

机器学习驱动下的银行小微客户经理招聘策略研究

罗婕

广西工商职业技术学院，广西南宁 530000

摘要 本研究以G银行小微客户经理为对象，收集其特征与业绩数据，运用随机森林、Extra Trees等五种机器学习模型，分析影响小微信贷业绩的因素并进行重要性排序，同时对新进小微客户经理业绩展开预测。结果显示，影响业绩的重要因素依次为从事本行小微客户经理时间、所在分行、现客户经理等级等，且随机森林模型预测性能更优。基于此，建议G银行招聘时侧重工作经验，放宽年龄、专业等要求，并依据预测结果制定个性化考核方案，以提升客户经理业绩。

关键词 机器学习；小微客户经理；随机森林模型；小微信贷

在金融市场竞争日益激烈的当下，小微企业作为经济发展的重要力量，其融资需求的有效满足至关重要。小微客户经理作为金融机构与小微企业之间的关键纽带，其业绩表现直接影响着金融机构对小微企业的服务质量和业务发展。

以往针对客户经理业绩的研究多集中于传统的定性分析或简单的统计方法，难以全面、精准地剖析复杂因素之间的关系。随着机器学习技术的迅速发展，其在金融领域的应用愈发广泛，为深入研究小微客户经理业绩提供了新的视角和有力工具。通过机器学习算法，可以挖掘海量数据背后的潜在规律，更准确地识别影响业绩的关键因素，并对新进客户经理的业绩进行科学预测。

本研究旨在利用机器学习方法定量分析影响G银行小微客户经理小微信贷业绩的主要特征，预测新进小微客户经理的业绩。本研究不仅为银行的人力资源管理(如招聘、考核、培养)提供了决策依据，有效助力银行小微客户经理队伍优化，还能提升金融业务的科技化水平，为金融科技在类似业务中的应用提供实践参考，推动金融行业在小微金融服务领域的创新与发展。

一、研究目的及意义

本研究的主要目的是利用机器学习的方法来分析影响G银行小微客户经理小微信贷业绩的主要特征，并根据这些特征对新进小微客户经理的业绩进行预测。本研究主要有以下几个方面的意义：

(1) 通过对小微客户经理业绩影响因素的重要性分析，可以为G银行管理者提供决策依据，进而可以针对性地制定招聘计划和考核方式来提升小微客户经理的业绩。

(2) 通过对新进小微客户经理的业绩预测，可以帮助G银行更好地了解新员工的潜力和发展方向，从而更好地进行资源分配和岗位配置，提高业务效率。

(3) 通过研究业绩影响因素，并对新进小微客户经理的业绩进行预测，可以帮助G银行优化客户经理培养和选拔机制。通过对重要特征的分析，可以更准确地预测候选人的潜力和适应性，从而更好地进行选拔和培养。

(4) 利用机器学习方法进行重要性分析和业绩预测，可以提升金融业务的科技化水平，推动金

融科技的发展。

(5) 该研究也为金融科技应用提供了一个具体的案例，可为其他类似业务提供借鉴和参考。

二、数据来源

(1) 小微客户经理及新进小微客户经理特征数据来源于“G 银行 2024 年 12 月小微组织架构及人员信息汇总表”。

(2) 小微客户经理业绩数据来源于“G 银行大零售条线客户经理业绩统计表（2024 年 12 月）”。

三、数据处理

在“组织架构及人员信息汇总表”中，共有基本信息、学历信息、工作经历三大类共 20 个特征指标，除去姓名、联系方式、客户经理号等无关于业绩分析的特征，本研究选取了小微客户经理的九个特征：所在分行（X1）、小微客户经理年龄（X2）、现客户经理等级（X3）、全日制最高学历（X4）、专业（X5）、从事金融行业年限（X6）、从事银行信贷业务年限（X7）、从事本行小微客户经理时间（X8）、专业技术资格（X9）作为自变量，小微信贷业绩作为因变量（y）构建模型。

