

# ESTUDOS II



FACULDADE de ECONOMIA da UNIVERSIDADE do ALGARVE

# ESTUDOS II

---

**Cidadania, Instituições e Património**

**Economia e Desenvolvimento Regional**

**Finanças e Contabilidade**

**Gestão e Apoio à Decisão**

**Modelos Aplicados à Economia e à Gestão**



Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

2005

## COMISSÃO EDITORIAL

António Covas  
Carlos Cândido  
Duarte Trigueiros  
Efigénio da Luz Rebelo  
João Albino da Silva  
João Guerreiro  
Paulo M.M. Rodrigues  
Rui Nunes

---

## FICHA TÉCNICA

### **Faculdade de Economia da Universidade do Algarve**

Campus de Gambelas, 8005-139 Faro  
Tel. 289817571 Fax. 289815937  
E-mail: [ccfeua@ualg.pt](mailto:ccfeua@ualg.pt)  
Website: [www.ualg.pt/feua](http://www.ualg.pt/feua)

### ***Título***

Estudos II - Faculdade de Economia da Universidade do Algarve

### ***Autor***

Vários

### ***Editor***

Faculdade de Economia da Universidade do Algarve  
Morada: Campus de Gambelas  
Localidade: FARO  
Código Postal: 8005-139

### ***Capa e Design Gráfico***

Susy A. Rodrigues

### ***Compilação, Revisão de Formatação e Paginação***

Lídia Rodrigues

### ***Fotolitos e Impressão***

Grafica Comercial – Loulé

### ***ISBN***

972-99397-1-3 Data: 26-08-2005

### ***Depósito Legal***

218279/04

### ***Tiragem***

250 exemplares

### ***Data***

Novembro 2005

**RESERVADOS TODOS OS DIREITOS**

**REPRODUÇÃO PROIBIDA**

# Um contributo multidimensional para a segmentação de mercados: uma avaliação factorial das preferências em análise conjunta

**Guilherme Castela**

*Faculdade de Economia, Universidade do Algarve*

**Eugénia Castela**

*Faculdade de Economia, Universidade do Algarve*

**Maria da Purificación Galindo**

*Departamento de Estatística, Universidade de Salamanca*

## Resumo

Neste artigo propomos uma abordagem factorial à análise conjunta baseada numa análise não linear de componentes principais. Deste modo, os resultados típicos da análise conjunta são geometricamente interpretados e validados, conduzindo a uma identificação de subpopulações melhor direccionadas para uma segmentação eficiente. Com o objectivo de enriquecer a análise das preferências, através da interpretação gráfica, recorreremos a uma aplicação empírica que utiliza os instrumentos gráficos da análise multidimensional para conferir consistência e robustez ao processo de segmentação. Assim, sugerimos a utilização do poder explicativo dos planos factoriais não só, como extensão metodológica à avaliação da satisfação do consumidor, como também para apoiar o processo da tomada de decisão.

**Palavras-chave:** segmentação de mercados, análise conjunta, análise não linear de componentes principais.

## Abstract

In this article we propose a factorial approach to a conjoint analysis based on a nonlinear component analysis. In this way, the typical results of a conjoint analysis are geometrically interpreted and validated, enabling identification of subpopulations better suited for efficient segmentation. With the aim of improving preference-based analysis, through graphical representation, we look to an empirical application that uses graphical tools of multidimensional analysis to ascertain the consistency and robustness of the segmentation process. Thus, we suggest the use of explanatory power of factorial designs not only as a methodological extension of evaluating levels of consumer satisfaction but as a support tool in decision-making processes.

**Keywords:** market segmentation, conjoint analysis, nonlinear component analysis.

## 1. Uma sinopse sobre a segmentação de mercados

Inicialmente delineada na década de 50, a segmentação de mercados foi observada, durante as décadas de 70 e 80, com uma profusão de técnicas estatísticas direccionadas para a primeira estratégia de marketing, isto é, para a diferenciação. Com o crescente dinamismo dos mercados e a procura por vantagens competitivas, a década de 90 consagra o surgimento de técnicas estatísticas mais sofisticadas, que tinham por finalidade exclusiva alcançar potenciais compradores, com a maior oferta possível de produtos e/ou serviços. Porém, a identificação de objectivos de mercado tornou-se o ponto crítico no planeamento das políticas de marketing, e a discussão centralizou-se nas diferenças entre os consumidores, que devem ser consideradas nas decisões empresariais.

Com efeito, a importância estratégica da segmentação começa a ganhar força a partir da publicação de Smith (1956), onde se reconhece a segmentação como indispensável para o crescimento da empresa. O autor distingue, além disso, que a segmentação baseia-se em desdobramentos do lado da oferta de mercado e representa um ajustamento mais racional e preciso, do produto/serviço e do esforço do mercado, às exigências do consumidor.

Por outro lado, Toledo (1972), atribui à segmentação um tratamento integrado, evidenciando os seus aspectos operativos e responsabilizando-os da viabilidade do próprio processo de decisão. O autor teve ainda a preocupação de atribuir à segmentação uma dimensão mais ampla, considerando-a como o conceito e o processo que conduz o gestor à eleição entre estratégias alternativas.

No seguimento desta amplificação do processo de segmentação, Boyd e Massay (1976) sugeriram duas condições essenciais: (1)- a identificação das distintas oportunidades de Marketing e o estabelecimento das prioridades entre elas e, (2)- uma eficiente distribuição dos recursos para os segmentos escolhidos.

Não obstante o desenvolvimento verificado, Kotler (1980) enfatiza a ideia de que “... a segmentação é, em geral, a base de toda a estratégia de Marketing”. Estratégia que, independentemente da perspectiva, auxilia a empresa a penetrar nos segmentos escolhidos, facilitando o acesso ao consumidor, por meio do ajustamento da oferta à procura. O autor reconhece ainda que, a segmentação é a “ideia” mais recente para orientar a estratégia e não começa com a distinção das possibilidades do produto/serviço, mas sim, com a distinção dos interesses e das necessidades dos consumidores. É aqui que, os modelos provenientes da estatística multivariada, começam a adquirir força, como ferramentas auxiliares no processo de medir, classificar, agrupar e segmentar os mercados. Do mesmo modo que a sociologia e a psicologia contribuíram significativamente, ao proporem a segmentação psicográfica como meio para alcançar uma maior audiência.

