

信用风险违约概率测度模型研究进展

熊正德^{1,2}, 张帆¹

(1. 湖南大学工商管理学院, 湖南长沙 410082;

2. 湖南省两型社会与生态文明协同创新中心, 湖南长沙 410082)

摘要: 随着我国债券市场和信贷市场违约事件频发, 商业银行不良资产率成为了政府和银行业关心的核心问题。根据巴塞尔新资本协议的规定, 对于采用内部评级法的商业银行, 计算贷款和贷款组合的违约概率是商业银行实施内部评级法的关键步骤。本文通过对违约概率测度模型进行梳理和述评, 通过对模型在我国的适用状况进行了比较分析以及完善, 指出 Logistic 模型在我国具有较强的适用性。最后, 本文提取了结合聚类分析技术的 Logistic 模型, 并对违约测度模型的发展的一般趋势做了概述。

关键词: 信用风险; 违约模型; 违约测度; Logistic 模型

中图分类号: F832.42 **文献标识码:** A

1 引言

对信用贷款违约风险进行有效评估和测度是商业银行提高其经营管理水平的核心要务, 也是巴塞尔新资本协议对于采用内部评级法的商业银行所要求的关键内容。不同信贷资产和信贷资产组合的违约风险测度是商业银行计算风险预期损失、经济资本以及风险调整收益率 (RAROC) 的基础。信用风险违约测度已有几百年发展历史, 西方商业银行已建立起了系统的风险管理体系。在这几百年历史中, 信用风险测度方法先后经历了主观评价法、经济计量分析、非参数模型、现代风险测度量化模型以及混合模型。

2 信用风险测度模型发展演变

信用风险测度是随着信用交易的产生而产生的, 并随着金融理论、金融市场、统计理论以及计算机技术的发展而发展。早期的信用风险主要是以信贷专家的个人判断为依据; 此后, 随着金融理论和统计理论的发展, 以企业财务数据为基础的经济计量模型被引入的风险测度理论中, 并取得了良好的效果; 80 年代后期, 受拉美主权债务危机等其它金融危机的影响, 对风险量化模型提出了更高的要求, 融合统计知识和计算机快速计算能力基础之上的非参数模型成为预测复杂信用问题的有效方法; 此后, 以宏观经济理论、期权理论等为基础的现代风险测度模型成为了主流的信用风险测度模型, 并得到了广泛的运用。进入 21 世纪以来, 随着信用交易规模持续扩大, 数据量也越来越多, 为进一步提高模型违约识别率, 降低违约损失, 以单一模型为基础的混合模型逐渐受到学者重视。

2.1 专家判断法

专家判断法即专家系统 (Expert System), 是商业银行在长期经营信贷业务、承担信用风险过程中逐步发展并完善起来的传统信用风险分析方法。该方法依赖于高级信贷人员和信贷专家自身的专业知识、技能和丰富的实践经验, 运用各种专业性的分析工具, 在对各种关键的变量进行分析和评价的基础上根据主观判断来综合判断信用风险大小的分析系统。一般而言, 该方法主要从两方面因素对信用风险进行判断, 一是与借款人相关的信息; 二是与市场相关的信息。Caouette 详细的阐述了专家判断法中所采用的财务变量和行业变量^[1]。

专家系统的明显的缺陷在于将授信专家的经验 and 判断作为信用风险分析和决策的主要基础,这种主观性很强的方法带来的一个突出的问题是对信用风险的分析缺乏一致性,使得商业银行的信贷政策在实际操作过程中因为专家意见不一致而失去意义,同时,该方法也不利于商业银行对信用风险进行量化管理。20 世纪 60 年代末至 70 年代初,由于数理统计和计算机技术的发展,一些量化模型被引入到信用风险管理领域,现代信用风险度量模型已慢慢取代了传统的基于经验判别的方法,逐渐过渡到以数据为驱动、以数学模型和统计方法为基础的量化模型。

