

企业财务预警的研究方法及其改进

——基于文献综述

鲍新中,何思婧

(北京科技大学 东凌经济管理学院,北京 100083)

[摘要]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。作为方法的改进,基于聚类、粗糙集、神经网络的财务困境预警方法更具有科学性。

[关键词]财务预警;研究方法;趋势分析法;判别分析法;人工智能;聚类;粗糙集;神经网络

[中图分类号]F275.5 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1672-8750(2012)05-0060-11

财务预警是多年来学术界研究的热点之一,国内外学者期望能够通过研究发现企业出现财务困境的原因,以便能够建立某种模型对这种现象进行预警,为企业决策者提供强有力的决策工具,及时避免财务困境的发生。企业财务困境的出现是一个逐步发展的过程,过程缓慢并且不易被察觉,但是在发展过程中的每个阶段都会表现出各种各样的征兆,如果能够及时识别这些征兆并采取相应的措施,便可以有效地降低企业发生财务困境的概率。因此,财务困境的预测便成为国内外学者广泛关注的领域。

一般财务困境预测研究的基本思路是:首先确定需要的指标体系;其次选择合适的研究方法;再次构建模型;接着搜集并运算数据;然后检验模型的使用效率与正确率;最后做出评价。一套财务预警系统的优劣决定于两个关键点:一是指标体系的建立,二是所选择的研究方法。在确定恰当的预警指标体系基础上,选择合理的研究方法对财务预警的效果是至关重要的。本文就是针对财务预警理论被提出以来国内外专家学者所采用的各种研究方法展开分析和评述。

企业财务困境预测始于20世纪30年代,经过半个多世纪的发展,企业财务预警领域的研究日渐成熟。通过回顾国内外财务困境预警相关文献,本文发现,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。第一个阶段是20世纪30年代至60年代,学者们采用的方法是趋势分析,即主要对财务指标的特征和趋势进行分析;第二个阶段是20世纪60年代至20世纪末,学者们采用的主要方法是判别分析,包括单变量判别分析、多变量判别分析;第三阶段是20世纪末至21世纪初,学者们采用的主要方法是人工智能技术,包括人工神经网络、案例推理分析、生存分析和基于概率的随机游走估计;第四阶段是21世纪初至今,这一阶段学者们致力于对传统方法的改进和对前沿技术的采用,包括系统模糊优选与神经网络、粗糙集与神经网络、仿真技术等。表1为笔者按照发展阶段总结的20世纪30年代以来国内外学者研究方法概览。

[收稿日期]2012-01-11

[基金项目]中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(FRF-BR-10-016A)

[作者简介]鲍新中(1968—),男,江苏宜兴人,北京科技大学东凌经济管理学院副教授,博士,主要研究方向为财务数据挖掘;何思婧(1988—),女,江西南昌人,北京科技大学东凌经济管理学院硕士生,主要研究方向为财务数据挖掘。

表 1 国内外学者研究方法概览

时期	主要技术基础	主要研究方法	代表学者
20 世纪 30 年代至 60 年代	趋势分析	财务指标的特征和趋势分析	Fitzpatrick P A, Ramser J, Smith R, Merwin C
20 世纪 60 年代至 20 世纪末	判别分析	单变量判别分析 线性多元判别分析 Logistic 回归分析 Probit 回归分析	Beaver W H Altman E I, Beynon M J, 吴世农, 陈静 Martin D, Ohlson J A, Laitinen E Zmijewski M E, Skogsvik K, Theodossiou P
20 世纪末至 21 世纪初	人工智能技术	人工神经网络 案例推理分析 生存分析 基于概率的随机游走估计	Odom M, Tam K, Altman E I, Boritz J E Bryant S M, Jo H, Yip A Y N Lane W R, Luoma M, Laitinen E K 何源, 黄庆
21 世纪初至今	传统方法的改进和前沿技术的采用	系统模糊优选、神经网络 粗糙集、神经网络 BP 神经网络 多元判别分析、神经网络 基于概率论的神经网络 粗糙集、模糊技术、神经网络 递阶遗传算法、BP 神经网络 支持向量机 粗糙集、遗传算法 集成学习算法 Adaboost logit 回归、决策树、神经网络 模糊聚类、模糊模式识别 多元自适应回归、模糊 C 均值聚类 多特征子集组合分类器 仿真技术 指数加权平均控制图模型 滚动时间窗口支持向量机	周敏, 王新宇 李晓峰, 徐玖平 Lee Kidong, Booth D, Alam P 张玲, 陈收 庞素琳 冯征 周辉仁, 唐万生 Min Sung-Hwan, Hua Zhongsheng 柯孔林, 冯宗贤 Alfaro E, Sun Jie Cho Sungbin, Kim Jinhwa 郭德仁, 王培辉 De Andrés J, Lorca P 韩建光, 惠晓峰, 孙洁 蔡岩松 任若恩, 陈磊 孙晓琳, 田也壮, 王文彬

