

基于客户赔付风险修正的车险客户价值研究

郑晶晶

(湖南大学, 湖南省长沙市, 410082)

摘要: 利用客户生命周期价值 (Customer Lifetime Value, CLV) 作为衡量车险客户价值贡献的指标进行有效的续保业务管理, 从而将车险的短期交易转变为长期价值。因此, 搭建精准的客户价值评估模型至关重要。在传统 CLV 模型基础上, 借鉴金融领域对个别资产进行风险修正的方法, 引入客户赔付风险 β_c 系数作为贴现率的调整因子, 创建 RCLV 模型, 目的在于解决赔付风险不同的客户在产生同样利润现金流水平下传统 CLV 模型难以区分高价值低赔付风险客户的问题。RCLV 模型的重点在于如何确定 β_c 系数的表现形式。定义 β_c 为单个客户赔付率与整体客户赔付率的比值, 并积极探索商业险 NCD、交强险 NCD、商业三者险限额等从人因子对 β_c 的影响。在 β_c 量化模型的选择上, 由于个体赔付率与累积损失趋势一致, 且现实中存在大量零索赔保单, 零调整回归模型可以进行合理预测。使用某财产保险公司 2015 年北京地区的车险精算数据, 抽取典型样本进行 RCLV 的测算, 并与原始 CLV 模型测算结果进行对比, 说明所建立的模型确实可以避免对潜在优良客户的误判。

关键词: 保险与精算; 客户生命周期价值; 风险修正; 赔付风险; 价值区分

中图分类号: F840 保险理论

文献标识码: A

1. 引言

汽车销售市场增速放缓, 对保险公司车险业务的发展模式提出了挑战。一方面, 汽车销售市场的萎缩, 使得保险公司的增量业务占比逐步减少, 单纯依靠抢占市场份额带动保费规模的发展方式所能产生的红利有限。另一方面, 车险产品的周期虽为一年, 但通过每一年的续保, 却可以覆盖汽车使用周期和客户驾驶周期, 实现客户和保险公司两者之间的利益最大化。公司通过续保业务, 与有价值的客户保持长期稳定的关系, 将给公司带来另外一片蓝海。

以客户生命周期价值作为基础, 通过对续保业务的管理, 企业可以为高价值的客户做更为完善的服务, 以取得更高的收益回报; 对较低价值的客户则尽可能压缩不必要的资源投入。区分不同价值类客户是公司开展差异化管理的基础, 因此搭建一个适合评价车险客户生命周期价值的模型, 尽量精准评估车险客户价值, 对于保险公司未来的发展而言具有重要作用。

目前使用的车险客户生命周期价值模型, 虽然在计算客户价值上具有广泛的应用价值与合理的评估解释, 但该模型仅考虑保单个体的绝对风险对于现金流的影响, 不考虑个体相对于群体的风险贡献对于现金流的调整作用, 可能会导致客户价值划分的误判, 从而影响公司资源的匹配与投放。因此, 为实现客户价值划分的精细化管理, 本文将对传统的车险客户生命周期价值模型进行改进。

2. 文献综述

客户生命周期价值模型的发展源于基本公式:

$$CLV = \sum_{i=1}^n (R_i - C_i) \times (1 + d)^{-i} \quad (1)$$

其中, i 是客户现金交易流量的时间, R_i 代表在时期 i 从客户获得的收入, C_i 代表在时

期 i 所付出的成本, n 为客户在过去交易过程中交易的次数。

客户生命周期价值的基本公式是一种净现值的概念。随着应用场景的增加, CLV 模型不再仅仅考虑未来现金流的净值贴现, 而将关注焦点放在客户风险因素对于客户价值的调整上。目前, 国内外的研究对 CLV 模型的风险调整方式呈现以下两个方向:

第一种风险调整的方式是通过风险概率调整客户价值。在模型发展上, Berger 和 Nasr (1998) 拓展了客户生命周期价值基本公式, 在模型中引入了留存概率^[1]:

$$CLV = \sum_{t=0}^n \pi(t) \times \gamma^t \times (1+d)^{-t} \quad (2)$$

其中, $\pi(t)$ 为客户创造价值的利润函数, γ 为留存概率, n 为客户全生命周期。

该式假定客户在全生命周期的各个交易期的留存率保持不变。对于留存概率的讨论, Blattberg 和 Thomas (2001) 也认为客户留存率是常数, 可以用历史留存率的平均数代替^[2]。而谭跃雄、周娜 (2004) 则认为在留存率不变的假设前提下计算客户生命周期价值会产生较大偏差, 因而提出基于动态客户留存率的企业客户生命周期价值扩展模型^[3]。