Com efeito, a dinâmica presenciada vem reforçar ainda mais a necessidade de informação adicional, como alicerce à boa definição dos segmentos e, neste contexto, Richers e Lima (1991) acrescentaram que, em presença de poucas variáveis controláveis

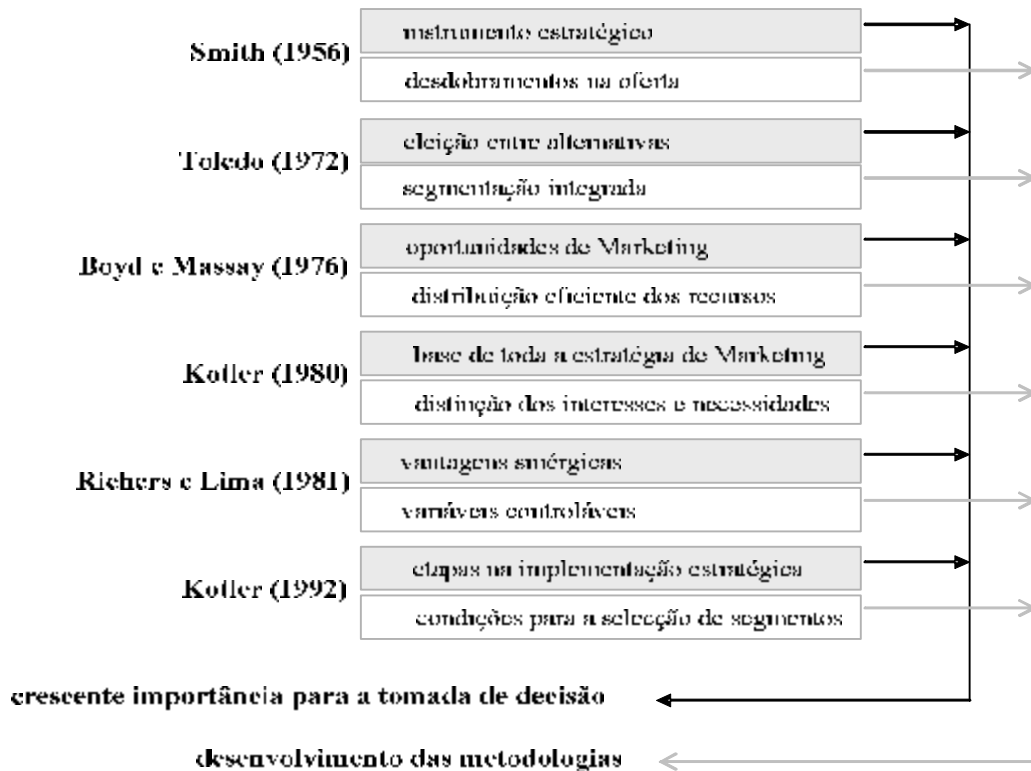
empresarialmente, a empresa deve focalizar as suas opções sobre quatro ângulos distintos: (1)- o sector, que é um “problema” de concorrência, (2)- os segmentos, que são “problemas” de oportunidade, (3)- os produtos e/ou serviços, que são “problemas” de adaptação e, (4)- a distribuição, que é um “problema” de escolha. Dessas quatro variáveis, somente as duas últimas se prestam à manipulação e, não devem, portanto, ser exploradas como as primeiras. Ainda de acordo com os autores, com a segmentação a empresa obtém uma série de vantagens sinérgicas, que incluem: (1)- o domínio da tecnologia capaz de produzir bens preferidos por certas classes de consumidores, (2)- uma maior proximidade ao consumidor final, (3)- a possibilidade de oferecer produtos/serviços a preços altamente competitivos, (4)- a disponibilidade de pontos de venda adequados e, (5)- a existência de veículos de publicidade que se dirijam directa e exclusivamente aos segmentos examinados. E, neste encadeamento, a presença de informação suplementar ou passiva poderá activar o desenvolvimento das referidas sinergias. Contudo, o processo de segmentação tem por objectivo a determinação de diferenças significativas entre grupos, separando-os em conjuntos diferenciados, para que se possam seleccionar os segmentos mais favoráveis à concentração de esforços. E, a sua eleição eficaz deve ser precedida de características fundamentais.

Neste contexto, Kotler (1992) apresenta quatro contribuições inovadoras e importantes: (1)- a mensurabilidade, (2)- a substancialidade, (3)- a acessibilidade e, (4)- a operacionalidade. Se o segmento não apresentar estas características, parece imprudente alimentar decisões específicas do “mix” do marketing, orientadas para esses compradores. O autor, também identifica três etapas essenciais no processo de segmentação: (1)- o levantamento, (2)- a análise e, (3)- o desenvolvimento de perfis.

Em suma, percebe-se que o objectivo básico da segmentação é o de confrontar os esforços do marketing em determinadas áreas específicas que a empresa entende como estratégicas para exploração comercial, por forma a satisfazer a procura mais adequadamente. Cada segmento deverá ser constituído por grupos de consumidores, que apresentem o mínimo de diferenças entre si, a partir do ponto de vista das características adoptadas, e o máximo de diferenças em relação aos demais. Na verdade, pode conhecer-se melhor as necessidades e desejos dos consumidores, na medida em que novas variáveis e novas técnicas são combinadas, proporcionando um conhecimento mais individualizado e realista do mercado e, tendo em reflexão a evolução e o progresso verificados, pode acreditar-se num amplo espaço de investigação (Figura 1).

