

文章编号:1003-207(2007)02-0104-07

随机模型在零售顾客未来经济价值估计中的应用

王 高¹, 李纯青^{1,2}, 赵 平¹, 童璐琼¹

(1 清华大学经济管理学院,北京 100084;2 西安工业大学经济管理学院,陕西 西安 710032)

摘 要:零售顾客的经济价值是由购买次数和平均购买金额共同决定的。本文采用 NBD 模型来拟合购买次数,用 gamma-gamma 模型来拟合平均购买金额。基于贝叶斯原理,在给定过去购买行为条件下我们可以计算顾客未来购买次数和平均购买金额的期望值,顾客的未来经济价值就是这两个期望值的乘积。本文应用上述随机模型对一家零售企业的顾客积分卡数据进行了实证分析,结果表明该模型不仅可以比较准确地拟合顾客购买次数和购买金额数据,而且可以对顾客未来价值进行较为准确的预测。该模型方法对于零售企业加强顾客分析,提高顾客管理水平有很大的价值。

关键词:顾客未来经济价值;NBD 模型;gamma-gamma 模型

中图分类号:F830 **文献标识码:**A

1 引言

顾客作为企业的主要利润来源,在企业的发展中起着至关重要的作用。但是,顾客对企业的经济贡献(即顾客经济价值)水平差异很大,企业如何实现资源有限条件下的顾客价值最大化就变得尤为重要。在零售业,顾客不仅规模大,而且差异性也大。如何有效地进行顾客管理是零售商所面临的一个挑战。随着信息化水平的不断提高,许多零售商已经积累了丰富的顾客交易数据。例如许多商家发放了大量的顾客积分卡,并通过积分卡积累了丰富的顾客交易数据,如什么时间购买,每次购买了什么商品,购买了多少,花了多少钱,等等。这些数据可以帮助零售商非常深入地了解顾客的购买行为,但是目前很少有零售商对这些数据进行深入分析,这主要是因为缺乏有效的分析手段。本文的目的就是引入随机模型的方法,通过对顾客积分卡交易数据的分析来计算顾客的未来经济价值,从而帮助企业有效地分析和管理的顾客。

对于零售商来说,一个顾客的经济价值是由顾客的购买次数和购买金额综合决定的。所以,研究零售顾客经济价值的关键是估计并预测顾客的购买次数和购买金额。传统的做法是分别计算顾客的平均购买次数和平均购买金额,并以此来代表顾客的未来经济价值。这种做法有两个问题:一,简单平均数受极端值的影响比较大,比如一次特殊的大额度的购买会显著提高平均购买金额,但是并不代表顾客的平均购买水平;二,平均值是一种静态的指标,不能反映顾客的动态变化。本文所使用的随机模型方法比较好地克服了上面的两个问题。具体地,本文将采用 NBD(负二项式分布)模型来估计并预测顾客的购买次数,采用 gamma-gamma 模型来估计并预测顾客的购买金额,并在这两个模型的基础上计算和预测顾客的未来经济价值。

NBD 模型可以很好地拟合频数发生的现象(如 0, 1, 2, 3, …),并在不同的领域得到了广泛的应用。NBD 模型假设频数发生现象服从泊松(Poisson)分布,而泊松系数在个体间服从 gamma 分布。这个模型最早由 Ehrenberg 于 1959 年引入到营销分析中^[1]。Goodhardt 和 Ehrenberg 以及 Morrison 对 NBD 模型的条件期望公式进行了推导,为预测未来频数发生奠定了基础^[2,3]。Morrison 和 Schmittlein 对 NBD 模型进行了总结性的概括和评价^[4]。后来,学者们有考虑了 NBD 模型的静态性问

收稿日期:2006-04-07;修订日期:2007-03-02

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70572008、70572009);
国家博士后基金资助项目(2005037374)

