

基于云模型的客户细分研究

——以中国电信业为例

谭海宁¹, 许娟娟²

(1. 武汉大学 经济与管理学院, 武汉 430072; 2. 中山大学 管理学院, 广州 510275)

摘要:本文尝试探讨基于云模型的多维度客户细分方法, 试图找到一种更好的识别客户需求、细分客户类型的应用办法, 以为动态顾客关系管理提供依据。本文引用云模型来探究电信业的客户细分, 重点从横向往层面对客户进行了动态细分, 并阐释了潜在价值对客户细分的作用。

关键词:客户细分; 云模型; 动态模型

中图分类号:F272.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-980X(2009)04-0054-07

1 客户细分文献简述

客户细分(customer segmentation)也称市场细分, 最初是由 Smith^[1]提出来的, 其构建在市场需求发展基础之上, 能够对产品 and 营销活动做出更为合理和精确的调整, 使产品和营销活动更能适合消费者的需要。Boote^[2]认为市场细分是为了分辨出那些不同于整个市场人口的消费者, 而他们是比较容易受特定产品或服务的营销力量所影响的群体。Kotler^[3]提出市场由几个异质的分子组成, 这些分子能够根据消费者的特性、需求等因素, 将复杂的市场细分成若干个同质的较小的市场, 其中任意两个市场都在一定程度上有所不同。

客户细分与市场细分在方法上是一脉相承的, 所以市场细分的标准同样适用于客户细分。以往学者们从多个角度探讨了市场细分方法。

1.1 常见的客户细分标准

Kotler^[4]将客户细分的标准分为地理、人口统计、心理、行为 4 个方面。

①地理变量(geographic variable): 地理环境的差异可使消费者有不同的需求和爱好, 依据地理环境(如区域、国家、人口密度、气候等)可以将市场进行细分。

②人口统计变量(demographic variable): 以人口统计变量, 如性别、年龄、职业、收入、教育程度、宗教、种族、家庭人数等, 将消费者细分成不同的群体。

③心理变量(psychographic variable): 依据生活形态、人格特征、动机、社会阶层等变量将消费者细分成具有不同形态的消费者。

④行为变量(behavioral variable): 根据消费者对产品的认知、态度、忠诚度、使用率、使用者状况、利益追寻、使用时机、购买准备阶段等变量将市场细分。

1.2 RFM 客户细分模型

随着人类分析能力的提高, 所采用的分析工具不断改进。如今, 营销人员可以从客户数据库中发掘出激励客户购买的差异因素, 并以此为基础, 对客户进行细分。基于数据库营销的经验, 直复营销专家 Stone^[5]最早提出了 RFM 的思想。Hughes 在 1994 年提出了 RFM 方法。RFM 代表的 3 个变量分别为最近购买日期(recency)、购买频率(frequency)和购买金额(monetary)。RFM 方法是利用客户过去的交易记录来估算顾客未来的价值。

1.3 以客户价值为标准的客户细分

Haley^[6]认为: 在市场细分方法中, 有三种理论方法占统治地位, 即地理区域细分、人口统计细分和销量细分理论方法, 这 3 种细分方法为运用某些特定营销工具(如定价中的撇脂策略、广告诉求的性别倾向等)提供了有益的指导。但是, 这三种方法都依赖于描述性因素而非因果性因素, 因此, 人们采用这 3 种方法不能够对未来客户行为进行有效的预期。基于此, Haley 提出了建立在客户价值体系基础之上的利益细分方法, 即根据客户所追求的产品和服务的价值对客户进行细分。客户价值细分曾被认为是基于客户生命周期价值(customer lifetime value, CLV)的客户细分。随后, Gupta 等学者提出了以客户生命周期利润(customer lifetime profit, CLP)为标准的客户细分方法。Gupta 等^[7]认为, 客

收稿日期: 2009-01-07

作者简介: 谭海宁(1970—), 男, 广东阳江人, 武汉大学经济与管理学院博士, 高级经济师, 主要研究方向: 数据挖掘、客户细分、品牌管理; 许娟娟(1981—), 江苏南京人, 中山大学管理学院企业管理系博士研究生, 主要研究方向: 中国营销与消费者行为。

户生命周期利润不是客户的交易额,而是客户价值给企业带来的实际利润。

1.4 动态的客户价值细分模型

基于客户生命周期利润对客户进行分类,固然比基于交易额对客户进行分类更有效,但是,学者们发现,在客户的整个生命周期内,客户价值是随着时间的变化而变化的。最明显的一点是,在实际商业运作中,企业往往面临着客户流失的问题。因为一旦发生顾客转换和顾客流失,企业就再也无力可图,因而有学者提出,客户价值的大小还应该从客户的稳定性来度量,稳定性高的客户能够持续为企业带来利润,所以在其他条件相当的情况下,稳定性越高,客户的价值越大。稳定性其实就是我们通常所说的客户忠诚度。