其中，针对定类特征指标（所在分行名称、现客户经理等级、全日制最高学历、专业、专业技术资格），通过以下方法（见表 1）转变为定量指标。

表 1 定类指标转换方法

所在分行名称	现客户经理等级	全日制最高学历	专业	专业技术资格
总行营业部：0				
A 分行：1				
B 分行：2				
C 分行：3				
D 分行：4				
E 分行：5	未定级：0			
F 分行：6	初级：1	本科以下：0	与经济不相关：0	无：0
G 分行：7	中级：2	本科及以上：1	与经济相关：1	有：1
H 分行：8	高级：3			
I 分行：9				
J 分行：10				
K 分行：11				
L 分行：12				
M 分行：13				

四、研究方法

首先，本文选用随机森林模型、Extra Trees 模型、AdaBoost 模型、Gradient Boosting 模型、Stacking 模型对小微客户经理特征及业绩数据进行训练，以区分出对小微贷款业绩最为重要的特征以及最为适用的模型。其次，使用筛选后的特征及模型对新进客户经理的小微信贷业绩进行预测。

五种模型的简要介绍如下：

(1) 随机森林模型：随机森林模型是一种集成学习方法，它由多个决策树组成。每个决策树都是由随机选择的特征和样本构建的，然后通过投票或平均的方式进行预测。随机森林模型能够处理大量的特征和样本，并且具有很强的鲁棒性和泛化能力。

(2) Extra Trees 模型: Extra Trees 模型也属于集成学习方法,它与随机森林模型相似,也是由多个决策树组成。不同之处在于,Extra Trees 模型在构建决策树时对特征的选择更加随机,使得模型更加多样化。Extra Trees 模型通常能够在训练速度和预测准确率之间取得很好的平衡。

(3) AdaBoost 模型: AdaBoost 模型是一种迭代的集成学习方法,它通过集中关注被前一轮分类错误的样本来构建一个强分类器。每一轮训练时,AdaBoost 模型都会调整样本的权重,使得容易被错误分类的样本获得更多的关注。AdaBoost 模型具有很强的学习能力,尤其适用于处理复杂的分类问题。

(4) Gradient Boosting 模型: Gradient Boosting 模型也是一种迭代的集成学习方法,它通过不断地训练新的模型来弥补前一轮模型的错误。每一轮训练时,Gradient Boosting 模型会根据前一轮的结果来调整样本的权重,使得容易被错误分类的样本得到更多的关注。Gradient Boosting 模型在逐步减小误差的过程中能够取得很好的效果。

(5) Stacking 模型: Stacking 模型是一种基于多层的集成学习方法。它通过将多个不同的基础模型的预测结果作为新的特征输入到另一个模型中进行预测。Stacking 模型能够充分发挥各个基础模型的优势,并且在特征分类预测中通常能够取得更好的结果。

五、结果及讨论

(一) 描述性统计

图1和表2为G银行小微客户经理的特征及业绩描述性统计数据。本研究样本量为136。不难看出,G银行小微客户经理的小微信贷业绩分布呈现出偏正态分布的现象,平均业绩为6162.63万元/年,其中业绩最高的可达到22274.80万元/年;G银行小微客户经理平均年龄为31岁,年龄最长者为44岁,最小为23岁;G银行小微客户经理大部分为初级经理,本科以上学历占比78%,67%以上所学专业与金融相关,35%的人拥有相关技术资格;G银行小微客户经理从事金融行业平均年限为6.15年,时间最长的为21年,最短的不足1年;G银行小微客户经理从事信贷和小微业务的平均时间分别为3.70和2.52年。