在实际应用中, 对于风险概率测度, Ryals (2003) 通过实证方法设计客户风险的评价指标体系, 并以企业的经验将指标得分与客户的保持概率相关联, 结果证明了该方法在实际应用中的灵活有效性^[4]。结合保险业的特征, Ryals 和 Knox (2005) 在计算客户生命周期价值时考虑了两类风险: 保留的可能性和客户提出索赔的可能性, 以这两个概率指标乘上利润来获得风险调整的客户终生价值^[5]。可以看到, 当使用概率测度来衡量客户衰退或流失风险并进行调整时, 客户的预期利润价值很容易计算, 但是, 如果还存在客户所贡献的现金流波动性风险, 如何将其调整到 CLV 模型中还未深入考量。

第二种风险调整的方式是通过风险贴现率调整客户价值。基于客户作为企业资产的理论, Srivastava (2002) 认为 CLV 的计算模型是在资本资产定价模型之上建立的, 因此可以用金融管理领域计算风险的思路, 对客户风险进行建模^[6]。Dhar 和 Glazer (2003) 将术语“风险调整终身价值”(RALTV) 引入研究中, 并建议应该考虑 β 风险或给定客户对波动的贡献值, 将 β 风险应用于折现率的调整, 由此提高了整个客户组合价值的可预测性^[7]。对于 β 风险的测度, Ryals (2007) 首先采用 CAPM 的方法, 计算每个企业客户的 β 风险, 以此调整某单个企业客户的折现率, 但是该方法往往需要多年的数据, 在实践中难以实现。为解决问题, Ryals 同样采用了实证方法, 通过评价指标体系计算客户风险的分值, 对比个体客户风险和总体客户平均风险的分值, 调整该客户的折现率, 从而构建出风险调整终身价值模型^[8]。而齐佳音 (2015) 为计算客户 β 风险, 将客户风险划分为波动风险、衰退风险、流失风险与信用风险, 采用改良的贝叶斯网络方法, 从条件概率的角度描述了风险之间的关系, 同时计算客户风险值, 最后通过贝叶斯网络输出的风险得分, 计算客户的 β 风险值^[9]。

综上所述, 客户生命周期理论发展到目前已较为成熟, 适应于不同行业的 CLV 模型也随着研究的深入以及实际需求做出一定的改进, 可为本文的车险客户价值分析提供坚实的理论基础。在风险度量的方法上, 通过风险概率测度调整客户预期利润价值的方法在操作上较为简单, 但是缺乏风险信息的包容性和灵活性; 通过客户风险测度作用于折现率的方法充分考虑了风险因素, 但是所需的数据维度及测算方法较为复杂。因此, 如何量化客户赔付风险并进行可行性的预测, 如何在模型中体现客户赔付风险对于价值的调整作用, 如何在实务上将 RCLV 作为客户价值划分以及客户关系管理的指导性指标, 目前在研究领域上还比较空白, 这些内容都是本文需要解决的问题。

3. 研究思路

3.1 客户赔付风险 β_c 系数的定义

本文引入个体赔付率的概念，即个体赔付率=计算期累积损失 / 保费收入。

由于个体赔付率与组合赔付率的相对比值与 CAPM 模型中的 β 系数有相似的概念，客户赔付风险可用 β_c 来描述个体客户赔付风险相对组合客户赔付风险的贡献程度：

$$\beta_c = \frac{\text{个体赔付率}}{\text{整体赔付率}} \quad (3)$$

3.2 RCLV 模型的构建

引入客户赔付风险 β_c 系数，通过修正车险 CLV 模型中的折现率来体现风险的调整，经过风险调整的 RCLV 模型如（4）式所示：

$$RCLV = p_0 - c_0 + \sum_{t=1}^T \frac{(p_t - c_t) \prod_{j=0}^{t-1} r_j}{(1 + \beta_c i)^t} \quad (4)$$

