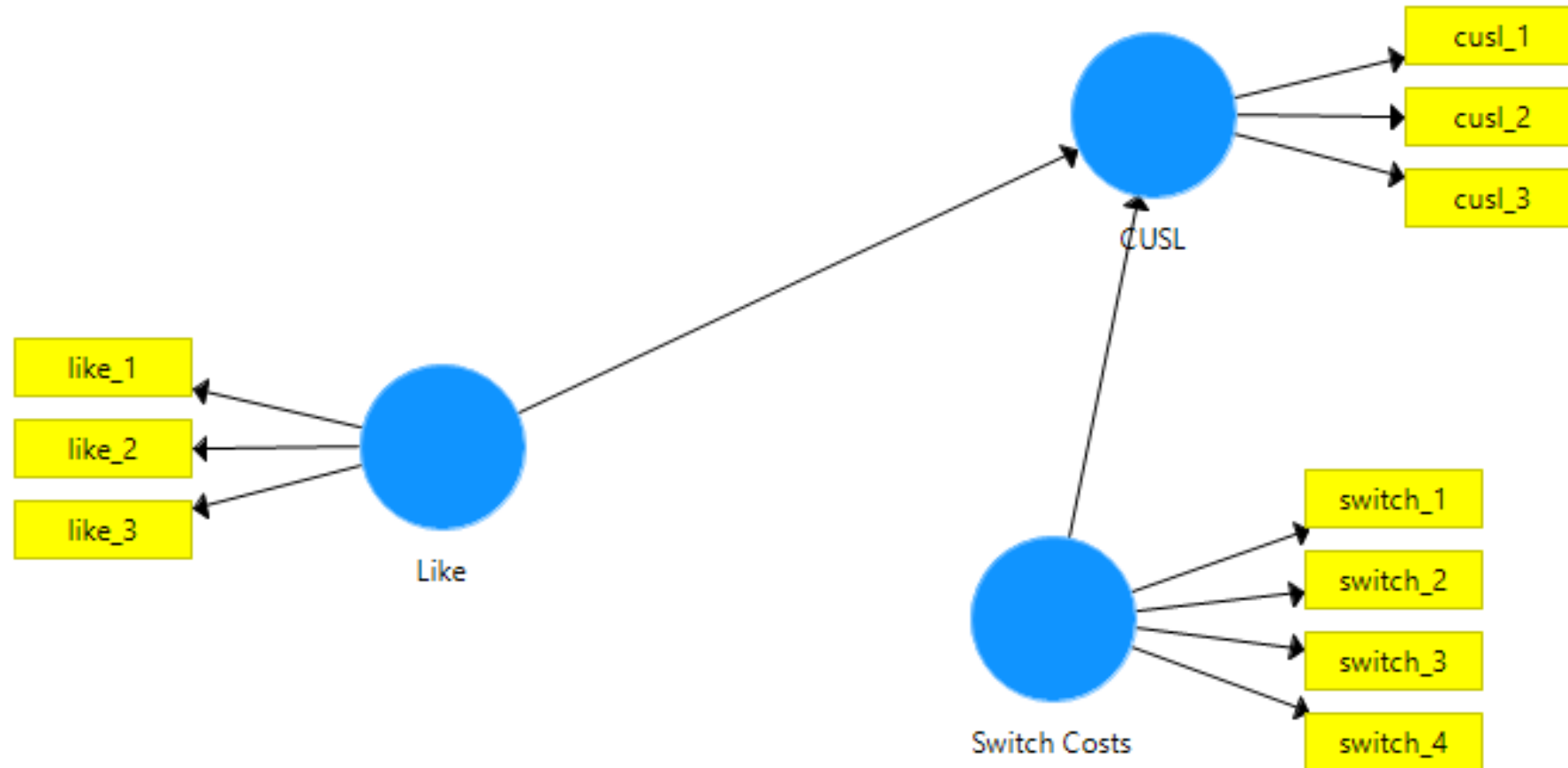
Abordagens para análise do efeito de moderação

