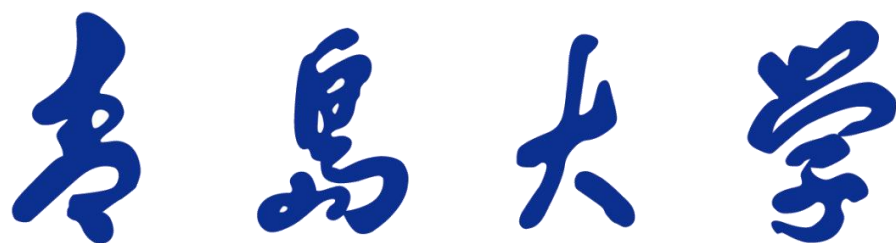


分类号: F830.33  
UDC: 336.7

密级: 公开  
学校代码: 11065



## 学术硕士学位论文

基于AHP-Logistic模型的信用卡客户信用评分  
系统设计与应用研究

作者姓名	赵鑫
指导教师	高齐圣 教授
学 科	金融学
培养单位	经济学院
答辩日期	2018 年 5 月 26 日

## 摘要

当前我国信用卡业务快速发展，发卡规模不断递增，信用卡业务逐渐成为商业银行重要的盈利来源，信用卡业务在我国仍然有很大的未开发市场，未来发展潜力巨大。随着信用卡业务的蓬勃发展，信用卡风险问题也日益严重，包括信用卡诈骗、恶意透支以及盗刷仿造他人信用卡等犯罪事件。这直接影响着信用卡业务的进一步发展，因此如何完善信用卡风险管理体系和建立科学的评分模型成为我国信用卡业务发展需要首先解决的问题。当前我国金融市场已经进入自由市场状态，各大银行纷纷将竞争的重点放在了零售银行业务上，其中信用卡业务竞争尤其激烈，信用卡业务的特征就是高风险、高回报，因此如何将风险控制到最低、将利润提高到最大化是我国信用卡业务关注的重点问题。

本文的研究正是基于商业银行信用卡用户信用评分卡数据基础上，通过加入AHP客户分层结果，建立拟合效果更优的AHP-Logistic模型，提升商业银行日常信用卡客户风险管理的科学化水平。

本文的创新之处在于：

首先，借鉴已有的客户细分模型，结合信用风险管理目标，科学选取客户行为风险指标，将个人基本情况、经济情况和信用情况这三大类中的19项指标运用AHP层次分析法进行权重选取，借助AHP综合评价结果实施客户分层建立优质客户、普通客户和劣质客户的评分标准。

其次，在逐步回归基础上筛选出信用卡风险水平的影响因子，建立传统的Logistic模型。同时将AHP客户分层结果作为新的解释变量引入Logistic模型，提出改进的AHP-Logistic信用卡评分模型。结合实证分析探讨了参数估计和预测检验等相关理论问题，改进后的AHP-Logistic评分模型预测精度和稳定性都优于单一的AHP层次分析法模型和传统的Logistic模型。

最后，由以上改进后的AHP-Logistic模型，我们得到了准确率更高的客户信用评价模型，同时我们可以将得到的模型参数值进行转化，得出一个相应的评分，使得该模型得到了实际的应用。在文章的结尾处总结了本文研究得出的结论，以及未来进一步研究的方向。

**关键词：**信用风险；客户分层；评分模型；AHP-Logistic模型；

**风险管理**

## **Abstract**

At present, China's credit card business is developing rapidly. The scale of card issuance is increasing. The credit card business has gradually become an important source of profit for commercial banks. The credit card business still has a large market waiting for development in China. The future development potential is huge. With the rapid development of credit card business, the credit card risk problem has become increasingly serious, including credit card fraud, malicious overdrafts and theft of credit cards and other criminal events. This directly affects the further development of the credit card business. Therefore, how to improve credit card risk management, including the establishment of a scoring model and a scientific risk management system has become the first problem to be solved in the development of credit card business in China. At present, China's financial market has entered a free market state. Major banks have focused their competition on retail banking business. Among them, the credit card business is particularly fiercely competitive. The characteristics of credit card business are high risk and high returns, so how to control risk? To the minimum, to maximize profits is a key issue in China's credit card business.

This article is based on commercial bank credit card users apply for the scorecard data, based on combining AHP customer stratification results to establish an improved AHP-Logistic model, systematic evaluation of regular scorecard method and qualitative data statistical analysis to enhance business The scientific level of daily bank credit card customer risk management.

The innovation of this article is:

First, using the existing customer segmentation model and combining credit risk management objectives, scientifically select customer behavioral risk indicators, and apply the AHP Analytic Hierarchy Process (AHP) to weight the 19 indicators in the three categories of personal basic conditions, economic conditions, and credit conditions. Sorting, using AHP to build a hierarchical evaluation model for customer risk measurement.

Secondly, on the basis of stepwise regression, the influence factors of the credit card risk level were screened out, and the AHP customer stratification result was introduced into the Logistic model as a new explanatory variable, and an improved AHP-Logistic credit card scoring model was proposed. Combining with empirical analysis, the related theoretical problems such as parameter estimation and prediction test were discussed. The accuracy and stability of the improved AHP-Logistic scoring model were better than

those of the single AHP model and the traditional Logistic model.

Finally, from the above improved AHP-Logistic model, we have obtained a more accurate customer credit evaluation model. At the same time, we can convert the obtained model parameter values and arrive at a corresponding score, making the model practical. Applications. At the end of the article, the conclusions drawn from the study of this article are summarized, and where further research is needed should be improved.

**Keywords:** credit risk; customer stratification; scorecard model; AHP-Logistic model; risk management

# 目录

<b>第一章 绪论</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景与研究意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 国外研究现状	2
1.2.2 国内研究现状	4
1.2.3 国内外研究现状评述	6
1.3 研究内容与研究方法	6
1.3.1 研究内容	6
1.3.2 研究方法	6
1.4 框架结构与创新点	7
1.4.1 框架结构	7
1.4.2 论文创新点	8
<b>第二章 相关概念界定</b>	<b>9</b>
2.1 信用卡风险	9
2.1.1 信用卡风险类型	9
2.1.2 信用卡风险产生原因	9
2.2 客户分层方法	10
2.2.1 客户分层标准	10
2.2.2 客户分层方法	11
2.3 信用评分方法	11
2.3.1 定性评分法	11
2.3.2 判别分析法	12
2.3.3 回归分析法	12
2.3.4 神经网络分析法	12
<b>第三章 基于 AHP 客户分层的信用评分体系</b>	<b>14</b>
3.1 数据来源与处理	14
3.1.1 数据来源与分组	14
3.1.2 数据的预处理	14
3.2 描述性统计分析	14
3.2.1 样本结构分析	14
3.2.2 信用状况与个人基本情况交叉分析	16
3.2.3 信用状况与个人经济情况交叉分析	17
3.3 信用卡客户分层指标体系构建	18
3.3.1 个人基本指标	18
3.3.2 个人经济指标	19
3.3.3 个人信用指标	20
3.4 基于 AHP 的信用卡客户分层	20
3.4.1 个人指标分类	21
3.4.2 特征变量的筛选	22
3.4.3 指标权重的确定	22

3.4.4 构造比较判断矩阵.....	23
3.4.5 层次单排序.....	24
3.4.6 层次总排序.....	25
3.5 基于 AHP 的信用卡客户评分.....	27
3.5.1 AHP 客户评分表的建立.....	27
3.5.2 AHP 客户评分表的应用.....	28
3.5.3 AHP 客户评分表的检验.....	28
3.6 本章小结.....	29
<b>第四章 考虑 AHP 客户分层属性的 Logistic 模型.....</b>	<b>30</b>
4.1 变量预处理.....	30
4.2 自变量的逐步筛选.....	32
4.3 传统 Logistic 评级模型.....	33
4.3.1 传统 Logistic 模型的构建.....	33
4.3.2 模型拟合优度.....	34
4.3.3 建模样本检验.....	35
4.3.4 模型参数解释.....	35
4.3.5 保留样本检验.....	36
4.4 改进 AHP-Logistic 评级模型.....	37
4.4.1 AHP-Logistic 模型的构建.....	37
4.4.2 模型拟合优度.....	38
4.4.3 建模样本检验.....	38
4.4.4 模型参数解释.....	38
4.4.5 保留样本检验.....	39
4.5 本章小结.....	39
<b>第五章 评分模型的比较分析与应用.....</b>	<b>40</b>
5.1 三种评分模型的比较分析.....	40
5.1.1 模型的精确度.....	41
5.1.2 模型的稳定性.....	41
5.1.3 模型的适用性.....	42
5.1.4 模型的检测功效.....	43
5.2 AHP-Logistic 信用评分表的建立.....	43
5.3 AHP-Logistic 信用评分表的检验.....	44
5.3.1 信用评分表 K-S 检验.....	45
5.3.2 信用评分表 K-S 统计量.....	45
5.4 AHP—Logistic 信用评分表的应用.....	47
5.5 本章小结.....	48
<b>第六章 结论与展望.....</b>	<b>49</b>
6.1 结论.....	49
6.2 不足和展望.....	49
<b>参考文献.....</b>	<b>51</b>
<b>攻读学位期间的研究成果.....</b>	<b>55</b>
<b>致谢.....</b>	<b>56</b>

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景与研究意义

#### 1.1.1 研究背景

信用卡进入我国内地地区是自 1979 年中国银行与香港东亚银行签订代理国外信用卡业务开始的,而我国第一张符合国际标准的信用卡直到 1995 年才由广发行正式发行。到 2006 年,中国信用卡发行量扩大,呈现规模化发展。2006 年 3 月广发行发行了 280 万张信用卡;同年 4 月招商银行发行了超过 500 万张信用卡,中信银行发行了 100 万张信用卡,交行发行了 80 万张。至此我国双币种信用卡的总量超过市场总额的 30%。2006 年 12 月 25 号的数据显示,工行牡丹卡发卡量超过 1.8 亿张,其中包含 1000 万张的牡丹信用卡,占市场总额的 18%。在 2006 年中国就已经有十几个城市达到信用卡业务可以飞速发展时所对应的人均 GDP 标准。

然而伴随着信用卡业务的快速发展,与之相伴的风险问题也慢慢的出现了。某国有行中一年以上的信用卡透支额度金额占全部借贷业务透支金额的比例已经达到 47%,另一家银行的透支比例已经达到 56%。而人民银行对此规定的警戒线是 15%。据统计,我国的银行卡欺诈风险和外卡收单欺诈率位居亚洲前列并呈现快速增长的趋势。

发达国家银行业发展早,产业成熟,有着丰富的风险管理经验、合理的征信体系和评分模型技术。我国的信用卡业务发展较晚,在风险管理与控制方面经验不足,要想使信用卡的经营具有较高的市场竞争力首要任务是提高信用卡业务收益率。而我国当前在信用风险防范方面发展还相对落后,而信用卡业务中信用风险频发严重影响着银行的盈利水平。

#### 1.1.2 研究意义

与高速发展的信用卡业务形成鲜明对比的是我国相对较弱的风险控制和管理能力,风险度量方法和工具的缺乏导致无法对申请人做出正确的信用风险水平判断,从而无法进行合理的发卡和授信额度的确定。根据麦肯辛 2005 年针对中国信用卡市场的调查报告分析:利差和手续费收入是信用卡业务的主要利润来源。客户循环信用的使用程度决定了利差收入,与美国 50%以上的循环利用率相比,我国信用卡持卡人的循环使用率仅有 14%。之所以会出现这种现象是因为以下两个原因:我国缺乏健全的风险度量与控制体系,银行业的风控重点仍然放在客户的选取分层与征信审核方面。银行筛选出的优质客户使用循环信用的频率低,而真正有信贷需求的客户往往会因为信用评级不够而被拒绝;另一个原因是我国人民一直延续的消费观念就是适度消费,一般很少会进行超额消费,这种传统的消费理念使得信用卡的循环

信贷难以推进。因此如何建立合理的客户分层系统，建立完善的个人征信系统和风险控制成为我国当前信用卡业务发展的重要课题。

当前我国金融市场已经进入自由市场状态，各大银行纷纷将竞争的重点放在了零售银行业务上，其中的信用卡业务竞争尤其激烈，信用卡业务的特征就是高风险、高回报，因此如何将风险控制到最低、将利润提高到最大化是我国信用卡业务的重点问题。本文研究的意义就在于通过改进信用评分模型并建立相应的信用评分表，银行根据评客户信用评分结果决定是否发放信用卡，达到有效地防范信用风险的目的。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 国外研究现状

#### 1) 信用风险方面

Rudolph.Smith(2016)开发了一种结构模型，它既包含宏观经济风险，也包含企业特有的跳跃风险<sup>[1]</sup>。模型可以预测实际违约概率，强调宏观经济因素对信用风险的建模很重要，违约概率和 CDS 利差可能取决于当前的经济状况。

Ameni.Ghenimi(2017)使用 MENA 地区 2006-2013 年期间运营的 49 家银行样本，分析了信贷风险与流动性风险之间的关系及其对银行稳定性的影响<sup>[2]</sup>。研究结果表明，信用风险和流动性风险没有经济意义上的互惠同期或滞后的关系。然而，这两种风险分别影响银行的稳定性及其相互作用，导致银行不稳定。这些发现为银行经理们提供了更多关于信用风险的理解，为近期旨在加强流动性和信贷风险的联合风险管理的监管努力提供了支撑。

Adam G.Walkea(2018)在研究中考虑了信贷联盟的非营利目标，并提出问题的关键是这种定价策略是否会增加贷款的可用性，特别是对高风险借款人<sup>[3]</sup>。结果表明，基于风险的定价采纳者增加了相对于其他类似的非采用者的贷款的可用性。然而，以拖欠率来衡量的平均风险水平，对于采用风险定价的人来说，相对于非采用者来说似乎更低。这表明贷款主要是为低风险的借款人增加的，这与基于风险的定价主要是对高风险的借款人的利益形成了对比。

Baah.Aye.Kusi (2017) 研究了通过私人征信机构和公共信贷登记处进行信用信息共享对非洲低收入和高收入国家银行信贷风险的影响<sup>[4]</sup>。该研究涵盖了 2006 年至 2012 年期间在非洲的 548 次银行观察。该研究采用了一种赞扬-温斯登面板数据估算方法，建立了信用信息共享，无论是通过私人信贷机构还是公共信贷登记机构，降低了低收入和高收入国家和整个非洲的银行信贷风险。

Michael Pedersen (2018) 提出了一种基于利率分布高阶矩的商业银行信用风险变化的新方法<sup>[5]</sup>。通过调查货币政策利率(MPR)变动对零售银行贷款利率的影响，应



用多变量框架,表明引入的信用风险度量具有显著的统计学意义,并具有预期的特征。研究结果表明,在评估银行贷款利率变化时,应考虑信用风险,而利率分布的高阶时刻适用于衡量风险的变化。

## 2) 客户分层方面

Peter.Kolarov(2016) 研究个性化的顾客护理方法,这种个性化的方法可以通过客户细分来保证<sup>[6]</sup>。正确设计的客户细分是 CRM 价值链的主要活动的一部分。论述了销售服务中客户细分的新方法,并基于多维矩阵设计先进的 CRM 模型。

Satoshi.Nakano (2018) 使用后期类聚类分析来细分客户<sup>[7]</sup>。这些分析集中于实体和在线商店的购买渠道、个人电脑、移动和社交媒体的媒体接触点,以及心理和人口特征。它扩展了以前的研究的框架,通过分析 2595 年日本单一来源小组成员的数据在低介入购买扫描面板数据,更频繁地购买类别,媒体接触日志数据,和调查数据绑定到相同的 ID,分析揭示七段包括的属性研究购物者和多通道爱好者。

María .Teresa (2018) 介绍了现金返还网站客户的细分<sup>[8]</sup>。该细分是基于客户的商业活动和在网站的社交网络中的角色。这项研究显示了客户在现金支持网站的社交网络中的角色如何决定了客户在网站上的行为和商业活动。该细分描述了客户的旅程在客户的盈利能力和资历。

在对 AHP 层次分析法的应用方面,层次分析法(Antyctic Hierarchy Process, 简称 AHP)最初是由美国著名运筹学家,匹兹堡大学教授 Thomas L.Saaty 于 20 世纪 70 年代提出。Thomas L.Saaty (2008)指出层次分析法就是应用简单的工具,结合运筹思想将复杂的问题分解为各个组成因素,并按支配关系分组形成层次结构,通过综合各因素之间的相互影响关系及其在系统中的作用,来确定各因素的相对重要性<sup>[9]</sup>。