其中， p_0 ：当期的保费收入；

c_0 ：当期的风险保费与费用；

p_t ：未来每期的保费收入，包括保费收入、投资收益、再保摊回收入；

c_t ：未来每期的支出成本，包括保单的赔付成本，费用成本（固定费用和变动费用），资本成本，再保相关支出成本等；

r_t ：未来每期的续保率；

T ：车险客户生命周期；

i ：风险贴现率；

从模型上看，某个客户的赔付风险越高，所对应的折现率就越大，因此对 RCLV 的调整比例就越多。在某些情况下，高风险客户与低风险客户的保费收入与赔付支出是同向的，这就导致高风险客户与低风险客户有可能产生同一水平的利润现金流值，在 CLV 模型下可能会错误地判断高风险客户与低风险客户为同一价值类客户。经过 β_c 系数调整的 RCLV 模型可用于解决此类问题，通过在折现率上进行风险修正，避免价值划分的误判。

3.3 度量方法的选取

在 RCLV 模型的度量中，分别需要对保费收入、赔付支出、续保率及赔付风险调整系数 β_c 进行预测。首先，保费收入基于纯风险保费并考虑期望 NCD 的调整作用；赔付支出基于风险成本并考虑赔付概率的影响。其中，纯风险保费根据车险费率厘定的定价方法，采用行业广义线性模型确定。其次，续保率采用 Logistic 广义线性回归模型进行预测。赔付风险调整系数 β_c 的预测基于个体赔付率，因此需要建立个体赔付率模型。

在个体赔付率的研究中，由于受到免赔额与无赔款优待制度的影响，索赔次数为 0 的保单数大大增多，从而使得赔付率的概率在零点堆积，产生零膨胀现象。利用混合分布中的零调整回归模型能够很好地刻画这种现象。零调整回归模型的优点是可以对零点的概率和累积损失均值同时建立回归模型。假定 y 表示累积损失，发生索赔的概率为 v ，非零索赔额的密度函数为 $h(y)$ ，则 y 的密度函数可以写成离散—连续概率的混合概率形式：

$$f(y) = \begin{cases} 1-v & y=0 \\ v h(y) & y>0 \end{cases} \quad (5)$$

4. 实证结果分析

本文基于某财险公司北京地区商用车 2015 年保单数据和历史赔付数据，预测 2015 年 12 月 31 日时点有效客户的个体生命周期价值。原始保单数共有 32992 份，剔除录入信息不全的保单 316 份，最终得到有效保单 32676 份。该组数据包含了被保险车辆的基本信息、历史赔付次数及赔付金额等详细数据，可以支持本文的实证分析研究。

由于再保摊回成本、费用率、资本成本、投资收益率等涉及公司经营层面数据且难以预测，因而采取以下简单直观的假设，不影响最终结论的合理性：

假设一：未来每年的保费仅考虑上一年度出险次数对未来每年折扣率的影响。除 NCD 系数以外，假设附加费用率、自主核保系数、自主渠道系数、交通违法系数等保持不变。且 NCD 各等级之间按照全国 NCD 转移规则进行转移。

假设二：未来每年的赔付支出考虑纯风险成本作为赔付成本的预测值，并考虑个体出险概率的影响。

假设三：未来每年的续保率采用续保率模型预测，考虑续保年限、车龄、年龄、性别、折扣金额、车价、上年是否发生索赔等因素。连续续保率为每年续保率的连乘。

假设四：采用相同的贴现率进行现金流贴现。贴现率参考《中国商业车险费率报告（2016）》中行业近年来最低资本成本的平均水平 3%。

假设五：车险客户价值的考察年限为 5 年，与车险承保周期保持一致。

风险保费、期望 NCD、续保率的测算过程在此省略，下面主要探究个体赔付率的预测过程。

个体赔付的发生具有随机性，导致预测个体赔付率具有一定挑战性。赔付率使用上年累积赔付金额与保费的比值，包含了索赔次数与索赔强度的信息。由于预测保费时已经使用 NCD（出险次数）作为风险调整因子，且费率改革后，由于 NCD 系统调整，会对客户的理赔产生影响，小额赔案会被客户自行消化，大额赔案的比例会上升，因此在个体赔付率的预测时，将充分考虑影响索赔强度的风险因子。目前行业用于解释索赔强度的因子较多，如商业三者险限额、车价、险别组合、车龄等。由于商业险某种程度上是交强险的“超赔”，因此，交强险 NCD 也可作为赔付率的风险解释因子。

