

消费行为研究中的联合分析法

孙 祥 陈毅文

(中国科学院心理研究所, 北京 100101)

摘 要 联合分析(Conjoint Analysis)是一种定量的研究消费者选择偏好的方法。虽然从它诞生到现在只有 40 年的历史,但它对消费者行为学的影响很大,它的发展更是日新月异。文章首先介绍了联合分析的基本概念,然后重点阐述了联合分析的原理、步骤和发展历程,最后对联合分析的发展方向作了一个简要概括。

关键词 联合分析, 偏好模型, 正交设计, 产品模拟。

分类号 B849:C93

1 联合分析的概念

联合分析的思想最早由心理学家 Luce 和统计学家 Tukey 于 1964 年提出,1972 年 Green, Wind 和 Jain 将其应用于商业领域并取得了较好的效果^[1]。其后联合分析以其独特的优势,在消费者研究领域受到了普遍的重视与广泛的应用。四十年来,大量研究者对它的不断改进,以及各种分析模型的日趋成熟,使它成为了当今市场研究中最受欢迎的工具之一。

联合分析的产生与发展同聚类分析、多维尺度分析一样^[2],得益于消费行为学的迅速发展。聚类分析解决了市场细分的问题,它依靠数据——相似的需求、态度、利益等来确定目标消费群体。多维尺度分析的方法应用于品牌诊断,构建了认知与喜好地图(perceptual and preference mapping)。但它的作用在于描述而非预测,研究者要想用它来开发一种新的产品是不大可能的,因为它虽然能得到产品的各个属性,但却无法得到

各个属性之间的权衡(trade-off)。联合分析则定量地解决了这个难题,它是对消费者购买决策的一种现实模拟^[3]。在实际的决策过程中,由于价格等原因,消费者要对产品的多个属性进行综合考虑,往往要在满足一些要求的前提下,牺牲部分其他属性,是一种对属性的权衡。

联合分析是一种评价消费者偏好的方法,它采用分解的办法,通过让消费者给一系列的产品轮廓(product profiles)赋值来计算偏好参数,这些参数可以是分值(path-worths)、权重(importance weights)、理想点(ideal points)等等^[4]。由于在消费偏好选择中存在着普遍的个体差异,联合分析通常只用于个体水平。如果将相似的消费者作为一整体来看待,聚类分析则使联合分析扩展到了群体水平,使它的应用更加广泛^[5]。

让我们来看一个简单的例子,一个消费者要购买一台电脑,于是他去了中关村海龙大厦,看到一台电脑的配置是这样的:品牌,戴尔;处理器,P4-3GHz;内存,512MB;显示器 21-inch;硬盘,80G;价格,11198 元。我们假设这个消费者的选择模型是加法

收稿日期:2004-09-10

通讯作者:陈毅文, E-mail: chenyw@psych.ac.cn

模型 (additive model), 那么, 这台电脑的每一种属性的效用分值就可能为表 1 中的数值。

表 1 消费者对电脑的内在评价

属性	分值
戴尔	20
P4-3GHz 处理器	20
512MB 内存	5
21-inch 显示器	15
80G 硬盘	10
11198 元	30
总效用	100

总效用是消费者对每个产品的内在评价, 在加法模型中消费者会根据总效用的大小来选择产品。可见, 联合分析既是一种实

验设计方法——消费者去海龙大厦见到的很多产品相当于呈现产品轮廓; 也是一种数据分析方法——分值和权重相当于属性效用。通过系统地改变产品的特征组合并且利用消费者对产品轮廓的打分, 我们便可以从统计学上推导出消费者对每一个产品特征的潜意识的分值^[6]。不同于简单的直接问问题的方法, 联合分析的被试不能简单地说: 所有的属性都是重要的, 他们必须权衡产品的不同方面 (就像真实生活一样), 要通盘考虑产品各个方面的品质, 不论他喜不喜欢。这样, 我们就可以模拟出消费者的决策行为^[7-9], 可以预测出不同类型的消费群体决策的结果, 并利用这些信息开发出具有竞争力的产品。图 1 就是联合分析的一般过程。

