

EFEITOS MODERADORES DUPLOS E TRIPLOS E PLOTS EM ANÁLISE DE REGRESSÃO

Data de submissão: 14/02/2015

Aceite: 03/10/2016

Valter da Silva Faia¹

Valter Afonso Vieira²

RESUMO

Distintos estudos na literatura internacional analisam variáveis mediadoras, moderadoras, moderadora-mediadora, mediadora-moderadora e efeitos indiretos nas relações em ciências sociais. Dentre os modos de interpretação dos dados, compreender o efeito moderador utilizando análise de regressão linear é uma das possibilidades. O objetivo principal neste artigo é discutir e clarificar os conceitos da moderação, quando do uso da análise de regressão múltipla ao invés dos tradicionais modelos lineares generalizados (ex. MANOVA, MANCOVA, ANOVA, ANCOVA, GLM). O segundo objetivo é aplicar três estimativas, sendo (a) moderação dupla com variáveis contínuas independentes, (b) moderação dupla com uma variável contínua e outra *dummy* como independentes e (c) moderação tripla com variáveis contínuas independentes, todas usando a análise de regressão. Terceiro, o trabalho discute a moderação ordinal e a cruzada. Os resultados mostraram que as interações triplas carecem de análises por grupos e são pouco utilizadas.

Palavras-chave: moderação, interação, regressão, estimativa.

1 Possui graduação em Ciências Contábeis pela Universidade Estadual de Maringá, UEM, mestrado em Administração pela UEM e doutorado em andamento em Administração pela UEM. Maringá – PR. Brasil. E-mail: valterfaia@gmail.com

2 Possui graduação em Administração de Empresas e Marketing pela Universidade Norte do Paraná, UNOPAR, mestrado em Administração de Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS e doutorado em Administração de Empresas pela Universidade de Brasília, UnB. Maringá – PR. Brasil. E-mail: vavieira@uem.br

1 INTRODUÇÃO

Cortina (1993) comenta que há cada vez mais complexidade ao examinar relações entre variáveis e, sendo assim, algumas associações são possíveis, tais como: relação direta entre X e Y ; relação indireta entre X e Y via uma terceira variável mediadora; efeito espúrio entre X e Y (quando uma associação ocorre mas não há lógica); relação bidirecional entre X e Y ; efeitos não analisados e efeitos moderados X e Y (JACCARDI; TURRISI, 2003).

Segundo Varadarajan (2003), atualmente, a relevância de pesquisas no campo do marketing reside na extensão do conhecimento existente, por meio do oferecimento de evidências de variáveis moderadoras que interferem nas relações entre variáveis já conhecidas e que trazem implicações aos praticantes. Porém, estudos nacionais mostram que no contexto brasileiro há ainda uma carência de estudos e, portanto, uma necessidade de difundir o processo de análise de modelos moderadores e os princípios que justificam esse tipo de análise (VIEIRA, 2009; PRADO; KORELO; SILVA, 2014). Devido a isso, existe um esforço da literatura com o intuito de compreender, explicar e aplicar o uso variáveis moderadoras no campo (JAMES; BRETT, 1984; BARON; KENNY, 1986; BATRA; STAYMAN, 1990; CHATTOPADHYAY; BASU, 1990; MACKINNON et al., 2002; HENSELER; FASSOTT, 2010; VIEIRA, 2009). Embora um trabalho relevante foi feito por Prado; Korelo e Silva, (2014), não conhecemos trabalho que se dedicou a apresentar passo a passo o processo de moderação, desde a base de dados à interpretação dos resultados por meio da representação gráfica.

Diante desse contexto, o objetivo principal neste artigo é discutir e clarificar os conceitos de moderação dupla e tripla, demonstrando o seu uso na análise de regressão múltipla, a qual é possível de ser aplicada também na regressão logística (ABBADE; DE BEM NORO, 2012; GONÇALVES; GOUVÊA; MANTOVANI, 2013). Quatro grandes contribuições são elaboradas aqui, complementando algumas justificativas para a provocação do debate sobre esses conceitos na literatura.

Primeiro, justifica-se este trabalho por existir na literatura discrepância entre moderação, mediação, moderação-mediada e efeito (di)indireto condicional (HAYES, 2013; PRADO; KORELO; SILVA, 2014) que precisa de clarificação. Essa diferenciação é muito comum na psicologia, mas pouco utilizada na administração e especificamente no marketing. Portanto, a necessidade de diferenciação para uso correto é importante no cenário científico.

Segundo, justifica-se saber examinar um efeito moderador significativo, pois tal resultado gera interpretações posteriores que são necessárias e devem ser descortinadas em segundo plano. Muitas vezes, um pesquisador encontra um efeito moderador significativo, mas não apresenta como tal efeito é gerado em um segundo momento. Neste artigo endereçamos este problema em segundo e terceiro grau. Se os resultados não forem descortinados, então o erro do tipo VI pode aparecer (NEWMAN et al., 1976).

Terceiro, alguns trabalhos começam a discutir efeitos condicionais (PRADO; KORELO; SILVA, 2014), moderadores-mediados, moderação de moderação, moderação dupla ou efeitos mediados-moderados (MULLER; JUDD; YZERBYT, 2005; PREACHER; RUCKER; HAYES, 2007). Esse avanço no conhecimento com múltiplos modelos é relevante e deve ser empregado nos estudos em ciências sociais, mas com antemão do conhecimento de base da moderação simples, dupla e tripla discutida aqui.

Quarto, com base no trabalho de Mantovani, Noronha e Gouvêa (2013), há alguma dificuldade de ensino e de aprendizagem da estatística nos curso da área de Ciências Sociais Aplicadas, em especial na área de Administração. Assim sendo, o artigo busca fornecer uma base de aprendizagem para uso da estatística na área de Administração, explicando e aplicando as equações.