作者简介:王高(1965-),男(汉族),山东诸城人,清华大学经济管理学院,研究方向:市场营销模型及方法、消费者购买行为、顾客价值、顾客资产、品牌资产。

题,把顾客流失引入到模型中。Schmittlein 等提出了 Pareto/NBD 模型,也就是后来被广泛应用的 SMC 模型^[5,6]。Fader 等提出了一个更便于估计的 BG/NBD(Beta-Geometric)模型^[7]。本研究将采用 NBD 模型,因为对于零售商来讲,顾客是比较稳定的,虽然有零售商之间转换的问题,但流失现象并不严重。

gamma-gamma 模型是近几年才被 Colombo 和 Fader 等人提出来的^[8,9]。该模型假设顾客的购买金额服从一个 gamma 分布,gamma 分布的形状参数(shape parameter)在个体间为常数,而尺度参数(scale parameter)服从一个新的 gamma 分布。gamma-gamma 模型是对 Schmittlein 和 Peterson 提出的双正态模型的一个修正和发展^[10]。双正态模型假设顾客的购买金额服从正态分布,而个体间的差异也服从正态分布。双正态模型的主要问题表现在:一,顾客的购买金额未必服从正态分布,通常表现为有偏分布;二,正态分布包含负值,而购买金额是大于或等于 0 的,这也会带来问题。所以,本研究将采用 gamma-gamma 模型。

过去的研究主要集中在对已经发生的顾客购买行为的拟合和描述上,而本研究的重点是顾客未来的经济价值。对于企业而言,顾客未来经济价值的意义远远大于过去的经济价值,因为未来才是企业顾客管理应该关注的。本研究的基本逻辑是首先通过随机模型来描述顾客的购买次数和购买金额,然后基于过去的购买行为并应用贝叶斯原理来预测未来的购买次数和购买金额,最后计算出顾客的未来经济价值。

本文应用 NBD 和 gamma-gamma 模型方法对顾客积分卡交易数据进行了实证分析,结果表明这种随机模型方法不仅可以很好地拟合顾客的模式次数和金额数据,而且预测结果也比较准确。该模型所需要的数据比较简单,而且很多零售商都拥有,所以可以广泛地应用到顾客价值的计算和预测中,对零售商提高顾客管理水平有较大的价值。

2 模型方法

下面,我们将分别对顾客购买次数(NBD)和购买金额(gamma-gamma)模型进行界定,并给出它们的估计过程。

2.1 未来购买次数预测模型

设购买次数为一随机变量,表示为 X (取值为 $0, 1, 2, 3, \dots$)。NBD 模型有三个假设:

(1) 顾客的购买次数服从泊松(Poisson)分布。若用 λ 表示个体顾客的购买率,则顾客单位时间内的交易次数 x 的概率分布函数是

$$P(X = x) = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda}, \quad x = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0 \tag{1}$$

(2) 参数 λ 在个体顾客间服从伽玛(gamma)分布,这反映了顾客购买率的异质性。gamma 分布的表达式为:

$$g(\lambda / r, d) = \frac{r^d}{\Gamma(d)} \lambda^{d-1} e^{-r\lambda}, \quad d > 0, r > 0, \lambda > 0 \tag{2}$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数,参数 d 代表形状参数,而 r 代表尺度参数。

(3) 稳定性。NBD 模型是一个稳定的模型,单个顾客的泊松购买率一旦确定将不再变化。顾客的购买频率一般是比较稳定的,所以顾客购买次数可以满足这个条件。

将(1)、(2)结合起来并经过整理,就可以得到顾客在单位时间内购买次数的 NBD 概率分布:

$$P(X = x) = \int_0^{\infty} \frac{\lambda^x}{x!} \frac{r^d}{\Gamma(d)} e^{-r\lambda} d\lambda = \frac{(\lambda + x)^d}{\Gamma(d)} \frac{1}{x!} \left(\frac{1}{\lambda + 1} \right)^x \tag{3}$$

由于所求的未来购买次数的期望是在历史购买次数的基础上得到的,所以,利用 Bayes 原理,经推导便可得到单位时间顾客未来购买次数的期望值:

$$E(X = x_2 / x_1) = \frac{\lambda + x_1}{\lambda + 1} = \left(\frac{\lambda}{\lambda + 1} \right) + \left(\frac{1}{\lambda + 1} \right) x_1 \tag{4}$$

其中, x_2 是给定第一次购买次数 x_1 条件下的期望购买次数, λ 和 d 是原有 NBD 模型中求出的参数,而 $\lambda / (\lambda + 1)$ 为 NBD 模型的平均购买次数。这个公式说明顾客的未来购买次数是总体平均购买次数和所观察到的过去的购买次数的加权平均,也就是“回归到平均值”(regression to the mean)的特点。这也是为什么 NBD 模型可以克服极端值对简单算术平均影响的原因。