本文将根据研究方法发展的四个时期,依次对每个时期主要研究方法和成果进行评述,最后针对以往研究的一些不足,提出一种基于聚类、粗糙集和神经网络的财务困境预警新方法。

一、趋势分析法

财务困境预测始于 20 世纪 30 年代,1931 年 Fitzpatrick 最早对财务预警问题进行研究^[1]。Fitzpatrick 在其研究中使用 19 组破产和非破产公司作为研究样本,结果表明发生财务困境的企业和财务状况健康企业之间的财务比率显著不同,其中,净利润/股东权益和股东权益/负债这两个指标在对企业财务状况进行分类的过程中,具有最高的预测能力。在这之后,Ramser 和 Smith 等学者均运用财务比率指标对企业的经营失败与否进行预测,他们的研究重点在于观察公司的财务比率变化趋势,以期找出失败公司财务比率指标的特征和趋势^[2-4]。但因为受到当时种种原因的限制,在接下来的几十年里财务预测领域的研究方法没有出现有效的进展。

二、判别分析法

20世纪60年代开始至20世纪末,财务预警模型不断被建立和改进,这个时期的学者主要是利用统计学的判别模型进行财务预警分析。线性判别技术又分为单变量判别分析和多变量判别分析。

(一) 单变量判别分析法

在早期的单变量预测模型研究中,最有影响力的是1966年Beaver的研究。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家破产企业和与之相对应的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够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^[5]。Beaver的研究成果简单易行且具有较高的预测能力,因此得到了企业的广泛使用。

单变量预测模型仅仅以一个财务比率作为分析指标。因为该模型的前提假设是认为财务比率与企业财务状况存在严格线性关系,但现实中这两者之间并不存在这种严格的函数关系,而且单一判别变量也无法涵盖整体特质,不能反映出企业的总体财务状况,所以单变量模型在实际应用中还是存在很大缺陷的。尽管如此,作为财务困境预测领域的研究先驱,这一方法对该领域内的后续发展作出了不可磨灭的贡献。但是,不同财务比率指标的预测方向和能力常存在相当大的差异甚至矛盾。

(二) 多变量判别分析

鉴于单变量判别模型存在种种缺陷,多变量判别模型逐渐成为该领域最主要研究方法。常用的多变量判别模型包括Logistic回归、Fisher判别、Bayes判别、违约距离判别等。该研究方法使用多个自变量对因变量进行描述分类,并建立预测方程。预测方程的一般形式为: $Y = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i$ 。其中,因变量 Y 也称作判别指标,根据研究方法的不同, Y 可以表示得分,也可以表示概率。 ω_i 为第 i 个指标的权重, x_i 为第 i 个指标。

1. 线性多元判别分析法

Altman在1968年首次将多元判别分析方法引入到财务困境预测领域^[6]。他选取了1946年至1965年间经法院宣告破产的33家公司为失败样本,另外选取产业类别和规模相似的33家未破产公司为配对样本,以22个财务比率指标为解释变量,经多元逐步差别分析建立判别函数。他的模型以五个变量作为判别变量构建了一个总的概率值来判别公司财务状况恶化的程度,即Z-Score。结果显示该判别模型在破产前1年的预测准确性较Beaver的模型有较大提高,超过2年以上则不适用。若在破产前5年进行预测,其准确性不如Beaver的模型。随后Altman、Haldema、Narayanan在1977年开发出ZETA模型,完善了第一代Z-Score模型,使多元判别分析在财务困境预测领域得到广泛应用^[7]。

应用线性多元判别分析的还有我国学者吴世农和黄世忠、陈静、张玲^[8-10]。在我国,违约企业的财务数据很难搜集,这在很大程度上制约了对企业财务预警的研究,因此企业财务预警研究起步较晚。陈静在研究中以1998年的27家ST公司和27家非ST公司为样本,使用了1995年至1997年的财务报表数据,进行了单变量判定分析和二类线性判定分析。张玲在研究中以120家公司为研究对象,使用其中60家公司的财务数据估计二类线性判别模型,并使用另外60家公司进行模型检验。他经过判别分析过程,从原来的15个特征财务比率变量推导出只有4个变量的判别函数,并得出判定法则,并发现该模型具有超前4年的预测结果,前4年的预估正确率达60%。

线性判别模型对预测变量有着严格的联合正态分布要求,或者要求协方差矩阵相等,然而实证研究发现大多数财务比率并不满足这一要求,且一旦出现虚拟变量,联合正态分布的假设就完全不成立,产生的Z值没有明确的含义。当差别分析的常态性假设无法满足时,会导致显著性检验和归类

正确率估计的偏差。此外, Beynon 和 Peel 等学者均采用多变量判别模型在企业财务困境预测领域作出了一定的贡献^[11]。

2. Logistic 回归模型

为了克服线性多元判别模型的局限性, Martin 将 logistic 回归引入财务困境研究领域^[12]。他将 logistic 回归模型应用到银行破产预测中, 认为总资产净利率、费用/营业收入、商业贷款/总贷款量、坏账/营业净利、总资产/风险性这六个指标具有很强的预测能力。但是引用的最为广泛的 Logistic 回归模型是 1980 年由 Ohlson 建立的。Ohlson 选取制造业上市公司作为研究样本, 他的研究结果不仅证实了其建立的回归模型的高效预测能力, 同时证明了虚拟指标在财务困境预警方程中的显著性同样明显^[13]。自 Ohlson 之后, 西方学者纷纷采用 Logistic 回归模型建立财务困境预测模型, 但都有其各自的优缺点。

