现金流量预警指标视角下的 BP 神经网络模型实证检验研究

——来自 2007—2012 年沪深两市 ST 公司的数据分析

雷振华, 邹　果①
(南华大学 经济管理学院,湖南 衡阳 421001)

[摘　要]　文章针对现金流量指标的国内外研究动态,从财务危机预警角度构建现金流量预警指标体系;并选取 2007 年—2012 年沪、深两市 A 股 79 家 ST 公司及 79 家非 ST 公司作为训练样本,用样本公司被 ST 前 1 年、2 年、3 年的数据对指标进行筛选,将 BP 神经网络模型预警结果与样本的实际结果进行比较。研究结果表明:BP 神经网络模型 t-1 年、t-2 年、t-3 年的预测精度依次下降,但 t-3 年财务预警模型对训练样本的预测精度仍能达到 79.22%,对检验样本的预测精度也能达到 78%。

[关键词]　现金流量预警指标;　BP 神经网络模型;　实证检验
[中图分类号]　F832.5　[文献标识码]　A　　[文章编号]　1673 - 0755(2014)03 - 0062 - 05

我国《公司法》、《证券法》以及证监会于 2006 年 5 月 7 日公布并实施《上市公司证券发行管理办法》中规定如果上市公司不符合法律规定的上市交易条件,那么它的股票依法应当暂停上市或终止上市[1]。这说明上市公司其上市资格并非“终身制”,上市公司一旦违反《上市公司证券发行管理办法》的相关规定,就会被“ST”或“ * ST”。因此,在现代激烈的市场竞争下,上市公司如何防范与控制财务危机,避免被“ST”或“ * ST”则需要加强对财务危机预警的研究。另外,证监会也需要加强对企业财务危机的监管,从而达到减小系统风险的目的。而现有的研究,仅仅是单纯的从现金流量指标体系研究或从最简单 BP 神经网络模型研究。本文从导致上市公司产生财务危机的重要因素—现金流量出发,构建财务危机预警指标体系,实证检验研究 BP 神经网络模型财务危机预警的准确度,为上市公司选择和应用 BP 神经网络模型指明方向。

一　现金流量预警指标构建

(一)文献简单回顾

Beaver(1966)采用 79 家财务危机的公司作为研究样本,并按照 1∶1 的比例对其进行配对,对 30 个财务比率进行单变量研究,发现现金流量/债务总额对企业发生财务危机与否的预测是最有效的[2]。Ohlson (1980)以 1970 年—1976 年间破产的 105 家公司作为研究样本,并选取 2058 家财务健康的公司与其配对,用多元逻辑回归方法分析建模,结果发现公司规模和当前的变现能力这两个指标的预警准确率达到 96.12%[3]。

国内对现金流量指标预警有研究但起步较晚,这与我国的会计准则有关,1992 年 11 月 30 日财政部发布《企业会计准则》,有关各方开始关注现金流量表,因此,以现金流量表为基础的现金流量指标及现金流量指标预警研究就更晚,归纳起来其研究有两个方面:(1)单纯研究现金流量指标,如:韩良智 (2002),胡旭微、莫燕 (2002),章之旺 (2004),敬文举 (2009)等,借助于现金流量指标进行财务风险或财务危机的趋势判断[4]。(2)建立现金流量预警指标,选取样本公司,应用 Logistic 回归分析进行实证研究,如:周娟、王丽娟(2005),梁飞媛 (2005),孙静、张子健(2009),韩士专、彭进(2009),张艳秋(2010)、聂丽洁,赵艳芳、高一帆(2011)等研究表明,利用现金流量预警指标进行财务预警研究其准确性高[5]。

综上所述,在指标选取方面,国外较早地提出将现金流量指标运用于财务危机预警中,并运用各种预警模型对指标的选取进行研究,发现现金流量指标具有很好的财务预警效果。国内现金流量预警指标体系研究相对来说不完整、不系统,忽略了获现能

[收稿日期]　2014 - 04 - 21
[基金项目]　湖南省哲学社会科学基金项目“基于现金流量管理的中小企业流程再造研究”资助(编号:13YBB191);南华大学人文社科项目“基于现金流量管理的中小企业流程再造研究”资助(编号:2012XYB03)
[作者简介]　雷振华(1969 -),男,湖南常宁人,南华大学经济管理学院副教授。
①南华大学经济管理学院硕士研究生。

