

基于 Probit 模型的中国制造业企业信贷风险测度研究

霍源源¹, 姚添译², 李 江³

(1. 陕西师范大学 国际商学院 陕西 西安 710119; 2. 陕西师范大学 数学与信息科学学院 陕西 西安 710119;
3. 西安交通大学 经济与金融学院 陕西 西安 710061)

摘 要: 本文基于 Probit 模型构建了制造业企业信用风险评估方法,通过指标选取及检验,认为流动资产比率、资产负债率及总资产增长率等 10 个财务变量可以显著地反映企业偿付能力和发展能力,并作为风险测度模型的解释变量。经过对我国制造业上市企业信贷风险的测度检验,该模型对制造业企业违约事件发生的判别准确率达到 92.97%,并能够提前 1 到 8 个季度对企业进行信用风险危机预警,可以较好地预测企业违约事件发生的概率,为制造业企业信用风险的防范提供决策支持。

关键词: 信用风险评估; Probit 模型; 制造业

中图分类号: F832.42 文献标识码: A 文章编号: 1003-5192(2019)04-0076-07 doi: 10.11847/j.38.4.76

Study on Credit Risk Measurement of Chinese Manufacturing Listed Companies Based on Probit Model

HUO Yuan-yuan¹, YAO Tian-yi², LI Jiang³

(1. International Business School, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China; 2. School of Mathematics and Information Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China; 3. School of Economics and Finance, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China)

Abstract: The article builds a credit risk assessment method for manufacturing companies based on the Probit model. Through the selection and examination of indicators, it can be seen that the 10 financial variables such as liquidity ratio, asset-liability ratio and total asset growth rate can significantly reflect the solvency and development capabilities of an enterprise. Therefore, the indicator can be used as an explanatory variable of the risk measurement method. After measuring the credit risk of the listed companies in the manufacturing industry in China, the accuracy of the model's discriminating against the occurrence of default events in manufacturing companies reaches 92.97%. At the same time, the model can provide early warning of credit risk crisis to companies in 1 to 8 quarters in advance. The article provides decision support for the prevention of credit risk in manufacturing enterprises.

Key words: credit risk evaluation; Probit model; manufacturing

1 引言

制造业是我国国民经济的重要组成部分,在“中国制造 2025”强国战略实施背景下,关注制造业企业发展及其资金借贷状况更显得尤为必要。我国制造业产值约占国内生产总值的 40%,长期以来,这类企业依赖廉价的劳动力成本和规模化生产维持其长期利润的增加,并成为推动我国经济高速增长的重要原因之一。而在经济结构转型时期,制造企业呈现出劳动力密集型向技术密集型、资本密集型转变的特征,在着力完善产业结构优化调整的

同时,需要继续维持该行业较高的投资与信贷规模,才能逐步实现制造业强国的发展目标^[1]。值得注意的是,制造业企业大都处于产业链中上游,生产交易关联性较强,在经济下行周期压力下,企业经营状况不容乐观,交易一方的违约可能导致另一方或多方面面临资金短缺,并触及商品流通领域的各个环节,因此,制造业企业具有广泛的风险传导特征。另根据我国多家商业银行 2017 年半年业绩报告,工商银行、农业银行、招商银行 2017 年上半年制造业不良贷款余额分别为 648.38 亿元、788.79 亿元和 2919.21 亿元,不良贷款率分别为

收稿日期: 2018-08-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71803109);教育部人文社会科学基金青年资助项目(18YJC790058);陕西省社科联资助项目(2018Z009);中央高校基本科研业务经费专项资金资助项目(GK201903104)

4.41%、5.99%和8.25%。由此可见,制造业企业整体信用风险偏高,是商业银行不良贷款的主要来源,因此有必要针对制造业企业特点,合理构建企业信贷的风险评估方法,有针对性地对企业信用风险进行专门测度与分析,完善企业风险预警机制,健全产业风险防范体系。

