

文章编号:1005-9679(2018)05-0016-04

P2P 平台贷款决策研究

——利用收益评分取代违约概率评分

陈卓 蒋炜

(上海交通大学 安泰经济与管理学院,上海 200030)

摘要: 传统的信用评分系统估计贷款违约概率,并将违约概率作为是否放贷的标准。与通常试图确定违约概率的研究不同,课题专注于预测投资 P2P 贷款的预期收益率,并尝试以此作为贷款人选择的标准。总体而言,课题检查了 213 731 条 P2P 贷款记录,并利用 CHAID 模型分析确定了影响贷款盈利能力的因素,实现了对贷款盈利能力的预测。在分析的样本中发现,通过应用 CHAID-IRR 评分系统筛选借款人,投资人所获得的收益优于通过使用传统信用评分获得的结果。

关键词: P2P;决策树;贷款评估;IRR

中图分类号: F 830 **文献标志码:** A

Study on P2P Platform Loan Decision-Replace Default Probability Score with Earnings Score

CHEN Zhuo JIANG Wei

(Anti College of Economics and Management, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: The traditional credit scoring system estimates the loan default probability and considers the default probability as the main reference for lending. Unlike previous studies that usually try to determine the probability of default, this article focuses on predicting the expected rate of return on investing in P2P loans and attempts to use this as the lender's chosen criterion. Overall, this study examined 213,731 P2P loan records and used the CHAID model to analyze and determine the factors that affect the profitability of the loan and achieved a forecast of the profitability of the loan. The result of CHAID model shows that by using the CHAID-IRR scoring system to screen borrowers, the income obtained by the investor is better than that obtained by using the traditional credit score.

Key words: P2P lending; decision tree; loan assessment; RR

1 研究背景

目前,以 Lending Club 和拍拍贷为首的国内外多数 P2P 平台都将贷款人的信用评分作为投资人的参考依据。信用评分是一个分类问题,它以二元的“是否会违约”作为因变量,并应用逻辑回归或神经网络等技术试图估计借款人的违约概率(PD)。然而在 P2P 平台上,对于投资人而言,相较于借款人是否

会违约,如何使自己的投资获得最大的盈利才是更为直观的最终目的。在这一点上,违约概率似乎并不是最佳放贷标准。低违约率的借款人虽然坏账率低,但其利率也远低于高违约率的借款人。而高违约率的借款人虽然很可能不偿还整个贷款,但也会收回一定的金额,且风险最高的贷款类别也支持高利率,可以在一定程度上弥补拖欠的贷款。一个例子是小额信贷,贷款给经济上被排除在外的人,但是鉴于他们的

收稿日期:2018-04-16

作者简介:陈卓(1995—),女,硕士研究生,研究方向:互联网金融,数据挖掘;蒋炜(1968—),男,教授,博士生导师,研究方向:质量管理、大数据与商务智能。

高利率,这些贷款可能有风险但有利可图。

在贷款市场,内部收益率(Internal Rate of Return (IRR))是评估投资回报率的常用指标。IRR 即资金流入现值总额与资金流出现值总额相等、净现值等于零时的折现率。IRR 的使用有两个好处:首先,IRR 是一个连续变量,与二分变量相比,可以提供更准确的信息。第二个好处是 IRR 不仅考虑贷款支付,而且还考虑贷款利率。风险最高的贷款有很高的违约率,但也为贷款人提供高利率来补偿他们的高 PD。

2 CHAID 模型的建立

2.1 数据描述性分析

本论文采用 Lending Club 2015 年的贷款数据,删除缺失率大于 70%的记录以及还款仍在进行中

的记录后,共剩余 213 730 条贷款记录,65 个变量。其中,违约记录为 56 348 条,占总记录数的 26.3%。

本文利用还款周期、月供金额以及总还款额来计算每笔贷款的内部收益率。结果表明,213 730 条贷款记录中,IRR 为负值的记录数为 53 216,占总贷款记录数的 25%。具体 IRR 分布图见图 1。由图 1 可以看出,IRR 并不遵循正态分布,而是不对称分布。这种扭曲的分配是由于尾部极端的违约贷款造成的负 IRR 值较多。整体的平均内部收益率为-5.15%,中位数为 6.01%,标准差为 0.259 0。

表 1 呈现了不同 FICO 等级的借款记录间 IRR 的差异。可以看出,FICO 等级越高,IRR 的均值就越大,但与此同时,IRR 的波动也逐渐增大。这从一定程度上说明,若以 IRR 作为投资决策的依据,现有的信用等级系统仍有很大的改进空间。