当考虑 T 个单位时间时,单位时间顾客未来购买次数的期望值为:

$$E(X = x_2 / x_1) = \frac{\lambda + x_1}{\lambda + T} = \left(\frac{\lambda}{\lambda + T} \right) + \left(\frac{T}{\lambda + T} \right) \frac{x_1}{T} \tag{5}$$

这时, x_1 变成了 T 个时间单位的总购买次数, x_1 / T 为平均单位时间购买次数。该公式同样拥有公

式(4)的特征。

利用公式(4)或(5),就可以通过顾客过去的购买次数预测顾客未来购买次数,这就是预测顾客未来购买次数的模型基础。

2.2 未来购买金额预测模型

设 x 次购买的平均购买金额为随机变量,表示为 Z (取值大于 0)。gamma-gamma 模型有以下两个假设:

(1) 顾客的平均购买金额服从 gamma 分布,其概率表达式如下:

$$P(Z = z) = \frac{p^q}{\Gamma(q)} z^{q-1} e^{-pz} \quad z > 0, p > 0, q > 0 \quad (6)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数, p 为尺度参数, q 为形状参数。

(2) 假设 q 在个体间是常数,而 p 在个体间服从一个以 ϕ 和 ϕ 为参数的 gamma 分布。 q 保持不变的原因是为了保持原有的形状,而 p 的变化体现了横向的长短随着不同个体的差异发生变化。具体表达式如下:

$$g(p | \phi) = \frac{\phi}{\Gamma(\phi)} p^{-1} e^{-\phi p}, \quad p > 0, \phi > 0 \quad (7)$$

将(6)、(7)结合起来并经过整理,就可以得到顾客购买金额的 $G\text{gamma-gamma}G$ 概率分布:

$$P(Z = z) = \int_0^\infty \frac{p^q}{\Gamma(q)} z^{q-1} e^{-pz} \frac{\phi}{\Gamma(\phi)} p^{-1} e^{-\phi p} dp = \frac{(q+\phi)}{\Gamma(q)\Gamma(\phi)} \left(\frac{z}{\phi+z}\right)^q \frac{1}{z} \quad (8)$$

利用 Bayes 原理,我们可以推导出在给定过去购买次数和平均购买金额条件下的顾客期望购买金额:

$$E(m_2 | m_1, x_1) = \frac{q(x_1 m_1 + \phi)}{(qx_1 + \phi - 1)} = \left(\frac{\phi - 1}{qx_1 + \phi - 1}\right) \frac{q\phi}{\phi - 1} + \left(\frac{qx_1}{qx_1 + \phi - 1}\right) m_1 \quad (9)$$

其中, x_1 为过去的购买次数, m_1 为过去的平均购买金额, q 和 ϕ 为上面模型中估计的参数。与购买次数的期望值一样,购买金额的期望值也是一个总体平均值, $q\phi/(\phi - 1)$, 和顾客个体平均购买金额 m_1 的加权平均值,具有“回归到平均值”的特点。这也是为什么 gamma-gamma 模型可以克服极端值对简单算术平均影响的原因。

利用公式(9),就可以通过顾客过去的购买金额来预测顾客未来的购买金额,这就是预测顾客每次

购买金额的模型基础。

在得到顾客未来购买次数(公式(4)或(5))和未来每次购买金额(公式(9))后,就可以用两者的乘积得到顾客未来的经济价值。

2.3 模型估计

2.3.1 NBD 模型的参数估计

这里采用极大似然估计方法进行参数估计, NBD 模型的对数似然函数为

$$LL(\cdot, \cdot | data) = \sum_{x=0}^{x^*} f_x \ln [P(X = x | \cdot, \cdot)]$$

其中 x 为顾客购买次数, f_x 为购买次数为 x 的人数, x^* 为所有顾客中购买次数的最大值。

在计算 $P(X = x)$ 时可用如下的简便公式:

$$P(X = x) = \begin{cases} \left(\frac{\phi}{\phi+1}\right) & x = 0 \\ \left(\frac{\phi+x-1}{x(\phi+1)}\right) P(X = x-1) & x = 1 \end{cases}$$

