

# 双重路径决策中感应度的调节效应

## ——基于多群组分析

郭俊辉<sup>1</sup>, 许妍琳<sup>2</sup>

(1. 浙江科技学院 经济管理学院, 杭州 310023; 2. 上海铁路通信有限公司, 上海 200071)

**摘要:** 为了理解消费者双重路径决策中路径间的分工与合作规律, 通过对两项产品的数据拟合和多群组分析发现: 第一, 消费者的产品选购过程可以用二阶段的双路径决策模型来描述; 第二, 在整个产品选购过程中, 低感应个体属于恒定的“双路径并重型选购者”, 而高感应个体属于“单路径偏倚交替的选购者”; 第三, 感应度是影响消费者决策模式的一个有潜力的变量, 它在前后两个阶段中对于两个路径的使用比重起到恰好相反的调节作用。这些发现揭示了消费者对于商品信息的反应规律, 它对于广告沟通策略具有应用价值。

**关键词:** 双重路径; 感应度; 多群组分析

**中图分类号:** C934; F014.5      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-8798(2012)05-0343-08

# Moderating effect of sensitivity in dual path decision making based on multi-group analysis

GUO Jun-hui<sup>1</sup>, XU Yan-lin<sup>2</sup>

(1. School of Economics and Management, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China;  
2. Shanghai Railway Communication Co., Ltd, Shanghai 200071, China)

**Abstract:** In order to understand the law of division and cooperation in the dual path decision making of consumers, through fitting of four products data and multi-group analysis, this study has following findings. First, we can use decision-making model of two-stage process and dual-path to describe consumer purchase process. Second, in the entire product purchase process, lower sensitivity individuals take two-path balanced processing manner; in contrast, higher sensitivity individuals take single-path alternating bias processing manner. Third, the sensitivity is a potential variable in the consumer decision-making model and it has just the opposite moderating effect for using proportion of two paths in the former and later two stages. These can reveal consumer that phase response, phase reaction rules, there are significance for the market segmentation, brand positioning and advertising strategy.

**Key words:** dual path; sensitivity; multi-group analysis

收稿日期: 2012-04-04

基金项目: 浙江省哲学社会科学规划课题(12JCGL26YB); 辽宁省社会科学基金项目(L10BGJ006)

作者简介: 郭俊辉(1974—), 男(达斡尔族), 黑龙江省加格达奇人, 讲师, 博士, 主要从事营销科学与消费者行为学研究。

激烈的市场竞争,诱发了研究界对个体的决策态度及信息加工的关注。例如,信息处理模型假定人们对信息具备处理能力和处理动机,它以精致化可能性模型(elaboration likelihood model,ELM)为代表<sup>[1]</sup>。而情感介入模型(affect infusion model,AIM)强调情感在信息加工中的作用<sup>[2]</sup>,与 ELM 共同被认为是杰出的姊妹模型。ELM 和 AIM 模型通过提出双重路径概念,简捷地概括了个体的信息处理模式。然而,在产品选购和销售预测分析之中该类模型却很少被证实。由于传统的销售分析回归模型是以产品销量为因变量,促销力度、陈列方式等为自变量,因此,该方法只能观察到客观因素对产品销量的作用。

如果将双重路径这一概念运用于产品选购分析中,就可以深入地研究个体选购的内在机理。这样营销人员根据消费者的个体特质与习惯,调整商品传播中理性信息与感性信息的比重,就能提高目标品牌被消费者注意、喜好和选购的概率。这种方法无疑能够改善营销刺激的有效性,尤其是能够提高个性化营销的质量。因此,本研究关心的首要问题是,在产品选购中消费者的理性和感性两个路径,如何进行信息处理的分工与合作?同时,代表消费者特质因素的感应度如何影响决策中的这两个路径?这些研究对于理解消费者在产品选购中的决策规律,并应用于市场细分、广告策划均有一定的意义。