**Figura 1: Evolução técnica e metodológica na segmentação de mercados.**

Fonte: *Elaboração própria.*



## 2. A análise conjunta na segmentação

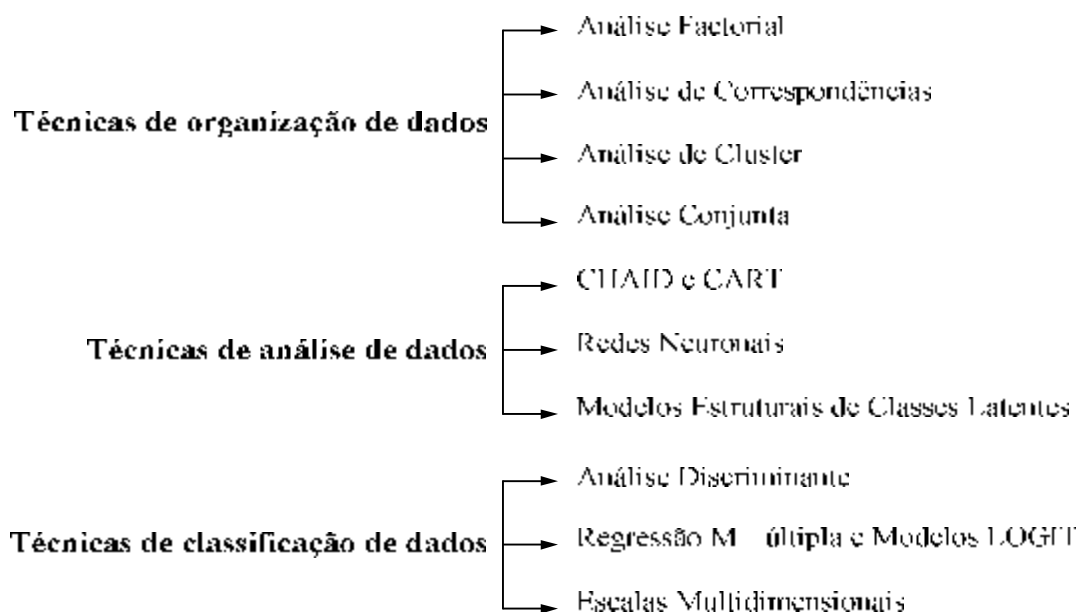
De acordo com Luque Martinez (2000), a Análise Conjunta (AC) é uma "...*família de métodos multivariados explicativos que mede o efeito conjunto de várias variáveis independentes, geralmente nominais, sobre a ordem de uma variável explicada.*" Ligada à Teoria da Decisão, a AC permite descrever então, a um nível mais complexo, o processo segundo o qual os indivíduos tomam conhecimento, comparam e/ou avaliam os aspectos em que os diferentes produtos e serviços são importantes e, por fim, tomam a sua decisão. Nesta metodologia: (1)- os dados são habitualmente juízos de valor ou preferências, frequentemente de carácter ordinal que possibilitam uma análise não métrica das respostas emitidas por um só sujeito; (2)- existem decisões que implicam esforços de compensação para determinar que produtos ou serviços melhor satisfazem os desejos dos indivíduos e assim poder medir-se o efeito conjunto dos atributos (variáveis independentes) sobre uma função de preferência, gosto ou intenção de compra (variável dependente), acabando por formar-se um modelo de compensação, onde as variações de um atributo serão compensadas pelas variações dos outros; (3)- os atributos, quando

cruzados, constituem um desenho factorial ortogonal que incorpora estímulos multiatributo e que recorre ao ajustamento de modelos lineares, na maioria dos casos; (4)-supõe-se que os inquiridos integram os efeitos multiatributo nas suas respostas de modo a descreverem uma combinação de atributos, a qual se presume aditiva ou multiplicativa; e (5)- os juízos ou as preferências conjuntas contêm informação valiosa sempre que o desenho conjunto usado e a técnica da recolha de dados sejam metodologicamente correctos. Nesta metodologia demonstra-se que a partir de dados ordinais é possível obter escalas de intervalo, não apenas para as variáveis independentes (que usem a mesma unidade de medida), como também para a variável dependente.

Efectivamente, uma das vantagens da AC é a de permitir que as suas preferências possam ser consideradas na segmentação como representação dos valores subjectivos que os indivíduos atribuem aos factores-chave que definem o produto ou o serviço. Assim, uma das aplicações mais comuns, dos resultados conjuntos, consiste em agrupar os indivíduos de acordo com as suas componentes parciais, da utilidade total, ou com níveis de importância relativa similares, por forma a identificar segmentos. Estes componentes parciais, que são estimados a partir da utilidade total, podem ainda utilizar-se em separado ou combinados com outras variáveis (psicográficas, demográficas ou de comportamento) para a obtenção dos agrupamentos de indivíduos mais parecidos nas suas preferências. Não obstante, existem tradicionalmente três categorias de técnicas de segmentação (**Figura 2**).

