

企业财务风险预警模型研究

——基于制造业数据

解秀玉,管西三

(青岛科技大学 经济与管理学院,山东 青岛 266061)

[摘要]企业财务风险预警模型包括偿债能力、营运能力、盈利能力、发展能力和现金流量五方面指标。经过验证,采用制造业数据、运用 Logistic 回归分析法和主成分分析法构建的企业财务风险预警模型预测准确率达到 90% 以上。

[关键词]制造业;财务风险预警模型;主成分分析法;风险管理;Logistic 回归分析法

[中图分类号]F275 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1672-8750(2013)04-0058-11

风险管理是企业管理的重要组成部分,风险管理的好坏直接关系到企业的生存和发展。财务风险管理在企业风险管理中具有重要地位,财务风险预警是企业财务风险管理的核心和重点。制造业在国民经济中占有重要的地位,是国民经济的支柱产业,它直接影响着国计民生。2008 年爆发的金融危机对我国企业(尤其是制造业)产生了巨大的影响,许多企业因此陷入财务困境,甚至破产倒闭。在后金融危机时期,世界经济虽有所好转,但仍不乐观。许多企业仍然面临困境,在此环境下,企业要想获得健康持续的发展,就必须正确评估目前面临的财务风险,并能够准确判断和预测未来的财务风险。

财务风险是在企业各项财务活动中由于各种难以预料和无法控制的因素而导致的在一定时期、一定范围内所获取的最终财务成果与预期的经营目标发生偏差而使企业蒙受经济损失的可能性。影响企业财务风险的因素很多,这些因素最终都会在企业的财务指标上体现出来。因此,研究财务困境企业与正常企业在财务指标上的差异性,寻找财务风险与财务指标之间的关系,建立风险预警模型,可以帮助企业高层管理者及时判断、预防及控制财务风险。目前,国内已有的大多数研究面向的是全部行业和企业。现实生活中,不同行业在经营管理上有很大的差异,相应地,各行业的财务数据必然会体现出不同的特征,因此,基于制造业数据研究企业财务风险预警模型有重要的现实意义和较强的应用价值。

一、文献综述

20 世纪 30 年代至今,国内外学者对企业财务预警进行了大量的研究,企业财务预警领域的研究

[收稿日期]2013-01-23

[基金项目]2011 年山东省社科规划项目(11CKJJ06)

[作者简介]解秀玉(1964—),女,山东莱西人,青岛科技大学经济与管理学院教授,硕士生导师,主要研究方向为会计理论与实务;管西三(1987—),男,山东莒县人,青岛科技大学经济与管理学院硕士生,主要研究方向为财务分析与风险管理。

日渐成熟。企业财务预警研究方法经历了趋势分析、判别分析、人工智能技术、传统方法的改进和前沿技术的采用四个发展阶段,财务预警模型主要有单变量财务预警模型、多变量财务预警模型以及条件概率预测模型等,其中,多变量财务预警模型又包括多元线性回归分析(Z-score 模型)、多元非线性回归分析(Logistic 回归模型)以及神经网络模型等。

(一) 单变量财务预警模型

单变量预测模型最早是由 Beaver 于 1966 年提出的。Beaver 认为财务困境不应该仅仅被狭义地界定为破产,而是应该包括拖欠优先股股息、银行透支和不能偿付债券。他使用 1954 年至 1964 年间 79 家破产企业和 79 家非破产企业作为研究的样本企业,选取了 30 个财务指标进行研究。研究结果表明,现金流量与负债总额的比率能最好地判定公司的财务状况,其次是资产负债率,并且距离经营失败日期越近,误判率越低,预见性越强^[1]。

单变量预警模型主要依据单个财务比率将样本分为破产和非破产两组^[2]。这一方法主要是对两组企业的一系列财务比率进行经验分析和比较。因为当时缺乏先进的统计和计算工具,所以这一方法仅仅被用于描述性分析范畴。

(二) 多变量财务预警模型

1. Z-score 模型

Z-score 模型(简称 Z 模型)是 1968 年由美国学者 Altman 首次提出的,他将多元线性判别分析法引入到财务危机预警领域^[3]。他采用企业的五个财务比率的加权平均数来测试财务风险,得出一个判别企业财务风险程度的度量值,称之为 Z 值。Z 值越大,企业发生财务危机的可能性越小,Z 值越小,企业发生财务危机的可能性就越大,但是该模型并不能给出企业发生财务危机的可能性大小的具体数值。Z 模型还有另一局限性,就是没有充分考虑现金流量的变动等因素对企业财务状况的影响^[4-5]。为此,我国学者周首华等人以 Z 模型为基础,对 Z 模型进行改进,建立了 F 模型。F 模型考虑了现金流量对财务预警的影响,但却忽略了不同行业之间的财务指标差异^[6]。之后,张爱民等同样是以 Altman 的 Z 值判定模型为基础,结合主成分分析法,构建了成分预警模型,并对 1999 年到 2000 年间的 40 家被特别处理的企业进行配对研究,研究结果显示,企业在被宣布特别处理的前一年模型的判别准确率最高,可达 92.5%^[7]。