Logistic 回归模型建立在累积概率函数的基础上, 一般运用最大似然估计, 不需要满足自变量服从多元正态分布和两组间协方差相等的条件。Logistic 回归模型具有更广泛的适用性, 但是仍存在自身的缺陷, 如要求符合线性、非线性的传统统计学的严格假设条件, 以及要求预测变量之间、函数形式关系之间相互独立, 然而在实证研究中这些函数关系以及预测变量都不是完全独立的, 而是彼此相关的。此外, Logistic 回归只能适用于二分类选择模式, 且模型在使用前必须经过数据转换, 计算程序较复杂。Laitinen 指出即使经过 logit 转换, 判别方法仍难以摆脱线性定式的缺陷^[14]。更为重要的是, 由于财务比率之间具有很强的相关性, Logistic 回归模型无法避免多元共线性问题。

3. Probit 回归模型

因为 Probit 模型不要求自变量必须满足正态分布的条件, 所以得以被引入到财务困境预测领域的研究中。1984 年 Zwijski 首次使用 Probit 模型进行样本的分类研究^[15]。随后 1990 年 Skogsvik 和 1993 年 Theodossiou 使用 Probit 模型进行研究^[16-17]。随着研究深入, 研究人员发现 Probit 最大缺陷是使用过程复杂, 实务上缺乏证明, 并且该模型在提升模型预测能力上没有显著提高, 因此, Probit 模型逐渐被后续的新方法所取代。

三、人工智能技术

20 世纪末到 21 世纪初是西方财务困境预测理论发展的高峰期。随着社会经济的急速发展和计算技术的不断完善, 财务困境预测方法也不仅仅限于传统的统计方法。为了开发一种更为精确更为通用预测方法来解决逻辑回归存在的问题, 以人工智能技术为主的一些具有非线性、分布式运算能力的新方法也被引入到财务困境预测领域的研究中来, 这些方法包括人工神经网络、案例推理、生存分析模型、随机游走估计等。

(一) 人工神经网络方法

人工神经网络方法是一种稳健的、非参数的方法, 其最大特点是具有非线性映射能力, 学习经验的能力强, 分类和识别精度高, 容错能力强, 并且具有鲁棒性^①。神经网络能不断接受新样本、新经验并不断调整模型, 自适应能力强, 具有动态特性。鉴于此, 国外一些学者开始尝试将神经网络的方法引入到企业财务困境预警领域的研究中来。1990 年, Odom 和 Sharda 首次将神经网络模型引入到财务困境预测领域^[18]。在他们的研究中选取了 65 家破产公司和 64 家财务状况健康的公司为研究样本, 并使用 Altman 提出的 5 个财务指标作为解释变量, 使用企业破产前 1 年的数据, 构建神经网络模型。他们的研究表明, 按照以上方法构建的神经网络模型对检验样本的预测准确率达到 79.5% ,

^①鲁棒是 Robust 的音译, 也就是健壮和强壮的意思, 它是在异常和危险情况下系统生存的关键。所谓“鲁棒性”, 是指控制系统在一定(结构, 大小)的参数摄动下, 维持某些性能的特性。

相对传统单变量或多变量预测模型,神经网络模型具有显著的优越性。

随着神经网络研究的深入,1992年,Tam和Kiang在研究银行破产时,同样使用了人工神经网络模型,但他们独创性地将解释变量的权重影响值加入到神经网络的学习过程,从而显著地提高了神经网络预测的准确性^[19]。Altman、Boritz、Back、Atiya等众多学者在随后的十几年里对神经网络在财务困境预测领域的不断完善,作出了重大的贡献^[20-23]。

近年来,我国学者也不断地尝试使用神经网络模型针对我国企业的特点,建立财务困境预测模型,不少学者也取得了一定的成就。吴德胜等人比较了logistic回归模型、BP神经网络模型在我国上市公司中使用的效率,构建了一套适合于我国企业的财务状况识别指标体系,然后根据该指标体系采用不同方法建立财务困境预警模型,并使用BP神经网络检验了该指标体系的正确性^[24]。吴德胜等人的研究证明了一种观点,即企业财务困境预警系统的建立需要考虑确定性的财务指标与不确定性的非财务指标,因此,logistic回归模型不适合该种指标体系。

神经网络由于需要海量学习数据的支持,因此在单个企业的实际应用有一定的困难,但是多位学者的研究表明,相比其他的多类别判断预警研究方法,神经网络往往具有更高的准确率。

(二) 案例推理分析方法(CBR)

在知识难以表达或因果关系难以把握但已积累了丰富经验的领域,案例推理研究方法得到了广泛使用。案例推理方法实际上是类比推理方法,其主要步骤包括待求问题的案例表达、案例库检索、相似案例解的修正及问题案例的学习等。