**Figura 2: Metodologias tradicionais de segmentação de mercados**

*Fonte: Elaboração própria.*

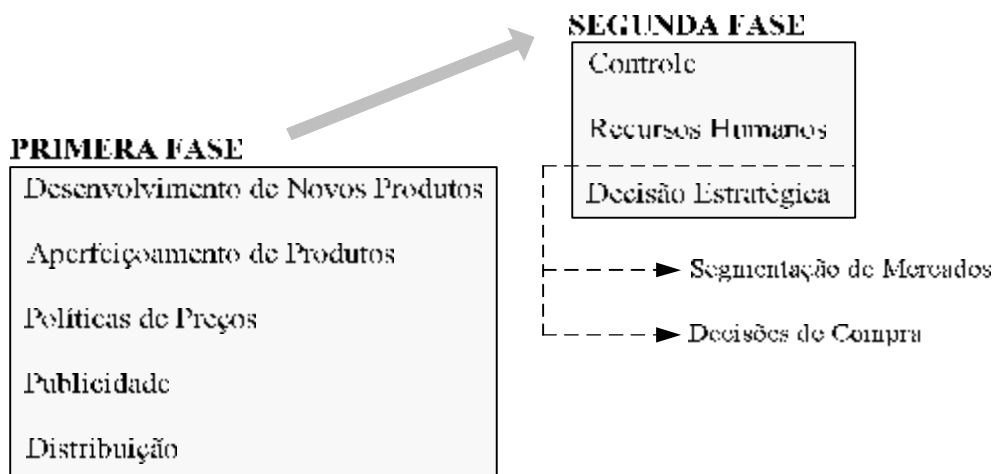


### 3. A utilidade da investigação

Desde 1964 que a literatura se encontra dirigida para metodologias ou para aplicações, estas particularmente focalizadas no Marketing (Green e Rao, 1971 e Johnson, 1974). Porém, a partir da década de 80, com a introdução de programas estatísticos informatizados, os quais permitiram uma evolução na recolha e no tratamento dos dados, a importância estratégica da AC no Marketing viria a ser ainda mais enfatizada, como refere Cattin e Wittink (1982) e Wittink *et al.* (1994). Mais recentemente, a intensificação na aceitação da AC, em investigação de mercados, redireccionou, segundo Gustafsson *et al.* (2001), a AC para a problemática da Gestão Estratégica, com o propósito de apoiar, cada vez mais, a decisão empresarial (**Figura 3**). Não obstante, segundo Vriens (1995), "... à parte da robustez que a AC apresenta na resolução de problemas de Marketing, ela permanece ainda incompleta por dois motivos: (1)- vários estudos evidenciam que uma classe bastante mais vasta de problemas de Marketing, como por exemplo a identificação de um novo conceito de produto/serviço, redundará em problemas de modificação, de aperfeiçoamento, de melhoria e de redesenho, o que implica ultrapassar as simulações habituais na função de preferências do consumidor; e (2)- para problemas como a segmentação de mercados, algumas aproximações têm sido propostas com a intervenção de outras técnicas multivariadas."

**Figura 3: Tendência na investigação conjunta aplicada**

Fonte: Adaptado de Gustafsson *et al.*, (2001)



De facto, foi esta segunda classe de problemas que estabeleceu o ponto de partida desta investigação. Por outro lado, tem sido igualmente observada uma crescente importância da segmentação como instrumento de apoio à decisão e, que tem impulsionado o desenvolvimento das suas próprias metodologias (**Figura 1**). Por último, ao remeter-se a AC para a organização de dados, em matéria de segmentação,

conferimos-lhe um papel diminuto, tendo em conta a relevância estratégica que lhe é atribuída. Este papel poderá ser elevado, se associarmos outras técnicas multivariadas, em particular, as escalas multidimensionais utilizadas tradicionalmente para a classificação dos dados.

Segundo, Lauro, Giordano e Verde (1998) é possível uma abordagem multidimensional à AC, baseada numa Análise de Componentes Principais sobre um Espaço de Referência (PCAR), com a finalidade de enriquecer a interpretação dos resultados conjuntos, mediante instrumentos gráficos. Para o processo de decomposição das preferências baseadas na PCAR, os autores recomendam a projecção das preferências individuais sobre um espaço de referência sobre os estímulos apresentados, como forma de validar a hipótese de aditividade do modelo conjunto e, simultaneamente reduzir a coordenadas factoriais os coeficientes parciais individualizados. Mas, independentemente do processo de validação conjunta, conduzido pelos autores, os resultados desagregados, típicos da AC, podem ser interpretados geometricamente, em termos de coordenadas factoriais. Uma análise optimizada dos coeficientes parciais estimados, relativamente à hierarquização das preferências em sub-populações (segmentos), pode permitir a interpretação, pela posição relativa, de uma segmentação mais eficiente. No decurso desta abordagem, entendemos suficiente, uma Análise não Linear de Componentes Principais. Assim, julgamos poder contribuir, de alguma forma, para o desenvolvimento dos procedimentos de segmentação.

#### **4. Aplicação empírica**

A aplicação que propomos para ilustrar esta investigação utiliza um hipotético produto (**Tabela 1**) baseado num delineamento factorial fraccionário assimétrico ortogonal de Addelman (1962) para o plano  $3 \times 2^2$  (**Tabela 2**). Considerou-se um procedimento conjunto aditivo (**1**) que foi avaliado, segundo o método *full-profile*, por 120 indivíduos (identificados por 3 variáveis suplementares: sexo, idade (20-25, 30-35 e >40 anos) e habilitações (ensino básico, ensino técnico-profissional e ensino superior)), através de oito estímulos apresentados na forma verbal. A utilização do modelo discreto *part-worth* (**2**) (Green e Srinivasan (1978); Cattin e Wittink (1982); Louvière (1988a); Krishnamurti e Wittink (1991)) produziu a estimação dos coeficiente parciais de utilidade, recorrendo ao método OLS da Análise de Regressão e ao software SPSS12.0.

**Tabela 1: Atributos e níveis de um produto virtual***Fonte: Elaboração própria.*

Atributos	Níveis
Preço (P)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 30</li> <li>• 45</li> </ul>
Design (D)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moderno</li> <li>• Clássico</li> </ul>
Marca (M)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• A</li> <li>• B</li> <li>• C</li> </ul>

**Tabela 2: Delineamento factorial fraccionário assimétrico ortogonal para o plano  $3 \times 2^2$** *Fonte: Elaboração própria.*

P	D	M
2	2	1
2	1	3
1	2	3
1	1	1
1	1	2
2	2	2
1	2	1
2	1	1

$$f(Y_{ij}) = \sum_{k=1}^K u_{ik} \quad (1)$$

$$U_{jn} = \sum_{i=1}^t f_i(X_{jni}) \quad (2)$$

Em (1),  $f$  representa uma transformação admissível das respostas (habitualmente é uma transformação crescente, porque os dados são ordinais),  $Y_i$  explica a utilidade total ou a resposta do sujeito ao estímulo  $i$  e,  $u_{ik}$  revela a utilidade parcial do estímulo  $i$ , dado o seu nível no atributo  $k$ .

Em (2),  $U_{jn}$  representa a utilidade total do  $j$ -ésimo estímulo do  $n$ -ésimo inquirido;  $i = 1, 2, \dots, t$ , descreve o conjunto de  $t$  atributos que foram eleitos;  $X_{jni}$  é o nível

do  $i$ -ésimo atributo do  $j$ -ésimo estímulo, relativo ao  $n$ -ésimo inquirido e,  $f_i$  é a função que descreve o componente parcial para os diferentes níveis de  $X_{jni}$  do  $i$ -ésimo atributo e,  $t$ , o número total de atributos.

Conforme mencionado, recorrendo a (2) obteve-se a estimação de 120 funções de preferência (3). Estes resultados desagregados permitem descrever a satisfação manifestada pelos sujeitos (utilidades parciais positivas) e revelam os perfis individualizados da amostra.