2 MODERAÇÃO

O modelo clássico da análise de regressão linear é dado pela Equação 1. O modelo linear é um dos mais usados em estatística e sugere que a variância explicada da variável dependente Y é dada pela variabilidade de outra variável, a independente X .

$$(1) Y = \beta_0 + \beta_1 X$$

Com base em Vieira (2009) e Whisman e McClelland (2005), uma variável moderadora, aqui definida como *mod*, possui efeito moderador (ou mesmo interativo para fins deste artigo) se a relação entre duas ou mais variáveis, X e Y , variar em função dos níveis da *Mod*. Essa definição é dada na Equação 2.

$$(2) Y = f(X, Mod)$$

O modelo moderador da Equação 2 é representado pela Equação 3 para fins da análise de regressão (JAMES; BRETT, 1984). Há moderação quando a nova variável elaborada pelo pesquisador $X.Mod$, definida como o produto da variável independente X e da variável moderadora *Mod*, for significativa na equação de regressão.

$$(3) \hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Mod + \beta_3 X.Mod + e$$

As variáveis de primeira ordem que são utilizadas na interação, bem como todas as possíveis combinações entre elas, devem ser incluídas no modelo de regressão para que suas relações diretas com a variável dependente sejam testadas, além da relação moderada (WEST; AIKEN; KRULL, 1996). A hipótese de moderação é suportada se a interação (isto é, o termo multiplicativo $X.Mod$) da Equação 3 for significativa. Além do mais, é desejável, mas não necessário, que os efeitos das demais relações sejam mínimos ou insignificantes, fortalecendo os resultados encontrados para a moderação (JAMES; BRETT, 1984). Convencionalmente, uma variável moderadora é inserida no modelo quando há uma relação inconsistente ou fraca entre uma variável independente e outra dependente (BARON; KENNY, 1986).

Uma das grandes preocupações quanto à análise do efeito interativo é a presença da multicolinearidade, tornando difícil distinguir os efeitos diretos da variável independente, da variável moderadora e da variável interativa sobre a variável dependente (LITTLE et al., 2007). Diversos autores recomendam padronizar, centrar as médias em zero, todas as variáveis independentes que constituem a variável interativa em resposta ao problema da multicolinearidade (ECHAMBADI; HESS, 2007; AIKEN; WEST, 1991). Ademais, para Judd e McClelland (1989), a centralização facilita a interpretação dos dados.

De fato, a solução da padronização permite distinguir melhor os efeitos. Em outro ponto, Echambadi e Hess (2004) destacam que a padronização das variáveis não provoca alterações no grau de precisão da estimação dos coeficientes de regressão, assim como alterações no coeficiente de determinação (R^2). Portanto, padronizar variáveis, na visão daqueles autores, não melhora os parâmetros estatísticos de análise.

Para exemplificar a realização de testes com a moderação, serão apresentados três distintos modelos, todos desenvolvidos no software estatístico SPSS versão 20. O primeiro descreve a interação entre duas variáveis intervalares. No segundo, a interação ocorre entre a mesma va-

riável independente intervalar e uma variável nominal dicotômica. No terceiro e último exemplo, há uma interação tripla entre variáveis intervalares. Todos os dados foram criados pelos autores visando demonstrar as interações estaticamente, portanto, não há validade empírica.

3 MODERAÇÃO DUPLA: VARIÁVEL CONTÍNUA

Neste tópico do texto o foco é discutir a moderação entre duas variáveis intervalares. Para tal fim, considere que relação entre a variável independente X e a variável dependente Y é moderada pela variável Mod . Todas as variáveis são intervalares do tipo *Likert*, variando de 0 até 10 pontos, e os dados estão dispostos na Tabela 1. Foram criadas intencionalmente respostas (aleatoriamente no Excel) para uma amostra de 20 respondentes de modo que o efeito moderador fosse significativo.

Tabela 1 - Dados para interação dupla de variáveis intervalares

<i>N</i>	<i>X</i>	<i>Mod</i>	<i>Mod xX</i>	<i>Y</i>
1	5	10	50	8
2	1	5	5	3
3	5	1	5	6
4	2	1	2	6
5	8	10	80	5
6	2	6	12	1
7	8	1	8	2
8	7	3	21	5
9	5	4	20	6
10	9	10	90	10
11	6	7	42	5
12	3	5	15	2
13	3	3	9	5
14	5	2	10	2
15	4	1	4	5
16	1	4	4	6
17	1	8	8	2
18	8	5	40	6
19	2	8	16	5
20	2	5	10	6
Média	4,35	4,95	22,55	4,80
Desvio Padrão	2,64	3,09	25,29	2,24

Fonte: dados do trabalho

Para testar a hipótese de moderação, primeiramente criou-se um modelo de regressão simples usando a Equação 1, testando o grau de predição da variável Y presente nas variáveis X e Mod. Portanto, foram feitas duas regressões separadas, mas para fins de apresentação ambas estão no mesmo gráfico de dispersão conforme apresentado na Figura 1 (elaborado no Excel). A variável X teve um efeito de $\beta = 0,35$; $p < 0,12$. A variável Mod teve um efeito de $\beta = 0,29$; $p < 0,21$.

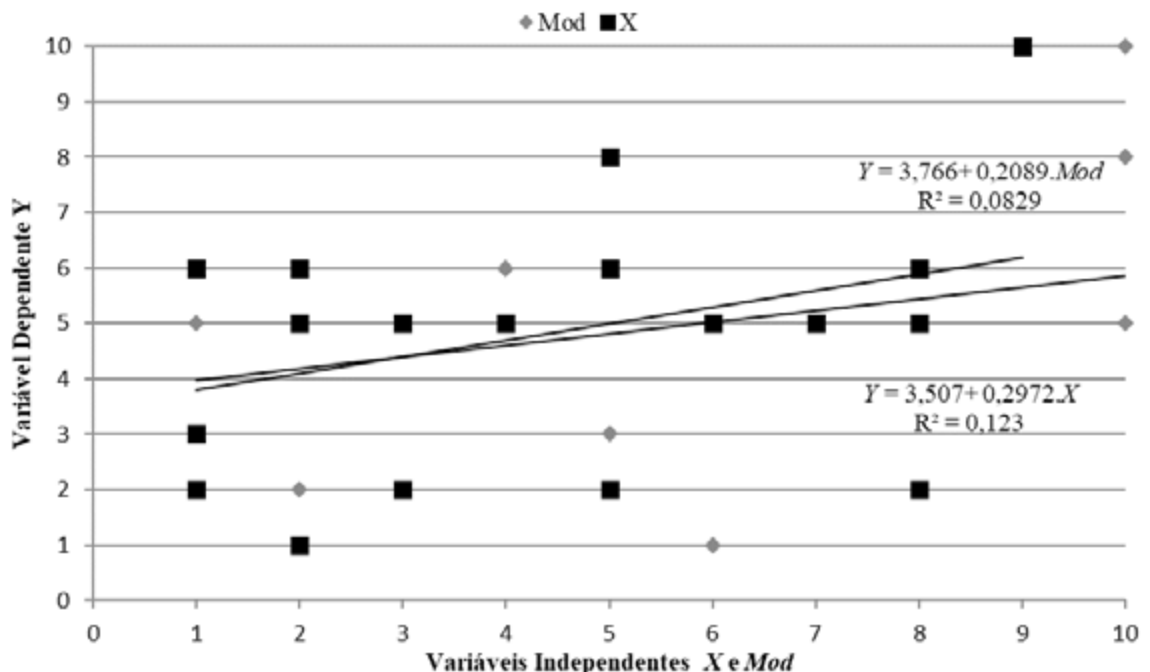


Figura 1 – Slope da curva para as variáveis independentes
 Fonte: dados do trabalho