根据上文的分析，选取影响个体赔付率的主要 8 个解释变量，分别是年龄（Insuredage）、性别（gender）车型（Vehicle type）、车价（Vehicle price）、车龄（Carage）、上一年度商业险 NCD 系数（NCDvalue_syx），上一年度交强险 NCD 系数（NCDvalue_jqx），商业三者险限额（Limit_a）。其中，年龄、性别、车型、车价是分类变量，统计信息如表 1。

表 1 解释变量及其水平

Tab.1 Explain variables and levels	
Insuredage	分类变量，7 levels
Gender	分类变量，2 levels
Vehicle_class	分类变量，5 levels
Price_level	分类变量，25 levels
Carage	连续型变量
NCDvalue_syx	连续型变量
NCDvalue_jqx	连续型变量

Limit_a 连续型变量

在样本数据中, 26851 项 (82.17%) 在观察期内个体赔付率为 0, 5825 项 (17.83%) 至少有一项索赔, 最高的个体赔付率是 23.4。为进一步探究个体赔付率的分布, 绘制个体赔付率的分布直方图如图 1, 为图示更清晰, 图 2 显示索赔发生情况下的个体赔付率分布。

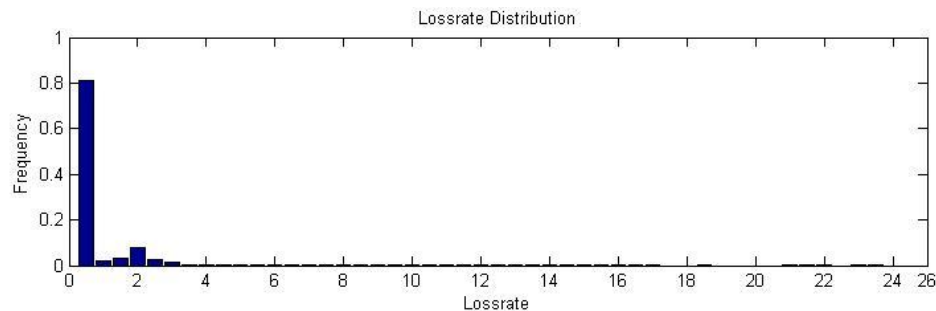


图 1 个体赔付率分布直方图

Fig.1 Individual Payout Rate Distribution Histogram

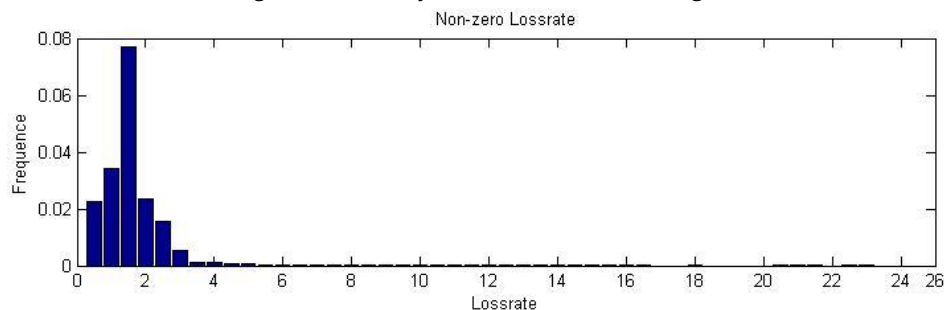


图 2 索赔发生情况下个体赔付率分布直方图

Fig.2 Distribution of Individual Claims Rate Distribution in the Case of a Claim

从数据结构不难发现, 保险不发生索赔的概率很大, 且不出险的概率远大于出险概率。从图 2 中可以明显看出, 对于每份保单在索赔发生情况下的个体赔付率数据, 赔付率的右偏态极长尾部特征被很好地记录下来。指数族中描述这种偏态分布的分布有 Gamma 和逆高斯分布。对于个体赔付率的样本数据, 分别用 Gamma 分布、逆高斯分布进行拟合, 求得 AIC 统计量分别为 34376、33852。在不同模型的比较和选择中, 通常使用 AIC 准则。AIC 数值越小, 说明模型对实际数据的拟合越好。拟合结果显示, 逆高斯分布对这组个体赔付率数据的拟合效果相对更好, 本文最终选定的模型是零调整逆高斯回归模型 (ZAIG)。