2.2 经济计量模型

Fitzpatrick 是最早将经济计量方法应用到信用风险违约预测中,他通过对 19 家企业的财务数据指标进行比较与剖析后,提出企业财务状况特征对违约概率有着显著的影响^[2]。此后 Fisher 利用将样本总体进行分组判断的方法,提出了判别分析这一测度概念,为线性判别模型的提出奠定了基础^[3]。William Beaver 通过应用单一财务比率模型,以企业财务比率来预测企业经营失败,对 1954-1964 年期间 79 家经营失败的美国企业按 1:1 的比例对应的遴选了 79 家成功经营的企业,对 14 个财务比率指标在经营失败企业与经营正常企业在失败前 5 年的财务指标的差异化程度进行比较分析,研究发现资产负债率、资产报酬率是预测企业经营失败的最佳指标^[4]。William Beaver 用单一财务比率指标来判断企业的经营风险存在着一个严重的问题,即对同一家的企业利用不同的财务数据指标进行风险预测时,不同的财务数据指标可能会给出不同的违约判断结果。因此,用单变量模型来评价企业信用风险时,会因为不同的财务变量给出不同的违约判断结果,所以用单变量模型作为信用风险违约判断模型难免会出现差异,让人无法抉择。但是企业财务数据指标能够识别企业违约差异则是事实,因此后来学者的研究多偏向于多变量线性回归分析。

Edward I Altman 是最早用多元判别分析技术对企业的财务危机进行预测研究的学者。多元判别分析基本原理是:假设企业未来的违约情况是由企业当前的财务变量所决定,通过把违约企业与正常企业的财务变量作为自变量,以使组间距离最大化为目标的违约判断线性组合,最终得到了以 5 个财务变量为自变量的多元线性判别模型,即 Z-score 模型。Z-score 越大表明公司的违约风险越小;与此相反,Z-score 越小则表明企业的违约风险越大;而当 Z-score 落入 1.81 与 2.99 这个区间段时,该方法很难对企业的违约风险进行辨别,这也表明企业的财务状况在此区间内表现不够稳定,模型辨别能力减弱^[5]。Edward I Altman 在 1977 年对 Z-score 模型做了改进,构建了 ZETA 信用评分模型^[6]。这一模型推出后便为众多金融机构所采用,这也直接说明了该模型在违约预测中有较好的预测准确率。Z-score 和 ZETA 违约测度模型都以企业的财务变量作为自变量建立违约预测模型,因为这两种模型的所计算结果能较好的反映企业在借款期间内的经营变化状况,进而反映企业的还款能力及信用状况。同时该模型易于操作性,且具有普遍的适用性以及较强的风险预测能力,因而成为当时预测企业是否会发生信贷违约或是破产的重要测度方法之一。线性判别模型最大的优点在于其计算方法比较简单,需要的数据量较少且容易获得。但是财务变量存在一定的时间滞后性且无法很好的对企业未来的业绩进行评价,使得该模型对于违约的预测存在着一定的局限性。此外,该模型只是通过划分违约区间来判别违约的发生,无法动态的反映出企业未来违约概率的变化情况。企业信贷违约概率值还需要通过 logit 函数和 probit 函数对线性函数进行转化,从而进行具体的计算。另外,线性判别模型还假设财务指标的数据的分布特征服从正态分布和等协方差的特点,也给其带来了一定的局限性。