Polat.Cansu (2017) 对大型制造企业进行风险评估研究,根据经验确定危害程度,并对过去 10 年的统计记录进行分类,并利用 AHP 方法对每个类别进行排序<sup>[10]</sup>。对风险等级评估与 AHP 点之间的关系进行了研究,确定了 AHP 的风险等级区间。在本研究中,基于“精细金氏风险评估方法”中风险等级的度量方法可以与 AHP 方法得到的结果相结合,提出了一种方法。因此,危险的重要性水平和风险等级可以与 AHP 方法一起确定。

Zeynep.Didem (2018)采用层次分析法(AHP)对技术创业项目评价中应采用的因素进行了分析<sup>[11]</sup>。AHP 模型建立在专家意见的基础上。该模型通过包含 10 个技术创业项目的属性和结果(成功/失败)的真实数据进行了测试并进行项目排名,结果为,三个已经失败的项目排在榜单的末尾。因此,提出的 AHP 模型得到了验证。该研究中提出的 AHP 框架预计对其他社会也有帮助。

Oliver.Gottfrie(2018)采用了 SWOT-AHP- tows 分析方法,在分析中确定了利益相关者的优势、劣势、机会和威胁(SWOT),然后使用层次分析法(AHP)来确定优先级<sup>[12]</sup>。

### 3) 信用评分模型方面

Shawn.Rodriguez(2017)使用一个公共数据集从 UCI 机器学习库和构建信用评分模型<sup>[13]</sup>。基于集团套索逻辑回归,调优参数  $\lambda$  的选择 Akaike 信息准则(AIC),贝叶斯信息准则(BIC)和交叉验证分别预测错误。实验结果表明,套索法在解释和预测精度上均优于反向消除。

Christopher.Elton (2018) 提出了一种将 bagging 算法与叠加法相结合的异构集成信用模型<sup>[14]</sup>。四种常用的评价指标,包括准确性、曲线下面积(AUC)、AUC- h 测度和 Brier 评分,用于衡量替代模型的性能。为了验证所提出的 bstacking 方法的有效性,引入了各种模型,包括单个分类器、同构集成模型和异构集成模型。

Goddard.Ford (2018) 提出一种新的动态系综分类方法基于软的信用得分概率<sup>[15]</sup>。在这种方法中,分类器是第一选择根据他们的分类能力和错误的相对成本和 II 型错误与选择的分类器,验证集。通过这些分析和统计检验,实验结果证明了所提方法对基准模型的预测性能提高的能力和效率。

Alvin.Norton(2018)提出的模型采用两种基于树的分类器,随机森林和极端梯度增强,作为三阶段集成模型的基分类器<sup>[16]</sup>。这包括利用叠加法生成前一层的预测结果,作为后一层的新解释特征,并利用粒子群优化算法对基分类器进行参数优化。结果表明,所提出的模型的平均性能优于其他的比较算法,这反映在对不同数据集的大多数评价方法中,在信用评分方面具有积极的发展意义。

在对 Logistic 模型的应用方面, Reynold.Simon(2016)提出了一种模糊的信用评分模型<sup>[17]</sup>。该模型可用于预测基于其技术的企业贷款的违约可能性,将模糊 Logistic 回归方法作为一种适用于模糊输入和输出的信用评分预测方法。与典型的 logistic 回归相比,该模型的性能得到了提高。本研究预计将有助于利用语言评价属性对技术信用评分进行实际应用。

Ha.Kim (2018) 提出了一种模糊的信用评分模型,该模型可用于预测基于其技术的企业贷款的违约可能性<sup>[18]</sup>。将模糊逻辑回归方法作为一种适用于模糊输入和输出的信用评分预测方法。与典型 Logistic 回归相结合,使得模型的性能得到了提高。本研究预计将有助于利用语言评价属性对技术信用评分进行实际应用。

Bancroft . Francis (2018) 研究了信用评分模型在 CDS 数据集中的应用<sup>[19]</sup>。对深度学习算法的分类性能进行了评价,并与一些常用的信用评分模型如 logistic 回归、多层感知器和支撑向量机进行了比较。利用分类精度和接受者操作特征曲线下的面积来评估性能。发现 DBN 具有最佳的性能。

## 1.2.2 国内研究现状

### 1) 信用卡风险方面

刘先瑞(2000)首次提出了我国当前信用卡存在的信用风险问题并针对如何防

范信用风险提出了相应的建议<sup>[20]</sup>。高伶（2005）研究发现信用风险控制的核心是降低违约率，并利用 AHP 层次分析法建立了适用于我国商业银行的信用风险预警模型和预警线<sup>[21]</sup>。柴洪峰（2008）将研究的重点放在了信用卡业务中的操作风险和欺诈风险方面，建议各大银行积极加强交流与合作，相互监督促进，降低这两类风险的发生<sup>[22]</sup>。冼利（2009）在信用卡风险的识别、评估以及控制方面，运用 PDCA 管理理念，对我国的信用卡风险管理提出了有效的政策建议<sup>[23]</sup>。戈涛（2015）从控制信用风险的成本角度出发，提出了信用风险控制的最终目标是希望用最小的风险控制成本避免最大限度的损失，从而获得最大收益，并在风险控制成本的估算方面给出了相应的方法模型<sup>[24]</sup>。高科技技术的运用方面，王淳、史旭（2015）指出信息技术在我国信用风险控制领域发挥着重要作用<sup>[25]</sup>。陈艳（2017）将数据挖掘技术引入信用风险管理中，理论与实证相结合地验证了数据挖掘技术能够有效地提高风险控制能力<sup>[26]</sup>。

## 2) 客户分层方面

学者彭艳艳（2009）从现有客户、潜在客户以及客户的忠诚度方面，运用客户价值评估模型对客户进行了类型划分，这一划分对银行的信用风险管理工作具有重要的借鉴意义<sup>[27]</sup>。许南征（2015）探究了银行高端客户可以为银行带来的利润并对如何维护好现有高端客户和发掘潜在高端客户方面提出了建议<sup>[28]</sup>。王绍辉（2016）运用多指标综合评价方法构建了个人信用分级的统计方法框架，实现了个人信用分级的量化操作<sup>[29]</sup>。覃可彪（2003）指出 AHP 层次分析法可以综合考虑多方面的指标，克服了单方面指标信息量不足的缺陷<sup>[30]</sup>。丁明智、刘传哲（2005）利用 AHP 层次分析法对个人指标体系进行权重赋值，并利用该指标权重实现了对客户个人信用的模糊评价，实现了客户分层<sup>[31]</sup>。学者李欣（2008）采用 AHP 分析法对银行客户进行细分，并针对不同分层结果的客户制定不同的营销方式<sup>[32]</sup>。

## 3) 信用评分模型方面

石庆焱和靳云汇（2004）对当前主要的信用评分模型进行了详细的汇总和比较分析，主要有判别分析法、回归分析法和神经网络法，并提出来将多种模型相结合的改进方法<sup>[33][34]</sup>。张丽娜和赵敏（2007）在对国外信用评分表研究的基础上指出，我国信用评分指标体系的构建应从个人基本情况、经济情况和信用情况这三个方面出发，进行指标的细分<sup>[35]</sup>。张成虎、李育林（2009）等人利用多元线性判别模型对个人信用评分进行了实证研究<sup>[36]</sup>。向辉和杨胜刚（2011）对当前信用评分领域的最新研究成果进行了总结，并重点阐述了在构建评分模型时的数据预处理、指标筛选以及模型设计这三个方面的内容<sup>[37]</sup>。汪晶瑶（2013）从数理方法方面出发探讨 Logistic 回归分析法、AHP 层次分析法和主成分分析法在构建评分模型时的具体方法和各自的优势<sup>[38]</sup>。储蕾（2014）将 BP 神经网络和 SVM 的个人信用评估模型相结合，对信用评分模型进行了改进并证明了该改进有效<sup>[39]</sup>。

随着越来越多的方法应用到信用评分中，Logistic 回归方法由于计算简单，预测精度较高，并且具有很强的稳定性和可解释性，在信用评分研究领域得到了广泛应用。

### 1.2.3 国内外研究现状评述

目前，国外大型银行及学者在信用风险度量方面均已取得显著成就，研究重点更多的集中在对几种主要模型的改进，并将一些理论研究成果成功的应用于实践。最近几年我国学者对于信用风险度量和管理的研究取得明显进展，但与国外相比仍有较大差距，具体表现为：对国外先进模型的介绍居多，应用较少；研究的重点多是几种模型精确度比较，而并不是结合我国实际对模型进行有效改进以提高模型的拟合优度和精确度；多是判断企业或个人是否违约，以及违约概率，没有将模型转化为更加方便使用的评分表的形式。这些问题正是本文致力研究的方向，一是将两种评分模型相结合对模型进行有效的改进，提高模型的拟合优度和精确度；二是依据改进后的评分模型建立相对应的评分表，做到理论与实践相结合。

## 1.3 研究内容与研究方法

### 1.3.1 研究内容

本文的研究内容包括如下几个方面：

探究国内外对信用评分模型的研究现状。

研究学习客户分层以及客户评分方法，利用 AHP 层次分析法对指标进行权重赋值，依据该权重对客户各项指标计分，得到基于 AHP 客户分层的评价结果。

在构建传统的 Logistic 评分模型基础上，提出改进后的基于 AHP 客户分层的 Logistic 回归模型，对两个模型的拟合优度、精确度和适用性等方面进行对比研究。

将评分模型转化为具体的实施标准分数值，构建更加实用的评分表，实现 AHP-Logistic 评分模型的有效运用。

### 1.3.2 研究方法

1) 文献研究法。通过对国内外关于信用风险相关理论以及客户分层方法相关理论的研究，学习先进的信用评分技术和风险管理理念，结合我国社会经济的发展现状学习借鉴，为本轮以后的研究奠定理论支持和基础。

2) 定性和定量分析相结合。定性分析部分对申请卡中的总评分指标构建多层 AHP 模型，基于专家成对比较和判断分析给出客户信用好坏的分层评价结果，建立主观评价值。定量分析部分基于银行信用卡“发放/未发放”客户基本分类数据进行 Logistic 回归模型进行客观性评价。最终借助改进 AHP-Logistic 模型将主观性评价和

客观性评价相融合，进一步研究信用风险的相关问题。

## 1.4 框架结构与创新点

### 1.4.1 框架结构

第一章为绪论，包括研究背景意义、内容方法、框架结构和创新点。

第二章为相关概念界定，包括信用卡风险、客户分层以及客户信用评分。

第三章信用卡客户分层指标体系，包括信用卡客户分层、信用卡客户分层指标体系构建和 AHP 信用卡客户评分。

第四章构建传统的 Logistic 评分模型和改进后的 AHP-Logistic 评分模型。

第五章对比本文构建的 AHP 评分法、传统 Logistic 评分模型以及 AHP-Logistic 评分模型，并将 AHP-Logistic 评分模型转化为具体的评分标准，实现评分模型的有效运用。

第六章为本文的研究结论以及后续研究时应改进之处。

本文框架结构如图 1.1 所示。

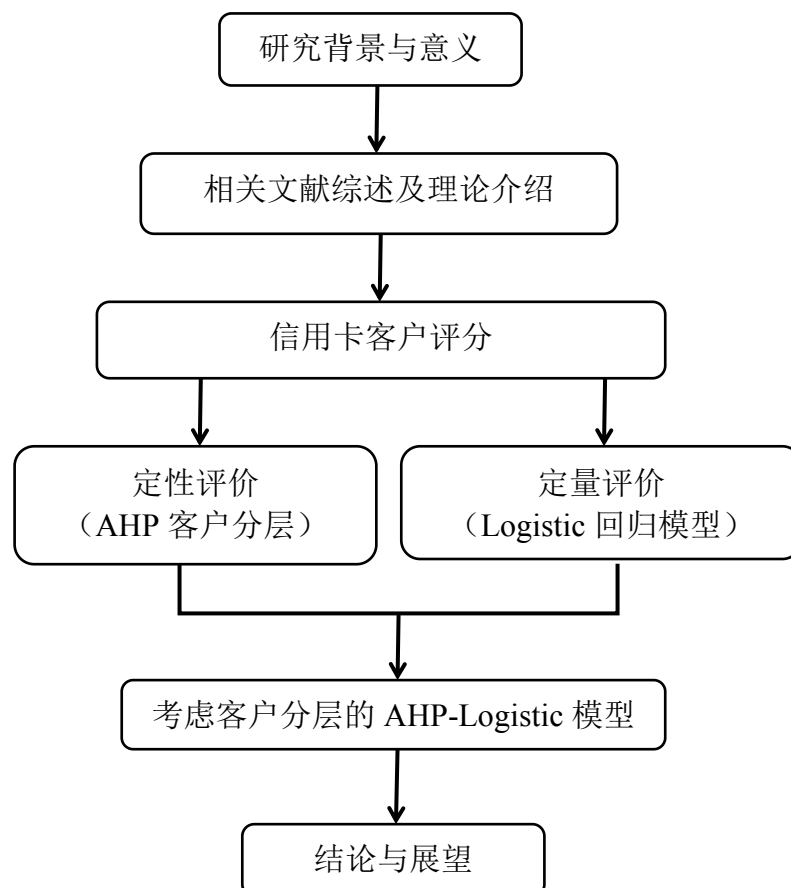


图 1.1 本文框架结构

### 1.4.2 论文创新点

首先，借鉴已有的客户细分模型，结合信用风险管理目标，构建信用评价的多层AHP模型。将个人基本情况、经济情况和信用情况这二级指标中的19项三级观测项指标运用AHP层次分析法给出权重选取，最终构建客户风险测量的分层评价模型。

其次，在逐步回归基础上筛选出信用卡风险水平的影响因子，同时将AHP客户分层等主观性评价结果作为新的解释变量引入客观性评价Logistic 模型中，提出改进的AHP-Logistic信用卡评分模型。结合实证分析探讨参数估计和预测检验等问题。改进后的AHP-Logistic评分模型预测精度和稳定性都优于单一的AHP层次分析法模型和传统的Logistic模型。

最后，结合改进后的AHP-Logistic模型，我们给出了其在日常客户信用评价中的具体运用。将上述得到的方程进行转化，由其系数得出一个相应的评分，来指导具体银行客户信用卡发放业务工作。

## 第二章 相关概念界定

### 2.1 信用卡风险

#### 2.1.1 信用卡风险类型

信用风险是信用卡风险中最常见的风险之一，主要指持卡人无法在规定还款期限内还清信用卡透支的额度，从而使银行无法回收提前为其垫付的款项而造成损失的风险。数据显示，商业银行信用卡业务风险损失的 90%是由信用风险产生的。

本文的研究正是希望通过构建拟合优度更高的信用评分模型以及相应的评分表，使得银行能够更加准确有效的识别出信用风险较高的客户，拒绝这类客户的信用卡申请，从而降低信用卡业务的信用风险。

欺诈风险特指某些不法分子利用银行漏洞或者非法手段骗取资金的行为。主要有信用卡套现风险、伪造身份信息风险、恶意透支信用卡和截取信用卡等。

操作风险是指因为银行系统内部出现错误或者工作人员办理信用卡过程中出现失误而产生的风险。

市场风险是这几种风险里面最常见，也是最难以避免的一种风险。市场风险的出现不受到个人或者银行本身控制，它主要受到国家政策以及国际金融市场等因素影响，从而导致发卡银行机构出现损失。

洗钱风险是属于比较新型的信用卡犯罪方式之一，某些不法分子利用银行的漏洞和相关制度的松散，利用信用卡将自己手中的非法资金转换为合法的资金，从而谋取利益，这种方式极大地损坏了发卡银行机构的利益。

#### 2.1.2 信用卡风险产生原因

##### 1) 外部成因

外部成因主要来源于客户。客户在申请和使用信用卡的过程中都存在风险，包括虚假申请，即某些不法分子通过骗取他人信息、捡拾他人身份证或者伪造身份信息等方式申请信用卡或者为了提高信用额度故意填写虚假的个人信息、财产收入等相关信息；恶意透支，即持卡人在明知信用卡额度的前提下，故意透支信用额度或者套取现金到期不还的方式；冒用伪造信用卡，即不法分子通过伪造的证件或者某些非法技术进行复制信用卡，并进行肆意消费；特约商户风险，即一些不法商家或者工作人员进行违规交易操作，从而造成发卡银行机构损失的风险。