- Multiplicação de indicadores
- Ortogonalização
- Dois estágios



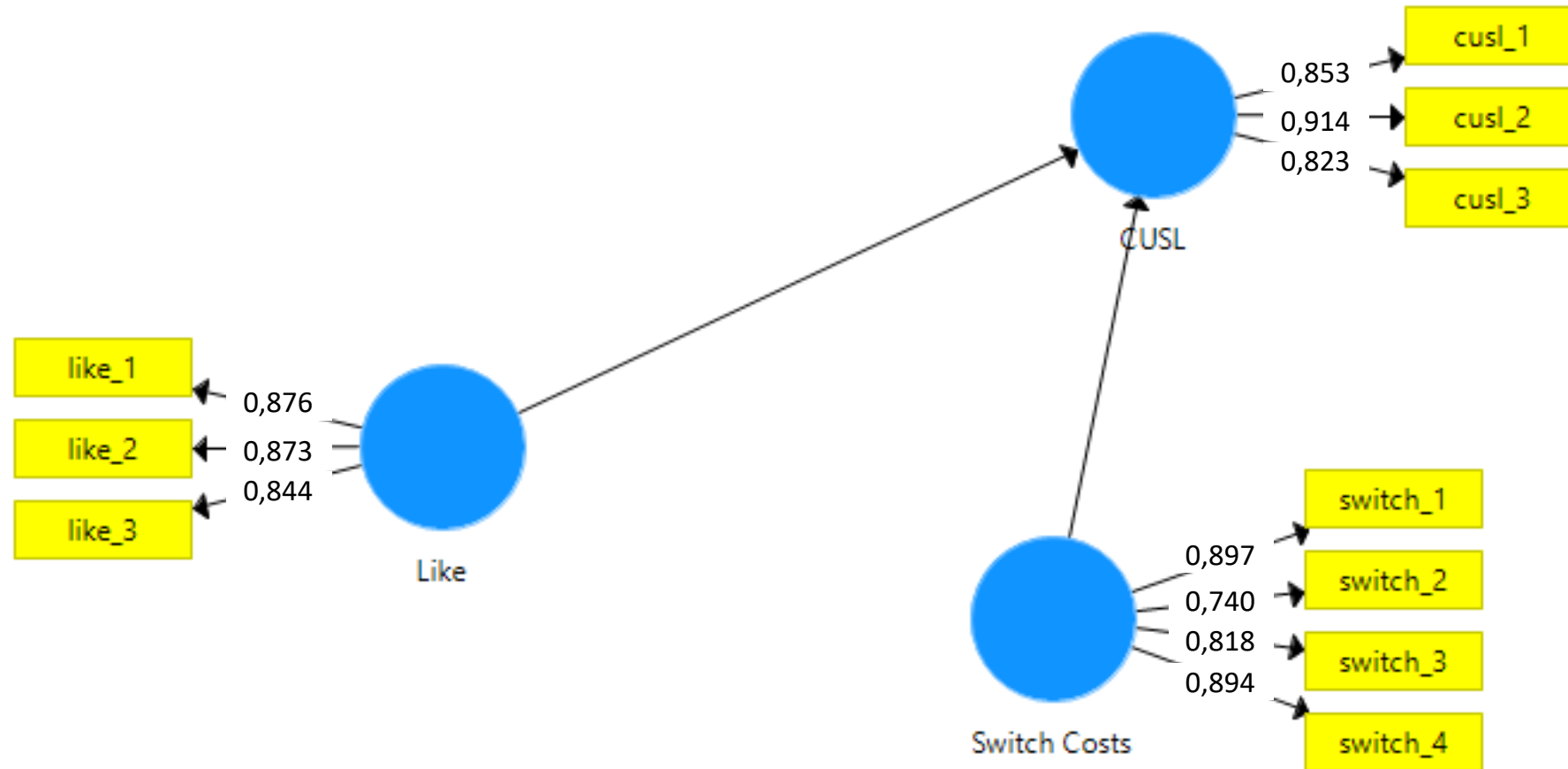


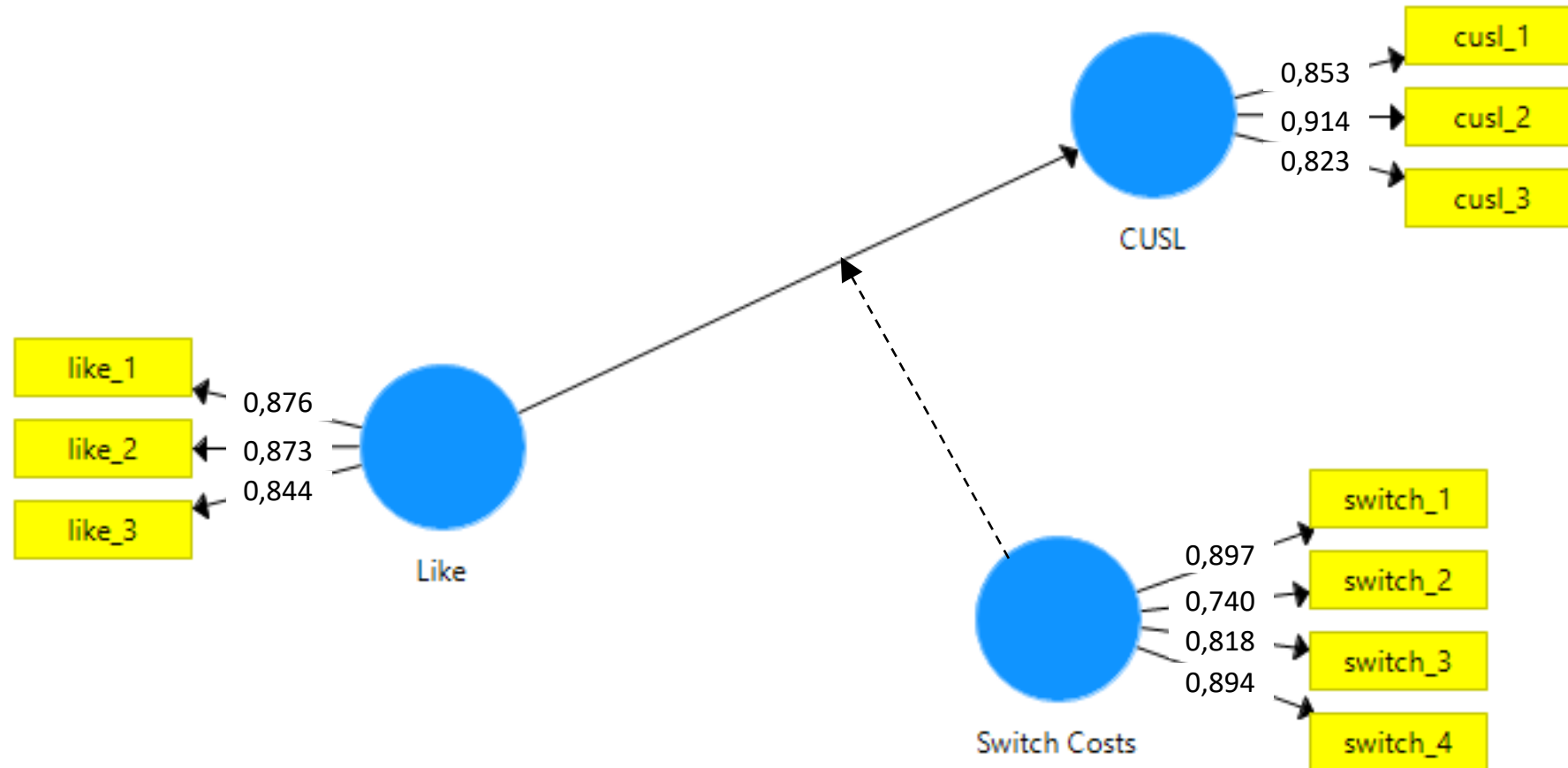
Obs	like_1	like_2	like_3	cusl_1	cusl_2	cusl_3	switch_1	switch_2	switch_3	switch_4
1	3	1	2	5	3	3	3	1	3	2
2	6	6	6	7	7	7	5	5	4	4
3	5	5	5	7	7	5	4	3	2	3
4	6	5	6	7	7	7	3	4	4	2
5	6	6	7	6	7	7	5	5	5	4
6	6	7	7	7	7	7	5	2	4	4
7	4	1	7	7	7	7	5	3	5	4
8	4	3	4	5	4	6	4	1	5	3
9	7	5	7	5	7	7	5	5	5	4
10	6	6	6	6	6	7	5	3	5	4
11	4	4	4	4	2	1	5	5	5	4
12	4	6	5	4	5	6	3	4	3	2
13	2	4	4	4	5	5	2	2	3	1
14	3	4	7	7	7	7	4	3	4	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...





Obs	like_1	like_2	like_3	cusl_1	cusl_2	cusl_3	switch_1	switch_2	switch_3	switch_4	CUSL	Like	Switch Costs
1	3	1	2	5	3	3	3	1	3	2	-1,106	-1,576	-1,15
2	6	6	6	7	7	7	5	5	4	4	1,192	1,033	0,971
3	5	5	5	7	7	5	4	3	2	3	0,795	0,367	-0,49
4	6	5	6	7	7	7	3	4	4	2	1,192	0,825	-0,197
5	6	6	7	6	7	7	5	5	5	4	0,918	1,226	1,238
