

基于粗神经网络的企业财务危机预警方法

柳炳祥¹, 盛昭翰²

(1. 东南大学经济管理学院, 南京 210018; 2. 南京大学管理科学与工程研究院, 南京 210093)

[摘要] 分析了评价财务危机的指标体系和财务危机等级的划分, 论述了粗神经网络的结构和基本原理, 叙述了基于粗神经网络的财务危机预警方法, 并给出了一个基于粗神经网络的财务危机的预警实例。实验结果表明, 该方法应用于财务危机预警中是有效的, 为财务危机预警提供了一条新的研究思路和方法。

[关键词] 财务危机; 指标体系; 粗集; 神经网络; 预警

[中图分类号] TP183 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2002)08-0058-05

1 引言

企业经营最主要的目标是追求利润的最大化, 而其赢利能力与其财务风险之间存在着直接的联系。每一个企业在其经营中, 随时都必须考虑财务风险, 因此, 财务危机预警已成为企业财务管理的重要内容^[1]。由于企业在其运转过程中会面临各种各样的风险, 对这些风险因素预测不准确、认识不充分、措施不得力, 会影响到企业的财务安全性, 导致各种各样的财务危机发生, 危及企业的生存和发展^[2]。企业在其经营过程中, 必须充分认识可能发生的财务危机, 对即将发生的财务危机进行预警和管理。财务危机预警是管理科学与工程领域中研究的一个前沿和热点问题, 是一项多学科交叉的边缘性研究课题, 难度比较大。由于财务危机产生的原因复杂, 种类繁多, 有些因素可以度量, 有的却难以度量, 很难科学地计算和评价。传统的分析方法如 Z 计分模型、统计法及比率法在解决企业财务危机预警方面存在局限性, 预测的结果也不够理想, 需要应用其他技术和分析方法来研究企业财务危机的预警问题^[3]。

笔者将粗集理论与神经网络的融合方法引入到

企业的财务危机的预警领域, 并结合一个财务危机的预警实例来验证此方法的可行性和有效性。

2 财务危机分析指标体系及等级划分

2.1 财务危机分析指标体系

企业的财务风险分析需要考虑多方面的因素, 应对企业一定期间的资产运营、财务指标、赢利及发展能力、内部控制制度等因素进行定量及定性分析, 并通过一系列的指标体系对企业的财务状况进行真实、客观、公正的综合评价。分析企业财务危机的指标体系, 采用文献 [4] 中的分析指标体系, 并补充了一些指标。该指标体系由一系列反映被评价企业各个侧面的相关指标组成, 包括企业偿债能力指标、赢利能力指标、现金流量指标、发展能力指标和内部控制制度, 如表 1 所示^[4]。

2.2 财务危机等级划分

财务危机等级是对财务危机程度的定量表示, 根据历史上财务危机的强弱程度及现实波动状况, 可以把财务危机划分为 4 个等级, 即无警、轻警、重警和危机, 并对每个危机等级赋予一个等级值。从无警状态到危机状态, 对应的等级值由小到大。取满分为 1 的 0.2、0.4、0.6 分别作为财务危机等

[收稿日期] 2002-04-30; 修回日期 2002-06-03

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目 (70171028)

[作者简介] 柳炳祥 (1966-), 男, 江西九江市人, 东南大学经济管理学院副教授, 硕士生导师, 博士生

级评定的临界值 L ，规定 $L < 0.2$ 表示财务状况良好， $0.2 \leq L < 0.4$ ——轻警状态， $0.4 \leq L < 0.6$ ——重警状态， $L \geq 0.6$ ——危机状态^[5]。

表 1 企业财务危机分析指标体系

Table 1 Analysis index system of enterprise financial crisis

评价内容	指标内容
偿债能力分析 P_1	资产负债率 P_{11} ，已获利息倍数 P_{12} ，流动比率 P_{13} ，速动比率 P_{14}
赢利能力分析 P_2	净资产收益率 P_{21} ，总资产收益率 P_{22}
现金流量分析 P_3	现金到期债务比率 P_{31} ，现金满足投资比率 P_{32} ，收益质量 P_{33}
发展能力分析 P_4	营业增长率 P_{41} ，资本积累率 P_{42}
内部控制制度 P_5	分为很好、好、一般、差四项评定标准