Hwang 和 Jung^[8]对电信行业中的无线业务进行了研究,建立了一个新的客户生命周期价值模型,即 LTV(lifetime value)模型(同样是 customer lifetime value,与 CLV 所取字母不同而已),即以客户当前价值、潜在价值和客户忠诚三个指标为分类标准,建立了“当前价值—潜在价值—客户忠诚”三维客户细分模型。

上述的客户细分方法(如常见的客户细分标准、RFM 客户细分模型、以客户价值为客户细分等)一般采用确定的分类模型,因而得到的都是确定的分类结果。即:对于一个特定客户,其所属类别是确定的、非此即彼;对于同一个客户的数据,若采用同一个分类器,无论进行多少次分类,每次得到的结果都将是相同的;如果两个客户的属性相同,那么分类结果也将是一样的。出现上述结果的主要原因是现有分类模型都是确定性分类模型。根据确定性分类模型,如果一个对象满足某一类的分类条件,就将被划分到该类中。即使有些分类方法采用基于隶属函数和隶属度的模糊方法,但是一旦确定了隶属函数和隶属度,那么分类结果仍将被僵化。其实,由于受心理和社会等因素的影响,因此客户行为往往存在很大的不确定性和随机性,然而确定性分类模型无法客观地描述客户的这些行为特征。由此可见,采用确定性分类模型对客户进行细分这种方法存在着一定的缺陷,主要表现在以下两方面:一个客户一旦被归入某一类客户群,企业就可能永远失去了对该客户使用其他类客户策略的机会;对于同一个类别中的所有客户,这种方法没有区分每个客户属于该类别的强度差异。

为解决以上问题,学者们进行了深入的研究。Krzyston^[9]提出了动态客户细分及其细分的 4 个步骤:第一,根据购买行为确定客户细分;第二,识别客

户是否转移;第三,查明企业的营销需求;第四,计算客户促销收益率。叶强等^[10]提出了基于云模型的动态客户细分方法,该方法将描述非确定关系的云模型理论引入到客户细分方法中,从而实现了客户细分的动态性,增加了对客户行为描述的客观性。他采用来自 UCI 的合成数据及来自银行的实际客户数据进行了数据实验,实验结果表明了该方法的有效性。阎长顺等^[11]将云模型理论中关于动态概念描述的思想引入对分类状态集的后处理过程中,以隶属度高的类别被选中的概率大的程序设计原则实现了分类器处理过程的动态性,并通过分析相关数据加以验证,表明其在解决非确定性客户分类问题上有很好的应用效果。

笔者在前人研究的基础上,将云模型与动态的客户价值细分模型相结合,探讨了动态客户细分分类模型在电信业中的应用,提出:客户细分不仅仅要关注客户现有消费行为等显性指标的信息,还需要加强对客户潜在需求的跟踪和分析,由此促使企业能更全面地识别客户价值、更准确地部署营销资源。

2 云模型及其流程分析

2.1 云模型的涵义及其特点

云模型作为描述非确定关系的数学方法,最早是由李德毅等专家提出的。在该模型中,模糊性和随机性相互结合,构成了完全定性描述和完全定量描述的相互映射。李德毅等学者^[12]初步提出了基于正态分布的云模型。该模型可采用三元组进行描述。详细描述如下:

存在一个对应关系 $C < Ex, En, He >$, 其中 Ex 、 En 、 He 分别称为某数据的期望值、熵、超熵(用来反映熵的分布状态),这些参数符合如式(1)、式(2)所表达的条件。

$$MEC(u) = e^{-\frac{(u-Ex)^2}{2En^2}} \quad (1)$$

$$En = f(He) \quad (2)$$

在式(1)、式(2)中,期望值 Ex 反映数据的集中性,熵 En 反映数据的离散性,超熵 He 反映熵 En 的分布状态。

我们可采用云模型来标识客户的少年、青年、中年等年龄阶段与年龄的关系,使用正态云模型标识的图例如图 1 所示。

在图 1 中,少年、青年、中年都是关于年龄指标的定性类别,这个类别只有相对意义而不具有绝对意义。假设有 100 名调查者,若调查他们对 1 名 17 岁的学生进行的归类,可能有 35% 的被调查者把他归为青年,而 65% 的被调查者会把他当作少年。由此可见,调查者对于 17 岁这个指标的归类是模糊

