

Modificação da escala de classificação por postos utilizada em Análise Conjunta para aprimorar o modelo obtido por regressão com variáveis *dummy*.

Anderson Laécio Galindo Trindade (USP) anderson.trindade@poli.usp.br
Roberto Gilioli Rotondaro (USP)

Resumo

A Análise Conjunta é uma técnica para a medida de preferências que considera que o processo de escolha é determinado por utilidades associadas a níveis de um conjunto de atributos. Para a estimativa das utilidades parciais e totais, a regressão vem sendo amplamente utilizada e o seu uso direto com o ordenamento dos estímulos em postos também tem sido empregado. Este trabalho propõe a modificação da escala por postos fornecida pelo entrevistado em uma nova escala, ainda discreta, que mantenha a posição relativa entre os produtos originalmente ordenados. O objetivo desta mudança é estimar um modelo em que a reconstrução da ordem original seja mais eficiente. Os resultados mostram que é possível obter uma maior concordância com o ordenamento original usando o método aqui proposto, o que pode credenciar seu uso para o tratamento posterior dos dados coletados.

Palavras chave: Análise Conjunta, Classificação por Postos, Regressão.

1. Introdução

O comportamento de compra do consumidor inclui um conjunto de atividades que precedem, acompanham e seguem as decisões da aquisição, e ao longo das quais o indivíduo ou a organização intervém ativamente com o objetivo de efetuar escolhas com conhecimento de causa, e não de forma aleatória. O comprador é continuamente confrontado com múltiplas decisões a tomar, cuja complexidade varia segundo o tipo de produto e situação de aquisição (LAMBIN, 2000).

A Análise Conjunta é um método de análise da estrutura das preferências, que considera um produto como um conjunto de atributos. Atributos típicos são marca, cor, tamanho e preço. A variação ou os valores que cada atributo pode assumir são denominados níveis. No caso do atributo cor, azul, verde e vermelho são três níveis possíveis. Os atributos incluídos no estudo devem ser aqueles que realmente são considerados pelo comprador em sua tomada de decisão, e os níveis devem refletir os patamares existentes no mercado (AUTY, 1995).

Surgida na década de 1970, a Análise Conjunta tem se tornado uma técnica popular para a medida da preferência dos consumidores (Park, 2003), porém o seu uso tem sido diversificado. O desenvolvimento de plataformas de produtos (Moore et al., 1999), o desenvolvimento de cadeias de suprimentos (Reutterer e Kotzab, 2000), sua aplicação em marketing industrial (Auty, 1995), a identificação e interpretação de segmentos de mercado (Næs et al., 2001) são exemplos da diversidade de aplicações desta técnica.

Segundo Labin (2000), a Análise Conjunta se apoia em um conjunto de hipóteses que são resumidas a seguir:

- O entrevistado avalia o produto ou serviço como um conjunto de atributos ou características;
- quando o entrevistado avalia o produto ou serviço, associa mentalmente valores

subjetivos a cada um dos níveis dos atributos, valores estes chamados utilidades;

- para determinar o valor da utilidade total, o entrevistado soma mentalmente os valores das utilidades parciais associadas implicitamente a cada atributo, e
- o modelo é um modelo compensatório, ou seja, o entrevistado “compensa” fracos níveis relativos a um determinado atributo por bons níveis referentes a outros.

Existem diferentes instrumentos que podem ser utilizados para medir a preferência do entrevistado, uma vez estabelecidos os atributos e níveis relevantes no estudo. A comparação emparelhada, a matriz *trade-off* e o perfil pleno são exemplos destes instrumentos. Os dois primeiros não refletem o processo real de decisão, pois, no mundo real, não se avaliam apenas dois produtos por vez ou apenas dois atributos isoladamente.

A escolha do perfil pleno, por sua vez, pode gerar um número muito alto de combinações (ou estímulos). Considerando um estudo com sete atributos e três níveis, existem 2187 combinações possíveis. Utilizar apenas uma fração deste número é uma consideração importante no estudo, sendo fundamental o compromisso entre um número tolerável para o entrevistado, um número adequado para o processo de estimação e o custo do estudo. A suposição de um modelo de efeitos principais, sem interações entre os atributos, permite o uso da técnica de planejamento ortogonal, o que reduz substancialmente o número de estímulos necessários.