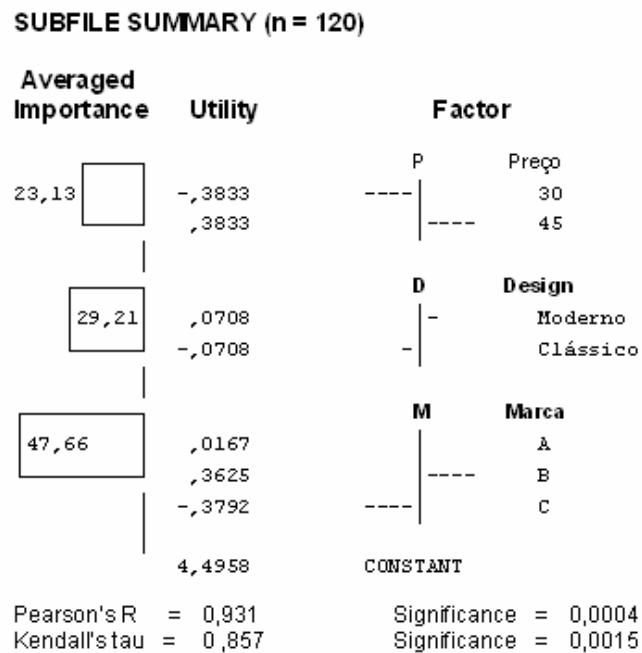
$$\begin{aligned}
 PREF_1 &= 4,0833 + 0,25 P_{45} + 0,5 D_{clássico} + 0,0167 M_A \\
 \text{Pearson's } R &= 0,711 \rightarrow \text{sig.} = 0,0239 \\
 \text{Kendall's } \tau &= 0,357 \rightarrow \text{sig.} = 0,1080 \\
 \mathbf{L \quad L \quad L \quad L} & \hspace{15em} (3) \\
 PREF_{120} &= 4,8333 + P_{45} + 0,5 D_{moderno} + 1,6667 M_C \\
 \text{Pearson's } R &= 0,724 \rightarrow \text{sig.} = 0,212 \\
 \text{Kendall's } \tau &= 0,694 \rightarrow \text{sig.} = 0,0104
 \end{aligned}$$

Os resultados agregados definem o perfil amostral definido na **Figura 4**, o qual indicou a Marca como factor mais importante (47,66%) para os 120 indivíduos e o Preço como o menos importante (23,13%). A associação linear dos três factores, medida pelo  $R$  de Pearson, traduz uma variação de um factor, a ser explicada em 93,1% por outro factor. Sendo nível de significância inferior a 5%, pode afirmar-se que a associação linear verificada é estatisticamente significativa. O valor 0,857 do Kendall's tau, mostra que a associação de simetria é média e positiva entre os três factores e dado que o nível de significância do teste 0,0015, pode afirmar-se que a associação de simetria verificada é igualmente significativa. Assim, obteve-se o seguinte modelo de preferências agregadas (4):

$$PREF = 4,4958 + 0,3833 P_{45} + 0,0708 D_{Moderno} + 0,3625 M_B \hspace{10em} (4)$$

Cujas estimativas, de acordo com Green e Krieger (1992), desempenham a primeira etapa do procedimento não hierárquico de segmentação, *Two-Step Clustering*. Os autores afirmam que, com o auxílio de variáveis suplementares, é possível agrupar os indivíduos, de acordo com as suas preferências, partindo das estimativas agregadas, para depois, numa segunda etapa, proceder-se ao agrupamento não hierárquico tradicional de *K-Means Clustering*. Alternativamente, Green e Krieger (1993), sugerem o mesmo procedimento não hierárquico, para os níveis agregados da importância relativa que os indivíduos manifestam.

Figura 4: Perfil amostral



Não obstante, as estimativas desagregadas continuam a desempenhar a melhor forma de retratar as diferenças individuais. Assim, partindo de (3) consideraram-se as estimativas sobre um produto virtual de referência (Preço: 30, Design: moderno e, Marca: A). A segmentação das preferências conjuntas, referentes à amostra, incluindo as 3 variáveis suplementares, com o procedimento *Two Step Clustering* revelou, mediante o critério BIC (*Schwarz's Bayesian Criterion*), que a melhor solução é apoiada em 4 *clusters*, cujas tipologias se apresentam na Tabela 3.

Tabela 3: Tipologias

<i>cluster 1</i>	<i>cluster 2</i>	<i>cluster 3</i>	<i>cluster 4</i>
28 indivíduos	43 indivíduos	28 indivíduos	21 indivíduos
estimativas altas	estimativas médias	estimativas baixas	estimativas baixas
<b>Sexo:</b> feminino <b>Idade:</b> 30-35 anos <b>Habilitações:</b> ensino técnico-profissional	<b>Sexo:</b> feminino <b>Idade:</b> >40 anos <b>Habilitações:</b> ensino básico	<b>Sexo:</b> feminino <b>Idade:</b> 30-35 anos <b>Habilitações:</b> ensino básico	<b>Sexo:</b> masculino <b>Idade:</b> 20-25 anos <b>Habilitações:</b> ensino técnico-profissional

As estimativas revelaram-se não significativas, de acordo com o teste de Bonferroni a 95% de confiança, mediante aproximação à distribuição *t-Student*, o que permite assentar sobre a fraca consistência da classificação dos grupos.

Observou-se ainda, de acordo com o mesmo teste, com um nível de confiança de 95% e aproximação à distribuição  $\chi^2$ , que o sexo se revelou estatisticamente significativo

apenas nos *clusters* 1 e 4, a idade nos *clusters* 2, 3 e 4 e as habilitações significativas em todos. Assim, deveremos considerar mais robustas as tipologias apresentadas na **Tabela 4**.

