

## CONJOINT ANALYSIS PARA PESQUISA DE MARKETING NO BRASIL

### RESUMO

Este artigo oferece uma revisão, de 1971 até a atualidade, dos métodos de conjoint analysis que são abordagens de coleta de dados baseadas em preferências ou escolhas declaradas pelos consumidores. Milhares de estudos foram realizados com o uso de conjoint analysis, desde a introdução do método no início da década de 70. Este conjunto de métodos permite que os pesquisadores de mercado estudem trade-off entre os atributos de novos produtos, sendo útil para várias decisões de marketing com design de produto, apreçamento e segmentação de mercado. O conjunto atual de opções de conjoint analysis é composto pela abordagem tradicional de preferência declarada, pelas técnicas de escolhas discretas (CBCA ou choice based conjoint analysis) que se baseiam em escolhas declaradas, pela abordagem autoexplicativa que usa elicitación direta de importância de atributos e avaliação dos níveis dos atributos e pela abordagem adaptativa (ACA ou adaptive conjoint analysis) que implica em coleta de dados por etapas e adaptativa. Este artigo resume estes métodos e seus desenvolvimentos recentes e apresenta uma aplicação no Mercado brasileiro. Dada a versatilidade do método, existe um enorme potencial para a pesquisa de marketing no Brasil. Essencialmente, esta metodologia está viva e crescendo.

**Palavras-chave:** Conjoint Analysis; Mensuração de Trade-Offs; Modelos de Preferência Multiatributo; Métodos Conjuntos de Preferência Declarada; Métodos Conjuntos de Escolha Declarada; Métodos Adaptativos; Aplicações de Conjoint Analysis.

## CONJOINT ANALYSIS FOR MARKETING RESEARCH IN BRAZIL

### ABSTRACT

This article offers a review from 1971 to the present, methods of conjoint analysis approaches that are data collection based on stated preferences or choices by consumers. Thousands of studies have been performed using conjoint analysis, since the introduction of the method in the early 70's This set of methods allows market researchers to study trade-off between the attributes of new products, and is useful for various decisions marketing to product design, pricing and market segmentation. The current set of options conjoint analysis is made by the traditional approach stated preference, the discrete choices techniques (or CBCA choice based conjoint analysis) which are based on choices declared by self-explanatory approach which uses direct elicitation of importance attributes and evaluation levels of the attributes and the adaptive approach (ACA or adaptive conjoint analysis) that involves data collection in stages and adaptive. This article summarizes these methods and their recent developments and presents an application in the Brazilian Market. Given the versatility of the method, there is huge potential for marketing research in Brazil. Essentially, this methodology is alive and growing.

**Keywords:** Conjoint Analysis; Measurement of Trade-Offs; Multi-Attribute Preference Models; Sets Stated Preference Methods; Sets of Methods Declared Choice; Adaptive Methods of Conjoint Analysis Applications.

Vithala R. Rao<sup>1</sup>  
Luis Eduardo Pilli<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Professor of Management and Professor of Marketing and Quantitative Methods Samuel Curtis Johnson Graduate School of Management at Cornell University. Estados Unidos da América. E-mail: [vrr2@cornell.edu](mailto:vrr2@cornell.edu)

<sup>2</sup> Doutorando na Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo – FEA/USP. Sócio-diretor do LARC Consultoria em Pesquisa de Marketing Ltda. Brasil. E-mail: [luispilli@gmail.com](mailto:luispilli@gmail.com)

## 1 INTRODUÇÃO

A estratégia de marketing para uma marca (de produto ou serviço), para os segmentos de consumidores escolhidos, envolve diversas decisões interdependentes, como design de produto e posicionamento, bem como sua comunicação, distribuição e apreçamento. Para obter sucesso, tais decisões devem considerar um ambiente em transformações e as incertezas quanto as reações dos competidores. Naturalmente, o tomador de decisões deve ter um entendimento claro de como os consumidores irão escolher (e reagir) entre as diversas opções competitivas. Uma característica importante da escolha é a forma como os consumidores fazem trade-off entre os atributos de um produto ou serviço. *Conjoint analysis* é um conjunto de técnicas idealmente adequada para estudar os processos de escolhas dos consumidores e compreender tais trade-offs.

Provavelmente, *conjoint analysis* seja o mais importante desenvolvimento metodológico em pesquisa de marketing nos últimos quarenta e cinco anos (Rao, 2008). O método já foi usado em milhares de projetos de pesquisa de marketing aplicada, desde sua apresentação aos pesquisadores de mercado em 1971 (Green e Rao, 1971) e tem sido empregado com sucesso para abordar diversas decisões de marketing como demonstrado na tabela 1. Algumas aplicações sofisticadas destas técnicas incluem o desenvolvimento do Courtyard Hotels pelo Marriott (Wind et al., 1989) e o design do E-Z Pass Electronic Toll Collection System em Nova Jersey e estados vizinhos nos Estados Unidos (Green, Krieger, e Vavra, 1997). Uma razão para sua popularidade é a

capacidade de responder várias questões do tipo “what if” usando simuladores de mercado baseados nos resultados deste tipo de estudo para escolha entre opções reais ou hipotéticas<sup>3</sup>.

Cinco características distintas têm contribuído para a versatilidade da *conjoint analysis* na abordagem de problemas gerenciais de marketing: (i) Mensuração de trade-off e valores do comprador; (ii) Capacidade de previsão de reações prováveis dos compradores à novos produtos ou serviços; (iii) Identificação de grupos (ou segmentos) de compradores que compartilham padrões semelhantes de trade-off ou valores; (iv) Avaliação de novos conceitos de produtos ou serviços em ambientes competitivos através de simulações; e (v) Otimização de perfis de produtos ou serviços que maximizem participação de mercado ou lucros (Green, Krieger e Wind, 2003).

A partir desta breve introdução, este artigo está organizado da seguinte forma. A próxima (segunda) seção, irá descrever os principais tipos de *conjoint analysis* que estão em uso em pesquisa de marketing. A terceira seção vai descrever, de forma resumida, o processo de execução de um estudo de *conjoint analysis*; essa seção também incluirá uma discussão sobre os principais formatos de coleta de dados e os delineamentos para desenvolvimento de estímulos (ou perfis) para um problema de pesquisa com *conjoint analysis*. A quarta seção vai descrever o básico da modelagem e estimação de parâmetros envolvendo *conjoint analysis*. Uma aplicação da metodologia no contexto brasileiro será descrita na quinta seção. Alguns desenvolvimentos recentes e direções futuras serão descritas, de forma simplificada, na seção final.

<sup>3</sup> Será útil rever alguns termos usados em *conjoint analysis*. Atributos são (principalmente) características que descrevem um produto; níveis são os diferentes possíveis valores para os atributos; perfil é uma combinação de atributos, cada atributo em um nível específico, apresentado

ao respondente para avaliação (ou declaração de preferência), cenário é um conjunto determinado de perfis apresentado ao respondente para a realização de uma escolha simulada (escolha declarada).