Se as variáveis não são padronizadas no momento de realização da regressão (ECHAMBADI e HESS 2007), então para apresentar os gráficos deve-se utilizar dados como médias da variável independente e da variável moderadora, desvio-padrão de ambas, e coeficientes não-padronizados (AIKEN; WEST, 1991; FRIEDRICH, 1982). Não obstante, se as variáveis são padronizadas, então, para apresentar os gráficos, pode-se utilizar dados como médias da variável independente, desvio-padrão de ambas = 1, e coeficientes não-padronizados.

Justifica-se centralizar pelo fato de padronizar os valores da multiplicação dos dois termos, os quais podem variar de $0 * 0 = 0$ até $10 * 10 = 100$, sendo em um caso mínimo ou em um caso máximo de valores. Portanto, para atender à sugestão de padronização, alguns passos devem ser seguidos: (a) como as variáveis são contínuas, padronizou-se as mesmas em escore Z, normalizando-as, (b) criou-se um termo multiplicativo entre a moderadora e a variável independente e (c) testou-se a regressão dessa nova variável em conjunto com a moderadora e a independente.

Se o efeito da nova variável multiplicada for significativo, independente do efeito direto da moderadora e da variável independente, se torna necessário explorar graficamente as inclinações da curva da variável independente a partir das condições de baixo, médio e alto níveis da variável moderadora, os quais são calculados a partir das medidas descritivas de média e desvio padrão. Para Preacher, Rucker e Hayes (2007), esse procedimento de apresentação dos achados facilita a avaliação de modelos mais complexos como é o caso dos modelos com efeitos condicionais indireto.

De acordo com a Tabela 2, ambas as variáveis *Mod* e *X* não são significativas em explicar a variável *Y* no efeito direto. A variância explicada total foi de 18% no primeiro modelo sem a multiplicação. Os resultados encontrados na análise de regressão evidenciam que a relação direta entre a variável independente *X* e a variável dependente *Y* não é significativa para modelo algum ($\beta = 0,27$; $p > 0,16$ e $\beta = -0,58$; $p > 0,16$), assim como a relação entre a variável *Mod* e a variável dependente *Y* ($\beta = 0,17$; $p > 0,28$ e $\beta = -0,62$; $p > 0,08$).

O primeiro modelo mostra que *X* e *Mod* não explicam *Y*. Assim, muitos pesquisadores tendem a finalizar o trabalho sem explorar efeitos adicionais. Tem-se, portanto, um resultado confuso e pouco detalhado.

Tabela 2 – Análise de regressão exemplo 1

Variáveis Independentes	1º Modelo		2º Modelo	
	B ¹	Sig.	B ¹	Sig.
Constante	2,742	0,031	7,108	0,002
<i>X</i>	0,270	0,168	-0,587	0,131
<i>Mod</i>	0,179	0,281	-0,622	0,085
<i>X.Mod</i>			0,147*	0,020*
R ²	0,183		0,424	

¹Coefficiente não padronizado. * $p < 0,05$. Fonte: dados do trabalho.

No segundo modelo foi acrescida a variável interativa *X.Mod*, criada pela multiplicação da resposta da variável independente *X* com a resposta da variável moderadora *Mod*. Esta nova variável gerou um incremento no coeficiente de determinação de 0,241 ($\Delta R^2 = 0,424 - 0,183$), considerada essa discrepância estatisticamente significativa ($F = 6,70$; $p < 0,02$). Do mesmo modo, o coeficiente de regressão apresentado para a interação *X.Mod* também apresentou significância estatística ($\beta = 0,14$; $p < 0,05$), suportando a hipótese de moderação.

Para melhor interpretação dos resultados, sugere-se representar graficamente o modelo de moderação encontrado. Para tanto, deve-se estimar os valores de *Y*, considerando a média de *X* e um desvio padrão acima e abaixo dela (+1DP e -1DP). Do mesmo modo, são também estimados valores baseados na média de *Mod* e em 1 desvio padrão acima e abaixo (WEST; AIKEN; KRULL, 1996; KIM; KAYE; WRIGHT, 2001). Os valores são estimados conforme a equação do modelo de regressão deste exemplo dado pela Equação 4. Para elucidar, as equações para os seguintes cenários são apresentadas: (a) Baixo *X* e Baixo *Mod*; (b) Médio *X* e Médio *Mod* e (c) Alto *X* e Alto *Mod* (Equações 5, 6 e 7 respectivamente). A Tabela 3 apresenta os valores para todos os cenários possíveis (estimativa de *Y* a partir das combinações entre baixo, médio e altos valores das variáveis independente e moderadora – 3 x 3).

$$(4) \hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Mod + \beta_3 X \cdot Mod = 7,108 - 0,587 \cdot X - 0,622 \cdot Mod + 0,147 \cdot X \cdot Mod$$

$$(5) \hat{Y} = 7,108 - 0,587 \cdot (4,35 - 2,64) - 0,622 \cdot (4,95 - 3,09) + 0,147 \cdot (4,35 - 2,64) \cdot (4,95 - 3,09) = 5,42$$

$$(6) \hat{Y} = 7,108 - 0,587 \cdot 4,35 - 0,622 \cdot 4,95 + 0,147 \cdot 4,35 \cdot 4,95 = 4,65$$

$$(7) \hat{Y} = 7,108 - 0,587 \cdot (4,35 + 2,64) - 0,622 \cdot (4,95 + 3,09) + 0,147 \cdot (4,35 + 2,64) \cdot (4,95 + 3,09) = 6,29$$

Tabela 3 – Estimativa de valores de Y para representação gráfica (exemplo 1)

	Baixo Mod (-1 DP)	Médio Mod (Média)	Alto Mod (+1 DP)
Baixo X (-1 DP)	5,42	4,59	3,76
Médio X (Média)	4,27	4,65	5,03
Alto X (+1 DP)	3,13	4,71	6,29