1 研究模型

1.1 松田等模型

2004 年,松田等首次将 ELM 及 AIM 的双重路径概念应用于消费者决策分析中,并预示了产品类别的调节效应<sup>[3]</sup>。如图 1 所示,他们设置产品的品牌信息为启动感性路径(边缘路径)处理的线索,而产品的属性信息为启动理性路径(核心路径)处理的线索。属性信息对安心感、好意度、购买意愿都有直接作用,而品牌信息只对安心感有直接作用,这说明属性信息对产品评价的影响范围大于品牌信息。同时,在耐用品和日用品之间的比较分析中发现,在信息处理初期,感性路径处理在日用品中比重较大,而理性路径处理在耐用品中比重较大。而在信息处理后期,两个路径的处理比重在这两类产品之间并无明显差异。

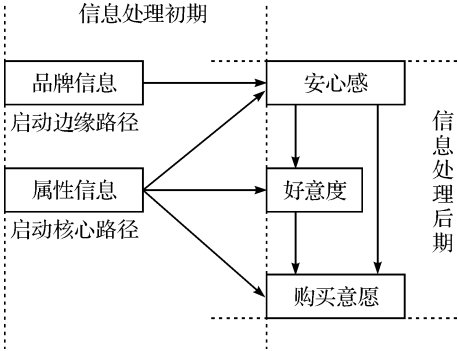


图 1 松田、楠见和铃木模型

Fig. 1 Matsuda et al model

1.2 品牌共鸣模型

然而,松田等模型的问题在于预设模型的拟合度偏低,同时,理性路径和感性路径之间有分离的模糊性问题,因此存在修正的空间。用于修正的支撑理论有品牌共鸣模型(brand resonance model,BRM),它在品牌创建和品牌资产评价理论中受到高度认可<sup>[4]</sup>。如图 2 所示,该模型强调品牌的强度由两个路径、四个层级和六个效果目标来实现。两个路径是指品牌创建的理性路径和感性路径。六个效果目标是品牌显著度、品牌功效、品牌形象、品牌判断、品牌感受及品牌共鸣。虽然所有的品牌评价是由两个路径

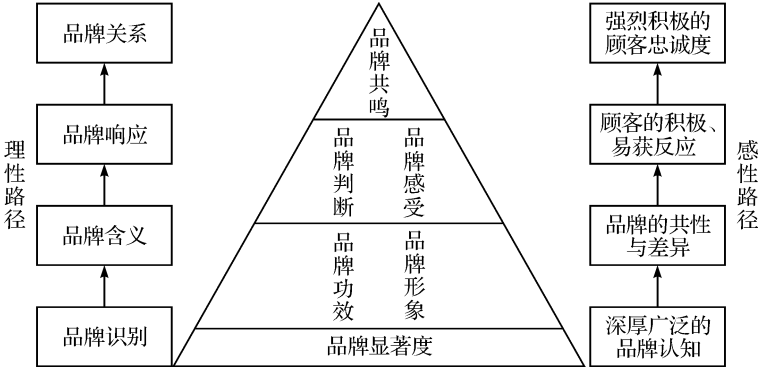


图 2 品牌共鸣模型(BRM)

Fig. 2 Brand resonance model

共同完成的,但是,同一个层级内部的评价一般习惯于从理性路径向感性路径传递,而能否向更高一个层级传递主要取决于感性处理的满意水平。

1.3 本研究的概念模型

根据松田等模型和品牌共鸣模型,消费者的产品选购过程可以分成两个路径。如图 3 所示,消费者通过“功能认知”,评价产品的功能是否能够达到最基本要求(合格度),如果合格将安心购买(选择决策)。在这里,功能认知→合格度→选择决策为理性路径。同时,品牌是产品的形体部分,消费者通过对于外在的“品牌感知”,形成感性的评价(好感度),如果有好感也将促进购买(选择决策)。在这里,品牌感知→好感度→选择决策为感性路径。其次,理性信息和感性信息将相互影响和相互渗透,也存在功能认知→好感度、品牌感知→合格度的路径。