**Tabela 1** - Uma seleção de áreas de domínio de aplicações passadas

DOMÍNIO DE APLICAÇÃO	PRODUTOS	SERVIÇOS
Design de produto	Carros elétricos Limpadores de tapetes Computadores pessoais	Hotéis (Courtyard by Marriott) Sistemas eletrônicos de pedágio (E-Z Pass) Cartões de desconto para consumidores
Segmentação de Mercado	Máquinas copadoras	Agências de aluguel de carros
Posicionamento de produto	Medicamentos éticos	Serviços bancários
Análise competitiva	Medicamentos éticos	Linhas aéreas transcontinentais
Apreçamento	Gasolina	Serviços de telefonia Apólices de seguro saúde
Vendas / distribuição	Concessionárias de automóveis	Agências de serviços bancários

## 2 PRINCIPAIS TIPOS DE CONJOINT ANALYSIS

Nos últimos anos, diversos pesquisadores têm contribuído para a metodologia, de forma geral, de *conjoint analysis*. O leitor pode procurar por Green e Srinivasan (1978; 1990) para uma excelente revisão do campo da *conjoint analysis*; outras revisões estão disponíveis em Hauser e Rao (2004), Rao (2008); o livro recém publicado por Rao (2014) oferece uma discussão compreensível sobre estes métodos. Em essência, existem quatro tipos diferentes de métodos de *conjoint*; o método tradicional (CA) que utiliza avaliações de preferência declarada; *conjoint analysis* baseada em escolhas (CBCA) que usa escolhas declaradas; *conjoint analysis* adaptativa (ACA) desenvolvida em parte para endereçar a questão de grandes números de atributos; e *conjoint analysis* auto explicada que é um método de construção de preferência de baixo para cima. Os três primeiros métodos podem ser chamados de decomposicionais dado que preferências ou escolhas declaradas são decompostas para a obtenção de funções de valores parciais (utilidades). O quarto método é chamado de composicional por compor um escore de preferência a partir de avaliações dos níveis dos atributos e da importância relativas destes atributos. O método tradicional (CA) coleta preferências (julgamentos) de perfis de produtos hipotéticos, cada um descrito por meio do conjunto completo de atributos escolhidos para o estudo. Tais perfis são chamados de perfis completos. Porém, quando níveis de todos os atributos são concatenados o conjunto inteiro de perfis completos (ou delineamento fatorial completo) será muito grande. O respondente será, desnecessariamente, sobrecarregado diante da tarefa

de oferecer julgamentos de preferência para todos os perfis completos. Tipicamente, um conjunto reduzido de perfis completos (selecionados de acordo com um delineamento experimental) é utilizado em um estudo de *conjoint analysis*. Normalmente, métodos baseados em análise de regressão são usados para decompor o conjunto de preferências gerais declaradas por um indivíduo em valores de utilidade, separados e compatíveis entre si, correspondentes a cada atributo. Essas funções separadas são denominadas de funções de valor parcial específicas do atributo. Na maior parte dos casos as funções de preferência são estimadas no nível do indivíduo. A função estimada de preferência pode ser interpretada como uma função indireta de utilidade.

Em contraste com a coleta de dados de preferência por perfis completos de produtos, diversos formatos inovadores de coleta de dados surgiram ao longo dos anos. Um desenvolvimento importante é o uso de escolhas declaradas obtidas em cenários hipotéticos que simulam mercados. A estimação das funções de valores parciais através do uso sobre estes dados, principalmente, de métodos logísticos multinominais. Estes métodos são conhecidos como métodos de *conjoint* baseados em escolhas (CBCA ou CBC) e se tornaram populares no início da década de 90, sendo, provavelmente, os métodos mais utilizados atualmente. Eles se baseiam na teoria comportamental de maximização de utilidade aleatória (McFadden, 1974); a origem desta abordagem é a lei do julgamento comparativo desenvolvida por Thurstone (1927). Esta abordagem decompõe a utilidade aleatória de um objeto para um indivíduo em duas partes: uma utilidade sistemática e um componente aleatório, de acordo com formalização em seção posterior deste

artigo. Dependendo das premissas sobre a distribuição do componente aleatório, alguns modelos alternativos são desenvolvidos para descrever a probabilidade de escolha de um objeto. O mais popular é o modelo multinomial logístico que usa distribuição de valores extremos para o termo aleatório. Uma excelente elaboração sobre os métodos de escolha declarada é apresentada por Louviere, Hensher, e Swait (2000); veja também Ben-Akiva e Lerman (1991).

Os pesquisadores desenvolveram, também, abordagens adaptativas conhecidas como *conjoint analysis* adaptativa (ACA) (Johnson, 1987). Este método envolve uma tarefa inicial auto explicada (ou seja, coleta de dados sobre importância de atributos e nível de desejo por níveis de atributos por meio do uso de rankings e avaliações) seguida por avaliações de preferência de conjuntos de perfis parciais, em dois perfis de cada vez são avaliados através de escala de comparação pareada. As descrições em perfis parciais são ajustadas para cada respondente a partir dos dados coletados na tarefa auto explicada da fase inicial. As duas etapas da entrevista devem ser realizadas por computador. Este método é um modelo de abordagem híbrida<sup>4</sup>.

Por outro lado, a abordagem composicional baseada em modelos atitudinais multi-atributos (veja Wilkie e Pessemier, 1973) estima preferências a partir do julgamento de valores dos componentes (importâncias e níveis de desejo) que contribuem para a preferência. Nesta abordagem (chamada de método auto explicado) os respondentes avaliam o nível de desejo de todos os níveis para cada atributo, bem como a importância relativa atribuída a cada atributo. A partir daí, a preferência por qualquer conceito de produto pode ser estimada com uma soma ponderada do nível de desejo pelos níveis específicos dos atributos que descrevem aquele conceito, sendo a ponderação determinada pelas importâncias relativas (leia Green e Srinivasan, 1978 para mais detalhes). Alguns estudos demonstram que a abordagem auto explicada é surpreendentemente robusta (Srinivasan e Park, 1997).

### 3 PROCESSO DE EXECUÇÃO DE UM ESTUDO DE CONJOINT

O problema de determinar a demanda regular por um novo produto fornece um contexto adequado para descrever um estudo de *conjoint*. Em um estudo como este, uma amostra (n) de consumidores é

selecionada aleatoriamente de uma população (N) no mercado alvo para o produto. Seja  $q_i$  a quantidade do produto comprada pelo  $i$ -ésimo consumidor da amostra;  $i = 1, 2, \dots, n$  (geralmente medida no levantamento) e seja  $p_i$  a probabilidade de que o  $i$ -ésimo consumidor vá comprar o novo produto em uma condição determinada (condicionado ao conjunto de opções consideradas, incluindo o novo produto). Então, a previsão de demanda para o novo produto é dada pelo modelo:

$$D = \left( \frac{N}{n} \right) \sum_{i=1}^n q_i p_i$$

Assim, o problema é estimar a probabilidade de compra  $p_i$  para o novo produto entre membros da amostra. Existem pelo menos duas soluções para este problema.

Uma solução é adotar um modelo tradicional (CA) e estimar a utilidade que o consumidor deriva do novo produto em relação às outras opções consideradas e transformar as utilidades em probabilidades de compra. Existem diversos métodos para realizar essa transformação; veja Green e Krieger (1988). A segunda solução é a *conjoint analysis* baseada em escolhas (CBC) que estima as probabilidades diretamente usando o modelo logístico multinomial. Este cenário de fundo é adequado para descrever o processo de delineamento de estudo com *conjoint* para as duas soluções.

