

基于 PLS 路径模型的顾客满意度测评研究

赵富强^{1,2}, 张磊², 陈钊²

(1.天津大学 管理学院, 天津 300072; 2.天津财经大学, 天津 300222)

摘要: 根据美国顾客满意度指数模型,提出了一种基于 PLS 路径模型的顾客满意度测评模型;详细阐述了模型设定、模型估计和模型评价。实例证明该顾客满意度测评模型显变量符合单一纬度条件、具有良好的内敛效度、具有一定的解释能力,拟合效果可以接受,为国内顾客满意度测评研究提供了实用方法。

关键词: PLS 路径模型; 结构方程; 顾客满意度

中图分类号: F275

文献标识码: A

文章编号: 1009-3370(2010)04-0061-05

企业经济增长缓慢、市场日趋成熟和国际竞争不断加剧的局面,使得顾客变成一种日益稀缺的资源,顾客在商品交易中地位的不断提。顾客是企业最重要的无形资产,企业如何留住顾客、让顾客感到满意成为一种越来越具有吸引力的营销策略。顾客满意度是一个经济心理学的概念,是用消费者的消费经验来衡量产品和服务的质量的,是评价企业质量管理体系业绩的重要手段。顾客满意程度越高,企业竞争力越强,市场占有率就越大,企业效益就越好;也是企业生存发展壮大的根本许多企业开始意识到提升客户满意度的重要性。

一、美国顾客满意度指数模型

很多发达国家都建立了自己的顾客满意度指数模型:瑞典顾客满意度晴雨表指数(SCSB,1989)、美国顾客满意度指数(ACSI,1994)和欧洲顾客满意度指数(ECSI,1999)等。目前顾客满意度通用模型是美国密西根大学商学院国家质量研究中心 Fornell 教授推出的基于因果关系的顾客满意度指数模型。该模型是以因果关系为基础,将顾客满意度置于一个因果关系链的中心,因果关系链开始于影响顾客满意度的前期因素,终止于顾客满意度所影响的最终因素。它是目前研究顾客满意度模型的主流,也是国家顾客满意度指数建立的基础。

1. 美国顾客满意度指数模型

美国顾客满意度指数模型(American Customer Satisfaction Index, ACSI)是以 SCSB 模型为原形,包括六个结构变量和九个关系,增加了结构变量一感知质量。顾客期望是外生变量,其他变量为内生变量,是目前被广泛采用或借鉴的顾客满意度指数测评模型^[1,2,3]。到 1998 年,ACSI 模型已用于美国 7 个部门 34 个行业中的 200 家企业的顾客满意度指数测评。

2. ACSI 模型路径图

ACSI 模型包含六个潜变量,一个为外生变量,五个为内生变量,其路径图如图 1 所示。其中: ξ_r 潜(隐)变量, ξ_i 为潜自变量(外生变量),其他为潜因变量(内生变量); x_{rt} 为显变量(观测变量, $r=0,1,2,3,4,5$),即为 ξ_r 的指标, t 为潜变量对应观测值的个数($t=1,2,\dots,k_r,k_r$ 为第 r 个潜变量对应观测值的个数),如:第一个潜变量 x_{i1} 对应三个观测值, $i=1,2,3; LX_r$ 分别为潜变量 ξ_r 的 PLS 估计值。路径图共分为六个部分,记为 X_r 块(X_r -block)。

