

中国信用风险预警模型及实证研究^{*}

——基于企业关联关系和信贷行为的视角

刘 堃¹, 巴曙松², 任 亮³

(1. 中国科技大学 管理学院, 安徽 合肥 230026;

2. 国务院发展研究中心 金融研究所, 北京 100010;

3. 中国科学院 研究生院金融科技研究中心, 北京 100081)

摘 要:文章从分析当前次贷危机的根源出发,在综述现有信用风险计量预警模型的基础上,针对其在我国的适应及局限性问题,根据风险相关性原理和多米诺骨牌理论,提出从企业关联关系(Correlation)和信贷行为(Behavior)角度建立一种全新的信用风险预警模型(简称 C&B 模型),并应用国内某商业银行的数据进行实证研究。结果表明,在我国商业银行中应用 C&B 模型,思路可行,数据易得,预警有效。

关键词: 关联关系; 信用风险; 预警模型; 实证研究

中图分类号: F832.33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9952(2009)07-0013-15

一、引 言

世界银行对全球银行业危机的研究表明,导致银行破产的主要原因就是信用风险。20 世纪 90 年代中期以来,伴随着风险计量技术与金融工程技术的迅猛发展,信用风险管理的面貌得到了彻底改变。然而,10 余年的成果累积也逐步衍生出另外一种倾向,那就是对信用风险管理技术发展的过分乐观和对相关工具产品的过分迷恋,结果导致人们过高估计了自身的风险承担和管理能力,而这正是 2007 年发轫于美国次贷危机并演变成全球金融经济危机的理论逻辑和现实根源。因为这一方面会导致不成熟的信用风险管理技术被不审慎地应用于投资和风险管理的实践,金融机构因而面临更多的信用产品模型风险和定价风险;另一方面也会导致金融机构过于激进的次贷产品投资策略和政策,面临过多的信用和市场风险。可见,本轮次贷危机暴露了现代风险管理技术的一些弱点,是对风险管理学科的一次沉重打击。但危机中有生

收稿日期: 2009-01-12

作者简介: 刘 堃(1970—),男,四川内江人,高级经济师,中国科技大学管理学院金融工程专业博士生;
巴曙松(1969—),男,湖北武汉人,国务院发展研究中心金融研究所副所长,研究员,博士生导师;
任 亮(1975—),男,辽宁怀仁人,中国科学院研究生院金融科技研究中心博士生。

机,我们相信,这次危机不但不会改变现代风险管理发展的基本趋势,反而为人们提供了一次冷静反思、审慎修正的绝佳历史机遇,有利于完善和推动风险管理向前发展。

反思的主题之一就是信用风险量化与预警模型的解释力和有效性,焦点问题是数据的可得性和假设的实用性。事实上,这两个问题对于当前我国商业银行而言更具现实意义。20世纪,我国商业银行的信用风险管理方法主要以定性分析与经验判断为主;21世纪以来,我国商业银行初步建立起以贷款风险分类和企业信用评级为两维、定性与定量相结合的信用风险管理模式;近年来,部分商业银行开始按照巴塞尔新资本协议指引,探索引入一些现代信用风险计量与预警模型。在这个过程中,高度关注信用风险数据稀缺、企业财务数据质量不高和特定情景的前提假设,对于正确认识和谨慎应用这些模型而言是至关重要的。各方面太多太大的差异决定了我国的商业银行无法直接采用国外既有模型及其结论来指导信用风险管理。但是,借鉴国外先进的风险管理理念和建模技术,结合我国实际,发展适用于我国商业银行的信用风险管理模型,则是我们完全可以而且应该做得到的。

正是基于这一思路,本文首先对国外现代信用风险计量预警模型进行了简单综述,重点分析其对我国的适应性问题;接着另辟蹊径,从我国信用数据和企业特征等实际出发,提出一种基于企业关联和信贷行为的信用风险预警模型;然后应用国内某商业银行的真实数据,对这个新模型进行了实证研究,得到若干分析结果;最后是结论与展望,分析了模型的优势和不足,并提出了模型应用过程中的建议。

二、国外现代信用风险模型及其在我国应用的局限性:C&B模型的提出

20世纪80年代,受拉美债务危机影响,各国普遍开始重视管理和防范信用风险,工程化思维和量化技术逐渐在信用风险管理领域大行其道,终于在90年代中后期催生出一系列信用风险模型,标志着信用风险管理已由传统的信用风险识别和违约评估发展到现代信用风险模型化阶段。由国际银行与金融机构创建和广泛应用并被巴塞尔委员会建议使用的现代信用风险模型主要有JP. Morgan(1997)的Credit Metrics、KMV(1993)的EDF(credit monitor)、CSFP(1997)的Credit Risk⁺、Mckinsey(1998)的Credit Portfolio View等模型。

Credit Metrics模型运用VAR框架,通过正态分布假定下的解析法和蒙特卡罗模拟法,度量信用资产组合价值,确定信用风险大小。其计算贷款风险价值的基本思路是:首先,根据某个信用评级体系,确定贷款的信用等级;其次,根据历史数据和经验分析,建立信用等级转移概率矩阵和损失比率矩阵;再次,估算贷款处于不同等级的概率、损失比率及其现值,进而得到不同信用等级情况下贷款现值与期望值之间的差值以及该差值分布的概率;最后,计算

