

# 财务危机预警工具： 基于 EVA 的 BP 神经网络模型

苗洛涛 汤亚莉 王杏芬

(重庆大学经济与工商管理学院 重庆 400044)

**【摘要】** 本文以 2003~2005 年我国沪深两市 A 股上市公司作为研究对象,采用 BP 神经网络方法构建了整合 EVA 指标的财务危机预警模型,并进行了实证研究。实证结果表明:整合 EVA 指标的 BP 神经网络模型较 Logistic 模型具有更高的预测精度。

**【关键词】** 财务危机预警 EVA BP 神经网络

随着我国市场经济体制改革的深入和资本市场的迅速发展,企业的外部环境日趋复杂,经营风险不断增大。国内外大量实例表明,陷入经营危机的企业几乎都是以出现财务危机为征兆,因此对企业的财务危机进行及时、准确的预测具有重要的现实意义。鉴于此,本文构建了一个基于 EVA 的财务危机预警模型,采用 BP 神经网络方法进行实证分析,并对整合 EVA 指标的 BP 神经网络模型的预测效果进行了检验。

## 一、文献回顾

20 世纪 30 年代以来,国内外学者在财务危机预警领域进行了大量实证研究,取得了许多重要成果。

从方法上看,主要有多元判别分析方法、Logistic 回归方法和人工神经网络方法。Beaver(1966)首先用统计方法建立了单变量判定模型,发现债务保障率、资产收益率和资产负债率可以有效地预测财务危机;Altman(1968)运用多元判别分析法构建了 Z 模型;Ohlson(1980)运用 Logistic 回归方法建立了预测精度较高的 Logit 预警模型;Odom, M.D 和 R. Sharda(1990)首次将人工神经网络模型应用于破产预测分析,发现人工神经网络模型具有较强的预测能力。陈静(1999)以我国上市公司为研究对象,首次用 Fisher 判别方法进行了单变量分析和二类线性判定分析。刘洪、何光军(2004)以我国 2002~2003 年 728 家上市公司为研究样本,分别对判别分析法、逻辑回归分析法和人工神经网络方法进行比较,结果表明:人工神经网络方法的预测精度远高于上述两种传统的统计方法,在财务危机预警领域的应用前景更为广阔。

从选取的指标来看,主要有传统的财务指标和 EVA 指标两类。Fitzpatrick(1932)最早发现处于财务困境的企业和财务状况正常的企业的财务比率有显著不同,认为企业的财务比率能够反映企业的财务状况,可用于企业的财务困境预警。后来,许多学者认为 EVA 是一种能够更为真实、全面地反映企业经营业绩和创造价值的新指标。EVA 是指经过调整后的税后净营业利润减去该企业现有资产经济价值的机会成本后的余额,即: $EVA = \text{税后净营业利润} - \text{资本总额} \times \text{加权平均资本}$

成本率。

总之,以往的实证研究主要侧重于预警方法的改进,对预警指标选取的研究较少。以往的研究大多将传统财务指标作为预测变量进行分析,仅考虑债务资本成本,忽略了权益资本成本,导致最终少计了企业的资本成本;再者,以会计利润为导向使得企业经营者倾向于利润操纵,容易出现短期行为,不利于企业的长期发展。因此,传统的财务指标不能充分反映企业在一定时期内的经营业绩。而 EVA 是指从税后净营业利润中扣除包括权益和债务的全部资金成本后的经济利润,更真实地反映了企业的财务状况。同时,EVA 从盈利性和经营效率两方面着手,指导企业提高利润率和资本使用效率,并可以遏制短期行为的发生,有利于企业长期稳定地发展。

## 二、EVA 指标的优越性

1. EVA 作为一种经济利润指标,是从经济学的视角来衡量企业创造的价值。它考虑了权益资本的机会成本并予以确认和计量,量化了企业创造的价值,更准确地反映了企业的经营业绩,弥补了传统会计利润指标忽略权益资本成本的缺陷,也在一定程度上消除了不同资本结构、不同经营风险的企业为股东创造价值的差别。同时,权益资本成本的计入迫使企业经营者更有效地使用企业的现有资本,因为只有当企业收益超过全部资本成本时,才能增加企业价值。

2. EVA 指标着眼于企业的长远发展,它通过适当调整会计收益、账面资产价值来缩小盈余管理的操作空间,减少权责发生制和谨慎性原则带来的一些不良影响,如将企业的研究和开发费用以及商誉等进行资本化处理,以避免经营者的短期行为等。因此,EVA 指标可以更真实地反映企业的长期经营状况。传统会计指标将研发支出费用化,导致经营者产生短期行为,常常为追求短期利润的增长而牺牲企业的长远利益,导致企业短期盈利高但长期发展后劲不足。