2 文献综述

企业信用风险的发生主要来自于违约事件的发生,因此对企业违约概率的准确测度是评估企业信用风险的核心环节。目前学术界对企业违约概率的测度过程可以概括为:探寻影响违约概率的关键变量,利用企业历史数据样本建立企业违约率分类判别模型,对企业违约的可能性做出预测。这类方法主要可以分为单变量分析法和多变量分析法。Beaver^[2]最早提出了违约概率评估的单变量方法,并通过单个财务比率预测可能出现财务困难的企业。显然,单变量模型无法全面概括企业复杂的经营状况,因此在此前的研究基础上扩展出了企业违约概率评估的多变量模型。典型的多变量模型主要包括多元判别分析模型和多元回归分析模型。其中多元判别分析模型以 Altman^[3]提出的 Z-score 模型为典型代表,该模型对财务报表数据进行筛选加权设定为解释变量,将企业是否违约设定为被解释变量,从而形成信用风险评估模型,因解释变量的不同亦会导致模型的预测能力也有所差异。之后,Altman 等^[4]又结合企业的现金流指标对 Z-score 模型进行改进,建立了 ZETA 评分模型。这两个模型都是以企业财务数据为基础的多变量判别分析模型,可以通过 Z 值直观判断企业在一定时期内的风险情况,这一方法已成为当代企业违约预测的核心技术。但是,多元判别分析法容易忽视资本市场所带来的非财务因素,且常要求指标服从正态分布,并获得协方差矩阵,限制了模型的适用性,为了满足变量之间非线性关系的现实要求,多元非线性回归分析得到了发展。根据事件发生概率服从分布的不同,非线性模型以 Logit 模型和 Probit 模型为主。这类模型采用一系列财务比率预测公司破产或违约的概率,依据风险偏好程度设定风险预警界线,并以此进行信用风险定位和决策^[5-6]。Martin^[7]对银行信用风险建立了 Logit 模型,并运用判别分析法进行评价,发现二者对信用风险评估的有效性非常相似。West^[8]使用 Logit 模型分析金融机构信用风险状况,并得出每一个机构有效的违约概率。Samad^[9]通过 Probit 模型分析了美国商业银行经营失败的原因,并对可能影响信用

风险的因素进行判别分析,实证结果表明其所建立的模型达到 80.17% 的准确预测程度。Apergis 和 Payne^[10]利用欧盟 91 家商业银行数据,通过 Probit 模型分析了商业银行信用风险的决定因素,并认为这些因素会对商业银行经营监管方式产生影响。

我国学者关于信用风险评估方法的研究大都以实证分析为主。在违约计量模型的实证研究方面,蔡玉兰和崔毅^[11],蒋彧和高瑜^[12]大都基于上市公司财务数据,通过测度违约距离(DD)进行违约概率的预测,而更多学者倾向于通过离散选择模型作为违约预测分析的基本模型,其中吴世农和卢贤义^[13],于立勇和詹捷辉^[14]均是通过 Logistic 回归模型构建了违约概率测算模型,并对公司违约概率进行了预测。程建和朱晓明^[15]采用 ROC 曲线对各模型进行全截断点预测力分析,利用 Probit 模型对上市公司违约事件进行预测,并运用自抽样法随机抽取子样本进行模型预测力检验,以消除可能存在的样本依赖问题。同时,多元非线性回归分析因其可以较好地判别违约发生时的主体财务特征,因此常被用于财务预警模型中,王颖等^[16],梁琪等^[17]分别从客户评级和中小企业实施 ST 处理的角度,通过违约概率模型进行了相应的实证分析。以上关于企业信用风险的分析主要是基于分类方法的违约率评估,模型把违约率测度看成是模式识别的分类问题,根据借款人的财务与非财务状况分为正常和违约两类,从历史财务指标数据中总结出分类规则,建立评估模型判别新样本。这种企业信用风险分析方法在目前可能是最有效的方法,也是国际金融界和学术界视为主流的方法^[18]。

因此,本文也将借鉴上述思想,通过 Probit 模型建立制造业企业信用评估方法,同时考虑解释变量的边际效应,分析影响制造业企业违约发生时的财务数据变量特征,为企业风险预警提供直观依据,以此提高企业风险管理能力。

3 研究设计

3.1 模型设定

由于本文选取企业的财务数据对企业违约风险进行评估,可能会存在财务比率非正态分布的现象,因此下文采用基于 Probit 模型的非线性回归方法对制造业上市企业的信用风险进行度量,不仅回避了财务数据非正态分布问题,同时改进了线性模型对企业违约率估值超出(0,1)区间的缺陷,使得预测结果具有概率意义。Probit 模型基本形式可表述为:

假设每一个企业都存在一组影响其发生违约的财务变量 X ,这些变量的线性组合可以使每一个

样本企业得到一个分数 Y_i^*

$$Y_i^* = \sum_j \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i = X_i B + \varepsilon_i$$