出单笔贷款的风险价值。该模型的创新之处在于第一次将信用等级的转移、违约率、回收率、违约相关性纳入了一个统一的框架,全面地考虑对信用风险的度量,适用于几乎所有的信贷产品。而局限性在于做了一些简化处理,如对同一等级的债务人应用了相同的等级转移概率和违约率,假设无风险利率是事先决定的等,这导致该模型对经济周期和市场风险不敏感。Credit Metrics模型高度依赖于银行的内部评级系统或著名外部评级机构的评级结果,这就进一步限制了其在我国的直接应用。当前,我国信用评级制度尚不健全,银行内部评级体系建设刚刚起步,外部缺少第三方权威的评级机构,还没有形成长期的企业评级数据库,加上我国债券市场尚不发达,还没有形成合理的市场基础利率,用于计算贷款现值。

KMV模型假设企业的任何信息都可以在股票价格及其波动中得到体现,因此根据授信企业在股票市场的价格变化,就可分析该企业的信用状况。当公司的市场价值低于一定水平(违约点价值)时,公司就会对它的债务违约。表征违约概率大小的指标是预期违约频率(EDF),KMV模型的核心就是对EDF的求解。EDF主要取决于三个关键变量,即以企业资产市场价值表示的企业市场价值、代表违约触发点的企业负债水平和以标准差表示的企业资产价值的波动性。具体方法是:依据公司股票的市场价值及波动性等计算出一定期限后公司的预期价值,依据公司负债状况计算出违约点价值,根据两者之差及公司价值的历史波动性得出违约距离,EDF等于企业的违约距离除以企业资产价值波动的标准差(亦即股票价值波动的标准差)。KMV模型的优点在于将违约与公司特征而不是公司的初始信用等级联系在一起,包含了股票价格市场信息,因而对债务人质量变化更加敏感并具有一定的前瞻性和预测能力。而其局限性在于三个简单假设:公司资本结构不变、资产组合高度分散化和利率既定,这些在现实环境中不一定能完全得到满足。妨碍KMV模型在当前我国应用的因素还有两点:一是其违约距离与预期违约率之间的映射关系是基于美国数据而得,因此在美国之外的国家运用该模型尚有待验证;二是我国股票市场历史短,上市公司少,市场有效性偏低,股价常常背离公司的实际价值,上市企业的市场价值难以被准确衡量。

Credit Risk⁺模型只考虑债券或贷款是否违约,并假定这种违约遵从泊松过程,然后应用保险业中的精算方法,得出债券或贷款组合的损失分布。它用一个连续的随机变量来描述违约风险,通过违约率的标准差来估计企业信用等级随时间的变化。其具体做法是:首先,考虑违约概率和损失大小的不确定性,将损失的严重性和贷款的风险暴露数量划分频段;然后,计量违约概率和损失大小,得出不同频段损失的分布;最后,对所有频段的损失加总,即为贷款组合的损失分布。该模型的优点在于给出的损失分布是一个解析表达式,而且只关心违约与否,因此只需要贷款组合中各组贷款的违约率、违约率波动

率和风险暴露等有限数据,从而使组合损失和边际风险贡献计算的速度大大加快,使处理成千上万个不同地区、不同部门、不同时限的风险暴露成为可能,特别适用于对零售企业的信用风险度量。其局限在于:(1)对于单项债务人的违约率没有详细阐述,而它们却是模型的基本输入因子;(2)假定贷款违约与公司的资本结构无关,没有考虑债务人的特征及市场风险;(3)忽略了债务人信用等级变化,并假定每笔贷款的信用风险暴露在计算期间内固定不变,而这与实际不符。至于对我国的适应性,因为贷款独立性是 Credit Risk⁺模型的重要假设前提,而我国商业银行贷款之间的相关性较大,这就严重影响了该模型在我国的直接应用。

Credit Portfolio View 模型认为信用质量的变化是宏观经济因素变化的结果,因此它根据 GDP 增长率、失业率、汇率、长期利率、政府支出和储蓄等宏观经济指标,运用经济计量学和蒙特卡罗模拟来分析贷款组合的风险和收益。该模型以当期的经济状态为条件来计算债务人的等级转移概率和违约概率,通过对经济衰退和扩张时期的违约概率进行调整得到转移矩阵,并假设在经济衰退时期,违约和降级概率要高于相应的历史平均水平,在繁荣期正好相反。该模型特别适用于投机级债务人,因为投机级债务人比投资级债务人的等级变化对宏观经济因素的变化更敏感。该模型可以看成是对 Credit Metrics 考虑周期性因素的补充,其优点是:给出了具体的损失分布;对所有的风险暴露都采取盯市方法;适用于单个债务人和一组债务人;能够刻画回收率的不确定性和因国家风险带来的损失,因而可应用于不同国家和不同行业。主要局限则在于:(1)基于信贷行业经验积累和对信贷周期的主观判断来对企业信用等级变化进行调整,降低了客观性;(2)宏观经济因素的个数、经济含义及其对信用级别转移的具体影响难以确定和检验;(3)关于违约事件与宏观经济因素相关关系的假设过于牵强,且未考虑微观经济因素;(4)需要国家和行业长期大量的数据。由于我国近 30 年来一直处在转型变革之中,市场经济发展时间不长、水平不高,各类宏观经济指标与微观信用质量之间的相关关系缺乏稳定性,因此该模型在我国直接应用的可能性较小。