具体进行参数估计时,可用 Excel 中的规划求解,先任意给定符合限定条件的 ϕ 和 ϕ 初始值,通过叠代求出使似然函数最大的优化解。

2.3.2 gamma-gamma 模型的参数估计

gamma-gamma 模型的对数似然函数为:

$$LL(q, \phi | data) = \sum_i (\ln [P(Z = z | q, \phi)])$$

其中, z 为顾客次购买金额,概率函数见公式(8)。

具体进行参数估计时,用 Excel 里面的规划求解,先任意给定符合限定条件的 q 和 ϕ 的初始值,叠代求出使似然函数最大的优化解。

3 实证分析

3.1 数据描述

所分析的数据来自北京北辰购物中心的 326 位积分卡顾客 2003 年 6 月到 2005 年 2 月的历史购买数据。为验证模型的有效性,我们将顾客的数据分成两个部分,一部分是 2003 年 6 月至 2004 年 8 月共 15 个月的数据来进行模型估计(calibration),另一部分是 2004 年 9 月至 2005 年 2 月共 6 个月的数据来进行预测准确性检验(holdout)。为便于分析,将观察期内没有流失且 05 年有交易行为的顾客作为分析对象,这样共有 266 个顾客符合分析要求,这部分顾客的统计特征如表 1 所示。

表 1 样本统计(n=266) 购买金额单位:元

样本特性	平均值	标准差	最小值	最大值
单个顾客购买次数	33	13	5	95
单个顾客购买金额	9147.2	9018.2	630.1	74507.7
单个顾客次购买金额	310.1	317.5	13.1	2480.5

3.2 顾客未来购买次数的预测

我们首先观察一下 NBD 模型对原始数据的拟合效果,然后再看一下预测效果。

3.2.1 NBD 模型对分析数据的拟合效果

通过对 266 个样本顾客 15 个月的数据进行估计得到 $\alpha = 4.2401$, $\beta = 1.9527$ 。将这两个参数代入公式(3)便可得到模型期望的各购买次数所对应的概率,图 1 给出了实际情况与模型期望结果的比较,可以看出模型对数据的拟合效果是非常好的。

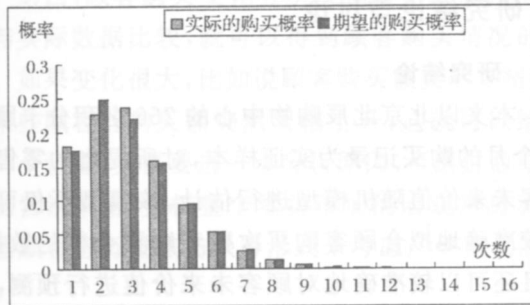


图 1 实际观测与模型期望的购买次数的比较

3.2.2 NBD 模型对未来购买次数的预测效果

未来购买次数的预测是通过将估计出来的参数 $\alpha = 4.2401$, $\beta = 1.9527$ 代入公式(5)中,其中 x_i 为 15 个月顾客的累积购买次数, T 为 15, 就可以算出每个顾客 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内累积购买次数的预测值,与实际购买次数进行比较。在这里,我们关心的是模型对顾客在半年内的购买次数的预测的准确性。如果用 ϵ 表示在这半年的平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE),其表达式如公式(10)所示,

$$\epsilon = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

其中 y_i 为实际记录的 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内顾客 i 的购买次数, \hat{y}_i 为模型预测的 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内顾客 i 的购买次数。计算的结果表明在 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内的购买次数的 NBD 模型的预测误差为 4.8%, 有较好的预测效果。

3.3 顾客未来每次购买金额的预测

本部分首先观察一下 gamma-gamma 分布对原

始数据的拟合效果,然后再看一下预测效果。

3.3.1 gamma-gamma 模型对分析数据的拟合效果

通过对 266 个样本顾客 15 个月的数据的次平均购买数据进行估计,得到参数估计值为 $q = 4.2315$, $\lambda = 2.8938$ 和 $\phi = 141.1633$ 。再将这三个模型参数代入公式(9),结合前 15 个月的顾客购买次数和平均购买金额数据,我们就可以计算得到模型预期的顾客次购买金额。将期望值与实际值之间进行比较,结果如图 2 所示(为清楚起见,我们只取了前 23 个顾客的数据)。从图 2 可以看出, gamma-gamma 模型对分析数据拟合效果也非常好。

