

Financial Pre-Warning of Company Based on Neural Networks and Z-Score Model

Wenqi Ma

Business School, Sichuan University, Chengdu Sichuan
Email: 1633423631@qq.com

Received: Jun. 2nd, 2017; accepted: Jun. 18th, 2017; published: Jun. 21st, 2017

Abstract

Based on sample data in years 2014 and 2015 for companies listed on Shanghai and Shenzhen stock exchanges, this paper compares the financial pre-warning abilities of Z-score model and BP neural networks model. It turns out that the latter model obviously provides significantly higher rate of accuracy than the former. The empirical results give us some suggestions as follows: firstly, in the environment where bankrupt standard is adopted as the symbol of financial crisis or financial dilemma of oversea listed companies, the company multi-variable financial pre-warning model, Z-score model, put forward by Altman, is not much suitable for domestic listed companies, which, if used directly, would be proved to have a high misdiagnosis rate; secondly, the artificial neural network has great potential in the financial pre-warning field, worthy of being studied deeply.

Keywords

Financial Pre-Warning, Artificial Neural Network, Listed Companies

基于神经网络和Z-score模型的公司财务预警

马雯琦

四川大学商学院, 四川 成都
Email: 1633423631@qq.com

收稿日期: 2017年6月2日; 录用日期: 2017年6月18日; 发布日期: 2017年6月21日

摘要

文章基于2014、2015年我国沪深两市上市公司的样本数据, 比较了Z-score模型、BP神经网络模型对我

国上市公司的财务预警效果。结果表明，后者的预测准确率明显远远高于前者。文章的实证结果给了我们以下提示：一是在国外采用破产标准作为财务危机或财务困境标志的环境下，Altman提出的企业多变量财务预警模型Z-score判定模型，并不是很适用于我国企业的实际情况，如果直接用这个模型，预警误判率较高；二是神经网络在财务预警这一领域的潜力很大，具有深入探讨的价值。

关键词

财务预警，神经网络，上市公司

Copyright © 2017 by author and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着我国加入世界贸易组织，我国企业迎来了空前的大好发展机遇，同时也面临着严峻的挑战。经济危机后，我国经济持续低迷，企业面临的不确定性经营风险日益凸显。企业经营陷入困境的原因是多方面的，任何企业的财务预警都应作为财务管理的一个重要组成部分。

企业财务风险预警的目的，在于全面了解企业财务活动中所面临的各类风险的暴露情况，并对各类风险的大小及影响程度做出初步的评估和判断，以便针对其风险特点，确定财务风险管理的重点和应对策略[1]。

中国证券监督管理委员会于1998年3月16日，以部门规章的形式(证监交字[1998]6号)，颁布了《关于上市公司状况异常期间的股票特别处理方式的通知》，要求深圳证券交易所和上海证券交易所根据证券交易所股票上市规则的规定，应对状况异常的上市公司股票交易实行特别处理。具体规定为：1、证券交易所应要求上市公司在特别处理之前于指定报刊头版刊登关于特别处理的公告。如果公告日为非交易日，公告后第一个交易日开始，证券交易所对该公司股票实行特别处理；如果公告日为交易日，该股票及其衍生品于公告当日停牌一天。2、特别处理股票的报价日涨跌幅限制为5%。3、证券交易所应在发给会员的行情数据中，于特别处理的股票“ST”(Special Treatment缩写)标记，要求会员据此标记将行情公布给投资者，并要求有条件的会员使用有“ST”标记的股票行情闪烁显示或另屏显示。其中ST股是境内上市公司连续两年亏损的股票，*ST股是指境内上市公司连续三年亏损的股票。

鉴于此，建立财务预警系统对于上市公司的信誉和发展而言，可以说是迫在眉睫。对上市公司的财务状况进行预警分析，不但对上市公司及时规避财务危机具有重大的理论指导意义，而且也成为各利益相关方关注的焦点。

Beaver (1966)选取了79家财务危机的公司作为研究样本，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)选取了1970~1976年间破产的105家公司作为研究样本，挑选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，实验结果表明，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]。

