文章编号 :1001 - 2486(2007)01 - 0116 - 06

结构方程模型参数估计的 GME 方法※

刘 燕,陈英武
(国防科技大学 信息系统与管理学院,湖南 长沙 410073)

摘 要 :提出应用广义最大熵的方法对结构方程模型的参数进行估计,该方法能够处理有限的或者不完全数据。为了验证广义最大熵方法在估计结构方程模型参数时的性能,采用了一个应用于美国顾客满意指数(ACSI)的结构方程模型生成仿真数据,仿真结果表明,与 PLS 相比,GME 方法具有更高的拟合精度和较低的预测误差,在样本数据较少时,表现更为明显。

关键词 :结构方程模型 ;参数估计 ;广义最大熵
中图分类号 :O212 **文献标识码** :A

Generalized Maximum Entropy Method for Estimating Parameters of Structural Equation Model

LIU Yan,CHEN Ying-wu
(College of Information System and Management, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract :A new method based on generalized maximum entropy is applied in estimating parameters of structural equation model, which is meant for situations with limited or incomplete data. A sample that is used for ACSI is used to generate simulation data in order to verify the performance of GME. The results show that GME method can achieve higher imitating precision and smaller prediction errors compared to PLS, which is prominent when the sample size is relatively small.

Key words :structural equation model ;parameters estimation ;generalized maximum entropy

结构方程模型(structural equation model,简称 SEM)是一种综合性的统计方法,是对验证性因素分析、路径分析、多元回归及方差分析等统计方法的综合。该模型源于上世纪 20 年代遗传学者 Sewall Wright 发明的路径分析[1-2],70 年代开始应用于心理学、社会学等领域,80 年代初应用到了计量经济学领域,如今 SEM 技术已经广泛应用到众多的领域。结构方程模型属于一种因果关系模型,是一种从统计的角度构建模型的参数化研究方法。

GME(generalized maximum entropy,简称 GME)方法[3]是 ME 原理的扩展,是一种与分布无关的方法,当模型样本较少时,与其他参数求解方法相比,能使模型的参数估计更加精确。另一方面,与其他统计方法相比,GME 方法在处理模型中的病态数据(ill-posed data)和缺失数据(missing data)时,能使模型达到收敛,稳定性较好。基于此,本文提出应用广义最大熵的方法对结构方程模型的参数进行估计。

1 结构方程模型

SEM 是最近几十年来在应用统计学领域发展最为迅速的一个分支,被称为第二代数据分析技术。与多元回归、路径分析及计量经济学中的联立方程组等方法相比,结构方程模型有着独特的优势。首先,SEM 不仅可以考察变量之间的直接影响,还可以揭示变量间的间接影响 ;其次,它允许自变量和因变量之间存在测量误差,为分析潜在变量之间的结构关系提供了可能性。

1.1 模型的构成

结构方程模型包括两个部分 :一是外部模型(测量模型),描述可测变量与其潜在变量之间的关系 ;

※ 收稿日期 :2006 - 08 - 30
作者简介 :刘燕(1978—),女,博士生。

二是内部模型(结构模型),描述各潜在变量之间的关系。

(1)结构模型

结构方程模型的结构模型部分规定了模型中潜在外生变量和潜在内生变量之间的因果关系,即

$$\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{B\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\xi + \zeta \tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{\eta}(m \times 1)$是潜在内生变量构成的向量,$\xi(n \times 1)$是潜在外生变量构成的向量,$\boldsymbol{B}(m \times m)$是潜在内生变量的系数参数矩阵,$\boldsymbol{\Gamma}(m \times n)$是潜在外生变量的系数参数矩阵,$\zeta(m \times 1)$是残差项构成的向量。