Um projeto típico de *conjoint analysis*, para a coleta e análise de dados de preferência ou escolha declaradas<sup>5</sup>, envolve quatro etapas principais: (i) desenvolvimento de estímulos com base em determinados atributos salientes (perfis hipotéticos ou cenários de escolha); (ii) apresentação de estímulos para uma amostra adequada de respondentes; (iii) estimação de funções de valor parcial para os atributos, bem como da heterogeneidade entre participantes; (iv) e o uso das estimativas para abordagem do problema gerencial (ex: previsão de demanda, apreamento, design de produto). A figura 1 esquematiza estas etapas.

Uma etapa fundamental é o delineamento dos estímulos (tanto perfis quanto cenários). Como ilustração de perfis e cenários, consideremos um problema simples de *conjoint* com três atributos A, B, e C cada um descrito em três níveis. Os níveis são descritos como a1, a2, a3, etc. Um exemplo de perfil é (a2, b3, c1) e um exemplo de cenário de escolha é {(a1,

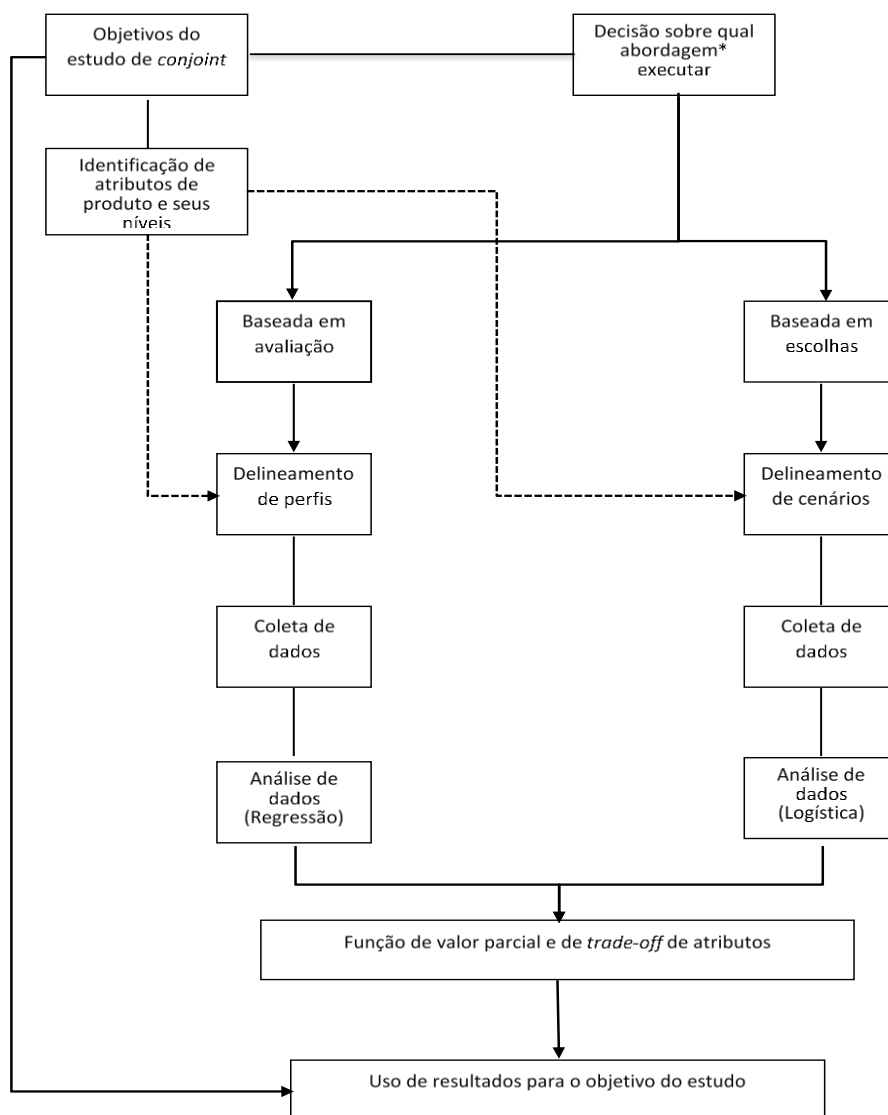
<sup>4</sup> Modelos híbridos envolvem a combinação de diversas tarefas com o objetivo de aumentar a “eficiência” da coleta de dados em estudos de *conjoint*, usualmente com números elevados de atributos. Leia Green (1984) para uma revisão destes métodos; leia também Green e Krieger (1996). Não iremos aprofundar estes métodos dada a limitação de espaço.

<sup>5</sup> Para facilitar a exposição vamos nos restringir a estas duas abordagens sem o aprofundamento em métodos alternativos, como os métodos híbridos.

b2, c3); (a2, b1, c4); (a3, b3, c2); (nenhuma das opções}}, sendo que em algumas situações “nenhuma das opções” não é incluído no estudo. A preferência declarada por um perfil é medida como uma avaliação ou como uma ordenação de todos os perfis, enquanto uma escolha declarada é a escolha feita pelo respondente entre as opções de um cenário de escolha.

A fase de delineamento de estímulos (perfis ou cenários de escolha) recebe grande atenção desde a introdução dos estudos de conjoint. Esta fase se baseia em teoria de delineamento experimental, com procedimentos para que subconjuntos de combinações de todos os níveis de atributos sejam criadas. Estudos de conjoint baseados em avaliações de perfis

completos fazem uso extensivo de vetores ortogonais, garantindo que os valores parciais dos níveis de um atributo possam ser estimados independentemente dos níveis dos demais atributos (Addelman, 1962; Green, 1974). O processo de delineamento de cenários para a coleta de escolhas declaradas é bem mais complexo; após desenvolver de um conjunto de perfis (normalmente um subconjunto de todos os perfis possíveis), subconjuntos de perfis (normalmente 4 ou 5) são usados como cenários de escolha. Pesquisadores vão encontrar recursos muito úteis, para delineamento de perfis ou cenários, nos procedimentos OPTEX do sistema SAS; veja Kuhfeld (2009).



\*Existem diversas, apenas duas são destacadas  
 Fonte: Rao, V.R. "Developments in Conjoint Analysis" em B. Wierenga (ed.) Handbook of Marketing Decision Models, New York: Springer Science + Business Media, LLC, 2008

Figura 1 - Principais etapas em um estudo de conjoint

Na abordagem de conjoint baseada em avaliação de perfis, o pesquisador oferece ao respondente um número determinado de perfis de conceitos de produtos, cada perfil descrito pelos atributos em estudo, para que o perfil seja avaliado por meio de uma escala (de 10 ou 100 pontos, por exemplo) que permita a manifestação da preferência. Estes dados sobre preferência são analisados por meio de métodos de regressão múltipla (tipicamente MQO com variáveis dummies) para estimar a função de utilidade para cada respondente. Normalmente, funções aditivas de utilidade são usadas, embora funções com interações entre os termos sejam possíveis dependendo do delineamento experimental adotado para a geração dos estímulos.