力、财务弹性和现金流量结构比率方面的指标，为本文的研究留下了空间。

（二）现金流量预警指标体系

结合国内学者对现金流量指标构建研究的成果，充分考虑现金流对财务危机的影响，按照重要性原则及相关财务数据的可得性原则，从偿债能力、运营能力、盈利能力、成长能力、财务弹性以及现金流量结构等 6 个方面选取 27 个指标，建立一套以现金流量指标为主要指标，其他财务指标为辅助指标的财务预警指标体系。具体的现金流量预警指标体系如下：（1）偿债能力指标体系。主要指标：现金比率（V_1）、现金流量比率（V_2）、债务保障率（V_3）、现金到期债务比（V_4）、现金流量利息保障倍数（V_5）；辅助指标：流动比率（V_6）、速动比率（V_7）、资产负债率（V_8）。（2）营运能力指标体系。主要指标：现金及现金等价物周转率（V_9）、营运资金周转率（V_{10}）；辅助指标：应收账款周转率（V_{11}）、存货周转率（V_{12}）、应付账款周转率（V_{13}）。（3）盈利能力指标体系。主要指标：营业收入现金比率（V_{14}）、全部资产现金回收率（V_{15}）、每股现金净流量（V_{16}）、每股经营性现金净流量（V_{17}）；辅助指标：净利润/销售收入（V_{18}）。（4）成长能力指标体系。主要指标：经营活动现金净流量增长率（V_{19}）；辅助指标：营业收入增长率（V_{20}）、净利润增长率（V_{21}）。（5）财务弹性指标体系。主要指标：现金适合比率（V_{22}）。现金再投资比率（V_{23}）。（6）现金流量结构指标体系。主要指标：全部现金流量比率（V_{24}）、经营活动产生的现金流量净额（V_{25}）、投资现金流入流出比（V_{26}）、筹资现金流入流出比（V_{27}）。

二　研究样本与数据来源说明

（一）ST 公司样本的选取

考虑到数据的可得性、上市公司数据的公开性以及 A 股上市公司数据的全面性，本文选取 2007—2012 年间首次被 ST 的深、沪两市 A 股上市公司作为研究对象。需要说明的是，在 2007—2012 年间首次被 ST 的上市公司共有 161 家，根据财务危机公司的界定，剔除其中因意外事件经营受损而被 ST 的公司 7 家、因权益缩水而被 ST 的公司 2 家、因审计否定而被 ST 的公司 9 家、因投资风险而被 ST 的公司 5 家、因重大诉讼和财务破产而被 ST 的公司 7 家，剩余被 ST 的上市公司共 131 家，同时排除了以下情形的公司：（1）由于存在严重的造假行为已经被中国证监会立案调查 2 家。（2）上市不到 3 年就被中国证监会 ST 处理的上市公司 12 家。（3）数据严重缺失且无法通过其它途径补齐的上市公司 15 家。

因此，本文最终选取剩余的 102 家被 ST 的上市公司作为样本。依照中国证监会上市公司行业分类指引的规定，样本的行业分布为房地产行业 12 家，制造业 81 家，商业 1 家，综合 8 家。其中 2007 年被 ST 的公司有 31 家，2008 年被 ST 的公司有 11 家，2009 年被 ST 的公司有 12 家，2010 年被 ST 的公司有 24 家，2011 年被 ST 的公司有 6 家，2012 年被 ST 的公司有 18 家。

（二）非 ST 公司样本的选取

本文采取将 ST 公司样本和非 ST 公司样本按照 1∶1 的比例进行配对的方法来选取财务正常公司的样本，在选取配对样本时按照同行业、同时期、规模相同或相近的原则进行。（1）同行业是指按照中国证监会的行业划分标准，选取同一行业中与财务困境公司所属的同一行业的明细板块，如：困境公司属于工业—专用设备制造业，则非 ST 公司也选取工业—专用设备制造业板块的公司。（2）同时期是指选取与财务困境公司同一时期的指标，使 ST 公司与非 ST 公司的财务指标在时间上具有一致性；如：ST 公司在选取 T-1 年为 2007 年的指标时，与其匹配的正常公司的财务指标也应当选取 2007 年的数据。（3）同规模是指选取与财务困境公司资产总额相近或相同的正常公司做样本，这方面相关数据可以从数据库中资产负债表中获得。