案例推理分析模型是在复杂变化的环境中解决问题和进行决策的方法,是一种动态非统计方法,近年来被尝试应用到企业财务困境预测领域。Bryant在1997年的研究中阐述了如何使用CBR技术进行企业财务困境预测^[25]。1997年Jo和Han以及2004年Yip均在其研究中使用了CBR技术^[26-27]。但是此后再没有其他类似的相关研究,国内在CBR领域的研究更是空白。

CBR技术在我国不能广泛使用的原因,大致有两点:第一,CBR系统需要高质量的案例库,由于该技术的发展才刚刚起步,我国还没有建立充足数量的案例库;第二,CBR系统需要对各个案例进行分解,以确定知识表示方法和索引机制,而由于案例库没有建立起来,这项工作在我国还难以开展。随着相关领域的发展与研究的深入,CBR仍然具有巨大的发展潜力。

(三) 生存分析模型

生存分析(Survival Analysis)研究的对象为样本的生存属性,一般使用样本的生存时间作为研究的因变量。生存分析最早被应用在医学统计方面,但是近年来随着生存分析的不断深入研究,学者们发现该模型具有预测未来生存时间的能力,基本原理是探讨某个事件的解释变量(又称危险因子)与生存时间的关联性,这一发现使得生存分析方法在金融投资、风险管理、财务困境预测等领域有了全新的发展。

1986年,Lane等人首次将生存分析模型引入到银行破产预测领域的研究中^[28]。同年,Luoma和Laitinen使用生存分析模型对芬兰公司的财务状况进行预测研究,他们的研究表明,流动比率、财务杠杆比率、营业现金流等相关指标对企业的生存时间这一属性具有显著影响^[29]。因为该研究方法的新颖性,目前国内还没有学者使用该模型对企业财务困境预测进行相关研究。

生存分析模型的优越性还是显而易见的:首先,生存分析从动态角度去解决问题;其次,该模型不要求解释变量必须满足某种分布的前提条件;最后,生存分析模型允许样本数据有缺失,这是其他模型所不能具备的最大优势。

(四) 随机游走估计

国内外众多学者主要运用财务指标来确定企业是否发生财务困境,2005年何源、黄庆等人认为对警兆进行定量分析是财务困境分析中最为关键的一环,警兆是警情发生之前的先兆性指标,其研究

的主要思路是通过设定警兆指标的上下限,确定警兆指标变动的趋势,运用马尔可夫链进行随机游动估计,推导出分析试点警兆指标的恶化率,从而有效地防止风险的恶化^[30]。何源等人的研究是从概率的分析角度来描述企业发生财务困境的可能性并对这一可能性预测的一篇重要文献。

四、传统方法的改进及前沿技术的使用

21 世纪初以来,越来越多的学者致力于改进研究方法来提高财务预警的精确度。该时期学者主要研究方向为针对单一传统方法的缺陷,改进数据挖掘和机器学习技术,或将两种技术结合起来构建模型,以实现更强的预测能力。

(一) 改进的神经网络模型

2002 年周敏、王新宇提出了一种结合系统模糊优选和神经网络模型的企业财务困境预警方法^[31]。该模型对企业财务困境的测定、财务困境预警推理知识的神经网络动态学习与推理、财务困境指标的预测等功能进行了集成,能够实现对财务困境状态的测定,不需要主观定性地判断企业财务困境状态,因而能够更加合理地确定企业的危机状态。实证研究证明该模型比判别分析、F 分数模式等功能单一的预警方法具有更大的优势。

2004 年李晓峰、徐玖平提出了基于粗糙集理论和人工神经网络方法的企业财务困境预警模型^[32]。该模型对企业财务困境指标的约简、财务困境知识的神经网络动态学习与推理、财务困境的预测和评定等功能进行了集成。应用粗糙集不仅减少了财务指标的数量,提取了主要的特征属性,而且降低了神经网络的复杂性和训练时间,提高了神经网络学习能力、推理能力和分类能力。他们的实证分析证明了模型的有效性和可行性,与传统的多元统计分析方法、Z 计分模型及比率法等方法相比,该模型具有更大的优势。

Lee Kidong 和 Booth 等人通过比较 BP 神经网络和 Kohonen 自组织特征映射神经网络在预测企业破产的精确度,证明了有监督的神经网络的优越性^[33]。张玲和陈收等人采用多元判别分析和神经网络技术对我国上市公司进行财务困境预警研究,他们发现,神经网络模型的短期预测能力优于多元判别分析模型,但是效果有限^[34]。庞素琳等人建立一种基于概率论的神经网络模型,称之为概率神经网络(PNN),他们的研究表明,概率神经网络对训练样本具有很高的分裂效率,可对于测试样本的分类精度却较低,因此,概率神经网络不适合作为财务困境预测模型^[35]。他们的研究为神经网络在预警领域的应用提供了一种全新的思路,即从概率的观点来描述企业发生财务困境的可能性从而进行预测。