Green e Srinivasan (1990) sugerem que o perfil pleno seja utilizado em estudos com até seis atributos. Por questões matemáticas, é desejável que o número de estímulos seja pelo menos 50% maior que o número de parâmetros estimados (Auty, 1995). Wittink et al. (1982) verificaram que atributos com maior número de níveis tem proporcionalmente mais importância que aqueles com poucos níveis, o que sugere que um número uniforme de níveis entre os diferentes atributos é desejável.

Uma vez definidos os estímulos, os entrevistados são solicitados a classificar os produtos segundo a sua preferência. Pode-se utilizar uma classificação métrica ou uma classificação não-métrica (preferencial ou por postos). Na primeira, cada produto deve ser posicionado em uma escala previamente informada ao entrevistado, que pode variar de 1 a 10, por exemplo. O principal problema associado a esta classificação é a inconsistência ao logo da classificação dos estímulos, uma vez que o respondente não considera como ele classificou anteriormente um estímulo semelhante. A classificação por postos, por sua vez, também pode apresentar inconsistências caso um número elevado de estímulos seja apresentado. Uma forma de contornar este problema é solicitar ao entrevistado que classifique os estímulos em três grandes grupos de tamanho aproximado: os mais preferidos, os menos preferidos e aqueles dispostos em uma posição intermediária. Em uma segunda etapa, o entrevistado classifica os estímulos em cada um dos três grupos criados. Auty (1995) reforça que há problemas nos dois métodos e argumenta que um dos critérios para a escolha entre uma ou outra forma de classificação deve ser a receptividade dos entrevistados.

Segundo Wittink et al. (1994), em um estudo comparativo das aplicações da Análise Conjunta na Europa e nos Estados Unidos, o uso da regressão por mínimos quadrados é a técnica mais comum de estimação das utilidades, representando 59% do universo por eles pesquisado. Isso deve ocorrer devido à simplicidade de aplicação e à disponibilidade da regressão em softwares não especialistas. Apesar de ser uma técnica indicada para dados métricos, Wittink et al. citam estudos empíricos e por simulação em que a regressão é aplicada diretamente ao ordenamento por postos e fornecem resultados comparáveis aos obtidos no uso da escala métrica. Darmon e Rouziès (1999) afirmam que apesar do maior uso da escala métrica, o uso de uma ou outra classificação tem se apoiado em um conjunto restrito de evidências

empíricas. Estes autores mostram em seu estudo que a classificação por postos é mais adequada quando se deseja o conhecimento global da função utilidade e quando é necessário interpolar valores entre níveis utilizados no estudo. Reutterer e Kotzab (2000) também aplicam a regressão à classificação por postos, justificando o uso da regressão por sua simplicidade e verificando e validando o modelo obtido por meio de estímulos adicionais, que não foram incluídos no processo de estimação.

Apresentado o contexto geral da análise conjunta, este trabalho tem por objetivo analisar um dos problemas decorrentes do uso da classificação por postos associadas à técnica de regressão, bem como propor uma modificação na escala de classificação com o objetivo de aumentar a coerência entre o ordenamento obtido através do modelo e o ordenamento original proposto pelo entrevistado. O Item seguinte apresenta o problema proposto.

2. Um problema na classificação por postos

Considere que a um entrevistado foi solicitado o ordenamento dos produtos A, B, C e D, com relação a sua utilidade, conforme mostrado na Figura 1.

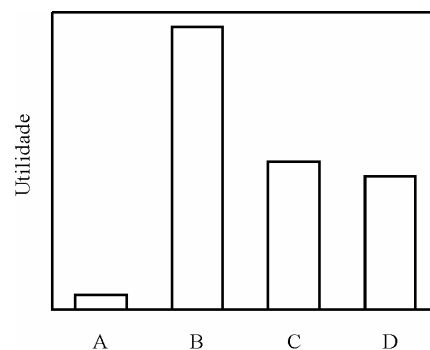


Figura 1 – Utilidade para diferentes produtos.