##### 2) 内部成因

信用卡内部成因是指银行发卡机构的内部人员进行非法交易操作，利用身份掩护，与不法分子里应外合进行作案，从而导致发卡银行结构的利益损失。相比于外部风险，由于是内部员工进行一系列的操作，所以导致内部风险一般隐蔽性比较强，

不易发现和整治。并且该类案件一般不会是单个人作案，所以一旦发生此类事情，必将牵连多个部门和人员，这样往往会给银行造成更大的损失和不利影响。内部风险主要有监管机制不完善造成的风险、重点岗位风险和业务经营风险。

## 2.2 客户分层方法

现代营销学根据消费者需求的不同对市场进行了差异化的划分，同时消费者的消费行为也各不相同，把具有相似购买行为的客户划分为一类群体。通过对客户的细分发掘潜在客户，使潜在客户成为实际的购买者，并通过后续的客户维护使他成为产品的忠实用户。对具有不同价值的客户提供不同的产品和服务，有利于帮助企业获得更高的利润。

当前主要有以消费者为导向和以产品为导向两种细分模式。以消费者为导向的细分是依据消费者对产品的认知、消费动机、性格特点、受教育水平以及社会地位等特征。以产品为导向的细分是对不同的产品做出不同价格、制作不同的广告以及举行不同的促销活动等。

### 2.2.1 客户分层标准

#### 1) 人口统计学特征分类标准

这一标准是指对统计对象的各项指标作为依据，如性别、年龄、收入、学历、婚姻状况等。这些指标的选取并不是统一的，而是要选择与产品有关联关系的指标作为统计依据。但是这些指标涉及到的都是客户的一些基本信息，相关性较低且存在很多的不确定因素和干扰项，因此不能作为分类的主要依据。

#### 2) 行为心理特征分类标准

客户的消费行为受他的消费理念的影响，尽管并不是所有的消费理念都能付诸到实际的消费行为上，但仍然对大部分的消费行为有着重要的影响，因此可以将消费心理特征作为一个重要的分类标准。依据消费心理进行分类的方法是通过消费者对过去的消费行为进行统计分析，考察其消费行为背后所隐藏的消费心理和偏好习惯，归类发现某一类消费行为的消费者所具有的相类似的消费心理特征。但是这一分类指标带有一定程度的主观性且指标难以量化分析。

#### 3) 客户价值分类标准

这一分类标准是以客户能够为企业带来的利润的多少为标准进行的客户分类，并据此对他们制定不同的产品营销方式以及后续的服务支持等。最终目的就是吸引具有有最大价值的客户购买产品，为企业创造价值。根据二八定律中，80%的利润由 20%的客户带来，因此如发掘并维护好这 20%的客户是一个企业能否长久持续发展的关键。

信用卡客户分层同样适用这一分类标准，因为银行本质上是以营利为目的的企



业，同样适用于二八定律。即银行的大部分利润来自于一小部分的优质客户，因此根据客户的价值对客户进行分类有利于挑选出优质客户，将有效的资源集中为着一部分客户提供服务。

### 2.2.2 客户分层方法

#### 1) 聚类分析法

聚类分析法是将数据按照相似度的不同分类，并将不同的类给出它的特征描述，尤其适用于客户总体特征未知的情况下。它的目的是将有共同特征的数据划分为一个类别，形成不同的子集。比较典型的有 K-means、DBSCAN、BIRCH 这几种。

K-means 以类内平方误差和函数建立目标函数，适用于样本的区别性较大时且样本数据越多分类效果越好。DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Application with Noise) 的原理是任选一个样本点，只要样本点包含的邻域内的数据点个数大于一个给定阈值时就以任意数据点继续向下拓展形成新的簇，直到没有新的簇产生为止，这样便可以得到样本的分类。

#### 2) 因素分析法

因素分析法是通过将样本复杂的指标体系进行分类总结，首先将初始样本的分类转化成含有相同信息的新的指标集合，在对样本的特征继续对比研究之后，把这些指标归类到不同的抽象简化后的变量组中。

因素分析法只是完成了对样本指标的简单分类但不涉及指标影响程度的排序，这就导致无法对分类后的客户提供明确的差异化服务，使得分析存在偏差。只有在能真正解释变量关系的前提下才能对这些关联因素正确识别。

## 2.3 信用评分方法

信用评分是用来预测贷款申请者和已有的贷款人可能发生违约的可能性的一种方法。信用评分的基本原理是确定影响还款的因素并综合考虑这些因素，用统计或定量的方法对这些因素进行量化分析后得出一个分数。这些统计得出的数据可以是对违约概率的预测也可以是对好坏客户的分组，通过这些数据指标来最终确定是否发放贷款。

### 2.3.1 定性评分法

定性分析主要包括 5C 分析法和五级分类法两种：

5C 法主要考察以下五种品质：品格(Character)、资本(Capital)、偿付能力(Capacity)、抵押物(Collateral)和环境(Condition)。这五大因素是影响借款人还款能力的重要指标，能够通过这五项指标来衡量借款人的财务状况、收入水平等并由此判断借款人的信用风险水平。

五级分类法依据申请者提交的资料，重点分析申请者的信用状况、财务水平、有无透支行为等，将申请者划分为正常、关注、次级、可疑和损失这五种类型。

### 2.3.2 判别分析法

判别分析法是根据收集到的数据将客户分为好客户群和坏客户群这两个组别，通过对这两个组的比较研究，总结出一个用于是否批准发放贷款申请或者其他信用申请的函数。有了这个函数之后，我们将新的申请者的特征值输入后就可以判断出该申请者属于好客户还是坏客户，再进一步用整体函数来检验，对比两者之间是否存在明显的差异，如果有的话就要及时的进行修正。其判别方式有 Fisher 判别、Bayes 判别和距离判别等。

判别分析法自兴起至今仍然是最常用的方法，它的优点在于可以运用估计量的置信区间等方面对模型的判断能力以及特征变量进行有效的评估，模型的运行成本较低，对申请者信用风险状况的判断效果好，因此得以商业化的推广应用。该模型也存在一些缺陷，比如该模型建立的前提是要求变量的正态性和等协方差性，而现实的特征变量多为属性变量，因此很难满足前提假设。

### 2.3.3 回归分析法

回归分析法包括线性回归、Logistic 回归、Probit 回归和 Tobit 回归等，其中最常用的是 Logistic 回归。Logistic 回归模型的最大优点在于变量不需要必须是连续变量，可以是离散的变量，比如性别，职业等。将 Logistic 模型应用到个人信用评估中时，用  $y$  表示是否批准信用申请这件事， $y=1$  表示好客户， $y=0$  表示一个坏客户。我们的目的就是利用该模型对信用卡申请者是否为违约进行预测。

构造函数如下：
$$\ln(p/1-p) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_k x_k \quad 2- (1)$$

其中  $p$  为  $y=1$  的概率， $x_i$  代表信用卡申请者的信用指标， $p/(1-p)$  称为发生比。实际应用中银行会将这个发生比转化成一个相应的分数，已确定是否批准发放信用卡以及相应的授信额度。

### 2.3.4 神经网络分析法

神经网络模型是将大量简单的单元层层链接组成复杂的神经网络，该神经网络模型具有较强的自主性和稳健型。神经网络就像人脑在学习时利用神经元建立学习机制学习新事物一样，它是通过将各个等待被处理的单元之间建立联系连接起来，将每个单元中输入一个信号，对应着就会有一个输出信号。比如输入信用卡申请者的信用指标等信息就会反馈出一个客户的信用状况信息。当前神经网络种类繁多，在各个领域中都能得到推广应用，包括多层感知器模型(BP)、径向基神经网络模型(RBF)。下面以 BP 神经网络为例介绍它的原理。

它的结构图如图 2.1 所示。

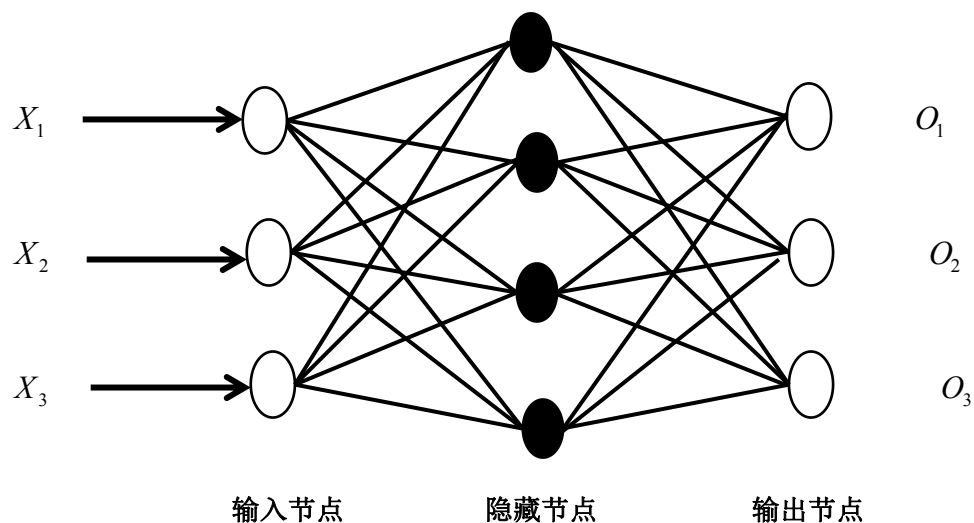


图 2.1 神经网络结构图

BP 神经网络本质上是一种非参数模型，BP 学习算法保证网络全局误差  $E$  小于设定的极小值，拟合精度和预测能力较好，但是 BP 网络模型无法解释影响因素作用的大小。Logistic 回归模型是 BP 神经网络模型当隐藏节点数为 1 的特殊情况，除继承 BP 网络模型较好的拟合优度外，其模型参数具有现实解释意义，适合应用于银行信卡评级当中，因此本文的研究选用 Logistic 回归模型。

### 第三章 基于 AHP 客户分层的信用评分体系

#### 3.1 数据来源与处理

##### 3.1.1 数据来源与分组

本文所用的样本数据均来自于笔者在 M 商业银行实习期间获得的一份不含姓名、联系方式、家庭住址等信息而仅保留了本文研究所需指标信息的信用卡客户数据资料。这样既可以保护客户的隐私又为本文的研究提供了宝贵的数据来源。信用评分模型一般将样本分为好客户（履约客户）和坏客户（违约客户）两类。M 商业银行现有的信用卡客户中有无违约记录者，也存在有 1-3 次违约和 3 次以上不同违约频率的客户。本文将无违约客户划分为好客户，而有过违约记录的客户划分为坏客户。

##### 3.1.2 数据的预处理

客户信用评分模型的检验通常采用保留样本法。具体做法为在建立评分模型时将样本随机分为建模样本与保留样本两部分，前者用于建立模型，后者用于对模型进行检验。本文中的 AHP 层次分析法、传统 Logistic 模型和 AHP-Logistic 模型的建模和检验均用这些数据。本文从总样本中随机选取 1034 个作为建模样本，380 个作为保留样本。

#### 3.2 描述性统计分析

##### 3.2.1 样本结构分析

###### 1) 性别、年龄结构和婚姻状况

从性别来看，男性样本的数量为 693，占本文信用卡用户总样本数据的 49%，女性样本的数量为 721，占总样本数据的 51%。男女比例基本持平。

从年龄结构来看，25 岁及以下的样本个数为 215 个，占样本总数的 15%，为三个年龄段中比例最小的；其次是 45 岁及以上年龄段，该年龄段的样本个数为 437 个，占比 31%；样本数据分布最多的是 25 岁至 45 岁年龄段，它的样本个数为 762 个，占比达到 54%，超过总数的一半。

从婚姻状况来看，未婚人数为 536 人，占样本总数的 38%，而已婚人数为 878，占总数的 62%。从年龄结构看，尽管 25 岁以下信用卡客户占比较低，但婚姻状况中，未婚人数占比却相对较高，造成这种现象的原因主要是当前社会婚育年龄向后推迟，即 25 岁至 45 岁人群中有大量未婚人士。具体样本结构如表 3.1 所示。

表 3.1 样本结构分布表 (1)

	性别		年龄			婚姻	
	男	女	25 岁及以下	25-45 岁	45 岁及以上	未婚	已婚
样本数	693	721	215	762	437	536	878
比例	49%	51%	15%	54%	31%	38%	62%

## 2) 学历与工作单位

从学历方面来看, 样本集中分布在本科和硕士及以上这两部分, 其中样本分布最集中的为本科, 占总样本的 38%; 硕士及以上的样本数为 357 个, 占总样本的 25%。由此可见本科及以上学历样本占总样本的比例达到了 63%, 这与我国大学教育普及率的提高以及公民整体学历水平的提高相关。大专样本占总样本的 17%, 中专及高中占总样本 12%, 其他学历占总样本 8%, 这三类样本占比均较低。

表 3.2 样本结构分布表 (2)

	学历					工作单位			
	硕士及以上	本科	大专	中专及高中	其他	机关事业单位	国企	民企	个体
样本数	357	536	239	173	109	384	349	453	228
比例	25%	38%	17%	12%	8%	27%	25%	32%	16%

## 3) 个人月收入与家庭年收入

个人月收入和家庭年收入是反映个人经济状况最直接的指标, 也是银行决定信用卡发放与否的重要参考指标。

本文的信用卡客户样本中, 个人平均月收入样本数分布最多的是 3000-5000 元这一收入区间, 样本个数为 627, 占总样本数的比重最高, 达到了 44.34%; 其次是平均月收入在 5000-8000 元的客户, 样本数为 495, 占 35%。个人月收入方面的样本分布结构与 M 商业银行所在地的工资水平相关, 与当地的居民的月收入水平结构基本一致。3000 元及以下的样本比例为 9.83%, 8000 元以上收入的样本比例为 10.82%。

家庭年收入的样本结构与个人平均月收入的样本结构相似。家庭年收入为 5 万-10 万以及 10 万-15 万这两大中等收入的样本占比较大, 分别为 41.65%和 33.38%。家庭年收入为 5 万及以下的低收入样本和 15 万以上的高收入样本占总样本数的比例分别为 11.1%和 13.86%。

表 3.3 样本结构分布表 (3)

个人平均月收入 (单位: 元)				
	3000 及以下	3000-5000 (含)	5000-8000 (含)	8000 以上
样本数	139	627	495	153
比例	9.83%	44.34%	35%	10.82%
家庭年收入 (单位: 元)				
	5 万及以下	5 万-10 万 (含)	10 万-15 万 (含)	15 万以上
样本数	157	589	472	196
比例	11.1%	41.65%	33.38%	13.86%

### 3.2.2 信用状况与个人基本情况交叉分析

根据获得的信用卡客户数据, 本文对不同性别、年龄、婚姻状况、学历和单位类型的样本的信用状况整理统计后进行了交叉分析, 具体如表 3.4 所示。

从性别方面看, 无违约记录的男性比例低于女性, 而在违约 1-3 次及违约 3 次及以上的记录中, 男性的比例都要远高于女性。由此可见, 男性的信用情况相比女性而言较差。

从年龄方面看, 在无违约记录中, 25-45 岁年龄段的样本比例最高, 达到了 55.58%, 该年龄段同时也是有 1-3 次违约记录中比例最高的。25 岁及以下的样本在违约 3 次及以上的样本总数中所占的比例最高, 该年龄段在违约 1-3 次的样本总数中所占的比例也较高。由此可见, 年龄在 25 岁及以下的客户信用状况较差。

从婚姻状况方面看, 未婚客户在无违约记录、违约 1-3 次以及 3 次及以上这三种信用类型中所占的比例均高于已婚客户。

从学历方面看, 在无违约记录的总样本数据中, 各学历类型所占的比例按照其他(高中以下)、中专及高中、大专、本科和研究生及以上的顺序递增, 分别为 6.57%、7.69%、15.38%、22.08%以及 48.26%。由此可见, 客户信用状况的好坏与其学历水平的高低呈相同的变化趋势。

从单位类型看, 在无违约记录的样本总数中, 机关事业占 47.64%, 国企占 33.13%, 两种单位类型在样本总数中占得比例相差不大且两者总占比超过了 80%, 由于这两种单位的工资较高, 福利待遇好以及工作稳定性强, 相应的信用状况也较好。而民企和个体这两种单位类型违约 1-3 次和违约 3 次及以上的样本总数中所占的比例较高。