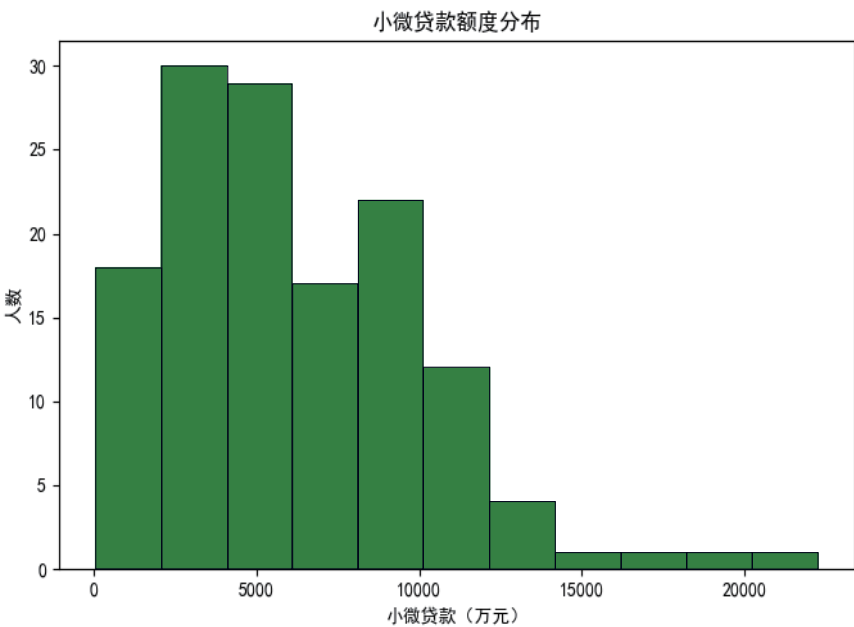


图1 小微客户经理小微贷款额度分布图

表 2 小微客户经理特征描述性统计

	年龄	现客户经理等级	全日制最高学历	专业	从事金融行业年限	从事银行信贷业务年限	从事本行小微客户经理时间 / 年	专业技术资格	小微贷款 / (万元 / 年)
平均值	31	1.23	0.78	0.67	6.15	3.70	2.52	0.35	6162.63
方差	4.47	0.47	0.23	0.14	4.23	3.75	2.47	0.86	4035.23
最小值	23	0	0	0	0.00	0.00	0.37	0	50.00
25% 分位值	28	—	—	—	3.00	0.98	1.12	—	3054.25
50% 分位值	30	—	—	—	5.00	2.85	1.56	—	5483.57
75% 分位值	34	—	—	—	8.03	5.00	2.64	—	8526.00
最大值	44	3	1	1	21.00	21.00	13.87	1	22274.80

(二) 影响小微客户经理业绩的特征重要性分析

如图 2 所示的是使用随机森林模型、Extra Trees 模型、AdaBoost 模型、Gradient Boosting 模型、Stacking 模型对小微客户经理特征进行重要性分析的对比图。