针对神经网络财务预警系统存在的无法解释变量间的因果关系、导致网络训练时间增加和精度下降的缺陷,冯征在使用神经网络进行预警之前,利用统计方法、粗糙集和模糊技术对学习样本进行了优化,从而弥补了传统神经网络模型解释性差的缺陷。实证研究表明改进后的神经网络相对传统神经网络预警模型具有更高的预测精度^[36]。周辉仁、唐万生等人 2010 年提出以一种基于递阶遗传算法和 BP 神经网络的财务预警模型,利用巧妙的递阶遗传算法能够把网络的结构和权重同时通过训练确定,他们还利用上市公司数据验证了该模型的可行性^[37]。

(二) 集成方法建模

在传统采用数据挖掘理论进行财务困境预测的研究中,往往是采用单一方法,诸如仅仅使用神经网络方法、仅仅使用遗传算法等,因为每一种方法都存在或多或少的固定性缺陷,单一使用会造成模型预测能力的高估或低估。

鉴于此,Min Sung-Hwan 和 Lee Jumin 等人结合遗传算法和支持向量机进行破产预测,在特征子集选择和参数优化两方面提高了支持向量机性能^[38]。运用支持向量机与其他方法结合的学者还有 Hua Zhongsheng 等^[39-41]。2008 年柯孔林、冯宗宪建立了粗糙集和遗传算法集成的企业贷款违约判别

模型,该模型首先利用 FUSINTER 方法离散化财务数据,应用遗传算法约简评价指标,进而基于最小约简指标提取违约判别规则,最后对企业短期贷款检验样本进行违约判别。研究表明,与 MDA、Logistic、BP 神经网络等违约判别模型相比,该模型能够较好地消除样本中噪音数据的干扰,在不损失信息量的情况下对评价指标约简,产生的判断规则相对简单,具有可解释性和实用性^[42]。

Alfaro 和 García 将集成学习算法 Adaboost 应用于公司失败预测,同时考虑定量指标和定性指标的影响。Adaboost 是一种迭代算法,其核心思想是针对同一个训练集训练不同的分类器(弱分类器),然后把这些弱分类器集合起来,构成一个更强的最终分类器(强分类器)^[43]。与神经网络相比,该方法降低了 30% 的泛化误差,Sun Jie 和 Jia Mingyue 等人也运用了这种方法^[44]。

Cho Sunghin 等人结合多元判别分析、逻辑回归、决策树和神经网络,优化财务预警二元分类问题^[45]。2009 年郭德仁和王培辉提出了基于模糊聚类和模糊模式识别的财务预警模型。他们利用该模型对训练样本进行模糊聚类,计算最优聚类中心,对待估样本所属类别进行模糊模式识别,对 40 家沪市上市公司进行实证分析,以其 2004 年的财务信息来预测是否会在 2006 年违约。他们的研究表明模型的整体预警效果较好,正确率达到 85% 以上,较好地区分了正常公司与财务困境公司^[46]。Javier 和 Pedro 等人结合模糊 C 均值聚类和多元自适应回归进行财务预警研究,发现该模型优于判别分析和前馈神经网络^[47]。

韩建光等人利用 t 检验、单因素方差分析、逐步判别分析、逐步逻辑回归和邻域粗糙集 5 种特征提取方法,结合支持向量机、多元判别分析、Logistic 回归、分类和回归树等多种分类学习算法构造了备选基本分类器。在此基础上,提出了基于精度前向搜索和后剪枝的多特征子集组合分类器的财务困境预测方法。他们的实证研究结果表明,该方法构建的组合系统的分类预测精度明显高于个体最优模型。但是其研究的缺陷在于,仅仅是将各个方法进行物理上的叠加,并没有很好地克服方法本身的固有缺陷,反而很有可能因为这种物理上的叠加扩大了模型的误差^[48]。

(三) 仿真技术

仿真技术的应用具有一定的难度和较多的限制性因素,因此国内学者应用此方法进行研究的文献极为稀少,但也有部分学者取得了一定成果,他们在此方面进行了有益的尝试。蔡岩松、杨茁、王聪 2010 年采用系统动力分析方法,建立了企业财务困境预警模型,通过对企业现金流转因素的分析,构建了模型的因果关系图和变量等式。他们的研究成果针对财务困境的发生根源分别从日常预警和重大决策预警两个方面来防止财务困境的发生^[49]。但这些研究的过程缺乏一定的数理推证过程,模型缺乏强有力的理论支撑,主要原因在于系统动力学研究方法具有复杂性和严谨性。这一研究结果具有很强的后续开发潜力,具有较为广阔的研究空间。

(四) 动态预警技术

由于传统财务困境预测模型往往具有时期性和滞后性的缺陷,一直以来在财务困境预测领域,动态研究方法是热点也是难点。鉴于此,李秉祥以现代资本结构理论和期权理论为基础,以企业资不抵债作为上市公司陷入财务困境的标志,运用股价和财务数据建立了期望违约率(EDF)模型,该模型的最大特点就是可以应用于公司财务困境的动态预警,这一研究为市场参与者和管理层预测公司财务困境提供了一种有效的模型^[50]。这也是国内为数不多的动态预警模型的研究文献之一。但是,该研究是以股价为基础建立预测模型,不可避免地受到我国现行市场有效性问题的影响。