假设 $\varepsilon_i \sim N(0, 1)$ 则 Y_i^* 服从标准正态分布。

Y_i^* 代表企业发生违约的倾向。当 $Y_i^* > 0$ 时, 可观测变量 $Y = 1$ (企业违约); 当 $Y_i^* \leq 0$ 时, $Y = 0$ (企业不违约), 即

$$P_i = E(Y_i = 1 | X_i) = P(Y_i^* > 0) = P(-\varepsilon_i < X_i B) = F(X_i B)$$

其中 $F(\cdot)$ 表示标准正态分布的累积分布函数

$$F(X_i B) = \int_{-\infty}^{X_i B} f(z) dz \quad (1)$$

其中 $f(z)$ 为 z 的密度函数, 且 $z \sim N(0, 1)$ 。

求得标准正态函数的逆函数 $Y_i^* = F^{-1}(P_i) = X_i B$, 并利用最大似然估计法对 (1) 式中的参数进行估计, 从而得到企业违约概率回归结果。

3.2 数据选取

本文选取我国深圳证券交易所和上海证券交易所制造业上市企业作为研究样本。根据沪深证券交易所的规定, ST 股是指经营连续两年亏损给予特别处理的企业股票, *ST 股是指经营连续三年亏损给予退市警告的企业股票, 这类企业往往是财务状况异常或者已经出现了危机, 资金周转困难、债务无法偿还, 导致出现违约状况的企业, 因此本文以 ST 或 *ST 企业替代违约企业样本。本文通过国泰安数据库, 遴选了 2015 年 3 月 31 日至 2016 年 3 月 31 日 34 家被执行 ST 或 *ST 的制造业企业, 其中 24 家作为违约企业样本, 另外 10 家作为违约企业预测样本, 并根据行业相同和规模相近的原则, 配比 24 家非 ST(*ST) 的制造业企业作为正常企业样本进行实证检验与分析。

为防止 Ohlson^[19] 提出的财务报表时间点问题发生, 样本采用违约发生前一年或更长时期的财务数据资料, 而避免使用违约事件发生同年的财务报表资料, 因此, 本文采用企业被执行 ST 或 *ST 处理时前 5 年作为数据搜集区间。同时, 由于企业的财务状况是动态变化的过程, 随着距 ST 或 *ST 年份时间的推进, 不同财务指标对企业信用风险的影响程度也逐渐变化, 因而本文对样本企业 ST 或 *ST 年份前的第一年至第五年 ($t-1 \sim t-5$) 分别建立 Probit 模型评估企业信用风险, 以提高预测精度。

3.3 指标选取

3.3.1 原始指标选取

企业的财务状况和经营状况体现在企业对债务的偿付能力、资产运营管理能力以及企业的盈利水平、企业发展潜力等多个方面, 因此, 本文选取样本企业的财务报表比率结构、偿债能力、发展能力、风险水平、经营能力、现金流、盈利能力以及企业规

模等 8 个方面的 25 个变量作为制造业企业信用风险评估模型的原始指标。

3.3.2 指标检验

(1) 显著性检验。为了筛选出能够显著区分违约企业 and 非违约企业的指标, 下文首先对原始指标进行非参数 Kruskal-Wallis 检验。其结果显示营运资金比率、有形资产比率、经营负债比率、营业收入增长率、应收账款周转率、经营杠杆、总资产周转率、企业自由现金流等 8 个变量未能通过 Kruskal-Wallis 显著性检验。而能够在 5% 的置信水平下显著区分 ST(*ST) 企业 and 非 ST(*ST) 企业的 17 个变量分别为: 流动资产比率、流动负债比率、流动比率、速动比率、资产负债率、利息保障倍数、总资产增长率、净利润增长率、所有者权益增长率、财务杠杆、存货周转率、综合杠杆、净利润现金净含量、总资产净利润率、资产报酬率、总资产及营业收入。

(2) 相关性检验。为了提高模型回归的准确性, 对 Kruskal-Wallis 检验结果显著的指标进行 Pearson 相关性分析, 结果显示流动比率与速动比率、净利润增长率与总资产增长率、利息保障倍数与资产负债率、总资产与营业收入、综合杠杆与财务杠杆、净利润现金净含量与速动比率等多个指标的相关性很高。为了提高模型的预测能力, 本文剔除了流动比率、净利润增长率、利息保障倍数、综合杠杆、净利润现金净含量以及总资产等 6 个与其它变量相关性较高的变量。