下面分别对零调整逆高斯分布的均值和零调整概率建立回归模型, 均值回归模型使用对数连接函数, 零调整概率回归模型使用 logit 连接函数。模型的设定与表现形式如下:

$$\ln\left(\frac{v_{ijkl}}{1 - v_{ijkl}}\right) = \alpha_0 + \alpha_{1i} \times \text{Insuredage} + \alpha_{2j} \times \text{Gender} + \alpha_{3k} \times \text{Vehicle}_{\text{class}} + \alpha_{4l} \times \text{Price}_{\text{level}} + \alpha_5 \times \text{Carage} + \alpha_6 \times \text{NCDvalue}_{\text{syx}} + \alpha_7 \times \text{NCDvalue}_{\text{jqx}} + \alpha_8 \times \text{Limit}_a \quad (6)$$

$$\ln(u_{ijkl}) = \beta_0 + \beta_{1i} \times \text{Insuredage} + \beta_{2j} \times \text{Gender} + \beta_{3k} \times \text{Vehicle}_{\text{class}} + \beta_{4l} \times \text{Price}_{\text{level}} + \beta_5 \times \text{Carage} + \beta_6 \times \text{NCDvalue}_{\text{syx}} + \beta_7 \times \text{NCDvalue}_{\text{jqx}} + \beta_8 \times \text{Limit}_a \quad (7)$$

其中, i 表示驾驶人年龄, j 表示性别, k 表示不同的车价, l 表示不同的车辆类型。

ZAIG 已被纳入 R 中的 gamlss 包, 使用最大似然估计法。模型的惩罚对数似然函数使用 RS 或 CG 算法迭代, 执行 Fisher 评分过程的每个步骤。利用以上提供的回归模型, 将样本数据导入 R 中, 表 2 给出了零调整概率回归模型与均值回归模型参数的估计结果。

表 2 零调整逆高斯回归模型的参数估计值

Tab.2 Zero-Adjusted Inverse Gaussian Regression Model Parameter Estimates

Variable	零调整概率回归参数			均值回归参数		
	Estimate	Std.Error	Pr(> z)	Estimate	Std.Error	Pr(> z)
Intercept	1.5627**	0.303526	<2e-16	-0.5583**	7.712e-03	<2e-16
Insuredage	0.3674**	0.076588	<2e-16	0.0101**	5.474e-03	0.0240
23-27						
Insuredage 27-33	0.3451**	0.077862	<2e-16	0.9242**	5.055e-03	0.0432
Insuredage 33-55	0.1878**	0.087141	0.000956	-0.2454**	4.916e-03	0.0174
Insuredage 55+	0.4224**	0.099805	2.31e-05	0.9820**	6.223e-03	0.0405
GenderB						
女性	-0.2790**	0.028737	0.005980	—	—	—
Vehicle_class 旅行车类	-0.2061**	0.035181	4.68e-09	—	—	—
Vehicle_class 微型车类	—	—	—	—	—	—
Vehicle_class 越野车类	-0.4885**	0.055301	<2e-16	—	—	—
Price_levelE40000	—	—	—	—	—	—
Price_levelF50000	0.1850**	0.061430	0.002609	—	—	—
Price_levelG60000	0.1247**	0.054728	0.022730	0.1315**	0.060053	0.027759
Price_levelH70000	0.0895**	0.057837	0.021544	—	—	—
Price_levelI80000	0.2191**	0.060952	0.000325	0.3842**	0.063335	0.004530
Price_levelJ90000	0.1433**	0.059670	0.016292	0.2200**	0.051086	0.009327
Price_levelK100000	0.1361**	0.061518	0.026982	0.2367**	0.062104	0.047159
Price_levelL120000	0.2495**	0.058935	2.29e-05	0.2175**	0.058837	0.000347
Price_levelM140000	0.1894**	0.068009	0.005359	0.2248**	0.068119	0.005583
Price_levelN160000	0.2266**	0.077257	0.003359	—	—	—
Price_levelO180000	0.2260**	0.089065	0.011177	—	—	—
Price_levelP200000	0.3281**	0.072434	5.90e-06	0.4740**	0.077493	2.41e-06
Price_levelQ250000	0.3741**	0.078713	2.01e-06	0.3856**	0.076302	2.90e-06
Price_levelR300000	0.2380**	0.112330	0.034071	—	—	—
Price_levelS350000	—	—	—	0.3642**	0.114313	0.010328
Price_levelT400000	—	—	—	0.1585**	0.121256	6.90e-06
Price_levelU450000	—	—	—	—	—	—
Price_levelV500000	0.5251**	0.194743	0.007006	0.6251**	0.189473	0.006632
Price_levelW600000	—	—	—	—	—	—
Price_levelX700000	0.9263**	0.338273	0.006177	1.0329**	0.350031	0.005580
Price_levelY800000	—	—	—	0.4731**	0.337609	0.014620
Price_levelZ900000	—	—	—	0.1216**	0.406157	0.038293
Price_levelZA1000000	—	—	—	—	—	—
Price_levelZB1000000+	—	—	—	1.1245**	0.378528	0.004277
Carage	0.5405**	0.290289	<2e-16	—	—	—
NCDvalue_syx	0.0180**	0.0397	< 2e-16	-0.4957**	0.080644	0.017533
NCDvalue_jqx	—	—	—	0.2550**	0.103524	0.014386
Limit_a	—	—	—	1.118e-07**	4.918e-09	<2e-16
σ				2.878		
Log likelihood				-5383.372		
AIC				10812.745		
BIC				10967.229		

