

经济与管理

基于卷烟零售户销售潜力分值 (G 值) 的新产品投放策略研究

许泓¹, 刘文倩²

1 厦门市烟草专卖局(公司) 福建 厦门 361005;

2 厦门融通信息技术有限责任公司 福建 厦门 361005

摘要: 为有针对性地投放货源, 做好新产品营销, 提出基于卷烟零售户销售潜力分值 (G 值) 的新产品投放策略 (G 值策略)。首先利用数据挖掘 (DM) 方法计算产品属性重要程度, 再结合模糊综合评价法对零售户的销售能力进行评分, 获得零售户的 G 值, 最后根据 G 值排序进行货源投放。实践表明, G 值策略优于传统的星级客户策略, 能够有效促进卷烟新产品营销。

关键词: DM 模糊综合评判法; G 值策略; 新产品投放

引用本文: 许泓, 刘文倩. 基于卷烟零售户销售潜力分值 (G 值) 的新产品投放策略研究 [J]. 中国烟草学报, 2016, 22 (1)

随着竞争加剧和产品更新周期越来越短, 新产品持续投放是现代企业在市场经济下参与竞争和保持市场份额的重要手段。新产品发布后能否迅速占领市场份额的关键之一在于投放策略制定。在营销资源有限、数据杂乱无序的情况下, 如何有效评估客户销售潜力进而建立投放策略具有重要的研究意义。

Bass & Frank^[1], 许博、龚国华^[2], Druehl^[3], 全雄文等^[4]都认为企业应该在考虑前代产品的利润曲线的基础上建立模型寻求最优投放时间点; 宫俊、汪定伟^[5], 刘宽虎等^[6]的实证研究表明对新产品投放影响较大的因素主要包括市场竞争性因素、质量因素、价格因素等, 认为应该以关键因素为基础制定对应的投放策略。刘向峰、于洪鹏^[7], 康江峰、陈辉^[8]认为烟草行业应该尽快完善数据库建设, 并利用数据挖掘进行精准销售研究; 崔吉峰等^[9], 路宏伟等^[10]基于粒子群—BP 神经网络混合算法对烟草销售量及社会库存量进行实证研究, 研究结果表明它们与基本特征之间的关系属于非线性关系。目前针对烟草新产品投放策略的研究还比较缺乏。在实际业务中, 烟草新产品的投放策略主要采用竞品分析法和星级客户策略。前者通过新产品进行 SWOT 分析, 并以新产品的竞争品牌销售数据作为新产品的销售参考数据进行对应的数据分析, 从而制定烟草新产品的投放策略。但是由于烟草品类繁多, 难以准确找到相应竞争产品, 且新产品与竞争产品间关系难以厘清, 因此该方法存在

很大局限性; 后者根据以往销售记录对客户进行星级评定, 在投放新产品时根据产品的供给量和客户星级进行区别投放, 但由于客户的星级划分依据需要综合考虑许多非销售因素, 因此该策略虽简单易行, 却难以最大化新产品销售利润。

现有研究和业务还存在一些明显不足: 一是缺乏对产品内在性质的发掘, 导致新产品难以借鉴在销产品销售经验实现精准投放; 二是忽略了新产品对不同客户的区别投放的经济效益问题。本文首先利用 DM 算法模型量化产品的不同属性在市场中的认可程度; 其次利用模糊综合评判法, 对所有潜在客户进行客户销售潜力评分, 获得 G 值, 按 G 值排序进行货源投放, 以期解决新产品投放问题。

1 基于 DM 模糊综合评判法的 G 值策略构建

由于消费者的购买行为在一定时间和区域范围内将直接反映在零售客户的订购行为上, 基于数据的可获得性, 本方法使用零售客户的订购数据进行研究。该方法的基本思路如下: 对经数据清洗后的结构化数据使用数据挖掘模型进行产品属性认可度的定位, 并基于属性认可度结合模糊综合评判法对客户销售潜力进行综合评分, 获得 G 值, 并对 G 值排名靠前的 n 个客户进行货源投放的策略。