综上所述,四种代表性的现代信用风险管理模型各有特点,各具优势,但具有相似的基本理论结构,在各自特定范围内都比较有效。2004 年 6 月公布的巴塞尔新资本协议所推出的信用风险内部评级法(IRB)就是在考虑上述模型适用性后的折中产物,足见这些模型在国外被认可使用的广泛性。同样值得关注的是,这些模型都有各自的局限性,近期美国次贷危机的发生就再次表明,目前这些成果还只是探索性的,远称不上成熟和完善。尽管资产证券化、债券市场及 CDS 市场的发展在一定程度上增加了信贷产品的流动性和信息来源,但相对于有效量化和定价模型的要求,信用风险数据稀少的状况并没有发生根本变化;蒙特卡罗模拟可以为信用分析增添数据,却不能增加信息;违

约损失率和违约相关性的衡量不仅面临更加严重的数据稀缺问题，而且其技术体系更不成熟。同时，几乎任何信用风险计量模型都充满了各种与现实相去甚远的前提假设，其在实践中的有效性还很难得到验证，而且有些技术是由业界专家基于经验和直觉提出来的，缺乏稳固的理论支持。

更为重要的是，受制于以下因素，这些起源于西方发达国家的现代信用风险模型很难在近期直接用于指导我国商业银行进行信用风险管理：(1)环境基础不同，包括经济制度、金融市场、信用意识、企业文化、经营方式等方面都存在巨大差异；(2)数据基础不同，我国并没有像发达国家一样积累了长久的历史数据，也没有经历完整的经济周期考验，企业财务报表数据普遍存在滞后、失真等现象；(3)技术人才匮乏，现有信用风险管理专业的专业素质不高，掌握信用风险、建模技术和金融工程的人才尤其缺乏。因此，从中国当前实际出发，运用路径依赖原理，以现有数据、经验和方法为基础，适当借鉴上述模型中共有的成熟建模理论和技术，研发出基于中国信用风险特征的量化与预警模型，就成为一件很有意义的工作。

随着我国经济快速发展、投资主体多元化及并购风潮兴起，跨地区、跨行业和集团化经营使得企业之间越来越紧密地相互关联。这种关联关系既有因投资关系、实际控制人等为纽带的投资型关联，也有因企业的核心生产技术、上下游产品交易所形成的经营型关联，还有因借贷或相互担保所形成的债务型关联。当前，我国信贷风险的最新和最大特征就是关联风险(Correlated Risk)，即某一个企业出现问题、风险或危机，将沿着各种关联关系传导到其他关联企业，直至传染到整个关联企业群，从而形成多米诺骨牌效应(Domino Effect)。多米诺骨牌效应告诉我们：在一个存在内部联系的体系中，一个很小的初始能量就可能导致一连串的连锁反应；这个很微小的力量能够引起的或许只是察觉不到的渐变，但是它所引发的却可能是翻天覆地的变化。因此，关联风险具有隐蔽性、突发性、连锁性、欺诈性等特征。现实中，一些企业还利用政策、法律和银行管理漏洞，频繁进行关联交易、资金挪用和相互担保，客观上更是放大了关联企业的信贷风险，加剧了其易发性和严重性。

关联风险对银行信贷资产质量具有非常可怕的杀伤力。近年来，国内已经相继发生多起关联风险事件，令商业银行蒙受了巨大损失。有鉴于此，在分析和计量我国企业的信用风险时，不能停留在仅仅分析单个企业的经营、财务、市场等指标上，而必须充分考虑关联企业的关联关系，建立兼顾企业自身因素和关联关系的风险评价模式。事实上，关联风险已经引起国家的高度重视，近年来有关机构开始着手基础设施建设，组织银行业金融机构建立、积累和共享企业关联信息与违约数据。本文正是以这些信息、数据为基础，拟建立一种基于企业关联关系(Correlation)和自身信贷行为(Behavior)、能够对企业信用风险进行量化打分并提前预警的模型，简称 C&B 模型。

三、C&B模型的建模过程

C&B模型作为一种信用风险预警模型,关注的是当前的正常类企业在经过一定的观察时间之后变为违约企业的可能性有多大。根据国外成熟建模理论,C&B建模分为数据收集、数据筛选、指标建立、模型构建、模型验证等步骤。下面将重点从关联企业识别、关联群的量化识别与拆分计算、信用风险指标体系构建、模型算法选择等四个方面,探索C&B模型的建立过程。

(一)关联企业的识别

建立基于关联风险的信用风险预警模型,一个最基本的要求是能够将企业间是否存在关联关系进行准确识别和区分。银企之间信息不对称性使商业银行有时无法根据企业提供的基本信息准确地掌握企业的关联企业状况,因而必须通过其他途径进一步挖掘。C&B模型的数据来源有三:企业提供的基本状况;企业在银行的信贷行为记录;监管机构披露的同业预警及不良信息。必须充分利用这三大数据源来识别企业之间的关联关系,把握关联风险。

关联企业是指有下列关系之一的公司、企业或其他经济组织:一是在资金、经营、购销等方面,存在直接或间接的拥有或控制关系;二是直接或间接地为第三者所拥有或控制;三是其他在利益上具有相关联的关系。

将关联企业进一步区分为“硬关联”和“软关联”有时非常重要。所谓“硬关联”,是指不同企业之间相关关系非常直接、明确和重要,包括法人关联、担保关联、股东关联、战略联盟关联、上游企业关联等。硬关联主要根据企业自身提供的基本信息和监管机构披露的同业信息来判断,可以通过这两部分数据进行直接匹配来计算相关关联类指标。所谓“软关联”,是指企业之间存在间接、隐性的关联关系,即企业之间虽然没有上述几种直接关联关系,但因交易密切和往来频繁,往往也会表现出一定的关联特征。软关联主要通过分析和挖掘企业交易行为的明细数据来识别。