Os atributos em estudos de conjoint são categóricos ou contínuos (ou intervalares) com apenas alguns valores selecionados. Um atributo categórico (como baixo, médio ou alto) é, normalmente, convertido em variáveis dummies (o número de níveis menos um). Um atributo contínuo (como o preço do produto) pode ser utilizado diretamente ou convertido em variáveis dummies; se usado diretamente é possível a inclusão do termo linear apenas, ou do termo linear e do quadrático para capturar efeitos não lineares que possam ser incluídos na função de utilidade. Com a redefinição adequada das variáveis, a função de utilidade pode ser escrita como  $y = X\beta + \varepsilon$ ; onde  $\varepsilon$  é o termo de erro aleatório do modelo, que se assume normalmente distribuído com média zero e variância  $\sigma^2$ ,  $y$  sendo a avaliação de um perfil determinado, e  $X$  sendo o conjunto correspondente de  $p$  variáveis dummies ou de outro tipo. O modelo é estimado com o uso de métodos de regressão (usualmente estimações por mínimos quadrados ordinários).  $\beta$  é um vetor  $p \times 1$  de coeficientes de regressão associado com as variáveis, dummies ou contínuas, incluídas no modelo. As estimativas de valor parcial para cada atributo podem ser derivadas destes coeficientes da regressão.

Nos métodos de conjoint baseada em escolhas, o respondente recebe um número determinado de cenários compostos por um pequeno número (normalmente 4 ou 5) de perfil e deve indicar qual perfil seria escolhido. O modelo logístico multinomial (MNL) é adotado para a estimativa do componente sistemático da utilidade aleatória usando métodos de máxima verossimilhança. Uma variedade de extensões e opções existem para a análise de dados de escolha declarada. O modelo MNL para os dados de escolha será: probabilidade de escolher o perfil  $j$  no cenário de escolha  $C = \exp(v_j) / \sum \exp(v_k)$ , onde a soma é realizada sobre todos os perfis do cenário  $C$  e  $v_j$  é o componente sistemático da utilidade para o perfil  $j$ . A função de utilidade sistemática  $v$  é especificada de forma análoga à combinação linear da função para  $y$  do método de avaliação. Estes coeficientes estimados serão usados para a

computação dos valores parciais dos atributos estudados.

Abordagens atuais para implantar projetos de conjoint analysis diferem em várias características, algumas delas sendo: representação dos estímulos, formato de coleta de dados, natureza da coleta de dados e métodos de estimação. Diversas opções são usadas para essas características. Por exemplo o estímulo (perfis ou cenários) pode ser apresentado com descrição verbal, imagens, protótipos, vídeos ou combinações destes elementos. Como observado acima, os dados podem ser coletados como preferências ou escolhas declaradas como medidas auto explicadas. O uso de configuradores de produtos, nos quais os consumidores podem criar produtos combinando características a preços dados de forma a refletir suas preferências pela escolha ou ordenação de produtos, também é comum (um exemplo é um cliente comprando um notebook no web site da Dell). Dependendo do objetivo do estudo, os dados podem ser coletados longitudinalmente ou apenas uma vez. Entretanto, não existe consenso sobre o melhor formato de coleta de dados; leia Hauser e Rao (2004) e Rao (2008).

Enquanto os métodos de estimação de regressão por mínimos quadrados ordinários ou por regressão logística multinomial são comuns, um desenvolvimento notável é o uso de métodos de estimação bayesianos hierárquicos que permitem a incorporação de conhecimento a priori sobre os valores parciais como restrições monotônicas ou de outro tipo qualquer durante o processo de estimação (Allenby, Arora e Ginter, 1995); leia também Lenk et al. (1996). Além disso, funções de valor parcial são estimadas no nível agregado (ou de subgrupos) ou individual. Pesquisadores também têm usado métodos de misturas finitas (DeSarbo et al., 1992) para identificar segmentos de respondentes a partir de dados de preferências ou escolhas coletadas em estudos de conjoint; veja também Andrews, Ansari, e Currim (2002). A variedade de desenvolvimentos recentes de técnicas de estimação de funções de valor parcial é impressionante e vai além do escopo deste artigo. Para uma discussão abrangente de métodos de conjoint veja Hauser e Rao (2004), Rao (2008) e Rao (2014).

#### 4 BÁSICO DE MODELOS DE CONJOINT

Os métodos de conjoint têm a intenção de revelar a função de preferência latente de um produto expressa através de seus atributos. O perfil geral de um produto, definida por  $r$  atributos, pode ser escrita como  $(x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jr})$  onde  $x_{jt}$  é o nível para o  $j$ -ésimo perfil do  $t$ -ésimo atributo, de um perfil de produto<sup>6</sup>. Os pesquisadores, normalmente, iniciam com um modelo aditivo, mas a teoria também se estende para modelos com interações. O escore de preferência<sup>7</sup> para o  $j$ -ésimo perfil de produto,  $y_j$  para um modelo conjunto aditivo para um respondente é:

$$y_j = U_1(x_{j1}) + U_2(x_{j2}) + \dots + U_r(x_{jr})$$

Onde  $U_t(\bullet)$  é a função de utilidade componente para o  $t$ -ésimo atributo (também chamada de função de utilidade parcial ou função de valor parcial). Apesar de não haver uma constante especificada, este termo por ser incluído em qualquer função de utilidade ou ser assumido igual a zero (sem perda de generalidade). A especificação da função de utilidade para cada atributo vai depender de seu tipo (categórico ou quantitativo). Na prática, um estudo de conjoint inclui os dois tipos de atributos.

Nomes de marcas ou descrições verbais como alto, médio ou baixo são exemplos de atributos categóricos; nestes casos os níveis do atributo são descritos por palavras. Um atributo quantitativo é aquele medido por uma escala intervalar ou racional, sendo que os níveis destes atributos são descritos por números. Exemplos são o peso de um laptop ou a velocidade de seu processador.

Os níveis de um atributo categórico podem ser registrados em uma série de variáveis dummies (o número de níveis menos 1) e a função de valor parcial é especificada como uma função linear em trechos sobre as variáveis dummies. Neste caso a função de utilidade componente para um atributo categórico ( $t$ -ésimo, por exemplo) será:

$$U_t(x_{jt}) = U_{t1}D_{t1} + U_{t2}D_{t2} + \dots + U_{tr}D_{tr}$$

Onde  $r_t$  é o número de níveis discretos para o  $t$ -ésimo atributo (resultante da construção dos perfis ou definida ex post);  $D_{tk}$  é a variável dummies assumindo valor 1 se  $x_{jt}$  é equivalente ao  $k$ -ésimo nível discreto de  $x_t$  e 0 caso contrário; e  $U_{tk}$  é o componente da função de valor parcial para o  $k$ -ésimo nível discreto

de  $x_t$ . Na prática, apenas  $(r_t-1)$  – um menos o número de níveis discretos do atributo – variáveis dummies são necessárias para a estimação.

Um atributo quantitativo pode ser usado de maneira similar ao atributo categórico, através da codificação de seus valores em categorias, ou usado diretamente na especificação da função de valor parcial do atributo. No último caso, a função pode ser especificada como linear (modelo vetorial) ou não linear; um exemplo de função não linear é o modelo de ponto ideal. Matematicamente esta função de utilidade componente pode ser especificada como:

$$U_t(x_{jt}) = \begin{cases} w_t x_{jt} & \text{para modelo vetorial; e} \\ w_t (x_{jt} - x_{0t})^2 & \text{para o de ponto ideal;} \end{cases}$$

Onde  $w_t$  é um peso (positivo ou negativo); e  $x_{0t}$  é o ponto ideal.

