

基于模糊优选和神经网络的企业财务危机预警

周敏, 王新宇

(中国矿业大学管理学院, 徐州 221008)

摘要: 提出了基于系统模糊优选和神经网络模型的企业财务危机预警方法, 对企业财务危机的测定、财务危机预警推理知识的神经网络动态学习与推理、财务危机指标的预测等功能进行了集成, 实例分析表明该方法有效、可行, 为企业财务危机的动态预警提供了新的途径

关键词: 财务危机; 预警; 模糊优选; 神经网络

中图分类号: F253.7

文献标识码: A

文章编号: 1007-9807(2002)03-0086-05

0 引言

无论是从企业管理的理论分析还是从亚洲金融危机的现实都说明财务管理是企业管理的核心, 倘若财务出现危机而事先并没有建立发现危机的机制或者已有的机制尚不完善且不能加以防范, 就可能对整个企业经营管理造成巨大的危害, 因此许多学者一直致力于从不同的角度采用多种方法建立起财务危机预警的理论模型和应用体系^[1-12]。当前的研究一般是利用历史数据采用预警指标等级界限划分、多元统计分析等方法构造企业财务危机的预警模型, 这些方法需要依赖历史样本和专家经验, 预警知识的学习是间接的、低效的, 缺乏动态预警能力。随着系统模糊优选^[13, 14]、神经网络等理论的出现, 财务危机的动态预警已成为可能和发展趋势。本文研究的技术路线是先对历史样本进行危机判定, 然后由神经网络定期动态学习预警推理知识以适应财务危机系统不断变化的复杂环境, 并由神经网络进行动态预警, 从而提高财务危机预警的效果。

素、人事因素及环境因素, 而大量的非财务性质的企业危机往往是以财务危机的面目出现, 财务危机是企业危机的最综合、最显著的表现。财务危机测定与预警指标体系见表1。

表1 财务危机测定与预警指标体系

总目标	子目标	指标	指标属性
企业财务危机预警指标体系	盈利能力	资产报酬率	效益型
		销售利润率	效益型
		资本收益率	效益型
	资产流动	营运资金占用率	效益型
		存货周转率	效益型
		应收账款周转率	效益型
		流动比率	效益型
	筹资能力	资产流动负债率	成本型
		负债流动资产率	效益型
		资产负债率	成本型
		负债权益比率	效益型
现金流量状况	税前利润流动负债率	效益型	

