

制造业上市公司BP神经网络财务预警

王志仁 曾繁荣(教授)

(桂林电子科技大学管理学院 广西桂林 541004)

【摘要】 本文运用BP神经网络对我国制造业上市公司进行实证研究,选取了2002~2005年的62家ST公司为样本,通过显著性检验对指标进行筛选,并比较了单纯依靠财务指标的BP神经网络财务预警模型与引入非财务指标后的模型的预测效果,结论认为引入非财务因素后的BP神经网络财务预警模型更加精确。

【关键词】 BP神经网络 非财务因素 财务危机

一、财务危机的界定及预测模型的选择

企业陷入财务危机是一个逐步的过程,从财务危机出现的那一时点直至公司破产都属于财务危机过程,企业的财务危机是有程度之分的,不同程度的财务危机,其症状和表现也是不一样的,所以目前理论界对财务危机的界定还没有形成统一的标准。国外大多数研究将企业根据本国破产法提出破产申请的行为作为确定企业进入财务危机的标志,他们研究的对象也界定在法定的破产公司。由于我国资本市场的弱有效性,且上市公司的数据是公开的,比较容易获得,因此国内学者将主要的研究对象放在上市公司,但我国几乎没有上市公司的破产样本,所以大部分国内的学者就将特别处理(ST)公司作为财务危机企业。故我国对财务危机的界定主要依据沪深证券交易所1998年所公布的《上市公司状况异常期间的特别处理》规定和2001年6月所颁布的《股票上市规则(2001)修订本》,即出现下列情况之一的企业:①最近两个会计年度的审计结果显示的净利润均为负值;②最近一个会计年度的审计结果显示其股东权益低于注册资本,即每股净资产低于股票面值;③注册会计师对最近一个会计年度的财务报告出具无法表示意见或否定意见的审计报告;④最近一个会计年度经审计的股东权益扣除注册会计师、有关部门不予确认的部分,低于注册资本;⑤最近一份经审计的财务报告对上一年度利润进行调整、导致连续两个会计年度亏损。

国外对财务预警的研究已经有了四十多年的历史,国外学者通过对上市公司的大量研究,产生了许多财务预警模型,主要有美国的Beaver(1966)提出的较为成熟的单变量财务困境预测模型;Altman(1968)的Z值判定模型;Ohlson(1980)的多元逻辑回归模型;Chen和Lee(1993)利用生存分析法来研究财务危机预测。近年来,许多研究人员尝试采用各种方法将财务困境预测工作推向深入,主要有递归划分算法、基于灾害理论的预测方法、神经网络模型、基于混沌理论的预测方法、基于期权理论的预测方法等。由于人工神经网络具有学习能力、记忆能力、计算能力以及智能处理功能,神经网络具有非线性、非局域性、非定常性等特点,尤其在信息不完备的情况

下,模式识别能力、知识处理能力等很强。笔者认为,在我国目前上市公司财务数据并不很完善的情况下,将人工神经网络模型应用在财务预警方面会取到较好的效果。

二、模型指标的选取

目前绝大多数的学者都是以会计信息的真实性为假设条件,根据财务报表反映的信息,运用财务指标来构建模型,很少考虑到企业非财务因素的影响。事实上,国内外的上市企业都不同程度地存在会计信息造假和利润操纵等行为,如美国的安然事件,使得单纯依靠财务指标的财务预警系统缺乏准确性和实际应用意义。因此,本文不只考虑了企业的财务报表信息,还考虑了公司治理结构、审计意见、关联交易、或有负债等方面的非财务因素在财务预警中的作用。

1. 财务因素的选取。由于财务指标是企业经营成果和经营风险的反映,选择的恰当与否直接关系到财务预警模型的有效性和准确性,因此在充分考虑到指标对财务状况变动的代表性、超前性、灵敏性及数据收集的及时性等基本原则的基础上,本文从企业的盈利能力、营运能力、偿债能力、成长能力、现金流量五个方面初步选择了21个财务指标变量。它们是净资产收益率(X_1)、总资产报酬率(X_2)、每股收益(X_3)、主营业务利润率(X_4)、成本费用利润率(X_5)、总资产周转率(X_6)、应收账款周转率(X_7)、存货周转率(X_8)、流动资产增长率(X_9)、资产负债率(X_{10})、流动比率(X_{11})、速动比率(X_{12})、营运资本比率(X_{13})、短期借款流动比率(X_{14})、主营业务增长率(X_{15})、净利润增长率(X_{16})、总资产增长率(X_{17})、每股收益增长率(X_{18})、现金流动负债比(X_{19})、净收益营运指数(X_{20})、销售现金比率(X_{21})。