2. Logistic 回归模型

Martin 在 1977 年将 Logistic 回归模型引入财务困境研究领域,他发现线性回归模型其实只是 Logistic 回归模型的一个特例,线性回归模型要求样本数据服从正态分布,而且变量之间是相互独立的,有相等的方差-协方差阵,不同组别之间有不同的均值,而 Logistic 回归模型对样本数据的要求较低,适用性更广。Logistic 回归模型由于没有关于自变量分布的假设条件,因此避开了多元线性回归中所面临的各种难以满足的前提假设,使财务风险预测得到了重大改进,克服了传统判别分析中的许多问题。Martin 还对 Z 模型和 Logistic 回归模型进行了比较研究,发现 Logistic 回归模型的预测能力优于 Z 模型。1982 年 Collies 和 Green 比较了多元线性回归模型和 Logistic 回归模型,认为多元线性回归模型的基础假设不符合破产预测,与财务危机更一致的是 Logistic 回归模型,它所预测的错误更小^[8]。

2001 年李华中以 1997 年全部 ST 公司和 1998 年部分 ST 公司作为财务危机样本,选取非 ST 类企业作为预测样本,并按照相同行业、相近规模的原则从中选择与失败样本数量相同的非财务危机样本组,之后用 Logistic 回归模型对样本组进行财务危机预警研究。结果表明,该模型的平均预测准确率为 94.34%^[9]。陈文俊 2005 年以我国上市公司中发生财务危机的企业 41 家、财务健康企业 41 家作为配对样本,以 20 个财务指标为基数,选择其中的 7 个指标作为预测变量,利用 Logistic 回归判定分析法,对企业的财务风险预警进行实证研究^[10]。李晓宁 2011 年以上市公司中被特别处理的公司为财务危机的标志,选取了 2009 年 104 家 ST、*ST 类公司作为基础样本,104 家非 ST 类公司为配对样本,以财务危机发生时点为 T,利用研究样本中上市公司的 T-1 年、T-2 年、T-3 年的数据,借助

统计分析工具进行研究,利用主成分分析法从23个指标中选取了9个指标作为自变量,构建了 Logistic 回归模型,并运用样本企业对该模型进行了检验,研究表明,Logistic 回归判定分析法比线性回归预警模型准确率高^[11]。鲍新中等人在对企业财务预警研究方法进行文献综述的基础上,提出了模型改进的思路^[12]。

3. 人工神经网络模型

20世纪80年代末期兴起的神经网络理论对财务危机预测也产生了重要的影响。1990年 Odom 和 Sharda 第一次将神经网络应用于财务风险预测,并将该模型的判别结果与 Altman 的 Z 模型做了比较,发现神经网络对检验样本的正确分辨率为 81.81%,而 Z 模型的正确率为 74.28%^[14]。1992年 Tam 和 Kiang 比较了神经网络模型、线性回归模型和 Logistic 回归模型对商业银行财务风险的预测结果^[15]。Fletcher 和 Goss 等人比较了神经网络模型与 Logistic 回归模型,他们发现虽然神经网络模型比 Logistic 回归模型有较好的预测精度,但建立神经网络模型包含多种遗传算法,对使用人员的要求较高^[16]。

(三) 制造业财务风险预警模型

制造业财务预警模型的研究相对较少。2010年杨绪强选取了2006年至2009年首次被特别处理的77家财务危机公司和配对的231家财务状况正常公司作为样本,并将其分为训练样本和检验样本,选取了25个财务指标和12个非财务指标进行研究,经过显著性检验和主成分提取,将最终筛选出的指标作为建立模型的初始变量,构建了 T-3 年的 Logistic 预警模型,研究结果显示,预警模型具有较高的预警能力和精确性^[17]。2011年刘慧针对上市的制造业企业建立了 Logistic 财务危机预警模型并得到了 95.9% 的准确率^[17]。2012年朱清香、刘佳和冷冬署利用河北省上市公司制造业 2006 年到 2008 年的数据,从偿债能力、盈利能力、营运能力、现金能力 4 个方面出发,利用因子分析提取主成分,建立了针对河北省制造业的多元线性回归财务风险预警模型,应用于 2009 年和 2010 年,得出的分析结果与公司实际情况吻合度较高,并根据实际的检验分析结果提出了相关建议^[18]。由上面的研究看出,从上市公司的财务指标出发,以实际的数据为依据建立的预警模型的预测效果都是比较好的。

综上所述,我们可以看出,单变量财务预警分析的准确性已不能满足要求,多元线性回归模型只能就样本公司是否发生财务危机进行分类,无法衡量发生危机的概率,而且还存在着假设上的局限性,财务危机与财务正常公司并不一定完全满足这些假设,研究难以实现理论与实际的一致性。Logistic 回归模型的预测效果和适应性均优于多元线性回归模型,不仅能对财务风险进行判别,而且还可以确定发生财务风险的概率。神经网络模型的预测效果虽然比多元线性回归模型、Logistic 回归模型准确性高,但由于计算过程复杂,对使用人员的技能要求较高,而且由于神经网络存在严重的内在缺陷、时间序列模型对数据具有苛刻要求,使其运用起来有一定困难,且其依据的理论比较抽象,判别结果不具有解释性。这些问题限制了神经网络方法在实践中的运用。Logistic 回归分析是一种多元非线性分析方法,它实际上是普通多元线性回归的发展,它克服了多元非线性分析的严格的假设条件的缺陷,同时,利用 SPSS 统计分析软件可以大大地降低计算的工作量,从而弥补了 Logistic 回归分析的不足。主成分分析法能消除指标之间的共线性影响,简化指标体系,精选出的综合性指标对企业财务风险贡献率大,建立的模型可行性和实用性更强。因此,鉴于 Logistic 回归模型较高的预测准确性、适用性以及使用的简便性,本文在已有研究成果的基础上,从制造业角度,运用 Logistic 回归分析法构建企业的财务风险预警模型,探索适用于企业的财务风险预警指标体系。