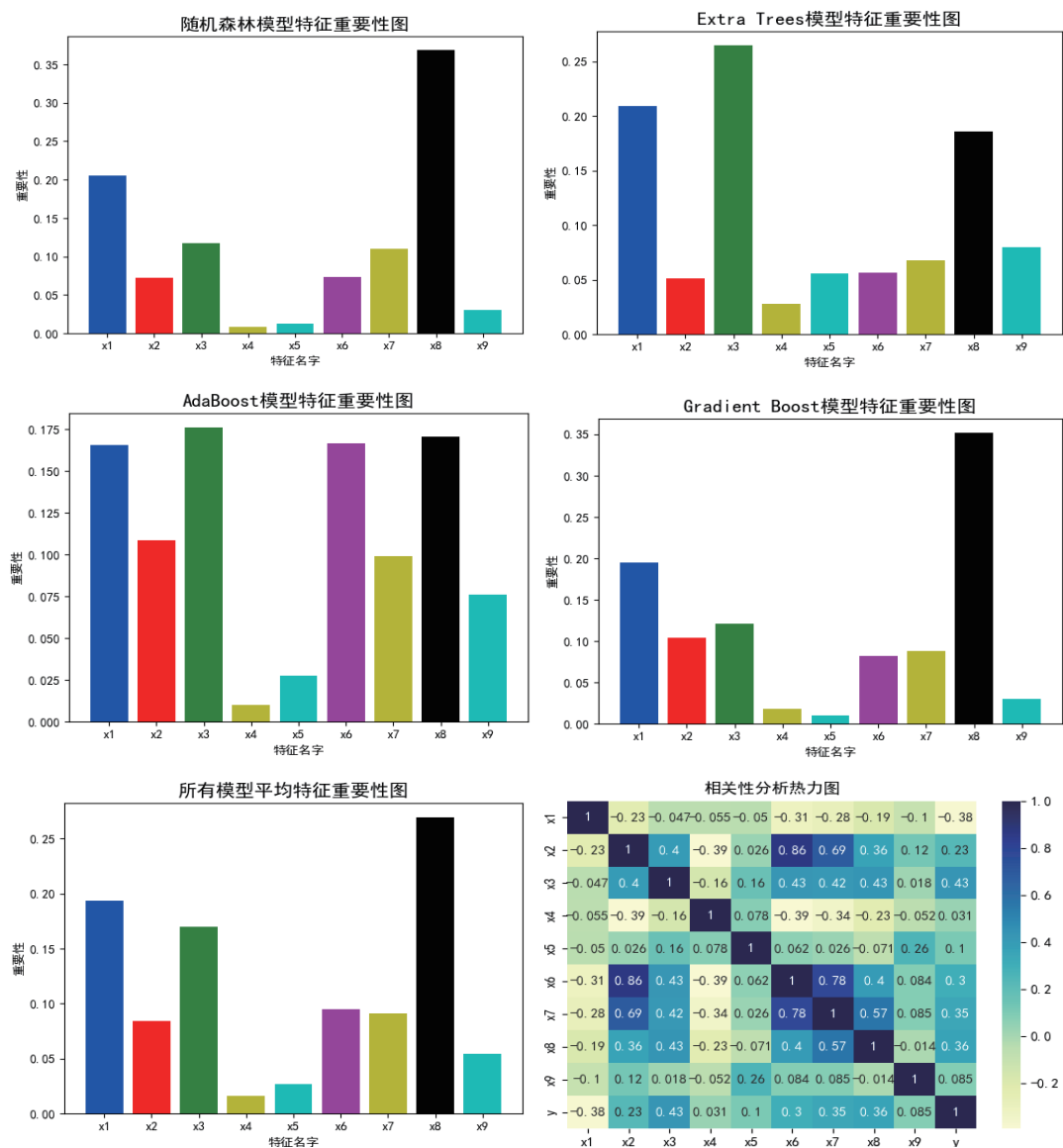


图 2 不同模型对小微客户经理特征重要性分析图

从重要性的角度进行排序（取五个模型的多数结果作为参考依据），对小微客户经理小微信贷业绩影响较为重要的特征分别是从事本行小微客户经理时间（X8）>所在分行（X1）>现客户经理等级

(X3) > 从事金融行业年限 (X6) > 从事银行信贷业务年限 (X7) > 小微客户经理年龄 (X2) > 专业技术资格 (X9) > 专业 (X5) > 全日制最高学历 (X4)。

可能的原因分析如下：

(1)“从事本行小微客户经理时间”被认为对业绩的影响最为重要。小微客户经理工作的时间越长，他们具有的经验和熟悉度越丰富，可能更容易获得客户信任并建立稳定的关系。这样的经验能够为他们在处理 G 银行小微信贷业务时提供更大的优势，从而提高业绩。

(2)“所在分行”被认定为对业绩影响较为重要的特征之一。这是因为不同分行可能有不同的市场需求、经济条件和业务发展情况。在较为发达或市场潜力较大的分行工作，小微信贷业绩可能会更好。因此，所在分行可以对业绩产生较大的影响。