Uma função linear é apropriada para um atributo considerado desejável (ex: velocidade de processamento de um laptop) ou indesejável (ex: peso de um laptop); uma função como esta é chamada de modelo vetorial na qual a utilidade aumenta (ou diminui) linearmente com o valor numérico do atributo.

Como mencionado acima, com as redefinições adequadas das variáveis, a função de preferência pode ser escrita como  $y = X\beta + \varepsilon$ ; onde  $\varepsilon$  é o erro aleatório assumido em distribuição normal, com média zero e variância  $\sigma^2$ ,  $y$  é a avaliação de um dado perfil e  $X$  é o conjunto correspondente de  $p$  variáveis dummies (ou de outro tipo).  $\beta$  é um vetor  $p \times 1$  de valores parciais dos níveis dos atributos.

Neste ponto, seria útil uma indicação dos softwares disponíveis para o delineamento e execução de estudos de conjoint. Estes são:

- Sawtooth Software (ACA, CBC, etc.; provavelmente a solução mais completa)
- SPSS (útil para a abordagem baseada em preferências)
- SAS (OPTEX para delineamento e diversos outros programas para a análise)
- LIMDEP (útil para a análise de diversos tipos de dados; Greene (2003))
- Pacote de Bayes no R (desenvolvido por Rossi, Allenby, e McCulloch (2005))
- MATLAB (o analista precisa desenvolver programas específicos)

número de perfis de produtos. O mesmo se aplica para a função  $V$  da *conjoint analysis* baseada em escolhas.

<sup>6</sup> Para uma introdução sobre *conjoint analysis*, veja Orme (2006).

<sup>7</sup> Para efeito de exposição, estamos considerando *conjoint analysis* baseada em avaliação, em que os respondentes fornecem avaliações de preferência para um determinado

## 5 ILUSTRAÇÃO DE CONJOINT ANALYSIS BASEADA EM ESCOLHAS NO BRASIL

Para ilustrar a aplicação da técnica, vamos apresentar os resultados de um estudo de conjoint analysis baseada em escolhas (CBC) realizado no Brasil. O produto estudado foi televisão e os atributos usados para gerar os perfis foram marca (7 níveis),

tamanho da tela (5 níveis), tecnologia da tela (3 níveis) e preço (5 níveis). Os níveis dos atributos são descritos na tabela 2. É interessante observar que os níveis de preço são dependentes do atributo de tamanho de tela. Um conjunto de preços (R\$899 até R\$3.799) foi usado para tamanhos de tela de 32", 37" ou 40" e outro conjunto (R\$1.599 até R\$7.179) foi usado para tamanhos de tela de 46" ou 50".

**Tabela 1** - Atributos e níveis de atributos para *conjoint analysis* baseada em escolhas

MARCA	TAMANHO DA TELA	TECNOLOGIA DA TELA	PREÇO
CCE LG Panasonic Philips Samsung Semp Sony	32 polegadas 37 polegadas 40 polegadas 46 polegadas 50 polegadas	LCD LED Plasma	<u>Tamanho da tela: 32" / 37" / 40"</u> R\$899 / R\$1.289 / R\$1.849 / R\$2.649 / R\$3.799 <u>Tamanho da tela: 46" / 50"</u> R\$1.699 / R\$2.429 / R\$3.489 / R\$4.999 / R\$7.179

Entretanto, estas diferenças de preços são usadas apenas para a exibição de estímulos aos respondentes. Para efeito de delineamento experimental, existem cinco níveis de preços e, portanto, quatro parâmetros a serem estimados para o atributo.

Foram gerados, experimentalmente, dezessete cenários de escolha através do software CBC/WEB, versão 7.0, da Sawtooth Software, e três cenários adicionais usados como holdouts para validação do modelo. Um exemplo de cenário de escolha é apresentado na figura 2.

Uma característica importante do estímulo é que o entrevistado primeiro escolhe a opção preferida e depois decide se realmente estaria disposto a comprar aquele produto. A opção por não comprar é uma característica de qualquer Mercado real e por essa razão foi representada no delineamento experimental. Porém, cada vez que esta opção é selecionada, o participante deixa de oferecer informações sobre preferências. A abordagem em duas etapas usada neste estudo supera esta dificuldade e permite estimativas mais precisas dos parâmetros (Brazzel et al., 2006)

**Figura 2** - Exemplo de cenário de escolha para o estudo sobre televisão



Os dados foram coletados em março de 2012. Um total de 111 consumidores foram selecionados por meio do painel de acesso a consumidores Livra Panels e convidados a responder uma entrevista, na WEB (CAWI – computer assisted Web Interviewing). O critério de elegibilidade definido para o estudo estabelecia que os respondentes deveriam ter 18 anos de idade ou mais e morar em um domicílio classificado nos estratos ABC, de acordo com o Critério Brasil.

O primeiro passo da análise foi a estimação das utilidades individuais, com o uso de método Bayesiano hierárquico. A estimação foi executada por meio do software CBC-HB v5.0, da Sawtooth Software. As estimativas das utilidades são apresentadas na tabela 3.

As utilidades parciais da tabela 3 são representações numéricas das preferências dos consumidores, e quanto maior a utilidade maior a preferência. Assim, é possível inferir que Samsung é a marca preferida entre os respondentes, seguida por LG e Philips. CCE é a marca com menor preferência. Essas afirmações são válidas, quando consideramos que demais atributos (tamanho de tela, tamanho de tecnologia e preço) são constantes para todas as marcas.

Uma outra forma de interpretar esta informação é que, dado que o modelo é compensatório, para CCE superar a desvantagem de menor preferência por marca, é necessário estabelecer alguma vantagem nos outros atributos.

**Tabela 2 - Utilidades médias para conjoint analysis baseada em escolhas**

MARCA		TAMANHO DA TELA		TECNOLOGIA DA TELA		PREÇO	
Nível	Utilidade	Nível	Utilidade	Nível	Utilidade	Nível	Utilidade
CCE	-42.22						
LG	12.70	32 polegadas	-9.78	LCD LED Plasma	12.42 18.82 -31.24	Nível 1	49.49
Panasonic	-10.42	37 polegadas	9.67			Nível 2	29.58
Philips	12.03	40 polegadas	18.59			Nível 3	1.59
Samsung	22.01	46 polegadas	-14.45			Nível 4	-24.51
Semp	5.70	50 polegadas	-4.03			Nível 5	-56.16
Sony	0.21						
Nenhuma opção				-18.21			

Além disso, é importante notar o padrão de preferência para o atributo de tamanho de tela. A utilidade cresce quando o tamanho de tela aumenta de 32” até 40”. Porém, a utilidade diminui quando o tamanho de tela varia de 40” para 46” e cresce novamente quando o tamanho de tela para de 46” para 50”.

Estes resultados são explicados pela estrutura condicional de preços detalhada acima. A faixa de preços é a mesma para tamanhos de tela de 32” até 40” e a preferência é maior para telas maiores. A faixa de preços também é igual para telas de tamanho de 46” até 50” e a tela maior é a preferida. Porém, os preços para telas de 46” a 50” são mais altos do que aqueles para as telas de 32” até 40” e as últimas são preferidas em relação às primeiras. Entretanto, das diferenças de preço, só podemos assumir a maior preferência por telas de 32” a 40” enquanto são mantidas as diferenças de preços médios estudados.