另外，由于上市公司被 ST 与否是中国证监会根据上市公司前两年的年报界定的，若前两年连续亏损则公司会被 ST，因此，在以往研究中许多学者只选取公司被 ST 前两年的数据来建立预警模型。本文认为公司会被 ST 原本就是由其前两年的业绩所决定的，若建模的时候仍然仅仅使用其被 ST 前两年的数据，那么用其来做预测对于企业的意义不大。因此，本文选取上市公司在被 ST 的前三年内的数据进行预测，即：上市公司被 ST 的年份为第 T 年，则选取该公司在 T-1、T-2、T-3 三年的数据分别建模并判断各年预测的准确性。

（三）本文数据的来源

本文数据主要从“CSMAR 数据库”中选取并整理而得，其中对于数据库中空白数据部分笔者从新浪财经网的股票首页（http://finance.Sina.com/）和东方财富网（http://stock.eastmoney.com/）等中查找并补充完整。

三　模型的构建

本文首先利用上述公司被 ST 前 3 年的样本数

据分别对指标进行筛选,然后将各年筛选出来的指标作为神经网络模型的输入层变量进行建模。

(一)指标筛选

本文对财务危机公司和正常公司在公司发生财务危机前 3 年的指标体系进行筛选,选出能够显著区分财务危机公司和正常公司的指标,并比较在公司发生财务危机前 1 年、2 年和 3 年其指标显著性的变化。由于 T 检验方法的使用前提是样本量服从正态分布,因此,在筛选之前,要用 T-1 年、T-2 年,T-3 年的数据对指标进行正态性检验,如果指标服从正态分布,则可以用 T-test 的方法筛选指标,否则用 Mann-Whitney U 检验的方法筛选指标。

在进行检验时定义财务危机企业为 0,财务正常的企业为 1。为方便结果对比,将以发生财务危机 T-1 年、T-2 年和 T-3 年的显著性检验结果整理报告如表 1 所示。

表 1 样本检验

指标代码	显著性水平 sig. (2-tailed)			指标代码	显著性水平 sig. (2-tailed)		
	Sig. T-1	Sig. T-2	Sig. T-3		Sig. T-1	Sig. T-2	Sig. T-3
*V*1	.001***	.006**	0.477	*V*15	.000***	.007**	0.051
*V*2	.001***	.002***	.020**	*V*16	.002***	0.106	.004***
*V*3	.002***	.002***	.006**	*V*17	.000***	.001***	.014**
*V*4	0.151	.026*	0.153	*V*18	.002***	.004***	.006**
*V*5	0.762	0.167	0.377	*V*19	0.42	0.273	0.841
*V*6	.000***	.014**	.008**	*V*20	.000***	.007**	0.319
*V*7	.001***	.027**	.032*	*V*21	0.106	.016**	0.73
*V*8	.000***	.000***	0.085	*V*22	0.669	0.311	0.13
*V*9	.033*	0.248	.005***	*V*23	0.08	0.973	0.424
*V*10	0.378	0.361	0.451	*V*24	0.372	0.483	0.448
*V*11	0.35	0.319	0.694	*V*25	.024**	0.063	.043*
*V*12	0.32	0.484	0.307	*V*26	0.436	0.412	0.303
*V*13	0.72	0.448	0.322	*V*27	0.24	0.228	0.967
*V*14	0.471	0.628	0.613				

“*”“**”“***”分别表示在 10%、5%、1% 的置信水平下统计显著(双尾检验)

由检验结果可知,在企业发生财务危机的第 T-1 年有 13 个指标通过显著性检验,其中有 11 个指标在 1% 的置信水平下能显著区分发生财务危机的公司和财务健康公司,13 个显著的指标分别是 V_1、V_2、V_3、V_6、V_7、V_8、V_9、V_{15}、V_{16}、V_{17}、V_{18}、V_{20}、V_{25}。在企业发生财务危机的第 T-2 年共有 12 个指标通过检验,分别是 V_1、V_2、V_3、V_4、V_6、V_7、V_8、V_{15}、V_{17}、V_{18}、V_{20}、V_{21},其中 5 个指标在 1% 置信水平下能显著区分财务危机公司和财务健康公司,6 个指标能够在 5% 置信水平下显著区分财务危机公司和财务健康公司。在企业发生财务危机的第 T-3 年共有 V_2、V_3、V_6、V_7、V_9、V_{16}、V_{17}、V_{18}、V_{25} 9 个指标通过了显著性检验,其中只有 2 个指标在 1% 的置信水平下显著,有 5 个指标在 5% 的置信水平下显著。