(3)“小微客户经理等级”在所有特征中重要性位列第三。这是因为等级高的客户经理往往具有更丰富的经验和技能，能够更好地理解和处理小微信贷业务。他们可能与客户建立更稳固的关系，提供更优质的服务，从而提高业绩表现。

(4)“从事银行信贷业务年限”“从事金融行业的年限”与“从事本行小微客户经理时间”相类似，也反映了客户经理在金融领域的工作经验。丰富的银行信贷业务经验通常意味着客户经理更深入地了解信贷业务的流程和操作，这可能有助于提高小微客户经理的业绩。

(5)“年龄”被认为对业绩产生一定的影响。年龄较大的客户经理可能拥有更多的工作经验和稳定性。这些因素有助于提高小微客户经理在日常工作中的表现，从而对其业绩产生积极影响。

(6)最后，“专业”“全日制最高学历”“专业技术资格”对小微客户经理的业绩影响较小，可能的原因在于小微信贷业务更注重小微客户经理的工作经验，理论知识虽然在一定程度上可以对小微信贷业绩产生积极影响，但是在工作中，积累的人脉、业务能力可能更为重要。

(三) 新进小微客户经理业绩预测

从图 3 和表 3 可以看出，相对于其他模型，Random Forest（随机森林）模型的预测性能更好，因此将随机森林模型运用于接下来的预测中。

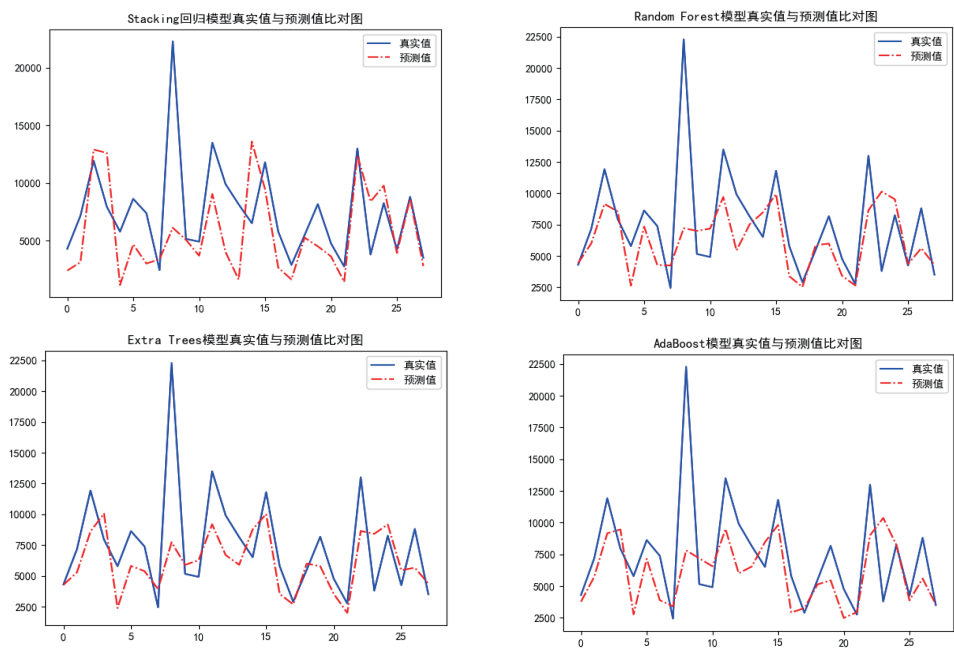


图 3 不同模型对小微客户经理业绩预测图

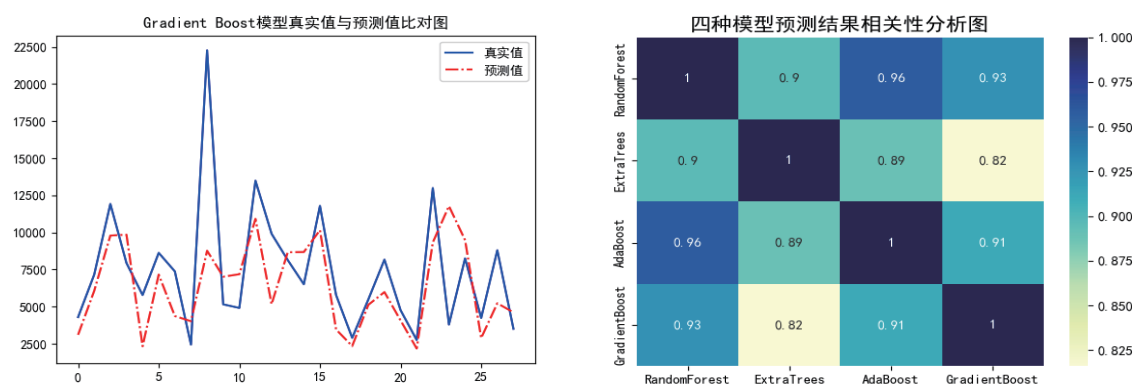


图 3 （续）

表 3 模型预测性能分析

	Stacking 回归模型	Random Forest 模型	Extra Trees 模型	AdaBoost 模型	Gradient Boosting 模型
测试集 R2	-0.17	0.24	0.20	0.18	0.23
RMSE	0.00	0.27	0.35	0.32	0.30