3. 由于会计利润和 EVA 指标的计算方法不同,在企业发展过程中,随着资本规模的扩张,当会计利润还处于上升趋势时,企业的 EVA 已提前进入下降趋势;当会计利润还为正时,

EVA 可能已经小于零。这就说明企业在盈利的情况下完全有可能处于耗值状态(刘勺佳, 2002)。因而, EVA 较传统的利润指标能较早地预测企业的经营状况。当然, 仅凭 EVA 的变化还不能完全判定企业是否出现财务危机, 但如果把它与其他传统财务指标结合起来进行分析, 就可以更加准确地判断企业的财务状况。

4. EVA 指标使经营者更加注重企业的资本成本和长期发展战略, 并促使他们选择那些能创造更高价值、更有利于实现股东利益的项目。也就是说, EVA 能把经营者和股东的利益有机地结合起来, 在企业财务治理层面上降低股权代理成本, 减少企业的财务风险。

综上所述, 单纯使用传统财务指标对企业财务危机进行预警是不够的。在传统财务指标的基础上引入 EVA, 可以从会计利润和经济利润两个角度全面评价企业的经营状况, 将企业的短期效益和长远发展结合起来进行分析评价, 以弥补传统财务指标的不足, 提供更准确的预警信息。由此, 笔者认为整合 EVA 指标的 BP 神经网络模型优于以往的预警模型, 用它来预测企业的财务状况将更为合理和准确。

### 三、基于 EVA 的 BP 神经网络模型的构建

1. BP 神经网络。人工神经网络是指模仿人脑神经网络的结构及运作模式, 由大量神经元互联组成的分散式并行处理系统。它具有非线性映射、自适应学习和较强的容错能力, 能够有效地处理复杂的非线性问题, 不严格要求输入数据的假设条件。近年来, 神经网络在模式识别、风险评价、证券分级等方面得到了广泛的应用。而 BP 神经网络是基于误差反向传播算法的一种多层向前的人工神经网络, 由一个输入层、一个或多个隐含层以及一个输出层组成, 各层由若干神经元(节点)构成。每个神经元的输出值由输入值、作用函数和阈值共同决定。当信息正向传播时, 信息从输入层经隐含层传递到输出层, 将经作用函数运算得到的输出值与期望的输出值进行比较, 若有误差且不满足精度要求, 则误差反向传播, 逐层修改权值, 不断减小误差, 直到输出结果满足精度要求为止。

2. 样本选取。根据我国上市公司的实际情况和相关政策, 我们以“上市公司因财务状况异常而被特别处理(ST)”作为公司财务危机的界定标准。首先, 本文选取 2003~2005 年沪深两市的 140 家 A 股上市公司作为研究样本。其中: 选取 70 家 ST 公司作为财务危机样本, 同时选取了同年度、同行业、资产规模相近的 70

家非 ST 公司作为配对样本。然后, 将这 140 个研究样本分为控制样本和检验样本两组: 控制样本共 90 个(ST 公司和非 ST 公司各 45 家), 用于建立神经网络模型; 检验样本共 50 个(ST 公司和非 ST 公司各 25 家), 用于检验神经网络模型的预测效果。本文将上市公司被 ST 的时间 T 定义为财务危机发生的当年, 并以研究样本 T-3 年的财务数据为依据, 提前三年进行预测。样本数据中, 传统财务指标的数据来源于深圳国泰安公司的 CISM 中国上市公司财务数据库, EVA 指标数据来源于 SternStewart 公司发布的“中国上市公司财富创造和毁灭排行榜”。

3. 指标的选取。本文在借鉴国内外相关研究成果的基础上, 根据各财务指标反映企业经营状况和财务状况的侧重点不同, 分别从盈利能力、偿债能力、营运能力、成长能力、现金流量和企业价值六个方面选取了 23 个财务指标(见表 1), 初步建立了上市公司财务危机预警指标体系。

