第16卷 第6期
2008年 12月

中国管理科学
Chinese Journal of Management Science

Vol. 16, No. 6
Dec., 2008

文章编号:1003-207(2008)06-0105-07

对于尝试-重购新产品扩散模型的改进：logit模型及NILS估计

李 季[1],王汉生[2],涂 平[3]

(1. 中央财经大学商学院市场营销系,北京 100081;2. 北京大学光华管理学院商务统计系,北京 100871;
3. 北京大学光华管理学院市场营销系,北京 100871)

摘 要:在现有的尝试-重购模型的基础上,本文构建了一个更加合理的logit形式的尝试-重购模型。发展出一套适用于该模型的估计方法和检验方法,并用Monte Carlo随机模拟实验对此方法的有效性进行验证。经检验,随着样本数据量的增加和样本标准差的减小,无论是模型参数的估计误差,还是单参数显著性检验的效力,以及犯第一类错误的可能性都表现出合理的变化趋势。该模型可以用于快速消费品新产品的销量预测和营销组合分析。

关键词:新产品扩散模型;logit模型;非线性迭代最小二乘估计;快速消费品

中图分类号:R272 文献标识码:A

1 引言

新产品扩散模型(new product diffusion model)是营销模型研究领域的一个重要方向。新产品扩散模型的研究目的主要是用一个基于特定扩散理论而建立起来的数学模型来拟合新产品上市之后的销量变化规律,并找出影响销量变化的因素。这类研究开始于Bass在1969年提出的首次购买模型[1],该模型综合了内部影响和外部影响两方面对消费者采用新产品的作用。然而,Bass模型研究的是首次购买的情况,而没有考虑到重复购买,因此只适用于大宗耐用消费品。快速消费品新产品投放市场后,随着时间的推移,其销量越来越多地来源于重复购买。耐用消费品随着时间的推移市场会逐渐饱和,销量会不断下降;而快速消费品由于消费者的重复购买,即使市场达到饱和,销量也不会有那么明显的下降。

显然,经典的Bass模型并不适用于对于快速消费品扩散过程的刻画,因此学者们开始运用尝试-重购模型(trial-repeat model)研究快速消费品新产品的扩散过程[2-6]。LRK模型(1981)[2]和MWS模型(1983)[3]把市场中的消费者简化为两类:非购买者和购买者,认为非购买者在新产品的营销活动以及口碑的影响下会转变为购买者,而购买者又有可能在竞争对手的营销活动影响下转变为购买者。LRK模型和MWS模型最大的缺陷是没有把来源于尝试购买的新产品销量和来源于重复购买的新产品销量区分开来。对于快速消费品来说,企业在新产品上市的初期比较关注尝试购买,但是随着时间的推移,由于产品销量越来越多地来源于消费者的重复购买,因此重复购买对企业来说变得越来越重要。由于尝试购买和重复购买的影响因素是不同的,所以区分了消费者的尝试购买和重复购买的新产品扩散模型对企业来说更有意义。

HPKZ模型(1994)在结构上区分了尝试购买者和重复购买者[4]。该模型假定消费者在受营销活动和口碑的影响尝试购买了新产品(由非尝试者变为尝试者)之后,就一直以固定的概率进行重复购买(由尝试者变为重购者)。Hahn等人(1994)还对LRK,MWS和HPKZ三个有关药物新产品的扩散模型进行了比较[4]。结果表明,HPKZ模型的表现要优于LRK模型和MWS模型。虽然HPKZ模型在理论上和有限的实证分析上都优于其它两个模型,但也存在不足之处。首先它是一个准线性模型,而营销组合变量对于新产品销量的影响不可能是线性的。随着销量的增加,营销组合变量的作用将会越来越小。当市场达到饱和时,营销组合变量几乎不再对销量产生影响。线形模型显然无法很好的描

收稿日期:2008-06-19; 修订日期:2008-12-02
作者简介:李季(1980),女(汉族),山东人,中央财经大学商学院,讲师,研究方向:新产品扩散模型、客户关系管理、数据库营销.

