

中小企业信贷风险度量模型研究

——基于山东省的实证分析

郭妍¹, 张立光², 刘佳³

(1. 山东大学 管理学院, 山东 济南 250100; 2. 中国人民银行济南分行, 山东 济南 250021;

3. 山东财经大学 燕山学院, 山东 济南 250014)

[摘要]针对目前国内中小企业信贷风险管理定量研究匮乏的现状,本文探讨了中小企业信贷风险指标体系建立和风险模型选择两方面的问题。在指标体系建立方面,加入了以往研究较少涉及的定性指标;然后分别建立 Logit 回归模型和 LDA 模型对我国中小企业信贷风险进行实证度量,通过模型预测准确率的比较,最终选择适合我国国情的中小企业信贷风险度量模型。

[关键词]中小企业; 信贷风险; 度量指标; 度量模型

[中图分类号]F276.3

[文献标识码]A

[文章编号]1003-8353(2013)07-0058-04

中小企业在国民经济中正起着越来越重要的作用,但融资难始终是制约其发展的瓶颈。从银行的角度来看,造成对中小企业信贷歧视的最重要原因在于:其贷款需求“小、多、频、急”的特点增加了度量和监控其贷款风险的成本。但目前国内中小企业信贷风险管理的定量研究匮乏,尤其体现在缺乏适合中小企业信贷风险管理的指标体系和度量模型两方面。

本研究拟对上述问题进行深入研究,全文分为四个部分:首先从中小企业信贷风险度量模型和模型中变量的选取两方面进行文献回顾,然后确定研究样本并进行指标体系的建立;第三部分分别建立 Logit 回归模型和 LDA 模型对我国中小企业信贷风险进行实际度量,进而进行模型预测准确率比较,最终选择适合我国国情的中小企业信贷风险度量模型。

一、文献回顾

现代信贷风险度量模型可分为两类:一类是基于期权定价理论的随机波动模型,如 Credit Metrics 模型、KMV 模型、

Credit Risk⁺ 模型、Credit Portfolio View 模型等,第二类是基于统计分析方法的信用风险模型,如 Logit 模型、Logistic 模型、Probit 模型、多元判别分析模型等。郭敏(2007)认为,我国国情制约了第一类模型的深入研究。尤其是中小企业由于各类定量数据残缺不全,所以更多采用第二类模型。

具体到中小企业信贷风险研究方面,Altman(1968)^①最早将基于 5 个财务比率的 Z-SCORE 模型在中小企业贷款中进行应用。Edmister(1972)^②利用多元判别分析法分析了 19 个财务比率并建立了预测小企业违约的模型。Ohlson(1980)^③用假设条件比较宽松的 Logistic 模型进行中小企业财务风险预测。Altman 和 Marco(1994)在对意大利公司财务危机预测中应用了神经网络模型,并得出结论“神经网络分析方法在信用风险识别和预测中的应用,并没有实质性地优于线性判别模型”。Min(2005)使用支持向量机统计方法建立了中小企业财务预警模型。Altman 和 Sabato(2007)^④利用逻辑回归分析对 Edmister(1972)的模型进行了拓展。

国内对于信用风险度量模型的研究不多,具体到中小企业信贷风险度量方面的非常匮乏:吴世农等(2001)^⑤对比了线性回归模型、Fisher 判别模型与 Logit 模型的预测精度;施

[基金项目]山东省自然科学基金青年项目(ZR2012GQ008),山东大学自主创新基金项目(IFW12056),山东大学自主创新基金青年团队项目(IFYT1216)。

[作者简介]郭妍(1977-),女,山东大学管理学院副教授,博士;张立光(1974-),男,中国人民银行济南分行高级经济师,博士;刘佳(1981-),女,山东财经大学燕山学院教师。