二、制造业企业财务风险预警模型的建立

(一) 研究设计

根据上市企业的财务状况的好坏,我国证券市场将上市公司分为 ST 企业和正常企业(即非 ST

企业),ST企业通常被视为财务困境企业,正常企业则被视为财务状况良好的企业。一般来讲,财务困境企业往往伴有较高的财务风险,而正常企业发生财务风险的可能性较低。为了方便研究和划分企业的财务风险状况,本文将ST企业定义为具有财务风险的企业,将正常企业(非ST企业)定义为无财务风险的企业。另外,我国要求上市公司公开披露自身的财务数据,鉴于财务数据的易取得性,本文以我国上市公司为研究样本,以上市公司公开披露的财务数据为资料,选取与企业财务状况相关的偿债能力、营运能力、盈利能力、发展能力和现金流量方面的指标,运用ST企业与非ST企业配对样本,使用Logistic回归分析方法,构建企业财务风险预警模型,并对模型的准确率做出实证检验。

1. 样本选取

本文从我国上市公司中选取了制造业2012年ST企业50家和非ST企业50家作为配对样本进行研究。分别以2011年、2010年及2009年的财务数据为资料,分别建立T-1年(2011)、T-2年(2010)、T-3年(2009)的财务风险预警模型来预测企业未来三年的财务风险情况。本文建立模型后,再另外随机选取ST企业10家和非ST企业10家作为验证样本,以验证模型的预测准确性。本文数据来源于凤凰财经网(www.finance.ifeng.com)。

2. 指标的选取

根据普遍性、相关性、可比性和可操作性原则,参考前人的研究成果并考虑企业的实际情况,本文在选择指标时,着重考虑了以下因素:一是财务风险主要表现为企业无力偿还到期债务的风险。因此,本文特别注重对偿债能力的分析。二是财务风险不可避免地受到营运能力和盈利能力的影响,差的营运能力和盈利能力必然加大企业的财务风险。因此,本文选择反映企业营运能力和盈利能力的指标。三是从经验上判断,陷入财务困境的企业发展速度都会放慢或停滞不前,因此本文选择反映企业成长能力的指标。四是现金流量指标是基于现金制的,现金流量指标能直接反映企业的偿债能力。五是不同的财务指标之间存在财务数据的相关性,所以,选择指标时本文特别注意指标之间的相关性。综合上述考虑,本文主要从企业偿债能力、营运能力、盈利能力、成长能力和现金流量五个方面的23个指标中,选取11个最具代表性的对企业财务风险状况有较大影响的指标作为初始财务指标(见表1),然后根据资产负债表、利润表、现金流量表及有关明细表的财务数据,计算出各项财务比率来构建财务风险预警指标体系。

表1 财务风险预警指标体系表

	财务指标		定 义
偿债能力指标	速动比率	X_1	速动资产/流动负债
	资产负债率(%)	X_2	(负债/资产)×100%
营运能力指标	总资产周转率(次/年)	X_3	营业收入/资产平均余额
	应收账款周转率(次/年)	X_4	营业收入/应收账款平均余额
	存货周转率(次/年)	X_5	营业收入/存货平均余额
盈利能力指标	销售净利率(%)	X_6	(净利润/销售收入)×100%
	总资产报酬率(%)	X_7	(息税前净利/资产平均余额)×100%
成长能力指标	总资产增长率(%)	X_8	(本期资产增长额/期初资产)×100%
	净利润增长率(%)	X_9	(本期净利润增长额/上期净利润)×100%
现金流量指标	现金流量流动负债比率(%)	X_{10}	(经营活动现金净流量/流动负债)×100%
	每股经营活动现金流量(元/股)	X_{11}	经营活动现金净流量/流通在外的普通股股数

(二) 数据处理

1. 数据的正态性检验

本文利用SPSS18.0软件对数据进行K-S检验,验证样本数据是否符合正态分布。若数据不符合

正态分布,则适合运用 Logistic 回归法。K-S 检验是以俄罗斯数学家柯尔莫哥和斯米诺夫(Kolmogorov-Smirnov)的名字命名的一种非参数检验方法,该法能利用样本数据推断总体数据是否服从于某一理论分布。

K-S 检验结果(表2)显示,除了2010年的总资产周转率(X_3)和2009年的总资产周转率(X_3)、总资产增长率(X_8)、每股经营活动现金流量(X_{11})指标的P值渐近显著性(双侧)大于显著性水平0.05,服从正态分布外,其他指标的P值都小于显著性水平0.05,不服从正态分布。因此,从总体上看所选样本数据不符合正态分布,适用于 Logistic 回归分析法。

表2 Kolmogorov-Smirnov 检验表

年份	变量	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}
T-1年 (2011)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	2.492 0.000	3.595 0.000	1.371 0.047	4.364 0.000	2.478 0.000	3.429 0.000	2.407 0.000	3.606 0.000	3.869 0.000	1.587 0.013	1.730 0.005
T-2年 (2010)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	2.413 0.000	3.729 0.000	1.248 0.089	4.369 0.000	1.915 0.001	4.975 0.000	2.381 0.000	1.589 0.013	3.657 0.000	1.534 0.018	1.398 0.040
T-3年 (2009)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	1.646 0.009	3.367 0.000	1.228 0.098	4.390 0.000	1.992 0.001	4.664 0.000	1.838 0.002	1.142 0.147	3.839 0.000	1.851 0.002	1.230 0.097