**Tabela 4: Tipologias finais**

<i>cluster 1</i>	<i>cluster 2</i>	<i>cluster 3</i>	<i>cluster 4</i>
28 indivíduos	43 indivíduos	28 indivíduos	21 indivíduos
<b>Sexo:</b> feminino <b>Habilitações:</b> ensino técnico-profissional	<b>Idade:</b> >40 anos <b>Habilitações:</b> ensino básico	<b>Sexo:</b> feminino <b>Idade:</b> 30-35 anos <b>Habilitações:</b> ensino básico	<b>Sexo:</b> masculino <b>Idade:</b> 20-25 anos <b>Habilitações:</b> ensino técnico-profissional

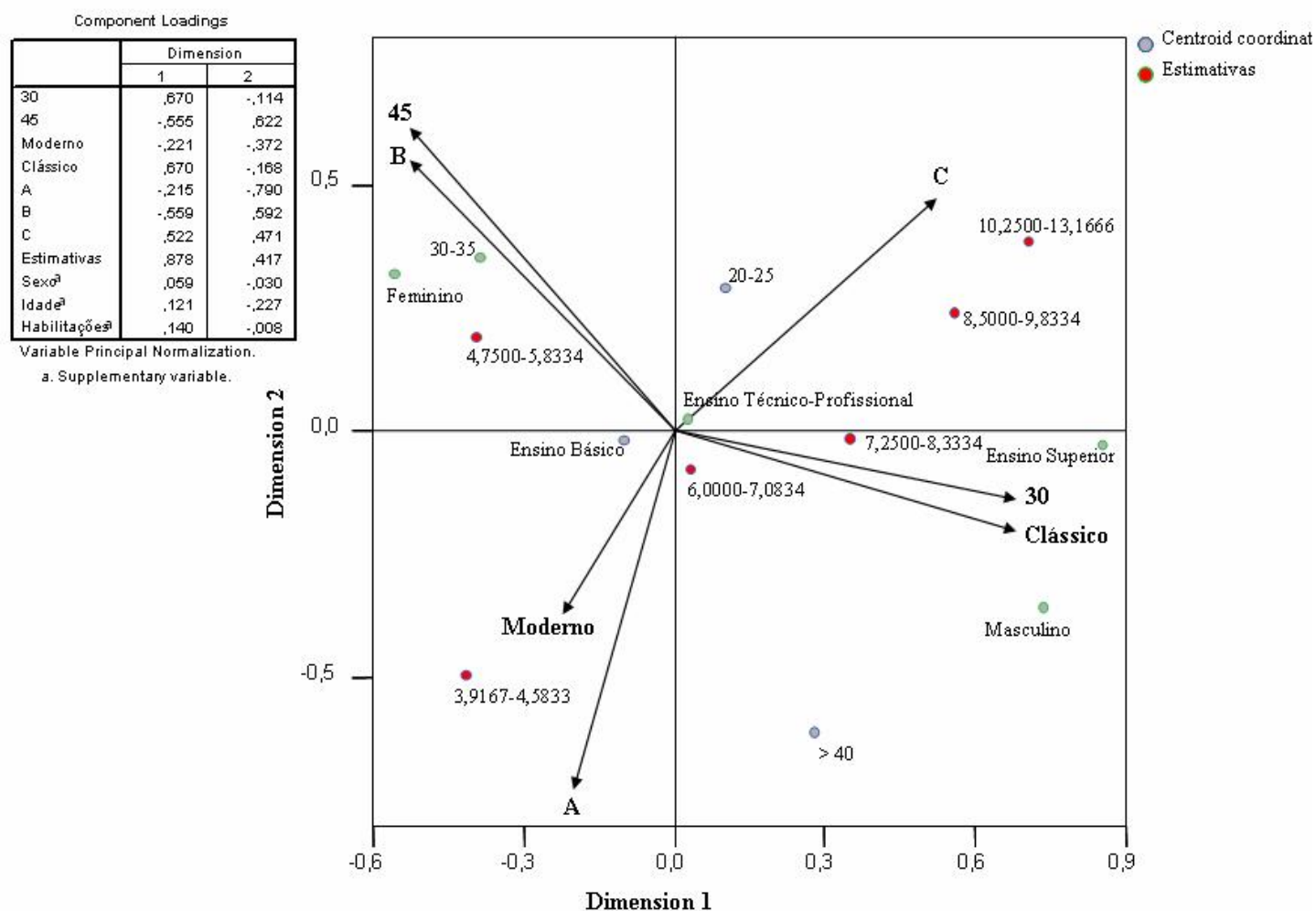
Na abordagem que sugerimos, a Análise não Linear de Componentes Principais (*CatPc*), atribui quantificações óptimas às variáveis numéricas, e nominais para reduzir o seu número a um subconjunto de variáveis compósitas, não correlacionadas entre si e sem perda de informação. Esta metodologia revelará as relações entre as variáveis, entre os casos, e entre as variáveis e os casos e permite ainda investigar possíveis relações não lineares. Recorrendo novamente ao programa SPSS 12.0 utilizou-se, como método de normalização o procedimento *Variable Principle*, já que interessa conhecer as semelhanças/diferenças entre as categorias de cada variável por si só, e não as diferenças entre as variáveis.

O método da decomposição das preferências conjuntas principia com as estimativas individualizadas, sobre o mesmo produto de referência, como forma de reduzir a coordenadas factoriais os seus centróides, incorporando igualmente tanto os coeficientes parciais da utilidade total de cada indivíduo como as respectivas variáveis suplementares nominais (**Figura 5**).

A estruturação do produto virtual no mapa de preferências, traduz-se por uma representação gráfica onde as topologias dos indivíduos identificam, através dos eixos factoriais, dois perfis distintos: um, caracterizado pelos indivíduos associados à marca C, ao design clássico e ao preço 30 (dimensão 1) e outro constituído pelos sujeitos associados às marcas A e B, ao design moderno e ao preço 45 (dimensão 2). Pode admitir-se ainda que, existe um perfil caracterizado essencialmente por preferências associadas à marca C, de design clássico com o preço mais baixo e outro relacionado com as preferências manifestadas pelas marcas B, com o preço de 45, por oposição à marca A de design moderno.

As variáveis suplementares, acrescentam informação às topologias, posicionando factorialmente ambos os sexos, as habilitações (ensino superior e ensino básico) e a idade (30-35 anos) no perfil dos sujeitos associados à dimensão 1 e o ensino técnico-profissional com as idades de 20-25 anos e mais de 40 anos, relacionada com o perfil representado na dimensão 2.

Figura 5: Mapa de preferências



No decurso de definição das referidas topologias, a representação factorial das estimativas desagregadas aponta para a existência de sub-populações (segmentos) hierarquizadas, de acordo com valores altos, médios ou baixos. Assim, são associadas as estimativas altas e médias à dimensão 1 (10,25-13,16; 8,5-9,83; 7,15-8,33; 6-7,08; 4,75-5,83) e as estimativas baixas à dimensão 2 (3,91-4,58).