Caso a utilidade do entrevistado seja proporcional à altura das barras na Figura 1, a ordenação por postos, do menor para o maior, será $\{A, D, C, B\}$. Portanto, para a realização da regressão, os produtos (expressos na forma de variáveis *dummy* em termos nos níveis de cada atributo) serão as variáveis regressoras, enquanto o posicionamento em postos será a variável dependente, ou seja, $\{1, 4, 3, 2\}$ (ver Malhotra, 2001). Apesar de existir uma diferença significativa na utilidade do produto B em relação ao produto C, do produto D em relação ao produto A e de esta diferença ser mínima entre os produtos C e D, o uso dos postos diz que a diferença percebida entre os quatro produtos é a mesma. Isso trará conseqüências nos valores das utilidades estimados, bem como na importância relativa de cada um dos fatores considerados.

Para ilustrar uma possível conseqüência, considere um estudo com 4 fatores, três níveis cada, em que os 15 estímulos mostrados na Tabela 1 são apresentados ao entrevistado e a ordenação proposta por ele também é registrada. Aplicando a regressão com variáveis *dummy*, calculando as utilidades de cada atributo e a utilidade global do produto obtém-se a ordem predita, também apresentada na Tabela 1. Como pode-se notar, 9 dos 16 produtos tem uma divergência de até 2 postos, enquanto os outros 6 apresentam divergência em até 10 posições na reconstrução da ordem utilizando o modelo obtido. Esta grande divergência pode estar associada ao fato do entrevistado não ter expressado a magnitude de suas preferências, ou em outras palavras, a diferença unitária entre os postos não reflete a extensão de sua preferência.

O processo de estimação das utilidades pode ser aplicado individualmente a cada entrevistado. Um dos critérios utilizado para considerar ou não um entrevistado no estudo é o coeficiente de

determinação do modelo obtido. Para este caso, $R^2 = 0,7374$, o que para estudos deste tipo é considerado aceitável. O critério do coeficiente de determinação pode ser utilizado isoladamente, ou associado a alguma medida da divergência entre a ordem fornecida pelo entrevistado e a ordem predita pelo modelo. Uma das medidas utilizadas é o coeficiente de Kendall (Reutterer e Kotzab, 2000), que é um cálculo que mede o número de concordâncias e discordâncias entre pares de produtos, para os dois ordenamentos considerados. Há uma concordância quando, comparando-se os postos de dois produtos no ordenamento 1, verifica-se a mesma ordem relativa dos dois produtos no ordenamento 2 (por exemplo, $\text{Posto}_A > \text{Posto}_B$ no ordenamento 1 e $\text{Posto}_A > \text{Posto}_B$ no ordenamento 2). Porém, o uso de uma medida da qualidade do ordenamento, associada ao coeficiente de determinação, pode ser muito restritivo considerando situações práticas, em que o número de entrevistados é limitado por questões econômicas.

Produto	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Ordenamento Entrevistado	Ordenamento Previsto
P01	2	1	3	1	3	2
P02	1	2	3	1	10	5*
P03	3	1	2	1	12	10
P04	3	3	3	3	1	1
P05	1	3	2	1	14	14
P06	3	1	1	2	6	7
P07	2	1	1	3	5	3
P08	2	3	1	1	4	11*
P09	2	2	2	2	13	15
P10	1	3	1	2	15	13
P11	1	1	2	3	8	8
P12	1	2	1	3	11	6*
P13	1	1	3	2	9	4*
P14	3	2	1	1	7	9
P15	1	1	1	1	2	12*

Tabela 1 – Resposta hipotética de um entrevistado para o estímulo ortogonal de 4 fatores e 3 níveis e o ordenamento previsto pelo modelo de regressão. (*) indica grau de discordância superior a 3 postos.

Para aumentar o grau de concordância entre os ordenamentos, propõe-se uma modificação na escala utilizada, sem modificar a ordem relativa entre os produtos. A Figura 2 apresenta a modificação proposta para um cenário com 8 produtos. Propõe-se a modificação da escala com n postos para uma escala com $2n-1$ postos, onde n é o número de produtos. Os produtos posicionados no primeiro e último postos são mantidos fixos, devendo-se determinar qual a posição dos $n-2$ produtos restantes nos postos disponíveis, mantendo-se a ordem relativa fornecida pelo entrevistado. Considerando como exemplo o produto P02 mostrado na Figura 2, seja qual for o novo ordenamento, ele deve estar necessariamente entre os produtos P03 e P05.