2. 非财务因素的分析。

(1)公司治理结构。由于代理问题存在,大多数学者的研究表明公司治理结构与企业的经营绩效是密切相关的。Jensen等(1976)认为,拥有经营管理决策权的内部股东所占比例决定公司的价值。程新生等(2007)通过对我国制造业上市公司的实证研究发现,第一大股东持股比例越大,财务控制越有可能被其操纵,财务控制效果越差。从上述研究不难发现,股权

结构与公司经营具有较大的关联性,故本文选取第一大股东的持股比例(X_{22})作为代表公司治理结构的非财务指标。

(2)审计意见。企业财务预警主要是依靠财务报表信息的真实性,注册会计师通过对企业的经营成果和财务状况进行审计,出具无保留、保留、无法表示、否定四种审计意见中的一种,表明企业财务报表信息的真实性和可靠性程度。国外的学者Hill等建立了破产与财务困境风险动态模型,发现审计意见这一变量对破产与财务困境概率的解释能力均极为显著。故本文把审计意见(X_{23})作为财务预警系统的非财务指标。

(3)关联交易。随着企业规模的扩张和投资范围的扩大,企业关联交易也逐渐增多,由于关联交易双方之间有着特定的利益关系,不能保证的交易的公平性,损害了股东和债权人的利益,与市场经济规律相背离。一些关联企业还经常采取关联交易来操纵利润、粉饰财务报表,掩饰企业真实的财务状况,误导投资者。故本文将关联交易比例(X_{24})作为财务预警系统的非财务指标。

(4)或有负债。随着经济的发展和公司经营的多元化,企业之间相互进行担保的行为也越来越多,导致企业的或有负债增多,财务风险加大。尤其是有些大股东利用上市公司为自己或别人的公司进行大额担保,进而掏空上市公司。或有负债影响企业的财务安全,而又很少在财务报表中体现,故本文将或有负债总资产比(X_{25})作为财务预警系统的非财务指标。

三、研究方法

人工神经网络(ANN)是模仿生物脑的处理特性,经由理论抽象、简化和模拟而构成的一种信息系统,拥有巨大的平行处理能力、快速修补信息能力及依经验来辨认结构与处理的能力,并具有非线性映射、自适应学习和较强容错性的特点,适合多变的企业运作环境。BP神经网络是基于误差反向传播算法的一种多层前向神经网络。BP神经网络是利用非线性可微分函数进行权值训练的多层网络,其结构简单、可塑性强,故在函数逼近、模式识别、信息分类等领域得到了广泛的应用。

BP神经网络主要由一个输入层、一个或多个隐含层、一个输出层组成,每层由若干个神经元(节点)构成,每一个节点的输出值由输入值、作用函数和阈值决定,网络的学习过程包括信息正向传播和误差反向传播两个过程。

在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并向后传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层经作用函数运算后不能得到期望的输出,则转为反向传播过程,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小。

BP神经网络隐含层和输出层上的某神经元k的输出 S_k 由下式确定:

$$S_k = f_k(\sum \omega_{kj}x_j + \theta_k)$$

其中: f_k 表示神经元k对应的激发函数,目前用得最多的是Sigmoid函数: $f(x) = 1/(1+e^{-x})$; θ_k 表示神经元j的阈值; x_k 表示对神经元k的各个输入。

影响BP神经网络结构的主要参数是隐含层的节点个数、

学习速率G和系统误差E。输入层和输出层节点个数由模型的应用决定,而隐含层节点个数选择是个十分复杂的问题,往往由实验者的经验和实验次数来决定,个数太多会导致学习时间过长、误差不一定最佳;个数过少,将影响到网络的有效性。故我们选用下面的公式来确定隐含层节点个数:

$$n_1 = \sqrt{n+m} + \alpha$$

其中:m为输出神经元数;n为输入神经元数; α 为[1,10]之间的常数。

学习率通常在0.01~0.9之间,一般来说,学习速率越大,所需要的训练时间就越短;学习速率越小,所需要的训练时间就越长。拟定误差E通常需要根据输出要求来定,E越低,说明要求的精度越高。具体的步骤简述如下:①BP神经网络的初始化,确定各层节点的个数L将各个权值和阈值的初始值设为比较小的随机数;②输入样本和相应的输出,对每一个样本进行学习;③根据输入样本算出实际的输出及其隐含层神经元的输出;④计算实际输出与期望输出之间的差值,求输出层的误差和隐含层的误差;⑤根据上一步骤得出的误差来更新输入层-隐含层节点之间、隐含层-输出层节点之间的连接权值;⑥求出误差函数E,判断E是否收敛到给定的学习精度以内($E \leq$ 拟定误差),如果满足,则学习结束,否则转向步骤②继续进行。