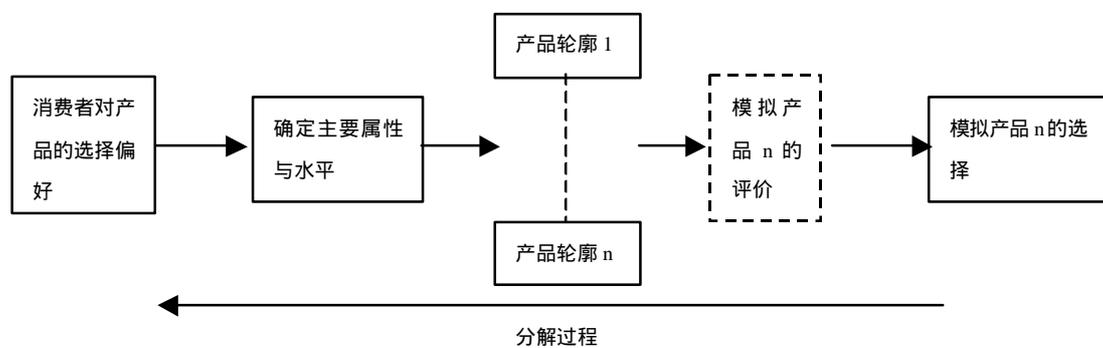


图 1 联合分析的一般过程

2 联合分析中的三种偏好模型 (Preference Models)

要计算每个产品在消费者心目中的效用, 先要计算组成该产品的每个属性水平的效用分值, 通常有三种方法: 矢量模型 (vector model)、理想点模型 (ideal point model) 与分值函数模型 (path-worth function model) ^[10]。有时也可以将它们混合起来综

合运用, 允许一些属性用分值函数模型来计算, 而另一些属性用矢量模型或理想点模型来计算^[11]。

在矢量模型中, 我们假定每一个产品组合有 P 个属性, 每个属性有 j 个水平, 那么对于某个给定的被试, 我们用 y_{jp} 来表示第 P 个属性的第 j 个水平的分值贡献或效用, 则产品的效用为:

$$s_j = \sum_{p=1}^n w_p y_{jp}。$$

其中， w_p 表示消费者对 p 属性的权数估计，如图 2。可以看出，线性矢量模型中，随着一种产品某一属性 p 数量的增加，消费者对它的偏好也会线性增大。

在理想点模型中，需要在参数选择和权数距离之间确定一个理想模型，其理想的属性水平构成曲线的峰点，如图 3。产品的效用与 d 的平方负相关：

$$d_j^2 = \sum_{p=1}^n w_p (y_{jp} - x_p)^2。$$

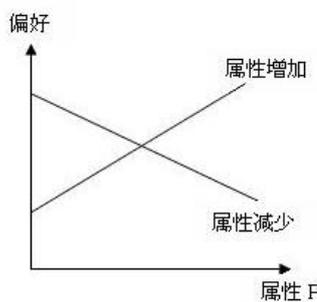


图 2 矢量模型

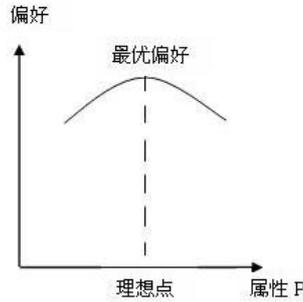


图 3 理想点模型

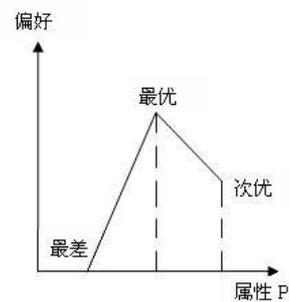


图 4 分值函数模型

其中， y_{jp} 表示属性 p 的第 j 个水平的分值贡献或效用； x_p 表示消费者的心理评分； w_p 表示消费者对属性 p 的权数估计。

在分值函数模型中，属性水平是离散的，某一个属性水平上的偏好最大，如图 4。产品的效用为：

$$s_j = \sum_{p=1}^n f_p (y_{jp})$$

其中： y_{jp} 表示属性 p 的第 j 个水平分值贡献或效用； f_p 表示水平 y_{jp} 的函数。

3 联合分析的步骤

3.1 正交设计 (Orthogonal Design) 与产品模拟

3.1.1 正交试验

多因素的试验处理会因试验因素及其水平的增加而急剧增加，从而使试验的实施变得困难，甚至无法实施。对于因素数目在三个以上的多因素试验，可以在一定条件下挑选部分处理做试验，并能对其进行严格的统计学分析。正交试验设计就是常用的一种部分试验设计方法^[12]。