注：—表示该变量在回归过程中不显著，**表示显著性水平为 0.05 的情况下估计结果显著。

在零调整概率回归模型中，根据零调整逆高斯回归模型中均值回归参数和零调整概率回归参数的估计结果，可以看出，年龄、性别、车型、车价、车龄、上一年商业险 NCD 对索赔概率具有显著影响；年龄、车价、上一年商业险 NCD、上一年交强险 NCD 和三者险限额对个体赔付率有显著的影响。可以调整参数表达式如下：

$$\ln\left(\frac{v_{ijkl}}{1-v_{ijkl}}\right) = \alpha_0 + \alpha_{1i} \times \text{Insuredage} + \alpha_{2j} \times \text{Gender} + \alpha_{3k} \times \text{Vehicle}_{\text{class}} + \alpha_{4l} \times \text{Price}_{\text{level}} + \alpha_5 \times \text{Carage} + \alpha_6 \times \text{NCDvalue}_{\text{syx}} \quad (8)$$

$$\ln(u_{ii}) = \beta_0 + \beta_{1i} \times \text{Insuredage} + \beta_{2i} \times \text{Price}_{\text{level}} + \beta_3 \times \text{NCDvalue}_{\text{syx}} + \beta_4 \times \text{NCDvalue}_{\text{jqx}} + \beta_5 \times \text{Limit}_a \quad (9)$$

首先分析系数对于参数的影响, 概括而言, 均值回归上系数的正号意味着相关变量是一个不安全因素, 因此该变量系数越大赔付率越高; 同样的, 零调整概率回归上系数的正号也意味着相关变量是不安全的, 说明这个变量相对对照组变量的索赔概率更高, 同时该变量系数越大索赔概率越高。

从参数估计的结果可以发现几个有趣的现象: 驾驶人年龄、车价和上一年商业险 NCD 同时影响索赔概率与赔付率均值, 不管它们是否以相同的方式影响索赔的发生和索赔规模, 都是有意义的:

(1) 年龄在 27-33 岁的驾驶人索赔概率和个体赔付率是同向增大的, 整体出险的赔付成本较大; 而 33-55 岁的驾驶人发生索赔的概率与个体赔付率出现反向的情况, 且该年龄段对个体赔付率的影响更大; 55 岁以上的驾驶人索赔概率与赔付率同样出现同向增大, 且该年龄段对索赔概率的影响似乎更大。

(2) 从车价变量的系数上看, 车价低于 70 万的, 随着车价越高, 索赔概率是上升的; 车价高于 70 万的, 车价变量对个体赔付率的影响尤其显著, 这与现实情况相符, 当出现保险事故时, 由于替换的零部件价格及维修费用导致索赔额更高。

(3) 上一年商业险 NCD 对于下一年索赔概率的影响不是很大, 但却能够降低下一年个体赔付率的均值, 也就是说, 上一年出险次数多的驾驶人在下一年会更加注意谨慎驾驶, 避免大额索赔。

为说明 RCLV 的应用, 用一个简单的计算例子说明高风险客户与低风险客户在保费收入与赔付支出同向变化时, β_c 对客户生命周期价值的调整可以修正高潜在价值客户的价值。