2. 数据的差异性检验

差异性检验的目的是在备选指标中选出在ST企业与非ST企业中有明显差异的指标。如果某个指标不具有显著性差异,说明该指标说服力差,应将其剔除。差异性检验方法的选择取决于数据的分布特征,如果两个样本来自于两个正态分布的总体,则可用t检验,否则,用非参数检验。前面我们的K-S检验已经验证样本数据不符合正态分布,因此笔者认为应选用非参数检验来检验数据之间的差异性。

SPSS18.0软件中提供了多种两类独立样本的非参数检验方法,本文选用K-S检验。运用这一方法对两两配对样本进行分析,不仅能够检验单个总体是否服从某一理论分布,而且能对样本总体分布是否存在显著差异进行推断。检验结果见表3。

表3 检验统计量

年份	变量	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}
T-1年 (2011)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	2.500 0.000	3.000 0.000	1.900 0.001	1.200 0.112	.900 0.393	3.100 0.000	3.100 0.000	2.900 0.000	2.700 0.000	2.700 0.000	2.600 0.000
T-2年 (2010)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	2.400 0.000	3.000 0.000	2.100 0.000	1.300 0.068	1.200 0.112	2.800 0.000	2.900 0.000	3.300 0.000	3.300 0.000	2.400 0.000	2.400 0.000
T-3年 (2009)	Kolmogorov-Smirnov Z 渐近显著性(双侧)	2.200 0.000	2.800 0.000	2.700 0.000	1.600 0.012	0.900 0.393	2.700 0.000	2.500 0.000	2.900 0.000	2.000 0.001	2.800 0.000	3.300 0.000

由表3我们可以看出,T-1年、T-2年应收账款周转率(X_4)和存货周转率(X_5)的概率P值大于显著性水平0.05,说明ST企业和非ST企业在这两个指标上的差异性不显著;T-3年,只有存货周转率(X_5)的差异性不显著。虽然应收账款周转率(X_4)通过显著性检验,但是其概率P值仍比其他指标高。为保证预测模型的一致性,本文将应收账款周转率(X_4)和存货周转率(X_5)这两项指标剔除,剔除后剩下9个指标。

3. 数据的共线性检验和共线性的消除

Logistic 回归要求自变量之间不存在多重共线性。本文最初确定的指标体系带有一定的随机性,各指标包含的信息可能存在重叠或冗余部分(即存在变量的多重共线性),容易使模型出现错误的判断,因此,要建立科学合理的财务风险预警模型,必须考察指标变量之间的多重共线性。

本文运用主成分分析法提取主成分,这是一种成熟的降低数据维度并消除共线性的方法,目的是浓缩数据,以便在短时间以最少的信息丢失为代价将众多的观测变量浓缩为少数几个因素,达到降低维度的目的,同时生成的主成分两两之间正交,完全没有线性相关关系,从而一举两得。主成分分析方法的应用可以使得更多的财务指标纳入模型,这些指标可从多方面反映财务状况,使模型涵盖的财务信息更全面。此外,主成分分析方法将原始财务数据进行了标准化处理,得到的各个主分量之间不相关,较好地符合 Logistic 回归分析的要求,从而使预警模型更合理,判别的准确率更高,排除了人的主观臆断,相对更科学合理。运用主成分分析法,首先要进行 KMO 统计量和 Bartlett's 球形检验(结果见表4),以判断数据之间是否具有共线性,从而判断样本是否适合运用主成分分析法。

KMO 取值在 0—1 之间,若达到 0.5 以上,可使用主成分分析法。由表 4 看出,T-1 年、T-2 年、T-3 年的 KMO 分别为 0.553、0.613 和 0.537,均在 0.5 以上,说明样本适合用主成分分析法。对样本运用主成分分析得到方差贡献率如表 5 所示。

表 4 KMO 和 Bartlett 的检验

年份	方法	数值
T-1 年(2011)	取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量	0.553
T-2 年(2010)	取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量	0.613
T-3 年(2009)	取样足够度的 Kaiser-Meyer-Olkin 度量	0.537

表 5 主成分分析获得解释的总方差

年份	成分	初始特征值			提取平方和载入			旋转平方和载入		
		合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%	合计	方差的%	累积%
T-1 年 (2011)	1	2.166	24.070	24.070	2.166	24.070	24.070	1.736	19.289	19.289
	2	1.713	19.032	43.102	1.713	19.032	43.102	1.728	19.198	38.487
	3	1.374	15.266	58.368	1.374	15.266	58.368	1.463	16.251	54.738
	4	1.002	11.131	69.499	1.002	11.131	69.499	1.131	12.564	67.303
	5	0.811	9.014	78.513	0.811	9.014	78.513	1.009	11.210	78.513
T-2 年 (2010)	1	2.516	27.956	27.956	2.516	27.956	27.956	1.983	22.039	22.039
	2	1.411	15.681	43.637	1.411	15.681	43.637	1.590	17.668	39.706
	3	1.192	13.250	56.887	1.192	13.250	56.887	1.181	13.124	52.831
	4	1.045	11.606	68.492	1.045	11.606	68.492	1.148	12.752	65.582
	5	0.846	9.398	77.891	0.846	9.398	77.891	1.108	12.308	77.891
T-3 年 (2009)	1	2.572	28.583	28.583	2.572	28.583	28.583	1.942	21.579	21.579
	2	1.471	16.343	44.926	1.471	16.343	44.926	1.503	16.702	38.281
	3	1.382	15.353	60.279	1.382	15.353	60.279	1.501	16.675	54.956
	4	0.978	10.871	71.150	0.978	10.871	71.150	1.161	12.901	67.857
	5	0.822	9.128	80.278	0.822	9.128	80.278	1.118	12.421	80.278