Esta aplicação produziu (**Tabela 5**) um resultado razoável ao nível da variabilidade dos dados sobre as duas dimensões em análise, isto é, 57,429% de variância explicada. Por outro lado, observou-se um elevado grau de consistência interna, em particular para a primeira dimensão ( $\alpha$  de Cronbach de 71,3%), o que indica uma boa “aceitabilidade” dos dados.

**Tabela 5: Resultados**

Model Summary

Dimension	Cronbach's Alpha	Variance Accounted For	
		Total (Eigenvalue)	% of Variance
1	,713	2,657	33,210
2	,553	1,937	24,219
Total	,894 <sup>a</sup>	4,594	57,429

a. Total Cronbach's Alpha is based on the total Eigenvalue.

Esta configuração multidimensional aponta, conforme já foi referido, para a existência de sub-populações entre os sujeitos. E, efectivamente, confirmam-se três *clusters* (Tabela 6), mediante o procedimento *Two Step Clustering* e certificados pelo critério BIC (*Schwarz's Bayesian Criterion*), cujas tipologias assentam nas Tabelas 7, 8 e 9.

**Tabela 6: Distribuição dos grupos**

Cluster Distribution

	N	% of Combined	% of Total
Cluster 1	44	36,7%	36,7%
2	45	37,5%	37,5%
3	31	25,8%	25,8%
Combined	120	100,0%	100,0%
Total	120		100,0%

**Tabela 7**

Sexo

	Feminino		Masculino	
	Frequency	Percent	Frequency	Percent
Cluster 1	37	56,1%	7	13,0%
2	22	33,3%	23	42,6%
3	7	10,6%	24	44,4%
Combined	66	100,0%	54	100,0%

**Tabela 8**

Idade

	20-25		30-35		> 40	
	Frequency	Percent	Frequency	Percent	Frequency	Percent
Cluster 1	15	38,5%	29	70,7%	0	,0%
2	5	12,8%	7	17,1%	33	82,5%
3	19	48,7%	5	12,2%	7	17,5%
Combined	39	100,0%	41	100,0%	40	100,0%

**Tabela 9**

Habilitações

		Ensino Básico		Ensino Técnico-Profissional		Ensino Superior	
		Frequency	Percent	Frequency	Percent	Frequency	Percent
		Cluster 1	30	44,1%	9	20,9%	5
Cluster 2	35	51,5%	8	18,6%	2	22,2%	
Cluster 3	3	4,4%	26	60,5%	2	22,2%	
Combined	68	100,0%	43	100,0%	9	100,0%	

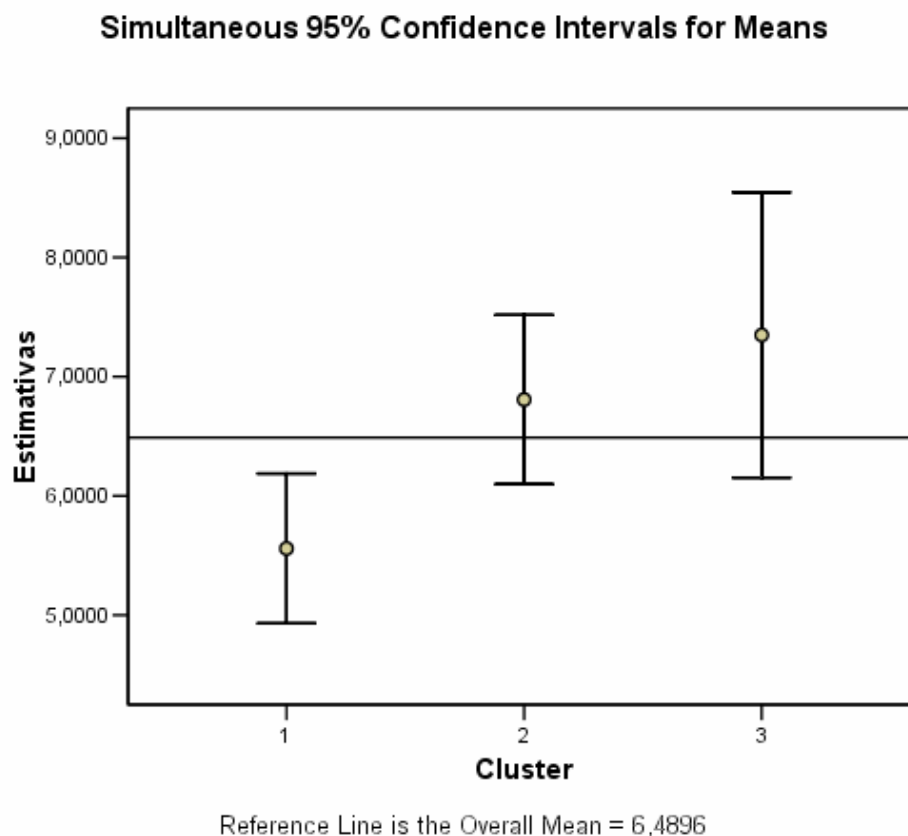
As tipologias descritas anteriormente permitem observar que os 44 indivíduos no *cluster 1* são caracterizados pelo sexo feminino, de 30-35 anos e com habilitações básicas.

Os 45 sujeitos do *cluster 2* são distinguidos pelo sexo masculino, idade superior a 40 anos e com habilitação básica.

E os 31 indivíduos do *cluster 3* do sexo masculino de idade entre 20-25 anos e com habilitações técnico-profissionais.

Observa-se ainda na **Figura 6** a importância das estimativas relativa à variação dentro de cada um dos 3 grupos.

Figura 6: Importância relativa das estimativas desagregadas



A **Tabela 10** informa sobre os centróides dos coeficientes parciais da utilidade total dos 120 indivíduos distribuídos pelos 3 grupos.

Finalmente, a **Tabela 11** descreve as tipologias dos 3 segmentos, estatisticamente significativas pelos testes de Bonferroni a 95%, tal como foi o procedimento que conduziu à **Tabela 4**.