MAE	3134.71	2454.55	2499.45	2489.80	2525.77

2024 年，G 银行共有 54 位新进小微客户经理，使用 Random Forest 模型和新进小微客户经理的六个特征对其业绩进行预测（见图 4），得出了各分行新进小微客户经理未来一年的小微信贷业绩（见表 4）。

各分行可参考该预测结果，为新进小微客户经理量身定制相应的业绩考核标准，同时，各分行还可以依据这些预测业绩，结合本行的整体发展战略和市场定位，制定未来一年的小微业务目标值，合理配置本行资源，优化本行在本地的业务布局，集中力量拓展小微业务市场，提升 G 银行在小微金融领域的整体市场竞争力。

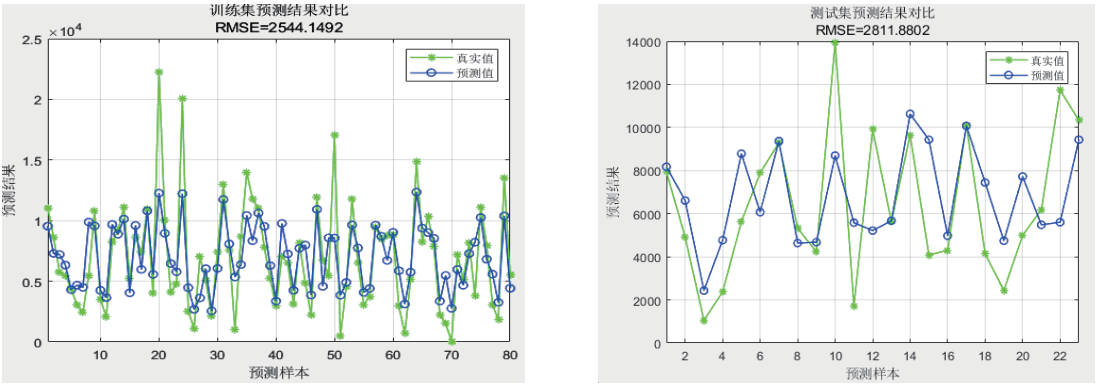


图 4 Random Forest 模型训练效果与实际业绩对比图

表 4 新进小微客户经理业绩预测结果

新进小微客户经理编号	所在分行名称	年龄	现客户经理等级	从事金融行业年限	从事银行信贷业务年限	从事本行小微客户经理时间 / 年	小微贷款 /（万元 / 年）
1	总行营业部	34	0	7.67	7.67	1.00	6714.13
2	总行营业部	25	0	1.34	0.67	0.67	5491.30
3	总行营业部	37	0	14.35	8.10	0.59	6583.20
4	A 分行	28	1	5.00	2.00	0.72	8036.29
5	A 分行	29	2	5.00	3.00	5.34	9910.32
6	A 分行	25	2	1.00	0.10	0.73	7593.67
7	A 分行	25	1	2.00	0.60	2.25	7585.92
8	A 分行	35	2	8.00	0.10	0.73	7162.66
9	A 分行	27	1	3.80	3.80	0.67	8983.43