(3) 多重共线性检验。本文采取容许度 (TOL) 和方差膨胀因子 (VIF) 两个统计值对变量的多重共线性进行检验。一般情况下, TOL 数值过小或者 VIF 数值过大 ($TOL < 0.1$ 或者 $VIF > 10$) 时表示存在多重共线性。经检验结果显示, 资产报酬率和总资产净利润率的 VIF 统计量均超过 10, 因此二者存在严重的多重共线性, 这将使模型的准确性受到影响。由于资产报酬率和总资产净利润率均是反映企业盈利能力的指标, 本文选择剔除资产报酬率, 保留总资产净利润率再次进行多重共线性检验, 得到流动资产比率、流动负债比率、速动比率、资产负债率、总资产增长率、所有者权益增长率、财务杠杆、存货周转率、总资产净利润率及营业收入等 10 个变量的 TOL 统计量和 VIF 统计量均在合理范围, 并确定作为制造业企业信用风险评估模型解释变量的财务指标。

4 实证分析及预测

4.1 Probit 模型检验

记企业被执行 ST 的年份为第 t 年, 以下用 $t-1, t-2, t-3, t-4, t-5$ 分别表示财务危机前第

一年、第二年、第三年、第四年和第五年。首先针对样本企业 8 个方面的 10 个财务变量进行 Probit 模型回归 $t-1$ 年至 $t-5$ 年企业信用风险评估模型参数估计结果如表 1 所示。

表 1 $t-1$ 年至 $t-5$ 年制造业企业信用风险评估模型参数估计

变量	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$	$t-5$
流动资产比率 $X1$	-1.391864 **	-1.503978 **	-2.671042 **	-2.490666 **	-1.507602 **
流动负债比率 $X2$	1.072596	0.6996196	1.183401 **	0.9041326	0.2328297
速动比率 $X3$	-0.2345067	0.0492193	-0.1874691	-0.2874225	-0.2653883
资产负债率 $X4$	-0.1628771 **	-0.1680465 **	-0.4574028 **	-0.4040447 **	-0.1963166
总资产增长率 $X5$	0.1208234	1.444056 **	-0.6915752 **	-0.2396631	2.039221 **
所有者权益增长率 $X6$	-0.4197065	-0.8973672 **	0.1584936	-0.0418541	-0.7903494
财务杠杆 $X7$	-0.1460797	-0.0414247	0.0102157	-0.0072142	0.1265097
存货周转率 $X8$	-0.0006028	0.0466751	0.0233164	0.0011236	-0.0316699
总资产净利润率 $X9$	-1.362359	-2.12357 **	-4.554474 **	-3.433216	-0.6472716
营业收入 $X10$	-0.0696608	-0.137763 **	-0.0044622	0.0232939	-0.0692093
常数项	1.89575	3.088939	1.120841	0.6475445	1.984885

注: ** 表示在 5% 水平下显著。下同。

根据五年间制造业企业信用风险评估模型参数回归结果可以得出,随着企业财务状况和经营状况的动态变化,信用风险的大小也将随之变动,各年度财务变量的解释能力也有所区别。其中反映企业资金流动性的流动资产比率($X1$)从 $t-5$ 年开始对企业违约概率可以很好地预测,并在 5 个模型中都显著。反映企业偿债能力的资产负债率

($X4$) 在 $t-1$ 年至 $t-4$ 年的风险评估模型中显著性较高,而反映企业发展能力的总资产增长率($X5$) 在 $t-2$ 年、 $t-3$ 年和 $t-5$ 年的模型中显著性较高。

下面通过 5 个模型的参数回代,检验基于 Probit 模型的信用风险评估方法对样本制造企业违约概率估计的准确性。结果如表 2 所示。

表 2 Probit 模型回代检验结果

实测值	预测值		判别正确率	误判率
	非违约	违约		
非违约	88	6	93.62%	6.38%
违约	7	84	92.31%	7.69%
$t-1$ 年总体准确率			92.97%	7.03%
非违约	96	9	90.62%	9.38%
违约	11	83	88.30%	11.70%
$t-2$ 年总体准确率			89.47%	10.53%
非违约	80	16	83.33%	16.67%
违约	19	77	80.21%	19.79%
$t-3$ 年总体准确率			81.77%	18.23%
非违约	70	26	72.92%	27.08%
违约	33	63	65.62%	34.38%
$t-4$ 年总体准确率			69.27%	30.73%
非违约	64	32	66.67%	33.33%
违约	36	60	62.50%	37.50%
$t-5$ 年总体准确率			64.58%	35.42%