本文根据主成分累积贡献率和特征根大于 1 这两个因素选取保留主成分。主成分累积贡献率通常达到 80% 以上,表明提取了 80% 以上的信息量,可据此决定需要提取主成分的数量。特征根是衡量主成分影响力大小的指标,特征根大于 1,选为主成分;特征根小于 1,则不能选为主成分。实际运用中,可综合考虑,灵活取舍。由表 5^① 可以看出,特征根大于 1 的成分只有 4 个(T-3 年为 3 个),累积贡献率分别为 67.303%、65.582% 和 67.857%,不能令人满意;而增加一个主成分则分别达到

^①由于第 6—9 成分的特征根都小于 1 并逐渐减小,且第 6—9 成分的累计贡献率仅为 20% 左右,包含的信息量较少,因此不能被选为主成分,表 5 中未列出第 6—9 成分的相关信息。

78.517%、77.89%和80.27%的贡献率,非常接近或超过80%。所以,取5个主成分代替原9个指标变量,运行程序得出了主成分得分系数矩阵(见表6)。其中的系数和相应指标变量就构成对应主成分的线性表达。如2011年主成分FAC1_1的表达式为:

$$FAC1_1 = -0.009ZX_1 + 0.093ZX_2 + 0.523ZX_3 - 0.075ZX_6 + 0.241ZX_7 + 0.503ZX_8 - 0.088ZX_9 - 0.067ZX_{10} + 0.068ZX_{11}$$

其他表达式与此式类似。变量前加字母Z,代表的是该变量标准化后的数值,因为在SPSS18.0软件的计算过程中,软件先将各个变量标准化后再进行计算,因此,各个主成分得分也是用标准化后的数值计算得到的。

表6 成分得分系数矩阵^①

年份	指标成分	X ₁	X ₂	X ₃	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁
T-1年 (2011)	1	-0.009	0.093	0.523	-0.075	0.241	0.503	-0.088	-0.067	0.068
	2	-0.038	0.008	0.066	-0.07	0.064	-0.077	-0.084	0.52	0.561
	3	0.44	-0.613	-0.202	-0.072	0.318	0.047	-0.026	-0.015	-0.017
	4	-0.336	-0.128	-0.085	-0.026	0.283	-0.088	0.841	-0.044	-0.079
	5	0.168	0.163	0.065	1.002	-0.124	-0.129	0.013	0.033	-0.139
T-2年 (2010)	1	-0.009	0.052	0.287	-0.077	0.395	0.339	0.434	-0.086	-0.068
	2	-0.038	-0.05	0.106	-0.028	-0.056	-0.14	-0.059	0.48	0.657
	3	0.837	0.06	-0.141	0.01	0.233	-0.164	-0.029	0.238	-0.295
	4	-0.336	0.821	0.284	-0.022	0.132	-0.358	-0.014	0.053	-0.086
	5	0.168	-0.003	0.213	0.819	-0.017	0.205	-0.424	-0.04	-0.009
T-3年 (2009)	1	-0.009	0.074	0.079	-0.019	-0.027	-0.195	-0.066	0.534	0.308
	2	-0.038	0.033	-0.007	0.655	0.505	0	-0.077	-0.02	-0.023
	3	-0.047	0.03	0.543	-0.073	0.094	0.653	-0.129	-0.12	-0.009
	4	-0.336	0.833	0.305	0.171	-0.184	-0.213	-0.047	0.149	0.089
	5	0.168	-0.045	-0.124	-0.17	0.097	-0.089	0.905	0.005	0.237

(三) 运用 Logistic 回归分析方法建立财务风险预警模型

将所得5个主成分和因变量Y(财务危机公司值为1,正常公司值为0)作为建模变量进入Logistic回归分析模型进行拟合,便可得到预测模型概率P的表达式。概率P是代表公司发生财务危机的概率,当P大于0.5时,Y值为1,表示企业发生财务危机;当P小于0.5时,Y值为0,表示企业没有财务危机。

预测结果如表7所示。“已观测”列代表的是企业的实际财务状况,“已预测”列代表的是模型对企业财务状况的预测结果。以T-1年为例,有44家正常企业和41家财务危机企业的实际情况和模型预测结果一致,只有6家正常企业和9家财务危机企业的模型预测结果出现了

表7 模型对制造业样本的预测结果

	已观测	已预测			综合准确率
		Y		百分比	
		0	1		
T-1年 (2011)	Y	0	44	6	88.0
		1	9	41	82.0
T-2年 (2010)	Y	0	42	8	84.0
		1	6	44	88.0
T-3年 (2009)	Y	0	43	7	86.0
		1	10	40	80.0