A interpretação para o atributo de tecnologia de tela é simples, com LCD e LED sendo preferidos à tela de Plasma. A mesma simplicidade se observa para o atributo de preço, com menor preferência para preços maiores.

A utilidade para não escolher entre opções apresentadas também é estimada e, considerando o modelo linear aditivo, fornece um limiar que qualquer opção deve superar para ser escolhida.

A importância dos atributos também pode ser calculada a partir das utilidades estimadas, e a chave para este entendimento é a amplitude das utilidades de cada atributo no nível individual. Assim, a importância de cada atributo é dada por:

$$I_{it} = \frac{Max(U_{it}) - Min(U_{it})}{\sum_{t=1}^j [Max(U_{it}) - Min(U_{it})]}$$

Onde  $I_{it}$  é a importância de atributo  $t$  para o indivíduo  $i$ ,  $Max(U_{it})$  é o valor da utilidade do nível com maior preferência para o atributo  $t$  e  $Min(U_{it})$  é o valor da utilidade para o nível de menor preferência para o atributo  $t$ . A importância de qualquer atributo para a amostra inteira é a média das importâncias individuais.

**Tabela 4** – Importância de atributos da amostra

ATRIBUTO	IMPORTÂNCIA
Marca	26%
Tamanho da tela	19%
Tecnologia da tela	23%
Preço	32%

A importância dos atributos estudados é detalhada na tabela 4. Podemos observar um certo equilíbrio na importância desses atributos, com preço sendo o atributo mais importante nesta aplicação, seguido por marca e tecnologia da tela. O atributo menos importante é o tamanho da tela.

Vale observar que a importância dos atributos depende da faixa de variação (amplitude) de cada atributo, que é definida pelo pesquisador. Por exemplo, os preços poderiam ter sido estudados em uma faixa mais estreita ou CCE poderia ter sido excluída do atributo de marca. Se este fosse o caso, a amplitude das utilidades destes atributos seria menor e, como consequência, eles seriam menos importantes. Isto significa que importâncias de atributos devem ser interpretadas com cuidado por serem dependentes do delineamento do estudo.

A análise e os aprendizados gerados pela aplicação da técnica podem ser aprofundados através de simulações que permitam a previsão de shares de preferência. Se um determinado mercado tivesse as

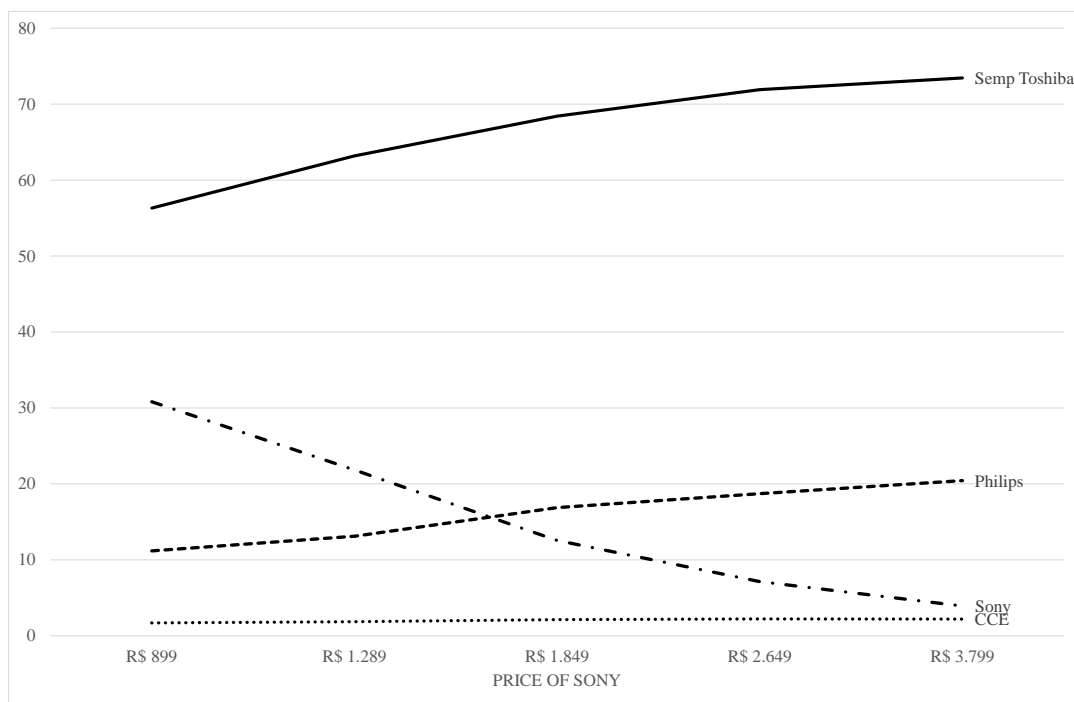
características observadas na figura 2, e com base nas estimativas de utilidade fornecidas na tabela 3, teríamos as seguintes previsões:

**Tabela 5** – Shares de preferência previstos

PRODUTO	SHARE DE PREFERÊNCIA
Sony	21.85%
Semp Toshiba	63.18%
CCE	1.86%
Philips	13.12%

O mesmo tipo de simulação permite a previsão de mudanças nos shares de preferência resultantes de alterações na configuração de qualquer opção de um dado cenário. Se tomarmos Sony, como exemplo, e variarmos seus preços ao longo da faixa de preços estudadas, mantendo as demais opções constantes, podemos observar os novos shares de preferência. Os resultados desta simulação são apresentados na figura 3.

Os preços para Sony Bravia são apresentados no eixo horizontal e o share de preferência de cada marca é representado no eixo vertical. A partir desta curva de demanda, podemos observar que os aumentos nos preços de Sony provocam uma redução em seu share de preferência, enquanto as outras marcas passam a capturar maiores shares de preferência.



**Figura 3**- Curva de demanda para Sony

Este padrão é consistente com a teoria da demanda, que prevê que, em mercados competitivos, o aumento de preços de uma marca provoca uma redução em suas quantidades vendidas. E, como consequência, a quantidade vendida de marcas concorrentes deve aumentar. Para uma demonstração introdutória da teoria da demanda, veja Pindyck e Rubinfeld (2009).

A relação entre variação no preço e volume vendido para qualquer produto é expressa pela elasticidade preço da demanda. Esta ideia revela a variação relativa na demanda de um produto esperada em função de uma variação relativa em seu preço. A forma mais simples de se obter uma estimativa aproximada para esta relação é a elasticidade no arco dada por:

$$E_p = \frac{\Delta Q}{\Delta P} \frac{(P_2 + P_1)/2}{(Q_2 + Q_1)/2} = \frac{Q_2 - Q_1}{P_2 - P_1} \frac{P_2 + P_1}{Q_2 + Q_1}$$

Nesta fórmula, P2 e P1 são os preços finais e iniciais e Q2 e Q1 são as quantidades finais e iniciais, sempre para o produto em foco.