1.1 产品属性认可度定位

本文以产品的市场需求指数为核心分析指标, 并

基金项目: 2013 年度省级科技项目【计划文号: 闽烟司科(2013)2 号 合同号: 闽烟合同(2013)60 号】

作者简介: 许泓(1983—), 硕士, 研究方向为软件信息系统, Email: 593302146@qq.com

收稿日期: 2014-10-25

构建了由产品属性和客户特征等多影响因素组成的综合数据库。

产品的市场需求指数的公式如式 (1) 所示:

$$\text{市场需求指数} = \frac{\text{订货率}}{\text{订单满足率}} \quad (1)$$

其中, 订货率为现有客户中有订购意愿的客户比率, 订单满足率为有订购意愿的客户中实际得到产品的客户比率。

由于产品市场需求指数为连续型变量, 因此选择对连续变量适用的数据挖掘算法模型对数据库中的海量影响因素进行重要度甄别。目前在数据挖掘领域中与之相适应的算法主要有决策树 C5.0 算法、决策树 CART 算法、神经网络和随机森林等四类算法, 由于决策树 C5.0 算法属于商业性质, 无法公开获取, 因此我们选取其余三种算法, 即决策树 CART、神经网络、随机森林进行产品属性的认可度定位。经过对这三种方法的模拟及实证对比, 我们发现: 决策树与随机森林都能处理自变量是分类变量和连续变量的混合类型, 而且对海量数据也具有适用性, 但决策树存在过拟合问题; 弹性 BP 神经网络的建模需要大量输入输出数据, 且训练时间长, 属于黑箱子建模, 易陷入局部极小; 随机森林克服了决策树过拟合问题, 对噪声和异常值有较好的容忍性, 对高维数据分类问题具有良好的可扩展性和并行性; 通过以 2011 年以来厦门市烟草销售数据进行动态建模模拟分析, 随机森林在变量选择、预测准确率上都优于决策树与神经网络。究其原因, 决策树对离散数据适应性更好, 而神经网络模型对非线性数据更具有适应性, 随机森林算法通过多次训练, 对线性、非线性等数据类型具有更好的适应性。此外随机森林具有更好的稳定性, 针对原始数据集上不同的训练数据, 该算法选出的指标具有一致性, 因此本文选用随机森林 DM 模型。

随机森林是由美国科学家 Leo Breiman^[11] 将其在 1996 年提出的 Bagging 集成学习理论与 Ho^[12] 在 1998 年提出的随机子空间方法相结合, 于 2001 年发表的一种机器学习算法。该方法的原理为: 基于 bootstrap 抽样法对样本进行 T 次不进行剪枝的 CART 建模的组合, 通过判断对某产品属性加入噪声后对预测准确率的影响幅度进行判断产品属性的重要性。若 Gini 指标评价下降值越大, 则该产品属性重要性越大。随机森林的基本思想: 首先, 利用 bootstrap 抽样从原始训练集抽取 k 个样本, 且每个样本的样本容量都与原始训练集一样; 其次, 对 k 个样本分别建立 k 个决策树模型, 得到 k 种分类结果; 最后, 根据 k 种分类结

果对每个记录进行投票表决决定其最终分类。随机森林方法通过构造不同的训练集增加分类模型间的差异, 从而提高组合分类模型的外推预测能力。通过 k 轮训练, 得到一个分类模型序列 $\{h_1(X), h_2(X), \dots, h_k(X)\}$, 再用它们构成一个多分类模型系统, 该系统的最终分类结果采用简单多数投票法。最终分类决策:

$$H(x) = \arg \max_Y \sum_{i=1}^k I(h_i(x) = Y) \quad (2)$$

其中, $H(x)$ 表示组合分类模型, h_i 是单个决策树分类模型, Y 表示输出变量 (或称目标变量), $I(\cdot)$ 为示性函数。式 (2) 说明了使用多数投票决策的方式来确定最终的分类, 决策树分类的节点选择原则是使得该节点的不纯度增益最大化。

$$I_G(\theta) = \sum_T \sum_n \Delta i_\theta(t, T) \quad (3)$$

$$\begin{cases} i(t) = 1 - \sum_{i=1}^k \{p(i|t)\}^2 \\ \Delta i(t) = -\sum_{i=1}^k \{p(i|t)\}^2 + P_L \sum_{i=1}^k \{p(i|t_p)\}^2 + P_R \sum_{i=1}^k \{p(i|t_R)\}^2 \end{cases}$$