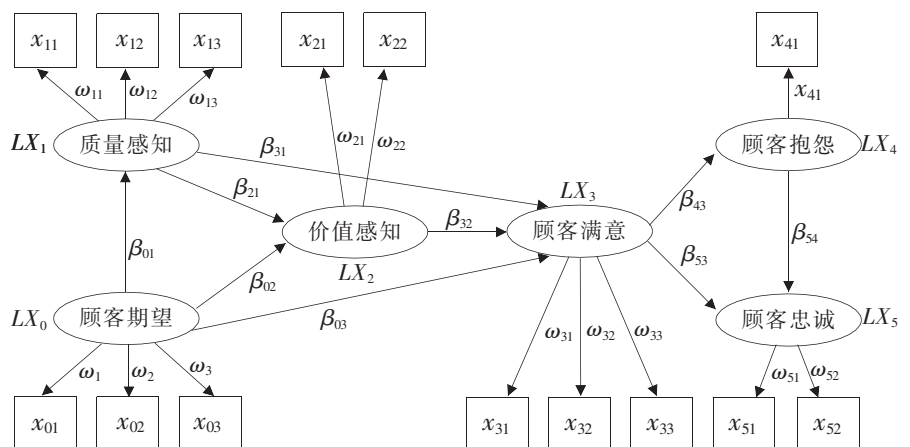


图1 ACSI 模型路径图

收稿日期: 2009-09-04

作者简介: 赵富强(1974—),男,博士研究生,天津财经大学讲师。E-mail: fqzhao@126.com

二、基于 PLS 路径模型的顾客满意度测评模型建立

Herman Wold(1975,1982,1985)^[5-6]提出 PLS 路径模型(PLSPM)。该模型主要由两部分组成:第一是测度模型,用于描述显变量与隐变量之间的关系;第二是结构模型,用于描述隐变量之间的关系。

(一)ACSI 模型指标体系

在 ACSI 模型中,顾客期望、质量感知、价值感知、顾客满意、顾客抱怨、顾客忠诚 6 个潜变量(隐变量)为顾客满意度指数测评的一级指标,与其对应的显变量为二级指标,ACSI 指标体系见表 1。

表 1 模型中的隐变量与测度指标

潜变量	显变量(指标)	潜变量	显变量(指标)
顾客期望 ξ_0 Expectation	总体期望 x_{01}	顾客满意 ξ_3 Satisfaction	总体顾客满意度 x_{31}
	个性化期望 x_{02}		与期望产品(服务)的差距 x_{32}
	可靠性期望 x_{03}		与理想产品(服务)的差距 x_{33}
质量感知 ξ_1 Quality	总体质量 x_{11}	顾客抱怨 ξ_4 Complaint	顾客抱怨与否 x_{41}
	产品个性化的评价 x_{12}		
	产品可靠性的评价 x_{13}		
价值感知 ξ_2 Value	给定质量的价格水平 x_{21}	顾客忠诚 ξ_5 Loyalty	再次购买的可能性 x_{51} 价格敏感度 x_{52}
	给定价格的质量水平 x_{22}		

算法中被假定满足以下关系:

1)期望关系

$$E(x_{ri}|\xi_r)=\pi_{rk_0}+\pi_{ri}\xi_r \quad (2)$$

2)潜变量均值为 0,方差单位化

为了克服变量单位不同对方程的影响的差异,需要对方程自变量标准化,即

$$E(\xi_r)=0, \text{Var}(\xi_r)=1 \quad (3)$$

3)非相关性

由式(1a)的指定的残差 v_{rk} 与潜变量 ξ_r 互不相关,即:

$$r(\varepsilon_{ri}, \xi_r) \quad (4a)$$

本块的残差和其他结构的残差无关的

$$r(\varepsilon_{rk}, \varepsilon_{r'k'})=0 \quad r'=0,1,2,3,4,5; r \neq r' \quad (4b)$$

更进一步,假定块结构的残差互不相关,即

$$r(\varepsilon_{rk}, \varepsilon_{r'k'})=0 \quad (4c)$$

(2)内部关系(Inner Relation)即潜变量与潜变量之间的关系

含多个潜变量结构方程模型的内部关系设定原则是内部关系应该构成一个线性因果链系统(linear causal chain system)

$$\xi_1=\beta_{10}+\beta_{01}\xi_0+v_1 \quad (5a)$$

$$\xi_2=\beta_{20}+\beta_{21}\xi_1+\beta_{02}\xi_0+v_1 \quad (5b)$$

(二)模型设定

(1)块结构(Block Structure)