Da aplicação destas fórmulas nos dados que geram a figura 3, podemos encontrar  $E_p = -1,25$ . Isto significa que para cada 1% de variação no preço, podemos esperar uma variação de 1,25% na demanda, em direção oposta ao preço. O sinal negativo para  $E_p$  é consistente com a teoria da demanda e com a inclinação da curva de demanda para Sony, na figura 3.

Da mesma forma, a relação entre a variação no preço de qualquer produto e a quantidade vendida para qualquer oferta competitiva é dada pela elasticidade cruzada preço da demanda, expressa como:

$$E_p = \frac{\Delta Q_b}{\Delta P_a} \frac{(P_{a,2} + P_{a,1})/2}{(Q_{b,2} + Q_{b,1})/2}$$

$$E_p = \frac{Q_{b,2} - Q_{b,1}}{P_{a,2} - P_{a,1}} \frac{P_{a,2} + P_{a,1}}{Q_{b,2} + Q_{b,1}}$$

A fórmula opera da mesma forma que a anterior, mas agora  $P_a$  é o preço do produto que terá seu preço alterado e  $Q_b$  é a quantidade da oferta competitiva.

A aplicação desta fórmula resulta em elasticidade cruzada de 0,21 entre Sony e Semp Toshiba, significando que uma variação de 1% no preço de Sony provoca uma variação de 0,21% na quantidade de Semp Toshiba. Neste caso, o sinal positivo indica que a quantidade de Semp Toshiba variará na mesma direção da variação do preço de Sony. Da mesma forma, a elasticidade cruzada entre Sony e CCE é 0,21 e entre Sony e Philips é 0,45. As

elasticidades cruzadas sugerem que Philips é o principal competidor de Sony na arena competitiva proposta.

## 6 OPORTUNIDADES PARA PESQUISA DE MARKETING NO BRASIL

Através do exemplo descrito no artigo, demonstramos que conjoint analysis é uma ferramenta que permite compreender claramente as preferências dos consumidores e desenvolver cenários de simulações que ajudam o profissional de marketing gerar e executar estratégias eficientes de marketing. Independente do foco em preço da análise acima, muitas outras aplicações podem ser realizadas para o mercado brasileiro com o uso de conjoint analysis.

No nível da estratégia de marketing, modelos de segmentação podem usar as utilidades individuais com variáveis base ou modelos de classes latentes, descritos acima, que pode ajustar diferentes conjuntos de utilidades que levem em consideração a heterogeneidade entre respondentes. Assim, a conjoint analysis pode ajudar a identificar e descrever segmentos de consumidores que sejam sensíveis a preços, leais a marcas ou que procurem outros tipos de benefícios.

Nó nível da gestão de marketing e de produtos, a conjoint analysis pode ser aplicada para estudar preferência entre canais, para identificar conceitos de comunicação mais persuasivos e promissores e para refinar o desenvolvimento de produtos, combinando um conjunto ótimos de atributos para atender qualquer segmento específico. Existe enormes oportunidades para o uso de conjoint analysis no Brasil, para endereçara variedade de problemas de marketing identificados na tabela. Estes métodos também podem ser usados para a tomada de decisões no setor público.

## 7 ALGUNS DESENVOLVIMENTOS RECENTES

Nós mencionamos o desenvolvimento de métodos Bayesianos hierárquicos e de delineamento experimental, em trechos anteriores deste artigo. Além disso, existem desenvolvimento que endereçam uma função parcial positiva para preço (Rao e Sattler, 2003); o uso de métodos de coleta consistentes com incentivos (Ding, Grewal, e Liechty, 2005; Ding, 2007); uma variedade de métodos para administrar grandes quantidades de atributos (revisão em Rao, Kartono, em Su, 2008); métodos poliédricos que objetivam reduzir a sobrecarga sobre os respondentes (Toubia, Simester, Hauser, e Dahan, 2003; e Toubia, Hauser, e Simester, 2004); modelagem de escolhas por pacotes de benefícios (Bradlow e Rao, 2000; Chung e Rao, 2003) e métodos de atualização (Park, Ding, e

Rao, 2008) baseados em método BDM (Becker, DeGroot, e Marschak, 1964), métodos de conjoint por troca (Ding, Park e Bradlow, 2009); métodos de conjoint por pôquer (Toubia et al. 2012); delineamento experimental baseado em novos critérios de balanceamento de utilidade (Huber e Zwerina, 1996; e Hauser e Toubia, 2005; Street e Burgess 2004, 2007; Street, Burgess e Louviere 2005), conjoint analysis contínua (Wittink e Keil, 2003; e Su e Rao, 2006) análise adaptativa auto explicada (Netzer e Srinivasan, 2011), e mensuração de preços de reserva para produtos e pacotes (Jedidi e Zhang, 2002; e Jedidi et al., 2003). Esses são alguns dos contínuos desenvolvimentos em pesquisa de conjoint analysis. O artigo escrito no Choice Symposium em 2007, por Netzer, Toubia et al. (2008) identifica diversas novas direções para a metodologia; veja também Hauser e Rao (2004), Bradlow (2005), e Rao (2008; 2014) para ideia para a pesquisa futura na área. Em conclusão, podemos dizer que a conjoint analysis está viva e crescendo!

## REFERÊNCIAS

- Addelman, S. (1962) Orthogonal main-effect plans for asymmetrical factorial experiments. *Technometrics*, 4, 21-46.
- Allenby, G.M., Arora, N., and Ginter, J.L. (1995) Incorporating prior knowledge into the analysis of conjoint studies. *Journal of Marketing Research*, 37 (May), 152-162.
- Andrews, R.L., Ansari, A., and Currim, I. (2002) Hierarchical Bayes versus finite mixture conjoint analysis models: A comparison of fit, prediction, and partworth recovery. *Journal of Marketing Research*, 39 (February), 87-98.
- Becker, G.M., DeGroot, M.H., and Marschak, J. (1964) Measuring utility by a single-response sequential method. *Behavioral Science*, 9 (July), 226-32.
- Ben-Akiva, M. and Lerman, S.R. (1991) *Discrete Choice Analysis*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Bradlow, E.T. (2005) Current issues and a 'Wish List' for conjoint analysis. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 21, 319-323.
- Bradlow, E.T. and Rao, V.R. (2000) A Hierarchical Bayes model for assortment choice. *Journal of Marketing Research*, 37 (May), 259-268.
- Brazell, J.D., Diener, C.G., Karniouchina, E., Moore, W.L., Séverin, V., Uldry, P. (2006). The No-Choice Option and Dual Response Choice Designs, *Marketing Letters*, 17, 255-268.
- Chung, J. and Rao, V.R. (2003) A general choice model for bundles with multiple category products: Application to market segmentation and optimal pricing for bundles. *Journal of Marketing Research*, 40 (May), 115-130.
- DeSarbo, W.S., Wedel, M., Vriens, M., and Ramaswamy, V. (1992) Latent class metric conjoint analysis. *Marketing Letters*, 3 (3), 273-288.
- Ding, M. (2007) An incentive-aligned mechanism for conjoint analysis. *Journal of Marketing Research*, 44 (May), 214-223.
- Ding, M., Grewal, R., and Liechty, J. (2005) Incentive-aligned conjoint analysis. *Journal of Marketing Research*, 42 (February), 67-82.
- Ding, M., Park, Y. H., & Bradlow, E. T. (2009). Barter markets for conjoint analysis. *Management Science*, 55(6), 1003-1017.
- Green, P. E. (1974). On the design of choice experiments involving multifactor alternatives. *Journal of Consumer Research*, 1, 61-68.
- Green, P.E. and Krieger, A.M. (1988) Choice rules and sensitivity in conjoint analysis. *Journal of Academy of Marketing Science*, 6 (Spring), 114-127.
- Green, P.E. and Rao, V.R. (1971) Conjoint measurement for quantifying judgmental data. *Journal of Marketing Research*, 8 (August), 355-63.
- Green, P.E. and Srinivasan, V. (1978) Conjoint analysis in consumer research: Issues and outlook. *Journal of Consumer Research*, 5 (September), 103-23.
- Green, P.E. and Srinivasan, V. (1990) Conjoint analysis in marketing: New developments with implications for research and practice. *Journal of Marketing*, 54 (October), 3-19.
- Green, P.E., Krieger, A., and Vavra, T.G. (1997) Evaluating new products. *Marketing Research*, 12 -19.
- Green, P.E., Krieger, A., and Wind, Y. (2003) Buyer choice simulators, optimizers, and dynamic models. In Y. Wind and P.E. Green (eds.) *Marketing Research and Modeling: Progress and*