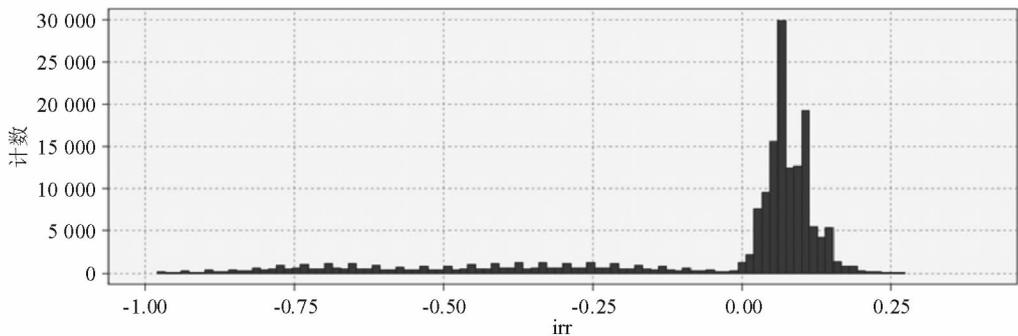


图 1 所有贷款记录的 IRR 分布直方图

表 1 按 FICO 等级对利率与 IRR 的分组分析

| FICO 等级 | 记录数 | 利率/% | IRR | | | | | |
|---------|--------|-------|--------|---------|-------|---------|--------|--------|
| | | | 均值/% | 标准差 | 最大值/% | 最小值/% | 中位数/% | T-test |
| A | 38 468 | 6.98 | 1.57 | 0.130 0 | 17.89 | -97.10 | 5.35 | 0.781 |
| B | 57 410 | 10.10 | -1.14 | 0.202 5 | 17.82 | -98.63 | 7.73 | 0.020 |
| C | 59 695 | 13.32 | -5.42 | 0.265 2 | 17.93 | -100.00 | 8.26 | 0.364 |
| D | 31 992 | 16.73 | -10.33 | 0.313 4 | 20.75 | -98.44 | 9.24 | 0.692 |
| E | 18 869 | 19.33 | -15.52 | 0.345 6 | 21.33 | -98.67 | 4.20 | 0.813 |
| F | 5 851 | 23.68 | -20.15 | 0.370 6 | 26.67 | -97.28 | -12.14 | 0.779 |
| G | 1 445 | 26.82 | -21.72 | 0.384 1 | 27.06 | -97.99 | -17.00 | 1.472 |

2.2 CHAID 模型的建立

CHAID 算法通过计算类别变量与特征变量之间的相关性检验统计量的 p 值,即卡方统计量对应的 p 值, p 值越小,说明特征变量与类别变量之间的关系越密切,应当被选为最佳分组特征变量。然后继续按此准则选择后续特征变量,直至所有样本被分类完毕。CHAID 算法在构建决策树时具有一定的优势,它从统计显著性的角度来确定特征变量和分割数值,对决策树的分枝过程优化明显。且 CHAID 算法是为数不多的可将连续型数值变量作为因变量的决策树算法,因此,本文选择了 CHAID

算法。

本文所建立的 CHAID 模型通过使用 IBM SPSS Modeler 来实施,旨在建立以连续型数值变量 IRR 为目标变量的决策树模型,实现对贷款利润率的准确预测。

此次建模,从 213 730 条贷款数据中随机选取 80%作为训练集,剩余 20%的记录作为测试集,用于对模型拟合结果进行检测。图 2 展示了决策树在预测贷款 IRR 的过程中,从 65 个自变量中所筛选采用的 10 个自变量及其相应的重要程度。表 2 是对上述变量的含义所作出的解释。