述营销组合变量与新产品销量之间的这种关系。另外，这样的形式可能估计出负的重复购买系数，这显然是不合理的。而且，HPKZ 模型只考虑了营销组合变量对于尝试购买的影响，没有考察营销活动对于重复购买的影响。

在参数估计方面，尝试－重购扩散模型也有一定的特殊性。原因就在于研究者把新产品的销量分为来自尝试购买和重复购买两个部分，而我们一般只能观测到每一时期新产品的销售量，而不能观测到销量中究竟有多大比例来源于尝试购买，有多大比例来源于重复购买。LRK 模型由于没有区分尝试购买和重复购买，模型中的所有变量都是可以观测到的，所以用普通的非线性最小二乘 NLS 就可以进行估计。

但是对于 HPKZ 模型，我们无法对其参数进行直接估计的。Hahn 等人(1994)使用的方法是，首先猜测了一个重复购买系数，然后算出重复购买量，并且事先确定了市场容量的取值，把重复购买量和市场容量代入模型，用普通最小二乘 OLS 求出参数的估计值。然后对重复购买系数进行迭代，直到收敛。他们建议利用管理者的判断或最新的市场占有率数据作为初始的重复购买系数。Hahn 等人所用的模型估计方法存在很大的问题。首先，由于他们把猜测的重复购买量作为已知量来进行参数估计。这样做的结果等价于把重复购买量看作是一种缺失数据，而猜测的数值是对它的合理插值(imputation)。过去的大量统计学研究反复表明，这样做与数据已知相比，得到的参数误差会增大，从而使显著性检验的结果受到影响[7]。Hahn 等人在研究中并没有明确阐明他们对于模型参数的显著性检验是如何进行的。如果他们根据 OLS 来计算参数的标准差，那么很可能会高估参数的 t 值，从而提高参数显著的可能性，增加犯第一类错误的可能性。所以，在利用迭代方法估计尝试－重购模型时，要特别注意参数的方差，并且解决参数显著性检验中存在的问题。其次，它要求模型必须是线性或准线性函数，而解释变量的线性函数往往无法保证尝试比例在 0 到 1 之间。最后，它无法直接从模型中把市场潜力 m 估计出来，而必须利用别的方法事先确定。这样就会使模型其他参数的估计误差增大。

综上所述，现有的关于快速消费品的尝试－重购模型还存在一定的不足，有待于进一步的完善。首先在模型的设定上，大多数的尝试－重购新产品扩散模型都把尝试比例设定为营销组合变量的线性或准线性函数，这样既无法保证尝试比例介于 0 到 1 之间，又不符合营销组合变量的作用规律。其次，前人在对尝试－重购新产品扩散模型进行估计时，由于无法把新产品销量中来源于尝试购买和来源于重复购买的部分区分开来，所以一般要先对其中的一部分给予合理的估计，然后将此估计值看作是真实值，从而利用 OLS 进行估计和检验。这种方法不仅容易低估模型参数的方差(高估参数的 t 值)，导致参数显著性检验中犯第一类错误的概率增加，而且对于模型的形式有很强的要求，稍微复杂一些的模型就无法用此方法进行估计。

本文将尝试在以上两个方面对快速消费品的新产品扩散模型进行改进，希望在建模方式和估计方法上都对现有的快速消费品新产品扩散模型研究有所贡献。具体来说，本文将完善现有的尝试－重购新产品扩散模型，建立一个 logit 形式的可用于快速消费品新产品扩散的尝试－重购模型；并发展一套适用于各种形式的尝试－重购模型的估计方法和检验方法，用 Monte Carlo 随机模拟实验对此估计和检验方法的有效性进行验证；最后对于该模型在实践中的应用价值进行阐述。

2 改进的 logit 模型的构建

尝试－重购模型本质上是一种流程模型，它描述了消费者从非尝试者到尝试者再到重购者或非重购者的整个过程。从图 2 可以看出，在每个时点上(如 t 时期)市场上的消费者可以被分为非尝试者，尝试者，重购者和非重购者四类。新产品刚上市的时候，市场上的所有消费者都没有尝试过新产品，然后在营销组合变量(大众传媒，创新作用)和口碑(人际影响，模仿作用)的影响下一部分人会尝试购买新产品。尝试过新产品的消费者一部分会重复购买，另一部分则不会重复购买(他们可能会转向购买竞争者的产品)。而重复购买者和非重复购买者之间会相互转化，即这一期的重复购买者下一期可能不会购买，这一期的非重复购买者下一期又有可能重新购买。(如图 1 所示)

