

# 智能财务危机预警与原因诊断方法研究

## ——基于自适应贝叶斯网络模型 SABNM 的探析

叶焕倬<sup>1</sup>, 杨青<sup>1</sup>, 汪勇华<sup>2</sup>

(1. 中南财经政法大学 信息系, 湖北 武汉 430034; 2. 招商银行武汉分行, 湖北 武汉 430223)

**[摘要]** 随着经济环境的复杂化和信息化水平的提高, 企业对财务危机预警和诊断的有效性和智能化也越来越受到重视。基于 SABNM 的财务预警与诊断模型利用遗传算法搜索最优贝叶斯网络, 利用其正向推理进行财务危机预警, 利用逆向推理进行财务危机原因诊断, 避免了统计方法的局限性和人工神经网络的不足。实验表明, SABNM 预测模型准确率较高, 且短期预测能力明显强于中长期预测能力, 而 SABNM 诊断模型的原因诊断结果与实际资料也基本相符。

**[关键词]** 财务危机原因; 企业财务预警; 企业财务诊断; 财务危机预警; 贝叶斯网络模型; SABNM

**[中图分类号]** F275 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1004-4833(2013)03-0074-09

### 一、引言

企业财务危机预警一直是财务会计学术界和实务界关注的热点问题。目前多数研究使用的方法是统计方法和人工神经网络方法。这些方法都有着较好的预测能力, 但也存在着一定的局限性。此外, 目前的研究内容集中于财务危机预测方面, 缺乏财务危机原因诊断的研究。因此, 本文采用自适应贝叶斯网络模型(Self-adapted Bayesian Network Model, SABNM)来进行企业财务预警和诊断研究。

贝叶斯网络模型是建立在贝叶斯理论基础之上的一种不确定性推理的人工智能方法。它以有向无环图进行表示, 映射了变量之间的相互关系, 既具有人工神经网络的优势, 又能克服以上两类方法的不足之处。SABNM 模型利用遗传算法搜索出与样本集合相适应的最优贝叶斯网络, 利用贝叶斯网络的正向知识推理进行财务危机预测, 同时利用其逆向诊断推理进行财务危机原因诊断。

### 二、文献回顾

#### (一) 基于统计的方法

从 19 世纪 30 年代开始, 国外学者就开始了关于财务危机预警方法的研究, 寻找财务指标与财务危机之间的关系, 早期著名的研究有 1966 年 Beaver 的单变量分析法、1968 年 Altman 的多元判别分析法以及 1980 年 Ohlson 的逻辑回归法 Logit 模型。

随着研究方法的进步, 之后多数研究使用的是统计模型, 国内的研究也以此居多, 尤其是 Logistic 回归模型。吴世农和卢贤义用 Fisher 线性判定分析、多元线性回归分析和 Logistic 回归分析三种方法建立财务困境预测模型, 其研究表明三种模型均能做出相对准确的预测, 其中 Logistic 模型的预测误判率最低<sup>[5]</sup>。杨淑娥和徐伟刚采用主成分分析法, 建立了上市公司财务预警 Y 分数模型, 并分析了模型的优缺

**[收稿日期]** 2012-06-03

**[基金项目]** 国家自然科学基金面上项目(70972138); 中南财经政法大学融通型拔尖创新人才培养项目(2012RT09)

**[作者简介]** 叶焕倬(1968—), 男, 湖北武汉人, 中南财经政法大学信息系副主任, 副教授, 硕士生导师, 博士, 从事经济信息管理、海量数据处理和智能信息系统研究; 杨青(1986—), 女, 河南信阳人, 中南财经政法大学硕士研究生, 从事智能信息技术在经济管理领域中的应用研究; 汪勇华(1968—), 男, 湖北武汉人, 招商银行武汉分行副总经理, 经济师, 从事信贷管理与质量评估、风险管理研究。