Fonte: dados do trabalho

Os resultados encontrados indicam a existência de um efeito moderador cruzado (*cross-overeffect*) para valores de Y decorrente da interação entre a variável independente X e a variável moderadora Mod (ver Figura 2). Os maiores resultados para Y ocorrem quando há uma combinação de altos níveis ($\hat{Y} = 6,29$) ou baixos níveis ($\hat{Y} = 5,42$) de X e Mod. Quando há uma dissociação entre os níveis dessas variáveis, os resultados de Y tendem a ser menores. As combinações baixo X e alto Mod ($\hat{Y} = 3,76$) e alto X e baixo Mod ($\hat{Y} = 3,13$) foram as que apresentaram os menores valores para a variável dependente. Portanto, se o objetivo for alcançar maiores valores para Y, deve-se buscar altos índices tanto para X, quanto para Mod. Na impossibilidade de alcançar esse objetivo para uma dessas variáveis, deve-se optar pela manutenção de baixos índices para ambas. Essas conclusões podem ser mais facilmente interpretadas ao analisar o comportamento das variáveis representado na Figura 2.

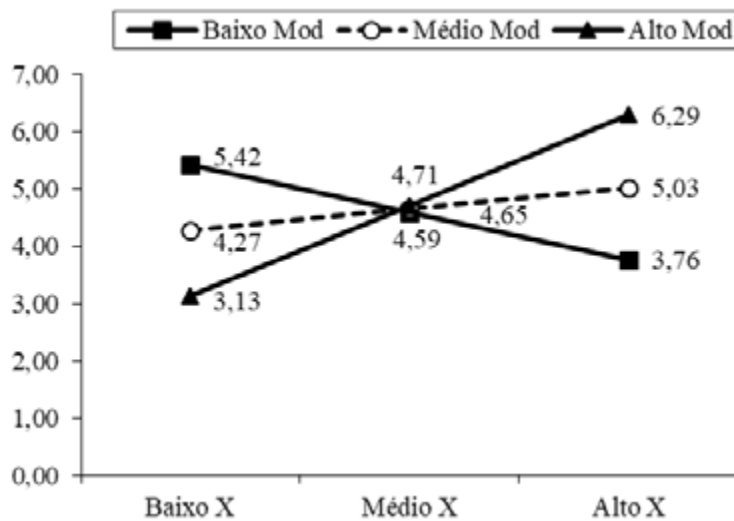


Figura 2 – Plot da moderação via média (exemplo 1)
 Fonte: dados do trabalho

De fato, a representação gráfica dos efeitos contribui para a interpretação da hipótese de moderação. Com base nas propostas de Hayes e Matthes (2009) e Preacher, Rucker e Hayes (2007), elaborou-se um novo gráfico de moderação usando os betas não padronizados, os limites superior e inferior dos intervalos de confiança e a região da significância. O gráfico (ver Figura 3) foi gerado por meio da técnica Johnson-Neyman presente na macro para o SPSS denominada Process (HAYES, 2013). Nele são confrontados o tamanho do efeito (β) da variável independente sobre a variável dependente a partir de diferentes níveis da variável moderadora.

Na figura 3, percebe-se que o efeito da variável independente X sobre a variável dependente Y, condicionado pela variável moderadora Mod, é significativo quando o valor da variável moderadora for superior a 6,35. Portanto, conclui-se que o efeito moderador ocorre quando há altos valores de Mod, complementando os resultados discutidos a partir da figura 2.

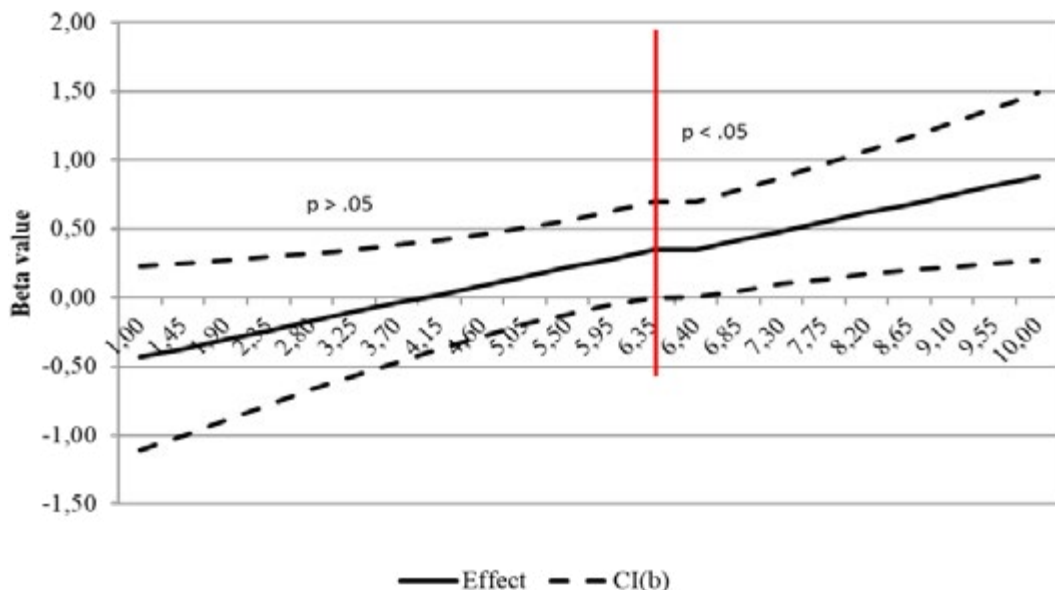


Figura 3 – Plot da moderação via betas (exemplo 1); limites superior e inferior dos intervalos de confiança
 Fonte: dados do trabalho

4 MODERAÇÃO DUPLA: VARIÁVEL *DUMMY*

No nosso segundo exemplo, os testes de moderação são realizados interagindo uma variável intervalar do tipo *likert* de 10 pontos com uma variável moderadora nominal dicotômica (e não mais uma variável moderadora métrica/intervalar). Analisou-se a mesma relação entre a variável independente *X* e a variável dependente *Y*, agora moderada pela variável dicotômica *Mod*, a qual representa dois grupos distintos. Os valores para *X* e *Y* foram mantidos em relação ao exemplo anterior, e o código utilizado para a variável *Mod* foi 0 e 1. Os dados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Dados para interação dupla de entre variável intervalar e categórica

<i>N</i>	<i>X</i>	<i>Mod</i>	<i>Mod×X</i>	<i>Y</i>
1	5	1	5	8
2	1	0	0	3
3	5	1	5	6
4	2	0	0	6
5	8	1	8	5
6	2	1	2	1
7	8	0	0	2
8	7	0	0	5
9	5	1	5	6
10	9	1	9	10
11	6	1	6	5
12	3	0	0	2
13	3	0	0	5
14	5	0	0	2
15	4	0	0	5
16	1	0	0	6
17	1	1	1	2
18	8	0	0	6
19	2	1	2	5
20	2	0	0	6
Média	4,35		2,15	4,80
Desvio Padrão	2,64		3,01	2,24

Fonte: dados do trabalho

Do mesmo modo que no exemplo anterior, a hipótese de moderação foi testada criando dois modelos de regressão múltipla. No primeiro, foram testadas apenas as relações diretas das variáveis *X* e *Mod* com a variável dependente *Y*, enquanto no segundo, foi incluído o produto das duas (*X.Mod*). Os resultados encontrados estão apresentados na tabela 5.