(2)测量模型

测量模型一般由两部分构成,分别规定了潜在内生变量和内生的可测变量之间,以及潜在外生变量和外生的显变量之间的关系,即

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{\Lambda}_y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\Lambda}_x \xi + \boldsymbol{\delta} \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{Y}(p \times 1)$是潜在内生变量 $\boldsymbol{\eta}$ 的可测变量,$\boldsymbol{X}(q \times 1)$是潜在外生变量 ξ 的可测变量,$\boldsymbol{\Lambda}_y(p \times m)$是 $\boldsymbol{Y}$ 对 $\boldsymbol{\eta}$ 的回归系数矩阵,$\boldsymbol{\Lambda}_x(q \times n)$是 $\boldsymbol{X}$ 对 ξ 的回归系数矩阵,$\boldsymbol{\varepsilon}(p \times 1)$和 $\boldsymbol{\delta}(q \times 1)$分别是对应的测量误差向量。

(3)模型中观测变量的方差-协方差矩阵

由(1)~(3)式可得向量 $\boldsymbol{Z} = (\boldsymbol{Y}', \boldsymbol{X}')$的方差-协方差矩阵

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Lambda}_y \boldsymbol{A}(\boldsymbol{\Gamma\Phi\Gamma}' + \boldsymbol{\Psi})\boldsymbol{A}'\boldsymbol{\Lambda}'_y + \boldsymbol{\Theta}_\varepsilon & \boldsymbol{\Lambda}_y \boldsymbol{A\Gamma\Phi\Lambda}'_x \\ \boldsymbol{\Lambda}_x \boldsymbol{\Phi\Gamma}'\boldsymbol{A}'\boldsymbol{\Lambda}'_y & \boldsymbol{\Lambda}_x \boldsymbol{\Gamma\Lambda}'_x + \boldsymbol{\Theta}_\delta \end{pmatrix} \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{A} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{B})^{-1}$,$\boldsymbol{\Phi}$,$\boldsymbol{\Psi}$,$\boldsymbol{\Theta}_\varepsilon$,$\boldsymbol{\Theta}_\delta$ 分别是ξ,ζ,$\boldsymbol{\varepsilon}$,$\boldsymbol{\delta}$ 的协方差矩阵。

1.2　模型的假设

结构方程模型存在以下假设:

$\boldsymbol{\varepsilon}$ 与 $\boldsymbol{\eta}$ 不相关,$\boldsymbol{\delta}$ 与 ξ 不相关,ζ 与 ξ 不相关,ζ 与 $\boldsymbol{\varepsilon}$、$\boldsymbol{\delta}$ 之间均不相关。

协方差矩阵满足:

$\mathrm{Cov}(\xi) = \boldsymbol{\Phi}(n \times n)$;$\mathrm{Cov}(\zeta) = \boldsymbol{\Psi}(m \times m)$;$\mathrm{Cov}(\boldsymbol{\varepsilon}) = \boldsymbol{\Theta}_\varepsilon(p \times p)$;$\mathrm{Cov}(\boldsymbol{\delta}) = \boldsymbol{\Theta}_\delta(q \times q)$。

1.3　参数估计

结构方程模型的求解目的就是在给定变量 $x_{(q \times 1)}$和 $y_{(p \times 1)}$的信息的情况下,通过参数求解方法得到 $\boldsymbol{B}_{(m \times m)}$,$\boldsymbol{\Gamma}_{(m \times n)}$,$\boldsymbol{\Lambda}_{y(p \times m)}$,$\boldsymbol{\Lambda}_{x(q \times n)}$及扰动 $\zeta_{(m \times 1)}$,$\boldsymbol{\varepsilon}_{(p \times 1)}$和 $\boldsymbol{\delta}_{(q \times 1)}$的值。目前,一般通过两种估计技术对结构方程模型的参数进行求解。在 SEM 技术中,有两种建模技术应用最为广泛:一种是基于最大似然估计(maximum likelihood)的线性结构关系模型(linear structural relationship,简称 LISREL)[4],另一种是基于成分提取的偏最小二乘路径建模(PLS Path Modeling)[5]。对于这两种估计技术的优劣,学术界一直都有争论。一般认为,LISREL 方法侧重于模型的验证,对数据的分布一般有严格的限制;PLS 则更关注变异解释,不需要充分的理论基础,对偏离正态的情况也能得到相对稳健的估计。

