

# 基于小波神经网络的上市公司财务危机预测<sup>①</sup>

辛 秀 (河北金融学院 河北 保定 071051)

**摘 要:** 提出了基于小波神经网络的上市公司财务危机预测模型,分析了公司财务指标的选取方法。小波神经网络的训练采用自适应调整学习率及动量系数的方法,以避免陷入局部极小值。与多元统计方法、Logit及Probit模型进行比较,结果表明,该方法预测精度高,第一类错误及第二类错误显著减小。

**关键词:** 小波神经网络;上市公司;财务危机;预测

## Prediction of Financial Distress for Listed Companies Based on Wavelet Neural Network

XIN Xiu (Hebei College of Finance, Baoding 071051, China)

**Abstract:** A prediction model of financial distress based on wavelet neural network for listed companies is proposed. The method of selecting financial ratios of companies is analyzed. The self-adaptive learning rate and momentum coefficient are used to avoid the local minimum point in the training process of wavelet neural network. The prediction results show that compared with multiple discriminate analysis, and Logit and Probit models, the prediction with this method is more accurate and type I and type II errors are reduced significantly.

**Keywords:** wavelet neural network; listed company; financial distress; prediction

随着人工智能的迅速发展,不少学者将此技术引入财务危机预测研究领域,结果表明这些技术尤其是神经网络的运用提高了财务预测的效度和信度。小波神经网络是将小波变换理论和人工神经网络的思想相结合形成的一种新的神经网络,既充分利用小波变换的局部化性质,又能结合神经网络的自学习能力,从而具有较强的逼近函数的能力和容错能力,具有较好的收敛速度。本文提出基于小波神经网络的财务危机预测模型,以期获得更高的预测精度。

## 2 系统总体设计

财务危机是指由于营销决策或不可抗拒因素,企业经营循环和财务循环无法正常持续或限于停滞的状态,具体表现为持续性亏损、无偿付能力、违约和破产等<sup>[1]</sup>。财务危机预测是以现有的财务比率为基础,建立数学模型来预测企业财务危机发生的可能性。随着我国证券市场规模的不断扩大,证券市场已经成为

企业募集资金的场所,投资者亦可通过证券市场获取高额回报。但作为证券市场主体的上市公司,其经营业绩不容乐观,亏损面和亏损额都有增加的趋势,即使某些公司年报显示盈利也会存在潜在及未知的财务危机,使得公司濒临破产边缘。上市公司的财务危机直接危害到投资者和债券人的权益,产生证券市场金融风险,给监管带来难度。如何客观地评价上市公司的财务状况,准确预报即将出现财务危机的上市公司,成为证券市场发展的当务之急,一直是国内外研究的重要课题。

上市公司财务危机的出现不是一个突发的现象,而是一个逐步发生的过程,在财务危机发生之前必然会有相应的先兆,使预测财务危机,发布相应的预警信号成为可能。自上世纪60年代以来,许多学者对财务危机理论和模型进行了深入细致的探索,Beaver在1966年提出了单变量判定模型,利用单个财务指标对企业财务危机进行判定<sup>[2]</sup>。1968年Altman提出

① 收稿时间:2009-12-15;收到修改稿时间:2010-01-11

多元分析法(multiple discriminate analysis, 简称MDA),使用五个财务指标预测企业破产<sup>[3]</sup>。此后Logit模型、Probit模型、回归分析、聚类分析、神经网络、支持向量机和专家系统等也被引入到财务危机预测之中<sup>[4-6]</sup>。国内的财务危机预测研究始于90年代<sup>[7]</sup>,和国外研究中将财务危机定义为企业破产不同,国内研究普遍将上市公司因为财务状况而被特别处理作为财务危机的标志。评判企业财务风险主要是基于企业财务数据和财务指标进行评判的,而实证研究发现企业财务状况的好坏与财务指标的关系常常是非线性的,传统的统计模型在处理这类非线性问题又往往无能为力。而神经网络由于其优秀的非线性数据处理能力及较强的学习能力则被广泛地应用到财务危机预测中。

Zhang Qinghua 和 Benveniste 于1992年首先明确提出小波神经网络(wavelet neural networks, WNN)的结构和算法<sup>[8]</sup>,利用小波函数作为神经元的激活函数,通过仿射变换建立小波变换和网络参数之间的联系。WNN通过训练,自适应地调整小波基的形状以实现小波变换,同时具有良好的函数逼近能力和模式分类能力,在许多领域已有成功应用<sup>[9]</sup>。

本文提出基于WNN的财务危机预测模型,并对我国上市公司财务危机状况进行预测,同时与广泛使用的MDA、Logit模型及Probit模型进行对比,结果表明该模型具有较高的预测精度。