根据图 1 所显示的消费者对于新产品的采用过程，我们假设：上一期的非尝试者会在本期以一定的比率 δ 去尝试购买新产品，变为尝试者；上一期的尝试者，会在本期以一定的重复购买比率 θ 重复购买该产品，剩下比例为 $1-\theta$ 的消费者变为非重购者；上一期的重购者以比率 ρ 在本期重复购买该产品，$1-\rho$ 变为非重购者；上一期的非重购者以比率

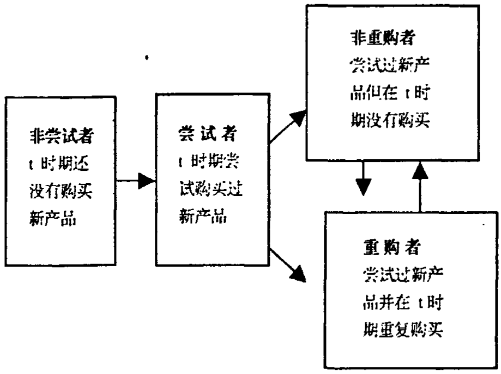

图 1　尝试—重购模型

φ 在本期重复购买该产品，$1-\varphi$ 仍是非重购者。理论上，$\delta,\theta,\rho,\varphi$ 应该各不相同。

设非尝试者、尝试者、重购者和非重购者在 t 时期占消费者总数的比例分别为 $\pi_{1t},\pi_{2t},\pi_{3t},\pi_{4t}$，$t$ 时期的各种营销策略（价格，促销，分销）为 X_t，t 时期的销售量为 S_t，市场容量（消费者总数 * 人均购买量）为 m，那么：

$$\begin{cases}\pi_{1t}+\pi_{2t}+\pi_{3t}+\pi_{4t}=1\\ \pi_{1t}=(1-\delta(X_t,(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1})))\times\pi_{1,t-1}\\ \pi_{2t}=\delta(X_t,(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1}))\times\pi_{1,t-1}\\ \pi_{3t}=\theta(X_t)\times\pi_{2,t-1}+\rho(X_t)\pi_{3,t-1}+\varphi(X_t)\times\pi_{4,t-1}\\ \pi_{4t}=(1-\theta(X_t))\times\pi_{2,t-1}+(1-\rho(X_t))\times\pi_{3,t-1}\\ \quad+(1-\varphi(X_t))\times\pi_{4,t-1}\end{cases} \tag{1}$$

$$S_t=m\times(\pi_{2t}+\pi_{3t})+\varepsilon_t \tag{2}$$

其中，$\delta(X_t,(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1}))$ 为 $t-1$ 时期还没有尝试过新产品的人在 t 时期的尝试购买比例，尝试比例是各种营销策略和上一期购买该产品的消费者比例的函数；$\theta(X_t)$ 为 $t-1$ 时期的尝试者在 t 时期的重复购买比例，$\rho(X_t)$ 为 $t-1$ 时期的重购者在 t 时期的重复购买比例，而 $\varphi(X_t)$ 为 $t-1$ 时期的非重购者在 t 时期的重复购买比例。重购比例是 t 时期各种营销策略的函数。

我们把尝试比例和重复购买比例都设为各种解释变量的 logit 函数，这样既可以体现营销组合变量对于消费者购买的非线性影响，又可以保证尝试比例和重复购买比例都在[0,1]之间。另外，如果我们分别对三种不同的重复购买系数建立 logit 函数，会大大增加模型参数的个数，从而给模型的估计带来一定的困难，而且在管理实践中也缺乏实用性。因此，为了简化模型，我们假定三种重复购买系数以同样的方式受到营销组合变量的影响，即：

$$\delta(X_t,(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1}))=$$
$$\frac{\exp(\alpha_0+\alpha_1X_{1t}+\alpha_2X_{2t}+\alpha_3X_{3t}+\alpha_4(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1}))}{1+\exp(\alpha_0+\alpha_1X_{1t}+\alpha_2X_{2t}+\alpha_3X_{3t}+\alpha_4(\pi_{2,t-1}+\pi_{3,t-1}))}$$
$$\theta(X_t)=\rho(X_t)=\varphi(X_t)=$$
$$\frac{\exp(\beta_0+\beta_1X_{1t}+\beta_2X_{2t}+\beta_3X_{3t})}{1+\exp(\beta_0+\beta_1X_{1t}+\beta_2X_{2t}+\beta_3X_{3t})}$$