Aziz、Emanuel和Lawson (1992)以现金流量指标体系构建了判定模型，模型结果显示现金流量指标具有较好的预测效果[4]。

周娟，王丽娟(2005)以29家ST的上市公司和61家非ST的上市公司配对作为研究样本，选择了9

个现金流量指标进行判别分析，最终得到判别准确率为 90% 的建模结果，这说明用现金流量指标进行财务危机预警是可行且有效的[5]。

本文选取我国沪深两市 31 家上市公司 2014、2015 年的数据作为样本，比较 Z-score 模型、BP 神经网络模型的财务预警效果。具体而言，先训练出一个 BP 神经网络，再代入训练数据集进行验证，得出其准确率，并与用 Z-score 模型预测得出的准确率进行比较。实证结果表明，神经网络模型在这方面明显占优。

2. 相关理论

2.1. Z-score 模型

1968 年，美国学者 Altman 教授首先将多元线性回归的方法应用到企业财务预警领域中，构建了企业多变量财务预警模型，即 Z-score 模型。模型结构及参数估计结果如下：

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.99X_5 \quad (1)$$

其中， $X_1 =$ 营运资金/资产总额；

$X_2 =$ 留存收益/资产总额；

$X_3 =$ 息税前利润/资产总额；

$X_4 =$ 股东权益/负债总额；

$X_5 =$ 销售收入/资产总额。

Z-score 模型的临界区间如表 1 所示。

2.2. BP 神经网络模型

误差逆传播(error Back Propagation, 简称 BP)算法即误差反向传播算法的学习过程，由信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。通常说“BP 网络”时，一般是指用 BP 算法训练的多层前馈神经网络。

BP 算法：给定训练集 D ，输入示例由 d 个属性 $x_i (i=1, 2, \dots, d)$ 描述，输出 1 维实值 $y_j (j=1, 2, \dots, l)$ 向量。给出一个拥有 d 个输入神经元、1 个输出神经元、 q 个隐层神经元的多层前馈网络结构，其中输出层第 j 个神经元的阈值用 θ^j 表示，隐层第 h 个神经元的阈值用 γ^h 表示。输入层第 i 个神经元与隐层第 h 个神经元之间的连接权为 v_{ih} ，隐层第 h 个神经元与输出层第 j 个神经元之间的连接权为 w_{hj} 。记隐层第 h 个神经元接收到的输入为 $\alpha_h = \sum_{i=1}^d v_{ih} x_i$ ，输出层第 j 个神经元接收到的输入为 $\beta_h = \sum_{h=1}^q w_{hj} b_h$ ，其中 b_h 为隐层第 h 个神经元的输出[6]。

上述网络中有 $(d+1+1)q+1$ 个参数需确定：输入层到隐层的 $d \times q$ 个权值、隐层到输出层的 $q \times l$ 个权值、 q 个隐层神经元的阈值、1 个输出层神经元的阈值。

BP 是一个迭代学习算法，在迭代的每一轮中采用广义的感知机学习规则对参数进行更新估计，任意参数 v 的更新估计式为

$$v \leftarrow v + \Delta v \quad (2)$$

BP 算法基于梯度下降(gradient descent)策略，以目标的负梯度方向对参数进行调整。对训练样例 (x_k, y_k) ，设网络在 (x_k, y_k) 上的均方误差为 $E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j^k - y_j^k)^2$ ，给定学习率 η ，有

$$\Delta w_{hj} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{hj}} \quad (3)$$

$$\Delta v_{ih} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial v_{ih}} \quad (4)$$

Table 1. Critical interval of Z-score model
表 1. Z-score 模型的临界区间

Z 值区间	企业财务预警状态
$Z \geq 2.67$	企业财务状况良好
$1.8 \leq Z < 2.67$	企业处于“灰色区域”
$Z < 1.8$	企业存在较严重的财务危机

对每个训练样例，BP 算法执行以下操作：先将输入示例提供给输入层神经元，然后逐层将信号前传，直到产生输出层的结果；然后计算输出层的误差，再将误差逆向传播至隐层神经元，最后根据隐层神经元的误差来对连接权和阈值进行调整。该迭代过程循环进行，直到达到某些停止条件为止，例如训练误差已达到一个很小的值。

3. 两种模型的检验及比较

3.1. 研究样本与数据预处理

由于我国破产制度尚不完善，上市公司退出机制也不健全。因此研究时基本不可能以破产为标准，来判断一个公司是否处于财务危机状况。本文将财务困境确切地界定为公司状况异常而被“特别处理”，因此研究样本选择的是我国沪深两市各行业因连续亏损两年或三年而被标为 ST 的上市公司的股票数据和财务数据。其中股票数据选取的是 2015 年被标为 ST 的部分上市公司，以及财务状况正常的部分公司；财务数据选取的是上述公司在 2014 年的财务数据，主要包括从国泰安数据库下载的资产负债表、利润表上的部分指标，以及从东方财富网上查询的部分补充数据。