3 粗神经网络的基本原理

粗集理论和神经网络是智能信息处理的两种重要的方法，其任务是从大量观察和实验数据中获取知识、表达知识和推理决策规则^[6~8]。粗集理论是基于不可分辨性思想和知识简化方法，从数据中推理逻辑规则，适合于数据简化、数据相关性查找、发现数据模式、从数据中提取规则等^[9]。神经网络是利用非线性映射的思想和并行处理方法，用神经网络本身的结构表达输入与输出关联知识的隐函数编码，具有较强的并行处理、逼近和分类能力^[10]。在处理不准确、不完整的知识方面，粗集理论和神经网络都显示出较强的适应能力，然而两者处理信息的方法是不同的，粗集方法模拟人类的抽象逻辑思维，神经网络方法模拟形象直觉思维，具有很强的互补性。

首先，通过粗集理论方法减少信息表达的属性数量，去掉冗余信息，使训练集简化，减少神经网络系统的复杂性和训练时间；其次利用神经网络优良的并行处理、逼近和分类能力来处理财务危机预警这类非线性问题，具有较强的容错能力及抑制噪声干扰的能力；再次，粗集理论在简化知识的同时，很容易推理出决策规则，因而可以作为后续使用中的信息识别规则，将粗集得到的结果与神经网络得到的结果相比较，以便相互验证；最后，粗集理论的方法和结果简单易懂，而且以规则的形式给出，通过与神经网络结合，使神经网络也具有一定的解释能力。因此，粗集理论与神经网络融合方法具有许多优点，非常适合处理像财务危机预警这类

非结构化、非线性的复杂问题^[11~14]。

4 基于粗神经网络的财务危机预警方法

4.1 粗集理论的属性约简算法^[9,11,12]

粗集理论主要研究一个由对象集和属性集构成的数据结构，该数据结构通常称为决策表，其形式如表 2 所示。决策表中的对象集表示某些观察、个体或状态，属性集表示对象的描述，如特征、症状、征兆等。属性集分为条件属性和决策属性两大类。其中 $U = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 称为对象集， $C = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 为条件属性集， D 为决策属性； f_{ij} 表示第 i 个对象的第 j 个状态属性值， d_i 表示第 i 个对象的决策属性值。

表 2 决策表

Table 2 Decision table

U	F_1	F_2	...	F_m	D
X_1	f_{11}	f_{12}	...	f_{1m}	d_1
X_2	f_{21}	f_{22}	...	f_{2m}	d_2
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots	\vdots
X_n	f_{n1}	f_{n2}	...	f_{nm}	d_n

不可分辨关系是粗集理论中的一个重要概念。在决策表中，描述对象的属性是一种不精确信息，这种不精确信息造成对象之间是不可分辨的或不分明的，观察这种不可分辨关系的对象正是粗集理论研究的出发点。实际上不可分辨关系是一种等价关系，其定义为：设 S 为信息系统， X 和 Y 为对象， $X \in U, Y \in U, P$ 为属性集， $P \subset C$ ，称 X 和 Y 是关于 P 不可分辨的，当且仅当对每个 $q (q \in P)$ ，有 $f(X, q) = f(Y, q)$ 。

在企业财务分析中，决策表 2 应当这样理解： $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示企业财务的 n 个状态， $F_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 表示描述财务状况的 m 个特征或征兆， $d_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示对财务状况的第 i 个状态的评价。企业财务分析需要解决的问题是如何在保证对财务状况评价一致的情况下，选择最少的特征集，以便减少属性维数、降低计算工作量和减少不确定因素的影响，粗集理论中的属性约简方法可以很好地解决这个问题。

定义 1 P 单元集和意想：由条件属性集 P 所确定的不可分辨对象集称为 P 单元集，由决策属性集 D 所确定的不可分辨对象集称为意想。单元

集表示根据条件属性（如症状等）对对象所做的一种分类结果，而意想则表示根据决策属性对对象所做的分类结果。

定义 2 上近似、下近似和边界：设 $P^* = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示对象集 U 上的 P 单元集； $K = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$, $Y_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 表示意想，定义：

Y_j 的下近似 $\underline{P}(Y_j) = \cup X_i: \{X_i \in P^*, X_i \subseteq Y_j\}$;

Y_j 的上近似 $\bar{P}(Y_j) = \cup X_i: \{X_i \in P^*, X_i \cap Y_j \neq \emptyset\}$;