## 2 小波神经网络模型及算法

### 2.1 小波神经网络模型

若函数满足容许性条件:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (1)$$

则称 $\psi(t)$ 为基小波,式(1)中的 $\psi(\omega)$ 为 $\psi(t)$ 的傅里叶变换。基小波函数 $\psi(t)$ 经过伸缩平移后产生一组小波基函数

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

式中: $a$ 为尺度因子; $b$ 为伸缩因子。若信号 $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ,则小波变换为

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

小波神经网络是以小波基函数为神经元激励函数的前馈网络模型,其基本策略是利用误差函数极小化原理,不断改变小波基的形状和尺度,调整网络的权值和阈值。

小波神经网络结构如图1所示。

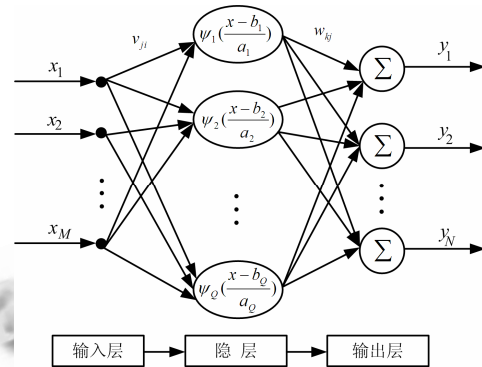


图1 小波神经网络结构图

设  $M$  为输入层节点数,  $i=1,2, \dots, M$ ;  $Q$  为隐含层节点数,  $j=1,2, \dots, Q$ ;  $N$  为输出层节点数,  $k=1,2, \dots, N$ ;  $P$  为输入样本数,  $p=1,2, \dots, P$ ; 网络输入为  $\{x_i^p\}$ , 输出为  $\{y_k^p\}$ , 对应的目标输出为  $\{d_k^p\}$ ;  $v_{ji}$  为输入层神经元与隐含层神经元的连接权值,  $w_{kj}$  为隐含层神经元与输出层神经元的连接权值。则第  $j$  个小波基神经元的输入为  $s_j^p = \sum_{i=1}^M v_{ji} x_i^p$ , 输出为  $t_j^p = \psi\left(\frac{s_j^p - b_j}{a_j}\right)$ ,

网络输出的第  $k$  个分量为  $y_k^p = \sum_{j=1}^Q w_{kj} t_j^p$ , 误差函数定义为

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^N (d_k^p - y_k^p)^2 \quad (4)$$

### 2.2 网络训练算法

网络训练根据误差函数,采用BP算法调节参数  $v_{ji}$ ,  $w_{kj}$ ,  $a_j$ ,  $b_j$ 。本文小波神经网络的隐含层节点激励函数选为Morlet小波,则有

$$\frac{\partial \psi(x)}{\partial x} = -[x \cos(1.75x) + 1.75 \sin(1.75x)] e^{-x^2/2} \quad (5)$$

网络训练的具体步骤如下:

1)网络参数初始化,对参数  $v_{ji}$ ,  $w_{kj}$ ,  $a_j$ ,  $b_j$  赋以  $[-1,1]$ 之间的随机数,给出最大迭代次数及目标误差  $E_{\max}$ 。

2)输入训练样本  $\{x_i^p\}$  及相应的目标输出  $\{d_k^p\}$ , 计算网络输出  $\{y_k^p\}$  及网络的误差函数  $E$ 。

3)按梯度法修正权值,并引入学习率 $\eta$ 及动量系数 $\alpha$ ,则有

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \alpha \Delta w_{kj}(n) \quad (6)$$

$$v_{ji}(n+1) = v_{ji}(n) + \eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}} + \alpha \Delta v_{ji}(n) \quad (7)$$

$$a_j(n+1) = a_j(n) + \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \alpha \Delta a_j(n) \quad (8)$$

$$b_j(n+1) = b_j(n) + \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \alpha \Delta b_j(n) \quad (9)$$

式中:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \sum_{p=1}^P (d_k^p - y_k^p) t_j^p \quad (10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^N (d_k^p - y_k^p) w_{kj} \cdot \psi' \left( \frac{s_j^k - b_j}{a_j} \right) \frac{x_i^p}{a_j} \quad (11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = - \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^N (d_k^p - y_k^p) w_{kj} \psi' \left( \frac{s_j^k - b_j}{a_j} \right) \frac{1}{a_j} \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = - \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^N (d_k^p - y_k^p) w_{kj} \psi' \left( \frac{s_j^k - b_j}{a_j} \right) \left( \frac{s_j^k - b_j}{a_j^2} \right) \quad (13)$$