**Tabela 10: Centróides dos coeficientes parciais da utilidade total**

		Centroids			
		Cluster			
		1	2	3	Combined
30	Mean	,022727	,233333	,145161	,133333
	Std. Deviation	,0905118	,3669592	,2643718	,2805557
45	Mean	,767045	,394444	,338710	,516667
	Std. Deviation	,5429188	,4313328	,4308344	,5090910
Moderno	Mean	,590909	,094444	,774194	,452083
	Std. Deviation	,6948542	,2084091	,6992700	,6295388
Clássico	Mean	,102273	,827778	,129032	,381250
	Std. Deviation	,3065097	,7067496	,2571557	,5967018
A	Mean	,507573	,911122	,193548	,577781
	Std. Deviation	,7590554	,8177402	,4283785	,7642038
B	Mean	,998111	,357411	,672048	,673616
	Std. Deviation	,0543318	,5594775	,9547549	,9077229
C	Mean	,265152	,192596	,760765	,365977
	Std. Deviation	,4490449	,3887758	,7283152	,5640932

**Tabela 11: Tipologias finais**

<i>cluster 1</i>	<i>cluster 2</i>	<i>cluster 3</i>
44 indivíduos	45 indivíduos	31 indivíduos
estimativas baixas	-	-
<b>Sexo:</b> feminino <b>Idade:</b> 30-35 anos	<b>Idade:</b> >40 anos <b>Habilitações:</b> ensino básico	<b>Sexo:</b> masculino <b>Idade:</b> 20-25 anos <b>Habilitações:</b> ensino técnico-profissional
Preço: <b>30 e 45</b> Design: <b>clássico</b>	Design: <b>clássico</b> e <b>moderno</b> Marca: <b>A, B e C</b>	Preço: <b>30 e 45</b> Design: <b>clássico</b> e <b>moderno</b> Marca: <b>A e C</b>

## 5. Conclusões

A comparação dos resultados obtidos com as duas metodologias de segmentação utilizadas, a tradicional (**Tabela 4**) e a que atende à multidimensionalidade das preferências (**Tabela 11**), permite concluir sobre a robustez e consistência do procedimento que propomos. Com efeito, consegue-se uma segmentação mais verosímil e eficiente das sub-populações ao incorporar-se o poder exploratório dos planos factoriais. O procedimento tradicional não admite coeficientes parciais, que traduzem os “pesos” dos atributos-níveis na concepção das preferências individuais. Desta forma, o processo de

segmentação é baseado em critérios que agrupam os indivíduos em relação às suas estimativas, reforçadas apenas por variáveis suplementares.

Assim, a participação de planos factoriais que retractem os referidos “pesos” produzirá uma maior nitidez dos critérios de agrupamento, que são aliás os mesmos. Na verdade, a decomposição das preferências no espaço multidimensional contribui para uma interpretação de sub-populações, mais adequada ao direccionamento de estratégias de marketing e, conseqüentemente, mais favorável, em matéria de informação, ao processo de decisão.

## 6. Referências

- Addelman, S. (1962). Orthogonal main-effect plans for asymmetrical factorial experiments. *Technometrics*, vol. 4, nº 1, p. 21-58.
- Boyd, H. W.; Massay, W. F. (1976). *Administração de marketing*. São Paulo: Saraiva.
- Cattin, P.; Wittink, D. R. (1982). Commercial use of conjoint analysis: a survey. *Journal of Marketing*, nº 46, p. 44-53.
- Green, P. E.; Krieger, A. M. (1992). An application to optimal product positioning model to pharmaceutical products. *Marketing Science*, nº 11, p. 117-132.
- Green, P. E.; Krieger, A. M. (1993). A simple approach to target market advertising strategy. *Journal of the Market Research Science*, nº 35, p. 161-170.
- Green, P. E.; Rao, V. R. (1971). Conjoint measurement for quantifying judgmental data. *Journal of Marketing Research*, vol. 8, nº 3, p. 355-363.
- Green, P. E.; Srinivasan, V. (1978). Conjoint analysis in consumer research: issues and outlook. *Journal of Consumer Research*, nº 5, p. 103-123.
- Gustafsson, A.; Herrmann, A.; Huber, F. (2001). *Conjoint analysis as an instrument of market research practice*. Springer, New York.
- Johnson, R. M. (1974). Trade-off analysis of consumer values. *Journal of Marketing Research*, vol. 11, nº 2, p. 121-127.
- Kotler, P. (1980). *Marketing*. São Paulo: Atlas, p. 558-561.
- Kotler, P. (1992). *Dirección de Marketing. Análisis, Planificación, Gestión y Control*. Prentice-Hall, International, Hertfordshire, N.J., 7ª ed..
- Krishnamurthi, L.; Wittink, D. R. (1991). The value of idiosyncratic functional forms in conjoint analysis. *International Journal of Research in Marketing*, nº 8, p. 301-313.
- Lauro, C. N.; Giordano, G.; Verde, R. (1998). A multidimensional approach to conjoint analysis. *Applied Stochastic Models and Data Analysis*, nº 14, p. 265-274.

- Louvière, J. J. (1988a). Conjoint analysis modelling of stated preferences: a review of theory, methods, recent developments and external validity. *Journal of Transport Economics and Policy*, nº 22, p. 93-119.
- Luque Martinez, T. (2000). *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados*. Pirámide.
- Richers, R.; Lima, C. P. (1991) *Segmentação. Opções estratégicas para o mercado brasileiro*. São Paulo: Nobel.
- Smith, W. R. (1956). Product differentiation and marketing segmentation as alternative marketing strategies. *American Marketing Association. Journal of Marketing*, vol. 21, p. 3-8.
- Toledo, G. L. (1972). *Segmentação de mercado e estratégia de marketing*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo.
- Vriens, M. (1995). Conjoint analysis in marketing. Ph. D thesis, Capelle. Vriens, M., Oppewal, H. and Wedel, M. (1998), Ratings-based versus choice-based latent class conjoint models: an empirical comparison. *Journal of the Market Research Society*, nº 40, p. 237-248.
- Wittink, D. R.; Vriens, M.; Burhenne, W. (1994). Commercial use of conjoint analysis in europe: results and critical reflections. *International Journal of Research in Marketing*, nº 11, p. 41-52.