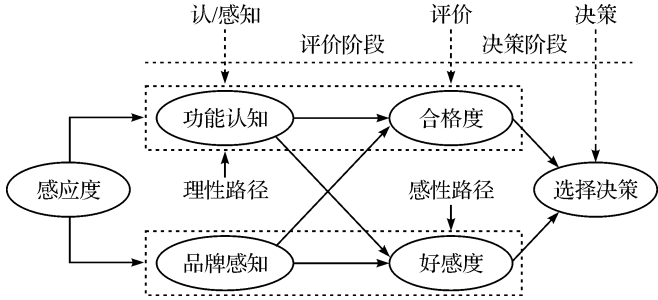


图 3 本研究的分析框架

Fig. 3 Analytical framework of this study

2 研究工具

到目前为止的 ELM、AIM 研究倾向于关注情境变量,例如,个体的情感状态、适应水平、环境、动机等,而对于个体固有的“特质变量-感应度”关注较少,而此类变量往往在决策中起到调节作用,从而颠覆预测结果。

特质理论(Trait theory)认为,特质是心理变量的一个基本单位,在各种情境中通过稳定表现一组特质,来勾勒出一个具有明显心理特征(例如,人格、价值观、气质、个性等)的个体。著名的 MBTI(myers-briggs type indicator)和大五模型(big five model)人格量表就是由人格特质构成,又如 A 型-B 型人格、高马基雅维里主义者等概念在行为学中广受关注。高感应量表通过测量个体的五个感官的感觉灵敏性和相应的脑知觉能力,确定个体是否属于高感应个体<sup>[5-7]</sup>。该概念起源于药物试验、化学反应中参与物质的敏感性程度,后来又应用到特长人才(歌手、运动员)选拔中的潜能测定,以及对于酒类、化妆品、奢侈品、品牌的消费敏感性测试。高感应个体有五个特征:第一,有较高的消费水准;第二,较早的接受新产品和新服务;第三,有较强的信息探索和接受能力;第四,能够积极地影响他人;第五,倾向于自己做出购买决定。该量表与 AIO 清单、VALS 和 VALS2 的部分维度有一致性,在市场细分战略中具备较高的预测力。例如,和低感应个体相比,高感应个体更容易从店面氛围、商品的多元性和附加价值的角度来评价产品。同时,他们往往对各类传播媒体有较高的关注度,虽然是新产品的早期采用者,但对于特定产品有高重复购买率。可见,由于高感应个体与低感应个体之间存在不同的消费决策,因此,可以推断感应度对消费者决策有潜在的调节机能。

品牌共鸣模型认为,消费者在初期(评价阶段)无论是更多地利用理性资源还是感性资源,但是在后期(决策阶段)主要取决于人与品牌之间的感性的共鸣程度,因此有假设 H1a、H1b。正是由于在产品决策阶段,低感应个体与高感应个体都倾向于感性路径的处理,因此在这个阶段中他们的路径使用比重应当无显著差异,有假设 H1c。而在产品评价阶段,感应能力较低的个体有可能动用所有的理性与感性的资源,才能够完成信息处理和决策的任务。相反,感应能力较高的个体,它只需动用理性与感性的其中一个路径就可以轻松地完成这些任务。因此,有假设 H2a、H2b。正是由于低感应个体采取双路径并重型、而高感应个体采取单路径偏倚型的处理方式,将导致这两类个体在两个路径的使用比重上存在显著差异,因此,有假设 H2c。

产品决策阶段假说:

H1a 低感应个体较多地使用感性路径。

H1b 高感应个体也较多地使用感性路径。

H1c 低感应个体与高感应个体在两个路径的使用上没有显著差异。

产品评价阶段假设：

H2a 低感应个体采取双路径并重型评价模式。

H2b 高感应个体采取单路径偏倚型评价模式。

H2c 低感应个体与高感应个体在两个路径的使用上有显著差异。

基于以上的理解,本研究建立图 4 的多群组分析的预设模型。首先通过个群分析探讨该模型对于消费者决策的拟合情况,之后,再通过多群组分析探讨在该决策模式之下是否存在感应度的调节效应。