为了放宽对企业财务数据指标服从正态分布、等协方差的假定条件,James A Ohlson

通过将 1970-1976 年 105 家破产企业作为违约样本, 2058 家正常企业作为正常样本进行违约预测, 通过利用假设条件较为宽松的 Logistic 回归方法来构建违约测度模型, 实证研究表明短期流动性、企业规模、资产报酬率和资本结构对违约有显著影响, 其预测准确率达到 92%^[7]。Logistic 违约测度模型的基本原理是对已有企业进行 0 (违约) -1 (正常) 分类, 并筛选信用风险评价指标作为违约测度的前因变量, 将客户违约概率设为 P , 对 $\ln(p/(1-p))$ 做 Logit 变换, 建立非线性回归方程模型。实践证明, Logistics 回归模型对二分类结果有着比较良好的判别效果, 且在违约概率 (PD) 计算中有较好的应用性。从 20 世纪 80 年代起, 该模型已逐步成为了风险违约概率测度的一种主流模型。Kolari 应用 Logistic 违约测度模型对 1989-2002 年间美国经营失败的商业银行进行破产分析测度, 实证结果说明 Logistic 模型拥有良好的风险判断能力^[8]。Logistic 模型的优点在于对解释变量的假设条件没多元线性回归那么严格, 可以对每个变量的违约影响进行显著性检验, 但是该方法对中间领域的判别敏感性较强, 导致判别结果的不稳定^[9]。

但是, 众多学者在对模型进行比较分析后, 发现 Logistic 模型具有较强风险识别能力、违约预测精度较高且可有效解释公司财务状况。吴世农和卢先义分别利用 Fisher 线性判定分析、多元线性判断分析以及 Logistic 回归分析方法对上市公司财务困境进行预测, 实证研究结果显示, 对同一信息而言, Logistic 预测模型的误判率最低^[10]。陈收等应用多元判别分析技术和神经网络技术对上市企业财务困境进行预测, 实证结果显示两种方法都有较好效果, 神经网络技术无明显优势, 财务报表能提供预测财务困境的大量信息^[11]。李志辉和李萌利用在银行有过贷款的上市公司财务信息和违约数据分别构建线性判别模型和 Logistics 模型, 实证结果表明 Logistic 模型是较为理想的信用风险识别模型^[12]。韩岗对上述国外主流信用风险测度模型进行比较研究的基础上, 分析了其各自的特性与适用性, 结合我国国情与中资银行的特点, 建议在国内推广使用 Logistic 模型^[13]。刘祥东和王未卿对贝叶斯判别方法、Logistic 回归模型和 BP 神经网络模型在信用风险中的识别能力进行比较, 发现贝叶斯判别法和 Logistic 回归模型可识别重要财务指标、有效解释公司财务状况, 而 BP 神经网络则缺乏对信用风险识别结果的解释能力^[14]。因此, Logistic 对于一些资本市场机制尚不完美的国家而言, 具有较强的适用性。

为了进一步加强 Logistic 模型违约预测的准确率, 众多学者对 Logistic 违约测度模型做了进一步的分析并完善。学者梁琪指出, 我国上市公司的信用数据具有高维性并且指标之间存在高度线性的特点对 Logistic 模型的回归结果的准确性产生负面影响, 因而引入了主成分分析方法对相关风险指标进行降维处理, 实证结果表明结合主成分分析的 Logistic 回归模型在解释和违约预测准确率等方面均优于简单的 Logistic 模型^[15]。任若恩等针对 Logistic 模型容易出现 Cramer 问题提出了边界 Logistic 违约率模型, 并发现 Bayes 边界 Logistic 违约率模型不仅能够克服 Cramer 问题, 而且对临界值不敏感, 同时预测效率也相对提高^[16]。由于仅将违约分成 2 种状态过于简单, 彭建刚等以我国贷款五级分类为基础, 使用有序多分类 Logistic 模型对初始违约概率的测算做了有价值的探索^[17]。针对 Logistic 模型的违约与正常样本比例和判断违约的临界点的问题, 石晓军等基于我国的实际情况, 设计了 15 种典型的情形, 通过实证比较的方法得出 1:3 左右的样本配比与 0.647 的临界点比较适合我国的情况^[18]。Logistic 违约预测模型得到了进一步的完善, 使其具有更好的适用性。

2.3 非参数模型

20 世纪 80 年代以来, 由于布雷顿森林体系解体, 全球经济一体化推动了全球金融市场的快速发展, 汇率风险逐渐成为市场的主要风险之一。此后, 大量金融衍生产品的开发在给