(二)关联群的量化识别与拆分计算

只有把企业放在一个更大的环境即关联群中才能准确、完整地刻画其关联特征。所谓关联群,是指由被分析对象及与之存在直接关联关系、通过中间企业构成间接关联关系的所有企业构成的集合。C&B模型采用一套算法和规则来对企业所在的关联群进行有效识别。

首先,根据企业提供和监管机构披露的关联信息,建立一个连通所有企业的完全关联群谱。在这个群谱中,任意一个企业都可以通过某种“硬关联”关系,连通到该关联群中的另外任意一个企业。这意味着构成关联群的任意两个企业之间都会由于某种“硬关联”而具有不可割裂的关系。于是,当关联群中的某一个企业发生风险的时候,风险就会沿着这种硬关联路径向关联群中的其他企业传染,产生“骨牌效应”般的连锁反应,并可能造成整个关联群的风

险爆发，这就是关联风险。

关联群识别的算法流程见图 1。

其次，需要考虑中国特有的经济体制，通过一些规则对已经形成的大型群来进行拆分。在识别出所有关联群之后，会由于某些企业的国有性质而造成关联群的成员数量过于庞大。企业之间往往会因为某个处于中心位置的企业或国有机构而造成将大量实际业务上并无太大关联的企业归并到一个关联群中。于是，拆分就显得非常必要。拆分的基本思路是：将关联关系亲密的企业保留在同一个关联群中，将关联关系疏远的企业拆分成不同的关联群。拆分的主要依据是企业以关联关系为依据的出入度，企业在关联群中是否处于核心地位等。

经过关联群识别和大型群拆分之后，所形成的企业集合就是在经济上密切往来、结构上高度关联的关系群。通过分析某一企业在关联群中的结构、地位及其周边企业风险状况，可以更加全面地把握该企业的信用风险；通过分析关联群的群结构、群资产、群信贷等情况，可以从整体上把握该关联群的信用风险，有助于商业银行更加完整地管理集团企业风险。

（三）信用风险指标体系构建

建立信用风险预警模型的基本思路就是首先基于历史数据进行训练和测试，以从一系列可能的指标中找出与违约企业具有统计显著性的若干指标；然后反过来根据这些预警指标值，识别和预测其他企业未来违约的可能性，以采取针对性措施提前化解风险。因此，构建模型指标体系事实上包含了三项任务：一是寻找因变量，即在违约定义的基础上确定违约企业名单；二是划定长清单，即列出所有可能导致企业是否违约的因素；三是找出自变量，即采用统计方法逐个检验长清单与违约企业之间的相关性，遴选出高度相关、为数不多的指标进入预警模型。

首先是明确违约的定义并标识。我们把违约定义为贷款逾期、欠息未还、出现垫款或降为不良，并给每个样本企业赋予一个标签，以标定其是否发生违约。与违约相关的另一个重要概念是表现期，即在多长时间窗口内发生违约。考虑预警实际需要，我们将企业发生违约的表现期确定为三个月，即如果当前的正常企业在未来三个月内发生了违约，则该企业当前被视为具有较高的信用风险，将被标定为正类企业。相反地，如果当前正常企业在未来三个月内

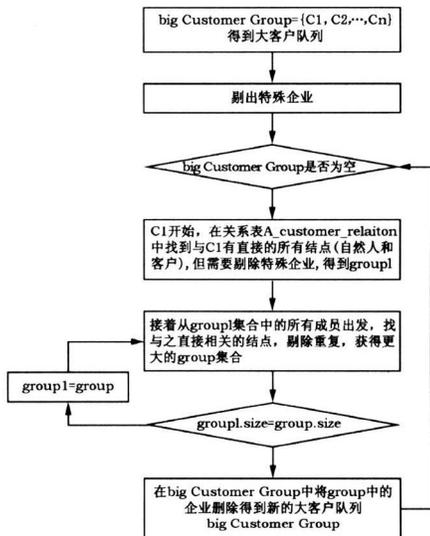


图 1 关联群发现算法流程示意图

仍然没有发生任何违约,则该企业在当前被视为不具有或具有较低的信用风险,被标定为负类企业。标定正负类别后的企业样本一部分将作为模型的训练集,用来支持模型变量的选择、模型参数的估计和统计量的检验等;其余部分将作为模型的测试集,用来对训练后得到的模型结果进行验证,检查预警模型的实际应用效果。

其次是确定所有长清单并分类。我们排出了能够刻画企业信用风险特征的所有因素,将其分为两大类、六小类,共 300 个基础指标。第一大类是企业自身因素,包括以下三小类指标:(1)企业基本属性类,如企业规模、所属行业、首次建立业务关系时间、是否小企业等;(2)企业贷款状况类,如贷款期限、贷款余额、欠息金额、逾期情况、担保金额等;(3)企业贷款行为类,如近 3 个月欠息次数、近 6 个月逾期天数、近 6 个月逾期凭证数等。第二大类是外在关联因素,也包括三小类指标:(4)关联企业投向行业类,当某贷款企业的关联企业都投向限制类行业时,则该企业在关联群中很可能充当“提款机”角色;(5)关联企业风险信息类,如关联企业不良贷款率、同一法人企业逾期贷款率、关联违约企业数等指标;(6)关联关系个人类,如法人代表、法人配偶是否有零售贷款违约、法人零售违约笔数、企业个人股东个数等指标。