^①提取方法为主成分分析法,旋转法为具有 Kaiser 标准化的正交旋转法。

误差,所以 T-1 年模型对样本的综合准确率达到了 85.0% ((44+41)/100×100%),其中对 ST 组的判断准确率为 82.0% (41/50×100%),而对非 ST 组的判断准确率为 88.0% (44/50×100%)。同样,T-2 年模型对样本的综合准确率达到了 86.0%,其中对 ST 组的判断准确率为 88.0%,而对非 ST 组的判断准确率为 84.0%;T-3 年模型对样本的综合准确率达到了 83.0%,其中对 ST 组的判断准确率为 80.0%,而对非 ST 组的判断准确率为 86.0%。

Hosmer-Lemeshow 检验是对模型整体拟合效果的检验。如果检验的 P 值(Sig. 列数值)大于显著性水平(0.05),而且卡方值小于临界值 CHIINV(显著性水平,自由度),说明模型的拟合效果良好。从表 8 看出,该模型的 P 值均远远大于 0.05,而且 CHIINV(0.05,8) = 15.50731,大于卡方值,这说明该模型的拟合效果良好。

表 8 Hosmer-Lemeshow 检验

年份	卡方	df	Sig.
T-1 年(2011)	4.590	8	0.800
T-2 年(2010)	4.809	8	0.860
T-3 年(2009)	3.187	8	0.922

表 9 方程中的变量

		B	S. E.	Wals	df	Sig.	Exp (B)
T-1 年 (2011)	FAC1_1	-0.920	0.358	6.612	1	0.010	0.399
	FAC2_1	-2.693	0.639	17.785	1	0.000	0.068
	FAC3_1	-4.684	1.059	19.585	1	0.000	0.009
	FAC4_1	-3.732	1.724	4.684	1	0.030	0.024
	FAC5_1	-0.561	0.447	1.573	1	0.210	0.571
	常量	0.940	0.555	2.874	1	0.090	2.561
T-2 年 (2010)	FAC1_1	-4.082	1.050	15.117	1	0.000	0.017
	FAC2_1	-1.373	0.461	8.871	1	0.003	0.253
	FAC3_1	-1.035	0.551	3.533	1	0.060	0.355
	FAC4_1	4.652	1.311	12.586	1	0.000	104.752
	FAC5_1	0.201	0.422	0.227	1	0.634	1.223
	常量	0.646	0.369	3.068	1	0.080	1.909
T-3 年 (2009)	FAC1_1	-2.064	0.514	16.134	1	0.000	0.127
	FAC2_1	-0.835	0.497	2.817	1	0.093	0.434
	FAC3_1	-1.746	0.445	15.371	1	0.000	0.175
	FAC4_1	3.050	0.919	11.009	1	0.001	21.123
	FAC5_1	-0.196	0.318	0.380	1	0.537	0.822
	常量	0.158	0.339	0.216	1	0.642	1.171

表 9 列出了预警模型中各变量(FAC1_1、FAC2_1、FAC3_1、FAC4_1、FAC5_1 各自的系数和常数项)的系数(B 列),以及各变量对应的 Wals 统计量值(Wals = (B/S. E.)²)、Sig. 值和 Exp(B) 值。B 和 Exp(B) 是对数关系,Exp(B) = e^B。各变量对应的 Sig. 值越小,Wals 值越大,说明该变量在模型中越重要。据此可以得到各年最终的回归模型。

T-1 年的回归模型为:

$$P = \frac{\exp(0.940 - 0.920FAC1_1 - 2.693FAC2_1 - 4.684FAC3_1 - 3.732FAC4_1 - 0.561FAC5_1)}{1 + \exp(0.940 - 0.920FAC1_1 - 2.693FAC2_1 - 4.684FAC3_1 - 3.732FAC4_1 - 0.561FAC5_1)}$$

其中:

$$FAC1_1 = -0.009ZX_1 + 0.093ZX_2 + 0.523ZX_3 - 0.075ZX_6 + 0.241ZX_7 + 0.503ZX_8 - 0.088ZX_9 - 0.067ZX_{10} + 0.068ZX_{11}$$

$$FAC2_1 = -0.038ZX_1 + 0.008ZX_2 + 0.066ZX_3 - 0.070ZX_6 + 0.064ZX_7 - 0.077ZX_8 - 0.084ZX_9 +$$

$$0.520ZX_{10} + 0.561ZX_{11}$$

$$FAC3_1 = 0.440ZX_1 - 0.613ZX_2 - 0.202ZX_3 - 0.072ZX_6 - 0.318ZX_7 - 0.047ZX_8 - 0.026ZX_9 - 0.015ZX_{10} - 0.017ZX_{11}$$

$$FAC4_1 = -0.336ZX_1 - 0.128ZX_2 - 0.085ZX_3 - 0.026ZX_6 + 0.283ZX_7 - 0.088ZX_8 + 0.841ZX_9 - 0.044ZX_{10} - 0.079ZX_{11}$$

$$FAC5_1 = 0.168ZX_1 + 0.163ZX_2 + 0.065ZX_3 + 1.002ZX_6 - 0.124ZX_7 - 0.129ZX_8 + 0.013ZX_9 + 0.033ZX_{10} - 0.139ZX_{11}$$