其中，X_{1t},X_{2t},X_{3t} 分别为 t 时期的营销组合变量（例如，价格、促销、渠道等）。α_4 代表模仿系数，即口碑对于尝试购买的影响。

图 2 显示的是 logit 函数的基本形式。假设 x 为解释变量，y 为被解释变量，图中的三条线分别代表参数取不同值的三种情形。从图中我们可以清楚地看出，如果 x 的系数为负（图中的实线所示），那么 y 随着 x 的增加而降低。当 x 的系数为正时（图中的点线所示），y 随着 x 的增加而增加。无论 x 如何变化，y 都在 0 到 1 之间变动，而且越往曲线的两端发展，x 对 y 的作用越小。这说明，logit 形式的函数完全符合营销组合变量对于产品销量变化的作用规律，我们采用 logit 形式的函数是比较合理的。

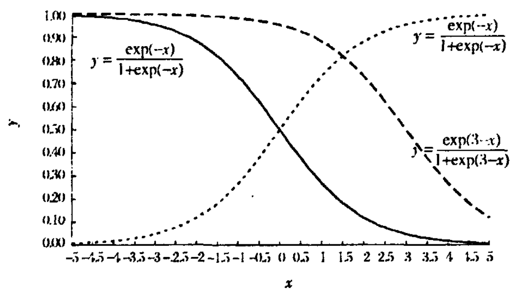

图 2　logit 函数形式

3　非线性迭代最小二乘估计(Nonlinear Iterative Least Squares)

设 $S_t=f(\pi_t,\lambda)$，$\pi_{t+1}=g(\pi_t,X_t,\lambda)$，

其中 $\pi_t=(\pi_{1t},\pi_{2t},\pi_{3t},\pi_{4t})$，

$\lambda=(c,\alpha_0,\cdots,\alpha_4,\beta_0,\cdots\beta_3)$，

即新产品的当期销量可以表示为当期各类消费者所占比例和各个参数的函数，而当期各类消费者所占的比例又是上期各类消费者所占比例、当期营销组合变量以及各个参数的函数。

由于 π_{1t} 代表还没有尝试新产品的消费者占目标消费者总数的比例，所以我们可以假定 $\pi_{11}=1$，也就是说在新产品刚上市的时候，所有的目标消费者都没有尝试过该产品，而 $\pi_{21}=\pi_{31}=\pi_{41}=0$。那么对于给定的参数 λ，我们可以根据公式(1)迭代算出 $\pi_t(t=1,\cdots,n)$。然后把 π_t 和 λ 代入公式(2)，则

新产品在每一期的销量 $S_t(t=1,\cdots,n)$ 也可以算出来。如果 λ 是对参数的一个合理的估计，那么 $f(\pi_t,\theta)$ 应该能够很好的拟合销量的观测值 S_t，即目标函数 $Q(\lambda)=\sum_{t=1}^{n}\{S_t-f(\pi_t,\lambda)\}^2$ 很小，故可以通过最小化目标函数 $Q(\lambda)$ 而求出参数的估计值 $\hat{\lambda}$。

由于函数 $f(\pi_t,\theta)$ 不仅含有参数 λ，还有 π_t，并且 π_t 也是 λ 的函数，所以不能直接估计出参数 λ，而需要采用迭代的方式。也就是说，首先猜测一个参数的初始估计值 $\hat{\lambda}^{(0)}$，然后用普通最小二乘法估计出一个接近初始值的参数值来更新初始估计值，这样不断迭代更新直到收敛。设 $\hat{\lambda}^{(m)}$ 为第 m 次迭代之后得到的参数估计值，为了得到下一个参数估计 $\hat{\lambda}^{(m+1)}$，我们把目标函数进行如下变形：

$$Q(\lambda)$$

$$=\sum_{t=1}^{n}\{S_t-f(\pi_t(\hat{\lambda}^{(m)}),\hat{\lambda}^{(m)})+f(\pi_t(\hat{\lambda}^{(m)}),\hat{\lambda}^{(m)})-f(\pi_t(\lambda),\lambda)\}^2$$