Tabela 5– Análise de regressão exemplo 2

Variáveis Independentes	1º Modelo		2º Modelo	
	B ¹	Sig.	B ¹	Sig.
Constante	3,262	0,005	4,878	0,000
<i>X</i>	0,275	0,169	-0,129	0,573
<i>Mod</i>	0,756	0,456	-3,128	0,082
<i>XMod</i>			0,879*	0,017
R ²	0,152		0,413	

¹Coefficiente não padronizado. * $p < 0,05$. Fonte: dados do trabalho.

Os resultados oferecidos pela análise de regressão suportam a hipótese de moderação, uma vez que coeficiente de regressão da variável interativa obteve significância ao nível de 95%. Além do mais, o acréscimo dessa variável ao modelo de regressão ofereceu um incremento no índice de ajustamento de 0,261 ($\Delta R^2 = 0,413 - 0,152$), também significativo ($p < 0,02$).

Para melhor compreensão do comportamento da variável moderadora sobre a relação testada os valores para a variável dependente *Y* foram estimados. Para tanto, estimou-se valores para os dois grupos (0 e 1) da variável *Mod* e para altos valores (1 desvio padrão acima da média) e baixos valores da variável *X* (1 desvio padrão abaixo). Os resultados encontrados estão apresentados na tabela 6.

Tabela 6 – Estimativa de valores de Y para representação gráfica (exemplo 2)

	Baixo X (-1 DP)	Alto X (+1 DP)
Moderadora: Grupo 0 (baixo)	4,66	3,98
Moderadora: Grupo 1 (alto)	3,03	6,99

Fonte: dados do trabalho

Como no exemplo 1, os resultados encontrados indicam a existência de um efeito cruzado para valores de *Y* decorrente da interação entre a variável independente *X* e a variável moderadora *Mod*. Se o objetivo é obter os maiores valores para a variável dependente *Y*, a melhor combinação se dá entre um alto nível para a variável dependente *X* e a presença do elemento categorizado como grupo 1 ($\hat{Y} = 6,99$). Entretanto, a combinação de baixo nível de *X* com o grupo 1 apresentou o menor resultado ($\hat{Y} = 3,03$). Assim, a maior oscilação de *Y* ocorre no grupo 1 entre altos e baixos valores de *X*.

Já no grupo 0, o maior resultado encontrado de *Y* está quando há um baixo nível de *X* ($\hat{Y} = 4,66$). Quando o nível de *X* aumenta, os resultados para a variável dependente diminuem ($\hat{Y} = 3,98$). Este efeito é contrário ao do grupo 1, porém, com menor inclinação. Esse efeito cruzado pode ser mais bem analisado na figura 4.

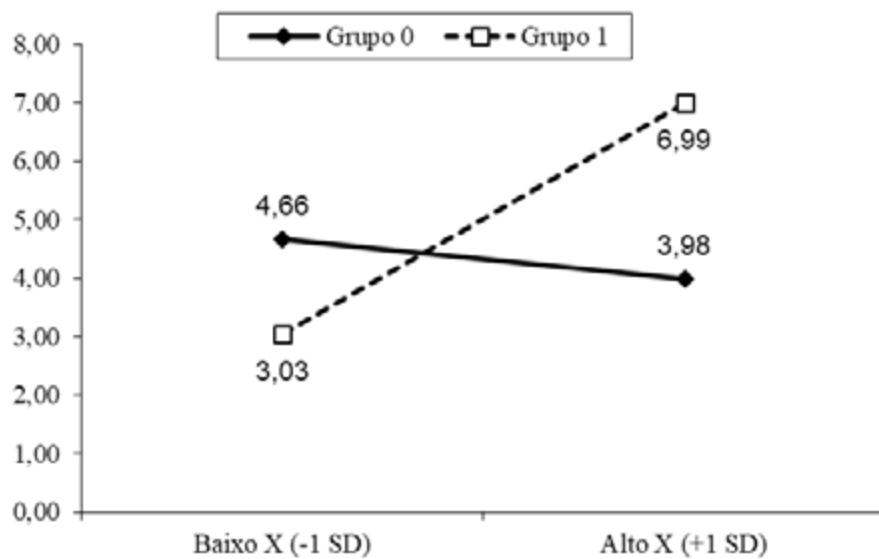


Figura 4 – Efeito cruzado da moderação para variável *dummy* (exemplo 2)

Fonte: dados do trabalho

5 MODERAÇÃO TRIPLA

A interação tripla significa que as variáveis, uma independente e duas moderadoras, interagem em sua totalidade gerando ao menos 8 efeitos diferentes sobre a variável dependente. Isso ocorre a partir da combinação entre altos e baixos valores, no caso de variáveis contínuas, ou entre grupos, para variáveis dicotômicas ($2 \times 2 \times 2$). A interação tripla é representada pela figura 5.

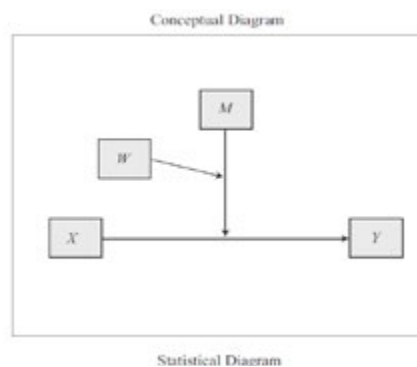


Figura 5 – Efeito interativo triplo

Fonte: Hayes (2013).