市场提供规避风险、套期保值的同时,也给市场带来了大量的融资机会。然而,由于金融衍生产品是以杠杆进行交易,其不确定性放大了风险,从而使金融市场整体风险加剧,过去的统计分析方法难以满足日渐复杂的信贷市场的需要,计算机技术以及人工智能等技术的发展为风险的量化管理提供了好的解决思路。人工智能技术如专家系统、分类树、神经网络等被逐渐引入到信用风险评估中,其中以神经网络模型为典型代表。神经网络技术在分类、自动控制、预测以及模式识别等方面表现出了优良的效果,尤其是在处理任何种类数据方面,优于许多传统的统计学方法。与非线性判别模型相类似,神经网络模型对样本的数据分布要求较为宽松,也不用详细的阐述前因变量与因变量之间的函数关系。该方法通过机器学习技术,能够从未知模式的大量复杂数据中发现其规律。王春峰和万海晖指出,神经网络方法克服了传统分析过程的复杂性及选择适当模型函数形式的困难,它是一种自然的非线性建模过程,不需要分清存在何种非线性关系,从而给建模与分析带来了极大的便利^[19]。Odom和Sharda首先将神经网络这一人工智能技术用于企业财务问题预测研究,研究结果显示与线性判别模型相比神经网络模型能更好的识别出处于财务困境的企业^[20]。Altman以意大利的企业为研究对象,将5个财务变量作为模型输入变量,分别运用类神经网络和判别分析进行建模分析,实证结果表明相比判别分析模型而言神经网络模型拥有更好的违约测度能力^[21]。此外,Lundy运用聚类分析方法对消费贷款申请者的信用进行评估^[22]。Hu和Wang研究证明,聚类分析的精确性要优于人工神经网络^[23]。Tam等运用K近邻判别对样本进行分类研究,经过与神经网络模型进行比较,发现其分类结果的准确性不如神经网络模型^[24]。以上研究表明,聚类分析和神经网络模型是较好的非参数预测模型,并且其对样本数据分布没有要求。

2.4 现代风险测度量化模型

(1) Credit metrics模型。该模型是J.P摩根银行在1997年联合美国银行、德意志、摩根大通、瑞士银行公司以及KMV公司一起开发的一种信用风险量化模型,它根据信用转移矩阵的来计算企业的违约概率^[25]。该模型是以KMV、标准普尔和穆迪的信用评级矩阵为基础,在资产组合、VaR等理论和方法条件下,运用VaR框架,对贷款以及非交易资产进行估价和风险计算。通过计算不同行业、不同信用等级债务人在不同商业周期内从一个信用等级跃迁到另一个信用等级或发生违约的转移概率矩阵表。Credit metrics模型具有比较广泛的适用范围,它几乎将所有的传统信贷产品包含在内,但是其在违约计算过程中比较依赖于信用评级转移矩阵,因此实际运用时要求机构建立起较为完善的信用评级体系和大量的企业历史数据。

(2) KMV模型。该模型由KMV公司开发的一种以股票价格变化来动态反映企业违约可能性大小的方法^[26]。KMV模型的核心思想在于将企业与商业银行之间的信贷关系视为企业管理层持有的一份美式看涨期权,借贷关系中的信用风险信息因此隐含在这种期权关系之中,从而通过应用期权Black-Scholes、Merton以及Hull和White的期权定价理论求解出信用风险溢价和相应的违约概率,即企业的逾期违约率(Expected Default Frequency, EDF)。