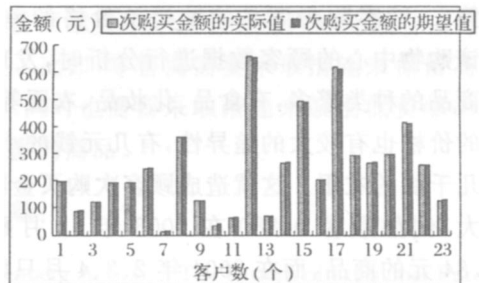


图 2 实际观测与模型预测的平均购买金额的比较(部分顾客)

3.3.2 gamma-gamma 模型对未来数据的预测效果

利用上面所估计的模型参数和公式(9),我们可以对 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内的顾客每次购买金额进行预测。同样,我们关心的是模型的总体预测准确性,所以我们继续运用公式(10)进行模型预测误差的计算。计算的结果表明在 04 年 9 月至 05 年 2 月半年内的平均购买金额的 gamma-gamma 模型的预测误差为 5.8%, 同样得到较好的预测效果。

3.4 顾客未来经济价值计算

通过上面的分析,已经得到顾客未来半年的交易次数和每次购买金额的期望值,利用两者的乘积就可以得到顾客未来价值的期望值。顾客在未来半年的预测价值与实际价值如图 3 所示。同样运用公式(10)计算出总体预测误差为 4.8%, 得到较好的预测结果。但是,我们应该注意到,在个人层面的预测误差相对要大一些。这是任何预测模型都存在的带有普遍性的问题。因为对于零售商来说,他们更注重总体的预测结果,所以该模型的预测准确性还是比较好的。

造成个体误差比总体误差较大的原因,除了顾客购买行为的随机性以外,还有以下两种差异性需要注意。第一,团购顾客与普通顾客的差异性。在购物中心的积分卡顾客中,有一些顾客属于团购顾客,这类顾客与普通顾客相比,有购买次数少但购买

金额大的特点。例如顾客 01710 在 2004 年 5 月一次就购买了 13750.4 元的商品,远远高于 2004 年上半年顾客次平均购买金额 412.3 元。还比如 9670 号顾客,在 04 年 4 月 20 日一次购买 14 件耐克涤纶棉服,金额高达 22590 元,但该顾客 04 年全年的购货记录只有这一次,03 和 05 年的购货次数也很少。这就导致了预测时出现的较大偏差。这说明在实际的营销管理中必须区分这两类不同的顾客,然后分别利用模型进行参数估计,这样得到的参数才能分别体现顾客不同的购买特性,从而得到更好的预测效果。

第二,顾客购买商品的种类及价格的差异性。在对该购物中心的顾客数据进行分析时,发现顾客购买商品的种类繁多,有食品、化妆品、衣服等,这些商品的价格也有较大的差异性,有几元钱的小食品,也有几千块的衣服。这就造成顾客次购买金额的波动较大,例如顾客 01880 在 2003 年 12 月购买了 6630.84 元的商品,而在 2004 年 2、3、4 月只购买了 17.77 元、20.86 元、28.95 元的商品,这种波动在一定程度上对模型的预测会造成偏差。这就需要在实际营销管理中经常购买日常用品的顾客与经常购买贵重商品的顾客区分开,针对不同的顾客数据利用模型进行参数估计。利用反映不同顾客特性的参数,可以得到更好的预测效果。

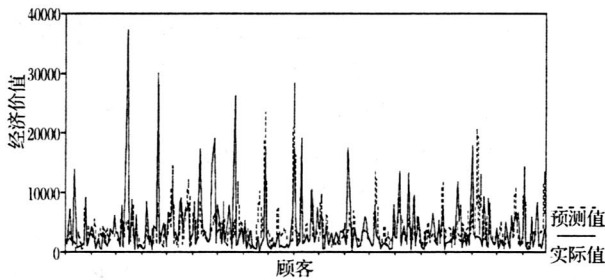


图 3 顾客未来价值的预测值与实际值之间的比较

3.5 顾客未来价值的劳伦斯曲线分析

为了比较不同顾客对于零售商经济贡献的差

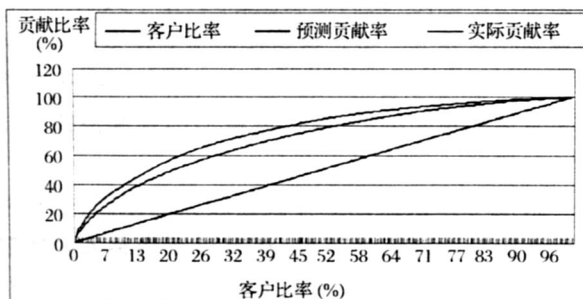


图 4 顾客未来经济价值的劳伦斯曲线

异,我们还对未来顾客经济价值进行了劳伦斯曲线 (Lawrence Curve) 分析,结果如图 4 所示。该图的纵轴表示占全部零售额的累积百分比,而横轴表示顾客的累积百分比。