从通过显著性检验的指标个数来看,离公司发生财务危机的时间越近,通过显著性检验的指标就越多,显著性水平也越高,指标包含的信息量也越多。这说明企业财务危机的发生是一个过程,在财务危机发生的初期,公司只是有个别迹象显示可能有危机,随着危机的不断加深,这种迹象越来越多。这也说明了公司完全可以建立预警体系,根据危机发生的情况尽早进行危机预测,将公司财务危机的发生扼杀在萌芽状态。

(二)BP 神经网络模型的建立

BP 神经网络模型的原理是借助于高精度的数值拟合,把激励函数串联起来,通过改变各个激励函数的系数,达到误差尽可能小的目的。为了能够得到更高的精确度,我们融入了改进的算法:

1、增大网络训练次数。针对学习样本品质较差的情况,为确保神经网络学习时间充裕,且不过度训练,网络训练次数提高到 2000 次。

2、引入动量因子。为了提高网络的记忆能力,确保网络学习提速和降低陷入局部极小值的机会,引入了动量因子。动量项越多,在网络学习时间保证的前提下,网络有机会爬出局部极小值。

3、输入样本值置于 0.1 ~ 0.9 区间。激励函数 Sigmoid 在接近 0.1 时,收敛速度慢,将训练样本、测试样本以及网络预测的输入样本值置于 0.1 ~ 0.9 区间,具体操作如下:

$$X^n = 0.1 + 0.8\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

4、运用误差负梯度下降(gradient descent)算法对权值进行调整。

$$\Delta u_{kl} = -\eta \frac{\partial E}{\partial u_{kl}}; \quad \Delta \omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}}; \quad \Delta v_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}$$

隐层节点一般应满足 2n > m，其中 n 为隐层节点数，m 为输入层节点数。在综合考虑了各种不同做法后，本文的 BP 网络隐含层节点数初始范围为 7、8、9，通过训练及参数调整，计算每次的误差率和训练次数，分析比较确定最优的隐含层节点数。

按照上述原则和算法，确定的 BP 神经网络模型各个参数设置值如下：

inputWeights = net. LW{1,1}；

inputbias = net. b{1}；% 当前输入层权值和阀值；

layerWeights = net. LW(2,1)；

layerbias = net. b(2)；% 当前网络层权值；

net. trainParam. goal = 0. 000001；　% 设定训练误差；

net. trainParam. epochs = 2000；　% 设定最大训练步数；

net. trainParam, lr = 0. 0025；使用 matlab7. 0 编程，通过 BP 神经网络模型分别对 t-1 年、t-2 年、t-3 年的数据进行运算。

四　BP 神经网络模型的检验

(一)T-1 年的财务预警模型

本文通过多次尝试，最终确定对 t-1 年的模型网络的隐层节点数为 6，并优化参数避免过度训练，对于 t-1 年的数据进行测试，再给出结果之前，给出训练误差减小图，见图 1：

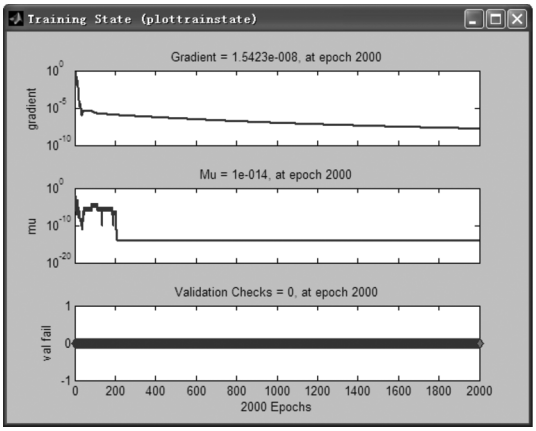

图 1　训练误差减小图

图 1 说明网络已经充分训练，误差平稳下降到一个理想的水平，由此证明本文选的学习函数和节点数都是适当的。运行统计准确率的程序，得到最终结果如表 2 所示。

表 2　t-1 年训练及检验样本的判正率

训练次数	训练样本			检验样本		
	实际个数	正确个数	准确率	实际个数	正确个数	准确率
财务困境公司	77	76	98.70%	25	22	88%
财务健康公司	77	74	96.10%	25	24	96%
总计	154	150		50	46	
总体准确率		97.40%			92%	