No exemplo 3, a interação entre três variáveis intervalares do tipo *likert* de 10 pontos foi testada. Para esse caso, além da criação da variável interativa das três variáveis (uma independente e duas moderadoras), deve-se criar também todas as possíveis interações duplas. Portanto, considerando uma relação direta entre X e Y , moderada pelas variáveis Mod_1 e Mod_2 , as seguintes interações foram computadas: $X.Mod_1$, $X.Mod_2$, $Mod_1.Mod_2$, $X.Mod_1.Mod_2$. Do mesmo modo que nos exemplos anteriores, foram simuladas respostas para uma amostra de 20 pessoas, conforme descrição na tabela 7.

Tabela 7 - Dados para interação tripla de variáveis intervalares

<i>N</i>	<i>X</i>	<i>Mod</i> ₁	<i>Mod</i> ₂	<i>X×Mod</i> ₁	<i>X×Mod</i> ₂	<i>Mod</i> ₁ × <i>Mod</i> ₂	<i>X×Mod</i> ₁ × <i>Mod</i> ₂	<i>Y</i>
1	5	10	9	50	45	90	450	8
2	1	5	7	5	7	35	35	3
3	5	1	8	5	40	8	40	6
4	2	1	8	2	16	8	16	6
5	8	10	2	80	16	20	160	5
6	2	6	1	12	2	6	12	1
7	8	1	3	8	24	3	24	2
8	7	3	2	21	14	6	42	5
9	5	4	9	20	45	36	180	6
10	9	10	5	90	45	50	450	10
11	6	7	4	42	24	28	168	5
12	3	5	7	15	21	35	105	2
13	3	3	6	9	18	18	54	5
14	5	2	4	10	20	8	40	2
15	4	1	8	4	32	8	32	5
16	1	4	8	4	8	32	32	6
17	1	8	9	8	9	72	72	2
18	8	5	10	40	80	50	400	6
19	2	8	1	16	2	8	16	5
20	2	5	8	10	16	40	80	6
Média	4,35	4,95	5,95	22,55	24,20	28,05	120,40	4,80
Desvio Padrão	2,64	3,09	2,95	25,29	19,01	23,87	144,42	2,24

Fonte: dados do trabalho

Para este exemplo de moderação, três modelos de regressão múltipla foram elaborados. No primeiro modelo, os efeitos diretos das variáveis X , Mod_1 e Mod_2 foram examinados na explicação de Y . No segundo, as combinações em pares (isto é as interações duplas) foram acrescentadas e, por fim, no terceiro, a interação tripla foi acrescentada. Os resultados encontrados estão apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Análise de regressão exemplo 3

Variáveis Independentes	1º Modelo		2º Modelo		3º Modelo	
	B ¹	Sig.	B ¹	Sig.	B ¹	Sig.
Constante	0,072	0,964	5,292	0,345	-12,695	0,094
X	0,352	0,057	-0,621	0,366	2,179	0,052
Mod_1	0,224	0,143	-0,488	0,513	2,177*	0,050
Mod_2	0,351*	0,038	0,151	0,796	2,826*	0,011
$X.Mod_1$			0,132	0,098	-0,290	0,066
$X.Mod_2$			0,034	0,563	-0,422*	0,015
$Mod_1.Mod_2$			-0,003	0,966	-0,409*	0,011
$X.Mod_1.Mod_2$					0,072*	0,008
R ²	0,381		0,570		0,768	

¹Coefficiente não padronizado. * $p < 0,05$. Fonte: dados do trabalho.

Observando os resultados, percebe-se que o efeito interativo das três variáveis obteve coeficiente de regressão significativo ($\beta = 0,07$; $p < 0,01$), evidenciando uma relação linear positiva com a variável dependente Y . Do mesmo modo, o terceiro modelo apresentou um incremento no índice de ajustamento em relação ao segundo de 0,198 ($\Delta R^2 = 0,768 - 0,570$), significativo ao nível de 99% ($p < 0,01$). Esses resultados suportam a hipótese de moderação tripla, a qual será melhor interpretada ao estimar os valores para a variável dependente e a partir da análise gráfica.

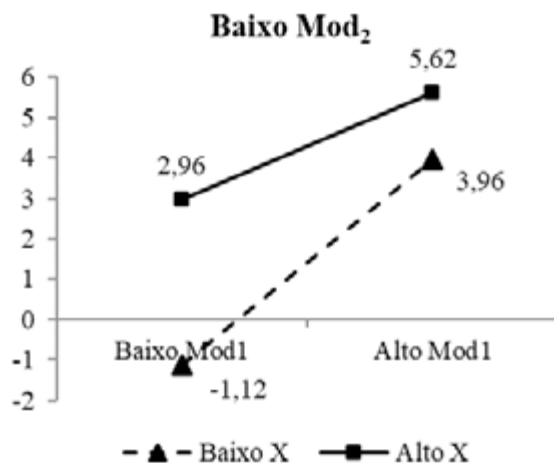
Para tanto, inicialmente, dois grupos foram criados: alto valor (1 desvio padrão acima da média) e baixo valor (1 desvio padrão abaixo da média) da variável Mod_2 . Em seguida, em cada grupo, 4 valores foram estimados conforme as seguintes combinações: Alto X e Alto Mod_1 ; Alto X e baixo Mod_1 ; Baixo X e Alto Mod_1 ; e Baixo X e Baixo Mod_1 . Os resultados encontrados estão descritos na tabela 9.

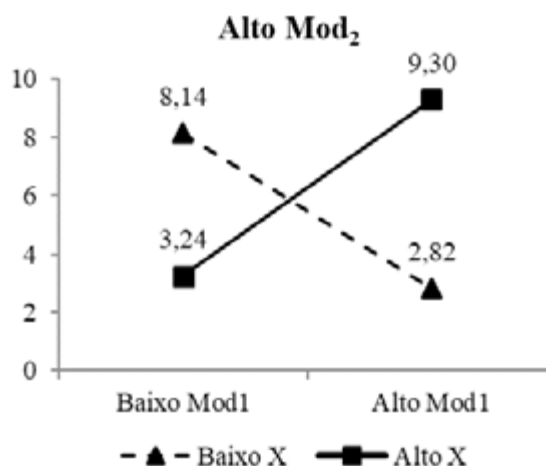
Tabela 9 – Estimativa de valores de Y para representação gráfica (exemplo 3)

	Baixo Mod_2		Alto Mod_2	
	Baixo Mod_1	Alto Mod_1	Baixo Mod_1	Alto Mod_1
Baixo X	-1,12	3,96	8,14	2,82
Alto X	2,96	5,62	3,24	9,30

Fonte: dados do trabalho

O comportamento da interação tripla está representado nas figuras 5 e 6. Quando o nível de Mod_2 é baixo, a relação entre X e Mod_1 é positiva (crescente) tanto para altos níveis, quanto para baixos níveis. Em outras palavras, quanto maior for a combinação entre X e Mod_1 , maior tenderá a ser o nível da variável dependente Y. Esse comportamento crescente é maior quando há um baixo nível de X. A maior estimativa de Y para o cenário com baixo nível de Mod_2 foi encontrada na combinação entre alto X e Alto Mod_1 ($\hat{Y} = 5,62$).