陈磊、任若恩等人以指数加权平均控制图模型为研究方法,以被 ST 和暂停上市为两个财务困境演变状态,建立了一个多阶段财务困境预警模型,其实证研究表明,该模型对发生财务困境的上市企业具有较好的预测效果,有较大的应用价值,而且从动态角度对企业是否会发生财务困境进行预测具有更大的实用性。但由于我国的资本市场建立才十几年的时间,并且从 1998 年才开始实行 ST、* ST 制度,因此用这种方法时间序列的纵向值不太充足,达不到较好的检验效果^[51]。

孙晓琳、田也壮、王文彬基于 Kalman 滤波理论,构建了财务困境的动态预警模型。其研究思路是,首先建立目标的状态模型和财务困境预警的测量方程,利用状态空间法描述目标的状态和测量,然后利用 Kalman 滤波器对财务困境预警模型的状态进行 Matlab 计算。他们的实证研究结果表明,基于 Kalman 滤波理论的动态模型优于静态预测模型^[52]。

孙洁、李辉、韩建光基于财务困境概念漂移的视角,提出了基于滚动时间窗口支持向量机的财务困境预测动态建模的方法。他们的研究分别对宽度固定的滚动时间窗口 SVM 和宽度可变的滚动时间窗口 SVM 分别展开算法设计,其实证研究结果表明,该模型能够有效地适应财务困境的概念漂移现象,对未来企业财务困境的预测效果明显优于静态 SVM 模型^[53]。

进入 21 世纪以来,学者们主要是通过多种技术的结合,改进数据挖掘和机器学习技术,来弥补单一研究方法的缺陷,以实现更强的预测能力。另外,动态预警技术受到越来越多的关注。但是,由于动态预警技术通常需要利用长达 10 年的样本数据来建立模型,然后用另外同样长度的样本数据来检验模型,才能判断在动态环境下模型的有效性和稳定性,而我国资本市场的发展历程较短,市场不够成熟,由此带来数据的限制使得动态模型不能很好地被应用于财务预警的研究与应用中。

五、财务困境预警方法的改进:基于聚类、粗糙集、神经网络的新思路

从以上文献评述可知,人工智能方法的改进和集成是当前财务预警方法的主流趋势。由于受我国资本市场数据的限制,动态预警技术还不能得到有效应用。当前财务困境预警研究领域的学者,主要致力于集成各种方法,取长补短,提高预测准确度,改进预警效果。

众多的研究表明,神经网络方法在财务预警中的预测能力相对是较强的,预测的准确率较高。但是在以往运用神经网络进行财务预警的研究中,有两个问题往往被忽视,一是财务困境程度的度量,二是财务指标的筛选。

以往的财务困境预警研究都忽略了一个问题——财务困境程度的度量。绝大多数文献研究样本的选取均是从不同行业中将 ST 公司与非 ST 公司以 1:1 的比例抽取出来组合成样本组,假定公司仅存在两种状态,即健康或危机,并没有度量危机程度。在现实中,行业的不同对企业财务能力存在着影响,一个行业中 ST 公司数量仅占行业公司总数的 10% 左右。公司的财务困境是一个逐步发展的过程,仅用健康或危机两种状态不能够准确地度量一个公司的财务困境状况。数据挖掘技术中的聚类分析,可以根据指标的经济含义,将样本细分为处于不同财务状况的多种类别,进而解决度量财务困境程度这个问题。

指标筛选是数据预处理的重要的步骤。由于财务指标具有多样性与信息性,其包含的经济意义不尽相同,一个好的指标体系能够恰如其分地反映企业的财务状况,既没有冗余的指标,也没有缺失的信息。以往文献中的数据预处理方法多种多样,大部分是基于指标之间的相关性进行筛选,对于筛选的标准没有固定的规则,故包含一定的主观决定因素。人工智能技术中的粗糙集理论,是一种处理不确定性的数学工具,它无需其他先验信息,仅根据提供的待处理数据本身,在保留关键数据信息的基础上对数据进行化简并求出知识约简。因此,运用粗糙集理论处理指标筛选问题更具客观性。

本文提出一种基于集成聚类、粗糙集、神经网络方法的财务预警思路。相对于以往的研究,该思路分别从危机度量、指标筛选和预测方法三个方面对财务预警进行全面的论述。方法流程如图 1 所示。

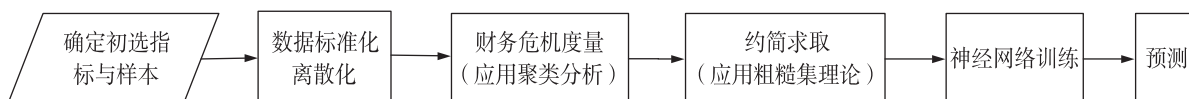


图 1 基于聚类、粗糙集、神经网络的财务困境预警方法流程图

这一方法的流程为:首先,对离散化后的样本财务指标运用集成聚类原理进行分析,将企业的财务困境状态分成健康、较健康、一般、轻警和重警五类;其次,通过运用粗糙集理论对初选的指标进行约简;再次,以约简后的财务指标和财务困境状况聚类结果分别作为输入和输出对样本数据进行神经网络学习;最后,以此学习结果对目标数据进行财务预警的预测。