的。如果我们根据调查者的反馈信息来判断17岁学生的归类,那么必须同时关注35%的人选择青年类、65%的人选择少年类这一结果,只有这样才能反映出调查的真实结果。

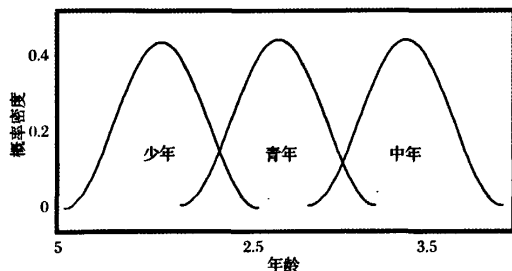


图1 云模型示意图——少年、青年、中年等年龄阶段概念同具体年龄数据的关系

云模型的主要特点包括:一是云模型的数据 T 在区间 $[0,1]$ 上存在一对多的映射关系,而不是一条明晰的隶属曲线,从而产生了“云”(cloud)的概念;二是云模型中的分布概率具有可伸缩、边缘不确定、一定的弹性的特点;三是云模型强调的是数据的整体分布特征而不是特定的单一样本数据的状态;四是云模型的规模应用需要大量的数据处理和模糊运算,一般需要在强大的IT系统支持下才能实现。

2.2 客户细分—云模型的流程分析

采用云模型对客户进行细分的整个过程包括以下4个步骤。

步骤1:确定目标数据的分类隶属函数。

假设: $l \in L$, l 是一个类, $f^l: X \rightarrow [0,1]$ 是一个函数, $\forall x \in X$, f^l 为 x 对于类 l 的隶属度量, f^l 为对应类 l 的隶属函数; h 对于类标号型分布,每个类的隶属结果只能是0或1;对于度量值型的分类,隶属函数的取值结果为 $0 \sim 1$ 之间的实数。

假设: $F = \{f\}$ 存在一个类 $l \in L$, f 是 l 的隶属函数,如果 $|F| = n$,则对于一个待分类模式 x 用 F 中的函数处理后,可以得到一个 n 元向量 $[f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]$,其中每个分向量的隶属函数 f_i 对应一个目标类 $l_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 。

步骤2:采用分类隶属函数处理目标数据,产生分类状态集。

我们把对应关系如 $\{[l_1, f_1(x)], [l_2, f_2(x)], \dots, [l_n, f_n(x)]\}$ 的有序集合对称作 x 的分类状态集,即 x 属于 l 类,其隶属于 l 类的概率是 f 。例如,某个收入为9999元的电信客户,客户的分类状态集合是{(大客户,1),(中型客户,0),(小型客户,0)}。

在具体分类过程中, F 一般通过分类算法来实现,这一过程称为C过程(classification algorithm

process)。一个待分类模式经过C过程以后将得到相应的分类状态集合,最终的分类结果将根据分类模式在各目标类上的隶属度取值,按照某原则经过进一步处理得出。

步骤3:在步骤2的隶属度取值中,引入基于云模型的随机过程方式。

在隶属度取值过程中,前期的取值方式主要为全定量、定标方式,在步骤3中,通过引入云模型实现隶属度高的类别被确定对应客户类别的概率大,而不是100%被确定为对应客户类别,减少原有全定量、定标处理方式的绝对化问题。

步骤4:云模型的隶属度控制和决策偏好的影响控制。

在云模型中,通过对隶属度阈值 ϵ 的设定,控制某些分类值是否可以归类到既定类型中。可以按照最小或同最大隶属度的绝对差(相对差)来确定 ϵ 的值。采用如下案例说明如何判定 ϵ 的最小值和 ϵ 的相对差值。

假设 $\epsilon = 0.6$, 那么分类状态集合{(大客户, 0.4), (中型客户, 0.4), (小型客户, 0.2)}中的客户不属于大、中、小型客户的任何一个分类。如果 $\epsilon = 0.3$, 那么该分类状态集合中的客户在大客户或中型客户的区间中。对于分类状态集合 $\{(c_1, p_1), (c_2, p_2), \dots, (c_n, p_n)\}$ 中的每个元素 (c_i, p_i) , 若 ϵ 取绝对差, 当 $|p_i - \max(p_1, p_2, \dots, p_n)| \leq \epsilon$ 时, 那么 c_i 会作为候选类别; 如果 ϵ 取相对差, 当 $|p_i - \max(p_1, p_2, \dots, p_n)| / \max(p_1, p_2, \dots, p_n) \leq \epsilon$ 时, 那么 c_i 会作为候选类别。