锡铨 (2001)^⑥ 对典型判别法进行了实证研究; 方洪全 (2004)^⑦、王春峰 (1998, 1999 和 2001)、张维 (2000)、石庆焱 (2004) 分别对判别分析模型、logit 模型、神经网络模型、遗传算法及递归分类树等方法进行了应用分析及对比研究; 但这些研究都没有针对中小企业。

在模型的变量选取方面, 鉴于中小企业财务报表的可得性和真实性较差的现实, 许多文献强调了模型中加入定性因素对中小企业信贷风险度量的重要性: Von Stein 和 Ziegler (1984) 分析了经营者行为对企业破产的影响; Cooper (1991)^⑧ 建立了一个“基于资源”的 Logistic 模型以预测新企业的成长情况, 他认为经营者所受教育、所获经验、获取的资本都可以看作企业拥有的资源; Meyer (1998)^⑨ 指出当地的银行可利用地理优势获取非定量的“软”信息对小公司的信用状况进行评估; Lussier (2001) 建立了创业企业成功预测模型, 包括所拥有资本、企业财务管理水平、所处经济周期阶段、所处产品生命周期阶段、经营者年龄等 15 个指标; Greunet 等 (2004) 强调年龄、企业性质、行业等定性因素在评估企业信用风险中的作用; Altman 等 (2008)^⑩ 发现债权人追偿的法律行动、公司历史文档、综合审计数据和公司特征等定性信息对于增强中小企业违约预测模型的能力有明显作用。但国内现有研究很少加入定性指标。

总体来看, 国内目前针对中小企业信贷风险管理的定量研究比较匮乏, 在适合中小企业的指标体系和风险模型两方面都显得研究不足。因此本文拟在上述两方面进行一些尝试。

二、中小企业信贷风险模型指标体系的确定

(一) 数据来源及样本选取

本研究的数据来源于山东省某商业银行发放的企业贷款数据, 依据我国现行的中小企业界定标准, 先剔除非中小企业数据, 为避免产生过度抽样或样本自我选择的问题, 筛选样本数据时使正常类贷款企业多于违约类贷款企业¹, 以 1:2 的比例进行配比, 最终以 1550 笔贷款为分析样本, 其中包括 1007 个正常样本和 543 个违约样本。在测算不失一般性的基础上, 选取训练样本 908 个, 检验样本 642 个。其中, 训练样本中包含正常样本 603 个, 违约样本 305 个; 检验样本中包含正常样本 404 个, 违约样本 238 个。

(二) 原始指标的选取

银行对企业贷款的信用风险分析传统上依赖财务分析, 但鉴于纯财务指标的滞后性、灰色性、短期性、不完整性 (甚至虚假性) 等诸多弊端, 特别是对小企业贷款来说, 其财务数据或者难以取得或者存在弄虚作假严重的情况, 如前所述, 已有越来越多的研究者将非财务因素、定性指标引入信贷风

险 (特别是中小企业信贷风险) 的度量中。巴塞尔银行监督委员会亦要求银行不仅要考虑定量因素, 还要考虑定性因素。因此本文同时引入定量财务指标与定性指标作为研究变量, 详细说明如表 1 所示。

表 1 原始指标一览表

指标类型	缩写	指标名称	计算公式或说明
定量财务指标	X ₁	流动比率	流动资产 / 流动负债
	X ₂	现金资产比率	(现金 + 短期投资与应收票据) / 总资产
	X ₃	资产负债率	总负债 / 总资产
	X ₄	产权比率	负债总额 / 所有者权益
	X ₅	总资产报酬率	息税前利润 / 平均资产总额
	X ₆	资本收益率	净利润 / 平均股东权益
	X ₇	总资产周转率	营业收入 / 平均总资产
	X ₈	应收账款周转率	营业收入 / 平均应收账款余额
	X ₉	固定资产周转率	营业收入 / 平均固定资产净值
	X ₁₀	销售增长率	本期销售增长额 / 上期销售收入总额
	X ₁₁	资本增长率	本期所有者权益增长额 / 期初所有者权益
	X ₁₂	资产增长率	本期资产增长额 / 期初资产总额
定性指标	X ₁₃	行业背景	企业所处行业发展阶段, 政策支持度等
	X ₁₄	企业地位	以本企业主要产品市场份额近似表示
	X ₁₅	技术创新力	以 R&D 费用 / 销售收入近似代表
	X ₁₆	企业存续情况	企业存续年限 / 本行业企业平均存续年限
	X ₁₇	信用状况	以与银行合作年限近似表示
	X ₁₈	员工情况	员工人数 / 本行业企业平均员工人数
	X ₁₉	企业主经营年限	企业主经营年限
	X ₂₀	企业主管理水平	以企业主学历水平近似表示