假设某公司客户 A, 28 岁男性, 拥有一辆 20 万左右的进口越野车雪佛兰科帕奇, 通过车商渠道购买了车损险、交强险、20 万限额三者险, 车龄 1 年且上一年出险 3 次, 上一年交强险折扣系数为 1.25; 另外有一个客户 B, 37 岁女性, 拥有一辆国产轿车大众途观, 车价 20 万左右, 通过专业渠道购买同样的险种组合, 车龄 4 年且连续三年无索赔纪录, 上一年交强险折扣系数为 0.7。经过行业广义线性模型测算, 客户 A 的车损险纯风险保费为 1900.19 元, 客户 B 的车损险纯风险保费为 1915.47 元, 20 万限额三者险纯风险保费为 706.55 元, 交强险纯风险保费为 950 元。基于上文得到的连续期望 NCD 计算方法、续保率模型、零调整概率回归模型以及均值回归模型, 且假设样本数据的整体赔付率在未来五年处于稳定状态, 分别计算客户 A、B 的 β_c 、CLV 和 RCLV。计算结果见表 2、表 3。

表 3 客户 A 的 CLV 和 RCLV

Tab.3 Customer A's CLV and RCLV

Survival year	Premium	Payout	Profit	β_c	CLV	RCLV
2015	4607.75	2753.61	1854.13	2.2756	1800.13	1733.01
2016	3575.76	2367.45	1208.31	2.1132	1138.95	1064.07
2017	2616.51	1906.49	710.02	1.8556	649.77	598.88
2018	1926.60	1427.71	498.89	1.5070	443.26	413.49
2019	1442.43	996.89	445.54	1.1283	384.32	94.33
Total					4416.42	3903.78

表 4 客户 B 的 CLV 和 RCLV

Tab.4 Customer B's CLV and RCLV

Survival year	Premium	Payout	Profit	β_c	CLV	RCLV
2015	2136.67	1076.49	1060.19	0.5297	1029.31	1048.50
2016	1757.30	716.53	1040.77	0.3892	981.03	1024.96

2017	1426.20	454.92	971.28	0.2700	888.86	956.63
2018	1158.89	279.50	879.38	0.1782	781.32	868.08
2019	952.32	168.11	784.21	0.1133	676.47	776.37
Total					4356.98	4674.54

从假设条件上看, 客户 A 与客户 B 的客观风险一致, 但从历史出险情况上直观判断, 客户 A 属于高赔付风险客户, 客户 B 属于低赔付风险客户, 在价值贡献上客户 B 理应高于客户 A。有意思的是, 通过 CLV 的计算结果发现, 客户 A 的当期价值大于客户 B, 且全生命周期价值略高于客户 B。出现这种结果, 究其原因在于一方面, 客户 A 车龄仅一年, 保费的折扣较少, 导致客户 A 的当期价值会远高于客户 B; 另一方面, 索赔次数通过 NCD 影响下一年的保费, 投保人极有可能选择转保以逃避附加惩罚的保费, 从而导致续保率低下, 造成客户 A 未来的价值贡献小于客户 B。

如果将 CLV 作为划分客户价值的指标, 在客户价值分类时极有可能划分客户 A、B 为同一价值类客户, 对高赔付风险客户做同样的客户保持与管理策略显然会出现资源的浪费。而通过 β_c 对于风险贴现率的调整, 将客户赔付风险考虑进去后, RCLV 的结果出现了反转, 客户 B 的价值远高于客户 A, 充分说明客户 B 具有潜在的价值贡献能力, 且未来续保率良好, 能为公司带来长期价值贡献。

5. 结论

本文建立风险调整的 RCLV 模型, 单个客户相对整体的风险贡献越大, 对 CLV 的调整就越多。通过 β_c 对风险贴现率的作用来调整客户价值, 修正价值误判结果, 这是本文最主要的创新点。除此之外, 本文对个体赔付率的度量采用了零调整模型, 可以较好拟合车险保单数据, 这也为后续的研究提供参考价值。通过实证分析, 在续保率模型、零调整逆高斯模型以及广义线性模型的基础上, 利用某财险公司 2015 年北京地区的数据进行分析, 实证结果表明, RCLV 能够有效解决价值误判问题, 在公司的客户价值精细化管理中可以作为重要的参考指标。