如图2-1所示,企业向银行借款相当于持有一个基于企业资产价值的看涨期权。

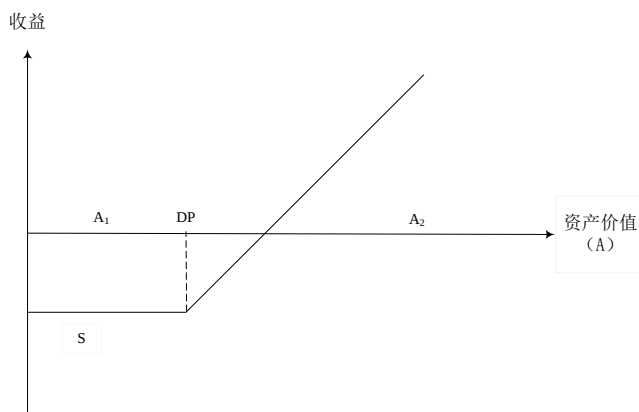


图 1.1 企业资产与股东收益之间的关系

期权的基础资产就是借贷企业的资产，执行价格就是企业违约点DP (Default point)，股东初始股权投资(S)可以视为期权费。由于受到各种风险因素的影响，企业资产的市场价值(A)处在不断变化过程中，当企业的资产价值A小于期权执行价格DP时(设为 A_1)，企业经营者会选择不执行期权，借款企业股东最多损失S，所有债权人只能得到企业的剩余价值 A_1 ；如果企业的资产价值A大于期权执行价格DP(设为 A_2)，企业在清偿完所有的债务后，借款企业股东还能得到 $A_2 - DP$ 的收益，并且随着企业资产价值A的不断增大，股东获得的收益也在不断增加，企业经营者的偿债意愿也就越强。企业的违约点DP的值为企业1年以下短期债务的价值加上未清偿长期债务账面价值的一半，从而求得借款企业的违约距离。通过对历史违约数据库中每个企业违约点的历史违约概率，可以得出企业的违约距离与预期违约率之间的映射关系。KMV模型可以根据企业在未来某一时期的市场价值动态的反映企业的违约概率变化。

KMV模型中既考虑了财务数据，又有市场交易信息，能够及时有效的评估上市公司的信用违约可能性状况。但是该模型更多的是以企业的市值大小为基础，然而股市中虚假信息的存在以及部分国家的股票市场发展不健全的因素使得利用期权定价方法所算出的公司资产实际价值和波动率的准确性存在一定的错误，导致模型违约测度结果出现失真情形。除此此外，KMV模型假定企业的债务结构固定不变的这一先决条件也是不现实的。

(3) Credit Portfolio View (CPV)模型。该模型由麦肯锡公司于1998年采用计量经济学理论和蒙特卡罗模拟法，将观测到的违约概率和信用迁移概率与宏观经济变化相联系的一种多因素信用分析量化模型，它主要是用于信贷风险的组合管理^[27]。以Credit metrics模型为基础，CPV模型将宏观经济波动对违约风险的影响纳入了违约测度模型，通过应用蒙特卡罗模拟技术模拟市场利率、失业率、GDP增长率等宏观经济变量等周期性因素的“冲击”来测度信用评级转移概率的变化情况。当宏观经济出现下滑时，企业发生降级和违约的可能性增大；与之相反，当宏观经济改观时，企业发生降级和违约的可能性则降低。CPV模型是唯一用宏观经济状况来对违约概率进行测度的模型，该模型适用于不同国家、不同地区以及不同行业下的违约风险预测，具有较好的普遍适用性。但是与Credit metrics模型不同，它主要是以宏观经济状态为条件来测度债务人的违约风险，没有考虑债务主体的自我经营状况。

(4) Altman死亡率模型。Altman是最早将寿险精算思想中的死亡率模型应用到估计预期违约概率，并建立了Altman死亡率模型。该模型对违约概率的测度是以贷款或是债券组合

以及过去的违约频率为基础,开发出信用等级违约概率矩阵,该表格可以用来估计信贷资产的1年期死亡率或边际死亡率(MMR),也可以估计信贷资产的多年死亡率或累积死亡率(CMR),并将计算结果与违约损失率相结合,可以估计出预期损失值[28]。此后,Altman关于死亡率模型进行违约测算时可能会出现偏差的情况,提出了基于加权思想的死亡率模型,并利用该方法对1971-1987年间发行的企业债务的累计死亡率进行计算,其权重由不同年份的债券相对发行规模来确定^[29]。然而,死亡率模型对样本数量要求较高,单个商业银行无法提供如此数量庞大的数据库,因此对于没有建立统一违约数据库的国家或地区而言难以推广。