本文以违约概率 0.5 作为违约企业 and 非违约企业的分界点,可以看到 $t-1$ 年模型整体预测准确率最高(92.97%),而其余模型整体预测准确率依次降低, $t-5$ 年模型整体预测准确率只能达到 64.58%。表明企业信用风险度量模型的预测准确率随着时间的前推而下降,制造业企业发生违约时

的前 2 年模型的预测能力较强。

4.2 边际效应分析

为了得知上述关键财务变量每变化一个单位后对企业违约风险的影响程度,须对回归方程进行一阶微分,通过 Probit 模型进行边际效益分析。 $t-1$ 年至 $t-5$ 年的边际效应结果如表 3 所示。

表 3 $t-1$ 年至 $t-5$ 年回归结果边际效应分析

dy/dx	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$	$t-5$
流动资产比率 X_1	-0.4726797**	-0.5049106**	-0.8853078**	-0.8571076**	-0.5180615**
流动负债比率 X_2	0.3642556	0.234874	0.3922343**	0.3922343	0.0800079
速动比率 X_3	-0.0796389	0.0165237	-0.062136	-0.0989101	-0.0911961
资产负债率 X_4	-0.0553134**	-0.056416**	-0.1516046**	-0.1390431**	-0.0674608
总资产增长率 X_5	0.0410319	0.4847939**	-0.2292203**	-0.0824748	0.7007431**
所有者权益增长率 X_6	-0.1425332	-0.3012612**	0.0525322	-0.0144031	-0.2715899
财务杠杆 X_7	-0.049609	-0.013907	0.003386	-0.0024826	0.0434729
存货周转率 X_8	-0.0002047	0.0156696	0.0077282	0.0003867	-0.0108828
总资产净利润率 X_9	-0.4626598	-0.7129181**	-1.509565**	-1.181465	-0.2224237
营业收入 X_{10}	-0.023657	-0.0462494**	-0.001479	0.0080161	-0.0237826

注:下划线标记出了对制造业企业信用风险边际效应影响程度大于 0.1 的变量。

根据边际效应回归结果可以看到,上述财务变量对制造业企业信用风险的影响程度随时间变化具有明显差别。5 年间,总资产净利润率(X_9)、流动资产比率(X_1)和流动负债比率(X_2)对企业信用风险均有较大的边际贡献效应,说明制造业企业的盈利能力和短期偿债能力的下降会对其未来 5 年内违约概率的攀升起到决定性作用。此外,与 $t-1$ 年至 $t-5$ 年制造业企业信用风险评估模型参数的显著性检验相类似,边际效应回归方程参数也

在企业发生违约时前两年的显著较多,再次证明了通过该信用风险评估方式可以起到预判制造业企业违约事件发生的概率。

4.3 制造业企业违约预测

下面选用 10 家在 2015 年 3 月 31 日至 2016 年 3 月 31 日执行 ST(*ST)处理的制造业企业作为预测样本,并将其财务数据代入本文所设定的 Probit 信用风险评估模型进行预测实证检验。表 4 给出了这些企业发生违约的预测季度时点及对应的预测值。