4)若  $E > E_{max}$  且迭代次数小于最大迭代次数,返回步骤 3)。

BP 算法易陷入局部极小值,本文采用自适应调整学习率 $\eta$ 及动量系数 $\alpha$ 的方法<sup>[10]</sup>,改善上述问题,即在网络训练过程中按误差的衰减速度利用程序自动调整 $\eta$ 和 $\alpha$ ,经过一定次数(批次)训练后,如果误差较前一批次下降较慢,则将学习率 $\eta$ 变为 $\beta\eta$  ( $\beta > 1$ ),以加快收敛速度, $\eta$ 过大会导致训练不稳定,当发现  $E$  振荡时,减小 $\eta$ 同时增大 $\alpha$ 。

### 3 财务指标及样本的选取

#### 3.1 财务指标

在进行财务危机预测模型的研究过程中,各项预测指标的选择非常重要,它将直接影响着财务危机预测模型的设计及其可靠程度。不同的研究者往往采用不同的变量指标组合,大体上共有两类将近 40 个变量指标在各种财务危机预测的模型中使用过,其中一类是基于企业财务报告的财务指标;另一类是基于股票二级市场的市盈率及市场收益率指标。因此在进行财务指标选择时,必须充分考虑和借鉴这些已有的财务预测模型的研究成果。

同时,选择的财务指标应具有实用价值,经济内涵明确,且易获取。用于进行财务预测的指标,必须能对企业财务各个方面的运行状态进行充分有效的体现,主要包括以下几个方面:

1)选择反映企业盈利能力的指标:企业的盈利是其偿还债务的重要资金来源,企业的盈利能力越强,偿还到期债务越有保障,发生财务危机的可能性越小。

2)选择反映企业偿债能力的指标:偿债能力是衡量企业财务实力的重要指标,与企业财务危机的发生息息相关。

3)选择反映企业现金流量状况的指标:能否有充足的现金流量是衡量企业偿还当期债务的重要标准,与企业财务危机直接相关。

4)选择反映企业资本结构的指标:企业的资本结构是指企业资产中权益和负债的比例。一个优化的资本结构可以增加股东的财富,降低公司的加权资本成本,亦可有效地反应企业真实的财务状况。

5)选择反映企业经营效率的指标:经营效率是指企业生产经营中各项资产周转速度所反映出来的企业资产运用效率,不仅能反映企业的资产管理水平和配置组合能力,亦可影响企业的偿债能力和盈利能力,企业资产组合越先进越合理,资产周转速度越快,表明企业运营能力越强,相对的发生财务危机的可能性就小。

6)选择反映企业成长能力的指标:对于预测企业发生财务危机的可能不仅要考虑企业现实的经营情况,而且要考虑企业将来的发展,成长能力强的企业发生财务危机的可能性就小。

根据以上分析,选取的财务指标如表 1 所示<sup>[11]</sup>。

表 1 选定的财务指标

网络输入	财务指标
X1	总资产收益率
X2	净资产收益率
X3	流动比率
X4	速动比率
X5	现金流量负债比率
X6	资产负债比率
X7	总资产周转率
X8	主营利润增长率

#### 3.2 样本选取

将中国证券市场中上市公司被特别处理 ST (Special treatment) 视为公司陷入财务危机的标志。导致上市公司被 ST 的原因包括公司连续两年亏损,会计师对年报无法表示意见,逾期没有公布定期报告

和其他特殊情况。进一步选择因连续两年亏损导致被 ST 作为财务危机的定义。财务指标的恶化是上市公司被特别处理的主要原因,国内研究一般把被 ST 作为上市公司陷入财务危机的标准。

本文对公司进行提前两年的财务危机预测,如用 2005 年报的财务指标预测 2007 年度结束后公司是否陷入财务危机。因为连续两年亏损的公司会被特别处理,若提前一年预测,只有已经亏损的公司才有可能被 ST,这将夸大预测模型的能力。从 2001 年到 2004 年沪深两市中选择 64 家 ST 公司,其中 34 家公司划入训练集合,剩余的 30 家 ST 公司划入测试集合。在训练集合中,同时选择该年度与 ST 公司相同行业的共计 92 家正常公司的财务数据,另外随机选择 80 家正常公司作为正常公司测试集合。

#### 4 实验结果及分析

##### 4.1 小波神经网络参数的确定

小波神经网络的隐层单元数决定网络的泛化性能。

隐层单元数少,则网络不足以反映输入输出之间的复杂函数关系,若隐层单元数很大,则网络的训练时间将大量增加且训练误差也将增大,同时会产生过拟合现象,目前隐层单元数主要靠经验选取。本文比较了不同隐层单元数下,网络的输出误差,如图 2 所示。由图 2 可见,当隐层单元数为 6 时,网络获得最小误差 0.00082,因此,最终确定的隐层单元数为 6。学习率  $\eta$  及动量系数  $\alpha$  分别取为 0.9 和 0.1,目标误差  $E_{max}$  设为 0.001。网络有 8 个输入,对应表 1 中选择的财务指标,输出节点为一个(0 代表 ST, 1 代表非 ST)。