6	6	7	7	7	7	7	5	2	4	4	1,192	1,435	0,285
7	4	1	7	7	7	7	5	3	5	4	1,192	-0,346	0,781
8	4	3	4	5	4	6	4	1	5	3	-0,271	-0,508	-0,146
9	7	5	7	5	7	7	5	5	5	4	0,644	1,282	1,238
10	6	6	6	6	6	7	5	3	5	4	0,679	1,033	0,781
11	4	4	4	4	2	1	5	5	5	4	-2,016	-0,299	1,238
12	4	6	5	4	5	6	3	4	3	2	-0,306	0,311	-0,464
13	2	4	4	4	5	5	2	2	3	1	-0,504	-0,828	-1,39
14	3	4	7	7	7	7	4	3	4	3	1,192	0,016	0,044
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...







Obs	CUSL	Like	Switch Costs	Like x Switch Costs
1	-1,106	-1,576	-1,15	1,812
2	1,192	1,033	0,971	1,003
3	0,795	0,367	-0,49	-0,180
4	1,192	0,825	-0,197	-0,163
5	0,918	1,226	1,238	1,518
6	1,192	1,435	0,285	0,409
7	1,192	-0,346	0,781	-0,270
8	-0,271	-0,508	-0,146	0,074
9	0,644	1,282	1,238	1,587
10	0,679	1,033	0,781	0,807
11	-2,016	-0,299	1,238	-0,370
12	-0,306	0,311	-0,464	-0,144
13	-0,504	-0,828	-1,39	1,151
14	1,192	0,016	0,044	0,001
...	...	...	...	...