2　结构方程模型参数估计的 GME 方法

虽然 PLS 能够解决 LISREL 的'不正确解'、'因子不确定'和'违背分布假设'的局限性,但是 PLS 估计方法对模型的样本大小有一定的限制:文献[6]研究表明,PLS 需要的样本至少是测量变量的 10 倍。Chin 和 Newsted[7]研究发现,PLS 理想样本数最小推荐范围是 200~800。当模型的样本数较少时,PLS 方法的测评精度会下降,测评结果会出现较大偏差。因此,本文将采用广义最大熵的方法对结构方程模型的参数进行求解。

2.1　熵的概念与 ME 原理

熵的基本概念最初源于热力学,后来由香农(C. E. Shannon)[8]引入信息论,现已经在工程技术、社

会科学等领域得到更多的应用。熵是系统状态不确定性的一种度量。当系统处于几种不同状态,每种状态出现的概率为 $p_i(i=1,2,\cdots,n)$,该系统的熵定义为:

$$H=-\sum_{i=1}^{n} p_i \log p_i \tag{5}$$

其中,$0\leqslant p_i\leqslant 1$,$\sum_{i=1}^{n} p_i=1$。

香农熵具有以下性质:

(1) $H_n(p_1,p_2,\cdots,p_n)\geqslant 0$;(2) 若 $p_k=1$ 与 $p_i=0(i=1,2,\cdots,n;i\neq k)$,则 $H_n(p_1,p_2,\cdots,p_n)=0$;(3) $H_{n+1}(p_1,p_2,\cdots,p_n,p_{n+1}=0)=H_n(p_1,p_2,\cdots,p_n)$;(4) $H_n(p_1,p_2,\cdots,p_n)\leqslant H_n(1/n,1/n,\cdots,1/n)$;(5) $H_n(p_1,p_2,\cdots,p_n)$是一个关于所有变量的凸函数。

E. T. Jaynes 提出了最大熵(ME)原理[9-10],为我们提供了一个选择概率分布的准则:在适定问题的所有解中,应选择符合约束条件但熵值取最大的一个解,这是我们可以作出的唯一不偏不倚的选择,使用任何其他选择,都相当于对我们未知的信息做了任意性的假设。

2.2 结构方程模型参数求解的 GME 估计

广义最大熵(Generalized Maximum Entropy)[11-13]是 ME 原理的扩展,一般认为 Jaynes 的 ME 原理是针对系统内一个随机变量,而 GME 的目标是同时最大化系统内所有随机变量的香农熵。Golan[14]提出了用 GME 方法求解不完整模型和有限数据的信息恢复问题。文献[15]用 GME 方法来估计随机系数样本选择模型。

本文采用 GME 方法对顾客满意度进行测评,求解结构方程模型参数的思路如下:(1) 将未知参数和扰动参量重置,转换为离散的随机变量的期望值的凸组合;(2) 把新的参量看作是数据约束,重新构造模型;(3) 根据 GME 原理把问题转化为一个非线性规划问题;(4) 采用合适的算法求解该非线性规划问题。

2.2.1 参数重置

GME 方法是确定随机变量的分布函数,目标是同时最大化系统内所有随机变量的香农熵。但是,结构方程模型中的未知参数 $\boldsymbol{B}_{(m\times m)}$,$\boldsymbol{\Gamma}_{(m\times n)}$,$\boldsymbol{\Lambda}_{y(p\times m)}$,$\boldsymbol{\Lambda}_{x(q\times n)}$及扰动 $\zeta_{(m\times 1)}$,$\boldsymbol{\varepsilon}_{(p\times 1)}$和 $\boldsymbol{\delta}_{(q\times 1)}$都是确定的值,不是概率形式。为了应用 GME 方法求解模型中的未知参数,本文将这些参数进行转换。首先对未知参数进行转换:

将 $\boldsymbol{B}_{(m\times m)}$ 中的元素 β_{jk} 定义为:$\beta_{jk}=\sum_{s=1}^{S} z_{jks}b_{jks}$,$j,k=1,2,\cdots,m$,其中 b_{jks} 是β_{jk} 的支持参数z_{jks}的对应概率,一般取 $S\geqslant 2$,$b_{jks}\in[0,1]$,即满足$\sum_{s=1}^{S} b_{jks}=1$。将 $\boldsymbol{\Gamma}_{(m\times m)}$ 中的元素 γ_{ij} 定义为:$\gamma_{ij}=\sum_{l=1}^{L} g_{ijl}f_{ijl}$,$j=1,2,\cdots,m$,$i=1,2,\cdots,n$,其中 f_{ijl} 是γ_{ij} 的支持参数g_{ijl} 的对应概率,一般取 $L\geqslant 2$,$f_{ijl}\in[0,1]$,即满足$\sum_{l=1}^{L} f_{ijl}=1$。将 $\boldsymbol{\Lambda}_{x(q\times n)}$ 中的元素 λ_{qi}^{x} 定义为:$\lambda_{qi}^{x}=\sum_{a=1}^{A} u_{qia}^{x}r_{qia}^{x}$,$q=1,2,\cdots,Q$,$i=1,2,\cdots,n$,其中 r_{qia}^{x} 是λ_{qi}^{x} 的支持参数u_{qia}^{x} 的对应概率,一般取 $A\geqslant 2$,$r_{qia}^{x}\in[0,1]$,即满足$\sum_{a=1}^{A} r_{qia}^{x}=1$。将 $\boldsymbol{\Lambda}_{y(p\times m)}$ 中的元素 λ_{pj}^{y} 定义为:$\lambda_{pj}^{y}=\sum_{c=1}^{C} u_{pjc}^{y}r_{pjc}^{y}$,$p=1,2,\cdots,P$,$j=1,2,\cdots,m$,其中 r_{pjc}^{y} 是λ_{pj}^{y} 的支持参数 u_{pjc}^{y} 的对应概率,一般取 $C\geqslant 2$,$r_{pjc}^{y}\in[0,1]$,即满足$\sum_{c=1}^{C} r_{pjc}^{y}=1$。

同时,本文也将扰动量转换为概率分布:

将 $\zeta_{(m\times 1)}$ 中的元素 ζ_j 定义为:$\zeta_j=\sum_{e=1}^{E} v_{je}w_{je}$,$j=1,2,\cdots,m$,其中 w_{je} 是ζ_j 的离散支持空间v_{je} 的

对应概率,一般取 $E \geqslant 2$,$w_{je} \in [0,1]$,即满足 $\sum_{e=1}^{E} w_{je} = 1$。将 $\boldsymbol{\varepsilon}_{(p\times 1)}$ 中的元素 ε_p 定义为:$\varepsilon_p = \sum_{d=1}^{D} v_{pd}^{y} w_{pd}^{y}$,$p = 1,2,\cdots,P$,其中 w_{pd}^{y} 是ε_p 的离散支持空间v_{pd}^{y} 的对应概率,一般取$D \geqslant 2$,$w_{pd}^{y} \in [0,1]$,即满足$\sum_{d=1}^{D} w_{pd}^{y} = 1$。将 $\boldsymbol{\delta}_{(q\times 1)}$ 中的元素 δ_q 定义为:$\delta_q = \sum_{t=1}^{T} v_{qt}^{x} w_{qt}^{x}$,$q = 1,2,\cdots,Q$,其中 w_{qt}^{x} 是δ_q 的离散支持空间 v_{qt}^{x} 的对应概率,一般取 $T \geqslant 2$,$w_{qt}^{x} \in [0,1]$,即满足$\sum_{t=1}^{T} w_{qt}^{x} = 1$。

为了说明 GME 方法估计结构方程模型参数的过程,由式(1)~(3)可以得到

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Lambda_y}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{\Lambda_x}^{-1}\boldsymbol{\Gamma}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\delta}) + \boldsymbol{\Lambda_y}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{\zeta} + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{6}$$

其中,$\boldsymbol{I}$ 是单位矩阵,$\boldsymbol{\Lambda_x}^{-1}$ 是$\boldsymbol{\Lambda_x}$ 的广义逆矩阵。