(二)T-2 年财务预警模型

对于 t-2 年的数据，沿用 t-1 年的程序之后发现准确率大大降低，因此，适当变换调用的函数，将 purelin 函数改为 tansig 函数，使用最速下降学习方法，并把隐含节点数改为 8，适当调整预测精度程序的参数，分别得到相关程序，通过运行程序得到如表 3 的结果。

(三)T-3 财务预警模型

对于 t-3 年数据，将 t-2 程序里面的 purelin 函数改为 tansig 函数，并把学习速率参数改小，然后运行程序，得到如表 4 结果。

表 3　t-2 年训练及检验样本的判正率

训练次数	训练样本			检验样本		
	实际个数	正确个数	准确率	实际个数	正确个数	准确率
财务困境公司	77	68	88.31%	25	22	88%
财务健康公司	77	70	90.91%	25	20	80%
总计	154	138		50	42	
总体准确率		89.61%			84%	

表 4 t-3 年训练及检验样本的判正率

训练次数	训练样本			检验样本		
	实际个数	正确个数	准确率	实际个数	正确个数	准确率
财务困境公司	77	58	75.32%	25	20	80%
财务健康公司	77	64	83.12%	25	19	76%
总计	154	122		50	39	
总体准确率		79.22%			78%	

五 研究结论

研究结果表明:BP 神经网络模型 t-1 年、t-2 年、t-3 年的预测精度依次下降,但 t-3 年财务预警模型对训练样本的预测精度仍能达到 79.22%,对检验样本的预测精度也能达到 78%,说明 BP 神经网络模型预警结果对投资者及社会公众具有一定的参考价值。同时,通过对判定错误的样本公司进行考察后发现,结果错判其实不是 BP 神经网络模型本身的问题,而是数据类型不符合规律,比如在检验样本里,样本公司显示为健康公司,但依据模型检验的结果可判定为成困境公司,借助于该公司的财务数据分析后发现,该公司的现金流有重大隐患,在样本数据收集的一年后,该公司实际被 ST,说明本文建立的 BP 神经网络模型预测的可信度是相当高的。

本文的局限性在于:(1)样本选取没有考虑分行业。中国证监会将我国的行业共划分为 22 类,每种行业都有自己独特的地方,其财务预警的警源也有所不同。(2)现金流量预警指标体系没有考虑非财务指标。(3)研究中采用的是横截面数据,忽略了时间对危机发生的影响。

[参考文献]

[1] 中国注册会计师协会. 经济法[M]. 北京:中国财政经济出版社,2013:174-175.

[2] Beaver W H. Financial Ratios as Predictors of Failure Empirical Research in Accounting Research Supplement, 1966(5):71-111 .

[3] Ohlson J A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Ban Ptcy [J]. Journal of Accounting Research, 1980 (1):109-231.

[4] 敬文举. 企业财务预警评价指标体系设计与应用研究[J]. 会计之友,2009(9):17-19.

[5] 聂丽洁,赵艳芳,高一帆. 基于现金流的财务危机预警指标体系构建研究——基于我国制造业上市公司数据[J]. 经济问题,2011(3):108-112.

Empirical Test Research on BP Neural Network Model Under the Cash Flow Early Warning Indicators Perspective

——Statistics based on ST companies of Shanghai and Shenzhen stock markets from 2007 to 2012

LEI Zhen-hua, ZOU Guo

(*University of South China*, *Hengyang* 421001, *China*)

Abstract: The cash flow early warning indicators system is established according to the current research dynamic at home and abroad and the financial crisis early warning perspective. 79 ST and 79 non-ST companies of Shanghai and Shenzhen stock markets from 2007 to 2012 are selected as the training example. The 3-year statistics of the training example before they are ST are used to select indicators. The prediction result of BP neural network model is compared to the truth according to the selected indicators and BP neural network model. The research concludes :the prediction accuracy of BP neural network model declines in turn from t-1 year to t-3 year. The accuracy of training example of the financial warning model of the t-3 year still reaches to 77.85%. The accuracy of test example also reaches to 78%.

Key words: cash flow early warning indicators; BP neural network model; empirical test