表 3.4 信用状况与个人基本情况交叉分析表

	个人指标	无违约记录	违约 1-3 次	违约 3 次及以上
性别	男	45.41%	59.18%	59.26%
	女	54.59%	40.82%	40.74%
年龄	25 岁及以下	27.92%	37.76%	41.2%
	25-45 岁	55.58%	42.6%	35.19%
	45 岁及以上	16.5%	19.64%	23.61%
婚姻	未婚	60.17%	59.95%	68.06%
	已婚	39.83%	40.05%	31.94%
学历	研究生及以上	48.26%	17.35%	8.8%
	本科	22.08%	26.02%	28.24%
	大专	15.38%	34.18%	43.98%
	中专及高中	7.69%	15.05%	12.5%
	其他	6.57%	7.4%	6.48%
单位类型	机关事业单位	47.64%	11.98%	7.41%
	国企	33.13%	11.48%	9.72%
	民企	11.41%	39.03%	37.5%
	个体	7.82%	37.5%	45.37%

### 3.2.3 信用状况与个人经济情况交叉分析

根据获得的信用卡客户数据,本文对个人月收入和家庭年收入位于不同分段的样本的信用状况整理统计后进行了交叉分析,具体如表 3.5 所示。

从个人月收入方面看,3000 及以下、3000-5000(含)、5000-8000 (含)和 8000 以上四种收入分类在无违约记录的样本总数中所占的比例依次递增,在违约 1-3 次和违约 3 次及以上的样本总数中所占的比例却依次递减。由此可见,个人的经济状况是决定个人信用的重要因素,随着收入的增加个人的信用状况也会不断提高。

从家庭年收入看,其变动情况与个人月收入方面基本一致,在无违约记录的样本总数中,各收入阶段的占比情况与收入状况呈同向变动,收入越多占比越高。而在有违约记录中,家庭年收入越低所占的比重越高。

表 3.5 信用状况与个人经济情况交叉分析

	个人指标	无违约记录	违约 1-3 次	违约 3 次及以上
个人月收入	3000 及以下	9.06%	41.33%	45.37%
	3000-5000(含)	16%	27.04%	30.09%
	5000-8000 (含)	22.83%	21.17%	16.67%
	8000 以上	52.1%	10.46%	7.9%
家庭年收入	5 万及以下	3.97%	39.28%	46.76%
	5 万-10 万 (含)	10.42%	27.55%	27.31%
	10 万-15 万 (含)	37.71%	23.21%	18.05%
	15 万以上	47.89%	9.95%	4.76%

### 3.3 信用卡客户分层指标体系构建

个人指标反映一个人的基本信息和特征，间接地反映了申请者的还款能力与还款意愿，这些指标分为基本信息、经济指标和信用指标。考察信用状况时用到的指标并不是一成不变的，而是随着我国经济社会的发展而不断补充完善的。

#### 3.3.1 个人基本指标

##### 1) 年龄

年龄因素可以间接地影响持卡人的收入状况和可支配资金的多少。20 岁以下的持卡人收入较低，信用风险状况较高；20-30 岁的持卡人刚刚参加工作，收入高于 20 岁以下的持卡人，信用风险水平一般；30-40 岁持卡人位于事业发展的巅峰期，收入水平远远高于前两类人，相应的还款能力较强，信用风险状况较低；40-55 岁的持卡人工作处于稳定状态，工资水平呈乡下走低的趋势，因此相应的风险水平增加；55 岁以上的持卡人已经退休，收入低风险大。

##### 2) 性别

一般而言，男性的风险水平高于女性。从实际情况来讲，男女职业发展的黄金期不同，女性一般出现在 35 岁左右，男性一般出现在 40 岁左右，因此应考虑性别因素。

##### 3) 学历

通常来讲，学历越高收入越高，相应的信用风险水平越低。将学历分为本科以下、本科和研究生及以上三种类别。



#### 4) 婚姻状况

通常已婚人士的稳定性和家庭责任感更强，同时拥有家庭作为其背后的经济支援，能在一定程度上增强其还款能力。同时有无子女也会影响个人的还款能力。

#### 5) 健康状况

拥有健康的身体才能参加工作获取经济来源，提供还款保障，因此应考虑申请者的健康状况并将其划分为：良好、一般、差。

#### 6) 单位类型

申请者所在的单位类型也影响着申请者的还款能力。一般来讲，国企、事业单位以及政府部门的工作稳定，收入水平处于中上游，还款能力较强，相应的信用风险水平较低。

#### 7) 行业状况

行业状况会影响企业的整体发展趋势，例如朝阳型产业发展前景好，相对经济效益高；衰退型企业效益较差，导致从业人员的工资水平也较低。

#### 8) 工龄

不同单位会根据工龄的长短增长工资水平。因此我们将工龄也列入影响因素中。

### 3.3.2 个人经济指标

#### 1) 个人月收入

个人还款能力最重要的指标就是他的月收入状况，收入越高经济实力越强，相应的信用风险越低。

#### 2) 家庭月收入

家庭月收入越高还款能力越强，风险越低。

#### 3) 金融资产

包括个人或家庭持有的股票、外汇等具有增值和较强的流动性的可变现资产。申请者持有的个人金融资产越多，其信用风险越低。

#### 4) 家庭年收入

考虑家庭年收入时是将申请者的整个家庭作为一个还款者，若家庭年收入较高，那么申请者会有一定的还款保障和经济支持。

#### 5) 其他资产

除住房以外的其他资产，如车辆、商铺等持卡人的可支配财产作为其信用考核的加分项。

#### 6) 自有房产状况

分为自有住房和租赁两种，有自有住房的申请者经济情况较租房者更好一点，稳定性更强。

### 3.3.3 个人信用指标

#### 1) 是否有不良信用记录

不良还款记录包括逾期还款，信用卡透支等，还有一些其他形式的违约形式如拖欠水电费、拒缴税费等等记录。

#### 2) 是否有本行的存款账户

通常在本行有存款记录的持卡人违约的概率低于没有存款记录的持卡人。

#### 3) 是否为本行员工

通常本行员工持卡人的信用风险概率较低。

#### 4) 在本行的存款量

申请者在在本行的存款越多，那么他的信用水平就越高。

#### 5) 持有的信用卡数量和往期发生的透支频率

持有的信用卡数量越多那么它发生违约的概率就越高。往期有违约记录的持卡人待的风险系数也要高于没有违约记录的持卡者。

## 3.4 基于 AHP 的信用卡客户分层

层次分析法即 Analytic Hierarchy Process，简称 AHP。采用定性与定量相结合的方法，实现多目标决策。根据问题性质的不同和所要解决的最终目标不同将问题划分成不同的层次，逐一分析各个组成因素，最后形成有序的递阶层次。同层因素之间作比较确定各自所占权重；下层因素需要同时考虑在它之前的各层因素的权重，以此类推直至最后一层。它包括两两比较建立递阶层次结构、构造判断矩阵并赋值、层次单排序与检验、层次总排序以及一致性检验这五个步骤。

层次分析法将问题分解成目标层、准则层和措施层这三个层次。目标层是最高层，表示需要实现的最终目标；准则层即中间层，表示目标实现的准则；措施层是最底层，表示实现目标所要采取的措施。大致过程是确定决策目标，进一步分析达成目标的影响因素，最后详细分析得出各层之间的关联关系。就信用评分模型来讲，其递阶层次结构示意图 3.1 所示：

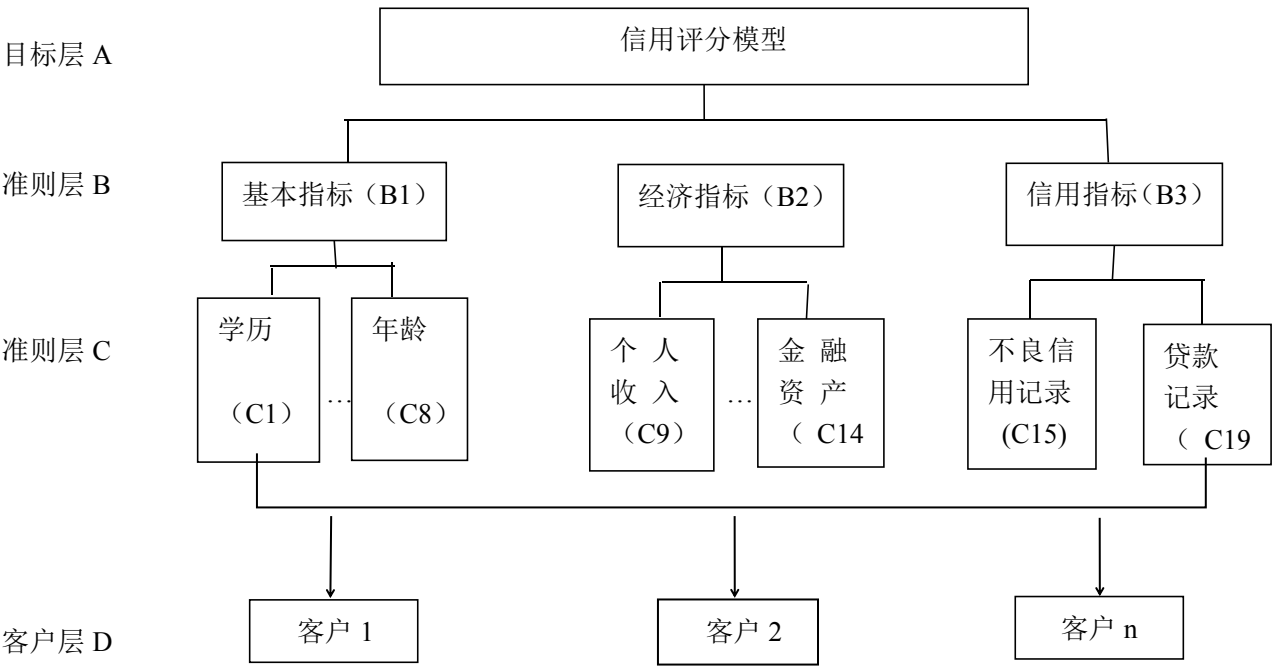


图 3.1 递阶层次结构示意图

3.4.1 个人指标分类

根据前文中的个人指标分类方法，按照 AHP 层次分析法划分为一级指标和二级指标，具体如表 3.6 所示。

表 3.6 个人信用指标

一级指标	个人基本情况 B1	个人经济情况 B2	个人信用情况 B3
二级指标	年龄 C1		
	性别 C2	自有房产情况 C9	
	婚姻 C3	个人月收入 C10	是否为本银行员工 C15
	教育程度 C4	家庭年收入 C11	在本行存款量 C16
	健康情况 C5	家庭月收入 C12	持其他信用卡透支频度 C17
	单位性质 C6	金融资产 C13	是否有本银行账户 C18
	行业状况 C7	其他资产 C14	是否有不良信用记录 C19
	工龄 C8		

### 3.4.2 特征变量的筛选

根据递阶层次示意图，每个二级分层下还可以继续细分不同的分组，例如受教育程度下可以分为硕士及以上、大学本科和大学以下三组，这样的指标细分对模型的建立十分有必要，有利于提高模型的风险敏感度。本文对各组内的好坏客户的判断情况通过 WOE（Weight of Evidence）值来确定，再通过 IV（Information Value）决定是否可以作为模型解释变量的特征项。WOE 是判断好坏客户在组内的占比情况的一个标准。 $WOE = \ln \left[ \frac{\text{（每组中好客户的数量/好客户总数）}}{\text{（每组中坏客户数量/坏客户总数）}} \right]$ 。WOE 是衡量属性风险的尺度，且 WOE 值可以是负数，WOE 越高，说明本组客户的信用风险越小。IV 是指的信息价值，是该特征所有属性 WOE 的加权总和，而权重是该属性中好客户在总体好客户的比例与坏客户组对应比例的差值。

下面用本文获得的 M 商业银行的数据，结合统计学的交叉表，说明如何用 WOE 和 IV 法选择模型的特征变量和特征项，进而确定信用卡风险评估的指标体系。具体情况如表 3.7 所示。

表 3.7 特征变量值表

性别	客户量	比重	好客户	比重	坏客户	比重	odds	woe	IV
男	429	41%	214	49%	215	51%	99.5%	0.213	0.0204
女	605	59%	351	58%	254	34%	138%	-0.1770	0.0178
Total	1034	100%	615		419				0.0382

IV 值的大小是决定特征项可否进入模型。

< 0.03	预测能力不理想	不进入模型
0.03 - 0.1	预测能力理想	进入模型开发
> 0.1	预测能力很强	进入模型开发

### 3.4.3 指标权重的确定

确定了模型的递阶层次后，运用 AHP 法测算指标的权重需要经过构建判断矩阵、计算权向量和层次总排序这三步。第一步，构建判断矩阵并赋值。判断矩阵通过询问法取得权值进行构造。赋值是通过两元素之间重要程度的不同在 1-9 之间取值。具体赋值依据如下表 3.8 所示。

表 3.8 要素比较尺度

前后两要素之间重要性的比较	赋值
相同重要	1
稍微重要	3
明显重要	5
十分重要	7
极其重要	9
不相上下	2,4,6,8

#### 3.4.4 构造比较判断矩阵

根据专家评分结果和重要性比较原则，我们可以得到四个比较判断矩阵，其中包含一个是准则层对目标层的，记作 A；另外三个是指标层对准则层的，记作 B1、B2 和 B3。

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{ccc} & B1 & B2 & B3 \end{array} \\
 A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 \\ 1/3 & 1 & 3 \\ 1/3 & 1/3 & 1 \end{bmatrix}
 \end{array}$$
  

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{cccccccc} C1 & C2 & C3 & C4 & C5 & C6 & C7 & C8 \end{array} \\
 B1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & 3 & 1 & 3 & 3 & 3 \\ 1 & 1 & 3 & 5 & 4 & 1 & 3 & 3 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 1 & 3 & 1 & 3 & 4 & 4 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 1 & 4 & 3 & 3 & 2 \\ 1 & \frac{1}{4} & 1 & \frac{1}{4} & 1 & 5 & 3 & 2 \\ \frac{1}{3} & 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{5} & 1 & 5 & 4 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{5} & 1 & 3 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

同理可得 B2,B3。

### 3.4.5 层次单排序

首先我们应计算权向量。计算权向量就是矩阵中的各个因素相对其准则的权重。一致性矩阵的权重值就是其对应列的值；不一致矩阵是其相似的权重值计算后的算数平均值，其公式如下：

$$A = (a_{ij})_{n \times n}, a_{ij} > 0, a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \quad 3- (1)$$

$$W_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}} \quad 3- (2)$$

层次的单排序需要进行一致性检验,层层排序需要对判断矩阵进行一致性检验,具体结果如表 3.9 所示。

表 3.9 层次计算权向量及检验结果表

A	单(总)排序权值	B1	单排序权植	B2	单排序权值	B3	单排序权值
B1	0.1429	C1	0.1080	C10	0.4500	C15	0.2390
B2	0.4286	C2	0.1090	C11	0.0870	C16	0.2200
B3	0.4286	C3	0.0610	C12	0.2090	C17	0.3520
CR	0.0368	C4	0.3014	C13	0.3040	C18	0.1090
		C5	0.1047	C14	0.1300	C19	0.0800
		C6	0.0907	CR	0.0408	CR	0.0297
		C7	0.2074				
		C8	0.0420				
		CR	0.0271				

每一个单排序的 C. R. <0. 1，判定该矩阵通过一致性检验，这样才能进行下一步的分析。

$$C.R. = \frac{C.I.}{R.I.} \quad 3- (3)$$

$$\text{其中 } C.I. = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}, R.I. \text{ 通过查表 3.10 确定} \quad 3- (4)$$

表 3.10 平均随机一致性指标 R.I 表(1000 次正反矩阵计算结果)

矩阵阶数	1	2	3	4	5	6	7	8
R.I.	0	0	0.52	0.89	1.12	1.26	1.36	1.41
矩阵阶数	9	10	11	12	13	14	15	
R.I.	1.46	1.49	1.52	1.54	1.56	1.58	1.59	

### 3.4.6 层次总排序

层次总排序就是运用 MATLAB 将各个因素由上往下逐层计算出其相对重要性的值, 进而综合得出判断矩阵的权重值 W 并进行一致性检验, 结果如表 3.11 所示。