表 4 10 家企业违约概率预测值

时间	企业 1	企业 2	企业 3	企业 4	企业 5	企业 6	企业 7	企业 8	企业 9	企业 10
$t-5q1$	0.61	0.63	0.65	/	0.49	0.53	0.45	0.73	0.47	/
$t-5q2$	0.60	0.58	0.51	/	0.47	0.62	0.45	0.69	0.43	/
$t-5q3$	0.56	0.65	0.60	/	0.45	0.52	0.40	0.64	0.47	/
$t-5q4$	0.63	0.67	0.91	/	0.46	0.54	0.44	0.72	0.52	/
$t-4q1$	0.60	0.62	0.64	/	0.51	0.45	0.40	0.70	0.46	/
$t-4q2$	0.69	0.68	0.95	/	0.51	0.50	0.41	0.69	0.29	/
$t-4q3$	0.62	0.58	0.58	/	0.47	0.49	0.45	0.37	0.78	0.44
$t-4q4$	0.62	0.65	0.42	/	0.48	0.52	0.39	0.85	0.40	0.20
$t-3q1$	0.55	0.58	0.60	/	0.46	0.48	0.43	0.69	0.40	0.41
$t-3q2$	0.60	0.58	0.99	/	0.52	0.47	0.58	0.62	0.42	0.46
$t-3q3$	0.54	0.50	0.59	0.31	0.45	0.43	0.46	0.67	0.38	0.44
$t-3q4$	0.63	0.55	0.86	0.35	0.51	0.52	0.55	0.75	0.52	0.58
$t-2q1$	0.63	0.56	0.62	0.41	0.50	0.56	0.49	0.82	0.46	0.52
$t-2q2$	0.63	0.51	0.54	0.45	0.64	0.58	0.63	0.83	0.45	0.46
$t-2q3$	0.58	0.65	0.59	0.56	0.50	0.51	0.52	0.87	0.49	0.55
$t-2q4$	0.93	0.65	0.62	0.63	0.71	0.70	0.44	0.79	0.58	0.52
$t-1q1$	0.73	0.87	0.83	0.76	0.91	0.83	0.66	0.79	0.57	0.48
$t-1q2$	0.82	0.91	0.83	0.91	0.89	0.79	0.83	0.90	0.52	0.66
$t-1q3$	0.87	0.91	0.79	0.95	0.89	0.82	0.73	0.96	0.89	0.70
$t-1q4$	0.91	0.96	0.82	0.99	0.95	0.81	0.82	0.93	0.93	0.87
平均值	0.67	0.66	0.70	0.63	0.59	0.58	0.53	0.75	0.52	0.52
违约预测时点	$t-2q4$	$t-1q1$	$t-1q1$	$t-1q2$	$t-1q1$	$t-2q4$	$t-1q2$	$t-2q1$	$t-1q3$	$t-1q4$

注:企业 4 由于数据缺失只能从 $t-3$ 年第三季度开始预测。企业 10 则从 $t-4$ 年第三季度开始预测。下划线标记出的是模型预测出企业违约时点的违约概率。

从违约预测结果可以看出,违约企业在执行 ST(*ST) 处理年份之前最近一年的违约概率普遍偏高,10 家样本企业在执行 ST 处理时的前五年的平均违约概率均高于 0.5。同时,根据每一家企业违约概率的变化情况可知,样本企业的违约概率在 $t-3$ 年至 $t-5$ 年整体情况较为平稳,而在 $t-2$ 年违约概率会出现较大变动,模型的预测能力较强。

最后,通过本文模型预测出的 10 家企业违约时点发现,1 个企业样本能够提前 8 个季度预测到企业发生违约事件,7 个企业样本能够提前 1 个季度至 4 个季度预测到企业发生违约事件,2 个企业样本能够提前 5 个季度预测到企业将会发生违约事件。相比于年度违约预测来讲,企业违约预警时间更加精确,为企业信用风险评估的应用提供了可靠依据。

5 结论与建议

本文基于 Probit 模型构建了我国制造业企业信用风险评估方法,通过对样本企业的信用风险分析及预测得到以下结论:

首先,制造业企业信用风险评估方法可以较准确地判别出企业可能发生违约的概率,样本整体的判别准确性可以达到 92.97%;此外模型判别的准确性与企业财务数据密切相关,财务数据距离预测时点越近,模型的预测能力也越准确,距离预测时点较远的数据导致模型的预测能力减弱。因此,关注企业财务数据,尤其是反映企业盈利能力和偿债能力的财务指标能够帮助制造业企业尽早发现风险隐患,及时改善企业经营状况,降低信用风险发生的概率。

其次,运用模型对制造业企业信用风险进行评估时,可以将模型中显著性较高的财务变量作为判断企业可能发生违约事件的参考信息,这些财务变量的变化能够直观地判断企业风险波动状况。当模型预测能力不佳,各变量回归系数显著性较低时,可以考虑选用对违约概率边际效应影响较大的财务指标跟踪企业运营状况。具体来说,短期内,制造业企业应该关注流动资产比率和流动负债比率等流动性指标;长期内,企业需要关注总资产净利润率和总资产增长率等反映企业盈利能力和发展能力的财务变量,并通过及时公开和披露企业财

务信息以完善企业信用风险预警机制的建立。

最后,通过制造业企业违约概率预测值的变化趋势可以发现,在最接近预警年份的两年间,企业违约概率上升幅度较大,信用风险偏高;而在预警发生的两年之前,危机企业的违约概率一般维持在 0.5 左右,违约趋势不明显,但相比正常企业仍然偏高。因此基于财务数据的企业信用风险评估方法可以较早地甄别具有较大违约倾向的企业,利用季度数据观测企业信用风险发生的时点提高了预测的精准度。