四、数据处理

1. 样本选取。由于不同行业的财务指标差异较大,可比性不高,这会降低模型的准确度。本文选取2002~2005年制造业上市公司为研究对象。因为上市公司中有半数以上属于制造业,行业具有明确的划分标准,对财务指标的要求大体相同。经过对制造业出现的88家ST公司进行筛选,最终确定陷入财务困境的ST公司样本为62家。根据同行业、同时期、同规模的原则对62家处于财务困境的ST公司进行配对。

2. 指标筛选。本文首先对财务困境公司和健康公司在陷入困境前三年期间的财务指标进行显著性检验,分析哪些指标对企业陷入财务困境具有较强的判定能力,并考察这些指标在企业被ST前三年间显著性的变化。通过对21个财务指标的双边T检验的结果可知,t-1年的数据在置信水平0.05下,财务指标显著最多,有15个,而t-2年和t-3年财务指标显著分别有14个和11个,这说明距离发生财务危机的年份越近,财务信息的预警能力就越强;距离发生财务危机的年份越远,财务信息的预警能力就越差。由于我国证监会要求上市公司必须在每年的4月1日之前公布财务报表,因此考虑到模型的实用性需要,本文选取t-2年通过T检验的财务指标作为BP神经网络的输入节点。它们是净资产收益率(X_1)、总资产报酬率(X_2)、每股收益(X_3)、主营业务利润率(X_4)、总资产周转率(X_6)、应收账款周转率(X_7)、流动资产增长率(X_9)、资产负债率(X_{10})、速动比率(X_{12})、营运资本比率(X_{13})、主营业务增长率(X_{15})、净利润增长率(X_{16})、总资产增长率(X_{17})、每股收益增长率(X_{18})。尽管其中有的指标之间可能高度相关,但BP神经网络是一种非线性的平行处理结构模式,变量之间的相关性对数据处理的影响不大。

五、实证分析

1. 模型的建立。我们将t-2年显著的14个财务指标作为BP神经网络的输入节点,参考公式: $n_1 = \sqrt{n+m} + \alpha$ 。通过训练,确定隐含层数为10个,输出节点确定为1个,用输出1表示财务困境,0表示健康。因此,本文的BP网络模型结构是14×10×1。

2. 样本的训练。根据训练样本和检验样本要大体相同的

$$\omega_{ik} = \begin{bmatrix} 0.5246 & -0.2614 & 0.1347 & 0.1746 & -0.1073 & -0.4032 & 0.1068 & 0.0931 & -0.1138 & 0.0537 \\ 0.0548 & 0.1036 & 0.1011 & 1.0322 & -0.0352 & 0.0816 & 0.0247 & -0.0571 & 0.1109 & -0.2301 \\ -0.1541 & 0.0815 & 0.1412 & -0.0682 & 0.1087 & 0.0134 & 0.0081 & 0.0843 & -0.1091 & 0.1870 \\ 0.0584 & 0.1422 & -0.2075 & -0.0089 & 0.0098 & -0.0243 & -0.1221 & 0.0013 & 0.0031 & -0.0050 \\ 0.1822 & -0.1701 & 0.1008 & 0.0163 & -1.0308 & 0.1161 & 0.0771 & 0.1524 & 0.0809 & -0.0843 \\ 0.0825 & -0.0073 & -0.112 & 0.1102 & 0.0267 & 0.0340 & 0.1036 & -0.1491 & 0.0417 & 0.1670 \\ -0.3212 & -0.1636 & 0.3487 & 0.0552 & 0.1615 & -0.0802 & -0.1351 & -0.0715 & 0.9640 & 0.1092 \\ -0.1025 & 0.2013 & 0.0316 & -0.2201 & -0.0704 & 0.1004 & 0.0254 & -0.0394 & -0.1038 & 0.0009 \\ 0.0812 & 0.1510 & 0.0178 & 0.0062 & 0.0731 & 0.0690 & 0.0908 & 0.1382 & -0.0119 & 0.1991 \\ 0.0012 & 0.0994 & 1.0265 & -0.1305 & 0.1379 & 0.5043 & -1.0120 & 0.0221 & -0.0728 & -0.3081 \\ 1.0534 & 0.0714 & 0.1001 & 0.1110 & 0.6062 & 0.0791 & 0.0883 & 0.0980 & 0.1362 & -0.1183 \\ 0.1364 & -0.1901 & -0.1392 & 0.1409 & -0.0726 & 1.0004 & -0.0491 & -0.1010 & 1.0651 & -0.0017 \\ -0.3117 & 0.1360 & -0.0386 & -0.0456 & 0.1053 & -0.4612 & 0.1030 & 0.0501 & -0.0178 & 0.0843 \\ 0.0645 & 0.1671 & 0.0775 & 0.1308 & 0.0417 & -0.1207 & 0.0643 & 0.0819 & 0.0980 & 0.1001 \end{bmatrix}$$