正交试验是用正交表来安排和设计试

验的，正交表是一种规格化的表格，其表示方法为： $L_n(K^m)$ 。“L”表示正交表；“n”表示这张表有 n 行，即用这张表安排试验要做 n 个处理，且处理自由度为 n-1；“m”表示正交表有 m 列，是最多可安排的试验因素；用来安排试验因素、处理及各种变因；“K”表示表示参试因素皆为 k 个水平。例如：表 2 是 $L_9(3^4)$ 的一种试验方案。

在表 2 中，第一列安排因素 A，则第一列的 1, 2, 3 分别表示 A1, A2, A3；第二列安排的是 B，则第二列的 1, 2, 3 分别表示 B1, B2, B3。4 个皆 3 水平的因素的全

因子处理共有 81 个，而在这张表中只需做其中的 9 个处理，是 81 的九分之一。需要注意的一点是，如果交互作用存在，那么这张表中就只能安排 A 与 B，否则效应就混杂了。正交表具有正交性，它必须具有三个特点：(1) 各列中每个数字出现的次数相等；(2) 任意两列水平的不同搭配方式重复数相同；(3) 对正交表进行初等变换，不改变其正交性。

表 2 正交试验表

试验号	列号			
	1	2	3	4
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

3.1.2 确定产品或服务的属性与属性水平

联合分析的第一步是确定产品或服务特征的属性，所确定的属性应该是影响消费者偏好的突出属性，既不能太多，也不能太少。属性过多会加重消费者负担，或者降低

模型预测的精确性；属性过少，又会因模型中丢失了一些关键信息而严重降低模型的预测能力^[13]。

确定了属性之后，还应该确定这些属性的水平，属性与属性水平的个数将决定联合分析过程中要进行估计的参数个数，也将影响被调查者所要评价的产品轮廓个数^[14]。为了减轻被调查者的负担，同时又要保证参数估计的精度，实验需要恰当地安排属性水平的个数。一个属性的各个水平的效用函数可能是连续性的，如价格中的 5000 元、10000 元和 15000 元；也可能是非连续性的，如品牌中的戴尔、IBM、惠普等等。对于连续性的数据来说，如果选取的属性水平过少，该研究的信度就值得怀疑。但如果属性水平过多，又会增加研究的成本和难度。进一步的研究还表明：各属性所含的水平数目应尽可能平衡，因为一个属性的水平数目增加时，即使起点保持不变，该属性的相对重要性也会提高^[15]。

3.1.3 产品模拟

在实际购买中，影响消费者做出决定的属性可能会多达十几种或者更多。为了简要说明联合分析的过程，我们假定消费者所关注的电脑的属性只有四种：品牌、处理器、内存和价格，每个属性的水平数相同，都是三种。如表 3。

表 3 电脑的属性及其水平

品牌	处理器	内存	价格
1 (IBM)	1 (2 GHz)	1 (256 MB)	1 (8798 元)
2 (戴尔)	2 (3 GHz)	2 (512 MB)	2 (11198 元)
3 (惠普)	3 (4 GHz)	3 (1 GB)	3 (13598 元)

利用上述特征与特征水平可以组合成 81 种 (3×3×3×3) 虚拟产品。如果受访者对

所有 81 种虚拟产品进行一一评价，那将是十分麻烦的。正交设计可以将试验处理数降

为 9, 大大减少了被试的负担。表 4 是由 SPSS 正交试验方案的 Orthogonal Design 板块得出的一种

表 4 模拟的产品轮廓

brand	cpu	ram	price	STATUS	CARD
3.00	3.00	1.00	2.00	0	1
1.00	2.00	3.00	2.00	0	2
3.00	1.00	3.00	3.00	0	3
2.00	1.00	2.00	2.00	0	4
2.00	3.00	3.00	1.00	0	5
1.00	1.00	1.00	1.00	0	6
1.00	3.00	2.00	3.00	0	7
2.00	2.00	1.00	3.00	0	8
3.00	2.00	2.00	1.00	0	9

3.2 数据收集与分析

3.2.1 数据收集

数据收集是联合分析的基础性工作。联合分析发展 40 年来, 每一次数据收集办法上的改进, 不只是其简易性和操作性上的进步, 更是其背后的理论与分析方法上的进步。它从一个侧面反映了联合分析发展的轨迹。具体的方法有: 全部呈现、正交设计或者是正交加随机呈现等——这要视属性及其水平多少而定。在大多数的联合分析任务中, 产品轮廓是描述性的; 但也可以将他们制作成图片或实物来呈现以提高实验的效度。