制造业企业信用风险的评估不仅关乎企业自身的生存与发展,还直接影响制造业行业的兴衰及国家工业化进程的推进。从制造业行业部门来说,采用科学的信贷风险测度方法及适当的财务指标,客观了解自身的经营状况,不仅能够有效评价企业经营决策的合理性和稳健性,而且可以帮助企业完善发展战略,避免企业一味追求短期的营业收入增长,盲目扩大经营杠杆,引发财务风险;对金融信贷部门而言,准确获取企业的财务信息,并通过相应的信贷评估方式动态评价制造业企业经营状况及信贷风险,合理配置信贷资金,有利于防范化解系统性金融风险在实体经济部门的发生,控制资金“脱实入虚”现象的出现,降低其仅在金融体系内循环的发生概率,最大可能地发挥金融对实体经济的服务及促进作用,有效缓解实体经济资源分配不均的现状;从监管部门角度来说,良好的信贷环境有利于实体经济部门与金融行业的良性互惠增长,在我国当前的宏观审慎管理背景下,监管部门只有充分而准确地了解企业的信贷风险,才能为金融部门制定有效的货币信贷政策,确保货币供给与经济增长的内生需求相一致,发挥流动性对经济增长的促进作用,为我国制造业的创新与发展以及高质量的经济增长提供有力保障。

参 考 文 献:

- [1] 纪明,梁东黎.后工业化时代经济大国低经济增长率之迷:结构变迁视角[J].经济管理,2011,33(3): 17-25.
- [2] Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure[J]. Journal of Accounting Research, 1966, 4: 71-111.
- [3] Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and

- the prediction of corporate bankruptcy[J]. The Journal of Finance ,1968 ,23(4) : 589-609.
- [4] Altman E I , Haldeman R G , Narayanan P. ZETA TM analysis a new model to identify bankruptcy risk of corporations[J]. Journal of Banking & Finance ,1977 ,1(1) : 29-54.
- [5] Altman E I , Saunders A. Credit risk measurement: developments over the last 20 years [J]. Journal of Banking and Finance ,1997 ,21(11-12) : 1721-1742.
- [6] Agarwal V , Taffler R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models[J]. Journal of Banking & Finance ,2008 ,32(8) : 1541-1551.
- [7] Martin D. Early warning of bank failure: a logit regression approach[J]. Journal of Banking & Finance ,1977 ,1(3) : 249-276.
- [8] West R C. A factor-analytic approach to bank condition [J]. Journal of Banking & Finance ,1985 ,9(2) : 253-266.
- [9] Samad A. Credit risk determinants of bank failure: evidence from US bank failure[J]. International Business Research ,2012 ,5(9) : 10-21.
- [10] Apergis N , Payne J E. European banking authority stress tests and bank failure: evidence from credit risk and macroeconomic factors [J]. Banking and Finance Review ,2013 ,5(2) : 23-32.
- [11] 蔡玉兰 ,崔毅. Merton 违约距离模型对企业财务困境的预测能力研究——基于离散时间风险模型的实证分析[J]. 预测 ,2015 ,34(6) : 33-38.
- [12] 蒋彧 ,高瑜. 基于 KMV 模型的中国上市公司信用风险评估研究 [J]. 中央财经大学学报 ,2015 ,(9) : 38-45.
- [13] 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 96.
- [14] 于立勇 ,詹捷辉. 基于 Logistic 回归分析的违约概率预测研究[J]. 财经研究 ,2004 ,(9) : 15-23.
- [15] 程建 ,朱晓明. 信用风险评估模型预测力的验证研究 [J]. 山西财经大学学报 ,2007 ,(2) : 86-92.
- [16] 王颖 ,聂广礼 ,石勇. 基于信用评分模型的我国商业银行客户违约概率研究 [J]. 管理评论 ,2012 ,(2) : 78-87.
- [17] 梁琪 ,过新伟 ,石宁. 我国中小上市公司财务失败预警研究——基于财务指标和公司治理指标的综合考察[J]. 经济管理 ,2012 ,34(3) : 123-132.
- [18] 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 ,(11) : 40-54.
- [19] Ohlson J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy [J]. Journal of Accounting Research ,1980 ,18(1) : 109-131.