(三) 指标筛选

接下来我们用 Wilks' λ 检验来逐步筛选指标, 具体思路是: 从模型中没有变量开始, 每一步把判别函数贡献最大的变量引入模型, 同时对模型中的变量进行检验, 把不符合条件的变量剔除出模型。逐步判别分析每步引入或剔除一个变量的依据为 Wilks' λ 统计量, 并作 F 检验, 指标进入的 F 值显著性最大为 0.05, 指标删除的 F 值显著性最小为 0.10。按照此判别准则我们最后得到 8 个指标进入模型, 具体统计数据列于表 2。

表 2 指标筛选逐步判别分析结果

入选指标	容忍值	相关程度	F 值	显著性水平	Wilks' λ 统计量
现金资产比率 X ₂	0.993	0.008	156.308	0.000	0.975
行业背景 X ₁₃	0.993	0.007	118.045	0.000	0.962
资本收益率 X ₆	0.995	0.005	82.567	0.000	0.951
流动比率 X ₁	0.995	0.005	68.485	0.000	0.907
应收账款周转率 X ₈	0.996	0.004	56.988	0.000	0.897
销售增长率 X ₁₀	1.000	0.000	49.152	0.000	0.853
信用状况 X ₁₇	1.000	0.000	38.336	0.000	0.825
企业存续情况 X ₁₆	1.000	0.000	31.674	0.000	0.820

1 参照巴塞尔资本协议的违约定义以及我国银行现行的贷款五级分类方法, 本文将违约企业界定为在一定期限内该企业贷款出现“次级”、“可疑”、“损失”任一情况的企业, 反之则为正常企业。

三、信用风险评价模型实证与精度比较

如前所述,基于统计分析方法的第二类信用风险模型目前在我国比较适用,其中 Logit 模型和 LDA 模型在以往的研究中最为常见,因此本文选取这两种模型分别进行实证研究,进而在比较预测精度的基础上,最终确定更优的模型。

(一) Logit 回归模型的建立及实证结果

Logit 模型由 Berkson(1944) 首创,Ohlson(1980) 最先将其运用于预测财务危机,此后 Zavgren(1985)、Lau(1987)、Gloubos 和 Grammatikos(1988)、Gilbert(1990) 等都对 Logit 模型进行了发展。

Logit 模型采用一系列财务比率变量来预测公司破产或违约的概率,根据银行、投资者的风险偏好程度设定风险警戒线,以此对分析对象进行风险定位和决策。Logit 回归法假设事件发生的概率服从累积 Logistic 分布的条件概率,它优于一般线性回归模型之处在于它并不要求服从正态分布以及它能使所测概率 p 介乎 0 和 1 之间。

用 Y_i 来表示企业的财务状况,假设若 $y_i = 0$,则表示企业不发生违约事件;若 $y_i = 1$,则表示企业发生违约事件。企业信用违约的概率定义为 P :

$$p_i = F(Y_i) = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}} = \frac{e^{Y_i}}{1 + e^{Y_i}} \quad (1)$$