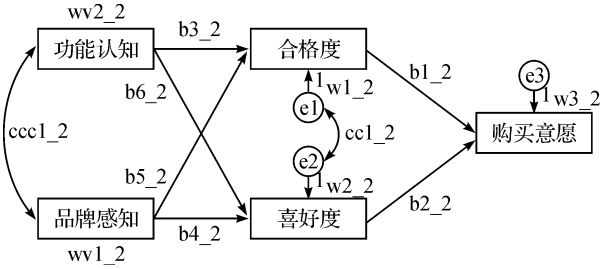


图 4 多群组分析的预高模型

Fig. 4 Default model of multi-group analysis

3 研究方法

3.1 调研设计

调研共分两个阶段,第一个阶段为产品的预调研阶段,第二个阶段为实验阶段。通过预调研和联合分析法,选定了在实验中对每项产品需要提示的产品属性。表 1 和表 2 为实验中所使用的两类数码产品的相关信息,它们分别是手提电脑和手机。每类产品均由 3 个品牌组成,而每个品牌又由参考价格(一个)、功能属性(两个),品牌属性(两个)的 3 个部分来限定。对于每个属性,三个品牌的属性水平有一定的差异,从而使三个品牌之间不存在绝对优势的选项,这样就容易激发被试的选购决策机制。而功能属性水平起到促进理性路径,品牌属性水平起到促进感性路径处理的作用。

3.2 调研题目

对某高校的 218 名学生实施问卷调查,问卷回收率为 100%,有效问卷为 211 份,有效率为 96.7%。其中男生 107 名、女生 104 名,分别占 50.7%和 49.3%。在国外研究中,手提电脑和手机在选择实验中具有稳定性的报道<sup>[8]</sup>。问卷调查中,首先要求被试对于表 1 和表 2 中每项产品以参考价格为基础,对功能认知(这个产品的功能元素如何?)、品牌感知(这个产品的品牌元素如何?)、产品合格度(作为产品符合最为基本的要求吗?)、品牌好感度(你喜欢这个产品吗?)和购买意愿(你想购买这个产品吗?)分别以 0.0~1.0 之间的数值进行评价。之后,使用 9 点量表测量被试的感应度。

3.3 量表检验

信度分析:采用式(1)的 Cronbach  $\alpha$  系数来测量高感应量表信度。

表 1 手提电脑的属性与备选

Table 1 Attributes and options of Note-PC


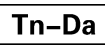


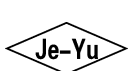

品牌 序号	参考价 格/千元	功能属性		品牌属性	
		内存容量/GB	硬盘容量/GB	品牌名称	品牌标志
1	4	1	40	Think-Note	
2	5	2	80	腾达电脑	
3	6	3	120	BFE	

表 2 手机的属性与备选

Table 2 Attributes and options of mobile phone

品牌 序号	参考价 格/元	功能属性		品牌属性	
		屏幕大小/cm	信号质量	品牌名称	品牌标志
1	500	1×7	A	E-Mobile Phone	
2	1 000	2×10	AAA	捷远手机	
3	1 500	5×15	AAAAA	TNG	

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^k S_i^2}{S_T^2} \right]$$

(1)

式(1)中:K—量表中问题条目的总数;S<sub>i</sub><sup>2</sup>—第 i 题得分的方差;S<sub>T</sub><sup>2</sup>—总得分的方差。

测量结果 α 为 0.847,说明量表具有较好的内部一致性。

效度分析:它一般可以由建构效度检验来实现,这就需要分别做收敛效度与区别效度分析。如表 3 所示,探索性因子分析的结果 KMO 值为 0.753,适合做因子分析。探索性因子分析(主成份法)的结果表明,该量表由四个因子组成,因子累积贡献率为 76.3%(表 4),这说明该量表有较好的收敛效度。如表 5 所示,这四个因子分别被命名为感知力、预知力、创造力和想象力,它们反映了高感应的成分构成。同时,这四个因子之间的相关系数均在 0.2~0.4 之间,这又说明四个因子间有较好的区别效度(表 6)。这些验证了该量表具有较好的建构效度,即表明了量表的效度检验合格。