点<sup>[6]</sup>。丁绍芳和田兵以违约距离模型作为量化财务危机的方法,选取主要财务指标及交易日收盘价等相关数据建立了财务危机预警模型,提高了预测的及时性和准确性,为实现公司财务危机的动态预警提供了可能<sup>[7]</sup>。钱爱民等建立了以自由现金流量为基础的财务预警指标体系,运用主成分分析和逻辑回归方法对中国机械制造业 A 股上市公司的数据进行了实证研究<sup>[8]</sup>。李红琨等通过现金流量指标,采用线性概率模型与 Logistic 模型研究财务预警,并对比了两个模型的预测效果和实用性<sup>[9]</sup>。虽然线性概率模型预测效果较好,但其前提假定和分析中人为赋值的不科学性使其在实际应用中并不如 Logistic 模型实用。

尽管多变量回归模型有着坚实的理论支撑,预测效果好,但其也有一定的局限性。多变量回归模型建立在严格的前提假设基础之上,如数据类型和正态性等,而且仅适合处理少数变量,当变量增多时,极易出现多重共线性,且模型构建需要大量的、高质量的、完整的样本数据。

### (二) 基于人工神经网络的方法

随着人工智能、数据挖掘和机器学习等技术的进步,以及现代企业信息化发展中对财务信息获取的实时性和智能性需求,一些学者开始借助智能方法对企业财务危机进行预警,比如人工神经网络、支持向量机等。Tam 于 1991 年首先采用人工神经网络模型进行了财务预警研究。随后越来越多的学者认识到人工神经网络的优点,利用该方法进行财务和经济预警研究,学者们最常用的模型是 BP 神经网络模型<sup>[10]</sup>。Fioramanti 建立了基于人工神经网络的非参数化财务预警模型,发现其比参数化方法具有更好的预测能力<sup>[11]</sup>。杨淑娥和王乐平在前期研究基础上,利用面板数据构建了 BP 神经网络模型对上市公司财务状况进行预测,并用实证分析证明了 BP 神经网络模型良好的预测性能,指出其更适合做中长期预测<sup>[12]</sup>。张根明、向晓骥和王殊伟采用 BP 神经网络方法建立了制造业上市公司财务预警模型,发现分行业对财务危机预警的预测精度比未区分行业的高<sup>[13]</sup>。黄曦和邹安全采用基于 BP 神经网络模型的非线性组合预测新方法建立了财务危机预警模型,并通过与 Fisher 判别分析模型和 Logistic 回归模型预测结果对比验证了其优越性<sup>[14]</sup>。Kim 等在利用股市动荡指数研究财务危机预警时也采用了人工神经网络方法<sup>[15]</sup>。

另外,以人工神经网络或其衍生技术为核心,并结合其他智能技术进行财务危机预警的研究也越来越多。Chen 以建筑公司为研究对象,综合自组织特征映射优化、模糊和 hyper-rectangular 复合神经网络的概念,提出了 SFNN 财务危机预警模型,预测精度达到了 85.1%,而且其研究出了 48 个可直接用于判断公司是否“失败”的重要规则<sup>[16]</sup>。Sun 提出了基于支持向量机 SVM 组合的财务预警方法,使用 SVM 算法,以不同的和函数作用于初始数据及不同特征子集,来优化候选单分类器;以一定的算法选择分类器并采用加权投票策略进行组合。实验结果表明,SVM 组合的预测效果明显优于 SVM 单分类器,而在 SVM 单分类器中,基于逐步多元判别分析 MDA 和的径向基函数支持向量机 RBF-SVM 效果较好<sup>[17]</sup>。

人工神经网络方法是模拟生物神经系统的智能化方法,不受数据类型及其分布等前提假设的限制,且能够处理非线性数据,分类效果好,容错能力强,被越来越多的研究者使用,而且与其他方法的结合也使其应用更加广泛。但人工神经网络缺乏有力的理论证明,无法用一种合适的网络拓扑结构直观地来表达各个变量之间的关系,且运行过程是一种暗箱操作,网络结构的确定也具有一定的盲目性,并容易产生过度拟合的问题。