Y_j 的边界 $B_{mp}(Y_j) = \bar{P}(Y_j) - \underline{P}(Y_j)$ 。

定义 3 Y_j 的粗糙度： $\mu_p(Y_j) = \text{card}(\underline{P}(Y_j)) / \text{card}(\bar{P}(Y_j))$ ，式中 $\text{card}(X)$ 为 X 的基数，表示包含在 X 中的元素个数，粗糙度反映了用 P 属性集对对象进行分类的精度。

定义 4 分类质量：分类质量 $\lambda_p(Y_j)$ 描述了全体属性集对对象的分类性能的好坏，其计算公式为

$$\lambda_p(Y_j) = \sum_{j=1}^m \text{card}(\underline{P}(Y_j)) / \text{card}(\bar{P}(Y_j))。$$

根据分类质量的概念，可以对决策表进行简化，在保证分类质量相同或接近的情况下寻求最小属性集，这就是属性约简的原则。依据这个原则，可以给出企业财务分析中的属性约简算法^[9,11]。首先，构造财务分析中的决策表，按决策属性对对象集进行分类，产生意想集 K ；其次，按照分类质量的计算公式计算全体条件属性集 C 的分类质量 $\lambda_c(K)$ 和组合属性集 Q 的分类质量 $\lambda_Q(K)$, $Q \subset C$ ；最后，条件属性集 C 经过特征约简算法后的属性集合 σ 为

$$\sigma = \min_{\lambda_Q = \lambda_c} \{Q, Q \subset C\}。$$

4.2 神经网络的结构和算法

采用最常用的三层 BP 前馈神经网络，网络各层之间完全连接，包括权矩阵 $W^{(1)}$ 连接的输入层 S_1 与隐含层 S_2 ，权矩阵 $W^{(2)}$ 连接的隐含层 S_2 与输出层 S_3 ，如图 1 所示。

BP 算法是由信息的正向传递与误差的反向传播两部分组成，在正向传递过程中，输入信息从输入层经隐含层计算传向输出层，如果在输出层没有得到期望的输出，则计算输出层的误差变化值，然后转向反向传播，通过网络将误差信号沿原来的连接通路反向传回来修改各层神经元的权值直至达到

期望目标^[15]。神经网络算法包括网络结构确定、网络参数（权矩阵 $W^{(1)}$ 和 $W^{(2)}$ ）的初始值、学习率 η 、动量因子 β 、非线性函数参数 α 及误差阈值 ϵ ）确定、训练样本数据处理、权值计算、误差计算等步骤^[10,15,16]。

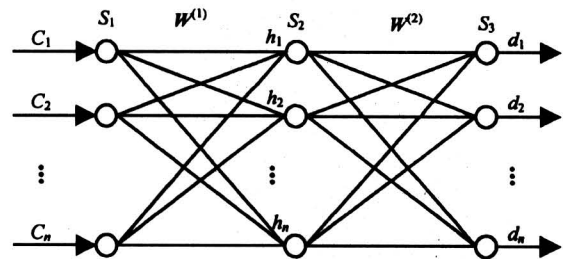


图 1 三层 BP 前馈神经网络结构

Fig.1 The topology structure of three layers BP neural networks

4.3 基于粗神经网络的财务危机预警方法

将粗集的属性约简方法与神经网络方法结合起来，便得出一种基于粗神经网络的数据融合模型。使用此模型，通过比较粗集和神经网络的学习结果，并交换修改相应的结果，产生一个基于粗神经网络的财务危机预警决策网络，其结构示意图如图 2 所示。

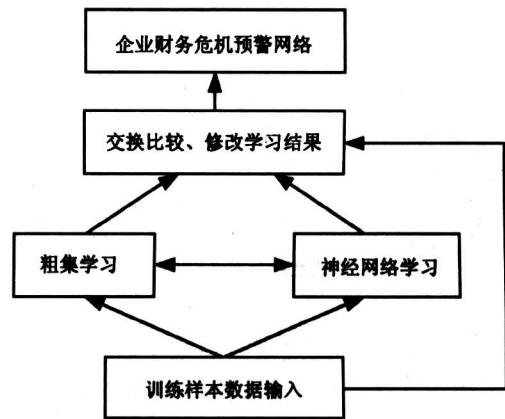


图 2 基于粗神经网络的财务危机预警示意图

Fig.2 The sketch diagram of financial crisis predicting base on rough neural network