最后是通过筛选获得可用短清单。主要分三步:首先是考虑数据可得性,在当前国内银行业信息系统条件下,只有 248 个指标可以连续获得数据。其次是考虑业务明确性,进入模型的指标应当在业务上具有良好的可解释性,容易被理解,以使模型保持较强透明性,以免成为简单打分的黑盒模型。最后是考虑统计显著性,进入模型的指标需要在统计上是显著的,即对数据集中的正负类样本具有较好的区分能力。通过单指标分析可以得到每一个指标的显著性统计量,据此选择具有较高显著性水平的指标变量;在多指标分析中还要考虑相关性影响。经过严格和反复筛选,最终只有 39 个指标进入模型成为有效解释变量。

上述指标筛选过程详见表 1。从大类指标个数看,属于企业自身因素与关联关系约各占一半,这也正是 C&B 模型得名之微观缘由。

表 1 模型解释指标筛选过程

大类	指标类别	基础指标	有数指标	最终指标
企业自身因素	企业基本属性类	20	14	2
	企业贷款状况类	72	63	12
	企业贷款行为类	81	68	8
关联关系因素	关联企业投向行业类	23	18	4
	关联企业风险信息类	95	76	9
	关联关系个人类	9	9	4
合计		300	248	39

(四)模型算法的选择

在构建 C&B 模型过程中,单指标显著性水平分析主要采用单指标逻辑

回归算法构建 Score 统计量来衡量每一个指标的显著性水平。

对于处理二元定性目标变量,学术界已经存在多种成熟的算法工具,如逻辑回归算法、决策树算法、神经网络算法、支持向量机算法等。就商业银行构建企业信用风险预警模型而言,由于对模型最终结果要有可解释性的要求,因此神经网络和支持向量机算法较少应用;又由于往往要通过打分的形式展现模型结果,所以决策树算法基本不用。于是,逻辑回归算法就成为解决二分类问题的重要方法之一,逐步成为信用风险建模的经典工具。对二分类因变量的回归算法不适宜采用最小二乘法,往往需要采用非线性函数来进行方程构建和求解。在二分类因变量分析中会使用多种分布函数,最常用的是流行的 Logistic 分布函数。

如前所述,我们将已有企业样本分为正类和负类两种。设 P 为企业未来三个月发生违约的概率,则 $(1-P)$ 为企业未来三个月没有发生违约的概率。为将两者联系起来,取比值 $P/(1-P)$,称为优势比,并取自然对数得 $\ln P/(1-P)$ 。对 P 进行 Logit 变换,得到逻辑回归模型的原型:

$$\text{Logit}(P) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p + \epsilon \quad (1)$$

也即:

$$\ln[P/(1-P)] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p + \epsilon \quad (2)$$

其中: x 为方程的自变量,也就是影响企业信用风险高低程度的因素,方程的系数 $\beta_i (i=1, 2, \dots, p)$ 表示自变量每增加一个单位,其优势比的对数值的改变量。将方程两边同时进行对数转换,得:

$$P/(1-P) = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p + \epsilon} \quad (3)$$

转换等式,求得因变量的概率值函数为:

$$P = 1 / \{1 + \exp[-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p + \epsilon)]\} \quad (4)$$

逻辑回归模型实际上是普通多元线性回归模型的推广,其误差项服从二项分布,而非正态分布,因此在拟合时采用最大似然估计法进行参数估计。

由于 Logistic 原始回归模型的解为 X 空间基的一阶泰勒近似,记 $h_m(X): R^p \rightarrow R$ 为 X 的第 m 个变换, $m=1, 2, \dots, M$ 。然后,建立 X 的线性基展开模型:

$$f(X) = \sum_{m=1}^M \beta_m h_m(X) \quad (5)$$

于是,我们可以在保持方程(4)基本构造不发生变化的前提下,对变量 X 进行高阶泰勒展开,构造线性形式下的非线性拟合方程。该方法的优点是,突破了线性空间的限制,只要确定了基函数 $h_m(X)$,则模型在新的空间上仍是线性的,拟合过程与之前的逻辑回归模型完全一样,模型结果易于业务解释和理解。

四、C&B 模型预测效果实证研究

为验证 C&B 信用风险模型的实际效果,我们结合监管机构公布的同业

违约数据,选择了国内某大型商业银行进行实证研究。

(一)细类指标的统计验证

对于采用逻辑回归算法获得的最终入选模型的 39 个指标,我们逐一进行了 Wald 卡方统计检验。表 2 列举了其中在业务上具有代表性、在统计上具有显著性的 12 个指标的主要统计结果。表中,“业务含义”描述该指标的业务内涵,“指标系数”即为该指标变量进入到最终模型中的系数值;“标准差”是在逻辑回归算法中估计得到的该指标系数值的标准差;“Wald 卡方统计量”代表该指标在逻辑回归算法中统计显著性的强弱;“P 值”是该指标在统计显著性强度下的显著概率值。P 值与 Wald 卡方统计量相对应,P 值越小,该指标的统计显著性越强。这里的显著性水平我们取的 P 值是小于 0.1。