### (三) 基于贝叶斯网络的方法

随着一些概率近似变换方法的出现,贝叶斯技术,特别是贝叶斯概率模型开始被用于解决大规模不确定性问题。贝叶斯网络建立在贝叶斯理论之上,具有稳固的数学理论基础,解决了人工智能用于不确定性推理的难题。它由表示因果关系的网络结构和所有节点的条件概率表组成,提供了严谨地量化风险和清晰地沟通结果的方法,将历史数据和专家判断结合起来进行推理,对不完整数据进行预测,能够进行正向知识推理,并且可以进行诊断推理和支持推理。因此,贝叶斯网络模型不仅兼具统计方法和人工神经网络方法的优势,而且在一定程度上能够克服它们的缺点。另外,贝叶斯网络与其

他人工智能方法的结合使得其应用更加灵活。

然而,目前贝叶斯网络模型应用于企业财务预警的研究尚不多见,宋立等运用贝叶斯网络分析方法,建立了能发现上市公司财务危机的贝叶斯网络,并结合样本数据,建立了预警模型<sup>[18]</sup>,但其模型的构建依赖完整的样本数据,仅仅通过计算指标之间的条件概率确定节点变量关系,缺乏对模型优劣的判断,灵活性差。运用自适应的进化算法可以智能地学习贝叶斯网络结构,通过给定模型判定标准可以搜索出合适的贝叶斯网络。薛成明结合了贝叶斯网络和进化规划算法对上市公司财务预警模型进行了实证研究,但在文中并没有阐述如何利用进化规划算法进行网络结构的确定和参数的学习,而且没有考虑到贝叶斯网络模型对不同财年距离的样本数据进行预测的效果<sup>[19]</sup>。因此,本文采用自适应的贝叶斯网络模型 SABNM,具体结合贝叶斯网络和遗传算法建立预警模型 SABNPM (Self-adapted Bayesian Network Prediction Model),并对企业财务危机进行短期、中期和长期预测。

另外,综合国内外对企业财务预警理论和方法的研究发现,目前的研究多是对尚未发生的财务危机进行预测,而很少对出现财务危机的可能原因进行诊断。张星文和梁戈夫针对中小企业特点,在财务会计核算系统基础上建立了适合中小企业财务诊断系统体系结构和指标体系<sup>[20]</sup>,但他们并没有进行实证分析研究。当前普遍使用的统计方法和人工神经网络模型等,也只能进行预测,无法对财务危机发生的原因进行诊断。贝叶斯网络正好具有逆向不确定性推理的能力,因此可用于财务危机诊断研究。当获得合适的贝叶斯网络后,通过输入结果节点作为证据,便可以反向传播,推出因素节点的原因概率。因此,本文在所构建的 SABNM 模型基础上,建立自适应的贝叶斯网络诊断模型 SABNDM (Self-adapted Bayesian Network Diagnosis Model),对企业发生财务危机的主要原因进行初步诊断。

### 三、样本和指标选取

以沪深上市公司为样本,以公司被特别处理的情况界定为发生了财务危机。可分别根据T-2、T-3和T-4财务年度的数据对企业财务危机做短期、中期和长期预测。对于财务危机原因诊断,则从T-1年度的样本数据中来查找第T年度公布被特别处理的原因。本文选取的研究样本为2012年深沪两市公布的被特别处理而在2008—2011年没有公布被特别处理的公司,并剔除了一些数据披露不完整或无法获取的情况,以减少因研究样本质量问题而产生的误差。按照1:3的配比选取了配对样本,总样本数为120。

本文在前人研究的基础之上,初步选取企业偿债能力、营业能力、盈利能力和成长能力四个方面的18个指标,包括流动比率、速动比率、现金比率、营运资金总资产比和资产负债率,存货周转率、应收账款周转率、流动资产周转率和总资产周转率,总资产净利率、经营净利率、净资产收益率、每股收益,以及主营业务收入增长率、净资产增长率、总资产增长率、净利润增长率和主营利润增长率。