2.5 混合模型

学者West等研究指出,违约预测模型准确率每提高1%,都将为金融业节省巨大的成本,从而推动经济社会的稳定发展^[30]。因此,为提高风险识别准确率提高企业违约辨识度,众多学者在单一模型的基础上构建了混合模型。学者Hush和Gopalakrishnan等先后证明聚类分析技术是一种计算简便且较为精确的分类方法,为混合模型的建立奠定了基础^[31-32]。Yu等通过对混合模型与单一模型的对比研究,指出通过不同分类模型的组合能够比使用单一分类模型实现更高的精确度^[33]。Tsai和Chen对四种混合方式进行了研究,指出基于聚类和分类相结合的混合模型可以提供更高的预测精度^[34]。Foglia等通过利用聚类分析识别不同借款人的信用等级,再使用logistic回归分别来估计个别及所属信用等级整体违约概率^[35]。学者Hsieh和Zhang等利用聚类算法辨别不典型的子样本后将其剔除,再用剩余的样本数据分别对神经网络和分类树进行训练^[36-37]。De等以2007年西班牙的破产企业与非破产企业作为样本,通过利用模糊C均值(FCM)和多元自适应回归样条法(MARS)构造混合模型,并与判别分析、MARS以及前馈神经网络进行比较分析,研究结果表明根据分类的预测准确率,混合模型均优于单一模型^[38]。马海英通过先建立神经网络模型然后将网络模型的输出结果最为Logistic回归分析的自变量之一对客户进行违约测度,实证分析结果表明,混合模型的预测精度比单独使用Logistic回归的预测精度要高^[39]。张杰和王凡利用Logistic回归分析对SVM的输出结果进行修正,实证结果显示SVM-Logistic模型的总判别准确率高于单一模型^[40]。方匡南等将Lasso变量选择方法引入Logistic回归模型中,相比于全变了Logistic模型和逐步回归Logistic模型,Lasso-Logistic模型更能抓住影响违约的关键因素,而且预测准确率更高^[41]。张奇等引入了一种基于Logit与SVM的混合预警模型,该模型不仅具有单个模型的良好基本性质,还能够充分捕捉和有效刻画影响因素对于信用违约的线性与非线性特征,实证结果显示,混合模型具有更好的泛化能力且对信贷违约风险具有较高的预警准确率^[42]。朱卫东和吴鹏在传统的Logistic模型的基础上引入TOPSIS法构建违约预警模型,实证研究表明,引入TOPSIS法后构建的Logistic模型能显著提高模型的预警准确度^[43]。通过文献分析发现,相比于单一模型而言,混合模型具有更加的预测准确率,且具有单一模型的优良性质,因此受到学者的推崇。

3 违约测度模型研究展望

从相关模型的分析结果来看,Logistic模型具有较高的违约测度精度,且能较好的解释企业财务风险以及识别违约企业,比较适合我国当前的信贷市场现状。但是,对于非系统性风险而言,具有明显的个体差异性特征。单一Logistic模型无异于将所有个体进行同质化处理,不利于深层次的挖掘企业的违约风险差异,且可能无法有效的解释相关指标变化对违约的影响。因此,结合数据挖掘聚类分析技术的Logistic模型不失为一种有效的措施。

通过聚类分析方法有助于识别不同类型企业的不确定风险因素,这是因为当群体包容性的增加时,不确定性的风险因素也趋向于一致,通过将具有相似性或共同性的因素组织在一起,将显示出某种带有规律性的趋向。结合聚类分析的归组方法和 Logistic 模型的违约识别技术的混合模型,可能是识别企业违约关键因素、提高违约预测准确率的有效手段之一。