表 2 部分模型指标的统计检验结果

指标类别	业务含义	指标系数	标准差	Wald 卡方统计量	P 值
企业贷款行为类	表内欠息金额比上期变化率	-1.1003	0.1973	31.0852	<0.0001
企业贷款行为类	最近 3 个月内逾期 30 天以内的逾期行为次数	0.1806	0.0787	5.2742	0.0216
企业贷款行为类	最近 6 个月以内的欠息行为次数	0.2130	0.0332	41.2541	<0.0001
企业贷款状况类	最近 30 天内到期的贷款金额占比	0.9264	0.1158	63.9903	<0.0001
企业贷款状况类	贷款保证金金额占比	-0.9264	0.5669	2.6700	0.1023
关联企业风险信息类	企业是否有在同业新增的不良贷款	-0.4314	0.1971	4.7913	0.0286
关联关系个人类	同一法人企业个数与关系密切企业个数占比	0.6897	0.1432	23.2038	<0.0001
关联关系个人类	同一法人企业是否在当期显现风险	-0.4322	0.1946	4.9344	0.0263
关联关系个人类	企业在行内同一法人企业的评级均值	0.6125	0.0594	106.4041	<0.0001
关联企业风险信息类	关系密切企业企业评级平均值比上季变化率	-1.4175	0.5790	5.9938	0.0144
关联企业风险信息类	近 6 月内关系密切企业是否曾经显现过风险	0.8984	0.1415	40.2967	<0.0001
企业贷款状况类	企业贷款当前是否处在亚正常状态	0.6989	0.1009	47.9477	<0.0001

(二)数据准备、训练与测试

应用模型的前提是要解决数据源分散的问题。由于绝大多数银行的系统建设并不是以企业为中心,不同部门、不同产品会对应不同的系统,往往会造成一个企业在行内的信息散乱冗余,甚至还存在冲突。所以,首先要在行内不同系统间进行信息整合,围绕需要分析的企业主体,将企业的关联企业信息、贷款明细信息、历史违约信息、同业违约信息、交易行为信息、担保信息等全部集中起来,构造以企业为中心的统一企业视图,为度量和预警企业的信用风险奠定一个更加全面和统一的基础平台。

其次,要裁减出合格合适的企业集合。下列几类企业为不适合进行信用风险量化和预警,必须从企业清单中予以删除:第一类是企业名或组织机构代码为特殊类的企业,一律视为垃圾数据;第二类是当前月份已经出现了不良贷款、逾期贷款、欠息、垫款或进入高风险企业排查名单的企业,该类企业被认为是已经发生了信用风险暴露或违约的企业,不具有预警价值;第三类企业是企业名称中包含“财政局”、“法院”、“银行”、“部队”、“船舶”、“政府”、“委员会”、“国资委”、“国有资产管理委员会”、“海关”、“交通厅”、“国家电网”、“公安局”等关键词的企业,不按照市场经济规律和企业经营规则运行,无法与其他企业用统一标准对其信用风险进行描述;第四类是企业在上个月和前个月中没有业务记录的企业,即交易历史小于2个月的新企业,鉴于刚刚完成业务审查和数据积累太短,将不对其进行预警。

接着,将能够获得的基于月度频率的截面数据分成模型训练集和测试集。从该行业务系统中抽取业务数据,按照上述规则进行指标计算和样本清理,得到从2007年12月到2008年12月之间的一个完整年度的宽表数据。其中,2007年12月至2008年5月共6个批次的企业数据作为模型训练集,包含样本数为139 299个,其中正类样本(未来三个月内发生违约的企业)1 912个,负类样本(未来三个月内没有发生违约的企业)为137 387个;2008年6月至12月共7个批次数据作为测试集,包含样本数150 574个,其中正类样本1 891个,负类样本148 683个。这里需要指出两点:第一,不是根据时间序列数据建模,而是对每个月度时点上的截面数据进行建模,平均每期数据量为24 138个,符合有关大样本的统计要求。第二,有关企业的关联关系、违约记录等信息来自于监管机构提供的全行业数据,覆盖了全国19家主要银行。

最后,对C&B模型进行训练和测试。先采用训练集数据对模型进行参数估计;在参数估计基础上,将测试集数据输入模型,输出打分结果即企业未来发生违约的概率值,并按大小排序;最后对打分情况进行多维分析,并试用于现有企业信用风险预警。

(三)模型输出结果分析

首先,考察模型对企业信用风险提前预警的抓获率。从测试集不同月份及不同排名下模型的预警抓获率(见表3)看,得分前10名的风险抓获率平均达到54.29%,模型打分最高的10个企业,未来三个月出现违约的企业平均达到5.5个。随着最大得分观察范围的扩大,模型平均抓获率缓慢降低。当对风险排名前1 000名企业进行预警时,模型抓获率降至7.5%。随着观察范围从样本向整体扩展,抓获率将出现一种向均值缓慢回归的趋势。对于正常经营的商业银行而言,存在较高信用风险并可能发生违约的企业数量相对于全部的企业数量而言其实非常少,以该银行为例,同期随机正类样本浓度(未来真正发生信用风险违约的企业占全部企业的比率)仅为1.26%。需要指出,抓

获率不同于置信度。

表3 不同月份及不同排名下模型的预警抓获率交叉表

模型打分排名 前 N 名	2008 年							平均抓获率 (%)
	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	
10	7	6	6	4	4	8	3	54.29
20	10	10	7	6	6	13	5	40.71
30	12	13	8	9	7	15	5	32.86
40	15	16	8	11	8	18	9	30.36
50	18	17	9	12	8	22	9	27.14
100	27	23	20	16	14	38	14	21.71
200	40	36	30	28	21	52	24	16.50
500	65	65	46	51	35	77	40	10.83
1 000	95	90	63	63	54	101	59	7.50
.....
全部企业	335	356	251	325	282	331	249	1.26