实际上,在选择预测方法的组合时,需要令各种方法互相取长补短。这里选择粗糙集理论与神经网络方法也正是基于它们各自的特点与相关研究的匹配性。运用粗糙集理论进行数据预处理,可以很好地利用该理论本身不依赖先验知识就能从数据本身提取相应特性的特点,通过知识约简,在保持分类能力不变的前提下剔除冗余信息,为后续方法提供更加客观、准确的数据来源。有了这个精确处理的学习样本作为基础,使用神经网络的数据输入复杂程度以及训练难度会相应降低,预测准确性以及合理性会大大提高。神经网络由于具有强大的非线性系统处理能力,可以更好地提高识别精度和学习处理能力,从而克服统计学的局限。另外,对于任意足量样本,神经网络都可以实现任意空间非线性映射,其具有的超强容错能力和并行处理能力也就更能够适应大样本的财务研究需求。就方法本身的特性而言,粗糙集理论针对的是抽象、普遍的知识对象,神经网络则倾向于模拟具象思维,运用映射思想反映输入、输出关系。通过结合粗糙集理论与神经网络方法,可以将抽象与具象思维融合在一起,运用规范的定性、定量信息以及智能化的分析方法,进行知识系统处理。因此,本文在对以往文献进行综述的基础上提出的基于集成聚类、粗糙集、神经网络方法的财务预警的新思路更具有科学性。但是由于受到主题限制和篇幅限制,本文并没有对这一思路进行实证检验。对这一思路的深入分析是笔者今后进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] Fitzpatrick D A. A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies[M]. Washington: The Accountants Publishing Company, 1931.
- [2] Ramser J, Foster L. A demonstration of ratio analysis[R]. Urbana: University of Illinois, 1931.
- [3] Smith R, Winakor A. Changes in the financial structure of unsuccessful corporations[R]. University of Illinois: Bureau of Business Research, 1935.
- [4] Merwin C. Financing small corporations: in five manufacturing industries, 1926—1936[M]. New York: National Bureau of Economic Research, 1942.
- [5] Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting: selected studies[J]. Journal of Accounting Research, 1966, Supplement: 71 - 111.
- [6] Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. The Journal of Finance, 1968, 23: 589 - 609.
- [7] Altman E I, Haldeman R G, Narayanan P. ZETA analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations[J]. Journal of Banking and Finance, 1977, 1: 29 - 54.
- [8] 吴世农, 黄世忠. 企业破产的分析定性指标和预测模型[J]. 中国经济问题, 1986(6): 15 - 22.
- [9] 陈静. 上市公司财务恶化预测的实证分析[J]. 会计研究, 1999(4): 31 - 38.
- [10] 张玲. 财务危机预警分析判别模型[J]. 数量经济技术经济研究, 2000(3): 49 - 51.
- [11] Beynon M J, Peel M J. Variable precision rough set theory and data discretization: an application to corporate failure prediction[J]. Omega, 2001, 29: 561 - 576.
- [12] Martin D. Early warning of bank failure: a logit regression approach[J]. Journal of Banking and Finance, 1977, 1: 249 - 276.
- [13] Ohlson J A. Financial ratios and probabilistic prediction of bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, 1980, 18:

- [14] Laitinen E, Laitinen T. Bankruptcy prediction: application of the Taylor's expansion in logistic regression[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2000, 9:327 - 349.
- [15] Zmijewski M E. Methodological issues related to the estimated of financial distress prediction models[J]. *Journal of Accounting Research*, 1984, 22:59 - 82.
- [16] Skogsvik K. Current cost accounting ratios as predictors of business failure: the Swedish case[J]. *Journal of business finance and accounting*, 1990, 17:137 - 160.
- [17] Theodossiou P. Predicting shifts in the means of a multivariate time series process: an application in predicting business failure[J]. *Journal of American Statistical Association*, 1993, 88:441 - 449.
- [18] Odom M, Sharda R. A neural networks model for bankruptcy prediction[R]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, 1990:163 - 168.
- [19] Tam K, Kiang M. Predicting bank failure: a neural network approach[J]. *Applied Artificial Intelligence*, 1992, 8:927 - 947.
- [20] Altman E I, Marco G, Varetto F. Corporate distress diagnosis: comparison using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)[J]. *Journal of Banking and Finance*, 1994, 18:505 - 529.
- [21] Boritz J E, Kennedy D B. Effectiveness of neural network types for prediction of business failure[J]. *Expert Systems with Applications*, 1995, 9:503 - 512.
- [22] Back B T, Sere K. Neural network and genetic algorithm for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems and Applications*, 1996, 11:407 - 413.
- [23] Atiya A F. Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new result[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001, 12:929 - 935.
- [24] 吴德胜, 殷尹. 不同模型在财务预警实证中的比较研究[J]. *管理工程学报*, 2004, 18:105 - 108.
- [25] Bryant S M. A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling[J]. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 1997, 6:195 - 214.
- [26] Jo Hongkyu, Han Ingoo, Lee Hoonyoung. Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural network and discriminant analysis for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems with Applications*, 1997, 13:97 - 108.
- [27] Yip A Y N. Predicting business failure with a case-based reasoning approach[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2004, 3215:665 - 671.
- [28] Lane W R, Looney S W, Wansley J W. An application of the cox proportional hazards model to bank failure[J]. *Journal of Banking and Finance*, 1986, 10:511 - 531.
- [29] Luoma M, Laitinen E K. Survival analysis as a tool for company failure prediction[J]. *Omega*, 1991, 19:673 - 678.
- [30] 何源, 黄庆, 刘争春. 财务困境分析中警兆指标的随机游动估计[J]. *系统工程理论方法应用*, 2005(4):335 - 342.
- [31] 周敏, 王新宇. 基于模糊优选和神经网络的企业财务危机预警[J]. *管理科学学报*, 2002(5):86 - 90.
- [32] 李晓峰, 徐玖平. 企业财务危机预警 Rough-ANN 模型的建立及其应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2004(10):8 - 14.
- [33] Lee Kidong, Booth D, Alam P. A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms[J]. *Expert Systems with applications*, 2005, 29:1 - 16.
- [34] 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(11):49 - 56.
- [35] 庞素琳. 概率神经网络信用评价模型及预警研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2005(5):43 - 48.
- [36] 冯征. 基于改进型神经网络的财务预警实证研究[J]. *山西财经大学学报*, 2007(8):120 - 124.
- [37] 周辉仁, 唐万生, 任仙玲. 基于递阶遗传算法和 BP 网络的财务预警[J]. *系统管理学报*, 2010, 19:1 - 6.