表 3.11 层次总排序表

层次	权值 W	一致性检验结果	最终结果值
个人分析评估结果	B1(0.5649)	$\lambda_{\max} = 5.067$	
	B2(0.2269)	$C.R. = 0.018 < 0.1$	
	B3(0.2082)		
准则层个人基本情况	详细项目		
	C1(0.0981)		C1(0.0191)
	C2(0.1890)		C2(0.0014)
	C3(0.0821)		C3(0.0183)
	C4(0.2781)	$\lambda_{\max} = 7.174$	C4(0.1531)
	C5(0.0501)	$C.R. = 0.008 < 0.1$	C5(0.0056)
	C6(0.0636)		C6(0.0250)
	C7(0.2890)		C7(0.1017)
	C8(0.0743)		C8(0.0012)
准则层个人经济情况	C9(0.1790)		C9(0.1012)
	C10(0.3081)		C10(0.2108)
	C11(0.2016)	$\lambda_{\max} = 3.182$	C11(0.0278)
	C12(0.1092)	$C.R. = 0.016 < 0.1$	C12(0.0062)
	C13(0.2714)		C13(0.0056)
	C14(0.1097)		C14(0.1042)
准则层个人信用情况	C15(0.3720)		C15(0.0571)

C16(0.2451)		C16(0.1336)
C17(0.1553)	$\lambda_{\max} = 4.352$	C17(0.0073)
C18(0.2014)	$C.R. = 0.0023 < 0.1$	C18(0.0165)
C19(0.0662)		C19(0.0237)

C 层次总排序表 3.12 如下

表 3.12 个人指标权重值

C 层次	个人指标	权重值
C10	个人月收入	0.2108
C4	教育程度	0.1531
C6	单位性质	0.1336
C14	其他资产	0.1042
C7	行业状况	0.1017
C9	自有房产状况	0.1012
C15	是否为本行员工	0.0571
C11	家庭年收入	0.0278
C19	是否有不良信用记录	0.0237
C3	婚姻	0.0183
C16	在本行存款量	0.0171
C18	是否有本行账户	0.0165
C1	年龄	0.0091
C17	持其他信用卡透支频度	0.0073
C2	性别	0.0062
C13	金融资产	0.0056
C5	健康状况	0.0056
C8	工龄	0.0007
C12	家庭月收入	0.0004

应用 AHP 对客户分层分析得到：权重值在前几位的有个人收入水平、学历、有无存款、有无其他资产等这几项，说明这四项对个人的信用风险的评估有重要影响，可作为银行在审批信用卡申请过程中重点考查的指标。



### 3.5 基于 AHP 的信用卡客户评分

#### 3.5.1 AHP 客户评分表的建立

基于以上对客户进行的 AHP 权重排序, 我们设计如表 3.13 所示的评分表, 并依据客户得分情况对客户进行分类。

表 3.13 基于 AHP 分层的客户评分表

层次	指标	得分			
基本 情 况	性别	男	女		
		1	2		
	年龄	25 岁及以下	25-45 岁	45 岁及以上	
		2	6	4	
	婚姻状况	已婚	未婚		
		2	1		
	职务	普通员工	部门主管	企业主管	
		2	4	6	
	单位类型	个体	民企	国企	机关事业
		2	3	4	6
	学历	本科以下	本科	研究生及以上	
		3	6	8	
经 济 情 况	工龄	1 年以下	1-5 年 (含)	5-10 年 (含)	10 年以上
		1	2	4	6
	健康状况	良好	一般	差	
		5	3	-1	
	月收入	3 千及以下	3-5 千 (含)	5-8 千 (含)	8 千以上
		4	6	8	10
	家庭月收入	5 千及以下	5-8 千 (含)	8-1 万 (含)	1 万以上
		2	4	6	8
	住房情况	自有房	租赁		
		4	2		
	其他资产	无	有		
		2	6		
	行业前景	衰退型	朝阳型	成长型	稳健型
		-1	4	6	8

家庭年收入		5 万及以下	5-10 万（含）	10-15 万（含）	15 万以上
		2	6	8	10
信用状况	是否本行员工		否	是	
			0	2	
	本行存款余额		较高	较低	无
			4	2	0
	是否有本行账户		是	否	
			2	0	
	是否有不良信用记录		是	否	
			-4	3	
持其他信用卡透支频度		无	每月 1-3 次及以下	每月 3-5 次	5 次及以上
		2	-2	-4	-6

### 3.5.2 AHP 客户评分表的应用

本评分卡满分为 100 分，根据客户提交的申请信息进行评分后得出信用得分，依照得分情况将客户分为优质客户、普通客户和劣质客户，分类标准如表 3.14 所示。

表 3.14 客户分类标准表

得分情况	客户分类
90 分及以上	优质客户
60 分（含）- 90 分	普通客户
60 分以下	劣质客户

对于优质客户可以直接批准其申请；对于劣质客户直接拒绝其申请；对于普通客户应该对他进行进一步的分析或者请客户提交一些辅助证明资料，如银行流水、房产证等资料，通过进一步参考这些资料来决定是否发放信用卡。

### 3.5.3 AHP 客户评分表的检验

#### 1) 建模样本检验

采用 0.5 为概率界限，利用 AHP 方法对客户样本进行分类，将分层结果中的劣质客户划分为坏客户，将普通客户和优质客户划分为好客户。建模样本中实际好客户数量为 615 个，被误判为坏客户的数量为 68 个，好客户的错分率为 11.06%。建模样本中的实际坏客户数量为 419 个，被误判为好客户的个数为 53 个，坏客户的错分率为 12.65%。建模样本的总错分率为 11.7%。具体如表 3.15 所示。

**表 3.15 建模样本检验表**

		实际结果		
		坏客户	好客户	总错分率
预测结果	坏客户	366	68	
	好客户	53	547	
	错分率	12.65%	11.06%	11.7%

## 2) 保留样本检验

以  $p=0.5$  作为概率界限，对保留样本进行预测分类。保留样本中实际好客户数量为 180 个，被误判为坏客户的数量为 29 个，好客户的错分率为 16.1%。保留样本中的实际坏客户数量为 200 个，被误判为好客户的个数为 34 个，坏客户的错分率为 17%。保留样本的总错分率为 16.58%。结果如表 3.16 所示。

**表 3.16 保留样本检验表**

		实际结果		
		坏客户	好客户	总错分率
预测结果	坏客户	166	29	
	好客户	34	151	
	错分率	17%	16.1%	16.58%

## 3.6 本章小结

本章主要包括两部分。一是对样本结构的描述性统计分析。二是基于 AHP 层次分析法对客户各项指标进行权重赋值，并依据该权重值制作评分表对客户进行信用评分并依据评分结果将客户划分为优质客户、普通客户和劣质客户三类。本章的分层结果将作为后文中传统 Logistic 评分模型的改进点，即将本章的客户分层属性作为一项自变量加入 Logistic 模型中。

## 第四章 考虑 AHP 客户分层属性的 Logistic 模型

目前在银行个人客户信用卡评级和发放中常用的是传统 Logistic 回归模型。在考虑了客户分层处理情况下，可以将第三章中 AHP 客户分层结果也引入 Logistic 模型当中。具体来讲，对 Logistic 模型进行改进，加入解释变量 AHP，将 AHP 层次分析法建立起的客户分层结果与 Logistic 回归模型相结合，提高银行信用卡评级的准确度，降低信用卡业务的风险水平。

### 4.1 变量预处理

基本过程：自变量为信用卡客户的特征变量 $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_{28}, AHP_1, AHP_2)$ ，因变量为  $y=1$ （客户履约）， $y=0$ （客户违约）。

本文在构建模型时选取了 AHP 层次总排序中前 15 的指标进入回归模型做自变量的筛选。在进行变量筛选之前，我们需要将客户的特征变量转变为虚拟变量，其转换对应如下表 4.1 所示。

表 4.1 虚拟变量转化表

特征变量	特征值		
性别（sex）	男: $x_1=1$ ;	女:	$x_1=0$
婚姻状况	已婚: $x_2=1$	未婚:	$x_2=0$
职务	普通员工:	$x_3=0$	$x_4=0$
	部门主管:	$x_3=1$	$x_4=0$
	企业主管:	$x_3=0$	$x_4=1$
	个体:	$x_5=0$ $x_6=0$	$x_7=0$
单位类型	机关事业:	$x_5=1$ $x_6=0$	$x_7=0$
	国企:	$x_5=0$ $x_6=1$	$x_7=0$
	民企:	$x_5=0$ $x_6=0$	$x_7=1$
	3000 元及以下:	$x_8=0$ $x_9=0$	$x_{10}=0$
月收入	3-5（含）千元:	$x_8=1$ $x_9=0$	$x_{10}=0$
	5-8（含）千元:	$x_8=0$ $x_9=1$	$x_{10}=0$
	8000 元以上:	$x_8=0$ $x_9=0$	$x_{10}=1$

	25 岁及以下:	x11=0	x12=0
年龄	25-45 岁:	x11=1	x12=0
	45 岁及以上:	x11=0	x12=1
住房情况	自有房:x13=1	租赁:	x13=0
	本科以下:	x14=0	x15=0
学历	本科:	x14=1	x15=0
	研究生及以上:	x14=0	x15=1
其他资产	无: x16=0	有:	x16=1
	5 万及以上:	x17=0	x18=0
家庭年收入	5-10 万 (含):	x17=1	x18=0
	10-15 万 (含):	x17=0	x18=1
	15 万以上:	x17=0	x18=0
	1 年及以下:	x20=0	x21=0
工龄	1-5 年(含):	x20=1	x21=0
	5-10 年 (含):	x20=0	x21=1
	10 年以上:	x20=0	x21=0
	衰退型:	x23=0	x24=0
行业情况	朝阳型:	x23=1	x24=0
	成长型:	x23=0	x24=1
	稳健型:	x23=0	x24=0
在本行的存款	有: x26=1	无:	x26=0
	每月 5 次及以下:	x27=0	x28=0
持其他信用卡透支频度	每月 5-10 次:	x27=1	x28=0
	每月 10 及以上:	x27=0	x28=1
	劣质客户:	AHP1=0	AHP2=0
AHP 分层(AHP)	普通客户:	AHP1=1	AHP2=0
	优质客户:	AHP1=0	AHP2=1

## 4.2 自变量的逐步筛选

影响个人信用状况的指标有很多，由于在实际的操作中时间精力有限，审核者不可能将所有的因素都作为回归分析的自变量进行输入。在第三章中列出的评分指标虽然都对申请者的信用状况的评估有一定的影响，但是考虑到实际高效的，我们应该考虑自变量的选择问题。

传统的变量选择方法包括向后剔除法（节省参数法）和向前引入法（逐步回归法）等，本文在考虑传统 Logistic 模型影响因子和 AHP 客户分层因子基础上，采用逐步回归确定最终银行信用卡评价的指标因子,选用逐步回归法进行变量选择。其筛选原理如图 4.1 所示。

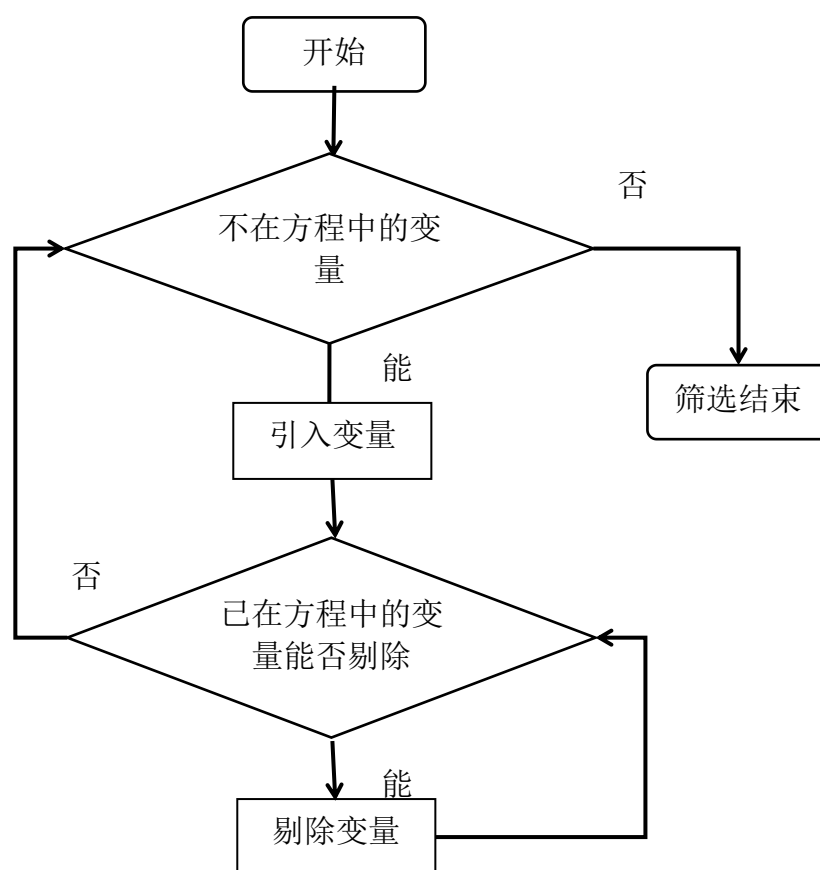


图 4.1 逐步回归示意图

将数据导入 SPSS20.0 得出，工龄、行业情况、在本行的存款账户以及持有他行信用卡透支频率的 P 值均大于 0.05，因此将这几个变量排除。结合实际来讲，工龄指标一般与年龄正相关，且各个单位对待不同工龄的福利政策不同，因此工龄项参考价值不大；在本行的存款状况与他是否会违约以及及时还款的意愿强度关联不大，

且现在存款账户可以开立多个，因此不能仅从本行的存款状况进行判断；对于行业情况也不能一概而论，在任何行业里都有高收入者也有低收入者，这与个人在所在行业中的个人发展情况有关，而与所处的行业关系不大，因此将这一项指标剔除；对于持有他行卡透支频率以及信用记录，因为我国当前各行之间并没有实现信息共享以及个人征信体系建设不完善，这两项信息比较难以获得。

其余变量的 P 值均小于 0.05 的显著性水平，因此将性别、婚姻状况、职务、单位类型、每月收入、年龄、住房情况、学历和其他资产这 10 个个人指标作为自变量进入模型。

### 4.3 传统 Logistic 评级模型

#### 4.3.1 传统 Logistic 模型的构建

$$\ln y = \ln \frac{p}{1-p} = \beta_0 + \sum \beta_i x_i \quad 4-(1)$$

其中  $p$  表示信用卡客户履行约定的概率， $1-p$  表示信用卡客户发生透支违约的可能性。 $\beta_0$  是常数项， $\beta_i$  表示性别、年龄、婚姻状况、学历水平、住房情况、单位、职务、每月收入水平和其他资产的参数值， $x_i$  表示上述自变量。

Logistic 回归是非线性模型，因此最大似然估计法是最常用的模型估计方法。

当  $y_i = 1$  时， $P(y_i) = p_i = P(y_i = 1|x)$ ，否则  $P(y_i) = 1 - p_i = P(y_i = 0|x)$ 。因为各项观测相互独立，所以它们的联合分布可以表示为各边际分布的乘积

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1-p_i)^{1-y_i} \quad 4-(2)$$

其中，式 4-(2) 也称为  $n$  个观测值的似然函数，最大似然估计的目的是求出能够使这一似然函数的值最大的  $\beta$  参数估计值。

将上述各虚拟变量导入 SPSS20 进行运算，可以得到 Logistic 回归的参数结果如表 4.2 所示。

表 4.2 传统 Logistic 回归参数结果表

	B	S.E	Wald	df	EXP(B)	Sig
X1	-0.46	1.102	1.983	1	20.251	.022
X2	2.37	1.138	.031	1	19.624	.010
X3	1.66	1.521	.079	1	18.532	.013
X4	2.74	1.508	.180	1	20.069	.039
X5	3.01	1.875	1.123	1	17.717	.014
X6	2.68	1.593	.736	1	16.464	.025
X7	1.41	1.721	.702	1	15.011	.020
X8	-2.12	2.125	.325	1	21.221	.003
X9	.33	1.834	.601	1	19.285	.049
X10	2.74	1.797	.451	1	17.586	.041
X11	1.22	1.659	.573	1	15.345	.050
X12	1.96	1.603	.485	1	20.391	.046
X13	1.28	1.322	1.304	1	1.394	.047
X14	2.44	1.336	.453	1	17.384	.048
X15	2.86	1.897	.457	1	20.547	.031
X16	-0.17	1.834	.465	1	15.769	.039
Constant	-4.07	2.765	.657	1	17.576	.018