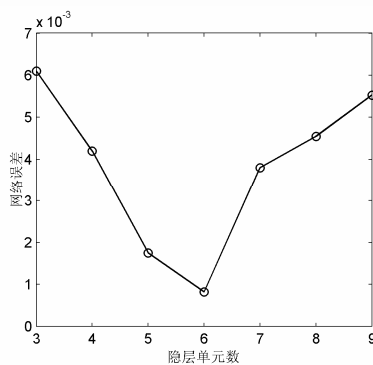


图 2 隐层单元数与网络误差的关系

##### 4.2 预测结果及分析

通常模型的预测精度同时用训练样本和测试样本表示出来,并用两类错误来度量,第一类错误为将 ST 公司判为非 ST 公司(即将危机公司误判为正常公司),

第二类错误为将非 ST 公司判为 ST 公司(即将正常公司误判为危机公司)。

使用 MDA、Logit 模型、Probit 模型及本文提出的 WNN 预测模型对训练样本及测试样本进行财务危机预测,预测结果分别如表 2 及表 3 所示。

表 2 训练样本的预测结果

模型	准确度 (%)	第一类错误 (%)	第二类错误 (%)
MDA	86.28	17.65	9.78
Probit	91.78	8.82	7.61
Logit	92.71	5.88	8.70
WNN	91.24	8.82	8.70

从表 2 可看出,对训练样本,Logit 模型的预测精度最高,WNN 模型的预测精度与 Logit 及 Probit 模型精度相差不大,MDA 的预测精度最低。除 MDA 方法外,其它三种模型的第一类错误及第二类错误的误判率相近。

表 3 测试样本的预测结果

模型	准确度 (%)	第一类错误 (%)	第二类错误 (%)
MDA	79.79	26.67	13.75
Probit	82.71	23.33	11.25
Logit	84.38	20.00	11.25
WNN	94.17	6.67	5.00

由表 3 可见,对于测试样本,WNN 模型的预测精度最高,充分说明了 WNN 的泛化能力强于其他三种方法,MDA 的预测精度依然为最低,且基于 WNN 模型的预测结果中,第一类错误与第二类错误的误判率均比其它三种方法小一个数量级。

#### 5 结论

本文提出了基于小波神经网络的公司财务危机预测模型,分析了财务指标的选取原则。并与常用的 MDA、Logit 和 Probit 模型预测方法进行了比较,结果表明,对于训练样本,基于小波神经网络的预测模型精度与 Logit 和 Probit 模型相差不大,第一类错误及第二类错误误判率也与 Logit 和 Probit 模型相近。而对于测试样本,基于小波神经网络的预测模型的预测精度高达 94.17%,第一类错误及第二类错误误判 (下转第 127 页)

率比 Logit 和 Probit 模型小一个数量级,充分表明其泛化能力及推广能力好,预测精度高。该方法可为广大的上市公司管理层在进行决策时提供参考依据,为广大的投资者和债权人提供了预测公司财务状况的可靠方法。

### 参考文献

- 1 张承祥,丁鹏,盛焕烨.基于人工神经网络进行财务危机预警的改进方法.计算机应用与软件,2008,25(8):147-148,157.
- 2 Beaver WH. Financial ratios as predictors of failure. Journal of Accounting Research, 1966,4(suppl.):71-111.
- 3 Altman EI. Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Journal of Finance, 1968,23(4):589-609.
- 4 Martin D. Early warning of bank failure: A logit regression approach. Journal of Banking and Finance, 1977,1(3):249-276.
- 5 杨淑娥,王乐平.基于 BP 神经网络和面板数据的上市公司财务危机预警.系统工程理论与实践,2007,(2):61-67.
- 6 Ding YS, Song XP, Zen YM. Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. Expert Systems with Applications, 2008,34(4):3081-3089.
- 7 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):46-55.
- 8 Zhang QH, Benveniste A. Wavelet networks. IEEE Transactions on Neural Networks,1992,3(11):889-898.
- 9 田佳禾,孙士慧,赵仕俊.基于小波神经网络的故障诊断方法研究.计算机系统应用,2008,17(5):43-46.
- 10 侯逸文,沈炯,李益国.基于小波神经网络的火电单元机组负荷系统建模仿真研究.中国电机工程学报,2003,23(10):220-224.
- 11 韩伟,李杰.基于熵权法的财务危机预警指标选择研究.北京交通大学学报(社会科学版),2007,6(4):65-68.