利用参数重置表达式,式(6)可表示为:

$$\begin{aligned} y_p &= \gamma(b, f, r^x, r^y, w^x, w^y, w) \\ &= \sum_j \sum_c u_{pjc}^{y} r_{pjc}^{y} \Big(1 - \sum_j \sum_k \sum_s z_{jks} b_{jks}\Big)^{-1} \Big[\Big(\sum_q \sum_i \sum_a u_{qia}^{x} r_{qia}^{x}\Big)^{-1} \\ &\quad \sum_i \sum_j \sum_l g_{ijl} f_{ijl} \Big(\sum_q x_q - \sum_q \sum_t v_{qt}^{x} w_{qt}^{x}\Big) + \sum_j \sum_e v_{je} w_{je}\Big] + \sum_d v_{pd}^{y} w_{pd}^{y} \end{aligned} \tag{7}$$

2.2.2　模型重置

参数重置后,根据 GME 原理,同时最大化未知参数的香农熵,则模型就可以表示为一个带有线性约束的非线性规划问题,目标函数表示为多阶段求和,通过最大化目标函数就可以求解该问题。应用 GME 原理,模型重置后可表示为:

$$\begin{aligned} \max H(b, f, r^x, r^y, w^x, w^y, w) = &- \sum_j \sum_k \sum_s b_{jks} \ln b_{jks} - \sum_i \sum_j \sum_l f_{ijl} \ln f_{ijl} - \sum_q \sum_i \sum_a r_{qia}^{x} \ln r_{qia}^{x} \\ &- \sum_p \sum_j \sum_c r_{pjc}^{y} \ln r_{pjc}^{y} - \sum_j \sum_e w_{je} \ln w_{je} - \sum_q \sum_t w_{qt}^{x} \ln w_{qt}^{x} - \sum_p \sum_d w_{pd}^{y} \ln w_{pd}^{y} \end{aligned} \tag{8}$$

约束条件为:

$$\begin{cases} y_p = \gamma(b, f, r^x, r^y, w^x, w^y, w) \\ \sum_{s=1}^{S} b_{jks} = 1, & j = 1,2,\cdots,m, k = 1,2,\cdots,m \\ \sum_{l=1}^{L} f_{ijl} = 1, & j = 1,2,\cdots,m, i = 1,2,\cdots,n \\ \sum_{a=1}^{A} r_{qia}^{x} = 1, & q = 1,2,\cdots,Q, i = 1,2,\cdots,n \\ \sum_{c=1}^{C} r_{pjc}^{x} = 1, & p = 1,2,\cdots,P, j = 1,2,\cdots,m \\ \sum_{e=1}^{E} w_{je} = 1, & j = 1,2,\cdots,m \\ \sum_{t=1}^{T} w_{qt}^{x} = 1, & q = 1,2,\cdots,Q \\ \sum_{d=1}^{D} w_{pd}^{y} = 1, & p = 1,2,\cdots,P \end{cases}$$

2.2.3　模型的求解

从建立的模型可以看出,该模型中共有 $p + m^2 + nm + qn + pm + m + q + p$ 个方程,包含了 $Sm^2 + nmL + qnA + pmC + mE + qT + pD$ 个未知参数。对于这个非线性规划问题,解的获取比较困难,可以采用序列二次规划方法(Sequential Quadratic Programming,简称 SQP)[16] 来求解,SQP 算法是求解这类非线性规划问题较好的算法之一。序列二次规划算法是一种以简单的子问题为基础的算法,在这种算法中,子问题的目标函数是一个二次函数,也就是一个二次规划问题。以二次规划的解作为位移量进行多次迭代,最终求得整个问题的解。

3 仿真实验

为了验证广义最大熵方法估计结构方程模型参数的性能，本文采用了一个应用于美国顾客满意指数（ACSI）的简单模型生成仿真数据，其中包括两个外生潜在变量 ξ_1、ξ_2 和一个内生潜在变量 η，如图1所示。