为了构建较为精准有效的预警模型,降低贝叶斯网络学习的复杂度和提高模型训练效率,本文对各类指标变量进行相关性分析,从每一类中选择至少两个相关性较低的指标变量,剔除相关性较强的指标变量,得到9个预测能力较强的指标用于SABNM模型的构建,分别是现金比率、资产负债率、存货周转率、应收账款周转率、总资产周转率、经营净利率、净资产收益率、总资产增长率和主营业务收入增长率。在这些指标中,多数是表示比率的连续性变量,且值域多在0到1之间。但对于我们,只需知道指标比率的范围即可。另外,离散型变量的条件概率表的计算相对于连续型变量的计算更简单。因此,根据样本指标变量的意义和经验取值的特点,对各个连续变量进行了离散化处理。

### 四、SABNM 模型构建

#### (一) 模型构建思路

贝叶斯网络模型的构建过程中主要有两个关键环节:一是网络结构的构建;二是网络参数的计

算。在上一节中,本文得到了用于构建贝叶斯网络结构的节点和样本数据集,但是网络节点之间的关系和各个节点的条件概率表(CPT)尚不确定,因此需要进行网络结构学习和参数学习。

SABNM 模型采用自适应的遗传算法进行网络结构学习,利用最大似然估计法 MLE 和调整策略进行网络参数学习。模型的评判标准为网络对样本集的判正率。遗传算法模仿种群进化理论,对初始种群进行选择、交叉、变异等遗传操作,通过不断地进化,选出种群的最优个体,即最优的网络模型。最大似然估计法通过求对样本集的最大似然函数值来获取参数估计值,进而获得样本分布和每个节点的条件概率分布。在网络结构进化学习的过程中,也同时进行参数学习。

(二) 模型算法设计

基于遗传算法的贝叶斯网络学习算法如图 1 所示,主要有六个步骤。

步骤 1:染色体编码。将贝叶斯网络用一个数字化序列(即染色体)表示,包括网络结构和网络参数的表示。

步骤 2:生成初始种群并给出适应度函数。用随机函数循环生成 N 个网络结构,对每个网络进行无环性检查,并对合理的网络结构进行参数学习,依次加入初始种群,直至种群规模。适应度函数为模型的评判标准。

步骤 3:计算父代染色体适应度函数值。用进化得到的贝叶斯网络对样本集合进行推理,计算判正率作为适应度函数值。

步骤 4:遗传算子操作。选择最优的染色体来代替最差的染色体,根据交叉概率随机选择两条染色体和交叉点进行交叉操作,根据变异概率随机选择一个染色体邻接矩阵中的一个元素位置进行变异操作。在交叉和变异操作中,对新生成的染色体网络结构进行无环性检查。

步骤 5:判断进化终止条件。判断是否达到最大迭代次数,若达到,进行下一步;若未达到,转步骤 3,开始新一轮的进化。

步骤 6:输出最优染色体。

下面对关键步骤进行详细阐述。

1. 染色体编码

一条染色体表示一个贝叶斯网络,即包括网络结构和节点变量的参数。网络结构节点变量之间的  $N \times N$  连接矩阵  $E$  表示,如果存在一条由节点  $x_i$  到节点  $x_j$  的弧,则  $E(i,j) = 1$ ,否则  $E(i,j) = 0$ 。每个节点  $x_i$  的条件概率表 CPT 用  $P(x_i | \pi_i)$ ,  $i = 1, 2, 3 \dots, N$  来描述,  $\pi_i$  表示  $x_i$  的父节点。一旦给定双亲,网络中的每一个节点都独立于它的非后继节点,则由贝叶斯网络各节点组成的随机向量对应的联合概率分布,可以分解为随机变量边缘分布的乘积。所以,每个节点变量的条件概率表 CPT 可以等价用  $(x_i, \pi_i)$  来表示,这种表示方法有以下规律,即  $\sum_{\forall x_i \in v(i), \pi_i \in \varphi(i)} P(x_i, \pi_i) = 1$ 。  $v(i)$  表示节点变量  $i$  的取值空间,  $\varphi(i)$  表示  $\pi_i$  的取值空间。因此,可以在编码中考虑用  $P(x_i, \pi_i)$  来替代  $P(x_i | \pi_i)$ ,可采用如式