表 1

评估内容	变量	指标名称	评估内容	变量	指标名称
盈利能力	X <sub>1</sub>	资产报酬率	营运能力	X <sub>13</sub>	应收账款周转率
	X <sub>2</sub>	总资产净利润率		X <sub>14</sub>	存货周转率
	X <sub>3</sub>	股东权益净利润率		X <sub>15</sub>	营运资金周转率
	X <sub>4</sub>	每股收益		X <sub>16</sub>	固定资产周转率
	X <sub>5</sub>	每股净资产		X <sub>17</sub>	总资产周转率
偿债能力	X <sub>6</sub>	流动比率	成长能力	X <sub>18</sub>	净利润增长率
	X <sub>7</sub>	速动比率		X <sub>19</sub>	总资产增长率
	X <sub>8</sub>	营运资金与资产总额比率		X <sub>20</sub>	主营业务收入增长率
	X <sub>9</sub>	资产负债率		X <sub>21</sub>	每股经营活动现金净流量
现金流量	X <sub>10</sub>	利息保障倍数	企业价值	X <sub>22</sub>	现金流量对流动负债比率
	X <sub>11</sub>	权益对负债比率		X <sub>23</sub>	EVA/期末总资产
	X <sub>12</sub>	负债与权益市价比率			

如果把这 23 个指标全部输入 BP 神经网络模型直接进行预测, 会大大增加模型的复杂度, 因此我们用单变量 T 检验来选出区分度强的指标。检验结果如表 2 所示:

表 2 财务指标的单变量 T 检验

变量	均值		T 检验		变量	均值		T 检验	
	ST	非 ST	T 值	P 值		ST	非 ST	T 值	P 值
X <sub>1</sub>	0.0353	0.0635	-3.251	0.001*	X <sub>13</sub>	10.1785	11.3524	-0.313	0.755
X <sub>2</sub>	0.0169	0.0373	-2.538	0.012*	X <sub>14</sub>	4.0691	7.1458	-1.690	0.093
X <sub>3</sub>	0.0331	0.0546	-0.891	0.374	X <sub>15</sub>	3.1389	4.0982	-1.263	0.209
X <sub>4</sub>	0.0835	0.1889	-3.007	0.003*	X <sub>16</sub>	2.1082	2.5523	-1.062	0.290
X <sub>5</sub>	2.5547	2.8665	-1.728	0.086	X <sub>17</sub>	0.4083	0.6233	-3.597	0.000*
X <sub>6</sub>	1.5022	1.7352	-1.606	0.110	X <sub>18</sub>	-0.0688	-0.3001	0.438	0.662
X <sub>7</sub>	1.1383	1.3370	-1.457	0.147	X <sub>19</sub>	0.1237	0.2649	-2.489	0.014*
X <sub>8</sub>	0.1514	0.1673	-0.514	0.608	X <sub>20</sub>	0.0425	0.3291	-3.006	0.003*
X <sub>9</sub>	0.4681	0.4437	0.960	0.339	X <sub>21</sub>	0.1186	0.2703	-1.964	0.047*
X <sub>10</sub>	6.3311	11.6525	-1.975	0.043*	X <sub>22</sub>	0.0457	0.1948	-2.474	0.014*
X <sub>11</sub>	1.3608	1.6872	-1.537	0.126	X <sub>23</sub>	-0.0320	-0.0034	-3.372	0.000*
X <sub>12</sub>	234.1293	2346.264	0.390	0.697					

注: \* 表示在 5% 的水平上显著。

由表 2 可知,共有 10 个指标在 5%的水平上通过了显著性检验,因此本文选取这 10 个指标作为实证研究的输入变量,输出变量是公司类型,用 Y 表示。Y=0,表示财务状况正常的公司;Y=1,表示出现财务危机的公司。

4. 模型的建立。本文通过运用 Matlab7.0 的神经网络工具箱构建 BP 神经网络模型进行实证研究。网络输入层节点数为选取的财务指标数,即 10 个。输出层节点数为 1 个,隐含层节点数根据经过多次凑试确定为 14 个。因此,本文的 BP 神经网络模型是 10×14×1。

BP 神经网络采用的传递函数通常是 Sigmoid 型可微函数,本文设定网络的传递函数为  $\text{logsig}(n)=1/(1+e^{-n})$ ,学习率  $\eta=0.01$ ,最大学习次数为 5 000 次,系统误差  $\epsilon=0.001$ ,由于 BP 算法收敛速度慢,故采用 Levenberg-Marquardt 算法,训练函数为  $\text{trainlm}$ 。最后,用初始化函数对网络的权值和阈值进行初始化。为了使网络的学习过程顺利进行,在数据输入前先对样本数据进行 0-1 归一化处理,提高网络的收敛速度。公式为:

$$X=(x-x_{\min})/(x_{\max}-x_{\min})$$

其中:X 为标准化变量;x 为每个变量的实际值; $x_{\min}$  为每个变量的最小值; $x_{\max}$  为每个变量的最大值。

将控制样本数据输入网络并进行训练,经过 176 个训练周期网络达到要求,并得到相应的权值矩阵和阈值矩阵。

我们将 90 个控制样本的数据输入训练好的 BP 神经网络模型,对控制样本进行返回判定,检验模型的判别能力。同时,把 50 个检验样本的数据也输入 BP 神经网络模型,检验模型的预测能力,结果如表 3 所示:

表 3 财务危机预警提前 3 年的预测结果

类别	控制样本			检验样本			
	0	1	合计	0	1	合计	
计数	0	45	0	45	19	6	25
	1	0	45	45	5	20	25
百分比	0	100%	0%	100%	76%	24%	100%
	1	0%	100%	100%	20%	80%	100%
总预测精度	100%			78%			

表 3 显示,本模型对控制样本中非 ST 公司和 ST 公司的判定正确率均为 100%,对检验样本中非 ST 公司的判定准确率为 76%,对 ST 公司的判定准确率为 80%,检验样本总体判定准确率为 78%。从模型对上市公司 T-3 年的财务数据的判定结果来看,基于 EVA 的 BP 神经网络模型可以提前三年对公司的财务危机进行预测。

为了进一步说明基于 EVA 的 BP 神经网络模型的预测精度高,本文又构建了两个预警模型进行比较:①用相同的样本数据构建了 Logistic 预警模型,在 Logistic 回归分析中发现,“EVA/期末总资产”指标的 Wald 统计量在 10 个指标中列第 4 位(因篇幅原因,没有列出),说明它具有较强的预测能力,是对传统财务指标的有效补充。②用 EVA 指标以外的 9 个财

务指标构建不含 EVA 的 BP 神经网络模型。最后,将这三个模型的预测结果进行比较,结果见表 4:

表 4 三种模型的预测结果比较

模型	对控制样本的回测			对检验样本的预测		
	第一类错误	第二类错误	总误判率	第一类错误	第二类错误	总误判率
EVA-BP 模型	0%	0%	0%	200%	24%	22%
EVA-Logistic 模型	22.7%	25%	23.9%	28.9%	31.1%	30%
BP 模型	0%	0%	0%	24%	30%	27%

从表 4 可以看到,基于 EVA 指标的 BP 神经网络模型对控制样本的总误判率为 0,对检验样本的总误判率为 22%;包含 EVA 的 Logistic 模型对控制样本的总误判率为 23.9%,对检验样本的总误判率为 30%;不含 EVA 的 BP 神经网络模型对控制样本的总误判率也为 0,对检验样本的总误判率为 27%。因此,笔者认为基于 EVA 指标的 BP 神经网络模型的预测能力优于另外两种模型,能够更加准确地判断上市公司的财务状况。

#### 四、结论

传统统计模型的运用存在严格的假设条件,现实数据往往难以满足;传统的财务指标体系也存在一定的局限性,不能充分反映企业的财务状况。本文引入 EVA 指标对传统的财务指标体系进行有效补充,并使用 BP 神经网络技术构建了整合 EVA 指标的 BP 神经网络模型。

对模型的有效性和优越性进行的实证研究表明,EVA 作为一种经济利润指标,能够更为客观地反映企业较长期的经营状况,与企业财务危机的预警具有较高的相关性,是对传统财务指标的有效补充,能够有效提高模型的预测能力,但是不能完全取代其他的财务指标。基于 EVA 的 BP 神经网络模型是预测企业财务状况的有效方法,该模型摆脱了传统财务指标的局限性,预测能力既优于单纯使用传统财务指标的 BP 神经网络预警模型,也优于整合 EVA 的 Logit 模型,更好地反映了企业真实的财务状况,为企业财务预警研究提供了一种新的有效方法。

不足之处是,EVA 的计算过程相当复杂,目前缺乏统一的公式,这在一定程度上降低了不同公司价值比较的可行性。另外,因本文研究样本的数量有限,可能会出现以偏概全的现象,影响模型的预测能力。

#### 主要参考文献

- Altman,EL. Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy. Journal of Finance, 1968;9
- 张玲.财务危机预警分析判别模型.数量经济技术经济研究,2000;3
- 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
- 刘洪,何光军.基于人工神经网络方法的上市公司经营失败预警研究.会计研究,2004;2