Figuras 4 e 5 – Moderação tripla (exemplo 3)
Fonte: dados do trabalho

Quando o nível de Mod_2 é alto, percebe-se um efeito cruzado entre as combinações entre X e Mod_1 . Para um baixo nível de X a relação é negativa (decrecente), enquanto que para um alto nível de X a relação é positiva (crescente). Assim, quando X é baixo, o maior resultado é também para um baixo nível de Mod_1 ($\hat{Y} = 8,14$). À medida que o nível de Mod_1 cresce, as estimativas para Y vão decrescendo. Já quando X é alto, o maior resultado é também para um alto nível de Mod_1 ($\hat{Y} = 9,30$). Com a queda do nível de Mod_1 , as estimativas de Y também decrescem.

Portanto, se o objetivo é um maior nível de Y , o melhor cenário será a combinação entre alto nível de Mod_2 , alto nível de X e alto nível de Mod_1 . Já o menor valor, se dá pelo oposto para cada variável, baixos níveis de Mod_2 , X e Mod_1 . A tabela 10 apresenta as melhores combinações em pares para cada cenário possível, buscando o maior valor para a variável dependente Y .

Tabela 11 – Cenários para maiores valores de Y

Cenário	X	Mod_1	Mod_2
Alto X	-	Alto	Alto
Baixo X	-	Baixo	Alto
Alto Mod_1	Alto	-	Alto
Baixo Mod_1	Baixo	-	Alto
Alto Mod_2	Alto	Alto	-
Baixo Mod_2	Alto	Alto	-

Fonte: dados do trabalho

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em ciências sociais, a busca pela explicação de resultados, por vezes, é limitada ao fato da existência das relações lineares, deixando de lado efeitos curvilíneos (também conhecidos como não-lineares, tais como cúbicos, quadráticos positivos, quadráticos negativos, etc.), efeitos mediados ou mesmo efeitos interativos (duplos, triplos, quádruplos, cruzados, ordinais, etc).

Neste artigo, os efeitos interativos são salientados como possibilidade de explicação dos resultados. Assim sendo, os efeitos interativos foram analisados via moderação dupla e tripla com variáveis métricas ou *dummies*. A análise de regressão com os efeitos interativos (FRAAS; NEWMAN, 1977; PEDHAZUR, 1982) busca apresentar que a variabilidade do efeito da variável endógena depende também de uma combinação de resultados, sendo, portanto, esse o efeito interativo – uma combinação de múltiplos resultados.

A primeira conclusão é que o efeito de uma variável em outra é condicionada a variações de uma terceira na existência da moderação, na qual a representação gráfica deve descortinar um efeito estranho. Se os resultados não forem descortinados, então o erro do tipo VI pode aparecer (NEWMAN et al., 1976). Têm-se, então, regressões alternativas estimadas com multiplicações, e, se houver significância dos efeitos interativos na variável de resultado, torna-se necessário verificar a combinação de múltiplos resultados (baixo vs. alto; alto vs. alto; etc.).

Segundo, uma análise de incremento de variância explicada deve ser analisada. A variância adicional criada pela moderadora na equação de regressão é desejada. Tal evidência mostra que um efeito linear simples pode ser não significativo ou mesmo fraco, mas quando interage com a moderadora, a relação se torna claramente forte.

Terceiro, compreender o *plot* da curva é fundamental. Logo, o efeito pode ser nulo, positivo ou negativo para cada nível da moderadora (MULLER; JUDD; YZERBYT, 2005; PREACHER; RUCKER; HAYES, 2007). De fato, todas essas combinações são plausíveis de serem encontradas e devem estar claras para o cientista. Neste artigo avançamos nas explicações quando o resultado das interações foi positivo ou negativo para os níveis da moderadora. Obviamente falta explicar com embasamento científico, teórico e filosófico a relação. De fato, há um grande erro em buscar regressões e efeitos interativos sem haver teoria e explicações plausíveis por detrás. A ciência busca explicar e prever fenômenos em ciência social, e, para tal, compreender o motivo, razão e argumentação que sustenta um resultado é algo extremamente necessário.

Em suma, efeitos interativos cruzados mostram que, em um nível da variável moderadora, o resultado é negativo, e, ao passar para o outro nível da variável moderadora, o resultado, contrariamente, é positivo. Explicar com argumentos convincentes e teoria coerente esta sistemática é algo necessário para o cientista. Complementarmente, efeitos interativos ordinais mostram que em um nível da variável moderadora, o resultado é negativo, e, ao passar para o outro nível da variável moderadora, o resultado, coerentemente, se torna ainda mais negativo, aumentando a discrepância entre os níveis.