其中, $i_\theta(\cdot)$ 为 Gini 指数;

$\Delta i_\theta(\cdot)$ 为不纯度增益, 当 Gini 系数平均值下降越大, 则该变量越重要;

$p(i|t)$ 表示在节点 t 中第 i 类的概率;

k 为因变量的分类总数目;

P_L 和 P_R 为每个节点左右子节点的样本比例。

n 表示观测到的属性个数和 T 表示节点数。

由式 (3) 计算出的 $I_G(\theta)$ 构成的矩阵构成属性认可度组成的客观权重矩阵 A , 即客观权重矩阵 A 为经标准化处理后的随机森林加权不纯度增益。

$$A = \begin{Bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{Bmatrix}$$

1.2 客户销售潜力综合评分 (G 值)

客户销售潜力综合评分是基于由随机森林 DM 算法建模所确定的产品属性认可度, 实现动态筛选与客户销售潜力最为相关的因素, 并利用不纯度增益赋予各指标权重, 随后使用模糊综合评判模型测度客户对新产品的销售潜力。

根据模糊综合评判法, 设新产品由属性组成的因素集为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 由待评判客户组成的评价

集 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, m 为客户数。利用德尔菲法对其进行单因素评价得到它们的隶属度 $r_i=\{r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im}\}$, $i=1, 2, \dots, n$ 。

利用每种新产品属性在每个客户上的标准化销量所构造综合评判矩阵为:

$$R = \begin{Bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{Bmatrix} \quad (4)$$

采用加权平均型模型 $G(\cdot, +)$ 对综合评判矩阵 R 和由烟草属性认可度组成的客观权重矩阵 A 进行综合, 计算全体客户的销售潜力综合评分矩阵 G , 如式 (5) 所示:

$$G = A^T R \quad (5)$$

得到所有客户的销售潜力分值—— G 值, 结合新产品投放的预期总量, 商业企业可根据具体投放目标进行实际策略的制定。通过对客户 G 值从大到小排序, 将货源优先投放给 G 值排名靠前的 n 个客户的策略方式即为 G 值策略。下文通过烟草行业的实证分析检验这种产品投放策略的有效性。

2 实证分析

2.1 数据来源及说明

本文利用了福建省厦门市烟草公司 2011 年 -2014 年卷烟产品的实际销售数据, 数据主要来源于烟草公司销售数据库, 数据库内包含各客户每一笔的订单数据如需求量、订购量, 以及各卷烟品牌的属性指标如卷烟 ID、包装形式、包装主颜色、包装副颜色、香烟类型等。

2.1.1 样本选取依据

2011 年 1 月 -2014 年 6 月, 厦门市共推广新烟 42 款, 包括 10 款 (2011 年), 14 款 (2012 年), 11 款 (2013 年) 和 7 款 (2014 年 1-6 月)。为保持样本分布的均匀性, 按照 50% 比例 (向上取整) 抽样可得所需抽取样本数为 22 款。

2.1.2 样本分布

本文在实证验证方面, 共经过历史理论验证、实际投放验证和纯 G 值策略投放验证三个验证部分: 选取 2011 年 1 月到 2012 年 12 月上市的 24 款新烟中的 12 款用于历史理论验证; 自 2013 年 1 月 1 日开始, 选取 6 款上市新烟用于实际投放验证, 设定验证截止时点为 2013 年 12 月 31 日; 选取 2014 年 1-6 月上市的 4 款卷烟用于纯 G 值策略投放。上述新烟均未存在以往数据之外的卷烟属性, 所选新烟的具体信息见表 1。

表 1 验证选取的烟草新产品

Tab. 1 Validation of selected new cigarette products

验证分类	新产品序号	新产品名称	新产品上市时间	新产品投放区域
历史理论验证	1	真龙 (娇子)	2011 年 3 月 18 日	全市投放
	2	云烟 (金福)	2011 年 8 月 29 日	仅投放五星零售户
	3	白沙 (软)	2011 年 9 月 19 日	全市投放
	4	金圣 (硬行云)	2011 年 10 月 17 日	全市投放
	5	七匹狼 (小通仙)	2011 年 12 月 31 日	全市投放
	6	利群 (神州)	2012 年 1 月 16 日	投放五星及四星零售户
	7	黄果树 (长征 1935)	2012 年 2 月 20 日	全市投放
	8	玉溪 (硬和谐)	2012 年 5 月 20 日	投放五星及四星零售户
	9	红河 (软甲)	2012 年 7 月 9 日	全市投放
	10	双喜 (盛世)	2012 年 7 月 16 日	全市投放
	11	娇子功夫 (7)	2012 年 8 月 6 日	仅投放五星零售户
	12	万宝路 (软金)	2012 年 10 月 13 日	全市投放