以上各成分得分由各指标标准化后的数值和表 8 计算得出, T-2 年和 T-3 年同理, 结果见附录。

三、对制造业财务风险预警模型预测准确性的验证

首先, 本文将另外选取的 20 家制造业上市公司(10 家 ST 企业和 10 家非 ST 企业)作为验证样本, 将其各个指标数据标准化后, 利用标准化的结果和表 6 得分系数矩阵计算出每个样本企业的各个主成分 FAC1_1、FAC2_1、FAC3_1、FAC4_1、FAC5_1 的得分。然后, 将主成分得分带入预警模型 P, 以 0.5 为临界点(如果 P 值大于等于 0.5, 预测该企业有财务风险; 如果 P 值小于 0.5, 预测该企业无财务风险)进行判别, 得到财务风险发生前三年的预测结果(见表 10), 财务风险发生的 T-1 年(2011 年)、T-2 年(2010 年)预警模型的总体预警准确率均为 90%; 而财务风险发生的 T-3 年(2009 年), 模型的总体预警准确率为 95%。这一结果说明本文建立的预警模型在预测其他企业时仍具有较高的准确率。

表 10 模型对验证样本的预测结果

年份	ST 企业预测准确率	正常企业预测准确率	综合准确率
T-1 年(2011)	80.0%	100.0%	90.0%
T-2 年(2010)	100.0%	80.0%	90.0%
T-3 年(2009)	100.0%	90.0%	95.0%

四、结论与建议

本文选取了我国制造业 120 家上市公司为样本企业, 使用其 2009 年至 2011 年的数据资料, 运用主成分分析法和 logistic 回归分析法建立了企业财务风险预警模型, 这一模型克服了自变量之间的多重共线性, 使 logistic 回归方法对企业财务危机预测的准确率大大提高。运用本文所建立的财务风险预警模型, 使用最新的企业数据对 20 家样本企业进行验证, 预测结果显示, ST 企业出现财务困境的 T-1 年、T-2 年、T-3 年的预测准确率分别为 80%、100%、100%, T-2 年、T-3 年的预测准确率远远高于 T-1 年, 而正常企业则是 T-1 年的预测准确率(100%) 远远高于 T-2 年(80%)、T-3 年(90%)。所有样本企业的总体判断准确率在 90% 以上, 验证结果较为理想。这说明基于 logistic 回归模型和制造业数据建立的企业财务风险预警模型, 无论对企业的高层管理者, 还是潜在的投资者都有较高的参考价值。

财务风险预警模型的使用可以帮助制造业类企业提前发现未来出现财务风险的可能性, 使管理者清楚企业目前的财务风险状况。当预测结果显示企业财务状况不甚理想时, 可提醒管理者及时发现企业的哪些指标偏离合理范围, 应在哪些方面及时采取相应措施规避风险, 降低财务风险发生的可能性。同时, 值得注意的是财务风险预警模型是针对历史数据运用统计分析方法发现其中的规律, 并对未来的发展趋势作出判断, 而市场环境是不断变化发展的, 任何预测永远只能得到近似的结果, 这一结果与真实情况肯定有一定的误差。因此, 对待财务风险预警的监测结果要有正确的认识和审慎的态度。如果结果显示公司有可能出现较高财务风险, 则应给予足够的重视, 对企业的财务状况进行

综合评估,分析其原因,积极采取措施,但是如果显示公司的财务状况正常,也不能疏于防范,毕竟预测的结果可能会存在误差。

总之,企业应该牢固树立财务危机防范意识,完善财务风险预警信息系统,及时评估和完善财务风险预警监测系统,淘汰一些不适用的旧指标,增加适用的新指标,根据企业的实际情况,适时调整某些指标的权重,保证财务风险预警监测系统的适用性和有效性。

参考文献:

- [1] Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting: selected studies[J]. Journal of Accounting Research, 1966, Supplement: 71 - 111.
- [2] Fitzpatrick J P. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms[J]. Certified Public Accountant, 1932, 10: 598 - 605.
- [3] Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. Journal of Finance, 1968, 23: 589 - 609.
- [4] 刘学兵,袁智慧,钟俐玲. F 分数模型与 Z 计分模型比较分析[J]. 财会之友, 2011(18): 100.
- [5] 裴德. 公司财务管理风险预警研究[D]. 北京化工大学, 2010.
- [6] 周首华,杨济华,王平. 论财务危机的预警分析[J]. 财会通讯, 1996(8): 8 - 10.
- [7] 张爱民,祝春山. 上市公司财务失败的主成分预测模型及其实证研究[J]. 金融研究, 2001(3): 10 - 25.
- [8] 刘彦文. 上市公司财务危机预警模型研究[D]. 大连理工大学, 2009.
- [9] 李华中. 上市公司经营失败的预警系统研究[J]. 财经研究, 2001(10): 58 - 64.
- [10] 陈文俊. 企业财务困境修正 Z 模型的实证研究[J]. 系统工程, 2005(6): 80 - 84.
- [11] 李晓奇. 上市公司财务风险预警 Logistic 模型的研究[D]. 北京交通大学, 2011.
- [12] 鲍新中,何思婧. 企业财务预警的研究方法及其改进——基于文献综述[J]. 南京审计学院学报, 2012(5): 60 - 70.
- [13] Odom M D, Sharda R. A neural network model for bankruptcy prediction[J]. Financial Management, 1990, 2: 163 - 168.
- [14] Tam K Y, Kiang M Y. Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions[J]. Management Science, 1992, 38: 926 - 947.
- [15] Fletcher D, Goss E. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data[J]. Information and Management, 1993, 24: 159 - 167.
- [16] 杨绪强. 基于我国制造业上市公司的财务危机预警研究[D]. 江苏大学, 2010.
- [17] 刘慧. 我国制造业上市公司财务危机预警研究[D]. 南京航空航天大学, 2011.
- [18] 朱清香,刘佳,冷冬暑. 河北省制造业上市公司财务风险预警研究[J]. 会计之友, 2012(9): 93 - 95.
- [19] 周兴荣. 企业集团财务风险预警研究[J]. 财会月刊, 2007(11): 47 - 50.
- [20] 薛薇. 统计分析与 SPSS 的应用[M]. 二版. 北京:中国人民大学出版社, 2007.
- [21] 颀茂华. 企业财务危机预警模型应用的比较研究[J]. 金融教学与研究, 2010(4): 6 - 8.
- [22] 钟琳. 基于 Logistic 模型的公司财务风险预报实证分析[D]. 成都理工大学, 2009.
- [23] 刘倩. 商业银行信用风险预警模型的实证研究[J]. 财经理论与实践, 2010(4): 13 - 16.
- [24] 李荣,李永芳. 基于上市公司现金流的财务风险预警[J]. 商业研究, 2009(11): 116 - 149.