从图 4 可以看出,预测的劳伦斯曲线与实际劳伦斯曲线有一些差异,这是由前面所提到的个体层面的差异造成的。但是,我们可以看出这种差异是比较小的,而且走势与实际曲线是非常吻合的,所以可以用来进行预测。通常来说,根据帕累托提出的“20/80”法则,企业 20% 的顾客贡献了 80% 的价值。这只是一种一般性的概括。从该购物中心的顾客价值分析来看,20% 顾客只贡献了 55% 左右的销售额;而实现 80% 的销售需要大约 50% 的顾客。

4 研究结论与讨论

4.1 研究结论

本文以北京北辰购物中心的 266 名积分卡顾客 21 个月的购买记录为实证样本,对所提出的零售业顾客未来价值随机模型进行估计,该模型不仅可以比较准确地拟合顾客购买次数和购买金额的数据,而且还可以较准确地对顾客未来价值进行预测,同时该模型还可以给出企业应该关注的重要顾客。研究结果发现:

第一,NBD 模型和 gamma-gamma 模型可对零售业的现实购买情况(购买次数和购买金额)进行很好的拟合,并能做出合理的预测,是有效衡量顾客未来价值的方法。

第二,NBD 模型和 gamma-gamma 模型相比以前对顾客分析所具备如下五个方面的优点:

科学性:不是简单地沿用过去数据,而是基于随机过程来反映顾客购买过程的复杂性和多样性。

逻辑性:本模型先从现象分析提出假设,赋予各参数以具体的意义,再通过实际检验证明其可行性。

简洁性:模型中的基本假设和估计过程简单,而且要求的数据简单,易获得。

灵活性:表现在以下两个方面:a) 实际应用方面,可对原模型不进行大的变动情况下实时更新估计所用的数据;b) 内在分布方面,所选用的 gamma 分布的特点就在于在参数变化的条件下,可以以多种形式的曲线出现,可以很好地反映顾客的异质性,扩大模型的应用范围。

可扩展性:文中模型分布的灵活性,使得通过

对参数进行进一步的细分,加入影响估计的因素(如顾客的经济水平等人口统计变量)来增加模型的可解释性变为可能。

第三,顾客未来平均价值分析。如果不考虑各个顾客个人因素,从企业整体出发,从前文得出的模型参数直接可以建立对新进顾客价值的识别。比如说,整体的预期购买次数是 $\frac{1}{1-0.9527}$,即文中的 $\frac{4.2401}{1-0.9527} = 3$,也就是一个新进顾客的预期月购买次数是3次。整体的预期购买金额为 $q\phi(1-0.9527)$,在文中体现为一个新进入顾客的平均预期购买金额是 $\frac{4.2315 \times 141.1633}{(2.8938 - 1)} = 315$ 元。于是,一个新进顾客在半年内能为企业创造的收入是 $315 \times 3 \times 6 = 5670$ 元。

第四,顾客购买变化分析及预警。利用预测数据与实际数据比较,就可以得到顾客购买情况的变化。如果变化很大,比如说顾客购买额突然下滑,或者某些顾客的购买额突然大幅上升,这就可以给企业一个预警,并需要进一步分析原因,可通过总结过去的营销策略,分析整个零售市场的宏观形势和对某些顾客进行重点访谈等形式来考虑产生变化的原因。

第五,动态价值评估。每隔一段时间可以根据新的交易数据估计新的参数,再用它来计算下一时间段的顾客价值,然后对营销策略做相应的调整。使企业的顾客价值管理能力与不断变化的现实相适应。

4.2 本研究对零售业的意义

本研究对零售业的顾客管理有以下借鉴意义:

第一,企业应该充分利用顾客购买数据进行顾客价值管理。本文给零售商提供一种如何借用简单的顾客购买记录(什么时候购买、购买多少)来进行顾客价值管理,而很多企业在投入大量资金建立顾客数据库的同时,却不知怎么利用这些顾客数据为企业决策进行服务。本研究不但给企业提供一种顾客未来价值的计算方法,而且也给零售商提供一种很好地收集顾客数据的方法,即采用积分卡制度,既可以在一定程度上激励顾客重复购买,又可以有效地收集和记录顾客的交易信息,同时也为企业分析消费者购买行为打下了良好的基础。