将本文采集的样本数据通过 SPSS20.0 统计软件，Logistic 回归模型如下：

$$\ln_y = \ln \frac{p}{1-p} = -4.07 - 0.46 X_1 + 2.37 X_2 + 1.66 X_3 + 2.74 X_4 + 3.01 X_5 + 2.68 X_6 + 1.41 X_7 - 2.12 X_8 + 0.33 X_9 + 2.86 X_{10} + 1.22 X_{11} + 1.96 X_{12} + 1.28 X_{13} + 2.44 X_{14} + 2.74 X_{15} - 0.17 X_{16} \quad 4-(3)$$

#### 4.3.2 模型拟合优度

模型拟合优度可见表 4.3，由表可知，Log Likelihood 检验结果显著。各个解释变量对客户信用状况的影响总体上是显著的。另一方面，Nagelkerke R Square 为 0.54，Cox & Snell R Square 为 0.761，说明该模型可以较好地表示因变量与自变量之间的关系，拟合程度较好。

表 4.3 Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	947.845	.540	.761



### 4.3.3 建模样本检验

采用 0.5 为概率界限，利用 Logistic 模型判断样本为好客户还是坏客户。建模样本中实际好客户数量为 615 个，被误判为坏客户的数量为 68 个，好客户的错分率为 13.5%。建模样本中的实际坏客户数量为 419 个，被误判为好客户的个数为 69 个，坏客户的错分率为 16.47%。建模样本的总错分率为 14.7%。具体如表 4.4 所示。

表 4.4 建模样本检验表

		实际结果		总错分率
		坏客户	好客户	
预测结果	坏客户	350	68	
	好客户	69	547	
	错分率	16.47%	13.5%	14.7%

### 4.3.4 模型参数解释

在上文的变量预处理过程中，为避免虚拟变量陷阱问题，设置的自变量都比原始的自变量状态少一个，把这个自变量状态取值设置为 0，这样这一状态就不在模型中出现，因此可以将它作为基准。例如在设置婚姻变量时，变量状态为已婚时取值为 1，未婚时取值为 0。那么“未婚”变量的系数值即为 0。因此，我们将系数为 0 的这个变量值默认为一种基准。上述进入模型的 9 个变量所默认的基准分别是：女性(性别)、未婚(婚姻)、普通员工(职务)、个体(单位类型)、个人月收入在 3000 及以下(个人月收入)、25 岁及以下(年龄)、租赁(住房情况)、本科以下(学历)和无其他资产(其他资产)。由于基准系数值为 0，那么参数值为正说明该项自变量状态对信用卡客户成为好客户有正向影响，二参数值为负的变量状态对信用卡客户成为好客户有负面影响。由参数结果可得以下结论：

1) 从性别方面看，男性的参数值为-0.46，小于女性的参数值，说明男性的信用状况要低于女性。

2) 从婚姻状况看，已婚状态的自变量参数值为 2.37，说明已婚客户的信用情况要优于未婚客户。由于已婚客户在工作和生活方面的稳定性都要比未婚客户高，相应的信用水平更高。

3) 从职务方面看，职务的参数值均为正值，且职务的等级与参数值大小呈相同的变动趋势，职务越高参数值越大。因为通常来讲职务越高其工资越高，相应的还款能力强。

4) 从单位类型方面看，单位类型中的机关事业单位、国企和民企均为正值系数，对信用状况均有正向影响；而个体经营者由于工作和收入都存在不稳定性，因此其系数低于其他三类。民企的参数值为 1.41，国企的参数值为 2.68，机关事业单位的参数值

为 3.01。可见参数的取值依次递增，其中机关事业与国企的取值相差不大，因为这两种单位类型的工资待遇以及稳定性方面基本相同；而民企的工资福利以及稳定性方面与这两种单位的差距较大，因此参数值差距也较大。

5) 从年龄方面看，年龄方面的取值均为正值，25 岁及以下的参数值为 0，低于 25 岁以上年龄段的参数值，主要原因是 25 岁及以下的客户以在校学生或刚参加工作不久的人群为主，他们的共同特点是经济情况较差。

6) 从学历方面看，学历的参数值均为正值，且学历水平与参数值呈相同的变动趋势，学历越高参数值越高。

7) 从住房情况看，租房的持卡人的参数值低于拥有自住房的持卡人。因为租房每月固定支出的房租会影响持卡人的实际可支配收入。

8) 从个人月收入方面看，月收入在 8000 元以上的个人客户参数值达到 2.86，为最高值，由此可见收入与个人信用状况呈正相关且对个人的影响程度最大。因为随着收入的增加，其履约能力也随之提高，因此应当将它作为一个重要的个人信用指标。

9) 从其它资产方面看，有其他资产的持卡人的经济收入较多，其还款能力和意愿也相应的较强，参数值也较高。

由此可见，本模型的参数结果与实际情况基本相符。

#### 4.3.5 保留样本检验

以  $p=0.5$  为好客户和坏客户的概率界限，对保留样本进行预测分类。保留样本中实际好客户数量为 180 个，被误判为坏客户的数量为 37 个，好客户的错分率为 20.56%。保留样本中的实际坏客户数量为 200 个，被误判为好客户的个数为 41 个，坏客户的错分率为 20.5%。保留样本的总错分率为 20.53%。结果如表 4.5 所示。

表 4.5 保留样本检验表

		实际结果		
		坏客户	好客户	总错分率
预测结果	坏客户	159	37	
	好客户	41	143	
	错分率	20.5%	20.56%	20.53%

## 4.4 改进 AHP-Logistic 评级模型

### 4.4.1 AHP-Logistic 模型的构建

$$\ln y = \ln \frac{p}{1-p} = \beta_0 + \sum \beta_i x_i + \gamma AHP_j \quad 4-(4)$$

公式 4-(4) 中将 AHP 客户分层结果作为解释变量引入传统 Logistic 回归模型中, 其中 AHP1 表示普通客户, AHP2 表示优质客户。将 AHP 分层结果引入的目的是为了提高评分模型的拟合优度和信用卡发放的准确度, 降低银行信用风险。

将上述各虚拟变量导入 SPSS20 进行运算, 可以得到 Logistic 回归的参数结果表 4.6 如下。

表 4.6 改进 AHP-Logistic 回归参数结果表

	B	Wald	Df	S.E	EXP(B)	Sig	EXP(B) -95% C.I
X1	-.206	2.158	1	1.002	25.233	0.028	0.035 1.627
X2	2.913	0.034	1	1.147	20.251	0.02	0.127 11.875
X3	-0.83	0.083	1	1.631	19.624	0.001	0.014 15.027
X4	.022	0.173	1	1.488	18.532	0.013	0.026 9.847
X5	.883	1.133	1	1.965	20.069	0.036	0.168 377.076
X6	.561	0.645	1	1.63	17.717	0.011	0.155 91.143
X7	2.428	0.677	1	1.821	16.464	0.023	0.127 157.014
X8	-0.617	0	1	2.025	15.011	0.017	0.013 53.399
X9	.429	0.601	1	1.964	21.221	0.001	0.003 10.334
X10	3.172	0.451	1	1.877	19.285	0.04700	0.005 11.110
X11	.505	0.573	1	1.747	17.586	0.037	0.012 13.485
X12	-1.29	0.485	1	1.544	15.345	0.047	0.135 12.548
X13	.470	1.304	1	1.322	20.391	0.046	0.028 39.657
X14	.883	0.453	1	1.336	1.394	0.044	0.135 14.435
X15	.561	0.457	1	1.897	17.384	0.045	0.145 23.765
X16	7.015	0.465	1	1.834	20.547	0.027	0.065 21.657
AHP1	-1.392	0.657	1	2.765	15.769	0.037	0.126 3.765
AHP2	2.752	0.345	1	1.812	17.576	0.012	0.031 34.546
Constant	-2.807	0.989	1	2.334	18.217	0.027	

$$\ln_y = \ln \frac{p}{1-p} = -2.807 - 0.206 X_1 + 2.913 X_2 - 0.83 X_3 + 0.022 X_4 + 0.883 X_5 + 0.561 X_6 + 2.428 X_7 - 0.617 X_8 + 0.429 X_9 + 3.172 X_{10} + 0.505 X_{11} - 1.29 X_{12} + 0.47 X_{13} + 0.883 X_{14} + 0.561 X_{15} + 7.015$$

$$X_{16} - 1.392 AHP_1 + 2.752 AHP_2 \quad 4-(5)$$

#### 4.4.2 模型拟合优度

表 4.7 Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	1168.932	.598	.798

模型拟合优度可见表 4.7，由表可知，Log Likelihood 检验结果显著。各个解释变量对客户信用状况的影响总体上是显著的。另一方面，Nagelkerke R Square 为 0.798，Cox & Snell R Square 为 0.598，说明该模型可以较好地表示因变量与自变量之间的关系，拟合程度较好。对比表 4.3 可知，AHP-Logistic 模型的拟合优度优于传统的 Logistic 模型。

#### 4.4.3 建模样本检验

采用 0.5 为概率界限，利用 AHP-Logistic 模型判断样本为好客户还是坏客户。建模样本中实际好客户数量为 615 个，被误判为坏客户的数量为 49 个，好客户的错分率为 7.97%。建模样本中的实际坏客户数量为 419 个，被误判为好客户的个数为 37 个，坏客户的错分率为 8.83%。建模样本的总错分率为 8.32%。具体如表 4.8 所示。

表 4.8 建模样本检验表

		实际结果		
		坏客户	好客户	总错分率
预测结果	坏客户	382	49	
	好客户	37	566	
	错分率	8.83%	7.97%	8.32%

#### 4.4.4 模型参数解释

因为加入了 AHP 客户分层结果这一自变量，改进后的 AHP-Logistic 模型的参数值大小上方面与传统的 Logistic 模型有所变动。但由其它自变量没有变化且 AHP 客户分层指标中包含模型所用的 9 个自变量，因此 AHP-Logistic 模型参数值的正负情况基本与传统 Logistic 模型一致，即各个自变量所表示的指标状态对客户信用水平的影响情况与传统 Logistic 的参数解释结果一致。

对于新加入的 AHP 自变量，其中 AHP 客户分层结果为普通客户的参数值为负数，说明如果在客户分层阶段被划分为普通客户，那么会对该客户的被判断为好客户有负面的影响。

由于本文的研究目的是改进传统 Logistic 模型，得到一个拟合优度更高的 AHP-Logistic 模型，并利用该模型的参数值设计客户信用评分表，因此在此不再将重点放在参数结果的解读方面。

#### 4.4.5 保留样本检验

以  $p=0.5$  为好客户和坏客户的概率界限，对保留样本进行预测分类。保留样本中实际好客户数量为 180 个，被误判为坏客户的数量为 23 个，好客户的错分率为 12.78%。保留样本中的实际坏客户数量为 200 个，被误判为好客户的个数为 21 个，坏客户的错分率为 10.5%。保留样本的总错分率为 11.58%。结果如表 4.9 所示。

表 4.9 保留样本检验表

		实际结果		
		坏客户	好客户	总错分率
预测结果	坏客户	169	23	
	好客户	21	157	
	错分率	10.5%	12.78%	11.58%

#### 4.5 本章小结

本章内容主要分为两部分。一是构建传统的 Logistic 模型并重点对参数结果进行了解释，结合模型的拟合优度和参数值的分析得出传统 Logistic 模型所反映出的结果与实际情况相符。二是构建考虑 AHP 客户分层结果后的 Logistic 模型，具体就是依据第三章对客户进行优质客户、普通客户和劣质客户的划分，并将客户的这一分层结果作为一个自变量引入 Logistic 模型得到改进后的 AHP-Logistic 模型。对于改进后的模型，其参数解释结果与改进前在正负值方面基本一致，我们更加关注模型的拟合优度。而改进后的 AHP-Logistic 模型在拟合优度方面比传统 Logistic 模型有所提高，说明对模型的改进有意义。

## 第五章 评分模型的比较分析与应用

### 5.1 三种评分模型的比较分析

对模型精确度的衡量可以通过精分率来确定，分别测评建模样本和检验样本的错分率。精分率不是唯一的指标，在模型的实际操作中，将一个“好客户”错误分为“坏客户”会失去好客户带来的利息收入，将一个“坏客户”错误分为“好客户”所导致的由违约或超恶意透支等带来的更大的损失。我们将前者称为第一类错误，将后者称为第二类错误。第二类错误造成的损失是远大于第一类错误的，因此我们将第二类错误发生的概率大小也作为判断一个模型好坏的一个指标。

本文将从建模样本的错分率、预测样本的错分率、第一类错误与第二类错误的比率以及建模样本与检测样本的检测功效这四个方面对 AHP 分层法、Logistic 回归模型以及 AHP-Logistic 回归模型进行比较分析。建模样本的错分率用来检验模型的分类精准度，预测样本的错分率用来检验模型的稳定性，第一类错误与第二类错误用来检验模型的适用性。

记  $H_0$ : 实际为好客户                       $H_1$ : 实际为坏客户  
 $h_0$ : 判断为坏客户                       $h_1$ : 判断为好客户

定义两类错误概率:

第一类错误:  $\alpha \triangleq P\{H_1|h_0\}$               表示实际为好客户却被判断为坏客户的概率  
 第二类错误:  $\beta \triangleq P\{H_0|h_1\}$               表示实际为坏客户却被判断为好客户的概率

表 5.1 两类错误及检测功效表

	实际为坏客户	实际好客户
判断为坏客户	$1 - \beta$	$\alpha$
判断为好客户	$\beta$	$1 - \alpha$

在应用上述信用评级模型时，我们更关注“实际违约的客户根据评级模型能够识别出是违约的概率”，称之为信用评级模型的检测功效（也称为检测概率）。

检测功效  $\eta \triangleq P\{H_0|h_0\}$

根据以上定义和公式，结合表 3.15、表 3.16、表 4.4、表 4.5、表 4.8 以及表 4.9 可得表 5.2。同时为了更加直观的对三种方法进行比较分析，依据表 5.2 相关数据制作柱状图 5.1、图 5.2、图 5.3 和图 5.4。

表 5.2 模型检测功效对比表

	AHP	Logistic	AHP-Logistic
建模样本错分率	11.7%	14.7%	8.32%
第一类错误	11.06%	13.5%	7.97%
第二类错误	12.65%	16.47%	8.83%
建模样本检测功效 $\eta$	87.35%	83.53%	91.17%
保留样本错分率	16.58%	20.53%	11.58%
第一类错误	16.1%	20.56%	12.78%
第二类错误	17%	20.5%	10.5%
保留样本检测功效 $\eta$	83%	79.5%	89.5%

### 5.1.1 模型的精确度

从建模样本的分类精度来看，三种方法在错分率方面存在较大差异，其中错分率最低的为 AHP-Logistic 模型，仅有 8.32%；而错分率最高的为 Logistic 模型，错分率为 14.7%，两者差值达到了 6.38%；AHP 层次分析法的错分率为 11.7%。由于进入 Logistic 模型做自变量的指标项较少，使得该模型的错分率较高，将 AHP 层次分析法与 Logistic 模型相结合后得到的 AHP-Logistic 模型的错分率大大降低，因此该模型对信用卡客户的识别度更高。

### 5.1.2 模型的稳定性

保留样本的检验是测度模型稳定性的重要方法。依据表 5.2 中的三种方法的建模样本错分率和保留样本错分率制作图 5.1。从图 5.1 可以看出，三种方法保留样本的错分率均高于建模样本。保留样本错分率最低的依然是 AHP-Logistic 模型，其次是 AHP 层次分析法，最高的是 Logistic 模型。从保留样本与建模样本的错分率波动情况来看，波动幅度最大的是 Logistic 模型，两者差值为 15.77%。波动幅度最小的是 AHP-Logistic 模型，其差值为 3.26%。对比三种模型的稳定性可以看出 AHP-Logistic 模型最为稳定。