需要指出的是,含多个潜变量结构方程模型的块结构设定原则与前述含两个量结构方程模型一样,都是假定块内每个指标分别与对应的潜变量存在线性关系。

具体设定如下

$$x_{ri}=\pi_{rk_0}+\pi_{ri}\xi_r+\varepsilon_{ri}$$

$$r=0,1,2,3,4,5$$

$$i=1,2,\dots,k_r \quad (1)$$

其中, π_{ri} 为 x_{ri} 指标的载荷系数(测量模型系数), ε_{ri} 为残差, π_{rk_0} 为截距值。上述结构在 PLS-SEM

$$\xi_3=\beta_{30}+\beta_{32}\xi_2+\beta_{31}\xi_1+\beta_{03}\xi_0+v_3 \quad (5c)$$

$$\xi_4=\beta_{40}+\beta_{43}\xi_3+v_4 \quad (5d)$$

$$\xi_5=\beta_{50}+\beta_{54}\xi_4+\beta_{53}\xi_3+v_5 \quad (5e)$$

同样有

$$E(\xi_1|\xi_0)=\beta_{10}+\beta_{01}\xi_0 \quad (6a)$$

$$E(\xi_2|\xi_0, \xi_1)=\beta_{20}+\beta_{21}\xi_1+\beta_{02}\xi_0 \quad (6b)$$

$$E(\xi_3|\xi_0, \xi_1, \xi_2)=\beta_{30}+\beta_{32}\xi_2+\beta_{31}\xi_1+\beta_{03}\xi_0 \quad (6c)$$

$$E(\xi_4|\xi_3)=\beta_{40}+\beta_{43}\xi_3 \quad (6d)$$

$$E(\xi_5|\xi_3, \xi_4)=\beta_{50}+\beta_{54}\xi_4+\beta_{53}\xi_3 \quad (6e)$$

因此

$$\begin{aligned} r(\xi_1, \xi_0) &= r(\xi_2, \xi_0) = r(\xi_3, \xi_0) = r(\xi_2, \xi_1) = \\ r(\xi_3, \xi_2) &= r(\xi_4, \xi_3) = r(\xi_5, \xi_3) = r(\xi_5, \xi_4) = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

(3)权重关系

PLS 算法的主要原理是假定各组观测变量之间的所有信息均由潜变量来传递,因此我们可以利用潜变量与其相邻接潜变量进行信息交换;在 PLS 算法中,这种信息交换是通过两种方式来体现的内部关系和权重关系。权重关系利用信息交换过程中的部分信息估计潜变量值。任何一个潜变量均可以通过其指标变量的加权和来估计,而权重则由所选择的权重关系来确定。每个潜变量权重关系可根据不同的情况包括模式 A 或模式 B。

模式 A 权重关系为

$$x_{rln} = \omega_n U_r + d_{rn} \quad (8)$$

模式 B 权重关系为

$$U_r = \sum_{t=1}^{k_r} (\omega_n x_{rtn}) + d_{rn} \quad (9)$$

对 ACSI 路模型中潜变量 ξ_r 的符号权重和定义为 U_r 。假设与 ξ_i 邻接的潜变量是 ξ_j , 则公式表示如下

$$U_r = \sum_j (S_{ij} L X_j) \quad (10)$$

其中 $S_{ij} = \text{sign } r(LX_i, LX_j)$ (11)

式中, S_{ij} 是 LX_i 和 LX_j 的带符号相关系数。

$$LX_r = f_r \sum_{t=1}^{k_r} (\omega_n x_{rtn}) \quad (LX_r \text{ 是 } \xi_r \text{ 的估计值}) \quad (12)$$

$$f_r = \pm N^{-\frac{1}{2}} \left\{ \sum_n \left[\sum_n (\omega_n x_{rtn}) \right]^2 \right\}^{-\frac{1}{2}} \quad (13)$$

式中, f_r 的正负符号选择取决于期望的相关关系。

(三) 模型估计

模型设定完成以后, 就可以利用 PLS 算法来估计模型中各个参数, 进而求解出整个结构方程模型。这里取样本容量为 N , 指标 x_n 的样本观测值分别记为 x_{rn} , 其中 $n=1, 2, \dots, N$ 并且所有数据都已经标准化(均值为 0, 方差为 1)。

基于 ACSI 模型的 PLS 算法主要分三步。

第一步, 通过反复迭代得到潜变量估计值, 具体步骤如下:

- 1) 设定初始权重 $\omega_n^{(s)}$;
- 2) 利用 $\omega_n^{(s)}$ 根据公式(13)计算 f_r , 进而根据公式(12)计算 ξ_r 的估计值 LX_r ;
- 3) 利用 LX_r 由公式(11)计算 S_{ij} ;
- 4) 利用 S_{ij} 根据公式(10)计算 U_r ;
- 5) 利用 U_r 根据公式(8)或(9)回归计算新的权重 $\omega_n^{(s+1)}$;
- 6) 继续 2), 直至 $|\omega_n^{(s+1)} - \omega_n^{(s)}| < 10^{-5}$ 或 $(|\omega_n^{(s+1)} - \omega_n^{(s)}|) / \omega_n^{(s)} < 10^{-5}$ 迭代结束。

整个迭代过程就是在上面的式 2) 至 6) 间反复进行, 直至满足某个设定的迭代中止标准, 迭代计算出每个潜变量的估计值(case value)。循环终止条件为:

$$|\omega_n^{(s+1)} - \omega_n^{(s)}| < 10^{-5} \text{ 或 } (|\omega_n^{(s+1)} - \omega_n^{(s)}|) / \omega_n^{(s)} < 10^{-5} \quad (14)$$

第二步, 将由第一步得出的潜变量估计值 LX_r 分别与对应的指标观测值回归, 根据潜变量的估计值, 利用公式(1)计算外部关系的载荷系数, 利用公式(5)计算内部关系的回归系数。

(1) 块结构参数的估计(外部关系)

$$x_{rn} = p_n L X_m + \varepsilon_{rn} \quad r=0, 1, 2, 3, 4, 5 \quad (15)$$

式中, ε_{rn} 为残差, p_n 为回归系数(测量模型系数)。

(2) 内部关系参数的估计(内部关系)

$$LX_{1n} = b_{01} L X_{0n} + v_{1n} \quad (16a)$$

$$LX_{2n} = b_{21} L X_{1n} + b_{02} L X_{0n} + v_{2n} \quad (16b)$$

$$LX_{3n} = b_{32} L X_{2n} + b_{31} L X_{1n} + b_{03} L X_{0n} + v_{3n} \quad (16c)$$

$$LX_{4n} = b_{43} L X_{3n} + v_{4n} \quad (16d)$$

$$LX_{5n} = b_{54} L X_{4n} + b_{53} L X_{3n} + v_{5n} \quad (16e)$$

式中, v_{rn} 为残差, b 为回归系数(结构模型系数)。

第三步, 求出均值, 给出最初的关系式。

由于结构方程偏最小二乘法的第三阶段。在前面的结构方程偏最小二乘法的数学推导中计算, 是将相应数据标准化为 0 均值来进行的。现在要考虑去除这种数据标准化结构方程中各参数的推导计算情况。

由公式(12)我们可知

$$\overline{LX_r} = f_r \sum_t (\omega_n \overline{x_{rt}}) \quad (17)$$

如果附加参数已经估算出, 那么相应的定位参数就能求出。因此, 由估计方程(15), 块结构方程(1)中的定位参数可如下计算: 所以式(15)中的截距项分别为

$$p_{r0} = \overline{x_{rt}} - p_n \overline{LX_r} \quad (18)$$

对于内部关系(5), 由相应的估计方程(16), 就能得到其定位参数如下

$$b_{10} = \overline{LX_{1n}} - b_{01} \overline{LX_{0n}} \quad (19a)$$

$$b_{20} = \overline{LX_{2n}} - b_{21} \overline{LX_{1n}} - b_{02} \overline{LX_{0n}} \quad (19b)$$

$$b_{30} = \overline{LX_{3n}} - b_{32} \overline{LX_{2n}} - b_{31} \overline{LX_{1n}} - b_{03} \overline{LX_{0n}} \quad (19c)$$

$$b_{40} = \overline{LX_{4n}} - b_{43} \overline{LX_{3n}} \quad (19d)$$

$$b_{50} = \overline{LX_{5n}} - b_{54} \overline{LX_{4n}} - b_{53} \overline{LX_{3n}} \quad (19e)$$

$$m_{rn} = p_{r0} + p_n b_{r0} \quad (19f)$$

至此, 整个 PLS 路径模型求解完成。

通过上面所述的结构方程偏最小二乘法的三步骤, 就能计算估算出结构方程模型中所涉及的所有参数的偏最小二乘估计来。得到这些参数的估计值后, 就可以根据预先设定的模型情况来与这些估计作比较, 从而得到模型的设定是否合理并采用相应的方法对不合理的情况进行调整修改模型。