表 4 （续）

新进小微客户经理编号	所在分行名称	年龄	现客户经理等级	从事金融行业年限	从事银行信贷业务年限	从事本行小微客户经理时间 / 年	小微贷款 / （万元 / 年）
10	A 分行	29	1	2. 00	0. 00	0. 75	5916. 74
11	A 分行	24	0	1. 34	2. 00	0. 00	5518. 35
12	A 分行	29	1	4. 59	5. 00	3. 00	10043. 47
13	A 分行	28	1	4. 34	3. 00	1. 50	9928. 39
14	A 分行	26	1	1. 30	1. 00	0. 50	4613. 55
15	A 分行	38	1	14. 35	14. 00	10. 00	8861. 53
16	B 分行	37	1	14. 00	5. 00	0. 75	6686. 70
17	B 分行	28	1	3. 00	2. 00	0. 75	5838. 29
18	B 分行	33	1	7. 50	1. 50	0. 72	5880. 05
19	B 分行	32	1	7. 00	1. 50	0. 34	4995. 40
20	B 分行	36	2	11. 00	3. 00	0. 23	7336. 24
21	C 分行	26	1	1. 50	0. 50	1. 00	4960. 19
22	C 分行	29	1	3. 00	0. 00	0. 83	4016. 80
23	C 分行	24	1	1. 00	0. 00	0. 35	3258. 54
24	C 分行	23	1	1. 00	0. 00	0. 35	3404. 67
25	C 分行	27	1	4. 00	0. 00	0. 35	3810. 21
26	C 分行	33	1	10. 00	2. 00	1. 34	5430. 98
27	C 分行	29	1	7. 00	4. 00	0. 67	5461. 68
28	C 分行	26	1	3. 00	3. 00	0. 35	4944. 24
29	D 分行	25	0	1. 00	0. 00	0. 75	3603. 67
30	D 分行	32	0	3. 00	3. 00	0. 75	4425. 98
31	D 分行	31	3	5. 00	2. 00	0. 67	6673. 52
32	D 分行	27	0	2. 00	2. 00	0. 50	3495. 75
33	E 分行	30	0	3. 50	0. 50	0. 50	3480. 92
34	F 分行	29	0	2. 00	0. 00	0. 33	2342. 95
35	F 分行	29	0	3. 00	1. 00	0. 50	3130. 27
36	G 分行	30	0	4. 50	0. 00	0. 54	4732. 60
37	G 分行	32	0	6. 00	0. 00	0. 55	4559. 73
38	G 分行	26	0	3. 50	3. 50	0. 50	6327. 81
39	G 分行	27	0	3. 50	1. 00	0. 50	5138. 47
40	G 分行	27	0	5. 00	2. 50	0. 41	6073. 71
41	G 分行	26	0	3. 00	0. 00	0. 31	4035. 08
42	H 分行	28	2	3. 50	0. 00	0. 75	7612. 44
43	H 分行	28	0	5. 00	0. 00	0. 63	5244. 70
44	H 分行	27	0	1. 32	0. 00	0. 50	3767. 84
45	H 分行	32	0	3. 00	3. 00	0. 42	5154. 54
46	H 分行	30	0	3. 00	0. 00	0. 42	3781. 84
47	I 分行	31	0	6. 34	0. 59	0. 59	3685. 86
48	I 分行	25	0	1. 67	1. 67	0. 67	4207. 47
49	J 分行	34	2	7. 00	7. 00	0. 50	6441. 90
50	L 分行	34	1	1. 00	1. 00	0. 70	5037. 28
51	L 分行	28	1	2. 00	0. 00	0. 70	4781. 00
52	L 分行	30	1	4. 00	0. 00	0. 45	4121. 79
53	L 分行	28	1	4. 00	2. 00	0. 70	6404. 20
54	L 分行	36	1	1. 00	1. 00	0. 70	5085. 73