表 3 KMO 和 Bartlett 的检验

Table 3 KMO and Bartlett's test

取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量	Bartlett 的球形度检验		
	近似卡方	df	Sig.
0.753	383.141	66	0.000

表 4 解释的总方差

Table 4 Total variance explained

成分	初始特征值			提取平方和载入			旋转平方和载入		
	合计	方差的/%	累积/%	合计	方差的/%	累积/%	合计	方差的/%	累积/%
1	3.608	30.065	30.065	3.608	30.065	30.065	2.441	25.345	25.345
2	2.302	22.671	52.736	2.302	22.671	52.736	2.302	20.736	46.081
3	1.549	12.576	65.312	1.549	12.576	65.312	1.549	16.944	63.025
4	1.236	10.023	76.335	1.236	10.023	76.335	1.236	13.310	76.335
5	0.902	4.949	81.284						
6	0.875	3.317	84.601						
7	0.681	3.114	87.715						
8	0.594	2.831	90.546						
9	0.549	2.662	93.208						
10	0.398	2.893	96.101						
11	0.353	2.515	98.616						
12	0.310	1.384	100.000						

提取方法:主成分分析。

表 5 旋转成分矩阵<sup>a</sup>

Table 5 Rotated component matrix<sup>a</sup>

高感应量表	成分			
	感知力	预知力	创造力	想象力
1. 对于颜色和造型我都很很有天赋。	<u>0.785</u>	0.171	0.034	0.049
2. 我能够很好地甄别音色的好坏。	<u>0.822</u>	0.132	0.128	−0.115
3. 我的节奏感比较强。	<u>0.794</u>	0.156	0.221	−0.053
4. 我能够区别口味的微妙差异。	0.155	<u>0.786</u>	0.165	0.004
5. 我对于嗅味较为敏感。	0.016	<u>0.662</u>	−0.078	−0.112
6. 东西的好坏我立即就知道。	0.340	<u>0.611</u>	0.091	0.004
7. 什么样的东西能够流行我能预感到。	0.355	<u>0.534</u>	0.288	0.271
8. 在集会中我能够很快地与素不相识的人成为朋友。	0.240	−0.027	<u>0.730</u>	−0.062
9. 愚昧荒唐的事情我一眼就能够看破。	−0.184	0.045 7	<u>0.614</u>	−0.172
10. 我擅长于经常改造或制造物品。	0.159	0.090	<u>0.694</u>	0.099
11. 我经常浮想联翩而不能自拔。	0.005 9	−0.092	0.111	<u>0.877</u>
12. 我的运动神经比较好。	0.367	−0.049	0.356	<u>−0.620</u>

提取方法:主成分分析法;旋转法:具有 Kaiser 标准化的正交旋转法;a. 旋转在 6 次迭代后收敛。

数据分组:为了便于多群组分析,将该量表的 12 项的均值作为感应度的测度。均值小于 5 的个体纳入低感应群之中,而大于等于 5 的个体纳入高感应群体之中。

4 研究结果

4.1 个群分析——路径系数的显著性检验

图 5 和图 6 分别为个群分析后的低感应群体和高感应群体的双重路径图,表 7 为模型拟合度指标及评价基准,高感应群的各项指标达到要求,而低感应群的  $P$  值与 CMIN/DF 未达到要求,说明该模型更适合于高感应群体的分析。表 8 为路径系数估计值。图 5 的低感应群中所有的系数均为显著。图 6 的高感应群中,实线为显著路径,虚线表示的功能认知→喜好度、品牌感知→喜好度、合格度→购买意愿为非显著路径。

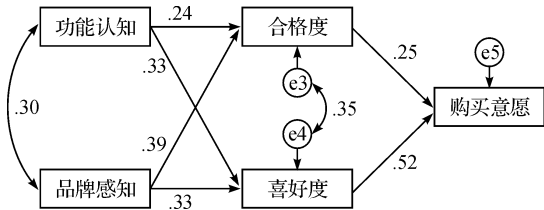


图 5 低感应群体模型

Fig. 5 Model of lower sensitivity group

表 6 相关系数				
Table 6 Correlation coefficient				
	感知力	预知力	创造力	想象力
感知力	1			
预知力	0.423 **	1		
创造力	0.325 **	0.367 **	1	
想象力	0.290 **	0.119	0.256 **	1