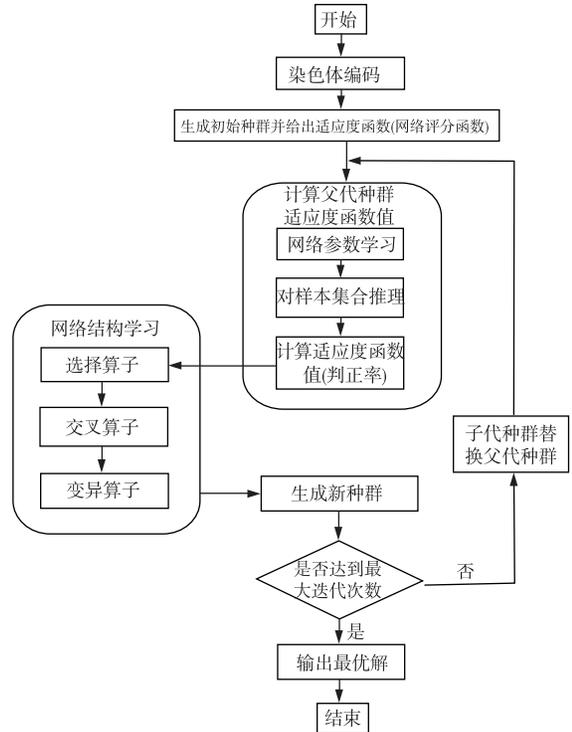


图 1 基于遗传算法的贝叶斯网络学习算法流程图

(1) 的编码方式来描述一个贝叶斯网络:  $(P(x_1, \pi_1), P(x_2, \pi_2) \cdots, P(x_n, \pi_n), E)$  (1)

### 2. 生成初始种群

设初始种群集合  $U$  中的染色体个数为  $0$ 。由于初始网络中只有节点而没有节点之间的关系,故初始种群可用随机函数生成。由于网络进化寻优时主要是确定因素变量对分类变量的影响以及因素变量之间的关系,因此每个贝叶斯网络  $E$  可以进行如下设置:  $E(N, J) = 0, j = 1, 2, 3 \cdots, N$ , 第  $N$  个变量表示分类变量,其他表示因素变量。在交叉和变异过程中产生的每个新个体亦是如此设置。这样结合先验知识确定网络的初始结构,能够大大减少网络结构学习的复杂度,降低时间消耗。

对每一个贝叶斯网络进行无环性检查,若存在环,则丢弃该网络,若无环,则采用最大似然估计法 MLE 学习网络参数,并将该染色体加入初始种群,计算网络对样本集  $D$  的适应度函数值,如此循环,直至  $U$  中的染色体数目达到所设定的种群规模大小  $SizeScale$ 。

无环性检查过程包括对称性检查和回路检查,通过深度优先遍历的信息可以检查是否出现回路。在交叉和变异过程中生成的新网络结构亦需要进行无环性检查。

### 3. 适应度函数

适应度函数是评判进化所得的染色体优劣的标准。根据研究目的,选择以染色体对样本集合的判正率作为评判标准,也即贝叶斯网络推理的正确率 (Inference Correct Rate, ICR)。适应度函数值越大,表明染色体越优秀,预测能力也越强。推理算法根据已知的贝叶斯网络结构和节点的参数概率表 CPT,推断出某个样本数据  $d$  的分类变量的类别  $C_i$ ,若推出某个结果类别的概率大于其他结果类别,那么样本的推理结果即为  $C_i$ 。用公式表示即  $\max(P(C_i | d))$ 。

根据贝叶斯条件概率公式,推理公式为  $P(C_i | d) = \frac{P(C_i, d)}{P(d)}$ 。对于所有分类结果,  $P(d)$  都是一样的,因此在计算中可以不予考虑,只需计算  $P(C_i, d)$ 。而  $P(C_i, d)$  可以通过已学习的条件概率 CPT 表获得,因此可以使得推理过程比较简单。