2 财务危机动态预警系统模型

财务危机动态预警系统由基于模糊优选的危机判定系统、神经网络预警知识学习和预警系统、财务预警指标预测系统三个子系统组成。系统组成及运行机制见图1。

1 财务危机预警指标体系

在导致企业危机因素中有很多可能是财务因素, 也有可能是非财务因素, 如市场因素、生产因

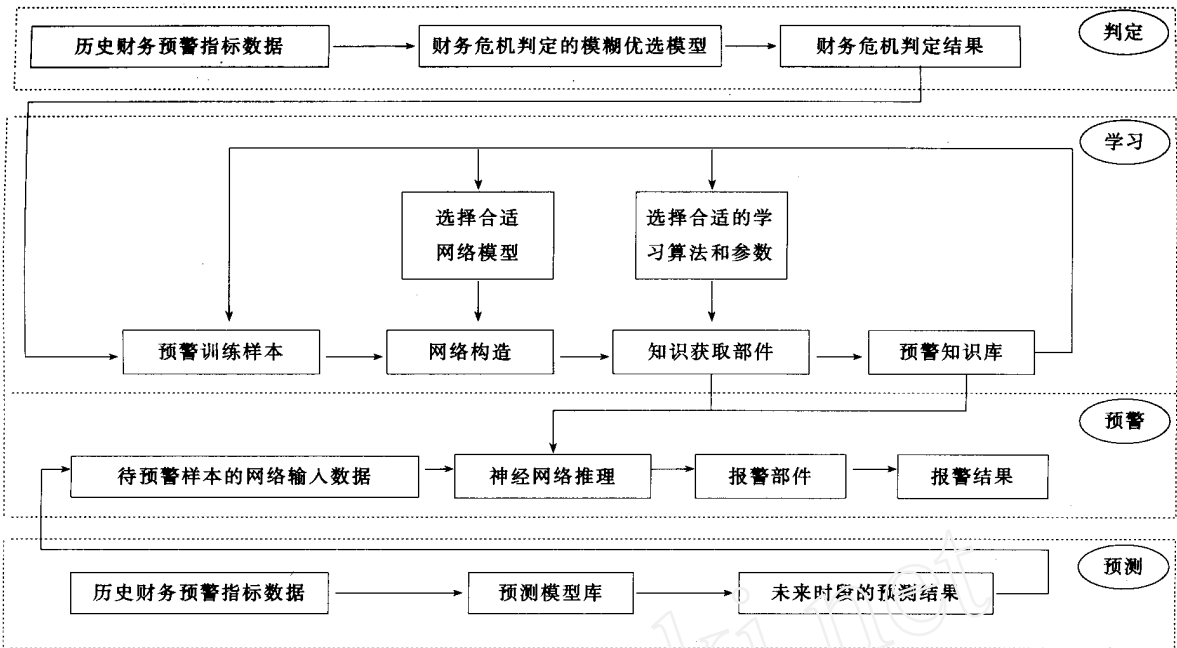


图1 神经网络预警机制

2.1 基于模糊优选模型的财务危机程度判定子系统

设每一个企业及其经济效益指标数值, 构成一种决策方案, 所有决策方案构成决策 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 其中 n 为决策方案的数目. 设决策系统共有 m 个决策目标, 组成对决策集 D 的评价目标集: $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$. m 个目标对 n 个决策方案的评价用目标特征矩阵表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

危机预警指标中属于成本型的基指标的数值越小则表明财务安全的程度越高, 企业的危机程度越小, 而采用如下的目标对于优的相对隶属度计算公式

$$r_{ij} = \frac{\max(x_i) - x_{ij}}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

$\max(x_i)$ 、 $\min(x_i)$ —— 分别为决策集 D 指标 i 的最大、最小特征值

r_{ij} —— 决策 j 对目标 i 的相对隶属度

危机预警指标中属于效益型的基指标数值越大则表明财务安全的程度越高, 企业的危机程度越小, 采用如下的目标对于优的相对隶属度计算

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

利用式 (1)、(2) 把目标特征矩阵变换为目标相对优属度矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

参考连续统的中介过渡的两极具有最大相对优属度 (优等决策的相对优属度): $g = (g_1, g_2, \dots, g_m)^T = (1, 1, \dots, 1)^T$, 以及最小的相对优属度 (劣等决策的相对优属度): $b = (b_1, b_2, \dots, b_m)^T = (0, 0, \dots, 0)^T$. 设决策 j 在多目标系统中对优的相对隶属度用 μ_j 表示, 对劣的相对隶属度用 μ_j^c 表示, 根据模糊集合性质有 $\mu_j^c = 1 - \mu_j$. 设各个决策目标的权重为 $w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$, $w_i = 1$.

决策 j 用向量表示为 $r_j = (r_{1j}, r_{2j}, \dots, r_{mj})^T$, 它与优等决策的差异用广义距离 $d_{jg} =$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^m \left[(g_i - r_{ij}) \cdot w_i \right]^2}$$

表示. 为了完善表达决策 j 与优等决策的距离, 距优距离以决策 j 对优的相对隶属度为权重形成加权距离: $D_{jg} = \mu_j \cdot d_{jg}$, 同理决策 j 的加权距劣距离表示为 $D_{jb} = \mu_j^c \cdot d_{jb} =$

$\mu_j^c \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^m ((b_i - r_{ij}) \cdot w_i)^2}$. 采用决策准则 $\min\{F(\mu_j) = (D_{jg})^2 + (D_{jb})^2\}$, 寻求决策 j 的相对优属度 μ_j , 解得 $\mu_j = \frac{1}{1 + (d_{jg})^2 / (d_{jb})^2}$. 决策 j 的相对优属度 μ_j 即第 j 个决策在决策集 D 中的危机程度评价价值. 根据危机测定结果, 用语言变量: 危机、较危机、较安全、安全等定性描述财务危机程度.

2.2 神经网络预警知识学习和预警子系统

神经网络动态预警系统主要由预警知识获取部件、预警知识库、报警部件等组成.

2.2.1 预警训练样本

利用模糊优选模型已经确定的企业财务危机状态样本, 作为神经网络的训练样本. 用神经网络来学习危机预警的推理知识, 利用神经网络良好的容错性、记忆性、动态推理性能, 来改进模糊判定过程的可操作性较繁琐的特点, 提高危机预警的可操作性. 当神经网络的推理结果出现较大的误差时, 可以再利用模糊判定模型来增加一定的学习样本, 使网络学习新的推理知识, 保证网络推理性能的可靠性.

2.2.2 预警知识获取部件

该部件主要由网络构造、神经网络学习算法组成. 由遗传算法、改进BP算法、共轭梯度学习算法3种算法构成训练算法库, 同时设计一种动态调整网络结构的过程. 用网络的训练耗时和训练

误差作为评价训练效果的主要指标, 系统自动选择较佳的网络结构、训练算法, 并形成预警知识库.