全轮廓法也叫多项法(或多因子评价法, multiple-factor evaluations)。由全部属性的某个水平构成的一个组合叫做一个轮廓。每个轮廓分别用一张卡片表示, 如图 5。受访者需要对估计数据集的九个属性组合(产品轮廓)进行打分评价, 打分形式采用百分制。

之后, 随着联合分析的日益流行, 人们

希望用它来测量更多的属性和属性水平。80 年代, 产生了一种混合的分析方法叫适应性联合分析(adaptive conjoint analysis, ACA) [16]。

<p>你有多大的可能购买这台电脑?</p> <p>(请用百分制给它评分, 0表示根本不会买。 100表示一定会买。)</p>
<p>IBM</p> <p>2 GHz 处理器</p> <p>512 MB 内存</p> <p>13598 元</p> <p>分数: _____</p>

图 5 全轮廓法的数据收集

在 ACA 的调查访问过程中, 被试先对每一属性的各个水平进行排序; 然后再对属性的重要性进行评分; 接着被试要在一个两端各有一个轮廓的九点量表上评分, 说明自己更喜欢哪种轮廓和喜欢程度, 如图 6。

最后将出现 2 个至 9 个轮廓, 每个轮廓最多由 8 种属性组成, 要求被试按其购买这

些轮廓产品的可能性大小,在 0~100 购买可能性量表上评分。这已不仅仅是分解的技术了,它将消费者自评 (self-explicated) 的方法包括了进来,可以针对每个被试形成个性

化的结合访谈。被试不用对所有的属性及属性水平进行分析,就可以提供比一般的全轮廓法更加全面的属性分析,从而大大减轻了被试的负担。

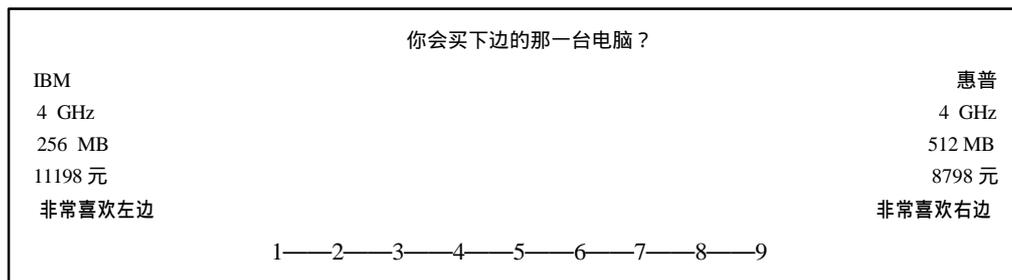


图 6 ACA 法的数据收集

到了九十年代,研究者开始让被试去简单地选择产品轮廓而不是让他们对产品轮廓

进行排序或打分,并且它增加了“不选”项,允许被试不做出选择,如图7。

如果你想买一台个人电脑,有下面几个选择,你会买哪一个?			
戴尔 3 GHz 512 MB 11198元 <input type="radio"/>	惠普 2 GHz 1 GB 11198元 <input type="radio"/>	IBM 4 GHz 256 MB 11198 <input type="radio"/>	不买:没有我想要的。 <input type="radio"/>

图 7 CBC 法的数据收集

尽管它的每一个问题都很长,但这种方法是一个进步,因为在实际生活中,消费者是不会在一张量表上对每一个产品打分的,他们仅仅是选择某个产品。这种方法叫做基于选择的联合分析(Choice-Based Conjoint, CBC)^[17]。CBC模型中的试验设计方法一般分为三种:手工的方法、计算机优化的方法和计算机随机的方法。这里我们只简单介绍一下手工的方法。手工的方法基本上用的也是正交设计试验的思想,我们称之为 L^{MN} 设

计^[18,19]。N表示一张卡片上包含的产品轮廓数,每一个轮廓是一个选项;M表示产品的属性数目;L表示每个属性的水平数。在上面的例子中, $N=3$, $M=4$, $L=3$ 。我们假定产品轮廓中的属性互不相同,共有 $M \times N$ 个属性,在正交设计表中即有 $M \times N$ 列。因此我们可以用 $L_{27}(3^{13})$ 来安排试验,这样我们总共要做27个处理,即呈现27次由三个产品轮廓和一个“不选”项组成的卡片。