$$\approx\sum_{t=1}^{n}\{\hat{\varepsilon}_t^{(m)}+\hat{f}_1^{(m)}(\pi_t(\hat{\lambda}^{(m)})-\pi_t(\lambda))+\hat{f}_2^{(m)}(\hat{\lambda}^{(m)}-\lambda)\}^2\approx\sum_{t=1}^{n}\{\hat{\varepsilon}_t^{(m)}+\hat{f}_1^{(m)}\dot{\pi}_t^{(m)}(\hat{\lambda}^{(m)}-\lambda)+\hat{f}_2^{(m)}(\hat{\lambda}^{(m)}-\lambda)\}^2\approx\sum_{t=1}^{n}\{\hat{\varepsilon}_t^{(m)}+(\hat{f}_1^{(m)}\dot{\pi}_t^{(m)}+\hat{f}_2^{(m)})(\hat{\lambda}^{(m)}-\lambda)\}^2$$

$$\doteq Q^{(m)}(\lambda)$$

其中，$\hat{\varepsilon}_t^{(m)}=S_t-f(\pi_t(\hat{\lambda}^{(m)}),\hat{\lambda}^{(m)})$，

$\hat{f}_j^{(m)}=f_j(\pi_t(\hat{\lambda}^{(m)}),\hat{\lambda}^{(m)}),j=1,2$；$f_1(\pi_t,\lambda)=\partial f(\pi_t,\lambda)/\partial\pi_t$，$f_2(\pi_t,\lambda)=\partial f(\pi_t,\lambda)/\partial\lambda$，

$\dot{\pi}_t^{(m)}=\dot{\pi}_t(\hat{\lambda}^{(m)})$。

而 $\dot{\pi}_t(\hat{\lambda}^{(m)})$ 可以通过以下公式迭代得到：

$\dot{\pi}_{t+1}(\hat{\lambda}^{(m)})=g_1(\pi_t,X_t,\lambda)\dot{\pi}_t(\hat{\lambda}^{(m)})+g_2(\pi_t,X_t,\lambda)$，其中，$g_1(\pi_t,X_t,\lambda)=\partial g(\pi_t,X_t,\lambda)/\partial\pi_t$，

$g_2(\pi_t,X_t,\lambda)=\partial g(\pi_t,X_t,\lambda)/\partial\lambda$，

$\dot{\pi}_t(\theta)=\partial\pi_t(\theta)/\partial\theta$。

这样，最小化变形之后的目标函数 $Q^{(m)}(\theta)$ 就可以得到唯一的显示解 $\hat{\lambda}^{(m+1)}$，

$\hat{\lambda}^{(m+1)}=\hat{\lambda}^{(m)}+\{x^{(m)'}x^{(m)}\}^{-1}\{x^{(m)'}y^{(m)}\}$，其中，$y^{(m)}$ 为一个 n 维向量，其第 t 个元素为 $\hat{\varepsilon}_t^{(m)}$。而 $x^{(m)}$ 为一个 $n\times q$ 的矩阵，矩阵的第 t 行为 $(\hat{f}_1^{(m)}\dot{\pi}_t^{(m)}+\hat{f}_2^{(m)})$，$n$ 为样本量，q 为参数的个数。通过迭代，我们可以得到一系列最小二乘估计值 $\{\hat{\lambda}^{(m)}\}$。直到两个相邻的估计值之间的欧氏距离 $\|\hat{\lambda}^{(m)}-\hat{\lambda}^{(m+1)}\|$ 小于某一个提前设定的非常小的值（如 10^{-6}），迭代就会停止，而 $\hat{\lambda}^{(m+1)}$ 即为最终的估计值。

估计的参数 $\hat{\lambda}^{(m+1)}$ 的协方差矩阵为

$$\mathrm{cov}\,(\hat{\lambda}^{(m+1)})\approx\frac{\hat{\varepsilon}^{m'}\hat{\varepsilon}^{m}}{t-q}\{x^{m'}x^{m}\}^{-1},$$

因此，我们可以利用 T 检验 $t_i=\frac{\hat{\lambda}_i^{(m+1)}}{\sqrt{\mathrm{var}\,(\hat{\lambda}^{(m+1)})_i}},i=1,\cdots,q$，来检验单个参数的显著性。