A modificação proposta pode refletir a diferença de preferência não declarada por cada entrevistado. Os novos postos ocupados pelos produtos são então utilizados na determinação das utilidades por meio da regressão com variáveis *dummy*. O objetivo então é verificar se existe uma nova disposição dos produtos tal que seja reduzida a divergência de postos observada utilizando-se a regressão com os postos originais e que aumente o coeficiente de

determinação originalmente obtido.

a) ordenamento do entrevistado																
Menos preferido	Posto 01	Posto 02	Posto 03	Posto 04	Posto 05	Posto 06	Posto 07	Posto 08	Mais preferido							
		P07	P04	P01	P06	P08	P05	P02		P03						
b) novo ordenamento																
Menos preferido	Posto															Mais preferido
	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	
	P07		P04		P01	P06			P08		P05	P02			P03	

Figura 2 – Modificação da escala. (a) ordenamento proposto pelo entrevistado, (b) ordenamento modificado.

O Item 3 apresenta a metodologia utilizada para a verificação da existência deste ordenamento utilizando técnicas de simulação e amostragem com probabilidade uniforme.

3. Metodologia

Em vista do exposto no Item 1, foram criados cenários com 4, 5, 6 e 7 atributos, possuindo 2, 3 ou 4 níveis cada, formando um total de 12 cenários. Foram criados estímulos com base em planejamentos ortogonais, sendo o número de produtos em cada cenário apresentado na Tabela 2.

Fatores	Níveis		
	2	3	4
4	8 (3)	15 (6)	16 (3)
5	8 (2)	15 (4)	25 (9)
6	8 (1)	18 (5)	25 (6)
7	12 (4)	18 (3)	32 (10)

Tabela 2 – Número de produtos utilizados em cada cenário considerado. O número entre parênteses corresponde ao número de graus de liberdade.

Na primeira etapa, visando determinar a existência de uma configuração de postos capaz de aumentar o coeficiente de determinação e reduzir a discordância entre os ordenamentos (proposto e predito), foram gerados 1000 ordenamentos aleatórios válidos dos produtos em cada cenário, utilizando uma distribuição uniforme e com reposição. Para que estes ordenamentos fossem considerados como respostas válidas impôs-se um coeficiente de determinação mínimo de 0,7. Cada ordenamento considerado válido foi reordenado dentro da nova escala utilizando amostragem dos ordenamentos possíveis (distribuição uniforme e com reposição), até o limite de 500 tentativas. Cada reordenamento amostrado foi submetido à regressão com variáveis *dummy*, determinando-se as utilidades parciais e totais e obtendo-se, então, o ordenamento predito. Uma vez encontrado um reordenamento que, simultaneamente, aumentasse o coeficiente de determinação e reduzisse a distância quadrática de postos, interrompia-se o algoritmo de busca e uma nova resposta válida era gerada. A distância quadrática de postos (DQP) foi calculada como o somatório da diferença entre as posições ocupadas por cada produto no ordenamento proposto e no ordenamento predito pelo modelo.

Na segunda etapa, visando determinar se havia uma melhora com o aumento do número de tentativas, fixou-se que para cada resposta válida seriam pesquisados 500 ordenamentos aleatoriamente, registrando-se o melhor ordenamento obtido na nova escala.

Na terceira etapa, com o objetivo de verificar qual a proporção de ordenamentos não-válidos ($R^2 < 0,7$) são transformados em ordenamentos válidos ($R^2 > 0,7$) usando a metodologia proposta, foram gerados 1000 ordenamentos aleatórios com $0,4 < R^2 < 0,7$. Cara um destes ordenamentos teve sua escala modificada utilizando uma amostra aleatória de tamanho 500, sendo registrado aquele reordenamento que maximizava R^2 e minimizava a DQP.

O Item seguinte apresenta e discute os resultados obtidos.