3.2.2 数据的分析

正交试验设计的数据分析方法有多种：直观分析、级差分析、方差分析、回归分析等。回归分析中，又有最小二乘法回归 (OLS) 模型、洛基回归 (LOGIT) 模型等

方法。多种方法之间并不能简单地比较优劣，要根据具体情况而定，这与偏好模型、数据收集方法、属性及属性水平数目、有无交互作用等有关。

表 5 级差分析

虚拟产品	品牌	处理器	内存	价格	评价分数	
A	3(惠普)	3(4 GHz)	1(256 MB)	2(11198 元)	82	
B	1(IBM)	2(3 GHz)	3(1 GB)	2(11198 元)	88	
C	3(惠普)	1(2 GHz)	3(1 GB)	3(13598 元)	75	
D	2(戴尔)	1(2 GHz)	2(512 MB)	2(11198 元)	67	
E	2(戴尔)	3(4 GHz)	3(1 GB)	1(8798 元)	96	
F	1(IBM)	1(2 GHz)	1(256 MB)	1(8798 元)	90	
G	1(IBM)	3(4 GHz)	2(512 MB)	3(13598 元)	80	
H	2(戴尔)	2(3 GHz)	1(256 MB)	3(13598 元)	70	
I	3(惠普)	2(3 GHz)	2(512 MB)	1(8798 元)	95	
水	K1	258	232	242	281	743
平	K2	233	253	242	237	
和	K3	252	258	259	225	
水平	k1	86	77.33	80.67	93.67	
均值	k2	77.67	84.33	80.67	79	
	k3	84	86	86.33	75	
级差 R		8.33	8.67	5.66	18.67	

我们先用级差分析的方法来计算属性的效用。在表 5 中，K 是每个属性的各个水平之和；由于每个属性的每个水平重复了三次，故可求出个属性水平的均值 k；用每个属性的最大平均值减去最小平均值得个属性的级差 R。R 越大，说明该因素对结果的影响越大。在上表中，价格的影响显然最大的。从平均值看，品牌以 IBM 最好，处理器以 4GHz 最好，内存以 1GMB 最好，价格以 8798 元最好，所以综合了这几个特征的产品是最受欢迎的。

在上面的例子中，我们初步得出品牌

IBM, 处理器 4 GHz, 内存 1GMB, 价格 8798 元的产品是最好的，但这个组合我们没有进行处理，需要进一步地验证它。我们可以通过方差分析来验证它。经计算，得出： $SS_{总} = 884.22$ ， $SS_{品牌} = 113.55$ ， $SS_{处理器} = 126.89$ ； $SS_{内存} = 64.22$ ； $SS_{价格} = 579.55$ ；我们将内存的方差作为误差项就会得到 $F_{品牌} = 1.768$ ； $F_{处理器} = 1.976$ ； $F_{价格} = 9.024$ 。因为 $F_{0.05}(2,2) = 19.00$ ，所以品牌、价格和处理器均未达到显著水平，这说明这四种属性对消费者的重要性是相同的。在使用正交试验时，我们假定了消费者的选择模型是加法模型，由每一种

属性的最好水平组合成的产品肯定是最受欢迎的，上面的方差分析也验证了这一点。但消费者的愿望与商家的期望是相反的，这种产品厂家赚不到好的利润，自然不会生产。厂家会在市场份额与利润之间做出权衡，同时消费者也只能在厂家提供的产品中做出选择。

除了级差分析和方差分析，我们还可以用回归的方法来分析它，当数据量很大时，我们一般用统计学软件来完成。这里我们以最基本的最小二乘法回归模型为例进行说

明，该模型是对一组自变量组成的模拟矩阵进行分析。每个自变量表示一个属性水平的有或无；因变量是一个产品轮廓的评价值。估计用的模型可表示如下：

$$U = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 + b_7x_7 + b_8x_8$$

其中，x1 至 x8 均为虚拟变量。属性水平用分值函数模型来估值，各属性的相对重要性之和为百分之百。根据上面的数据由 SPSS 得出表 6，其结果含义不再赘述。

表 6 最小二乘法回归模型

属性	水平	效用	权重
品牌	IBM	3.4444	19.53%
	戴尔	-4.8889	
	惠普	1.4444	
处理器	2 GHz	-5.8889	21.87%
	3 GHz	2.4444	
	4 GHz	3.4444	
内存	256 MB	-2.5556	16.41%
	512 MB	-1.8889	
	1 GB	4.4444	
价格	8798 元	10.4444	42.19%
	11198 元	-2.8889	
	13598 元	-7.5556	