2.2.3 预警知识库部件及神经网络推理

将不同预警任务(按时段、部门划分)的神经网络学习知识分别进行存储(采用文本文件的方式存储网络结构、网络权值), 形成知识库文件. 知识库的内容定期不断更新. 预警时调用对应的知识库文件进行神经网络推理.

2.2.4 报警部件

报警部件将神经网络的连续输出值转换为离散逻辑数值输出, 从而得到企业危机所处的等级. 神经网络预警系统输出信号是布尔离散向量. 如果企业危机状态分为 j 个等级, 那么输出信号定义为 0-1 向量, 该向量的 j 个元素为 1, 其余为 0, 其意义为企业危机状态处在第 j 个状态.

2.3 财务预警指标预测子系统

根据企业的历史财务数据对各项财务预警指标进行预测, 由移动平均法、指数平滑方法、灰色预测方法、ARMA模型和神经网络模型构成预测模型库. 在预测模型库支持和结合专家经验的基础上, 通过交互方式确定预测结果.

3 实例分析

某企业 1993 ~ 2000 年的财务指标数据以及 2001 年该企业的财务指标预测数据见表 2.

表2 企业财务指标数据

(单位: %)

年份	资产报酬率	销售利润率	资本收益率	营运资金占用率	存货周转率	应收账款周转率	流动比率	资产流动负债率	负债流动资产率	资产负债率	负债权益比率	税前利润流动负债率
1993	21.85	34.9	22.47	3.27	12.000	83.6	160	21.01	105.5	37.01	170.22	200.19
1994	18.02	45.44	68.67	6.2	4.002	82.7	127.5	12.19	153.6	19.69	406.3	370.21
1995	1.46	17.00	12.30	2.15	6.994	94.16	113.69	15.72	109.28	17.27	511.48	9.26
1996	43.25	39.35	264.19	6.37	10.202	97.96	148.86	13.03	189.27	10.19	875.95	331.99
1997	22.15	23.09	148.48	-2.61	6.244	97.97	87.67	21.18	85.30	20.03	359.43	104.60
1998	27.29	38.90	345.12	5.96	2.525	73.74	117.13	34.78	115.63	41.72	183.81	78.46
1999	50.69	45.04	779.32	21.95	3.809	62.89	166.44	33.04	164.32	28.93	198.80	153.40
2000	35.12	34.08	420.31	10.13	7.193	69.12	133.75	25.47	111.34	33.45	254.07	289.72
2001	41.87	30.85	650.04	8.90	4.207	55.41	110.72	45.56	124.66	25.24	300.01	152.14

3 1 危机测定结果

运用系统模糊优选模型进行财务危机测定的结果见表3。在确定相对优属度时是以对财务状况越有利则相对隶属度越大为准则, 所以危机测定

值越大, 则财务状况越安全; 反之, 财务状况越危险。需要指出, 此处的危机预警值是企业间的相对比较值, 这里用危机预警值的平均值对各年度的危机程度进行定性语言变量的划分。

表3 财务危机测定结果

年份	相对优属度												危机预警值	危机程度
	资产报酬率	销售利润率	资本收益率	营运资金占用率	存货周转率	应收账款周转率	流动比率	资产流动负债率	负债流动资产率	资产负债率	负债权益比率	税前利润流动负债率		
1993	0.414	0.629	0.013	0.239	1.000	0.590	0.918	0.610	0.194	0.149	0.000	0.529	41.87	较安全
1994	0.336	1.000	0.073	0.359	0.156	0.565	0.506	1.000	0.657	0.699	0.335	1.000	60.58	安全
1995	0.000	0.000	0.000	0.194	0.472	0.891	0.330	0.844	0.231	0.775	0.484	0.000	28.44	较危机
1996	0.849	0.786	0.328	0.365	0.810	1.000	0.777	0.963	1.000	1.000	1.000	0.894	86.37	安全
1997	0.420	0.214	0.178	0.000	0.392	1.000	0.000	0.602	0.000	0.688	0.268	0.264	27.63	较危机
1998	0.525	0.770	0.434	0.349	0.000	0.309	0.374	0.000	0.292	0.000	0.019	0.192	14.28	危机
1999	1.000	0.986	1.000	1.000	0.136	0.000	1.000	0.077	0.760	0.406	0.040	0.399	58.98	安全
2000	0.684	0.601	0.532	0.519	0.493	0.178	0.585	0.412	0.250	0.262	0.119	0.777	44.98	较安全