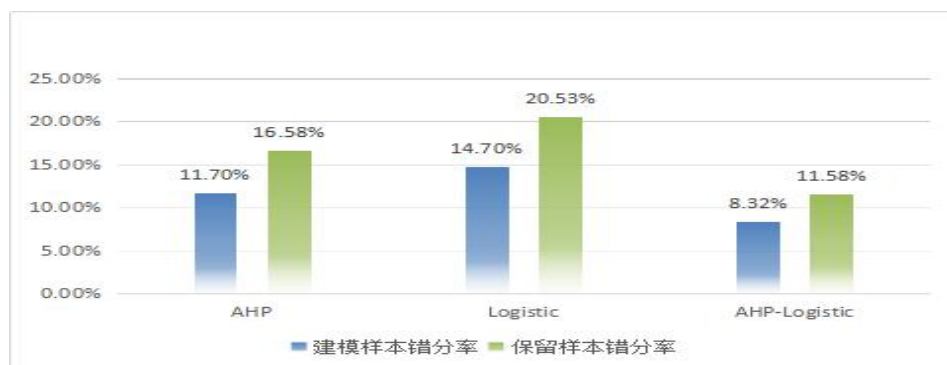


图 5.1 建模样本与保留样本错分率比较

### 5.1.3 模型的适用性

建立评分模型目的是为了帮助银行判断信用卡申请者是好客户还是坏客户，而这三种方法的在实践中都会出现第一类错误和第二类错误。尽管我们无法实际测量这两类错误所造成损失的数值，但通常来讲第二类错误造成的损失更大。因此一般用第二类错误的发生率来衡量模型的适用性。

依据表 5.2 中的三种方法的建模样本的第一类错误和第二类错误制作图 5.2，依据保留样本的第一类错误和第二类错误制作图 5.3。通过图 5.2 和图 5.3 的比较发现，不论是建模样本检验还是保留样本检验，AHP-Logistic 模型的第一类错误率和第二类错误率都远低于 AHP 层次分析法和传统的 Logistic 模型，并且两类错误的波动差值较小，因此它的适用性更好。

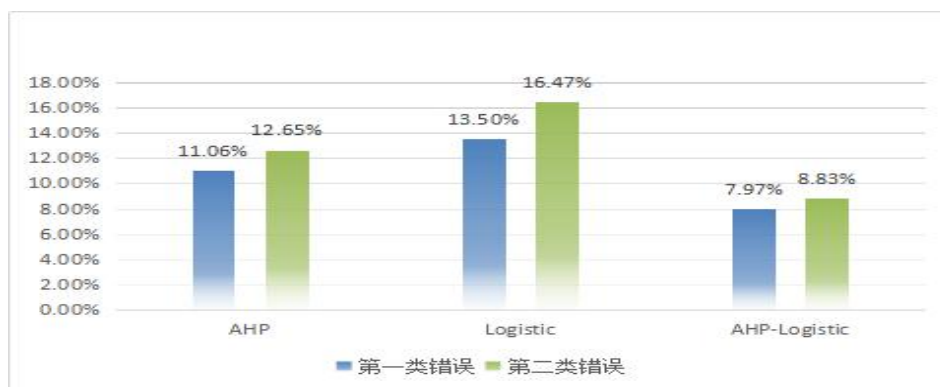


图 5.2 建模样本的第一类错误与第二类错误比较

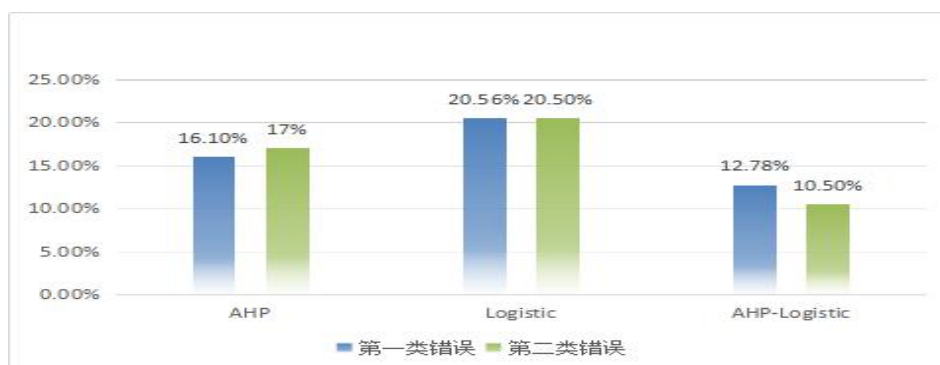


图 5.3 保留样本的第一类错误与第二类错误比较



### 5.1.4 模型的检测功效

银行在对申请者进行筛选时最关注的是对潜在坏客户的筛选，即通过评分模型将坏客户判断为坏客户的概率，也就是模型的检测功效。由表 5.2 中的建模样本与保留样本检测功效制作柱状图 5.4。由图 5.4 可见，AHP-Logistic 的检测功效是三种方法中最高的，建模样本检验对坏客户的识别率达到了 91.17%，保留样本检验中对坏客户的识别率达到了 89.5%。不论是在建模样本还是保留样本中，AHP-Logistic 模型的检测功效均高于另外两种模型的检测功效，对坏客户的识别能力最强。

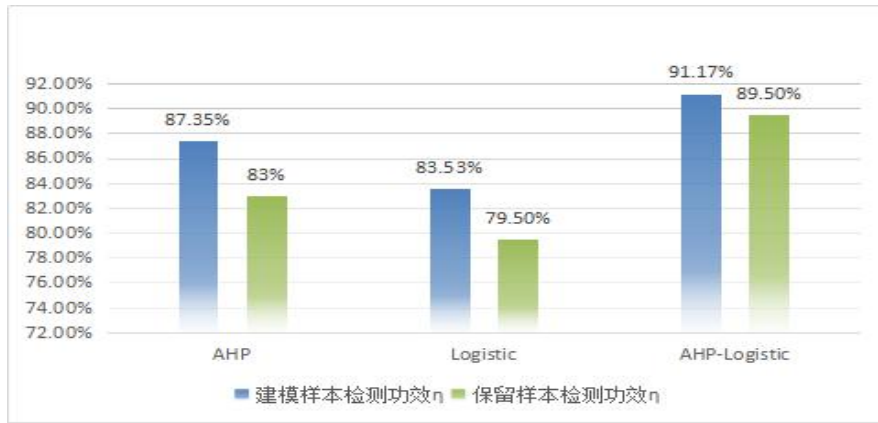


图 5.4 建模样本与保留样本检测功效比较

## 5.2 AHP-Logistic 信用评分表的建立

通过以上改进后的 AHP-Logistic 模型，我们得到了准确率更高的客户信用评价模型，同时我们可以将得到的方程进行转化，由其系数得出一个相应的评分，具体操作步骤如下：

- 1) 确定权重转化成对应分数的公式

$$\text{Score} = \log(\text{odds}) * \text{factor} + \text{offset} = \left( - \sum_{i=1}^n \text{woe} * \beta + a \right) * \text{factor} + \text{offset}$$

- 2) 假设好坏客户的比例为 1:1 时，信用分值为 50 分，那么，

$$\text{Score} = \log(I) * \text{factor} + \text{offset} = 50 \quad \text{then offset} = 50$$

- 3) 当好坏客户比例发生翻倍时，信用分数增加 20，即，

$$\text{Score} + 20 = \log(2) * \text{factor} + 50 = 70 \quad \text{then factor} = 20$$

- 4) 分别代入模型后，得到评分公式：

$$\text{Score} = 20 / \log(2) * \log(\text{odds}) + 50$$

由以上评分公式可以得到个人信用评分,如表 5.3 所示。

表 5.3 AHP-Logistic 个人信用评分表

指标体系		系数	分数
性别	女	0	20
	男	-0.206	19
婚姻	未婚	0	20
	已婚	2.913	28
	个体	0	20
单位类型	民企	0.883	23
	国企	0.561	21
	机关事业	2.482	27
	3000 以下	0	20
每月收入	3-5 千	-6.17	18
	5-8 千	0.429	22
	8 千以上	3.172	29
	25 岁以下	0	20
年龄	25-45 岁	0.505	21
	45 岁以上	-1.29	16
住房情况	租房	0	20
	自有房	0.47	22
	本科以下	0	20
学历	本科	0.055	21
	研究生及以上	1.307	24
其他资产	无其他资产	0	20
	有其他资产	7.015	40
	劣质客户	0	20
AHP 分层	普通客户	-1.392	16
	优质客户	2.752	27

### 5.3 AHP-Logistic 信用评分表的检验

在对客户进行信用评分后,依据客户类型不同将客户的信用得分分为两个总体,即好客户的得分做为一个整体,坏客户的得分做为一个整体。此时两个总体间的距离越大那么说明这个评分系统越好,能够有效地将好坏客户区分开来。因此我们可以用例如 Divergence Statistics 和 Kolmogorov-Smirnov 统计量来度量该模型的统计量。本文采用 Kolmogorov-Smirnov 统计量进行评分表的检验。

对于一个连续特征变量  $X_i$ , 设  $P(s|G)$  是  $X_i$  关于好样本的累计分布函数,

$P(s|B)$  是  $X_i$  关于坏样本的累计分布函数。那么有效性的检验就转换成了验证假设  $P(s|G) = P(s|B)$  是否成立。如果该假设成立,也就是说该评分模型判断出

的好坏客户的概率是一样的，也就是说和自然抽选下的概率一样，该评分模型对好坏客户没有分辨的能力，区分度不明显；如果不成立，也就是说该模型可以有效的区分两者，K-S 检验统计量为：

$$K-S = \max |P(s|G) - P(s|B)| \quad 5- (1)$$

有公式可得 K-S 统计量即为好客户分布函数与坏客户分布函数之间的最大距离。

### 5.3.1 信用评分表 K-S 检验

将总体的信用得分数据导入 SPSS20.0，得结果如下：

表 5.4 单样本 K-S 检验结果

		sum_score
N		3284
Normal Parameters(a,b) Mean		210.40
Std.Deviation		13.007
Most Extreme Difference	Absolute	.116
	Positive	.116
	Negative	-.081
Kolmogorov-Smirnov Z		6.645
Asymp. Sig. (2-tailed)		.000
a Test distribution is Normal.		
b Calculated from data.		

从上表的最后一行可见， $P=0.000 < 0.05$ ，所以拒绝原假设，即  $P(s|G) = P(s|B)$  不成立，即基于 AHP-Logistic 的评分表具有较好的区分度。

### 5.3.2 信用评分表 K-S 统计量

下面将通过图表的形式来更加明显的区分好坏样本的区分度。下表 5.5 是总体样本进行评分后的得分分布。得分按照由低到高排列并且每 3 分划分为一个组别。最后一列中的区分度百分比是用其前两列的数据做差而得。

表 5.5 总样本信用分数分布表

分数段	好样本数	坏样本数	累计好样本数	累计坏样本数	累计好样本百分比	累计坏样本百分比	累计客户数百分比	区分度百分比
188-190	0	37	0	37	0.00	2.25	1.13	2.25
191-192	2	39	2	76	0.12	4.63	2.38	4.51
193-195	7	352	9	428	0.55	26.07	13.31	25.52
196-198	9	283	18	711	1.10	43.30	22.20	42.20
199-201	38	435	56	1146	3.41	69.79	36.60	66.38
203-205	54	229	110	1375	6.70	83.74	45.22	77.04
206-208	121	151	231	1526	14.70	92.94	53.50	78.87
209-211	147	64	378	1590	23.02	96.83	59.93	73.81
212-214	169	33	547	1623	33.31	98.84	66.08	65.53
215-217	194	12	741	1635	45.13	99.57	72.35	54.45
218-220	131	6	872	1641	53.11	100.00	76.52	46.83
221-223	156	1	1028	1642	62.61	100.00	81.30	37.39
224-226	139	0	1167	1642	71.07	100.00	85.54	28.93
227-229	155	0	1322	1642	80.51	100.00	90.26	19.49
230-232	78	0	1400	1642	85.26	100.00	92.63	14.74
233-235	73	0	1473	1642	89.71	100.00	94.85	10.29
236-238	74	0	1547	1642	94.21	100.00	97.11	5.79
239-241	45	0	1592	1642	96.95	100.00	98.48	3.05
242-244	34	0	1626	1642	99.03	100.00	99.51	0.97
245-247	14	0	1640	1642	99.88	100.00	99.94	0.12
248-250	1	0	1641	1642	99.94	100.00	99.97	0.06
250+	1	0	1642	1642	100.00	100.00	100.00	0.00

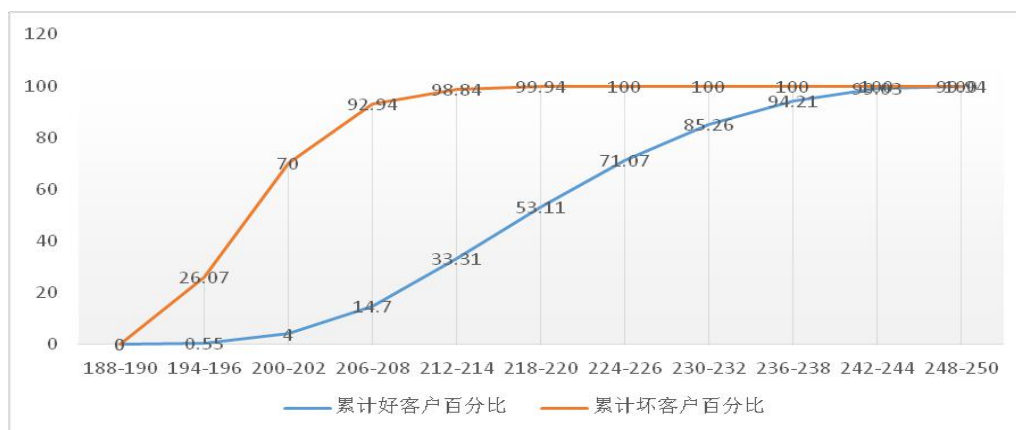


图 5.5 好、坏客户累计百分比

图中给出了好坏客户累计百分比分布，通过两条曲线间垂直距离，我们可以看出样本的区分度。由 K-S 统计量的定义可知，两者之间的最大距离就是 K-S 统计量的值，由图中可知，在 202-204 分数段上，两条曲线的垂直距离达到了最大，因此 K-S 统计量的值为 80.09。

图中位于上方的曲线是累计坏客户百分比，该曲线在 206-208 以下的低分数区间内的上升速度快，而在之后的高分区间的几乎保持不变，在 208 分数附近达到峰值。图中位于下方的曲线是累计好客户的百分比，该曲线的变动趋势与累计坏客户百分比相反，在低分区间增长缓慢，在高分区间增长较快。我们将累计坏客户的百分比达到峰值时都得 208 作为是我们对样本进行好坏判断的一个参考标准。

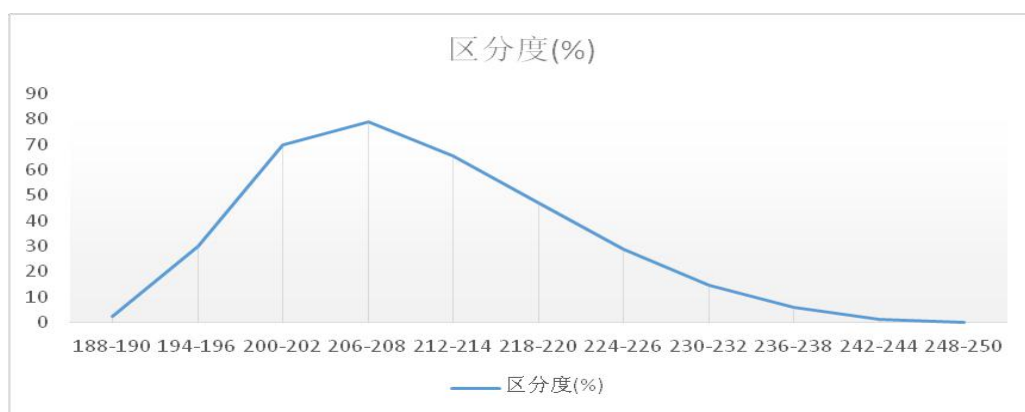


图 5.6 总样本统计区分度

## 5.4 AHP—Logistic 信用评分表的应用

根据本研究模型得到如下基于 AHP—Logistic 评分模型的信用分值与信用等级表，以 200 分作为设定的标准线。得分最高为 258 分，最低为 188 分。根据表 5.3 可以看到总体信用评分的分数分布，我们将得分情况划分为以下七个信用等级水平如表 5.6 所示。

表 5.6 AHP—Logistic 评分模型信用分值与信用等级		
信用得分（分）	信用等级	说明
>224	AAA	没有任何信用风险
218-223	AA	有一定信用风险
209-217	A	有较大信用风险
206-208	BBB	信用风险发生的可能大于 50%
199-205	BB	信用风险很大
193-198	B	信用风险非常大
<192	C	绝对信用风险