六、结语

本研究利用 G 银行的小微客户经理的特征和业绩，选用五种机器学习算法构建了预测模型，对影

响小微客户经理业绩的影响因素重要性进行了分析和排序，并对新进小微客户经理未来一年的业绩进行了预测。

结果表明按照重要性排序，从事本行小微客户经理时间>所在分行>现客户经理等级>从事金融行业年限>从事银行信贷业务年限>小微客户经理年龄>专业技术资格>专业>全日制最高学历，因此G银行在招聘小微客户经理的时候应更关注其工作经验，尤其是与小微业务相关的经验，而对其年龄、专业、学历、有无技术资格等稍加放宽，同时，可参考预测结果，对不同特征（工作经验、所在分行、客户经理等级等）的小微客户经理设置个性化、梯度化的考核方案，以激励其提升自身业绩。

参考文献

- [1] 丁振辉. 商业银行小微金融发展的现状、问题及对策 [J]. 西南金融, 2017(7):29-33.
- [2] 傅淑园, 郭政忠. 商业银行小微客户经理绩效考核实证研究 [J]. 会计师, 2018(21):29-31.
- [3] 李斌. A 银行北京市分行小微企业融资业务发展调研报告 [D]. 北京: 首都经济贸易大学, 2014.
- [4] 叶志桂. 小微金融队伍中的关键人员 [J]. 中国金融, 2021(17):104.
- [5] 王建兵. 浅谈小微金融业务的客户营销管理 [J]. 环球市场, 2020(31):42.
- [6] 邱泉, 董琳, 于晓峰, 等. 数据挖掘实用机器学习技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [7] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用 [J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4):1190-1197.
- [8] 李杨, 陈子彬, 谢光强. 一种基于 ExtraTrees 的差分隐私保护算法 [J]. 计算机工程, 2020, 46(2):134-140.
- [9] 邱浩, 赵学军, 张自力. 基于 LSTM-Adaboost 模型的商品期货投资策略研究 [J]. 南方金融, 2018(8):62-76.
- [10] 车宏鑫, 王桐, 王伟. 前列腺癌预测模型对比研究 [J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(9):107-114.
- [11] 刘爱琴, 郭少鹏. 基于 Stacking 模型的学术论文多标签分类系统构建 [J]. 国家图书馆学刊, 2024, 33(2):96-104.

Research on Machine Learning-Driven Recruitment Strategies for Bank SME Account Managers

LUO Jie

Guangxi Technology and Business Vocational College, Nanning, Guangxi 530000, China

Abstract This study focuses on SME account managers at Bank G, collecting characteristic and performance data to analyze determinants of microcredit performance through five machine learning models including Random Forest and Extra Trees. The research conducts factor importance ranking and performance prediction for newly recruited SME account managers. Results demonstrate that key influencing factors are sequentially ranked as: tenure as an SME account manager at the bank, branch location, current job grade, etc., with the Random Forest model exhibiting superior predictive capability. Accordingly, we recommend that Bank G prioritize candidates with relevant work experience in recruitment while relaxing age and academic major restrictions, coupled with implementing personalized assessment plans based on predictive outcomes to enhance managerial performance.

Keywords Machine Learning; SME Account Managers; Random Forest Model; Microfinance

版权所有 © 2025 本文作者和香港科技出版集团。本作品根据知识共享署名国际许可证 (CC BY 4.0) 获得许可。 <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access