### 4. 交叉算子

根据交叉概率,随机选择两条染色体的邻接矩阵和交叉点进行交叉。对于得到的合理的新网络结构,利用调整策略进行参数调整,以得到新网络的条件概率表。在交叉时选择列交叉,原因如下。

选择列交换时,只改变了节点的子节点集,而每个节点的父节点不会改变,这样,每个节点的 CPT 表不需要重新利用最大似然估计法 MLE 重新学习,只需要交换一下变量的 CPT 表。这就避免了在交叉过程中对已学习好的节点参数的变动,也降低了交叉算子的时间开销和空间开销。另外,由于在编码过程中已经规定了分类变量的子节点集为空,那么所有染色体邻接矩阵的最后一行必须保持为  $0$ 。当选择了交叉点  $t$  后,进行列交叉时最后一行仍保持为  $0$ 。

两个连接矩阵交叉过程如式(2)所示:

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1t} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2t} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nt} & \cdots & x_{nn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1t} & \cdots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2t} & \cdots & y_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{nt} & \cdots & y_{nn} \end{bmatrix} \\
 = & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & y_{1t} & \cdots & y_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & y_{2t} & \cdots & y_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & y_{nt} & \cdots & y_{nn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & x_{1t} & \cdots & x_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & x_{2t} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & x_{nt} & \cdots & x_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)
 \end{aligned}$$

参数表的调整策略为:若交叉后两个新的邻接矩阵都是合理的网络,则将两个邻接矩阵被交叉的

列对应的变量的 CPT 表进行交换;如果只有一个新矩阵是合理的网络,那么只用调整该矩阵的被交叉的列对应的变量的 CPT 表。

5. 变异算子

根据变异概率,随机选择一个染色体的邻接矩阵和一个元素位置,将其值置反,进行  $1 \rightarrow 0$ ,  $0 \rightarrow 1$  的变换。该变换实现了其所对应的网络图的删边、增边和反向操作。

增边:如果开始时  $E(i,j) = 0$  且  $E(j,i) = 0$  (也即能够通过对称性检查),那么显然是增边的操作;

删边:如果开始时  $E(i,j) = 1$ ,那么显然是删边的操作;

反边:如果开始时  $E(i,j) = 0$  且  $E(j,i) = 1$ ,那么显然是反边的操作。

对于变异得到的合理的网络结构,利用最大似然估计法学习新的网络参数,得到条件概率表 CPT。

五、实验分析

(一) 预警实验结果及对比分析

在 SABNM 模型构建方法基础上,分别利用 2010 年、2009 年和 2008 年的样本数据建立自适应的贝叶斯网络预测模型(Self-adapted Bayesian Network Prediction Model, SABNPM),对测试样本公司的财务危机进行短期、中期和长期预测。为了更好地验证模型的预测效果,同时对训练数据也进行预测。利用 Matlab 进行实验,分别得到短期、中期和长期预测模型的贝叶斯网络结构图,如图 2、图 3 和图 4 所示。图中贝叶斯网络结构不仅体现了各因素变量与结果变量之间的直接因果关系,也体现了各个因素变量之间的相互关系。