总的来看,信用风险测度模型的发展呈现出如下的发展趋势:(1)对信用风险的测度由序数违约判断向基数违约率转变,对企业违约风险测度的结果更加具体化;(2)从只考虑企业的财务状况到将宏观经济因素、行业以及区域因素等一并考虑;(3)随着金融理论和计算机技术的发展,违约测度模型显得更加复杂、智能化并体现为多学科融合发展趋势;(4)从应用单一模型进行测度到联立几种模型进行综合测度,从而提高违约预测精度。

参考文献

- [1] Altman E I. Credit Risk Measurement and Management: The Ironic Challenge in the Next Decade[J]. Financial Analysts Journal, 1998, 54(1):7-11
- [2] Fitzpatrick P J. A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies [J]. Analysis Molecular Do Gene Wwox, 1932(3):45-56
- [3] R A Fisher. The use of multiple measurements in toxonomic problems [J]. Annals of Eugenics, 1936, 7(2):179-188
- [4] Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure [J]. Journal of Accounting Research, 1966, 4(1):71-111
- [5] Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy [J]. The journal of finance, 1968, 23(4):589-609
- [6] Edward I. Altman, Robert G. Haldeman, P. Narayanan. ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations [J]. Journal of Banking & Finance, 1977, 1(1):29-54.
- [7] Ohlson J A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy [J]. Journal of Accounting Research, 1981, 18(1):109-131
- [8] Kolari J, Glennon D, Shin H, et al. Predicting large US commercial bank failures[J]. Journal of Economics & Business, 2002, 54(4):361-387
- [9] 管七海, 冯宗宪. 信用违约概率测度研究:文献综述与比较[J]. 世界经济, 2004, 27(11):40-54
- [10] 吴世农, 卢贤义. 我国上市公司财务困境的预测模型研究[J]. 经济研究, 2001(6):46-55
- [11] 张玲, 陈收, 张昕. 基于多元判别分析和神经网络技术的公司财务困境预警[J]. 系统工程, 2005, 23(11):49-56
- [12] 李志辉, 李萌. 我国商业银行信用风险识别模型及其实证研究[J]. 广东社会科学, 2005(2):17-22
- [13] 韩岗. 国外信用风险度量方法及其适用性研究[J]. 国际金融研究, 2008(3):43-47
- [14] 刘祥东, 王未卿. 我国商业银行信用风险识别的多模型比较研究[J]. 经济经纬, 2015, 32(6):132-137
- [15] 梁琪. 企业经营管理预警:主成分分析在 logistic 回归方法中的应用[J]. 管理工程学报, 2005, 19(1):100-103
- [16] 石晓军, 任若恩, 肖远文. 边界 Logistic 违约率模型 Bayes 分析及实证研究[J]. 中国管理科学, 2006, 14(4):25-29
- [17] 彭建刚, 屠海波, 何婧, 等. 有序多分类 logistic 模型在违约概率测算中的应用[J]. 财经理论与实