由表可见，与仅基于 AHP 层次分析法得到的评分表相比，将 AHP 与 Logistic 模型相结合后得到的 AHP-Logistic 模型，由该模型得出的评分表对客户信用风险状况的分类更加详细，弥补了 AHP 分层的不足，对各个层次的客户的信用状态进行了有效的地区分，有利于加强对信用风险的防范。

## 5.5 本章小结

本章主要包括两部分。

一是对前文三种评分方法进行比较，结合模型的建模样本检验和保留样本检验，通过错分率和两类错误，对模型的分类精确度、稳定性、适用性和检测功效这四个方面进行了分析比较，并发现改进后的 AHP-Logistic 模型优于另外两种方法。

二是将 AHP-Logistic 模型的自变量得参数值进行线性转化，得到一个直观的分数值并制作评分表。这样银行能够更加直观的了解客户的信用状况以及决定是否发放信用卡，使得 AHP-Logistic 模型得到了实践应用。

## 第六章 结论与展望

### 6.1 结论

随着我国经济的快速发展，信用卡的发行量也日益增大，信用卡的风险防范和管理的要求也越来越高。对客户进行信用评价时使用先进的评分模型，将客户的信用风险进行量化，根据客户的信用评分情况来确定客户的风险等级进而决定是否发放信用卡以及授信额度。这种评分机制有利于商业银行对信用卡等信贷业务的风险防范，提高信用卡业务的利润率。

本文的主要研究成果如下：

1) 初步构建起了一个用于银行客户分层的信用指标三层 AHP 模型，将评分总指标借助“个人基本情况”、“经济情况”和“信用情况”二级指标分解为 19 项可观测指标项，并构建相应的评分一览表。利用 AHP 模型和专家成对比较判断矩阵分析，可以对客户信用情况进行主观性评价。基于该分层法的客户评分表，借助 AHP 综合评价结果将客户分为优质客户、普通客户和劣质客户。

2) 比较目前常用的各种评分模型基础上，将基于 AHP 主观性评价和 Logistic 回归客观性评价相融合，可以进一步提高评分模型功效。经过对比分析后将两者相结合提出 AHP-Logistic 模型，在模型的稳定性、精确性以及实用性方面相比于传统的 Logistic 模型，改进后的 AHP-Logistic 模型在各个方面的表现都优于前者。

3) 本文以 M 商业银行的信用卡客户资料作为数据来源，同时征求了专家的主观性经验判断。初始时 AHP 和 Logistic 回归模型考虑的影响因素指标基本相似，但 AHP 方法确定的因素指标权重是建立在专家主观判断的基础上得到的。而 Logistic 回归模型则建立在各影响因素和信用卡“发放/未发放”关系基础上通过参数估计得到的，是一种客观性判断方法。改进后 AHP-Logistic 模型实质上是一种主、客观相结合评价方法，这样的评分模型有较好的精确度和稳定性。

### 6.2 不足和展望

1) 研究所用的数据涉及到客户的隐私，为遵守为客户保密的原则，本文用的来自 M 商业银行的客户资料均隐去了姓名、联系方式等，尽可能使用了分类数据，以保护银行客户个人信息安全。同时同时相对于我国当前 7.2 亿的信用卡用户总量，本文用于研究建模的样本来自于一个银行营业网点，数量代表性可能不足。因此，在后续的研究中仍然需要收集更多的客户资料用于建模，数据越多越有利于提高模型的准确性和稳定性。同时对于坏客户的研究方面我们只能获得他有违约记录这一项信息，而对于具体的违约数额方面因涉及银行的商业机密，因此难以获得这类数据，导致无法对坏客户进行深入的研究。

2) 由于在应用 AHP 综合评价进行客户分层时考虑了各种候选因素, 将 AHP 分层结果引入 Logistic 模型中时可能会存在 AHP 和其它因素近似共线问题, 本文改进 AHP-Logistic 回归模型中用逐步回归法重新选择了新的解释变量, 同时 AHP 用了两个客户分层后的虚拟变量表示, 以避免多重共线性带来参数估计有效性问题。不过, 本文改进后 AHP-Logistic 回归模型主要目的在于为信用卡“发放/不发放”提供借鉴, 更看中改进模型的整体拟合优度, 从这个目的看论文提出的改进 AHP-Logistic 模型是实用的。在后续研究时可以考虑引入有序多分类 Logistic 模型, 将客户信用评价分为“高”、“较高”、“一般”和“低”四个风险等级, 更符合实际情况。

3) 现在是大数据时代, 随着云时代的到来, 大数据也吸引到了越来越多的关注, 大数据的应用也越来越彰显它的优势, 应用的领域也越来越大, 电子商务、O2O、物流配送等, 各种利用大数据进行发展的领域正在协助企业不断发展新业务, 创新运营模式。因此, 银行业的信用卡业务方面也需要与时俱进, 引入大数据和数据挖掘, 通过分布数据收集和大数据分析, 更加准确的对客户的信用风险做出合理的识别, 降低银行的信用风险。



## 参考文献

- [1] Rudolph.Smith.Business cycle and credit risk modeling with jump risks [J] ,Journal of Empirical Finance, 2016,(39):15-36
- [2] Ameni.Ghenimi.The effects of liquidity risk and credit risk on bank stability: Evidence from the MENA region Borsa Istanbul [J], Review, 2017,(17):238-248
- [3] Adam G.Walkea.Risk-based loan pricing consequences for credit unions [J], Journal of Empirical Finance , 2018,(47) :105-119
- [4] Baah Aye Kusi . Bank credit risk and credit information sharing in Africa: Does credit information sharing institutions and context matter? [J] ,Research in international Business and Finance,2017,(42):1123-1136
- [5] Michael Pedersen Credit risk and monetary pass-through—Evidence from Chile [J], Journal of Financial Stability, 2018,(36):144-158
- [6] Peter.Kolarov.The New Model of Customer Segmentation in Postal Enterprises [J] ,Procedia-Social and Behavioral Science, 2016,(230): 121-127
- [7] Satoshi.Nakano. Customer segmentation with purchase channels and media touchpoints using single source panel data [J] ,Journal of Retailing and Consumer Services, 2018,(41) :142-152
- [8] María .Teresa. Customer segmentation in e-commerce: Applications to the cashback business model [J] ,Journal of Business Research , 2018 ,(36):407-414
- [9] Thomas.L.Saaty. Relative Measurement and its Generalization in Decision Making: Why Pairwise Comparisons are Central in Mathematics for the Measurement of Intangible Factors - The Analytic Hierarchy Process [J], Review of the Royal Spanish Academy of Sciences, 2008 ,(2):251-318.
- [10] Polat.Cansu. A new approximation for risk assessment using the AHP and Fine Kinney methodologies [J], Safety Science, 2017,(91):24-32
- [11] Zeynep. Didem. Assessment of techno-entrepreneurship projects by using Analytical Hierarchy Process (AHP) [J] ,Technology of Business Research , 2018,(47):2742-67
- [12] Oliver.Gottfrie.SWOT-AHP-TOWS analysis of private investment behavior in the Chinese biogas sector [J], Journal of Cleaner Production,2018,(184):632-647
- [13] Shawn.Rodriguez.The Study of Credit Scoring Model Based on Group Lasso [J], Procedia Computer Science,2017,(122):677-684
- [14] Christopher.Elton.A novel heterogeneous ensemble credit scoring model based on bstacking approach [J], Expert Systems with Applications, 2018,(47):123-132
- [15] Goddard.Ford Dynamic ensemble classification for credit scoring using soft probability

- [J], Applied Soft Computing, 2018, (65):139-151
- [16] Alvin.Norton.A novel ensemble method for credit scoring: Adaption of different imbalance ratios [J], Expert Systems with Applications, 2018,(98):105-117
- [17] Reynold.Simon.Technology credit scoring model with fuzzy logistic regression [J], Applied Soft Computing, 2016,(43):150-158
- [18] Ha.Kim.Technology credit scoring model with fuzzy logistic regression [J], Applied Soft Computing, 2016, (43):150-158
- [19] Bancroft.Francis.A deep learning approach for credit scoring using credit default swaps [J], Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017,(65) :465-470
- [20] 刘先瑞. 浅谈信用卡的风险防范及化解 [J]. 中国信用卡, 2000,(12) : 34-42.
- [21] 高伶. 银行信贷风险管理研究 [J]. 中国信用卡, 2005,(5) : 27-29.
- [22] 周宏亮, 穆文全编著: 《信用卡风险管理》. 中国金融出版社 2007 年 9 月.
- [23] 柴洪峰. 网络时代的银行及银行卡产业的走向[J]. 中国信用卡, 2008,(5) :15-18
- [24] 洗利. 试论信用卡风险管理的系统化对策 [D]. 广州. 暨南大学, 2009
- [25] 弋涛. 信用卡风险管理研究 [D]. 西南财经大学, 2015
- [26] 王淳, 史旭 信息技术在商业银行信用风险管理中的应用 [J]. 金融论坛, 2015,(8):21-23.
- [27] 陈艳. 数据挖掘在信用卡信用风险管理中的应用 [J]. 经济研究, 2017,(3):14-17.
- [28] 彭艳艳. 商业银行客户价值综合评价及分类研究[J]. 金融理论与实践, 2009,(6): 46-48.
- [29] 许南征. 关于银行个人高端客户的营销与维护[J]. 财经界:学术版, 2015,(4): 27-28.
- [30] 王绍辉. 对消费信贷中个人信用评价方法的探索[D]. 北京:对外经济贸易大学, 2016.
- [31] 覃可彪. 层次分析法在个人信用卡风险分析与评价中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006,(11):36-39.
- [32] 丁明智, 刘传哲. 基于 AHP 的商业银行个人信用模糊综合评价模型[J]. 经济与管理, 2005,(1):49-52.
- [33] 李欣. 商业银行客户细分模型的建立与应用[J]. 统计与决策, 2008,(9):144-146.
- [34] 石庆焱, 靳云汇. 个人信用评分的主要模型与方法综述 [J]. 统计研究, 2003,(8):36-39.
- [35] 石庆焱, 靳云汇. 多种信用评分模型在中国应用的比较研究[J].统计研究, 2004,(6):43-47.
- [36] 张丽娜, 赵敏. 我国商业银行个人信用评分指标体系分析[J]. 市场周刊, 2007,(8):115-117.
- [37] 张成虎, 李育林, 吴鸣. 基于判别分析的个人信用评分模型研究与实证分析[J]. 大连理工大学学报社会科学版, 2009,(1):10-14.
- [38] 向晖, 杨胜刚. 个人信用评分关键技术研究的新进展[J]. 财经理论与实践, 2011,(4):20-24.
- [39] 汪晶瑶. 信用评估的常用方法浅析[J]. 时代金融, 2013,(15):37-39.
- [40] 储蕾. 基于 BP 神经网络和 SVM 的个人信用评估比较研究[D]. 复旦大学, 2014.
- [41] 李旭升, 郭耀煌. 基于贝叶斯网络的个人信用评估模型[J]. 统计与决策, 2006,(20):13-15.

- [42] 庞素琳, 巩吉璋. C5.0 分类算法在银行个人信用评级中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2009,(12):94-104.
- [43] 姜明辉, 许佩. 个人信用评分模型的发展及优化算法分析[J]. 哈尔滨工业学学报, 2015,(5):40-45.
- [44] 左子叶, 朱扬勇. 基于数据挖掘聚类技术的信用评分评级[J]. 计算机应用与软件, 2004,(4):1-4.
- [45] 高民. 信用评分模型的开发及 probit 回归在模型中的应用[D]. 山东大学, 2012
- [46] 吴园园. 基于 AHP 与聚类分析的信用卡客户细分[J]. 中国管理信息化, 2010,(13):61-64.
- [47] 方匡南, 吴见彬. 信贷信息不对称下的信用卡信用风险研究[J]. 经济研究, 2010,(45):97-107.
- [48] 花蓓. 基于数据挖掘技术的信用卡审批模型研究[J]. 计算机工程与设计, 2008,(11):89-91.
- [49] 冯振涛, 冯梦媛. 基于 AHP 的信用卡评分模型研究[J]. 金融理论与实践, 2016,(9):74-77.
- [50] 龙绪密, 尹莉媛. 商业银行信用卡业务个人信用评估模型研究[J]. 经济研究, 2012,(02):56-64.
- [51] 臧皓楠, 张启文. 基于 Logistic 模型的信用卡风险管理研究[J]. 商业经济, 2012,(13):24-25.
- [52] 李建平, 徐伟宣. 基于主成分线性加权综合评价的信用评分方法及应用[J]. 系统工程, 2004, (08):64-68.
- [53] 翟凌慧, 马少平. 银行信用卡分类挖掘数据的预处理[J]. 计算机工程, 2003,(11):195-197.
- [54] 程波, 贾国柱. 改进 AHP-BP 神经网络算法研究——以建筑企业循环经济评价为例[J]. 管理评论, 2015,(01):36-47.
- [55] 杨建斌. Fisher 判别法在企业财务危机预警中的应用[J]. 会计之友, 2011,(13):76-78.
- [56] 钱争鸣, 李海波, 于艳萍. 个人住房按揭贷款违约风险研究[J]. 经济研究, 2010,(14):143-152.
- [57] 刘晓蕊. 信用卡风险类型与管理[J]. 中国金融, 2012,(18):71-72
- [58] 尤晓明. 后金融危机下信用卡业务的风险防范[J]. 中国信用卡, 2010,(6):53-56
- [59] 周科. 基于商业银行视角的公司客户分层方法[J]. 金融理论与实践, 2014,(10):45-47
- [60] 潘沁. 风险主导型商业银行客户分层模型研究[J]. 金融会计, 2016,(11):51-57
- [61] 周科. 商业银行公司客户分层方法及应用[J]. 上海金融, 2015,(1):94-99
- [62] 白云峰, 毕强. 美国个人信用评分体系研究及启示[J]. 现代管理科学, 2010,(12):32-34+38
- [63] 肖进, 刘敦虎, 顾新, 汪寿阳. 银行客户信用评估动态分类器集成选择模型[J]. 管理科学学报, 2015,(3):114-126
- [64] 王磊, 范超, 解明明. 数据挖掘模型在小企业主信用评分领域的应用[J]. 统计研究, 2014,(10):89-98
- [65] 石庆焱. 一个基于神经网络—Logistic 回归的混合两阶段个人信用评分模型研究[J]. 统计研究, 2005,(5):45-49

- [66] 李金柱,唐霞,余晨,彭依校. 一种基于改进 AHP 的电信企业信用评分模型[J].通信技术,2017,(11):2549-2553
- [67] 周少飞,王亮. 基于 AHP 层次分析法的中小企业信用评级模型构建[J].征信,2014,(5):38-42

## 攻读学位期间的研究成果

[1] 盲评. 中美国债市场比较研究[J]. 福建质量管理, 2018(6):67-69.

## 致谢

首先感谢我的导师和各位评审老师，在你们的辛苦付出和指导下，我的论文才得以顺利完成。在选题、结构组织、写作等阶段得到了各位老师的宝贵建议和指正，许多不足之处得到改正，在此表示由衷的感谢。在近三年的研究生学习生涯当中，我的导师所具备的理论修养、严谨求实的治学态度、谦和宽厚的处世风范，使得我在学业上受益匪浅的同时还学到了很多做人的道理。

其次，在青岛大学经济学院求学的七年里，感谢经济学院所有老师对我的关怀教育。感谢我的同门王同学和马同学对我的帮助，感谢她们对我的论文从不同的角度给出了宝贵的建议，与大家的讨论使我深受启发。

最后，感谢我的父母对我学业的默默支持和无私的付出。感谢他们在我找工作与写论文期间一直给予我精神上支持和鼓励，我取得的每一份成绩都离不开他们的付出与关怀。

感恩！感谢！

## 学位论文独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文系本人在导师指导下独立完成的研究成果。文中依法引用他人的成果，均已做出明确标注或得到许可。论文内容未包含法律意义上已属于他人的任何形式的研究成果，也不包含本人已用于其他学位申请的论文或成果。

本人如违反上述声明，愿意承担由此引发的一切责任和后果。

论文作者签名：  日期：2018 年 5 月 31 日

## 学位论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的学位论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为青岛大学。

本学位论文属于：

保密 ☐，在 \_\_\_\_\_ 年解密后适用于本声明。

不保密 ☒。

（请在以上方框内打“√”）

论文作者签名：  日期：2018 年 5 月 31 日

导师签名：  日期：2018 年 5 月 31 日

（本声明的版权归青岛大学所有，未经许可，任何单位及任何个人不得擅自使用）