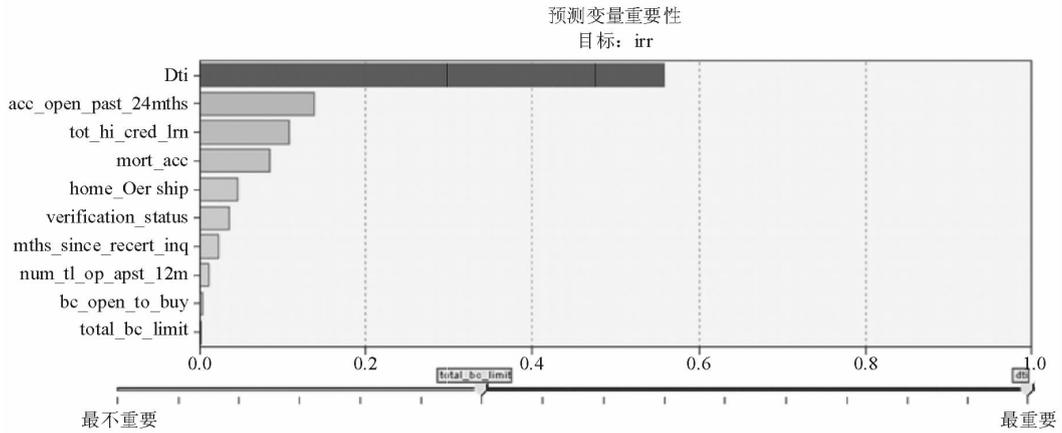


图 2 决策树所采用变量及其重要程度

此决策树包含 84 个终端节点,表 3 总结列举了其中 8 个节点的训练和测试结果,显示了该节点的分支,并揭示了获得正向异常收益的某些策略。例如,向 dti 为 11.26~13.79,按揭账户为 1~3,且过去 24 个月内的交易数量不超过 4 的用户借款,可获得高于整体水平的收益。

表 2 CHAID 决策树所用变量

| 变量名 | 变量解释 |
|-----------------------|---|
| Dti | 利用借款人每月总债务支付的债务总额(不包括抵押贷款和所需 LC 贷款)除以借款人自我报告的月收入计算的比率 |
| Acc_open_past_24mths | 过去 24 个月内交易数量 |
| Tot_hi_cred_lim | 总信用额度 |
| Mort_acc | 按揭账户数量 |
| Home_ownership | 房屋所有权, M-抵押贷款, O-自己所有, R-租赁 |
| Verification_status | 是否有收入证明 |
| Mths_since_recent_inq | 上一次询问距今时间 |
| Num_tl_op_past_12m | 近 12 个月内所开的银行账户数目 |
| Bc_open_to_buy | 最高的信用卡透支额度 |
| Total_bc_limit | 所有银行卡信用额度之和 |

3 CHAID 模型与传统 LR 模型对比

为了将 CHAID 分析所得结果与传统的信用评估方法相对比,本文参照前人的建模经验,采用和 CHAID 一样的训练集和测试集,对上述建模所用数据进行逻辑回归(Logistic Regression-LR)分析以评估其违约概率。LR 提供从 0 到 1 的分数,可以将其解释为贷款的偿付能力指标。将测试样本中的贷款根据其 LR 评分进行排名,如果贷款人根据 LR 信用评分结果选择前 10% 的最佳借款人,则将获得平均 1.0% 的内部收益率。而在同样的借款人集合中,根据 FICO 得分选择前 10% 的最佳借款人将获得平均 1.6% 的内部收益率,按 CHAID 得分选择前 10% 的最佳借款人将获得平均 1.9% 的内部收益率。图 3 展示了两种模型结果的差异,可以看出,CHAID 模型在选择高 IRR 的借款人时,较 LR 和 FICO 评分有着明显而稳定的优势。

表 3 CHAID 决策树部分节点展示

| | | Mean IRR | Median IRR | N | percent |
|-------|--|----------|------------|------|---------|
| train | dti <= 8.070;mths_since_recent_inq <= 2 ; home_Oer ship in ["M"] | -0.0170 | -0.0120 | 2548 | 1.49% |
| | dti <= 8.070;mths_since_recent_inq <= 2 ; home_Oer ship in ["O" "R"] | 0.0680 | 0.1380 | 2387 | 1.40% |
| | dti > 11.260 and dti <= 13.790; mort_acc > 1 and mort_acc <= 3; acc_open_past_24mths <= 4 | 0.0070 | 0.0010 | 2413 | 1.41% |
| | dti > 11.260 and dti <= 13.790; mort_acc > 1 and mort_acc <= 3; acc_open_past_24mths > 4 | -0.0290 | -0.0120 | 2138 | 1.25% |
| | dti > 16.130 and dti <= 20.820 ; acc_open_past_24mths <= 2 ; home_Oer ship in ["M" "O"]; bc_open_to_buy <= 4,653 | -0.0120 | -0.0490 | 2168 | 1.27% |
| | dti > 16.130 and dti <= 20.820 ; acc_open_past_24mths <= 2 ; home_Oer ship in ["M" "O"]; bc_open_to_buy > 4,653 | 0.0090 | 0.0140 | 1841 | 1.06% |
| test | dti <= 8.070;mths_since_recent_inq <= 2 ; home_Oer ship in ["M"] | -0.0194 | -0.0144 | 764 | 1.79% |
| | dti <= 8.070;mths_since_recent_inq <= 2 ; home_Oer ship in ["O" "R"] | 0.1061 | 0.24702 | 492 | 1.15% |
| | dti > 11.260 and dti <= 13.790; mort_acc > 1 and mort_acc <= 3; acc_open_past_24mths <= 4 | 0.0042 | 0.0007 | 1810 | 4.23% |
| | dti > 11.260 and dti <= 13.790; mort_acc > 1 and mort_acc <= 3; acc_open_past_24mths > 4 | -0.0117 | -0.0144 | 49 | 0.12% |
| | dti > 16.130 and dti <= 20.820 ; acc_open_past_24mths <= 2 ; home_Oer ship in ["M" "O"]; bc_open_to_buy <= 4,653 | -0.0824 | -0.0588 | 1247 | 2.92% |
| | dti > 16.130 and dti <= 20.820 ; acc_open_past_24mths <= 2 ; home_Oer ship in ["M" "O"]; bc_open_to_buy > 4,653 | 0.0091 | 0.0023 | 782 | 1.83% |