(四) 模型评价

由于 PLS 建模方法没有分别假设要求, 非参数检验的方法比传统统计检验方法更适用于 PLS 的模型评价。PLS 模型评价方法分为直接检验方法评价模型、Blindfolding 交互检验方法和 Bootstrap 方法等三种。下面给出了直接检验方法:

(1) 共同度(Communality)

共同度是衡量反应式模型中显变量对潜变量的

预测能力。当共同度越大,表明潜变量的信度与收敛效度越好。在测量模型中,对于块 r 其共同度的计算公式为

$$\text{communality}_r = \frac{1}{k_r} \sum_{t=1}^{k_r} \text{cor}^2(x_{rt}, LX_r) \quad (20)$$

把 ACSI 模型中的 6 个块共同度都求出后,计算共同度的平均值公式为:

$$\overline{\text{communality}} = \frac{1}{k} \sum_{r=1}^6 \text{communality}_r \quad (21)$$

其中, k 表示块的个数, $k=6$ 。

当因子负荷都标准化后,平均萃取变异量(Average Variance Extracted, AVE)与共同度(Communality)相同。平均萃取变异量是计算潜变量的各个显变量对其的变异平均解释力,若平均萃取变异量越高,表示潜在变项有越高的信度与收敛效度。Fornell and Larcker(1981)建议其取值须大于 0.5,如果模型中平均萃取变异量(AVE)值均大于 0.5,表明该模型有很好的信度与收敛效度。平均萃取变异量计算公式如下

$$\text{AVE} = \frac{\sum_t \pi_{rt}^2}{\sum_t \pi_{rt}^2 + \sum_t (1 - \pi_{rt}^2)} \quad (22)$$

各因子负荷都标准化后,平均萃取变异量计算公式可以写为

$$\text{AVE} = \frac{\sum_t \pi_{rt}^2}{t} \quad (23)$$

其中, t 表示潜变量指标的个数, π_{rt} 表示第 r 个潜变量第 t 指标的因子负荷。

(2)冗余度(Redundancy)

冗余度是用于度量外生潜变量预测内生显变量的能力

其计算公式为

$$\text{redundancy}_r = \text{communality}_r \times R^2 \quad (24)$$

(3)模型的解释能力 R^2

R^2 为潜变量与其相应的解释潜变量之间因子负荷和相关系数的乘积之和,表示解释潜变量对其潜变量的解释程度,若所有潜变量的 R^2 值大于 0 表示模型可接受。

$$R^2 = \sum_r \hat{\beta}_r \text{cor}(LX_r, LX_r), r' \neq r \quad (25)$$

其中, $\hat{\beta}_r$ 为潜变量 LX_r 与其解释潜变量 LX_r 之间的因子负荷; $\text{cor}(LX_r, LX_r)$ 为潜变量 LX_r 与其解释潜变量 LX_r 的相关系数。

(4)拟合优度 GoF

模型的拟合优度可用 GoF(Goodness-of-Fit)指标来检验,该指标为绝对指标,可用其与其他方法得到的拟合优度指标进行比较,来判断该模型的拟合优度^[4]。(Amato et al., 2004)^[7]提出 GoF 计算公式为

$$\text{GOF} = \sqrt{\overline{\text{communality}} \times R^2} \quad (26)$$

其中, $\overline{\text{communality}}$ 为模型中所有内生潜变量的公因子方差才 communality 平均值; R^2 为模型中所有潜变量方差平均值。

三、模型实例分析

为了检查一组显变量是否符合单一纬度条件,最简单的方法是对该组显变量进行主成分分析,求出相关系数矩阵的特征值;同时,计算 Cronbach's α 和 DG.rho 系数。如果这一组显变量的相关系数矩阵的第一主成分特征值大于 1,其他特征值均小于 1, Cronbach's α 和 DG.rho 系数都大于 0.7,那么这组显变量符合单一纬度条件。