践, 2009, 30(160):2-7

- [18] 石晓军, 肖远文, 任若恩. Logistic 违约率模型的最优样本配比与分界点研究[J]. 财经研究, 2005, 31(9):38-48
- [19] 王春峰, 万海晖. 基于神经网络技术的商业银行信用风险评估[J]. 系统工程理论与实践, 1999, 19(9):24-32
- [20] Odom M D, Sharda R. A neural network model for bankruptcy prediction[C]. New York, NY, USA : IEEE, 1990:163-168
- [21] Altman E I, Marco G, Varetto F. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience) [J]. Journal of Banking & Finance, 1994, 18(3):505-529
- [22] Lundy M. Cluster Analysis in Credit scoring Credit Scoring and Credit Control [M]. New York: Oxford University Press, 1993:156-165
- [23] Hu G H, Wang Y W. The application of data mining to customer credit analysis in medicament enterprise[C]. New York, NY, USA, IEEE, 2008, 78-82
- [24] Kar Yan Tam, Melody Y. Kiang. Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions [J]. Management Science, 1992, 38(7):926-947
- [25] Morgan J P. CreditMetrics-Technical Document [J]. Jp Morgan, 1997, 5(3):48-51
- [26] KMV coporation. Modeling Default[EB/OL]. 2002:110-160
- [27] Wilson T C. Portfolio Credit Risk [J]. Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review, 1997, 10(10):111-117.
- [28] Altman E I, Suggitt H J. Default Rates in the Syndicated Bank Loan Market: A Mortality Analysis [J]. Social Science Electronic Publishing, 2000, 24(2):229-253
- [29] Altman E I. Default Risk, Mortality Rates and the Performance of Corporate Bonds: 1970-1988[J]. Journal of Finance, 1990, (3): 400-419
- [30] West D, Dellana S, Qian J. Neural network ensemble strategies for financial decision applications[J]. Computers & Operations Research, 2005, 32(10):2543-2559
- [31] Hush D R, Horne B G. Progress in supervised neural networks [J]. Signal Processing Magazine, 1993, 10(1):8-39
- [32] Gopalakrishnan M, Sridhar V, Krishnamurthy H. Some applications of clustering in the design of neural networks [J]. Pattern Recognition Letters, 1995, 16(1):59-65
- [33] Yu L, Wang S, Lai K K. Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(2):1434-1444
- [34] Tsai C F, Chen M L. Credit rating by hybrid machine learning techniques [J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2):374-380
- [35] Foglia A, Iannotti S, Reedtz P M. The Definition of the Grading Scales in Banks' Internal Rating Systems [J]. Economic Notes, 2003, 30(3):421-456
- [36] Hsieh N C. Hybrid mining approach in the design of credit scoring models [J]. Expert Systems with Applications, 2005, 28(4):655-665

- [37] Zhang D, Leung S C H, Ye Z. A Decision Tree Scoring Model Based on Genetic Algorithm and K-Means Algorithm[C]. New York, NY, USA: IEEE, 2008, 1043-1047
- [38] André s J D, Lorca P, Juez F J, et al. Bankruptcy forecasting: A hybrid approach using Fuzzy c-means clustering and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3):1866-1875
- [39] 马海英. 基于神经网络及 Logistic 回归的混合信用卡评分模型[J]. 华东理工大学学报:社会科学版, 2008, 23(2):49-52
- [40] 张杰, 王凡. 基于混合两阶段模型的上市公司信用风险评价[J]. 商业研究, 2008(4):106-108
- [41] 方匡南, 章贵军, 张惠颖. 基于 Lasso-logistic 模型的个人信用风险预警方法[J]. 数量经济技术经济研究, 2014(2):125-136
- [42] 张奇, 胡蓝艺, 王珏. 基于 Logit 与 SVM 的银行业信用风险预警模型研究[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(7):1784-1790
- [43] 朱卫东, 吴鹏. 引入 TOPSIS 法的风险预警模型能提高模型的预警准确度吗?——来自我国制造业上市公司的经验证据[J]. 中国管理科学, 2015, 23(11):96-104

The research development of the credit risk models of default probability measure

XIONG Zheng-de^{1,2}, Zhang Fan¹

- (1. School of Business Administration, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. Collaborative Innovation Center of Resource-conserving & Environment-friendly Society and Ecological Civilization, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: With China's bond and credit markets frequency of an event of default, non-performing assets has become a core issue of concern to the government and commercial banks in financial markets. According to the provisions of the New Basel Capital Accord, for the use of internal rating of commercial bank loans and to calculate the probability of default loan portfolio of commercial banks is a key step in the implementation of the IRB. Through a review and comparison on studies related to default risk evaluation, the author find that Logistic regression is widely used in domestic researches and is considerably accurate and appropriate. Finally, this paper proposes the Logistic model combined with clustering analysis technology, and summarizes the general trends of the development of the default measure model.

Keywords: Credit risk; Default model; Default measure; Logistic model