REFERÊNCIAS

- ABBADE, Eduardo Botti; DE BEM NORO, Greice. Conhecimento, segurança, resistência e utilização de tecnologias de auto-atendimento bancário. **Revista de Administração da UFSM**, v. 5, n. 3, p. 507-524, 2012.
- AIKEN, Leona S.; WEST, Stephen G.; RENO, Raymond R. **Multiple regression: Testing and interpreting interactions**. Sage, 1991.
- BARON, Reuben M.; KENNY, David A. The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. **Journal of personality and social psychology**, v. 51, n. 6, p. 1173, 1986.
- BATRA, Rajeev; STAYMAN, Douglas M. The role of mood in advertising effectiveness. **Journal of Consumer research**, v. 17, n. 2, p. 203-214, 1990.
- BYRNE, David. **Interpreting quantitative data**. New Delhi: Sage, 2002.
- CHATTOPADHYAY, Amitava; BASU, Kunal. Humor in advertising: The moderating role of prior brand evaluation. **Journal of Marketing Research**, v. 27, n. 4, p. 466-476, 1990.
- CORTINA, Jose M. Interaction, nonlinearity, and multicollinearity: Implications for multiple regression. **Journal of Management**, v. 19, n. 4, p. 915-922, 1993.
- ECHAMBADI, Raj; HESS, James D. Mean-centering does not alleviate collinearity problems in moderated multiple regression models. **Marketing Science**, v. 26, n. 3, p. 438-445, 2007.
- FRAAS, John. W.; NEWMAN, Isadore. Malpractice of the interpretation of statistical analysis. In: **Annual Meeting of the Ohio Academy of Science**, Columbus, Ohio, 1997. Disponível em <http://eric.ed.gov/?id=ED411256> capturado em 17-10-2015.
- FRIEDRICH, Robert J. In defense of multiplicative terms in multiple regression equations. **American Journal of Political Science**, v.26, n.4, p. 797-833, 1982.
- GONÇALVES, Eric Bacconi; GOUVÊA, Maria Aparecida; MANTOVANI, Daielly Melina Nassif. Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 10, n. 20, p. 139-160, 2013.
- HAYES, Andrew F. **Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach**. New York: Guilford Press, 2013.
- HAYES, Andrew F.; MATTHES, Jörg. Computational procedures for probing interactions in OLS and logistic regression: SPSS and SAS implementations. **Behavior Research Methods**, v. 41, n. 3, p. 924-936, 2009.
- HENSELER, Jörg; FASSOTT, Georg. Testing moderating effects in PLS path models: An illustration of available procedures. In: Esposito Vinzi, V.; Chin, W. W.; Henseler, J. & Wang, H. (eds.). **Handbook of Partial Least Squares: concepts, methods and applications**. Berlin: Springer, 2010.
- IACOBUCCI, Dawn; SALDANHA, Neela; DENG, Xiaoyan. A meditation on mediation: Evidence that structural equations models perform better than regressions. **Journal of Consumer Psychology**,

v. 17, n. 2, p. 139-153, 2007.

JACCARDI, James; TURRISI, Robert. **Interaction effects in multiple regression**. 2. ed. Thousand Oaks: Sage, 2003.

JAMES, Lawrence R.; BRETT, Jeanne M. Mediators, moderators, and tests for mediation. **Journal of Applied Psychology**, v. 69, n. 2, p. 307, 1984.

JUDD, Charles M.; MCCLELLAND, Gary H.; RYAN, Carey S. **Data analysis: A model comparison approach**. New York: Routledge, 2011.

KENNY, David A.; JUDD, Charles M. Estimating the nonlinear and interactive effects of latent variables. **Psychological bulletin**, v. 96, n. 1, p. 201, 1984.

KIM, Jin-Sun; KAYE, Judy; WRIGHT, Lore K. Moderating and mediating effects in causal models. **Issues in Mental Health Nursing**, v. 22, n. 1, p. 63-75, 2001.

LITTLE, Todd D.; CARD, N. A.; BOVAIRD, J. A.; PREACHER, K. J.; CRANDALL, C. S. Structural equation modeling of mediation and moderation with contextual factors. In: Little, T. D; Bovaird, J. A. & Card, N. A. (eds.). **Modeling Contextual Effects in Longitudinal Studies**. Mahwah: Routledge, 2007.

MACKINNON, David P.; LOCKWOOD, Chondra. M., HOFFMAN, Jeanne. M., WEST, Stephen. G., SHEETS, Virgil. A comparison of methods to test mediation and other intervening variable effects. **Psychological Methods**, v. 7, n. 1, p. 83, 2002.

MANTOVANI, Daielly M. N.; GOUVÊA, Maria A.; VIANA, Adriana B. N. Comunicação Síncrona no Ensino de Estatística Aplicada à Administração: Um Estudo em uma Disciplina Semipresencial. **REGE Revista de Gestão**, v. 20, n. 2, p. 165-181, 2013.

MULLER, Dominique; JUDD, Charles M.; YZERBYT, Vincent Y. When moderation is mediated and mediation is moderated. **Journal of Personality and Social Psychology**, v. 89, n. 6, p. 852, 2005.

NEWMAN, I.; DEITCHMAN, R.; BURKHOLDER, J.; SANDERS, R.; ERVIN, L. Type VI error: Inconsistency between the statistical procedure and the research question. **Multiple Linear Regression Viewpoints**, v.6, n.4, p.1-19, 1976.

PEDHAZUR, E. J. **Multiple regression in behavioral research: Explanation and prediction**. 2. ed. Fort Worth: Harcourt Brace Jovanovich, 1982.

PING Jr., Robert A. Latent variable interaction and quadratic effect estimation: A two-step technique using structural equation analysis. **Psychological Bulletin**, v. 119, n. 1, p. 166-175, 1996.

PRADO, Paulo H. M.; KORELO, José C.; SILVA, Danielle M. L. Análise de Mediação, Moderação e Processos Condicionais. **Revista Brasileira de Marketing**, v. 13, n. 4, p. 04-24, 2014.

PREACHER, Kristopher J.; RUCKER, Derek D.; HAYES, Andrew F. Addressing moderated mediation hypotheses: Theory, methods, and prescriptions. **Multivariate behavioral research**, v. 42, n. 1, p. 185-227, 2007.

SAUER, Paul L.; DICK, Alan. Using moderator variables in structural equation models. **Advances in consumer research**, v. 20, n. 1, p. 637-640, 1993.

SHARMA, Subhash; DURAND, Richard M.; GUR-ARIE, Oded. Identification and analysis of moderator variables. **Journal of Marketing Research**, v.18, n.3, p. 291-300, 1981.

UDD, Charles M.; MCCLELLAND, Gary H. **Data analysis: A model comparison approach**. New York: Harcourt Brace Jovanovich, 1989.

VARADARAJAN, P. Rajan. Musings on relevance and rigor of scholarly research in marketing. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 31, n. 4, p. 368-376, 2003.

VIEIRA, Valter A. Moderação, Mediação, Moderadora-Mediadora e Efeitos Indiretos Em Modelagem de Equações Estruturais: Uma Aplicação no Modelo de Desconfirmação de Expectativas. **Revista de Administração (USP)**, v. 44, n. 1, p. 17-33, 2009.

WEST, Stephen G.; AIKEN, Leona S.; KRULL, Jennifer L. Experimental personality designs: Analyzing categorical by continuous variable interactions. **Journal of Personality**, v. 64, n.1, p. 1-48, 1996.

WHISMAN, Mark A.; McCLELLAND, Gary H. Designing, testing, and interpreting interactions and moderator effects in family research. **Journal of Family Psychology**, v. 19, n. 1, p. 111-120, 2005.