对样本数据的预处理主要是针对于财务数据的，在从股票数据中随机选取了 9 个在 2015 年被标为 ST 的上市公司，22 个财务数据正常的公司后，从资产负债表、利润表中选取用于计算 Z-score 模型的五个变量的指标，最后用 Excel 表进行整理、计算。

3.2. Z-score 模型的准确率(表 2~表 3)

在 Excel 表中进行计算并统计准确率，发生财务危机记为 1，不发生记为 0，处于灰色区域因此无法预测记为 0.5。结果如表 2 所示。

3.3. BP 神经网络模型

本文使用 Python 搭建神经网络模型，经试验，隐层大小至少为 2，为 1 时难以达到较高的准确率，并且隐层较大时，模型收敛更快。使用标准 BP 算法(使用 SGD)编程。

代码运行结果如下。

训练时间(秒): 0.3250。

预测结果(发生财务危机表示为 True，不发生表示为 False):

[True, True, True, True, True, True, True, True, True, False, False, False, True, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False, False]

准确度(%): 96.77。

3.4. 两种模型的比较

对比两种模型的分类结果，显然神经网络的准确度更高。具体地讲，可以列出两种模型犯第一类、第二类错误的比率。

从表 4 中模型的误判效果来看, Z-score 模型应用于我国上市公司的准确度并不高, 其犯第一类错误(将陷入 ST 的公司误判为财务正常公司)、第二类错误(将财务状况良好的公司预测为财务困境)的概率都比较高, 而神经网络模型犯第一类错误的几率接近于 0, 对 ST 公司的遗漏预警情况极少发生, 且其犯第

Table 2. Sample data and predicted results of Z-score model

表 2. 样本数据及 Z-score 模型预测结果

编号	公司名称	X1	X2	X3	X4	X5	Y	Z-score	Y-pred	准确率
1	申科股份	0.0000	0.0000	0.0000	6.5120	0.2855	1	4.1899	0	38.7%
2	恒天海龙	0.0000	0.0000	0.0000	1.9020	0.5986	1	1.7338	1	
3	酒鬼酒	0.0000	0.0000	0.0000	16.7475	0.1844	1	10.2311	0	
4	泸天化	0.0000	0.0000	0.0000	0.4478	0.3167	1	0.5822	1	
5	一汽夏利	0.0000	0.0000	0.0000	2.2268	0.4750	1	1.8063	0.5	
6	中科云网	-0.0110	-1.0455	-0.6748	3.7132	0.5891	1	-0.8927	1	
7	凤凰光学	0.0299	0.1346	-0.1431	312.6651	0.8289	1	188.1719	0	
8	华锦股份	-0.2218	0.0187	-0.0441	0.6374	1.2702	1	1.2545	1	
9	华控赛格	-0.3449	-3.7879	-0.2521	28.3604	0.1597	1	10.6254	0	
10	飞亚达 A	0.3358	0.2003	0.0253	2.5744	0.0296	0	2.3408	0.5	
11	深圳能源	-0.0489	0.2774	0.0759	1.6034	0.3253	0	1.8641	0.5	
12	富奥股份	0.1828	0.3416	0.0966	4.3844	0.6890	0	4.3293	0	
13	神州数码	-0.0723	-1.8045	0.0329	11.1250	0.0060	0	4.1766	0	
14	深南电 A	-0.0866	0.0603	-0.0827	1.8215	0.2441	0	1.0421	1	
15	中洲控股	0.3796	0.1380	0.0305	0.9997	0.1884	0	1.5357	1	
16	德赛电池	0.1550	0.1130	0.0853	2.2299	1.3666	0	3.3167	0	
17	方大集团	0.1145	0.1089	0.0301	2.4981	0.5292	0	2.4119	0.5	
18	深圳华强	0.0898	0.3851	0.1566	10.9283	0.6595	0	8.3736	0	
19	中国长城	0.0591	0.0238	-0.0019	0.9226	1.9039	0	2.5363	0.5	
20	海王生物	0.0160	-0.0757	0.0163	2.0384	1.0177	0	2.1976	0.5	
21	天健集团	0.1980	0.1558	0.0511	1.7461	0.4805	0	2.1479	0.5	
22	TCL 集团	0.0808	0.0664	0.0550	0.6544	1.0878	0	1.8409	0.5	
23	华数传媒	-0.1375	0.1726	0.0696	7.1916	0.4339	0	5.0509	0	
24	东方市场	0.2370	0.3184	0.0779	8.7362	0.1970	0	6.4238	0	
25	潍柴动力	0.1334	0.2409	0.0345	0.5852	0.1938	0	1.1542	1	
26	华意压缩	0.1597	0.0599	0.0112	1.2862	0.2698	0	1.3515	1	
27	沈阳机床	0.1018	0.0337	0.0032	0.4528	0.3879	0	0.8355	1	
28	合肥百货	0.1047	0.2714	0.0788	1.8822	1.2544	0	3.1369	0	
29	吉林化纤	-0.2359	-0.2118	-0.0016	3.3230	0.3112	0	1.7171	1	
30	徐工机械	0.3432	0.2048	0.0111	1.2703	0.4768	0	1.9695	0.5	
31	张家界	-0.0492	0.1103	0.1232	20.3401	0.7068	0	13.4056	0	