注: \*\* 在 0.01 水平(双侧)上显著相关。

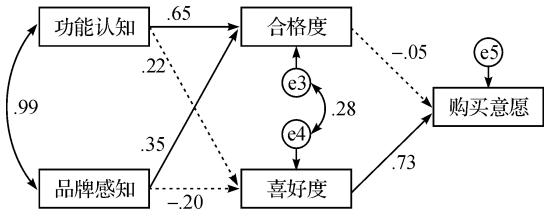


图 6 高感应群体模型

Fig. 6 Model of higher sensitivity group

表 7 模型拟合度及评价基准——基于个群分析

Table 7 Fitting and evaluative benchmarks of model based on single group analysis								
评价指标	CMIN	DF	$P$	CMIN/DF	AGFI	NFI	CFI	RMSEA
评价标准	越小越好		$>0.10$	$1 \leq x^2/df \leq 2$	$>0.9$	$>0.9$	$>0.9$	$<0.10$
低感应群体	14.427	2	0.001	7.213	0.973	0.796	0.959	0.177
高感应群体	3.146	2	0.207	1.573	0.996	0.972	1.000	0.042

表 8 路径系数估计值——基于个群分析

Table 8 Estimates of path coefficient based on single group analysis										
路径系数协方差	估计值		标准误		C. R.		$P$		标准化估计值	
	低感应群体	高感应群体	低感应群体	高感应群体	低感应群体	高感应群体	低感应群体	高感应群体	低感应群体	高感应群体
合格度←功能认知	0.209	0.486	0.056	0.036	3.707	13.463	***	***	0.237	0.650
喜好度←品牌感知	0.338	-0.027	0.065	0.064	5.213	-0.429	***	0.668	0.328	-0.198
合格度←品牌感知	0.325	0.342	0.054	0.048	6.066	7.161	***	***	0.388	0.346
喜好度←功能认知	0.363	0.023	0.068	0.048	5.327	0.479	***	0.632	0.335	0.222
购买意愿←合格度	0.338	-0.007	0.083	0.006	4.053	-1.243	***	0.214	0.245	-0.047
购买意愿←喜好度	0.586	0.821	0.068	0.042	8.642	19.460	***	***	0.523	0.731
功能认知↔品牌感知	0.048	14.112	0.012	1.101	4.099	12.819	***	***	0.304	0.993

注: \*\*\* 表示  $P=0.000$ 。

4.2 多群组分析——路径系数间的差异性检验(包括群内与群间)

多群组分析能够直接检验群内、群间的路径系数之间是否存在显著差异<sup>[9-10]</sup>。它通常设置无限制模型和几个有限制模型进行比较检验,限制强度从小到大的顺序是无限制模型、结构系数模型、结构协方差模型、结构残差模型。如表 9 所示,显然无限制模型与其他三类的有限制模型相比,在 CMIN/DF、RMSEA、AIC、BCC 等数值上都较小,这说明模型的无限制假定是正确的。与表 9 的整体性检验相比,表 10 检验了路径系数之间的差异性检验结果。该表的表头和表侧中的每个变量代表路径,而每个变量中字母

b 后面的第一个数字表示路径的位置,每个变量所代表的路径位置请参考图 4,图 4 显示的是高感应群体的路径模型。同时,每个变量中字母 b 后面的第二个数字表示该路径所属的群,例如 1 代表低感应群体、2 代表高感应群体。其次,每两个变量之间的交叉处数字代表这两个路径之间的检验统计量,一般该数字的绝对值如果大于 1.96,就说明这两个路径之间有显著性差异。在这里只探讨与本研究假设相关的路径,被探讨的统计量值由阴影表示。