4 Monte Carlo 随机模拟实验

我们用 Monte Carlo 随机模拟实验的方式来验证上述迭代最小二乘方法用于模型参数估计和显著性检验的有效性。

在进行随机模拟实验时，首先要根据上文构建的 logit 模型生成随机数列。给定所有参数 m,α,β 的值（$m=100$，$\alpha=(-2.0,0,0,0,5.0)$，$\beta=(-1.0,-0.5,0,0.5)$），通过调整样本的数据量（20，30，40，50，60）和样本标准差（1.0，2.0）的方式，可以得到不同数据量和标准差的十种组合，每个组合生成 5000 组不同的新产品扩散数据。然后用上文提出的估计方法和随机模拟生成的新产品扩散数据对模型参数进行估计。

首先，我们考察参数估计的合理性。由于我们设定了参数的真实值，通过上述估计方法得到了参数的估计值，就可以计算出不同数据量和不同标准差下参数估计的平均绝对误差（见表 1）。从表中我们可以看出，随着样本拟合数据量的增加或标准差的降低，所有参数的平均绝对误差都在不断减小，说明利用此迭代方法估计出来的参数是合理的。

表 1　参数估计的平均绝对误差

	样本数据量	市场容量	营销组合系数	模仿系数
样本标准差=2	20	3.7344	0.1650	1.5521
	30	2.3185	0.1423	1.3848
	40	1.6535	0.1362	1.3617
	50	1.1462	0.1298	1.3174
	60	0.8345	0.1243	1.2904
样本标准差=1	20	0.4562	0.0667	0.6288
	30	0.2345	0.0589	0.5941
	40	0.1145	0.0573	0.5862
	50	0.0655	0.0572	0.5796
	60	0.0527	0.0543	0.5578

营销组合系数的平均绝对误差

$$=\left(\sum_{j=1}^{5000}\left(\sum_{i=0}^{3}(|\hat{\alpha}_{i,j}-\alpha_{i,j}|+|\hat{\beta}_{i,j}-\beta_{i,j}|)/8\right)/5000,\right.$$

模仿系数的平均绝对误差

$$=(\sum_{j=1}^{5000}|\hat{\alpha}_{4,j}-\alpha_{4,j}|)/5000,$$

市场容量的平均绝对误差

$$=(\sum_{j=1}^{5000}|\hat{m}_j-m_j|)/5000)。$$

下面我们分析单参数显著性检验的有效性。首先我们来看利用上述迭代方法进行单参数显著性检验时犯第一类错误(拒真)的可能性。也就是说,在 5000 次随机模拟实验中,如果模型参数等于 0,而我们却在 95%的水平下拒绝了原假设,从而判定该参数不等于 0 的错误比率。表 2 显示了在不同的样本数据量和样本标准差下,用上述方法对等于 0 的 4 个参数 ($\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3,\beta_2$) 进行单参数显著性检验时犯第一类错误的可能性。从表中可以看出,在对于这 4 个参数的单参数显著性检验中,除了样本量为 20 的样本之外,其余的样本犯第一类错误的概率都在 5%左右。

表 2　第一类错误验证结果

	样本数据量	价格对尝试比例的影响系数	分销对尝试比例的影响系数	促销对尝试比例的影响系数	分销对重购比例的影响系数
样本标准差=2	20	0.1002	0.1054	0.1052	0.1108
	30	0.0752	0.0746	0.0728	0.067
	40	0.0714	0.068	0.0678	0.0712
	50	0.0604	0.0546	0.0636	0.0618
	60	0.0578	0.0598	0.057	0.0578
样本标准差=1	20	0.099	0.0936	0.0898	0.0902
	30	0.065	0.0664	0.0716	0.0726
	40	0.0632	0.065	0.0672	0.0636
	50	0.0594	0.0616	0.0578	0.0624
	60	0.055	0.0616	0.0548	0.0616

最后,我们来计算单参数显著性检验的检验效力,即在 5000 次随机模拟试验中,如果模型参数不等于 0,在 95%的置信水平下正确判定该参数不等于 0 的百分比。表 3 显示了在不同的样本数据量和样本标准差下,对不等于 0 的 5 个参数($\alpha_0,\alpha_4,\beta_0,\beta_1,\beta_3$)进行单参数显著性检验时接受原假设(拒伪)的可能性。从表中我们可以看出,随着拟合数据量的增加或样本标准差的降低,对于这 5 个参数,在 5000 次参数检验中,拒伪的概率都在逐渐增加,最后接近甚至等于 100%。