在云过程中,决策者在不同决策环境下的偏好对云模型的应用有明显的影。在某行业市场处于起步阶段的时候,企业决策者更关心快速扩大产品知名度、快速扩大客户范围、快速提升客户产品使用频率,企业的市场营销活动希望能到达尽可能多的客户;如果行业市场处于发展稳定期,那么,企业决策者更关心稳定整体市场价格、细分客户的需求差异、挤压竞争对手份额、把握客户消费需求变动趋势,企业的市场营销活动希望能控制在特定范围内的客户群,避免出现不同客户群的混乱和交叉;如果行业市场处于逐步衰退的阶段,那么,企业决策者更关心如何延长客户的产品消费时间、减缓客户流失、寻找新的蓝海市场空间等。依据不同的决策环境,决策者会根据营销目标的差异来选择合适的客户,这对云模型中 ϵ 的确定有很大的影响。

在前述的单维度云模型基础上,客户 x 的对应类别 c_i 的概率与相应各类的隶属度 y_i 之间的关系可以采用式(3)表示:

$$P_i(x) = P(x \in c_i) = l_i / \sum_{j=1}^N l_j (i = 1, 2, \dots, N). \quad (3)$$

在式(3)中,这时一个客户最终被判定为属于某一类别的概率,应当等于该类别相应隶属度占隶属之总和的比率。由于隶属度是属于 $[0, 1]$ 之间的实数,因此,我们可以考虑引入参数,采用如式(4)所示的表达式来表示客户的分类概率分布。

$$P_i(x) = P(x \in c_i) = y_i^* / \sum_{j=1}^N y_j^*. \quad (4)$$

在式(4)中:如果 π 等于1,那么式(4)等同于式(3);随着 π 值的不断增大,客户分类的概率分布不断倾向于具有最大隶属度的类别;当 π 值较大时,式(4)反映的动态分类则同传统的基于最大隶属度原则确定的分类完全相同。

假设某个客户具有如下分类状态集,即{(大客户, 0.75), (中型客户, 0.5), (小型客户, 0.25)},使用式(4),我们对不同值下的客户分类概率进行统计,结果如表1所示。

表1 不同值下的客户分类概率统计结果

π 的取值	大客户概率	中型客户概率	小型客户概率
$\pi = 1$	0.5	0.33	0.17
$\pi = 3$	0.75	0.22	0.03
$\pi = 15$	1	0	0

基于以上分析,云模型的一元均匀分布的动态分类过程包括基础输入和输出信息。

输入信息是分类状态集合 $\{(c_1, l_1), (c_2, l_2), \dots, (c_n, l_n)\}$,其中参数 ϵ 、参数 π 分别对应各个类别的一组权值 $\{(w_1), (w_2), \dots, (w_n)\}$ 。

输出信息是每个客户 C 指标的待分类模式的类别名称。

候选类别的隶属度同该类别的权重相乘,得到数组 $C' = \{(c_1, y_1), (c_2, y_2), \dots, (c_j, y_j)\}$,其中, $y_n = l_n \times W_n$ 。在此基础上,计算分类模式属于各类别的概率。

假设 X 的分类概率向量(即表示 X 属于多个分类的可能性的向量) $P(x) = (p_{11}, p_{12}, \dots, p_{ij})^T$,其中

$$P(x) = P(x \in c_i) = y_i^* / \sum_{j=1}^N y_j^*. \quad (5)$$

使用动态类的生成算法,确定该待分类模式所对应的类别关系。

在设计动态类的生成算法时,前期的云模型采用了一维均匀云发生器。该发生器由一个服从 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机函数构成。基于这个均匀云发生器,可以满足云模型中产生动态细分结果的要

求。均匀云发生器的设计思路如下:

输入信息:待分类模式 X 。目标类的集合 $C = \{(c_1, m_1), (c_2, m_2), \dots, (c_n, m_n)\}$ 。输出信息: X 所属的类。具体生成算法如下:

```

p=0;
C=NULL;
Cloud=RAN();
For (i=1;P<Cloud; i++)
{
    P=P+M;
    C=
}
Return C;
    
```

在上述算法中,RAN()是服从一维均匀分布的随机函数发生器。因为在分类状态集合中待分类模式属于各分类的概率各不相同,因此,可以认为不同的类将 $[0, 1]$ 区间划分为大小不等的段,由此来确定待分类模式属于哪一类,概率大的类所属的区间段也比较大,因而被选中的概率也大一些。

2.3 客户细分二维和多维云模型的流程分析

通过前述的一维云模型已经对非定量的“模糊”变量进行了阐述和分析。一维云模型适用于评估和测算简单的单维度模糊信息,其不足就在于无法处理二维或者多维模糊信息。为此,大量业界专家进行了深入研究和分析,并在一维云模型的基础上提出了二维和多维云模型。与一维云模型相比,二维和多维云模型扩充了变量维度空间,应用二维和多维云模型可以对变量之间的交互进行深入分析。下面我们对二维和多维云模型的案例进行简要分析。

在电液伺服系统的二维云模型研究中,李众和高健^[9]对二维云模型进行了阐述,认为二维云模型可以快速扩容到多维模型中。其要点如下:

在一维云模型的分类隶属函数处理过程中, l 从一维数据扩充到二维或更多维度。假设 L 是 m 个维度的 N 个数据的集合,即 $l = \{a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1m}\}$, f^l 为对应类 l 的 m 个维度向量的隶属函数, $f_1 = \{f_{11}(a), f_{12}(a), \dots, f_{1m}(a)\}$,由此可得到一个 n 元 m 维的 F 隶属函数向量组。

此处,对应关系如 $\{[l_1, f_{11}(x)], [l_2, f_{12}(x)], \dots, [l_n, f_{1n}(x)]\}$ 的有序集合对称作 x 的分类状态集,即 x 属于 l 类,其隶属于 l 类的概率是 f 。

在具体分类过程中, F 一般通过分类算法来实现。在本处的隶属度取值过程中,引入多维度云模型。即:假设 $R(E_1, E_2, \dots, E_m, \epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m)$ 是一个服从正态分布的 M 维随机函数,其中 $E_1, E_2, \dots, E_m$

是期望值, $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m$ 是标准差。如果 l 满足如下条件, 即

$$\{a_{l1}, a_{l2}, \dots, a_{lm}\} = R_m(E_1, E_2, \dots, E_m, \epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m),$$

$$(p^{a_{l1}}, p^{a_{l2}}, \dots, p^{a_{lm}}) = R_m(\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_m, He_1, He_2, \dots, He_m),$$

$$u_i = \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^m \frac{(a_{li} - E_i)^2}{Pa_{li}^2}}{m}\right),$$

那么对于 (L, u, i) 构成的云模型可称为 M 维云模型, 组成该模型的各个细分数据可以称为云模型中的“云滴”。

3 云模型在电信业客户细分中的应用

在探讨一维、二维和多维云模型的基础上, 我们对客户细分中的云模型应用有了初步的认识和判断。目前, 在多个重点行业中云模型已经得到规模应用, 如图像处理中的模糊区域划分、射击运动员综合评价、房地产投资中的地块价值综合分析、地图标记匹配算法、电子产品可靠性评估等方面。在这些应用中, 云模型充分发挥了多维数据的模糊处理、识别、分类的优势, 评价结果的准确性和全面性得到了大幅度提升。

电信行业具有客户规模庞大、客户属性信息比较丰富、IT 资源支撑全面、发展历程逐步趋于稳定

的特点。本文以电信客户细分指标为目标, 尝试使用云模型进行客户细分, 并尝试结合电信行业的特征对云模型进行完善和修正。不同维度的云模型适用于具备不同维度信息的客户细分。现有云模型主要使用正态分布作为客户属性分布概率度量的方法, 通过现有掌握的统计数据校验发现, 正态分布对于海量的家庭客户、个人客户以及同家庭客户相似的中小企业的分布数据吻合, 而对于数量较少以及客户个体规模庞大的集团客户的指标数据则不匹配。为此, 在以下的实验应用中, 研究对象以中小型企业客户为主, 对于大型集团客户暂不予考虑。

根据多维度云模型, 本研究细分目标客户, 并根据细分结果, 对不同类型的客户提出差异化的营销方案。根据云模型的要求, 我们对样本数据进行梳理和筛选, 剔除了数据缺失或异常大、异常小的数据, 保留了 6800 条可靠数据。为保证多维云模型应用的可靠性和完备性, 采用其中 1000 条可靠数据作为测试样本, 其余 5800 条可靠数据作为训练样本, 对电信业务客户价值分类模型进行训练和测试。

表 2 是某电信运营商内部储备的客户价值分类统计表。从表 2 可看出, 客户价值等级与客户目前每月总消费等级完全等同, 即客户目前消费总额的高低直接决定了客户价值等级的高低, 但客户的潜在价值和忠诚度指标没有被进一步考虑。

表 2 某电信运营商内部储备的客户价值分类统计表

样本	语音应用强度	数据应用强度	增值应用强度	语音潜在价值	数据潜在价值	增值潜在价值	客户忠诚度	客户价值等级
1	0.866	0.291	0.036	0.998	0.546	0.383	-0.615	中
2	0.046	0.536	0.235	0.645	0.364	0.897	0.727	低
3	0.559	0.620	0.379	0.412	0.218	0.785	-0.255	高
4	0.498	0.032	0.804	0.449	0.317	0.715	-0.147	中
...	...	...	...	...	...	...	...	...
5798	0.736	0.391	0.917	0.924	0.998	0.475	0.558	高
5799	0.294	0.468	0.767	0.851	0.274	0.786	0.725	中
5800	0.518	0.996	0.280	0.801	0.918	0.891	-0.617	高