- [38] Min Sung-Hwan, Lee Jumin, Han Ingoo. Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction[J]. Expert Systems with Applications,2006,31:652 – 660.
- [39] Hua Zhongsheng, Wang Yu, Xu Xiaoyan, et al. Predicting corporate financial distress based on integration of support vector machine and logistic regression[J]. Expert Systems with Applications,2007,33:434 – 440.
- [40] Boyacioglu M A, Kara Y, Baykan O K. Predicting bank financial failures using neural networks, supportvector machines and multivariate statistical methods; a comparative analysis in the sample of savings deposit insurance fund (SDIF) transferred banks in Turkey[J]. Expert Systems with Applications,2009,36:3355 – 3366.
- [41] Yang Zijiang, You Wenjie, Ji Guoli. Using partial least squares and support vector machines for bankruptcy prediction [J]. Expert Systems with Applications,2011,38:8336 – 8342.
- [42] 柯孔林,冯宗贤. 基于粗糙集与遗传算法集成的企业短期贷款违约判别[J]. 系统工程理论与实践,2008(4):27 – 34.
- [43] Alfaro E, García N, Gómez Ma, et al. Bankruptcy forecasting: an empirical comparison of adaboost and neural networks [J]. Decision Support Systems,2008,45:110 – 112.
- [44] Sun Jie, Jia Mingyue, Li Hui. Adaboost ensemble for financial distress prediction; an empirical comparison with data from Chinese listed companies[J]. Expert Systems with Applications,2011,38:9305 – 9312.
- [45] Cho Sungbin, Kim Jinhua, Bae J K. An integrative model with subject weight based on neural network learning for bankruptcy prediction[J]. Expert Systems with Applications,2009,36:403 – 410.
- [46] 郭德仁,王培辉. 基于模糊聚类 and 模糊模式识别的财务预警[J]. 管理学报,2009(9):1194 – 1197.
- [47] De Andrés J, Lorca P, De Cos-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: 1866 – 1875.
- [48] 韩建光,惠晓峰,孙洁. 基于多特征子集组合分类器的企业财务困境预测[J]. 系统管理学报,2010,19:420 – 427.
- [49] 蔡岩松,杨茁,王聪. 基于系统动力学的企业财务危机预警模型研究[J]. 管理世界,2008(5):176 – 177.
- [50] 李秉祥. 基于期望违约率模型的上市公司财务困境预警研究[J]. 中国管理科学,2004(5):12 – 16.
- [51] 陈磊,任若恩. 公司多阶段财务危机动态预警研究[J]. 系统工程理论与实践.2008(11):29 – 35.
- [52] 孙晓琳,田也壮,王文彬. 基于 Kalman 滤波的企业财务危机动态预警模型[J]. 系统管理学报,2010,19:408 – 427.
- [53] 孙洁,李辉,韩建光. 基于滚动时间窗口支持向量机的财务困境预测动态建模[J]. 管理工程学报,2010(4):174 – 181.

[责任编辑:杨凤春]

On Methods of Corporate Financial Distress Prediction and the Improvement: A Literature Review

BAO Xin-zhong, HE Si-jing

Abstract: The research methods of financial distress prediction have undergone the following four stages: trend analysis, discriminant analysis, artificial intelligence technology, and the improvement and update of the traditional method. A new method for financial distress prediction based on clustering, rough set and neural network is more scientific.

Key Words: finance; prediction; research method; trend analysis method; discriminant analysis method; artificial intelligence; clustering; rough set; neural network