在 95%的置信水平下,用本文提出的检验方法进行单参数显著性检验时,犯第一类错误的可能性能够控制在 5%左右,并且随着样本数据量的增加或标准差的减小,检验效力逐渐增大最终接近 100%。这说明此参数检验方法是有效和可靠的。

表 3　检验效力验证结果

	样本数据量	尝试比例截距项	模仿系数	重购比例截距项	价格对重购比例的影响系数	促销对重购比例的影响系数
样本标准差=2	20	0.954	0.865	1	1	0.9998
	30	0.9598	0.877	1	1	1
	40	0.9684	0.895	1	1	1
	50	0.9666	0.892	1	1	1
	60	0.9652	0.8936	1	1	1
样本标准差=1	20	0.9964	0.9856	1	1	1
	30	0.9976	0.9892	1	1	1
	40	0.997	0.9894	1	1	1
	50	0.9978	0.9914	1	1	1
	60	0.9976	0.9898	1	1	1

5　模型的应用

新产品扩散模型对于企业的管理实践具有重要的应用价值。其中,描述新产品的扩散规律,对新产品销量进行预测是其最基本的作用。除了总销量的预测之外,利用本文所构建的尝试—重购模型,营销人员还可以算出新产品的销量中有多大比重来源于尝试购买,有多大比重来源于重复购买,以及这两部

分的比重如何随时间变化。例如，什么时候重复购买的比重将超过尝试购买而成为销量的主要来源，在什么时候尝试购买将达到饱和状态(即不再有新的消费者来尝试该产品)，全部的新产品销量都来源于已经购买过新产品的消费者的重复购买。

一旦估计出某一新产品的扩散模型的参数，把各个参数代入模型中，就可以算出每一时期进行尝试购买和重复购买的消费者比例(π_{2t} , π_{3t})，以这两部分比例分别乘以市场容量 m，就可以估计出尝试购买的新产品销量($m\times\pi_{2t}$)和来自重复购买的产品销量($m\times\pi_{3t}$)，两者相加即为新产品的总销量。

我们以 2003 年 6 月在北京上市的伊利牌调味塑料包常温奶为例来具体考察本文所构建的模型对快速消费品新产品数据的拟合和预测效果。图 3 直观地显示了不同拟合数据量下，我们的尝试一重购模型对于新产品销量的拟合和预测结果。从图中我们可以看出，新产品的实际销售量(单位:公斤/升)在其上市之后不断上升，到第 37 周左右达到最高点。然后开始缓慢下降，直到第 56 周左右不再下降，而保持在一定的销量水平上。总的来说，以前 50 周和前 80 周作为拟合数据而进行的销量预测都比较准确，80 个周的预测结果稍好。

当拟合数据量为 80 时，我们利用模型预测出的总销量以及总销量中来自尝试购买和来自重复购买的部分如图 4 所示。从图中可以看出，该产品来自消费者尝试购买的销量在其上市之后的 5 周之内占有主导地位，从第 6 周开始缓慢下降，到第 25 周左右几乎降为 0，之后只是偶尔有消费者会尝试购买该产品。到第 46 周之后所有潜在的消费者都尝试购买过该产品，46 周之后的产品销量全部来源于已尝试消费者的重复购买。