4. Resultados e discussão

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos para a Etapa 1, em que os valores entre parênteses representam o intervalo de 95% de confiança para a média ou proporção. Como era de se esperar, verificou-se que quanto maior a proporção entre o número de graus de liberdade e o número de parâmetros estimados, menor é a proporção de respostas que são consideradas válidas na população ($p_{R^2 > 0,7}$), sendo verificada uma relação praticamente linear. No cenário com maior proporção de graus de liberdade (cenário com quatro fatores e três níveis) apenas 25,4% das respostas foram consideradas válidas. No cenário com 6 fatores e 2 níveis, por sua vez, a proporção de respostas válidas foi de 89,2%, devido ao fato deste cenário apresentar apenas um grau de liberdade.

Fatores	Níveis (produtos)	$P_{R^2 > 0,7}$	$P_{melhora}$	Ordenamento Original		Ordenamento utilizando a nova escala	
				R^2	DQP	R^2	DQP
4	2 (8)	0,339 ($\pm 0,016$)	0,202 ($\pm 0,014$)	0,836 ($\pm 0,005$)	8,1 ($\pm 0,3$)	0,858 ($\pm 0,005$)	6,7 ($\pm 0,3$)
	3 (15)	0,254 ($\pm 0,014$)	0,252 ($\pm 0,014$)	0,790 ($\pm 0,004$)	108,6 (± 2)	0,812 ($\pm 0,004$)	98,5 ($\pm 1,9$)
	4 (16)	0,769 ($\pm 0,023$)	0,767 ($\pm 0,023$)	0,861 ($\pm 0,005$)	144,9 ($\pm 2,7$)	0,878 ($\pm 0,005$)	130,7 ($\pm 2,6$)
5	2 (8)	0,609 ($\pm 0,023$)	0,393 ($\pm 0,023$)	0,866 ($\pm 0,006$)	6,6 ($\pm 0,3$)	0,891 ($\pm 0,005$)	5,0 ($\pm 0,3$)
	3 (15)	0,575 ($\pm 0,023$)	0,573 ($\pm 0,023$)	0,831 ($\pm 0,005$)	99,0 ($\pm 2,0$)	0,852 ($\pm 0,004$)	88,7 ($\pm 1,9$)
	4 (25)	0,327 ($\pm 0,017$)	0,327 ($\pm 0,017$)	0,777 ($\pm 0,003$)	654,4 ($\pm 8,7$)	0,791 ($\pm 0,003$)	620,2 ($\pm 8,4$)
6	2 (8)	0,892 ($\pm 0,018$)	0,539 ($\pm 0,029$)	0,908 ($\pm 0,006$)	4,2 ($\pm 0,3$)	0,934 ($\pm 0,005$)	2,3 ($\pm 0,2$)
	3 (18)	0,583 ($\pm 0,023$)	0,583 ($\pm 0,023$)	0,814 ($\pm 0,004$)	181,6 ($\pm 3,3$)	0,831 ($\pm 0,004$)	167,1 ($\pm 3,1$)
	4 (25)	0,689 ($\pm 0,024$)	0,689 ($\pm 0,024$)	0,812 ($\pm 0,004$)	636,5 ($\pm 8,5$)	0,825 ($\pm 0,004$)	602,2 ($\pm 8,3$)
7	2 (12)	0,422 ($\pm 0,020$)	0,407 ($\pm 0,020$)	0,817 ($\pm 0,005$)	28,3 ($\pm 0,9$)	0,842 ($\pm 0,004$)	23,9 ($\pm 0,8$)
	3 (18)	0,860 ($\pm 0,020$)	0,859 ($\pm 0,020$)	0,865 ($\pm 0,005$)	157,4 ($\pm 3,3$)	0,880 ($\pm 0,005$)	143,8 ($\pm 3,1$)
	4 (32)	0,450 ($\pm 0,021$)	0,450 ($\pm 0,021$)	0,777 ($\pm 0,003$)	1456,8 ($\pm 13,8$)	0,789 ($\pm 0,003$)	1403,6 ($\pm 13,7$)

Tabela 3 – Resultados obtidos aplicando a metodologia descrita com Etapa 1.