Table 3. Distribution of sample companies' Z-score value
表 3. 样本公司的 Z-score 值分布

Z-score	公司数(个)	准确率(%)
$Z \geq 2.67$	12	66.7
$1.8 \leq Z < 2.67$	9	0
$Z < 1.8$	10	40.0
总体准确率(%)		38.7

Table 4. Comparison of the two models
表 4. 两种模型比较

模型	第一类错误	第二类错误	误判率
Z-score	0.440	0.270	0.320
BP 神经网络	0	0.045	0.032

二类错误的概率也很低。

不难推测,企业的财务状况是与构建模型所用的五个指标相关的,但这种相关一般都不是线性的,这个时候用线性模型预测自然很难得到好的准确度,而具有一个包含足够多神经元的隐层的多层前馈网络,能够以任意精度逼近任意复杂度的连续函数[7]。因此对于类似本文这样的问题,神经网络能充分显示出它的优势。

4. 结论

文章基于 2014 年、2015 年的样本数据比较了 Z-score 模型、BP 神经网络模型对我国上市公司的财务预警效果。结果表明,后者在准确性上明显优于前者,可以看出,适用于国外破产机制的 Z-score 模型并不适用于我国实际情况,并且线性模型的适用范围很有限,而神经网络很有进一步探究的价值。

样本数据的选取方面,文章仍存在一些不足。首先,样本中正例、反例的占比相差较大,且样本数目稍显不足,此时训练出的神经网络易出现过拟合,导致模型泛化能力减弱;其次,选取样本时没有将行业因素纳入考虑,即选取正例时并未按行业因素与反例配对,导致正反例中各行业公司所占比例不相同,而不同行业公司的商业模式其实具有较大差别,财务数据指标具有一定程度的行业差异性,这对基于公司财务指标数据的财务预警分析可能产生影响。

针对上述缺陷,文章认为可从以下方面进行弥补:第一,增加样本数量,同时尽量减小正反例数目之差,这样做能减轻神经网络的过拟合,提高模型泛化能力;第二,选取样本时,可尽量使正反例在行业层面上配对,以减少行业因素对财务预警分析的影响,如果可能的话,甚至可将行业因素纳入模型变量,从而训练出更完备、实用性更强的模型。

参考文献 (References)

- [1] 朱荣. 企业财务风险评价与控制研究[M]. 大连: 东北财经大学出版社, 2008.
- [2] Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure Empirical Research. *Journal of Accounting Research Supplement*, 4, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- [3] Ohlson, J.A. (1980) Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-231. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- [4] Aziz, D., Emanuel and Lawson, G. (1992) Bank Prediction: An Investigation of Cash Flow Based Models. *Journal of Management Studies*, (12), 62-67.

-
- [5] 周娟, 王丽娟. 基于现金流量指标的财务危机预警模型分析[J]. 财会通讯, 2005(12): 107-109.
- [6] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [7] Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H. (1989) Multilayer Feedforward Networks Are Universal Approximators. *Neural Networks*, 2, 359-366.

期刊投稿者将享受如下服务:

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: mm@hanspub.org