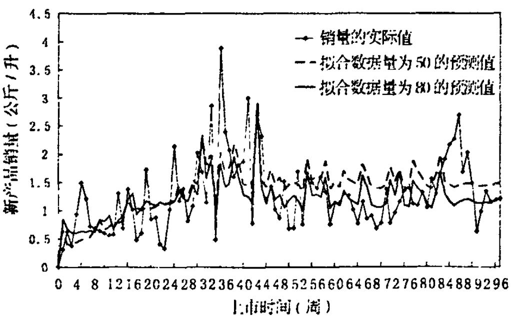

图 3　新产品的实际销量、拟合销量及预测销量

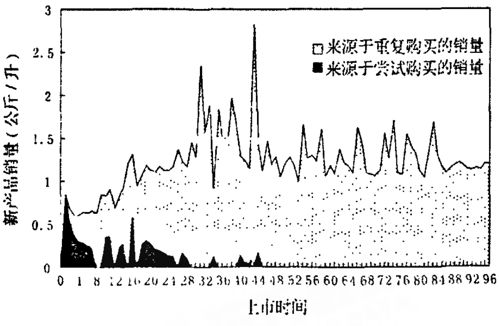

图 4　来自尝试购买和重复购买的销量比较

6　结语

本文对于现有的尝试一重购新产品扩散模型进行了改进，构建了一个 logit 形式的可用于快速消费品新产品扩散的尝试一重购模型，并且在重复购买中引入营销组合变量的作用。这种形式的尝试一重购模型能够保证消费者对于新产品的尝试购买比例和重复购买比例介于 0 到 1 之间，并且设定了营销组合变量对于新产品销量的非线性影响。我们以实际的液态牛奶新产品为例，具体地阐述了企业管理者在营销实践中如何利用尝试一重购新产品扩散模型。尝试一重购模型在营销实践中可以被用于快速消费品新产品的销量预测。另外，由于此模型中还包含了营销组合变量作为解释变量，我们还可以利用它来进行营销组合变量的比较静态分析。通过考察不同的营销组合变量对于产品销量影响的强弱，来为新产品制定最为有效和经济的营销组合策略。

本文还发展出一套适用于复杂的非线性尝试一重购模型的估计方法和检验方法，并用 Monte Carlo 随机模拟实验的方法对此估计和检验方法的有效性进行验证。经检验，随着样本数据量的增加和样本标准差的减小，无论是模型参数的估计误差，还是单参数显著性检验的效力，以及犯第一类错误的可能性都表现出合理的变化趋势。这说明我们所使用的模型估计和检验方法是有效的。此估计方法的适用性很强，不受模型形式的限制，为将来构建更为复杂的新产品扩散模型提供了便利条件。

然而，此估计方法也存在一定的局限。由于其目标函数比较复杂(非凸函数)，无法很快地找到极值点，所以迭代收敛较慢，计算量较大。另外，此估计方法对于模型参数初始值的选取也较为敏感。我们采用逐点搜索的方式来选择模型参数的初始值，使得参数的估计有可能随着初始值的变动而变化，

不是十分的稳定。将来的研究可以进一步对尝试一重购模型的估计方法进行改进,以找到更为简单和有效的参数估计方法。

参考文献:

[1] Bass F M. A New－Product Growth Model for Consumer Durables [J]. Management Science, 1969, 15 (5): 215－227.

[2] Lilien G. I., Rao A. G., Kalish S. Bayesian Estimation and Control of Detailing Effort in a Repeat－Purchase Diffusion Environment [J]. Management Science, 1981, 27(5): 493－506.

[3] Mahajan V., Wind J., Sharma S. An Approach to Repeat－Purchase Diffusion Analysis [C]. In AMA 1983 Educators' Conference Proceedings, Series No. 49, Chicago: American Marketing Association, 1983: 442－446.

[4] Hahn M., Park S., Kishnamurthi L., Zoltners A. Analysis of New－Product Diffusion Using a Four－Segment Trial－Repeat Model [J]. Marketing Science, 1994, 13(3): 224－247.

[5] Carter F. J., Motley C. M., Ogbuehi A. Forecasting Sales in A Personal Selling Intensive Industry: An Application of A Repeat Purchase Diffusion Model [C]. In American Marketing Association Conference Proceedings, 2001, 12 (Winter): 12－19.

[6] 常莹,李季,王汉生,涂平.具备重复购买机制的新产品扩散模型:理论模型与非线性最小一乘估计[J].营销科学学报,2006,2(4):22－31.

[7] Shao J., Wang H. Sample correlation coefficients based on survey data under regression imputation [J]. Journal of the American Statistical Association, 2002, 97 (458): 544－552.

An Improvement of Trial－Repeat Diffusion Model: Logit Model and NILS Estimation

LI Ji[1], WANG Han-sheng[2], TU Ping[3]

(1. Dept of Marketing, Business School, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;

2. Dept of Business, Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871, China;

3. Dept of Marketing, Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Based on the existing trial－repeat diffusion model, a nonlinear model is developed by modeling the trial rate and the repeat purchase rate as logit functions of marketing－mix variables. A nonlinear iteration least square(NILS) estimator is also proposed for the purpose of model building and testing. Results of Monte Carlo experiment indicate the validity of this estimation. This new model can be used for sales predicting and marketing－mix analysis of new product.

Key words: new product diffusion model; nonlinear model; iterative least squares; fast－moving consuming goods