第二,用“向前看”的眼光看待顾客价值。在以往的许多实际操作中,只是简单顾客过去的价值来代表将来的价值。但是通过本研究,可以看到顾客价值是不断变化的,不是对过去的简单重复,所以有必要引入随机预测方法。尤其是对于零售企业来

说,顾客的多样性和商业环境的多变性使得对于未来的预测更加重要。而本文提出的 NBD 模型和 gamma-gamma 模型就是进行这方面的尝试。

第三,在随机模型基础上建立健全顾客价值管理系统。尤其在零售业中,如果能够充分应用顾客的交易数据,将会对企业的长远发展奠定一个坚实的基础。例如可以借助本文所提顾客未来价值预测模型来开发一种顾客价值评估管理系统而进行这方面的实践。

第四,可以提高零售企业顾客精细化管理的能力。不同的顾客的经济贡献是不同的,零售商需要根据经济贡献大小不同有针对性地对顾客进行差异化管理。比如,零售商需要采取措施来保留高贡献的顾客,同时也需要采取措施来鼓励低贡献的顾客购买更多的商品。

参考文献:

- [1] Ehrenberg A. S. C. . The Pattern of Consumer Purchases [J]. Applied Statistics, 1959, 8: 26 - 41.
- [2] Goodhardt G. J. and A. S. C. Ehrenberg. Conditional Trend Analysis: A Breakdown by Initial Purchasing Level[J]. Journal of Marketing Research, 1967, 4: 155 - 162.
- [3] Morrison D. G. . Analysis of Consumer Purchase Data: A Bayesian Approach [J]. Industrial Management Review, 1968, 9: 31 - 40.
- [4] Morrison D. G. and D. C. Schmittlein. Generalizing the NBD Model for Customer Purchases: What Are the Implications and Is It Worth the Effort[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 1988, 6(2):146 - 159.
- [5] Schmittlein D. C. , D. G. Morrison and R. A. Colombo. Counting Your Customers: Who They Are and What Will They Do Next? [J]. Management Science, 1987, 33 (January), 1 - 24.
- [6] 齐佳音,李怀祖,舒华英,秦良娟. SMC 模型在 IT 分销业的实证研究[J]. 中国管理科学,2003,11(6):71 - 76.
- [7] Fader Peter S. , Bruce G. S. Hardie and Ka Lok Lee. Counting Your Customers the Easy Way: An Alternative to the Pareto/NBD Model [J]. Marketing Science, 2005, 24 (Spring): 275 - 284.
- [8] Colombo Richard and Weina Jiang. A Stochastic RFM Model [J]. Journal of Interactive Marketing, 1999, 13 (Summer):2 - 12.
- [9] Fader Peter S. , Bruce G. S. Hardie, and Ka Lok Lee. RFM and CLV: Using Iso - value Curves for Customer Base Analysis [J]. Journal of Marketing Research, 2005, XLII (November): 415 - 430.

- [10] Schmittlein, D. C. and R. A. Peterson. Customer Base Analysis: An Industrial Purchase Process Application[J]. Marketing Science, 1994, 13(1): 41 - 67

The Application of Stochastic Models in the Estimation of Future Economic Value of Retail Customers

WANG Gao¹, LI Chun-qing^{1,2}, ZHAO Ping¹, TONG Lu-qiong¹

(1. School of Economics and Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. School of Economics and Management, Xi'an University of Technology, Xi'an 710032, China)

Abstract : The economic value of retail customers is determined together by purchase frequency and monetary value. This article employs the NBD model to fit purchase frequency and the gamma-gamma model to fit the average monetary value. Based on the Bayes theorem we can calculate the expected future purchase frequency and average monetary value in a given customer's past purchase behavior, and the customer's future economic value is the multiplication of these two expected values. This article applied the above stochastic models to fit empirically the frequent shopper card data of a retailer. The results show that the models not only can accurately fit the data of purchase frequency and monetary value, but also can accurately predict customer's future economic value. The modeling method is of great value to retailers in enhancing customer analysis and improving customer management.

Key words : future customer economic value; NBD model; gamma-gamma model