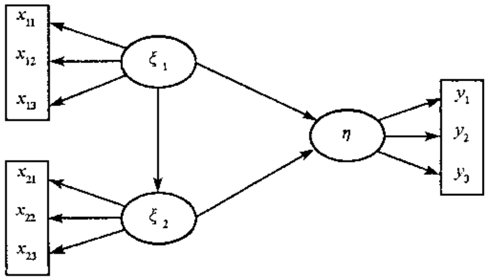

图1 美国顾客满意指数的简单模型

Fig.1 Basic model of ACSI

结构模型定义为：

$$\eta = \gamma_1 \xi_1 + \gamma_2 \xi_2 + \zeta_1 \tag{9}$$

$$\xi_2 = \gamma_3 \xi_1 + \zeta_2 \tag{10}$$

其中，γ_1，γ_2，γ_3 是回归系数，ζ_1，ζ_2 是扰动。定义 x 为 ξ 的可测变量，y 为 η 的可测变量，则测量模型表示为：

$$\xi_1 = \pi_{11}x_{11} + \pi_{12}x_{12} + \pi_{13}x_{13} + \delta_1 \tag{11}$$

$$\xi_2 = \pi_{21}x_{21} + \pi_{22}x_{22} + \pi_{23}x_{23} + \delta_2 \tag{12}$$

$$\eta = \lambda_1 y_1 + \lambda_2 y_2 + \lambda_3 y_3 + \varepsilon \tag{13}$$

其中，π 和 λ 是回归系数，δ_1，δ_2 和 ε 是扰动。

确定结构方程模型后，就执行仿真实验，仿真条件为：(1) 从模型中生成100个随机样本，样本大小分别为10，15，20，30，60。(2) x 的值由参数为(6，6)的对称Beta分布中得到。(3) 系数初始值的设置：所有的系数 π 设定为1/3，γ 的初值设定为(0.7，0.2，0.1)，λ 的初值设定为(0.8，1.0，0.9)。(4) 扰动项 δ 和 ε 的值从联合分布 $U(0,1)$ 中得到，扰动项 ζ 从标准正规分布中得到。(5) 基于MATLAB软件实现序列二次规划算法，求解其中的非线性规划问题。

在上述仿真条件下，得到了系数估计值的误差均方差（MSE），GME方法的结果见表1，PLS方法的结果见表2。

表1 GME方法估计结果

Tab.1 Estimated results by using GME

样本大小	MSE($\bar{\hat{\pi}}$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_1$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_2$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_3$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}$)
10	7.4035E−3	4.226E−2	6.685E−4	6.672E−4	7.405E−2
15	4.778E−3	2.231E−2	5.592E−4	4.986 E−4	4.785E−2
20	4.0365E−3	2.083E−2	5.112E−4	3.459 E−4	4.603E−2
30	3.9875E−3	1.896E−2	4.098E−4	2.653 E−4	3.002E−2
60	3.9126E−3	1.803E−2	3.921E−4	1.425 E−4	1.543E−2

表2 PLS方法估计结果

Tab.2 Estimated results by using PLS

样本大小	MSE($\bar{\hat{\pi}}$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_1$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_2$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}_3$)	MSE($\bar{\hat{\gamma}}$)
10	2.317E−1	6.478E−1	1.456E−1	1.572E−1	2.6535
15	2.058E−1	4.863E−1	1.015E−1	1.179E−1	1.9725
20	1.693E−1	3.954E−1	8.596E−2	9.526E−2	1.5572
30	1.024E−1	3.215E−1	7.362E−2	7.568E−2	1.3245
60	0.158E−1	2.846E−1	5.556E−2	5.878E−2	9.876E−1

其中，$\bar{\hat{\pi}}$ 是变量 ξ 的测量模型中系数的估计平均值，$\bar{\hat{\gamma}}$ 是变量 η 的测量模型中系数的估计平均值。从结果中可以看出，对于所有的参数，GME方法的MSE值都小于PLS方法的MSE值，这说明GME方

法具有较低的预测误差,优于 PLS 方法 ;另一方面,随着样本的增加,两种方法 MSE 值的差额成下降的趋势,这说明在样本很小的情况下,GME 方法相对于 PLS 方法,具有更小的估计误差,因此在样本数据较少时,GME 方法性能的优越性表现更加明显。

实际上,GME 参数估计思想与 PLS 的估计思想完全不同。

(1)GME 方法遵循信息理论的基本规则,满足信息守恒原理(输入信息等于输出信息),即在转化过程中没有信息损失。输入的两个信息是数据密度与参数的先验信息,输出的两个信息是数据的后验分布与最优的函数关系 ;PLS 估计是通过模型的顺序迭代进行的,主要目标是提取显变量的最大变异,并追求潜在变量之间的最大相关。