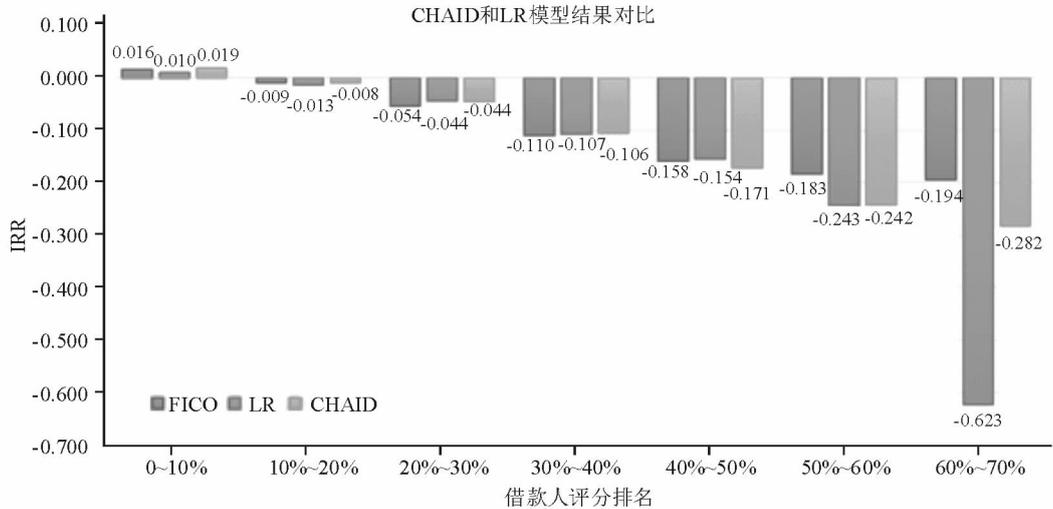


图 3 CHAID 模型和 LR 模型预测结果对比

4 结论与建议

由前文可以知晓,目前 P2P 行业存在较高的违约率和较低的 IRR。这与目前 P2P 市场以信用评分为唯一的投资参考标准有关。在本文的研究中,我们提出了一个通过 CHAID 决策树模型预测 P2P 贷款收益率,并将其作为 P2P 平台投资人决策依据的思路。在建模过程中,本文发现了影响贷款收益率的重要因素,且模型结果显示,使用 CHAID 模型的预测结果作为投资决策依据可以在一定范围内稳健提升投资人的收益率,使投资者更有积极性地将资金应用到网贷平台,有助于网贷平台更健康的发展。

本文的局限性在于,由于 P2P 数据获取较为困难,本研究仅分析 Lending Club 单一电子平台的数据。尽管确定内部收益率的因素已经确定,但这些结果不能扩展到其他 P2P 借贷平台,所获得的规则仅适用于分析的案例。

参考文献:

- [1] ROBERTS P W. The profit orientation of microfinance institutions and effective interest rates[J]. World Development, 2013(41): 120-131.
- [2] ABDOU H A, POINTON J. Credit scoring, statisti-

cal techniques and evaluation criteria: A review of the literature, intelligent systems in accounting[J]. Finance and Management, 2011, 18(2/3): 59-88.

- [3] LESSMANN S, BAESSENS B, SEOW H V, et al. Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 247(1): 124-136.
- [4] EISENBEIS R A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics[J]. The Journal of Finance, 1977, 32(3): 875-900.
- [5] FINLAY S. Credit scoring for profitability objectives [J]. European Journal of Operational Research, 2010, 202(2): 528-537.
- [6] FINLAY S M. Towards profitability: A utility approach to the credit scoring problem[J]. Journal of the Operational Research Society, 2008, 59(7): 921-931.
- [7] BARRIOS L J S, ANDREEVA G, ANSELL J. Monetary and relative scorecards to assess profits in consumer revolving credit[J]. Journal of the Operational Research Society, 2013, 65(3): 443-453.
- [8] THOMAS L C, EDELMAN D B, CROOK J N. Credit scoring and its applications: SIAM monographs on mathematical modeling and computation[M]. Philadelphia: University City Science Center, SIAM, 2002.