4 联合分析的信度与效度

在消费者研究中，偏好的测量是基于态度理论中的价值期望模型的。建立模型后还须对结果的信度和效度进行评价，以评估在个体层次和群体层次上联合分析模型的正确性。

联合分析的信度一般包括时间信度(在随后的某个时间里用相同的工具重复结合

测验)，属性信度(当属性变化时，其中不变的属性的分值的稳定性)，属性水平信度(得出的分值对于轮廓的子集的敏感性)和数据收集方法信度(分值对于数据类型、数据收集过程、因变量类型的敏感性)^[20, 21]。常用的方法有：评价模型的拟合优度(goodness-of-fit)，例如，如果采用的是虚拟变量回归，那么可以用 R² 的值来说明模

型对数据的拟合程度;或者用检验一再检验法(test-retest)来评价信度,即在调查后的某一阶段,让消费者重新评价某些选定的产品模拟,然后通过计算两组产品模拟分值得之间的相关来评价效度。

联合分析的效度研究一般包括三种方法^[21]:比较真实市场份额与通过市场模拟预测的市场份额(群体水平);预测消费者真实的购买行为,例如,消费者愿意为新产品花多少钱,在模拟的购物实验中消费者会选择哪个牌子,或者哪一种商品的折扣券被选择(个体水平);预测几天后消费者的真实选择(个体水平)。在这些研究中,比较真实市场份额与市场模拟的份额的研究预测效度最高,但将它用于市场预测仍然是有难度的,因为有很多市场混淆变量的存在,诸如广告、分销等。尽管如此,联合分析还是在市场研究中显示了它的威力。Benbenisty 在 1983 的一篇研究中预测 AT&T 公司进入数据终端市场后的份额将是 8%,而四年后,AT&T 的实际市场份额很接近 8%。

5 应用及前景

商业中的市场模拟器是以联合分析为原理的应用软件:将数据(消费者分值矩阵)输入到市场模拟器中,就可以预测一系列市场问题。第一代的市场模拟器非常简单,它仅限于输入一系列的产品轮廓和消费者分值矩阵。市场模拟的结果一般是某一品牌的市场份额,而这种信息及它们的灵敏性也很有限。经过 40 多年的发展和应用,现在的模拟器已变得更加精确,它充分考虑了竞争对手的反应并允许被试使用、感受和考虑真实的产品,对单个产品,多种产品(自己的产品与竞争对手的产品),针对竞争产品的系列产品等等进行多方面的模拟^[22,23]。联合

分析的应用对象也远远不只是消费者了,它已广泛地应用于旅游、娱乐、保健、博彩、复杂产品与系统、法律诉讼等诸多领域。数据收集方法也从配对法、打分法发展到了网络、多媒体、实物、计算机程序等新的方法和新的呈现方式,数据收集变得更容易了。

联合分析是从呈现产品特征开始的,但在真实的市场环境中,这些信息往往不是同时发生的;而且学习、疲劳、自我认知上的偏差和任务呈现顺序的偏差也会影响到测量结果,这就需要将信息在消费者中的扩散方式包含到消费者的选择模型当中来^[24]。同时,消费者偏好的精确测量,并不能保证一个公司在进行产品设计和开拓市场时不仿效它的竞争者。这就需要建立一个能包括公司、竞争者和消费者三方反应的均衡模型^[25]。对于复杂的产品(如汽车、办公技能等),联合分析时需要被试对上百个特征做出评价,这大大超出了被试的承受能力,新的方法如分层贝叶斯^[26],多面体方法,混合方法等虽然大大拓展了数据收集的能力,但仍不能满足这种要求。这些理论上的诸多难题有赖于研究工具与研究方法的进一步发展,但毫无疑问,联合分析经受住了时间的考验,并日益受到了研究者的青睐和重视。

参考文献

- [1] Green P, Srinivasan V. Conjoint analysis in consumer research: issues and outlook. *Journal of Consumer Research*, 1978, 5: 103~123
- [2] Carroll, Doug, Arabie P, Chaturvedi A. Multidimensional Scaling and Clustering and their Applications. *Advances in Marketing Research: Progress and Prospects*, 2002
- [3] Green P, Krieger A, Wind Y. Thirty Years of Conjoint Analysis: Reflections and Prospects. *Interfaces*, 2001, 5~6: s56~s73
- [4] Green P, Srinivasan V. Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook. *Journal of Consumer Research*, 1978, 5: 103~123