隐含层到输出层的权值矩阵为: $\omega_{ik} = [0.4861 \quad -0.6158 \quad -0.5218 \quad 0.9363 \quad 0.1134 \quad 0.7140 \quad -0.0998 \quad 0.6801 \quad -0.5073 \quad 0.5892]$ 。输入层到隐含层的阈值矩阵: $\theta_i = [-0.8065 \quad 1.6307 \quad 2.4367 \quad -2.8430 \quad 1.4725 \quad 0.9961 \quad 3.4556 \quad -1.608 \quad -0.4327 \quad 0.7614]$ 。隐含层到输出层的阈值矩阵(这里的阈值矩阵是一个实数): $\theta_j = 0.7831$ 。为了检验实际输出对期望输出的拟合程度,在BP训练的后处理过程中利用线性回归函数对样本模拟结果和预期值进行回归检验,回归直线方程是: $A = 0.743T + 0.168$ 。相关系数 $R = 0.771$,通常只要 R 大于0.7,就认为实际输出取得了比较理想的模拟效果。

3. 模型预测结果及检验。按照模型检验程序,我们将相应的建模样本数据代入BP神经网络模型,对建模样本的32对配对样本企业进行返回判定。同时,为了进一步检验模型的应用准确性,将作为检验样本的30对配对样本的指标数据代入同一模型,模型对建模样本和检验样本的判定与预测结果如表1所示:

表1 BP神经网络模型预测及检验判定结果表

组别	建模样本		检验样本	
	实际个数	正确判定个数	实际个数	正确判定个数
ST上市公司	32	28	30	26
非ST上市公司	32	29	30	26
准确率	0.89		0.9	

我们再将第一大股东的持股比例(X_{22})、审计意见(X_{23})、关联交易比例(X_{24})、或有负债总资产比(X_{25})等4个非财务因素加入到BP神经网络模型中,则输入节点变为18个,经过训练确定隐含层个数为10个时,网络误差最小,则网络模型结构变成18×10×1。

样本的训练原理同上,最后得到加入非财务因素后的建模样本和检验样本的判定与预测结果,如表2所示。

原则,本文将62个配对样本分为训练样本32个、检验样本30个;选取学习效率 $\eta = 0.01$,网络误差指标值 $\epsilon = 10^{-4}$ 。我们借助Malab7.0语言编程实现构建的模型,程序在计算机上经过30分钟左右、1146个训练周期后达到要求,到权值矩阵终值为 ω_{ik} 和 ω_{kj} ,以及阈值终值 θ_i 和 θ_j 。其中输入层到隐含层的权值矩阵为:

表2 加入非财务因素的BP神经网络模型预测及检验判定结果表

组别	建模样本		检验样本	
	实际个数	正确判定个数	实际个数	正确判定个数
ST上市公司	32	29	30	28
非ST上市公司	32	31	30	29
准确率	0.9375		0.95	

六、结论

本文通过BP神经网络模型对企业的财务预警进行实证研究,并加入非财务因素对样本进行再次判别。得出以下结论:①BP神经网络对财务预警的判定的准确性较高,说明该模型具有较强的预测作用,通过对判断发生错误的企业的研究发现,这种样本处于ST和非ST临界状态。②加入非财务因素后,模型的准确性比单纯依靠财务因素的模型要高近5%左右,说明非财务指标对预测财务危机具有一定的作用,有助于我们更好地预测财务危机。③非财务因素中的第一大股东的持股比例、审计意见、关联交易比例、或有负债总资产比与企业发生财务危机的概率正相关;审计意见出现保留、无法表示、否定意见,第一大股东的持股比例、关联交易比例、或有负债总资产比较大的企业,存在较大的财务风险。

【注】本文系广西研究生创新计划资助项目(项目编号:2006105951202M01)阶段性研究成果。

主要参考文献

1. 杨淑娥,黄礼.基于BP神经网络的上市公司财务预警模型.经济研究,2001;6
2. 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;6
3. 程新生,李迎欣,王丽丽.公司治理对财务控制的影响.会计研究,2007;3