其中:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + e_i \quad (2)$$

选择训练样本,代入上文确定的指标体系建立 Logit 模型进行回归,得到以下实证结果(见表 3)。

表 3 Logit 回归模型实证结果

指标名称	B	S. E.	Sig
流动比率 X_1	-0.277	0.085	0.000
现金资产比率 X_2	-8.158	1.157	0.000
资本收益率 X_6	-1.158	0.133	0.000
应收账款周转率 X_8	-0.125	0.000	0.218
销售增长率 X_{10}	-0.885	0.178	0.086
行业背景 X_{13}	-1.356	0.265	0.000
企业存续年限 X_{16}	0.006	0.001	0.171
信用状况 X_{17}	0.096	0.025	0.000
常数项	-0.112	0.165	0.000

由表 3 可得 Logit 回归方程,指定各案分类的分割点值为 0.5,预测值大于分割点的个案为违约,小于分割点的个案为正常,用训练样本和检验样本的 8 个指标数据对模型进行检验,得到违约预测的情况如表 4 所示。

表 4 Logit 模型预测结果

样本类别	项目	分组	预测 正常组	预测 违约组	合计
训练样本	个数	初始正常组	399	204	603
		初始违约组	83	222	305
	比率 (%)	初始正常组	66.17	33.83	100
		初始违约组	27.21	72.79	100

样本类别	项目	分组	预测 正常组	预测 违约组	合计
检验样本	个数	初始正常组	274	130	404
		初始违约组	46	192	238
	比率 (%)	初始正常组	67.82	32.18	100
		初始违约组	19.33	80.67	100

注:已对训练样本初始分组案例中的 68.39% 进行了正确分类;已对检验样本初始分组案例中的 72.59% 进行了正确分类。

(二) LDA 模型的建立及实证结果

多元判别分析法(Discriminant Analysis, DA)是对研究对象所属类别进行判别的一种统计分析方法。Altman(1968)最先将此方法用于财务危机、公司破产及违约风险分析,其通过对美国破产和非破产生产企业进行观察,采用 22 个财务比率经过数理统计筛选建立了著名的 5 变量 Z-score 模型,并进一步在此基础上建立了改进的 ZETA 判别分析模型。

判别分析法包括线性判别分析(Linear DA)和二次判别分析(Quadratic DA)。其中, Fisher LDA 广为应用,其思想是:根据已知的违约、非违约(或多个等级)的企业进行分类,构成若干个母体,由这多个母体的特征找出一个或多个判别函数用于判别任一已观察的向量应属哪一母体,以及检验两个或多个母体在所测量的指标变量上是否有显著差异(如有则指出为哪些指标)。该方法通过最大化组变量或组内变量建立判别式函数。

线性判别函数的一般形式是:

$$Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

其中, Y 为信用风险评分值; X_1, X_2, \dots 均为反映企业贷款特征的变量; a_1, a_2, \dots 为判别系数。

将上文确定的指标体系代入得到 LDA 判别模型和两组的质心,得到线性判别模型的回归结果如表 5。

表 5 LDA 模型系数

指标	正常	违约
流动比率 X_1	1.258	1.008
现金资产比率 X_2	5.156	3.873
资本收益率 X_6	-0.581	-0.016
应收账款周转率 X_8	-0.007	-0.013
销售增长率 X_{10}	2.749	2.907
行业背景 X_{13}	-0.635	-0.855
企业存续年限 X_{16}	-0.003	-0.012
信用状况 X_{17}	-0.107	-0.215
常数项	-5.685	-5.899

由表 5 的判别结果得到正常贷款和违约贷款两组的判别函数,用上述两组判别函数将检验样本分类,即将检验样本的指标代入判别函数中哪一个判别函数值最大,就判为那一类。用 LDA 模型对企业是否会违约的预测情况如表 6 所示。

表 6 LDA 模型预测结果

样本类别	项目	分组	预测 正常组	预测 违约组	合计
训练样本	个数	初始正常组	373	230	603
		初始违约组	62	243	305
	比率 (%)	初始正常组	61.86	38.14	100
		初始违约组	20.33	79.67	100