对六组变量分别做主成分分析,求得的第一主成分特征值(eig.1st)和第二主成分特征值(eig.2nd)见表 2。主成分分析法第一主成分特征值最小值为 1.77,大于 1,第二主成分特征值为 0.72,小于 1。C.alpha、DG.rho 都大于 0.7,六组变量的单一纬度检验都显然通过,符合单一纬度条件。测评标准化因子负荷处于 0.61~0.79 之间,所有概念的 AVE 值都处于 0.71~0.93 之间,均大于 0.5,这表明本文所设计的量表具有良好的内敛效度。各解释潜变量对其相应的

表 2 块单-纬度检验

块(Block)	变量类型	显变量数	模式	eig.1st	eig.2nd	C.alpha	DG.rho
顾客期望 ξ_0	Exogenous	3	Reflective	1.890 12	0.720 08	0.713 81	0.839 37
质量感知 ξ_1	Endogenous	3	Reflective	2.388 62	0.413 30	0.885 95	0.926 93
价值感知 ξ_2	Endogenous	2	Reflective	1.801 42	0.134 58	0.930 87	0.966 71
顾客满意 ξ_3	Endogenous	3	Reflective	2.458 87	0.303 82	0.909 11	0.949 02
顾客抱怨 ξ_4	Endogenous	1	Reflective	-	-	-	-
顾客忠诚 ξ_5	Endogenous	2	Reflective	1.768 29	0.211 71	0.881 33	0.941 48

潜变量的 R^2 值分别为 0.24、0.719、0.84、0.25 及 0.62, 均大于 0, 表示模型具有一定的解释能力, 可接受。模型的拟合优度用 $Gof=0.69$, 表明该模型的拟合效果可以接受。

四、结论

本文在美国顾客满意度指数模型的基础上, 提

出了一种基于 PLS 路径模型的顾客满意度测评模型。对 PLS 路径模型方法进行了详细分析, 给出了该算法的执行步骤。通过实例的数据分析, 该模型具有良好的内敛效度和拟合效果、具有一定的解释能力、符合单一纬度条件。但对数据异常值的处理没有考虑, 是今后需要进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] Fornell C, 刘金兰. 顾客满意度与 ACSI[M]. 天津: 天津大学出版社, 2006: 57-75.
- [2] Claes Fornell, Michael D Johnson, Eugene W Anderson, Jaesung Cha, Barbara Everitt Bryant. The american customer satisfaction index: nature, purpose, and findings[J]. Journal of Marketing, 1996, 60: 7-18.
- [3] Eugene W Anderson, Claes Fornell Foundations of the american customer satisfaction index[J]. Total Quality Management, 2000, 11 (7): 869-882.
- [4] Tenenhaus M, Vinzi V E, Chatelin Y M, Lauro C. PLS path modeling [J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2005 48 (1): 159-205.
- [5] Wold H. Soft modeling: the basic design and some extensions[C]// K G J reskog H Wold. Systems under indirect Observation North-Holland: Amsterdam, 1982: 1-54.
- [6] Wold H. Partial least squares [C]// Kotz S Johnson N L. Encyclopedia of Statistical Sciences New York: John Wiley & Sons, 1985(6): 581-591.
- [7] Amato S, Esposito Vinzi V, Tenenhaus M. A global goodness-of-fit index for PLS structural equation modeling [J]. Oral Communication to PLS Club, HEC School of Management, France, March 2004, 24: 739-742.

Research of Measuring Customer Satisfaction Degree Based on PLS Path Modeling

ZHAO Fu-qiang^{1,2}, ZHANG Lei², CHEN Fan²

(1.School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072, 2.Tianjin University of Finance & Economics, Tianjin 300222)

Abstract: This paper proposes a model of measuring customer satisfaction degree based on Partial Least Square Path Modeling. It introduces model setup, model Estimation, model evaluation. The results show that the model meets the Unidimensionality, has good Convergent validity, Expository Ability and Good-Fit test. It offers a useful approach for Measuring Customer Satisfaction Degree in China.

Key words: partial least square path modeling; structural equation; customer satisfaction degree

[责任编辑: 箫姚]