其次,考察模型对未来违约企业的抓获提升度和预警适宜区。提升度和适宜区是衡量模型预警有效程度的主要指标,其统计含义就是看能把最终违约企业的多少比例浓缩到得分前百分之几。图 2 显示在不同得分范围下,C&B 模型的抓获提升度及其变化,其中:实线为在 C&B 模型指导下,前 N 名风险得分中抓获风险企业的提升度;虚线为没有模型指导时随机抓获风险企业的比率,恒为 1.26%。在风险得分前 10 名企业中模型抓获提升度高达 43,即其抓获率 54.29%是随机浓度 1.26%的 43 倍。随着观察范围扩大,模型预警提升度开始平稳降低。当观察范围扩大到前 1 000 名企业时,平均抓获率仍然是随机浓度的 6 倍。随着风险得分排名覆盖所有企业即到达 24 138 这一点时,依赖模型与随机抓获的效果变为相同。因此,只有选择风险得分高于一定值域范围进行预警,C&B 模型才有现实意义,这就是预警适宜区。

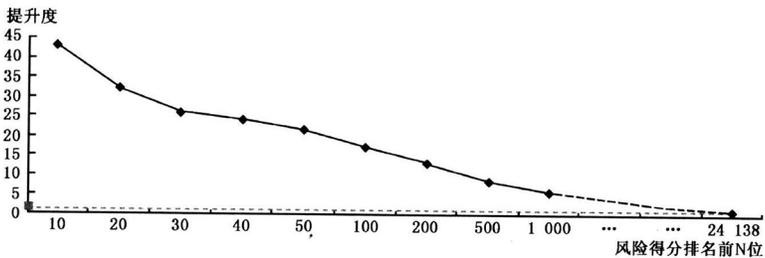


图 2 不同风险得分排名下的抓获提升度和预警适宜区

确定预警适宜区就是在两个指标之间进行权衡(trade-off):一是落在这个区域的企业数占全部企业的比例,可以称为观察面;二是通过这个区域预警出来的违约占全部违约企业的比例,可以称为覆盖面。观察面指标需要占用后续管理资源,当然是越小越好;但如果太小,可能影响覆盖面。覆盖面指标代表预警成功的范围,当然是越高越好;但如果太高,必然要消耗更多资源,投

入的边际产出可能会下降到不经济的水平。以该银行前 1 000 个企业为例，平均考察面为 4%，平均覆盖面 25%左右。一般地，考察前 10%企业，若能覆盖 50%的违约企业，就可以被认为是比较理想的适宜区。

再次，考察时间窗口拉长对模型预警效果的影响。显然，将违约表现的时间窗口拉长，观察到的正类企业就会更多，模型就会表现出更高的预警能力。表 4 列示的是将未来表现期时间扩展为 6 个月，测试集中不同月份下风险排名前 10 名的企业在未来 3 到 6 个月时间的演变对比情况。

表 4 测试集中风险得分前 10 名企业在未来 3 个月和 6 个月的演变状况 单位：企业个数

期次	未来 3 个月得分				未来 6 个月得分			
	留在前 10	跌出前 10	消失	违约	留在前 10	跌出前 10	消失	违约
2008 年 6 月	0	3	0	7	0	0	1	9
2008 年 7 月	0	4	0	6	0	3	1	6
2008 年 8 月	1	1	2	6	0	1	2	7
2008 年 9 月	1	4	1	4	0	4	1	5
2008 年 10 月	1	5	0	4	0	5	0	5
2008 年 11 月	0	2	0	8	0	2	0	8
2008 年 12 月	3	3	1	3	3	3	1	3
平均值	0.6	3.1	0.9	5.4	0.1	2.6	1.1	6.4

从平均值一栏看，在 3 个月表现期结束时，前 10 名企业中平均有 5.4 名企业发生违约，0.9 名企业消失，0.6 名企业仍然留在前 10 位，3.1 名企业排名下降而退出前 10。而在 6 个月观察期结束时，违约企业增至 6.4 名，1.1 名企业消失，但留在前 10 名和退出前 10 名的企业分别减少到 0.1 个和 2.6 个。从每个测试时点看（见图 3），在得分前 10 名的企业中，6 个月观察到的违约企业比 3 个月观察期最多多 2 个，表明模型预警效果最高可提升 30%。

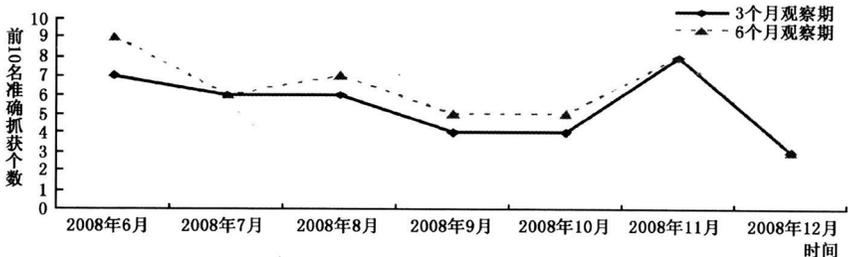


图 3 测试集中风险得分前 10 名在 3、6 个月表现期中的抓获个数

最后需要说明的是，对于表现期内消失的企业，可能是因为被收回了贷款，也可能是被其他企业重组，还可能是被核销，从而与银行停止了交易。其中绝大部分情况是在企业风险暴露或在最终违约之前，被银行及时发现而采取减持退出措施并顺利处置完毕。因此，如果考虑这部分企业，C&B 模型在实际应用中的效果会比上述统计表所展现的效果更好一些。