在确定基础数据以后, 我们采用了一个具有 5 个输入层节点、2 个输出层节点以及分别具有 6 个隐层节点 (Ann-6)、7 个隐层节点 (Ann-7) 和 12 个隐层节点 (Ann-12) 的 3 个 BP 神经网络作为基本分类器, 按照多维云模型中的模式要求, 构建了动态分类器、动态分类器中客户价值等级的计算方法。本文采用如下方法对前期直接按照客户现有消费额价值进行分类的方式进行修正和完善。

基础思路: 客户价值等级 $G =$ 客户在网远期消

费额的全部当期贴现 $M \otimes (1 + \text{客户忠诚度 } L)$ 。其含义为: 在客户价值等级中, 如果客户长期在网的总消费额度越高, 那么客户等级越高, 两者成正比; 如果客户忠诚度越高, 那么客户等级应当越高; 如果忠诚度越低, 那么客户等级应当越低; 客户在网远期消费额的全部贴现与客户可对比的潜在消费时间 (即客户相对来说的在网时长) 有关系, 即客户分业务潜在消费价值 (即按照每个业务分别计算的潜在在网价值) 只能基本确定在 3 年内有效, 而无法确定

① 即按照金融的时间理念, 将客户在网的全部贡献价值换算成目前的价值。

在 8 年甚至 10 年仍有效，故此处考虑按照式(6)对客户在网远期消费额的全部贴现进行测算。

$$M = M_0 \times (1 + e^{\frac{P_i - E(P_i)}{E(P_i)}} \times \frac{1}{1 + 1 + r + (1 + r)^2}) \quad (6)$$

式(6)中： M 为客户远期消费额贴现(3 年时间)； M_0 为客户当期消费额； P_i 为客户分业务消费潜力，目前划分为 3 个业务； r 为客户电信消费的年度贴现率。

式(6)的含义是：客户的分业务潜在需求越多，相对于本业务的客户潜在需求平均值间距就越大，那么客户分业务收入的潜在增长率业就越高；年度

贴现率越高，客户的远期消费额贴现值越小，客户价值也越小。

根据式(6)，我们最终确定了新的客户等级指标的标识方法，如式(7)所示。

$$G = \sum_{i=1}^3 M_{i0} \times (1 + e^{\frac{P_i - E(P_i)}{E(P_i)}} \times \frac{1}{1 + 1 + r + (1 + r)^2} \times (1 + L)) \quad (7)$$

在 G 数据重新梳理的基础上，我们应用多维云模型对 5800 条测试数据进行分析，结果如表 3 所示。

表 3 运用多维云模型对 5800 条测试数据进行分析的分类结果

分类试验编号	原分类正确，云模型分类正确	原分类正确，云模型分类异常	原分类错误，云模型分类正确
Ann-6 数量	3750	223	1827
Ann-7 数量	3810	198	1792
Ann-12 数量	3902	65	1833
Ann-6 比例	64.7%	3.8%	31.5%
Ann-7 比例	65.7%	3.4%	30.9%
Ann-12 比例	67.3%	1.1%	31.6%

表 3 所示的云模型测试结果比较理想。在多维校验基础上，式(7)所示的模型有效识别出了大量原分类错误的客户。在修正了这些目标客户的分类后，对这些修正后的客户和原先数据准确的客户进行了长话产品营销测试和宽带产品营销测试，测试结果同云模型识别效果基本吻合，即 1833 个修正客户的多业务营销成功率分别为 27.03% 和 10.68%，原数据准确的 3902 个客户的多业务营销成功率分别为 25.36% 和 11.02%，这充分证明了云模型在客户细分方面的有效性和可靠性。

以上案例证明了云模型在电信行业客户细分方面的可行性及重要性。根据测试流程的内容，笔者认为云模型在客户细分应用中的主要特点包括以下 3 方面：1) 云模型应用的前提是企业已经具备比较可靠的多维客户信息，并且这些维度呈非相关性，且互相独立；拥有这些信息需要企业长期持续记录客户的消费行为特征，如果企业只拥有简单的、单维度的客户信息，那么云模型难以发挥其在多维度信息处理方面的优势；2) 在云模型的应用中，在客户数据丰富、保存周期较长的前提下，需要介入人工判断，即客户细分的指标仍需要多方讨论确定；3) 云模型的处理过程略显复杂，业界应用可以考虑制作为固定的处理流程，即方便应用人员的简单处理。

根据前述云模型在电信业中的应用，笔者认为云模型未来的应用应当注意以下 3 方面：1) 云模型的应用仍需要人工判断指标维度的介入。为进一步

提升人工判断指标的可靠性，我们可以考虑使用云模型对人工指标集进行验算和分析。2) 鉴于电信行业的快速发展和转型的需要，可以尝试采用云模型判断和分析客户的历史数据和转型产品的应用特征数据之间的相关性，从而为转型业务提供更精确的营销指引。3) 由于云模型目前仍处于起步阶段，因此，仍需要不断完善维度指标选择、历史数据补充等基础工作。