利用遗传进化得到的贝叶斯网络对训练样本和测试样本进行推理,得到了有意义的判断结果,且短期、中期和长期预测模型的准确率较高,如表 1 所示。

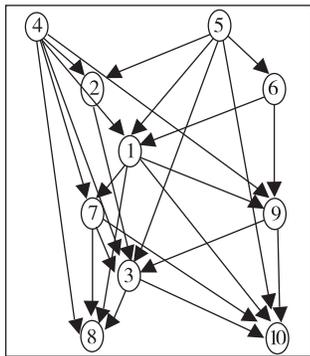


图2 短期预测模型网络结构图

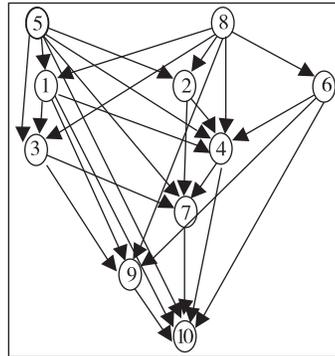


图3 中期预测模型网络结构图

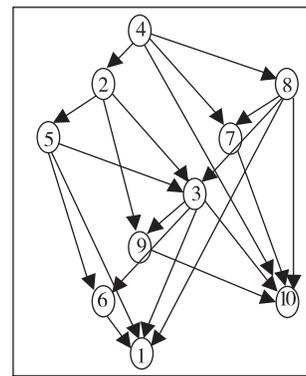


图4 长期预测模型网络结构图

从表 1 可知,SABNPM 模型对上市公司财务危机短期预测、中期预测和长期预测能力都较高。其中,对于训练样本,SABNPM 模型的短期预测能力最高,高于中长期预

测能力;对于测试样本,短期预测能力最高,中期其次,长期预测能力最低。在综合预测能力方面,SABNPM 模型的短期综合预测能力最高,长期综合预测能力最低。因此,无论是短期、中期或是长期

表 1 SABNPM 模型短期、中期、长期预测结果

	短期预测		中期预测		长期预测	
	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本	训练样本	测试样本
判正率	96.25%	82.50%	93.75%	75.00%	93.75%	67.50%
综合判正率	91.67%		87.50%		85.00%	

还是综合预测,SABNPM 模型都有着较高的预测精度,且预测精度基本依次递减。而且,短期预测准确率明显比中长期预测准确率高。

在引言部分,本文已详细阐述了 Logistic 回归模型和人工神经网络方法的局限性,进而提出了使用基于自适应的贝叶斯网络模型 SABNM。因此,通过对比 Logistic 回归模型和 BP 神经网络模型的预测结果可以验证预测模型 SABNPM 的有效性。然而,由于本研究所使用的指标变量个数较多,而可用的实际样本数量不足以建立较为准确的 Logistic 回归模型,因而在这里只进行与 BP 神经网络模型的实验对比。对比结果如表 2 所示。

表 2 SABNPM 模型和 BP 神经网络模型预测结果对比

	SABNPM 模型			BP 神经网络模型		
	训练样本	测试样本	综合判正率	训练样本	测试样本	综合判正率
短期预测	96.25%	82.50%	91.67%	95.00%	80.00%	90.00%
中期预测	93.75%	75.00%	87.50%	92.50%	75.00%	86.67%
长期预测	93.75%	67.00%	85.00%	93.75%	70.00%	85.83%

通过表 2 的对比分析发现,在企业财务危机短期预测方面,无论是训练样本判正率、测试样本判正率还是综合判正率,SABNPM 模型都高于 BP 神经网络模型。在企业财务危机中期预测方面,SABNPM 模型训练样

本判正率和综合判正率都比 BP 神经网络模型稍高,但测试样本判正率与 BP 神经网络模型相同。在企业财务危机长期预测方面,两个模型训练样本判正率相同,但 SABNPM 模型的测试样本判正率偏低,综合判正率略低于 BP 神经网络模型。此外,SABNPM 模型的短期预测能力比中长期预测能力更具有优势,而 BP 神经网络的中长期预测能力相对比较稳定一些。

综合来看,SABNPM 模型的短期、中期预测能力均比 BP 神经网络强,长期预测能力相差也不大。由此可见,SABNPM 模型依然有着优秀的预测能力,尤其是短期预测能力较强。这一结果也证明了 SABNPM 模型的有效性。

(二) 诊断实验结果及分析

在 SABNM 模型构建方法基础上,本文利用 2011 年的样本数据建立自适应的贝叶斯网络诊断模型 SABNDM,对某样本公司财务危机发生的原因进行诊断。

逆向诊断推理的原理是,根据学习得到的贝叶斯网络,输入分类变量结果节点,以此作为新的证据,通过反向传播,推出因素变量节点的后验概率,这一后验概率即是财务危机发生条件下各个因素变量的原因概率。通过对这些原因概率进行排序,便可以初步得到导致财务危机发生的主要原因。