附录:

T-2 年的回归模型为:

$$P = \frac{\exp(0.646 - 4.082FAC1_1 - 1.373FAC2_1 - 1.035FAC3_1 + 4.652FAC4_1 - 0.201FAC5_1)}{1 + \exp(0.645 - 4.082FAC1_1 - 1.373FAC2_1 - 1.035FAC3_1 + 4.652FAC4_1 - 0.201FAC5_1)}$$

其中:

$$FAC1_1 = -0.019ZX_1 + 0.052ZX_2 + 0.287ZX_3 - 0.077ZX_6 + 0.395ZX_7 + 0.339ZX_8 + 0.434ZX_9 - 0.086ZX_{10} - 0.068ZX_{11}$$

$$FAC2_1 = -0.038ZX_1 - 0.050ZX_2 + 0.106ZX_3 - 0.028ZX_6 - 0.056ZX_7 - 0.140ZX_8 - 0.059ZX_9 + 0.480ZX_{10} + 0.657ZX_{11}$$

$$FAC3_1 = 0.837ZX_1 + 0.060ZX_2 - 0.141ZX_3 + 0.010ZX_6 + 0.233ZX_7 - 0.164ZX_8 - 0.029ZX_9 + 0.238ZX_{10} - 0.295ZX_{11}$$

$$FAC4_1 = 0.048ZX_1 + 0.821ZX_2 + 0.284ZX_3 - 0.022ZX_6 + 0.132ZX_7 - 0.358ZX_8 - 0.014ZX_9 + 0.053ZX_{10} - 0.086ZX_{11}$$

$$FAC5_1 = 0.001ZX_1 - 0.003ZX_2 + 0.213ZX_3 + 0.819ZX_6 - 0.017ZX_7 + 0.205ZX_8 - 0.424ZX_9 - 0.040ZX_{10} - 0.009ZX_{11}$$

T-3 年的回归模型为:

$$P = \frac{\exp(0.158 - 2.064FAC1_1 - 0.835FAC2_1 - 1.746FAC3_1 + 3.050FAC4_1 - 0.196FAC5_1)}{1 + \exp(0.158 - 2.064FAC1_1 - 0.835FAC2_1 - 1.746FAC3_1 + 3.050FAC4_1 - 0.196FAC5_1)}$$

其中:

$$FAC1_1 = 0.423ZX_1 + 0.074ZX_2 + 0.079ZX_3 - 0.019ZX_6 - 0.027ZX_7 - 0.195ZX_8 - 0.066ZX_9 + 0.534ZX_{10} + 0.308ZX_{11}$$

$$FAC2_1 = -0.038ZX_1 + 0.033ZX_2 - 0.007ZX_3 + 0.655ZX_6 + 0.505ZX_7 + 0.000ZX_8 - 0.077ZX_9 - 0.020ZX_{10} - 0.023ZX_{11}$$

$$FAC3_1 = -0.047ZX_1 + 0.030ZX_2 + 0.543ZX_3 - 0.073ZX_6 + 0.094ZX_7 + 0.653ZX_8 - 0.129ZX_9 - 0.120ZX_{10} - 0.009ZX_{11}$$

$$FAC4_1 = -0.100ZX_1 + 0.833ZX_2 + 0.305ZX_3 + 0.171ZX_6 - 0.184ZX_7 - 0.213ZX_8 - 0.047ZX_9 + 0.149ZX_{10} + 0.089ZX_{11}$$

$$FAC5_1 = -0.279ZX_1 - 0.045ZX_2 - 0.124ZX_3 - 0.170ZX_6 + 0.097ZX_7 - 0.089ZX_8 + 0.905ZX_9 + 0.005ZX_{10} + 0.237ZX_{11}$$

[责任编辑:杨凤春]

Research on Enterprise Financial Risk Warning Model: Based on Financial Data of Manufacturing Industry

XIE Xiu-yu, GUAN Xi-san

Abstract: Enterprise financial risk warning model includes five indicators: debt paying ability, operating ability, profitability, development capacity and cash flow. After verification, the forecast accuracy rate of the financial risk warning model, based on manufacturing data, constructed by logistic regression analysis method and the principal component analysis method, was above 90%.

Key Words: manufacturing industry; financial risk warning model; principal component analysis; risk management; logistic regression analysis method