表 9 模型间的拟合度比较——基于多群组分析

Table 9 Comparison of fitting between models based on multi-group analysis							
评价指标	CMIN	DF	P	CMIN/DF	RMSEA	AIC	BCC
1. 无限制模型	17.588	4	0.001	4.397	0.080	69.588	70.890
2. 结构系数模型与无限制模型	149.113	10	0.000	14.911	0.162	189.113	190.114
3. 结构协方差模型与无限制模型	131.525	6	0.000				
4. 结构残差模型与无限制模型	898.382	13	0.000	69.106	0.358	932.382	933.233
5. 结构残差模型与无限制模型	880.793	9	0.000				
6. 结构残差模型与无限制模型	904.367	17	0.000	53.198	0.314	930.367	931.017
7. 结构残差模型与无限制模型	886.778	13	0.000				

表 10 路径系数的临界比率值——基于多群组分析

Table 10 Critical ratio values of path coefficients based on multi-group analysis												
	b1_1	b2_1	b3_1	b4_1	b5_1	b6_1	b1_2	b2_2	b3_2	b4_2	b5_2	b6_2
b1_1	0.000											
b2_1	2.669	0.000										
b3_1	-1.285	-4.266	0.000									
b4_1	-0.011	-2.639	1.221	0.000								
b5_1	-0.139	-3.013	1.306	-0.184	0.000							
b6_1	0.224	-2.313	2.133	0.236	0.417	0.000						
b1_2	-2.153	-5.169	-1.118	-2.490	-2.580	-2.702	0.000					
b2_2	4.303	2.070	7.206	5.100	5.850	4.652	6.438	0.000				
b3_2	0.144	-2.803	2.198	0.186	0.384	-0.124	3.062	-5.786	0.000			
b4_2	-1.504	-4.423	-0.311	-1.986	-1.748	-1.966	0.780	-7.252	-2.002	0.000		
b5_2	-0.778	-3.827	0.713	-0.909	-0.845	-1.181	1.865	-6.914	-1.077	1.359	0.000	
b6_2	0.762	-1.896	2.560	0.904	1.157	0.596	3.583	-4.441	1.138	2.313	1.829	0.000

在结合表 10 与图 4、图 5、图 6 的基础上,可以做出以下的判断。首先,b1\_1 与 b2\_1 为 2.669、b3\_1 与 b4\_1 为 1.221,说明低感应群在产品决策阶段中感性路径明显大于理性路径,并在产品评价阶段中两个路径不存在显著差异。因此,支持了假设 H1a 与 H2a。同时,b1\_2 与 b2\_2 为 6.438、b3\_2 与 b4\_2 为 -2.002,说明在产品决策阶段中高感应群的感性路径明显大于理性路径,而在产品评价阶段中感性路径明显小于理性路径。而且每次只有一个路径显著,因此,支持了假设 H1b 与 H2b。又如 b1\_1 与 b1\_2 为 -2.153, b2\_1 与 b2\_2 为 2.070,说明在产品决策阶段,低感应群与高感应群相比,理性路径使用较多而感性路径使用较少,不支持 H1c。同时,b3\_1 与 b3\_2 是 2.198、b4\_1 与 b4\_2 是 -1.986,说明在产品评价阶段,低感应群和高感应群相比,理性路径使用较少而感性路径使用较多,这样就支持了 H2c。

5 研究讨论

本研究在松田等模型、品牌共鸣模型(BRM)的基础上,通过对两类数码产品的实证调研重建二阶段的双重路径决策模型进行多群组分析。作为特质变量的感应度,在过去的研究中极少被涉及,然而它在消费者决策中起着重要的调节作用,有可能颠覆消费者的决策方向和研究者的预测结果。根据表 11 的假设检验汇总,可以做以下讨论。

表 11 假设与检验汇总

Table 11 Summary of assumptions and tests		
选购过程	假设	是否成立
决策阶段	H1a	○
	H1b	○
	H1c	×
	H2a	○
评价阶段	H2b	○
	H2c	○