Em todos os cenários estudados houve uma redução da DQP e um aumento do R^2 , estatisticamente comprovados utilizando a análise de variância aplicada aos valores obtidos antes e após a mudança da escala. A proporção de casos melhorados ($p_{melhora}$) foi praticamente a mesma proporção de casos considerados válidos na população, exceto para os cenários com 8 produtos. Isto ocorreu porque o número de reordenamentos possíveis na nova escala proposta é de apenas 1716, o que reduz a probabilidade de que exista pelo menos um ordenamento que seja considerado melhor segundo os parâmetros estabelecidos neste

trabalho. Para efeito de comparação, em um cenário com 12 produtos, o número de reordenamentos possíveis na nova escala é de 352716.

A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos nas Etapas 1 e 2. Em todos os cenários estudados houve uma redução na DQP e um aumento no R^2 decorrente da busca exaustiva (500 tentativas) aplicada na Etapa 2. Isto comprova que a mudança de escala pode ser tratada como um problema de otimização e que pode-se obter resultados ainda melhores com um aumento no número de buscas. Porém, um tipo de busca como o utilizado neste trabalho é um processo lento. É desejável então que se reescreva o problema aqui proposto como uma função multi-objetivo e aplique-se um método de otimização combinatória para acelerar e tornar o processo de busca mais eficiente.

Fatores	Níveis	Ordenamento ótimo obtido na Etapa 1		Ordenamento ótimo obtido na Etapa 2	
		R^2	DQP	R^2	DQP
4	2	0,858 ($\pm 0,005$)	6,7 ($\pm 0,3$)	0,865 ($\pm 0,005$)	6,4 ($\pm 0,2$)
	3	0,812 ($\pm 0,004$)	98,5 ($\pm 1,9$)	0,837 ($\pm 0,004$)	86,5 ($\pm 1,7$)
	4	0,878 ($\pm 0,005$)	130,7 ($\pm 2,6$)	0,899 ($\pm 0,004$)	112,1 ($\pm 2,4$)
5	2	0,891 ($\pm 0,005$)	5,0 ($\pm 0,3$)	0,898 ($\pm 0,005$)	4,4 ($\pm 0,2$)
	3	0,852 ($\pm 0,004$)	88,7 ($\pm 1,9$)	0,871 ($\pm 0,004$)	78,8 ($\pm 1,7$)
	4	0,791 ($\pm 0,003$)	620,2 ($\pm 8,4$)	0,808 ($\pm 0,003$)	575,5 ($\pm 8,1$)
6	2	0,934 ($\pm 0,005$)	2,3 ($\pm 0,2$)	0,944 ($\pm 0,005$)	1,8 ($\pm 0,2$)
	3	0,831 ($\pm 0,004$)	167,1 ($\pm 3,1$)	0,850 ($\pm 0,004$)	152,2 ($\pm 2,8$)
	4	0,825 ($\pm 0,004$)	602,2 ($\pm 8,3$)	0,845 ($\pm 0,004$)	555,6 ($\pm 7,8$)
7	2	0,842 ($\pm 0,004$)	23,9 ($\pm 0,8$)	0,866 ($\pm 0,004$)	19,5 ($\pm 0,7$)
	3	0,880 ($\pm 0,005$)	143,8 ($\pm 3,1$)	0,899 ($\pm 0,004$)	128,7 ($\pm 2,8$)
	4	0,789 ($\pm 0,003$)	1403,6 ($\pm 13,7$)	0,801 ($\pm 0,003$)	1344,2 ($\pm 13,3$)

Tabela 4 – Resultados obtidos aplicando a metodologia descrita como Etapas 1 e 2.

A Tabela 5 mostra os resultados obtidos de acordo com a Etapa 3. A mudança de escala em todos os cenários estudados proporcionou a modificação de respostas consideradas inválidas ($R^2 < 0,7$) em respostas válidas ($R^2 > 0,7$), sendo que esta modificação variou de 7,0% à 39,2%. Em relação à população de respostas possíveis, com a modificação de escala pode-se incluir até 12,9% da população de respostas que são consideradas inválidas.