- Prospects: A Tribute to Paul E. Green, Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers.
- Greene, W.H. (2003) *Econometric Analysis*, Pearson Company. 5th Edition.
- Hauser, J.R. and Rao, V.R. (2004) Conjoint analysis, related modeling, and applications. In Y. Wind and P.E. Green (eds.) *Marketing Research and Modeling: Progress and Prospects: A Tribute to Paul E. Green*, Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers.
- Hauser, J.R. and Toubia, O. (2005) The impact of utility balance and endogeneity in conjoint analysis. *Marketing Science*, 24 (3), 498-507.
- Huber, J. and Zwerina, K. (1996) On the importance of utility balance in efficient designs. *Journal of Marketing Research*, 33 (August), 307-317.
- Jedidi, K. and Zhang, Z.J. (2002) Augmenting conjoint analysis to estimate consumer reservation price. *Management Science*, 48 (10), 1350-68.
- Jedidi, K., Jagpal, S., and Manchanda, P. (2003) Measuring heterogeneous reservation prices for product bundles. *Marketing Science*, 22 (1), 107-130.
- Johnson, R.M. (1987) Adaptive conjoint analysis. Sawtooth Software Conference on Perceptual Mapping, Conjoint Analysis, and Computer Interviewing. Ketchum, ID: Sawtooth Software, Inc., 253-265.
- Kuhfeld, W. F. (2009). *Marketing research methods in SAS experimental design, choice, conjoint, and graphical techniques*.
- Lenk, P.J., DeSarbo, W.S., Green, P.E., and Young, M.R. (1996) Hierarchical Bayes conjoint analysis: Recovery of partworth heterogeneity from reduced experimental designs. *Marketing Science*, 15 (2), 173-191.
- Louviere J.J., Hensher, D.A., and Swait, J. (2000) *Stated Choice Methods*. Cambridge; New York: Cambridge University Press.
- McFadden, D. (1974) Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In P. Zarembka (ed.) *Frontiers in Econometrics*. New York: Academic Press, 105-42,
- Netzer, O., & Srinivasan, V. (2011). Adaptive self-explication of multiattribute preferences. *Journal of Marketing Research*, 48(1), 140-156.
- Netzer, O., Toubia, O., Bradlow, E.T., Dahan, E., Evgeniou, T., Feinberg, F.M., Feit, E.M., Hui, S.K., Johnson, J., Liechty, J.C., Orlin, J.B., and Rao, V.R. (2008) Beyond conjoint analysis: Advances in preference measurement. *Marketing Letters*, 19 (December), 337-354.
- Orme, B. (2006) *Getting Started with Conjoint Analysis: Strategies for Product Design and Pricing Research*. Madison, WI: Research Publishers LLC.
- Park, Y-H, Ding, M., and Rao, V.R. (2008) Eliciting preference for complex products: A web-based upgrading method. *Journal of Marketing Research*, 45 (November), 562-574. .
- Pindyck, R.S., Rubinfeld, D.L. (2009). *Microeconomics*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Rao, V. R. (2004). Comments on conjoint analysis with partial profiles. *Journal of marketing research*, 41(4), 388-389.
- Rao, V. R. (2014) *Applied Conjoint Analysis*, New York: Springer.
- Rao, V.R. (2008) Developments in conjoint analysis. In B. Wierenga (ed.) *Handbook of Marketing Decision Models*. Springer, 23-55.
- Rao, V.R. and Sattler, H. (2003) Measurement of price effects with conjoint analysis: Separating informational and allocative effects of price. In A. Gustafsson, A. Herrmann and F. Huber (eds.) *Conjoint Measurement: Methods and Applications*, Third Edition, Berlin: Springer.
- Rao, V.R., Kartono, B., and Su, M. (2008) Methods for handling massive number of attributes in conjoint analysis. *Review of Marketing Research*, 5, 104-129.
- Rossi, P.E., Allenby, G.M., and McCulloch, R. (2005) *Bayesian Statistics and Marketing*, West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd.
- Srinivasan, V. and Park, C.S. (1997) Surprising robustness of self-explicated approach to customer preference structure measurement. *Journal of Marketing Research*, 34 (2), 286-291.
- Street, D.J. and Burgess, L. (2004) Optimal and near-optimal pairs for the estimation of effects in 2-level choice experiments. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 118, 185-199.

- Street, D.J. and Burgess, L. (2007) *The Construction of Optimal Stated Choice Experiments: Theory and Methods*. New York: Wiley.
- Street, D.J., Burgess, L., and Louviere, J.J. (2005) Quick and easy choice sets: Constructing optimal and nearly optimal stated choice experiments. *International Journal of Research in Marketing*, 22, 459-470.
- Su, M. and Rao, V.R. (2006) A continuous conjoint analysis for preannounced new products with evolutionary attributes. Working paper, Johnson School, Cornell University.
- Thurstone, L. (1927) A law of comparative judgment. *Psychological Review*, 34, 273-286,
- Toubia, O., De Jong, M. G., Stieger, D., & Füller, J. (2012). Measuring consumer preferences using conjoint poker. *Marketing Science*, 31(1), 138-156.
- Toubia, O., Hauser, J.R., and Simester, D.I. (2004) Polyhedral methods for adaptive conjoint analysis. *Journal of Marketing Research*, 42 (February), 116-131.
- Toubia, O., Simester, D.I., Hauser, J.R., and Dahan, E. (2003) Fast polyhedral adaptive conjoint estimation. *Marketing Science*, 22 (3), 273-303.
- Wilkie, W.L. and Pessemier, E.A. (1973) Issues in marketing's use of multi-attribute attitude models. *Journal of Marketing Research*, 10 (4) (November), 428-441
- Wind, Y., Green, P.E., Shifflet, D., and Scarbrough, M. (1989) Courtyard by Marriott: Designing a hotel with consumer-based marketing. *Interfaces*, 19 (January-February), 25-47.
- Wittink, D. R., & Keil, S. K. (2003). Continuous conjoint analysis. In *Conjoint Measurement* (pp. 541-564). Springer Berlin Heidelberg.