4 结束语

客户细分作为客户关系管理中的核心内容之一，日益受到人们的关注。由于受社会、心理及环境等复杂因素的影响，客户行为往往具非确定性和非一致性。然而，现有的客户细分方法大多为确定性细分方法，无法客观描述客户行为的随机性和不确定性。为此，本文提出了基于云模型的客户细分方法，该方法将描述非确定关系的云模型理论引入到客户细分方法中，从而实现了客户细分的动态性，提高了对客户行为描述的客观性。本文应用中国电信业的客户数据，对本文提出的基于云模型的客户细分方法进行了数据实验，实验结果表明该方法可以显著提高在非确定因素影响下企业对客户进行正确分类的机会。

参考文献

- [1] SMITH W. Product differentiation and market segmenta-

- tion as alternative marketing strategies[J]. Journal of Marketing, 1956, 21, 3-8.
- [2] BOOTE A S. Market segmentation by personal value and salient product attributes[J]. Journal of Advertising Research, 1981, 21(1): 30-35.
- [3] KOTLER P. Marketing Management [M]. Prentice Hall International, 2000: 85.
- [4] KOTLER P. Marketing Management: Analysis Planning Implementation and Control[M]. 7th ed. NJ: Prentice-Hall Inc, 1992: 235.
- [5] STONE B. Successful Direct Marketing Methods[M]. 4th ed. NTC Business Books, 1989.
- [6] HALEY R. I. Benefit segmentation: a decision-oriented research tool[J]. Journal of Marketing, 1968, 32: 30-35.
- [7] GUPTA S, LEHMANN D R, STUART J A. Valuing customers[J]. Journal of Marketing Research, 2004, 41(2): 7-18.
- [8] HWANG H, JUNG T, SUH E. LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry[J]. Expert Systems with Applications, 2004, (26): 181-188.
- [9] KRZYSTON M. Are you really practicing marketing database? Four steps toward dynamic customer management [Z]. Direct Marketing, Feb 1996.
- [10] 叶强, 卢涛, 闫相斌, 等. 客户关系管理中的动态客户细分方法研究[J]. 管理科学学报, 2006, 9(2): 48-56.
- [11] 阎长顺, 李一军. 基于云模型的动态客户细分分类模型研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(2): 299-301.
- [12] Li Deli, Meng Haijun, Shi Xuemei, et al. Knowledge representation and discovery based on linguistic atoms[J]. Journal of Knowledge Based System, 1998, (10): 431-440.

Study on Customer Segmentation Theory Based on Cloud Mode: A Case of Telecom Industry in China

Tan Haining¹, Xu Juanjuan²

(1. School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. School of Management, Zhongshan University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: This paper discusses multi-dimensional customer segmentation based on the cloud mode, and tries to find a better application by which customer's need and customer segmentation type can be identify in order to provide references for dynamic customer relationship management. And it studies the customer segmentation in telecom industry in China by the cloud mode, and explains the effect of potential consumer value on customer segmentation.

Key words: customer segmentation; cloud mode; dynamic mode

简讯

《技术经济》入编《中文核心期刊要目总览》

近日获悉,《技术经济》入编《中文核心期刊要目总览》2008 年版(第五版)之“专业期刊”。

目前,《技术经济》是中国学术期刊(光盘版)全文收录期刊、中国学术期刊综合评价数据库来源期刊、中国人文社会科学引文数据库来源期刊、中国期刊网和万方数据库全文收录期刊、中国期刊全文数据库(CJFD)收录期刊、中文科技期刊数据库全文收录期刊。

自 2008 年清华大学技术创新研究中心协办本刊以来,着力加强其学术性,致力于将其办成高水平的学术期刊。在编委会、众多审稿专家的大力支持下,承蒙广大作者和读者的厚爱,本刊学术水平不断提高。在此,向大家表示诚挚的谢意!