Fatores	Níveis (produtos)	$P_{0,4 < R^2 < 0,7}$	$P_{R^2 > 0,7}$ após mudança da escala
4	2 (8)	0,389	0,184
	3 (15)	0,540	0,195
	4 (16)	0,201	0,362
5	2 (8)	0,272	0,205
	3 (15)	0,379	0,339
	4 (25)	0,661	0,179
6	2 (8)	0,082	0,007
	3 (18)	0,408	0,255
	4 (25)	0,296	0,283
7	2 (12)	0,446	0,257
	3 (18)	0,157	0,392
	4 (32)	0,518	0,171

Tabela 5 – Resultados obtidos aplicando a metodologia descrita na Etapa 3.

Os resultados mostram que a modificação de escala proposta neste trabalho pode ser uma ferramenta adequada para o tratamento posterior dos dados obtidos em um estudo utilizando análise conjunta, especialmente quando o número de entrevistados é pequeno ou a coerência do modelo obtido é baixa. Porém, estudos devem ser realizados para determinar o efeito da modificação da escala sobre as utilidades e importâncias calculados. Este estudo pode ser realizado por simulação, construindo-se uma população com importâncias e utilidades conhecidas e aplicando a regressão para estimação destes valores antes e após a modificação da escala. Tais estudos já estão em andamento.

5 Conclusões

Os resultados obtidos mostram que a modificação da escala de postos promove um aumento do coeficiente de correlação da regressão com variáveis *dummy* e uma redução da distância quadrática média dos postos, que são duas medidas da qualidade do modelo de utilidades, para todos os cenários utilizados neste trabalho. A extensão desta melhora foi maior quando maior foi o número de buscas de um novo ordenamento. Isso indica que trata-se de um problema de otimização combinatória, e métodos específicos devem ser utilizados para acelerar o processo de obtenção da ordenação ótima.

Utilizando esta técnica pode-se incluir respondentes cujo ordenamento tenha sido considerado inválido sob um dado critério (R^2 mínimo, por exemplo) e, portanto, aumentar o tamanho da amostra sobre a qual serão calculadas as importâncias e utilidades da população. Porém, para a aplicação desta modificação, devem ser feitos estudos comparativos sobre uma população conhecida, para verificar o efeito da mudança da escala na estimação das utilidades e importâncias.

6. Referências Bibliográficas

- AUTY, S. (1995) Using conjoint analysis in industrial marketing: The role of judgment. *Industrial Marketing Management*. 24(3):191-206.
- DARMON, R. Y. e ROUZIÈS, D. (1999) Internal Validity of Conjoint Analysis Under Alternative Measurement Procedures. *Journal of Business Research*. 46(1):67-81.
- GREEN, P. e SRINIVASAN, V. (1990) Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with implications for Research and Practice. *Journal of Marketing*. 54:3-19.
- LAMBIN, J. J. *Marketing Estratégico*. 4 ed. Amadora: McGraw-Hill, 2000, 756 p.
- MALHOTRA, N. K. *Pesquisa de Marketing – Uma Orientação Aplicada*. 3 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001, 720 p.
- MOORE, W. L., LOUVIERE, J. J. e VERMA, R. (1999) Using conjoint analysis to help design product platforms. *Journal of Product Innovation Management*. 16(1):27-39.
- NÆS, T., KUBBERØD, E. e SIVERTSEN, H. (2001) Identifying and interpreting market segments using conjoint analysis. *Food Quality and Preference*. 12(2):133-143.
- PARK, C. S. (2003) The robustness of hierarchical Bayes conjoint analysis under alternative measurement scales. *Journal of Business Research*. In Press, Corrected Proof.
- REUTTERER, T. e KOTZAB, H. W. (2000) The Use of Conjoint-Analysis for Measuring Preferences in Supply Chain Design. *Industrial Marketing Management*. 29(1):27-35.
- WITTINK, D. R., KRISHNAMURTHI, L. e NUTTER, J. (1982) Comparing Derived Importance Weights Across Attributes. *Journal of Consumer Research*. 8:471-474.
- WITTINK, D. R., VRIENS, M. e BURHENNE, W. (1994) Commercial use of conjoint analysis in Europe: Results and critical reflections. *International Journal of Research in Marketing*. 11(1):41-52.