- [5] Arora, Neeraj, Huber J. Improving Parameter Estimates and Model Prediction by Aggregate Customization in Choice Experiments. *Journal of Consumer Research*, 2001, 28: 273~283
- [6] Dijkstra J, Roelen W, Timmermans H. Conjoint measurement in virtual environments: a framework. *Design and Decision Support Systems in Architecture and Urban Planning Conference*, 1996, 1: 59~71
- [7] Passini R. Wayfinding design: logic, application and some thoughts on universality. *Design Studies*, 1996, 17: 319~331
- [8] Dahan, Ely, John R H. The Virtual Customer. *Journal of Product Innovation Management*, 2002, 19
- [9] Urban, Glen L, John R. 'Listening In' to Find Consumer Needs and Solutions. *Center for Innovation in Product Development*, MIT, 2002, 1
- [10] John R, Vithala R. Conjoint Analysis, Related Modeling, and Applications. *Advances in Marketing Research: Progress and Prospects*, 2002, 9~23
- [11] Vriens M, Wedel M, Wilms T. Metric Conjoint Segmentation Methods: A Monte Carlo Comparison. *Journal of Marketing Research*, 1996, 1: 73~5
- [12] 袁志发等. 试验设计与分析. 高等教育出版社, 2000
- [13] Wittink D R, Vriens M, Burhenne W. Commercial use of conjoint analysis in Europe: Results and critical reflections. *International Journal of Research in Marketing*, 1994, 11: 41~52
- [14] 柯惠新, 保罗·费悉诺. 市场营销研究中的联合分析法. *数理统计与管理*, 1994, 13(6): 56~65
- [15] Wittink D R, Cattin P. Commercial Use of Conjoint Analysis: An Update. *Journal of Marketing*, 1989, 53: 91~96
- [16] Green P, Krieger A, Agarwal M. Adaptive Conjoint Analysis: Some Cautions and Caveats. *Journal of Marketing Research*, 1991, 28: 215~220
- [17] Johnson R M. Individual Choice Estimation. *Sawtooth Software Inc*, 1997
- [18] Chrzan K, Orme B. An Overview and Comparison of Design Strategies for Choice-Based Conjoint Analysis. *Sawtooth Software, Inc*, 2000
- [19] Huber, Joel, Zwerina K B. The Importance of Utility Balance in Efficient Choice Designs. *Journal of Marketing Research*, 1996, 33: 307~317
- [20] John B, David J, William B. Conjoint analysis reliability and validity: A framework for future research. *Review of Marketing*, 1987
- [21] Green P, Srinivasan V. Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook. *Journal of Consumer Research*, 1978, 5: 103~123
- [22] Green P, Srinivasan V. Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with Implications for Research and Practice. *Journal of Marketing*, 1990, 54:3~19
- [23] Kadiyali V, Sudhir K, Rao V R. Structural Analysis of Competitive Behavior. *International Journal of Research in Marketing*, 2000, 18: 161~185
- [24] Andrews, Rick L, Ansari A. Hierarchical Bayes versus Finite Mixture Conjoint Analysis Models: A Comparison of Fit, Prediction, and Partworth Recovery. *Journal of Marketing Research*, 2002, 39: 87~98
- [25] Allenby, Greg M, Rossi P E. Marketing Models of Consumer Heterogeneity. *Journal of Econometrics*, 1999, 89: 57~78
- [26] Hofstede T, Frenkel, Kim Y. Bayesian Prediction in Hybrid Conjoint Analysis. *Journal of Marketing Research*, 2002, 36: 253~261

Conjoint Analysis in Consumer Research

Sun Xiang, Chen Yiwen

(*Institute of Psychology, the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101*)

Abstract: The conjoint analysis is a quantificational method of studying the consumers' preferences. It has been playing a more and more important role on consumer behavior since its origination, and it has been developing rapidly in no more than forty years. This paper firstly introduces the basic concept of conjoint analysis, then focuses on its principle, process and development, and finally makes a brief summary of its future direction.

Key words: conjoint analysis, preference model, orthogonal design, product simulation.