续表 1

实际投放验证	1	中南海（软蓝时光）	2013 年 1 月 18 日	思明区、湖里区按 G 策略投放，其他四区投放五星及四星零售户
	2	黄山（中国松）	2013 年 3 月 15 日	思明区、湖里区按 G 策略投放，其他四区投放五星及四星零售户
	3	七匹狼（新盛典）	2013 年 4 月 1 日	集美区、同安区按 G 策略投放，其他四区投放五星零售户
	4	泰山（东方）	2013 年 7 月 15 日	集美区、同安区按 G 策略投放，其他四区投放五星及四星零售户
	5	红塔山（硬欣经典）	2013 年 8 月 12 日	翔安区、海沧区按 G 策略投放，其他四区投放五星及四星零售户
	6	威斯（硬经典）	2013 年 11 月 25 日	翔安区、海沧区按 G 策略投放，其他四区投放五星及四星零售户
纯 G 值策略投放验证	1	七匹狼（通仙境）	2014 年 1 月 20 日	全市按照 G 值策略投放
	2	猴王（金）	2014 年 2 月 7 日	全市按照 G 值策略投放
	3	红双喜（硬尚派）	2014 年 3 月 14 日	全市按照 G 值策略投放
	4	金圣（原生工坊）	2014 年 4 月 28 日	全市按照 G 值策略投放

2.2 G 值策略分析

2.2.1 指标体系的构建原则

众所周知，新产品的销售工作难以开展的主要原因是人们对市场需求难以预测。同类在销卷烟的销售量尽管可以提供一定的参考价值，却不能忽略新产品进入市场所可能产生的挤出效应。因此，用一般的市场类比预测方法难以奏效。本文将着眼消费者需求与卷烟属性之间的关系，探寻各规格卷烟销量与卷烟属性之间的内在关系，解决新产品销量预测难题。

本文构建 G 值策略体系将遵循以下原则：

1) 科学性原则

指标体系的构建应遵循客观规律，采用科学的方法和手段。选取的指标必须是能够通过观察、测试等方式得出明确结论的定性或定量指标，指标体系需较为客观和真实地反映产品状态。

2) 普适性原则

指标体系的构建应需应具备普适性的特征，即新产品和在销卷烟均拥有的属性特征。如包装颜色、烟支长度等。销售方面的属性如销量、库存等数据因不具有可比性而不予考虑。

3) 系统性原则

指标体系的构建应综合平衡各要素，要考虑周全、统筹兼顾，通过多参数、多标准、多尺度分析、衡量，从整体的联系出发，注重多因素的综合分析，求得一个最佳的综合效果。

2.2.2 指标体系的构建

考虑到以上指标体系构建原则、市场的实践经验和数据的可获得性，共选择月度平均市场需求指数和 18 个指标用以反映卷烟属性的基本特征，具体如表 2 所示。

表 2 烟草 G 值新产品投放策略指标体系
Tab. 2 G value strategy evaluation system for new cigarette products

序号	指标名称	序号	指标名称
1	品牌划分	10	烟支总长度
2	包装形式	11	烟支长度
3	包装主颜色	12	过滤嘴长度
4	包装副颜色	13	周长
5	香烟类型	14	焦油含量
6	滤嘴类型	15	烟碱含量
7	卷烟品牌	16	产品价类（调拨价）
8	名优烟标志	17	产品价类（批发价）
9	百牌号标志	18	产品价类（零售价）