作者: [谭海宁, 许娟娟, Tan Haining, Xu Juanjuan](#)
作者单位: [谭海宁, Tan Haining\(武汉大学, 经济与管理学院, 武汉, 430072\), 许娟娟, Xu Juanjuan\(中山大学, 管理学院, 广州, 510275\)](#)
刊名: [技术经济](#)
英文刊名: [TECHNOLOGY ECONOMICS](#)
年, 卷(期): 2009, 28(4)
引用次数: 0次

参考文献(13条)

1. 即按照金融的时间理念, 将客户在网的全部贡献价值换算成目前的价值
2. SMITH W [Product differentiation and market segmentation as alternative marketing strategies](#) 1956
3. BOOTE A S [Market segmentation by personal value and salient product attributes](#) 1981(1)
4. KOTLER P [Marketing Management](#) 2000
5. KOLTER P [Marketing Management: Analysis Planning Implementation and Control](#) 1992
6. STONE B [Successful Direct Marketing Methods](#) 1989
7. HALEY R I [Benefit segmentation: a decision-oriented research tool](#) 1968
8. GUPTA S. LEHMANN D R. STUART J A [Valuing customers](#) 2004(2)
9. HWANG H. JUNG T. SUH E [LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry](#) 2004(26)
10. KRZYSTON M [Are you really practicing marketing database? Four steps toward dynamic customer management](#) 1996
11. 叶强. 卢涛. 闫相斌. 李一军 [客户关系管理中的动态客户细分方法研究](#)[期刊论文]-[管理科学学报](#) 2006(2)
12. 阎长顺. 李一军 [基于云模型的动态客户细分分类模型研究](#)[期刊论文]-[哈尔滨工业大学学报](#) 2007(2)
13. Li Dell. Meng Haijun. Shi Xuemei [Knowledge representation and discovery based on linguistic atoms](#) 1998(10)

相似文献(3条)

1. 期刊论文 阎长顺. 李一军. YAN Chang-shun. LI Yi-jun [基于云模型的动态客户细分分类模型研究](#) -[哈尔滨工业大学学报](#) 2007, 39(2)

针对现有的数据挖掘模型解决客户不确定性行为的不足, 提出了基于云模型的动态客户细分分类模型. 该模型将云模型理论中关于动态概念描述的思想引入到对分类状态集的后处理过程中, 以隶属度高的类别被选中的概率大的程序设计原则实现了分类器处理过程的动态性. 经试验验证, 该模型能够更加客观地描述客户行为的非确定性和随机性特征, 具有良好的分类效果.

2. 期刊论文 叶强. 卢涛. 闫相斌. 李一军. YE Qiang. LU Tao. YAN Xiang-bin. LI Yi-jun [客户关系管理中的动态客户细分方法研究](#) -[管理科学学报](#) 2006, 9(2)

在分析客户行为的随机性和非确定性的基础上, 指出现有的确定性客户细分方法不能很好地适应客户细分问题的这些特点. 为此, 提出基于云模型的动态客户细分模型, 该模型将客户细分过程表示为一个C过程与一个P过程, 并将描述非确定关系的云模型理论引入到客户细分的P过程中, 从而实现了客户细分的动态性, 提高了模型对客户行为描述的客观性. 文章采用来自UCI的合成数据及来自银行的实际客户数据进行了数据实验, 实验结果表明了该方法的有效性.

3. 学位论文 刘静 [基于数据挖掘的证券公司客户细分及其应用研究](#) 2008

随着世界经济的全球化和高新技术的快速发展, 世界已经进入了知识经济时代, 企业之间的竞争变得日益激烈. 我国证券行业正在高速发展, 特别是当我国加入世界贸易组织以后, 国内证券公司承载着国内外的双重竞争压力, 从而面临着巨大的挑战. 本文认为要克服这些困难, 基于数据挖掘的客户细分及其应用为国内证券公司提供了一个很好的解决方案. 客户关系管理是由Gartner group提出的先进的管理理念, 它是一种旨在改善企业与客户之间关系的新型管理机制, 认为可以通过提供优质服务吸引和保持更多的客户. 其应用在国外已有一定的成效, 并逐渐成为主流. 本文借鉴于CRM理念认为对客户细分有效应用是建立企业核心竞争力的关键. 针对证券公司常用的散户、大客户的粗糙客户数据细分和对同种类型客户采取同种服务策略而未考虑到客户服务类型变化这种复杂随机因素的现状, 以国内某证券公司客户数据为对客户细分及其应用进行了研究. 本文首先运用数据仓库技术建立了客户交易行为数据仓库, 并运用聚类技术完成了基于证券公司客户交易行为数据仓库的证券公司客户细分. 其次, 在本文得出的四类典型客户类型的基础上展开对客户细分的运用. 运用分类技术分别提出了新老客户的分类预测模型; 运用统计学技术拟合了证券公司的客户生命周期曲线; 结合客户生命周期与老客户分类预测模型提出了基于云模型的模糊客户分类预测模型; 在前文所有研究工作的基础上提出了动态客户服务策略与流程和与之相应的国内证券公司整合管理模式. 本文主要创新点有给出了国内证券公司的四种典型客户类型的参考模型, 提出了新老客户分类预测模型、

模糊客户分类预测模型、动态客户服务策略与流程、国内证券公司整合管理模式。

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjj200904009.aspx

下载时间: 2010年1月14日