按照粗集预处理和结合神经网络方法，将原始的训练集首先用粗集进行预处理，进行属性约简，提取出重要的特征属性，然后对这些属性进行离散归一化处理，作为神经网络的输入，对神经网络进行训练学习，以确定相应的权值，最后根据训练好的神经网络系统将测试集作为输入数据进行识别和

分类，以判断企业是否会发生财务危机。

5 粗神经网络在财务危机预警中的应用实例

下面以某商业银行为例进行实证研究，总共搜集了该银行16个季度的财务状况指标数据，其中某一季度的财务状况的指标数据如表3所示^[4]。

表3 某商业银行财务状况的指标数据

Table 3 Index data of financial status in a commercial bank

评价内容	指标内容
偿债能力分析 p_1	$p_{11} = 43.81$, $p_{12} = 11.26$, $p_{13} = 224.6$, $p_{14} = 180.4$
赢利能力分析 p_2	$p_{21} = 8.22$, $p_{22} = 8.54$
现金流量分析 p_3	$p_{31} = 76.5$, $p_{32} = 83.2$, $p_{33} = 78.6$
发展能力分析 p_4	$p_{41} = 7.2$, $p_{42} = 19.4$
内部控制制度 p_5	好

对这些指标数据进行了分析处理，总结出企业财务危机与各个指标数据之间的关系，建立了财务危机分析的决策表，然后利用粗集理论的属性约简算法对该决策表进行属性约简，在保证分类质量不变的情况下，抽取出最核心的特征属性，中间大量复杂的计算过程略去。总共抽取出5个主要的属性指标，分别是净资产收益率、资产负债率、营业增长率、现金到期债务比率和内部控制制度情况。根据属性约简的结果，神经网络结构采用5个输入接点，11个隐含接点，1个输出接点的网络结构，将前14个季度的指标数据作为训练样本数据，并将这些训练样本数据进行数值化和归一化处理。

BP算法成功的关键在于权矩阵 $W^{(1)}$ 和 $W^{(2)}$ 的初始值、网络隐含层节点的个数以及学习因子等参数的选取，如果选择得不合适，可能会导致网络训练失败、陷入局部最优或得到比较差的分类结果，特别是权矩阵 $W^{(1)}$ 和 $W^{(2)}$ 的初始值的选取过程缺乏严格的理论依据，一般要根据经验及试验选取。权矩阵 $W^{(1)}$ 表示的是净资产收益率、资产负债率、营业增长率、现金到期债务比率和内部控制制度情况5项指标在整个指标体系的重要程度，其确定方法一般采用定性的方法，如德尔菲法，但它不可避免地带有主观臆断性，笔者采用层次分析法来确定权矩阵 $W^{(1)}$ ，使指标权重的确定更具客观性。层次分析法是将复杂的财务危机分析问题层次

化，明确内部的层次结构关系及其各组成因素之间的相互关系，通过专家对两两因素之间的相对重要程度的比较和判断，建立判断矩阵，运用相应的数学方法进行分析和处理，以得出不同指标间的相对重要性权重的一种定性定量相结合的数学方法^[17]。运用此方法确定的权矩阵 $W^{(1)} = \{0.32, 0.26, 0.22, 0.12, 0.08\}$ ，具体计算过程略。

权矩阵 $W^{(2)}$ 表示的是各个隐含层节点对输出层的影响程度，其初始值的确定方法缺乏严格的理论依据，在大多数的有关神经网络的文献中取0~0.1之间的很小的随机数^[10,15]，通过多次迭代学习，反复修改权值，一直到神经网络收敛为止。但 $W^{(2)}$ 初始值选取合适无疑会减少网络的训练时间，提高网络的分类精度。笔者在选取 $W^{(2)}$ 的初始值时，采取经验及试验相结合的方法。首先根据经验初步选取 $W^{(2)}$ 的初始值，如全部设定为0.05，然后用一组实际的数据进行试验，如果输出结果与实际结果相差很多，则按照某种规则修改 $W^{(2)}$ 的初始值，再用另一组数据进行试验，一直到输出值与实际值小于给定的数值为止，最后确定出 $W^{(2)}$ 的初始值。