本文在计算客户价值时采用了简化假设, 虽然不影响最终结果的准确性, 但仍存在误差, 且由于数据维度限制, 在度量续保率、个体赔付率过程中考虑的解釋变量不够全面。后续的研究可以在完善和丰富模型的变量维度、进一步提高各个要素的预测精度方面进行探索。

参考文献

- [1] Zeithaml V. Consumer perception of price, quality and value: a means - end model and synthesis of evidence [J]. Journal of Marketing, 1988, (52): 2 - 22.
- [2] Blattberg R C, Thomas JS Customer Equity: Building and Managing Relationships as Valuable Assets. Harvard Business School Press. 2001: 134-150, 128-142
- [3] 谭跃雄, 周娜. 基于动态客户保持的企业客户生命周期价值模型研究 [J]. 管理科学, 2004, 17(6): 46-50.
- TAN Y S, ZHOU N. Research on the Lifetime Value Model of Enterprise Customers Based on Dynamic Customer Retention[J]. Management Science, 2004, 17(6): 46-50.
- [4] Lynette Ryals. Making customers pay: measuring and managing customer risk and returns[J]. Journal of Strategic Marketing, 2003, 11(3): 165-175.
- [5] Ryals L J, Knox S. Measuring risk - adjusted customer lifetime value and its impact on relationship marketing strategies and shareholder value[J]. European Journal of Marketing, 2005, 39(5/6): 456-472.

- [6] Srivastava R K, Lehmann D R, Merino M, et al. Linking Customer Assets to Financial Performance[J]. Journal of Service Research, 2002, 5(1):26-38.
- [7] G. Sunil, D.R. Lehmann. Customers as Assets. Journal of Interactive Marketing. 2003, 17(1): 9-24
- [8] Ryals L, Knox S. Measuring and managing customer relationship risk in business markets[J]. Industrial Marketing Management, 2007, 36(6):823-833.
- [9] 齐佳音, 马君, 肖丽妍, 等. 考虑客户风险修正的客户终生价值建模[J]. 管理工程学报, 2015, 29(2):149-159.
- QI J Y, MA J, XIAO L J, et al. Customer Lifetime Value Modeling Considering Customer Risk Modification[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2015, 29(2): 149-159.
- [10] 李玉婷, 张琅, 姚吉呈. 车险客户生命周期价值研究[J]. 保险研究, 2016(8):100-114.
- LI Y T, ZHANG H, YAO J C. Research on Life Cycle Value of Auto Insurance Customers[J]. Insurance Research, 2016(8):100-114.

Research on Customer Lifetime Value—based on the adjustment of "beta factor" about compensate risk

ZHENG Jingjing

(Hunan University, Changsha/Hunan, 410082)

Abstract: Customer Lifetime Value (CLV) is used as an indicator to measure the value contribution of auto insurance customers, and effective renewal business management is carried out, thereby transforming auto insurance short-term transactions into long-term value. Therefore, it is very important to build a precise customer value assessment model. Based on the traditional Research on Customer Value of Auto Insurance Based on Customer Compensate RiskCLV model, this paper draws on the methodResearch on Customer Lifetime Value—based on the adjustment of "beta factor" about compensate risk of risk correction of individual assets in the financial sector, introduces the customer compensate risk factor as an adjustment factor of the discount rate, and creates the RCLV model in order to solve the problem that the CLV model cannot distinguish the potential high-value customers under the same profit cash flow level created by customers with different compensation risks. The RCLV model focuses on how to determine the form of the coefficient. The customer compensate risk factor is defined as the ratio of single customer's loss rate to the overall customer's loss rate, and actively explores the influence of human factors such as the NCD coefficients of Motor Vehicle Insurance, NCD Coefficients of Motor Vehicle Accident Liability Compulsory Insurance, and limitation of Third-party Liability Insurance of Motor Vehicles. In the selection of quantitative models, since the individual claims ratio is consistent with the cumulative loss trend, and there are a large number of zero claims insurance in reality, the zero-adjustment regression model can be reasonably predicted. This paper uses the auto insurance actuarial data of a property insurance company in Beijing in 2015 to extract typical samples for RCLV measurement, and compares it with the original CLV model calculation results to show that the established model can indeed avoid misjudgment of potential good customers.

Keywords: Insurance and actuarial; Customer Lifetime Value; Risk-adjusted; Compensate risk; Value division