注:○表示成立;×表示不成立。

第一,低感应群在决策阶段中倾向于采取感性路径主导的双路径处理模式(H1a),而在评价阶段中依赖于双路径(H2a),这说明低感应个体在整个的选购过程中属于双路径并重型的信息处理者。第二,高感应群在决策阶段中依赖于感性路径(H1b),而在评价阶段中依赖于使用理性路径(H2b),说明高感应个体在整个的选购过程中属于单路径交替的信息处理者。第三,H1c的不成立说明在产品决策阶段,高低感应的两个群体之间存在显著差异,低感应个体比高感应个体,较多地使用理性路径而较少使用感性路径。同时,H2c的成立说明在产品评价阶段,低感应个体比高感应个体,较少使用理性路径较多使用感性路径。可见,在不同的选购阶段,感应度不同的两类个体所采用的主要路径恰好相反。

## 6 结论与启示

### 6.1 研究结论

因为大学生为数码产品中一个重要的消费群体,因此本研究在调研中共选取了 218 名大学生作为被试,虽然样本数略显不足,但是分析结果基本可以代表大学生这个细分市场的选购特征。研究结论如下:第一,消费者的产品选购过程可以用二阶段(评价阶段、决策阶段)的双路径(理性路径、感性路径)决策模型来描述;第二,在整个产品选购过程中,低感应个体属于恒定的“双路径并重型选购者”,高感应个体属于“单路径交替的选购者”;第三,感应度在两个阶段之间对个体的两个路径的使用比重起到恰好相反的调节作用,这说明感应度是影响消费者选购决策模式的一个有潜力的变量。

### 6.2 研究启示

第一,基于感应度的分析结果反映了消费者对市场信息的路径反应规律。如果通过调整商品传播中理性信息与感性信息的比重,迎合感应度的调节规律,能够提高目标品牌被消费者偏好的概率,从而加强个性化营销的质量。第二,由于感应度存在个体差异,它可以作为市场细分维度使用。例如,将其与诸如收入、职业、偏好等变量结合时,可以指导产品设计、品牌定位,从而提高它们被目标群体接受的概率。第三,在建立产品选购和销售预测模型时,价格、促销力度、陈列方式等自变量以外加入感应度作为调节或虚拟变量时,能够提高模型的拟合度和预测能力。

### 参考文献:

- [1] Petty R E, Cacioppo J T. Communication and Persuasion: Central and Peripheral Routes to Persuasion[M]. New York: Springer Verlag,1986.
- [2] Forgas J P, Laham S M, Vargas P T. Mood effects on eyewitness memory: Affective influences on susceptibility to misinformation[J]. Journal of Experimental Social Psychology,2005,41:574-588.
- [3] 松田憲,楠見孝,鈴木和将. 広告の商品属性と商品名典型性が感性判断と購買欲に及ぼす効果[J]. 日本認知心理学研究,2004(1):1-12.
- [4] Keller K L. 战略品牌管理[M]. 卢泰宏,吴水龙,译. 北京:中国人民大学出版社,2009.
- [5] 堀 真. ライフスタイル分析の単純化—高感度尺度による分析[M]. 东京:ダイヤモンド社,1979.
- [6] 杉本徹雄. 消費者理解のための心理学[M]. 东京:福村出版株式会社,2001.
- [7] 堀 真. 感度尺度による定性変化の予測の試みと展望—革新の普及過程理論の周辺における一応用例とその拡張—[C]. 东京:マーケティング・サイエンス学会第 86 回研究大会纪要,2009.
- [8] Ran K, Netzer O, Srinivasan V. Alternative models for capturing the compromise effect[J]. Journal of Consumer Research, 2004, 41:237-257.
- [9] 张连刚. 基于多群组结构方程模型视角的绿色购买行为影响因素分析:来自东部、中部、西部的数据[J]. 中国农村经济,2010(2):44-56.
- [10] 贺爱忠,李韬武,盖延涛. 城市居民低碳利益关注和低碳责任意识对低碳消费的影响:基于多群组结构方程模型的东、中、西部差异分析[J]. 中国软科学,2011(8):185-192.