权矩阵 $W^{(1)}$ 、 $W^{(2)}$ 的初始值确定以后，给定学习率 $\eta = 0.6$ ，动量因子 $\beta = 0.02$ ，非线性函数参数 $\alpha = 1$ ，误差阈值 $\epsilon = 0.01$ ，经过多次迭代学习后网络趋于收敛，以确定出神经网络的结构。最后将后2个季度的指标数据作为测试数据，输入到已训练好的神经网络中，利用神经网络系统进行识别和分类，以判断企业是否会发生财务危机。实验结果表明，使用粗神经网络方法进行企业财务危机的预警工作是有效的，运用此方法对后二个季度的指标数据进行处理和计算，最后神经网络的实际输出值为 $L = 0.156$ 和 $L = 0.314$ ，该企业分别处于无预警状态和轻预警状态，与用Z计分模型评价出的结果基本吻合。

6 结束语

笔者提出了粗集与神经网络融合方法进行企业财务危机的预警，通过粗集减少属性的数量，提取主要的特征属性，降低神经网络构成系统的复杂性及计算时间；结合神经网络系统的容错能力、并行处理能力、抗干扰能力及处理非线性问题能力；将粗集与神经网络进行串行结合，并通过一个企业财务危机的预警实例，说明此方法的可行性和有效

性。实验结果表明,粗神经网络方法运用到企业财务危机预警方面是有效的,为企业财务危机的预警提供了一条新的研究思路和方法。

用粗神经网络方法进行企业财务危机的预警也存在一定的局限性,它要求企业无任何超越市场规则的有失公允的交易行为、企业的财务数据必须是真实的和准确的、各种审计和检察机关的诚实等。对于因各种虚假的财务数据、会计报表等欺诈行为而引发的企业财务危机的预警有待进一步研究。

参考文献

- [1] 周首华,陆正飞. 现代财务理论前沿 [M]. 大连:东北财经大学出版社,2000
- [2] 詹姆斯·德阿克. 企业的泛风险管理——动态地处理风险与机遇的系统化策略 [M]. 长春:吉林人民出版社,2001
- [3] 余廉,胡华夏,王超. 企业预警管理实务 [M]. 石家庄:河北科技出版社,1999
- [4] 财政部注册会计师考试委员会. 财务成本管理 [M]. 沈阳:东北财经大学出版社,2000
- [5] 吴小蕾. 财务失败的预警与分析 [J]. 技术经济与管理研究,2001,(4): 57~58
- [6] Pawlak Z. Rough set theory and its applications to data analysis [J]. Cybernetics and Systems, 1998, 29(1): 661~688
- [7] Ahn B S, Cho S, Smkim C Y. The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction [J]. Expert System with Application, 2000, (18): 65~74
- [8] Lapedes A, Farber R. Nonlinear signal processing using neural networks [M]. Prediction and System Modeling, Tech LA-UR-87-2662 Los Alamos, Los Alamos National Laboratory, 1987
- [9] 曾黄麟. 粗集理论及其应用 [M]. 重庆:重庆大学出版社,1998
- [10] 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1990
- [11] 曾黄麟,曾谦. 基于粗集理论的神经网络 [J]. 四川轻化工学院学报,2000,(3): 1~5
- [12] Nguyen J. Classification based on optimal feature extraction and the theory of rough set [D]. Thesis of S Master Degree, SDSU, 1995
- [13] 郑洪源,周良,丁秋林. 神经网络在销售预测中的应用研究 [J]. 计算机工程与应用,2001,(24): 30~42
- [14] 陈雄华,林成德. 基于该进型 BP 算法的外债风险指标预测 [J]. 厦门大学学报,2001,(9): 1017~1021
- [15] Ergezinger S, Tomsen E. An accelerated algorithm for multiplayer perceptions: optimization layer by layer [J]. IEEE Transactions Neural Networks, 1995, (6): 31~42
- [16] Anderson J A. An Introduction to neural networks [M]. The MIT Press, 1995
- [17] 王莲芬,许树柏. 层次分析法引论 [M]. 北京:中国人民大学出版社,1990

A Method for Financial Crisis Predicting Based On Rough Neural Network

Liu Bingxiang¹, Sheng Zhaohan²

(1. Institute of Economic and Management, Southeast University, Nanjing 210018, China;

2. Institute of Management Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

[Abstract] This paper introduces the index system and the grade partition of enterprise financial crisis. The structure and the fundamental principle of the rough neural network are discussed. The paper designs a method for enterprise financial crisis predicting based on rough neural network. An example in financial crisis predicting is given to validate the algorithm. The results show the feasibility and validity of the method. The research work supplies a basis for further study of applying rough neural network for enterprise financial crisis predicting.

[Key words] financial crisis; index system; rough set; neural network; predicting