3 2 神经网络财务危机预警

用危机测定的结果作为神经网络的训练样本, 危机程度分为危机、较危机、较安全、安全4级, 在神经网络中, 使用输出向量(1, 0, 0, 0)、(0, 1, 0, 0)、(0, 0, 1, 0)、(0, 0, 0, 1)来表示。神经网络的输入向量和预警指标一致。采用3层神经网络12-10-

4对训练样本进行学习, 学习样本的网络推理结果见表4, 网络的推理结果和实际结果完全一致, 表明神经网络用于财务危机预警是比较合适的。对2001年该企业的财务状况用神经网络预警的结果比较安全。

表4 网络推理结果

年份	样本输出	网络推理输出	网络预警结果
1993	(0, 0, 1, 0)	(0.0276, 0.0087, 1.0016, -0.0117)	较安全
1994	(0, 0, 0, 1)	(-0.0355, 0.0049, -0.0058, 0.9917)	安全
1995	(0, 1, 0, 0)	(-0.0486, 0.9951, -0.0017, 0.0384)	较危机
1996	(0, 0, 0, 1)	(0.0057, 0.0047, 0.0005, 0.9991)	安全
1997	(0, 1, 0, 0)	(0.0348, 1.0088, 0.0025, -0.0412)	较危机
1998	(1, 0, 0, 0)	(0.9954, 0.0019, -0.0003, 0.0015)	危机
1999	(0, 0, 0, 1)	(-0.0013, 0.0021, 0.0000, 0.9991)	安全
2000	(0, 0, 1, 0)	(0.0039, 0.0089, 1.0014, 0.0798)	较安全
2001		(0.0039, 0.0117, 0.9705, 0.0237)	较安全

4 结束语

(1) 本文提出的基于模糊优选和神经网络的财务危机测定与预警模型, 能够实现对财务危机状态的测定, 不需要主观定性地判断企业财务危机状态, 因而能够更加合理地确定企业的危机状态

(2) 本文以企业危机判定模型的分析结果作为神经网络模型的学习样本, 进行预警推理知识的学习, 随着样本的不断增加, 可以定期更新推理知识, 从而实现对企业危机的动态预警

(3) 该预警模型体系综合了危机判定、动态预警功能, 比判别分析、F 分数模式等功能单一的预警方法具有更大的优势, 为实现对企业财务危机的动态监测预警提供了可行的途径

参考文献

- [1] 高铁梅, 张桂莲等. 我国经济预警信号的维护和应用[J]. 预测, 1997, (5): 35-38
- [2] 张传明, 毛志忠. 试论企业财务预警系统[J]. 财贸经济, 1997, (12): 59-61
- [3] 周首华, 王平. 略论企业财务评价的原则、内容与指标体系[J]. 经济理论与经济管理, 1997, (3): 70-72
- [4] 顾海兵. 宏观经济预警研究: 理论·方法·历史[J]. 经济理论与经济管理, 1997, (4): 1-7
- [5] 黄小原, 肖四汉. 神经网络预警系统[J]. 预测, 1995, (2): 63-66
- [6] 王宗军. 综合评价的方法、问题及其研究趋势[J]. 管理科学学报, 1998, 1(1): 73-79
- [7] 王春峰, 万海晖, 张维. 商业银行信用风险评估及其实证研究[J]. 管理科学学报, 1998, 1(1): 68-72
- [8] 张维, 李玉霜. 商业银行信用风险分析综述[J]. 管理科学学报, 1998, 1(3): 20-27
- [9] Hawley D, Johanson J D, Raina D. Artificial neural systems: A new tool for financial decision making[J]. Financial Analysis Journal, November/December, 1990: 63-72
- [10] Lippmann R P. An introduction to computing with neural nets[J]. IEEE ASSP Magazine, 1987
- [11] Swales G S, Yoon Y. Applying artificial neural networks to investment analysis[J]. Financial Analysis Journal, 1992, September/October: 78-80
- [12] Bollerslev Tim. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31: 307-327
- [13] 陈守煜. 系统模糊决策理论与应用[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1994: 25-56
- [14] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 50-80

Pre-warning systems of enterprise financial crisis based on fuzzy selection and artificial neural networks

ZHOU Min, WANG Xinyu

School of Management, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China

Abstract: In this paper, a model to predict the financial crisis of enterprises based on fuzzy selection and artificial neural network is put forth. It integrates preventive measures of financial crisis with dynamic learning of inference knowledge by neural network and forecasting of the targets of financial crisis. As a new way of dynamic pre-warning of financial crisis, this model is proven effective and feasible.

Key words: financial crisis; advance alerting; fuzzy selection; artificial neural network