样本类别	项目	分组	预测 正常组	预测 违约组	合计
检验样本	个数	初始正常组	282	122	404
		初始违约组	39	199	238
	比率 (%)	初始正常组	69.80	30.20	100
		初始违约组	16.38	83.62	100

注: 已对训练样本初始分组案例中的 67.84% 进行了正确分类; 已对检验样本初始分组案例中的 74.92% 进行了正确分类。

(三) 模型预测精度比较

模型的精度由预测准确率和错误率来衡量。错误率包括两类, 其中, 第一类错误是指模型将实际信用违约企业判别为正常企业, 第二类错误则将实际正常企业判别为违约企业。对商业银行来讲, 第一类错误比第二类错误更为重要, 因为它具有更高的成本。

对 Logit 模型和 LDA 模型的预测精度的比较见下表 7。

表 7 Logit 模型和 LDA 模型的预测精度比较
(单位: %)

模型	训练样本			检验样本		
	准确率	第一类 错误率	第二类 错误率	准确率	第一类 错误率	第二类 错误率
Logit 模型	68.39	27.21	33.83	72.59	19.33	32.18
LDA 模型	67.84	20.33	38.14	74.92	16.38	30.20

由上表 7 可以看出, 按本文所确定的指标体系构建的 Logit 回模型对训练样本和检验样本的预测精度在 68.39% 以上, LDA 模型对训练样本和检验样本的预测精度在 67.84% 以上, 准确率还不是非常理想, 但基本上是可以接受的准确率, 也是对我国中小企业违约判别的初步实证探索。

总体而言, 在本研究中 LDA 模型除了在对训练样本的总体预测准确率和第二类错误率上差于 Logit 回归模型外, 其余的精度均优于 Logit 回归模型, 尤其是其第一类错误率均低于 Logit 模型, 表明运用该指标体系在针对中小型企业的信用风险判断中, LDA 模型的性能优于 Logit 回归模型。

四、结 论

针对目前国内中小企业信贷风险管理定量研究匮乏的现状, 本文探讨了中小企业信贷风险指标体系建立和风险模型选择两方面的问题。在指标体系建立方面, 加入了以往研

究较少涉及的定性指标; 然后分别建立 Logit 回归模型和 LDA 模型对我国中小企业信贷风险进行实证度量, 通过模型预测准确率的比较, 发现本研究中 LDA 模型除了在对训练样本的总体预测准确率和第二类错误率上差于 Logit 回归模型外, 其余的精度均优于 Logit 回归模型, 表明运用本文建立的指标体系在针对中小型企业的信用风险判断中, LDA 模型的性能优于 Logit 回归模型。本文所得结论对我国中小企业信贷风险度量的理论研究及商业银行的实际操作均有较好的借鉴意义。

[注释]

①Altman, E. I. Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968(23): 589-609.

②Edmister, R. An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1972(2): 1477-1493.

③Ohlson J M. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, (1): 109-131.

④Altman, E. I., & Gabriele Sabato. Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence From the US Markte. *Journal Financial Services Research*, 2007(43): 332-357.

⑤吴世农, 卢贤义: 《我国上市公司财务困境的预测模型研究》, 《经济研究》, 2001 年第 6 期。

⑥施锡铨, 邹新月: 《典型判别分析在企业信用风险评估中的应用》, 《财经研究》, 2001 年第 10 期。

⑦方洪全, 曾勇, 何佳: 《多标准等级判别模型在银行信用风险评估中的应用研究》, 《金融研究》, 2004 年第 9 期。

⑧Cooper, Arnold C. A Resource - Based Prediction of New Venture Survival and Growth. *Academy of Management Proceedings*, 1991: 68-72.

⑨Meyer & Lawrence. The Present and Future Roles of Banks in Small Business Finance. *Journal of Banking and Finance*, 1998(22): 1109-1116.

⑩Altman, E. I. et al. The Value of Qualitative Information in SME Risk Management. *Journal of Financial Services Research*, 2008(40): 15-55.