(2)从 GME 的估计过程看,该方法能够处理有限的或者不完全数据的情况,对样本的大小和数据的分布没有要求,并可以有效克服变量之间多重共线性的危害,还可以灵活处理变量之间的非线性关系 ;对于 PLS 估计技术,在模型样本数量较少的情况下,测评结果会出现较大偏差,并且 PLS 不善于处理模型中出现的缺失数据和病态数据,也不能处理变量之间的非线性关系。

(3)GME 方法模型参数的估计值是一系列可能取值的概率加权平均,即它们的数学期望 ;而 PLS 的估计值是确定值,所以 GME 方法估计的模型与 PLS 估计的模型具有高的可靠性与准确的预测性。

4　结 论

应用广义最大熵的方法对结构方程模型参数进行估计,将参数求解问题转换成一个非线性规划问题,应用于顾客满意度指数模型的仿真结果表明,在样本数量很小的情况下,PLS 方法的结果出现了较大偏差,而 GME 方法的精度较高,优于 PLS 方法。对于 GME 参数估计思想与 PLS 估计思想的比较,也在理论上给出了相应的解释。因此,本文为结构方程模型的参数估计,尤其在模型样本较少的情况下提供了一个全新的视角。

作为一种新的建模估计方法,在一些理论方面还有待进一步研究。如模型参数的检验办法、参数和误差项支持空间的准确确定以及与其他估计方法的比较与关联等。

参 考 文 献:

[1] Wright S. Correlation and Causation [J]. Journal of Agricultural,1921, 20 :557 - 585.
[2] Wright S. The Method of Path Coefficient. Annals of Mathematical Studies,1934, 5 :161 - 215.
[3] Golan A, Judge G, Miller D. Maximum Entropy Economics :Robust Estimation with Limited Data [M]. New York :John Wiley and Sons, 1996.
[4] Reisingger Y. Structural Equation Modeling with Lisrel :Application in Tourism [J]. Tourism Management, 1999,(5) :71 - 88.
[5] Tenenhaus M. PLS Path Modeling [J]. Computation Statistics and Data Analysis, 2005,48 :159 - 205.
[6] Gefen D, Straub D, Boudreau M. Structural Equation Modeling and Regression :Guidelines for Research Practice [J]. Communication of the Association for Information System(CAIS), 2000,4 (7).
[7] Chin W, Newsted P. Structural Equation Modeling Analysis with Small Samples Using Partial Least Square [M]//Hoyle, Statistical Strategies for Small Sample Research, Sage Publication, 1999, 307 - 341.
[8] Ash R R. Information Theory[M]. New York, Dover Publications, 1990.
[9] Jaynes E T. Information Theory and Statistical Mechanics [J]. Physical Review, 1957, 106 :620 - 630.
[10] Jaynes E T. Information Theory and Statistical Mechanics [J]. Physical Review, 1957, 108 :171 - 190.
[11] Shen E Z,Perloff J M. Maximum Entropy and Bayesian Approaches to the Ratio Problem[J]. Journal of Econometrics, 2001, 104 :289 - 313.
[12] Lence S H. Miller D J. Estimation of Multi-output Production Functions with Incomplete Data :A Generalized Maximum Entropy Approach [J]. Eur. Rev. Agr. Econ.,1998, 25 :188 - 209.
[13] Fraser I. An Application of Maximum Entropy Estimation :The Demand for Meat in the United Kingdom [J]. Applied Economics, 2000, 32 :45 - 59.
[14] Golan A, Judge G, Karp L. A Maximum Entropy Approach to Estimation and Inference in Dynamic Models or Counting Fish in the Sea Using Maximum Entropy[J]. Economic Dynamics and Control, 1996, 20 :559 - 582.
[15] Ludo M,Peeters K. Estimating a Random-coefficients Sample-selection Model Using Generalized Maximum Entropy [J]. Economics Letters, 2004, 84 :87 - 92.
[16] 袁亚湘,孙文瑜. 最优化理论与方法[M]. 北京 :北京科学技术出版社,2001.