五、结论与展望

巴塞尔资本协议和美国次贷危机为我们提供了良好的学习机会。显然,无论是对次贷危机还是对新巴塞尔资本协议的讨论,都必须深入到风险管理发展的技术层面方可使我们吸取到真正有意义的经验教训和启示。前者从正面总结了国际银行业在风险管理方面的最佳做法,强调了风险计量的精确性、敏感性和标准化,告诉了我们努力工作的方向;后者则从反面为我们提供了发展和应用现代风险管理技术的失败案例,警告我们不能盲目迷信,照搬照抄。信用风险与社会、经济、人文环境等各个方面都有着密切的联系,要想对信用风险进行科学、规范、准确地预警与管理,就不能脱离对本国、本行业企业实际情况的研究和认识。

正鉴于此,本文提出的基于关联关系和信贷行为的信用风险预警模型,就是在我国经济高速发展、企业经营集团化的大背景下,利用我国商业银行现有具体数据,根据风险相关性、传染性原理和多米诺骨牌理论,从企业关联关系角度去度量信用风险状况,并在风险暴露之前进行早期预警。利用某商业银行进行实证的结果也表明了该模型具有较强的风险识别和预警能力。C&B模型为我国商业银行管理信用风险,特别是集团企业贷后管理增添了一个有用的工具。

相对于 Credit Metrics、KMV、Credit Risk⁺和 Credit Portfolio View 等国外流行的信用风险模型,C&B模型的最大优点是对我国企业有更强的解释力,对银行有更宽的适用面,因为它抓住了当前决定和表征企业信贷风险的最主要方面,即关联风险和信贷行为。其次,C&B模型数据来源主要是银行内部系统对企业信贷行为的客观记录和经监管机构审查汇总的企业关联信息,不但巧妙地回避了目前我国企业财务数据不完整、不及时、不可靠,资本市场有效性差、覆盖面窄,宏观经济指标连续性和稳定性不强等现实弱点,而且能够保证数据的高质量、可得性和低成本。再次,C&B模型在实证分析中表现出令人满意的信用风险预警效果,风险抓获率的浓度提升最高可达43倍。最后,C&B模型方法简便,结果易于理解,模型实用,可以方便地嵌入商业银行贷后管理流程中,进入风险管理工具箱。

当然,C&B模型也不可避免地存在一些缺陷,比如不适用于没有关联关系、信贷行为简单的小企业或个人信用预警。况且,再好的模型都只能是工具,代替不了经验和判断。准确把握企业风险状况不能仅仅指望一个模型或打分,而要通过多发并举,特别是要充分发挥风险经理的作用,将模型非现场定量分析与人员现场定性判断有机结合起来。就模型本身的改进而言,在本文着重通过企业之间的“硬关联”来构建指标体系的基础上,下一步可以考虑分析企业信贷行为明细数据,引入“软关联”使模型更加精细。此外,还可把基

于关联关系和信贷行为的 C&B 模型与主要基于企业财务数据和内部评级的 IRB 模型进行相互印证,交叉互补。

* 冯一宁先生对本文亦有贡献,在此表示感谢。

参考文献:

- [1]巴曙松. 对话金融市场波动[M]. 北京:北京大学出版社,2008, 8—22.
- [2]陈忠阳, 黄丽珠. 次贷危机亦是现代风险管理技术发展的危机[N]. 金融时报, 2008-10-15.
- [3]武剑. 内部评级理论、方法与实务——巴塞尔新资本协议的核心技术[M]. 北京:中国金融出版社,2005, 4—7.
- [4]詹原瑞. 银行信用风险的现代度量与管理[M].北京:经济科学出版社. 2004, 406—419.
- [5]Credit Suisse Financial Products. Credit Risk⁺: Accredited risk management framework [M]. London: Credit Suisse Financial Products,1997, 223—250.
- [6]Lyn C. Thomas, Jonathan Crook, David Edelman. Credit scoring and its applications [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics,2002, 60—62.
- [7]Paolo Giudici. Applied data mining: Statistical methods for business and industry[M]. John Wiley & Sons. 2003, 74—77.
- [8]Joel Bessis. Risk management in banking[M]. Second edition, John Wiley & Sons. 2007, 419—426.

Research on Credit Risk Early-warning Model Based on the Correlation and Credit Behavior of Enterprises

LIU Kun¹, BA Shu-song², REN Liang³

- (1. School of Management, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
2. Institute of Finance, Development Research Center of the State Council, Beijing 100010, China;
3. Research Center for Financial Science and Technology of Graduate University, Chinese Academy of Science, Beijing 100081, China)

Abstract: Based on the analysis of the root of the current sub-prime loan crisis and the overview on the credit risk models, the paper builds up a new credit risk early-warning model from the angles of the correlation and credit behavior of enterprises (thus abbreviated as C&B Model) under risk Domino theory. And then it makes an empirical study by employing the true data of a certain commercial bank in China. The results show the feasibility and effectiveness of the methodology of C&B Model.

Key words: correlation; credit risk; early-warning model; empirical study
(责任编辑 许 柏)