2.2.3 卷烟属性认可度的有效性检验

卷烟属性认可度的测量不仅是萃取卷烟平均需求指数的重要影响属性, 而且也是构建卷烟属性客观赋

权矩阵的关键一步。对表 1 中所列卷烟采用投放后 1 年的数据, 得出 18 个解释变量对各自平均需求指数的重要性, 即属性认可系数, 按降序排列得到表 3。

表 3 属性认可系数降序列示
Tab. 3 Attribute recognition factors in descending order

2011 年 1 月 -2012 年 12 月数据		2013 年 1 月 -2013 年 12 月数据		2014 年 1 月 -2014 年 6 月数据	
变量序号	属性认可系数	变量序号	属性认可系数	变量序号	属性认可系数
16	221.4593	16	247.9885	16	236.5652
18	158.3329	18	200.7446	18	226.5269
7	140.7847	7	180.6691	1	182.2964
14	128.1276	1	153.2005	7	154.1656
1	113.4095	14	120.4555	17	133.1495
17	90.2314	17	112.1360	14	116.5625
12	87.3379	3	99.1227	12	108.9982
11	67.3498	12	89.6289	13	99.1534
13	65.1332	11	70.4476	8	87.9296
3	65.0112	8	66.5298	11	81.6598
8	57.2219	3	59.6254	3	76.4654
4	49.1223	4	52.6955	2	70.2565
2	33.2287	2	48.4625	4	50.4618
9	23.7643	10	23.7845	9	35.6536
10	9.9982	9	16.6598	10	21.6581
15	8.1871	6	12.1654	5	13.5584
5	6.1669	15	5.6671	15	6.2584
6	2.5778	5	1.8592	6	2.1646

由表 3 可以得知, 使用 2011 年 1 月 -2012 年 12 月数据、2013 年 1 月 -2013 年 12 月数据 2011 年数据、2014 年 1 月 -2014 年 6 月数据建模所得的重要度排序结果差异不大, 说明随机森林 DM 模型具有优良的预测稳定性, 可适用于中期或长期数据。进一步观察变量重要度排序结果, 稳定在前六位的自变量依次为“产品价格类(调拨价)”、“产品价格类(零售价)”、“卷烟品牌”、“品牌划分”、“产品价格类(批发价)”、“焦油含量”, 经验判断中, 市场对以上六种属性都

有较大的认可程度, 其后依次类推, 均基本符合经验判断, 说明随机森林 DM 模型结果具有经验可验证性。

2.3 两策略的比较分析

为了能够更加科学有效地比较星级客户策略与 G 值策略, 本文选取订购量、需求量和订购次数三大关键指标, 对由星级客户策略与 G 值策略各自选出来的 n 个客户, 剔除星级客户策略与 G 值策略中相同的客户后得到非重复客户。首先将两个策略的非重复客户从三个指标平均量的角度进行对比; 同时, 由于

前两种指标在新烟投放效果中相对更加重要，因此对两个策略的非重复且非零值客户从订购量与需求量角度分别进行无遗漏描点对比。

为了能够全面地观察实际投放验证组中各规格卷烟用星级客户策略和 G 值策略投放的对比效果，本文按照平均订购量（条）、平均需求量（条）和平均订购次数（次）指标汇总了 G 值策略投放相对比星级客户策略的提升度。尽管投放对象不同，为保证数据的全面性，平均订购量（条）、平均需求量（条）和平均订购次数（次）指标以各自实际投放情况计算。以平均订购量（条）为例，提升率公式可以表示为：

$$\text{G 值投放策略的提升率} = \frac{\text{G 值投放策略的平均订购量（条）}}{\text{星级客户策略的平均订购量（条）}} - 1$$

2.3.1 理论验证新产品两策略提升率对比

通过计算 G 值策略下相比星级策略的平均订购量、平均需求量和平均订购次数数值，本文发现 G 值策略在理论分析层面就能够体现其优越性。所抽样本的订购量、需求量和订购次数都有提升，且样本卷烟规格平均订购量提升度达到 341.37%，平均需求量提升度达 271.00%，平均订购次数提升 198.84%，各卷烟提升度数据详见表 4。由此，本文认为新产品 G 值投放策略在理论上能够提高投放效率。

表 4 G 值策略相对于星级策略新产品投放效果历史数据验证

Tab. 4 Validation of new product launch effect improvement by G value strategy over traditional star-evaluation strategy according to in terms of data

新产品名称	平均订购量提升度 /%	平均需求量提升度 /%	平均订购次数提升度 /%
真龙（娇子）	544.56	345.44	224.44
云烟（金福）	342.45	533.21	198.44
白沙（软）	452.22	325.34	201.49
金圣（硬行云）	486.33	388.57	220.33
七匹狼（小通仙）	158.45	78.49	90.35
利群（神州）	325.66	326.54	51.43
黄果树（长征 1935）	58.98	87.56	68.76
玉溪（硬和谐）	257.87	366.44	58.43
红河（软甲）	120.78	128.65	97.76
双喜（盛世）	154.75	98.35	158.19
娇子功夫（7）	452.22	325.34	311.49
万宝路（软金）	742.86	376.47	705
平均提升度	341.37	271.00	198.84

2.3.2 实际投放验证新产品两策略效果对比

在理论支撑的基础上，为用实际数据印证理论观点，本文实际投放了 6 款卷烟规格，将厦门市思明区、湖里区、集美区、同安区、海沧区和翔安区划分为 2 个样本组——G 值策略样本组和星级策略样本组。为保证样本的非特殊性，本文随机设计将中南海（软蓝

色时光）、黄山（中国松）按照 G 值策略投放在思明区和湖里区，其他 4 区按照原策略投放；类似地，将七匹狼（新圣典）和泰山（东方）投放在集美区和同安区；将红塔山（硬欣经典）和威斯（硬经典）按 G 值策略投放在翔安区和海沧区。

表 5 G 值策略相对于星级策略新产品投放效果外部验证

Tab. 5 Validation of new product launch effect improvement by G value strategy over star strategy in practice

新产品名称	平均订购量提升度 /%	平均需求量提升度 /%	平均订购次数提升度 /%
中南海 (软蓝时光)	96.63	128.25	45.8
黄山 (中国松)	187.55	162.52	88.75
七匹狼 (新盛典)	252.65	104.24	152.8
泰山 (东方)	422.75	547.73	254.77
红塔山 (硬欣经典)	258.45	358.44	208.56
威斯 (硬经典)	266.73	256.52	274.75
平均提升度	276.62	259.54	170.91

从表 5 可以看出, 经过为期一年的分区域 G 值策略投放实验, 6 款卷烟投放 G 值策略区域的平均订购量、平均需求量和平均订购次数相对于星级策略都会有较大提升, 平均提升度分别为: 276.62%、259.54% 和 170.91%。

2.4 纯 G 值策略投放效果分析

尽管本文已经从理论和分区域投放的实践两方面证明了 G 值策略投放在订购量、需求量和订购次数等方面优于星级策略, 但仍需要进一步考察全市

按照 G 值策略投放时能够实现的效果。因此, 本文以 2014 年 1 月开始投放的 4 款卷烟为样本, 计算了全厦门市 G 值投放策略的客户分布和订购行为差异性。本文设计将客户按照 G 值大小从高到低排列, 取前 50% 的客户归为 A 客户, 后 50% 的客户归为 B 客户。通过对比 A 和 B 两类客户的平均订购量、平均需求量和平均订购次数, 进而得到 G 值策略的投放效率——效率比。

表 6 G 值策略下前 50% 客户 (A) 相对于后 50% 客户 (B) 的效率对比

Tab. 6 Efficiency comparison of leading 50% customers and remainder under G strategy

卷烟名称	平均订购量			平均需求量			平均订购次数		
	A 类 (条)	B 类 (条)	效率比 /%	A 类 (条)	B 类 (条)	效率比 /%	A 类 (条)	B 类 (条)	效率比 /%
七匹狼 (通仙境)	0.578	0.456	126.75%	0.715	0.657	108.83%	0.254	0.225	112.89%
猴王 (金)	0.224	0.189	118.52%	0.214	0.204	104.90%	0.142	0.118	120.34%
红双喜 (硬尚派)	1.152	0.889	129.58%	1.358	0.954	142.35%	0.532	0.412	129.13%
金圣 (原生工坊)	0.183	0.138	132.61%	0.19	0.153	124.18%	0.083	0.07	118.57%

注: 效率比即 A 类客户的指标量和 B 类客户的指标量的比值。

根据表 6, 可以观察到 4 款卷烟的纯 G 值策略投放得到 A 类平均订购量、平均需求量和平均订购次数的效率比均超过 B 类客户, 说明 G 值策略能够有效识别订购量大、需求量大且平均订购次数较高的优质客户。因此, 我们可以认为 G 值策略投放方法是有效的。

3 结论与展望

DM 模糊综合评判法以产品内在性质为切入点, 通过寻找影响新产品投放效果的实质性因素, 发掘了产品属性与客户行为之间的本质联系, 准确评估区域市场客户对该产品的销售潜力, 从而实现以客户销售

潜力为核心制定相应的市场营销策略。其次,实际分析验证表明,G值策略能有效定位区域市场内最具有销售潜力的客户群,对新产品的投放策略制定具有优越的指导性与实践性。根据厦门烟草在实例验证阶段得到的相应数据表现,可以认为属性认可系数能够较为准确的反映消费者在卷烟购买时对卷烟属性的优先考虑程度,结合模糊综合评判后,通过评估客户的销售潜力以指导新产品投放的方法有效解决了新产品对不同客户的区别投放问题,在烟草行业是可取的。

最后,新产品开发是企业成长的重要支柱,开发出的新产品在实际投放中的市场收效对企业未来的运营情况和发展前景有严重的影响,由此凸显了新产品投放对企业的指导性意义。本文进行实证检验的案例为卷烟这类新产品创新性属性较少的行业,因而未对创新因子数值的确定进行详细阐述。应用于其他行业中时,尤其对于出现新属性的新产品,笔者建议主要通过前期市场调研、同时结合历史上相似属性的情况,确定创新因子的具体取值,调整新属性的属性认可系数,在此基础上应用DM模糊综合评判法,采用G值策略对新产品进行投放。

参考文献

[1] Bass, Frank M. A new product growth for model consumer

- durables[J]. *Management Science*, 1969,15(5):215-227.
- [2] 许博,龚国华.新产品投放市场的最佳时间分析[J].*物流科技*,2004(28):105-108.
- [3] Druehl, Cheryl D, Glen M S, Gilvan C S. The optimal pace of product updates[J]. *European Journal of Operational Research*,2009,192(2):621-633.
- [4] 全雄文,魏杰,涂葶生.更新产品投放市场时间的优化[J].*南京大学学报*,2008(6):67-71.
- [5] 宫俊,汪定伟.新产品市场投放策略的研究综述[J].*管理工程学报*,2003(3):102-104.
- [6] 刘宽虎,兰海娜,王璠.替代产品投放策略与竞争性反应研究[J].*理论探索*,2006(9):6-10.
- [7] 刘向峰,于洪鹏.基于数据挖掘的烟草消费者数据库营销研究[J].*物流科技*,2010(6):140-142.
- [8] 康江峰,陈辉.基于数据挖掘的烟草精准营销策略研究[J].*商业经济*,2012(4):75-76.
- [9] 崔吉峰,乞建勋,杨尚东.基于粒子群改进BP神经网络的组合预测模型及其应用[J].*中南大学学报*,2009(1):190-194.
- [10] 路宏伟,杨国平,刘三阳.西安烟草精准营销及服务系统方案设计[J].*西安大学学报*,2012(5):753-757.
- [11] Breiman L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1):5-32.
- [12] Ho T. The random subspace method for constructing decision forests [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20 (8): 832-844.

Study on strategy for new cigarette products launch based on retailers' sales potential (G value)

XU Hong¹, LIU Wenqian²

1 Xiamen Municipal Tobacco Monopoly Administration, Xiamen 361005, Fujian, China

2 Xiamen Rito Information Technology Co., Ltd, Xiamen 361005, Fujian, China

Abstract: A G value strategy for new cigarette products launch and promotion for cigarette retailers was proposed. Cigarette retailers were measured by G value as for whether new products launch would be appropriate. Such value was put forward through evaluation of the importance of new products by data mining method and assessment of marketing and sales potential by fuzzy integrated valuation of retailers. The empirical results showed that G value strategy worked better than traditional methods in new products marketing and promotion.

Keywords: DM fuzzy integrated evaluation method; G value strategy; new product launch

Citation: XU Hong, LIU Wenqian. Study on strategy for new cigarette products launch based on retailers' sales potential (G value) [J]. *Acta Tabacaria Sinica*, 2016,22(1)