通过实验我们得到企业财务危机原因诊断模型的贝叶斯网络结构,如图 5 所示。

对于已建立好的 SABNDM 诊断模型,随机选择测试样本中发生财务危机的公司进行财务危机原因诊断。以 \*ST 川化公司为例,得到在“2012 年公布被 \*ST”情况下,各个因素变量在 2011 年的实际取值发生的概率,即原因概率,如下页表 3 所示。

从表 3 可以看出,在公司 2012 年公布被 ST 或 \*ST 情况下,2011 年因素指标的值发生的概率最大的是经营净利率、净资产收益率、主营业务收入增长率和资产负债率,表明公司发生财务危机最主要的原因是企业的盈利能力很差,长期偿债能力不足,企业盈利增长出现障碍。另外,现金比率的原因概率较大,表明企业短期偿债能力较差。存货周转率、应收账款周转率和总资产周转率的原因概率很小,表明企业的运营能力应该没有什么问题。

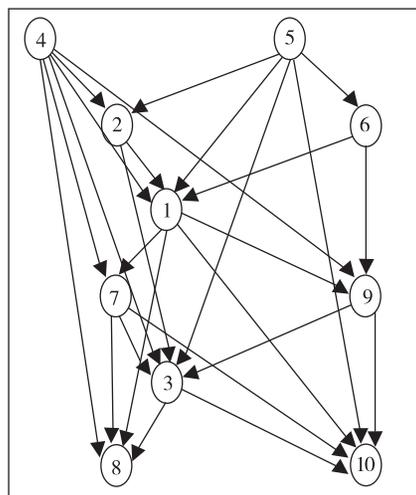


图 5 诊断模型络结构图

这些原因概率较大的指标值基本由企业的主营业务收入、净利润和资产状况决定,因而可以进一步推断,企业在2011年的主营业务收入、净利润、净资产和总资产方面可能存在严重的问题,是引起财务危机的主要原因。

通过查阅资料《川化股份:2011年年度报告摘要》发现,在董事会报告中,公司在报告期内实现主营业务收入198 702万元,比上年同期减少0.94%,营业利润-26.748万元,归属上市公司股东的净利润-20.743万元,资产负债率51.86%,增加了2.30%;而且,企业在前一年也处于亏损状态。报告还指出,公司2011年面临的天然气供需矛盾更加突出,受供气影响,装置的有效作业时间大大减少,负荷率低,产能无法得到正常发挥。这些因素导致收入大幅降低,公司亏损加剧,难以偿还债务,更谈不上企业自身的发展了。

诊断模型分析的结果与实际资料中显示的数据基本相符,这表明,所建立的基于自适应的贝叶斯网络诊断模型SABNDM能够有效地诊断出财务危机发生的可能原因。

表3 2011年\*ST川化股份公司财务危机指标取值原因概率表

因素指标变量	原因概率	排序
现金比率 $x_1$	0.9630	2
资产负债率 $x_2$	1.0000	1
存货周转率 $x_3$	0.0370	4
应收账款周转率 $x_4$	0	5
总资产周转率 $x_5$	0	5
经营净利率 $x_6$	1.0000	1
净资产收益率 $x_7$	1.0000	1
主营业务收入增长率 $x_8$	1.0000	1
总资产增长率 $x_9$	0.5185	3

## 六、结论及本文的局限性

### (一) 结论

本文结合国内外研究文献,分析了传统统计方法和现有智能预警方法的优劣,设计了自适应的贝叶斯网络模型SABNM,对企业财务危机进行预测和原因诊断。实验结果表明。

1. 基于自适应的贝叶斯网络模型SABNM的预测模型SABNPM的短期、中期和长期的预测准确率分别为88.75%、84.38%和82.50%,整体高于BP神经网络模型的预测准确率,证明了SABNM预测模型的有效性,且SABNM预测模型短期预测能力明显比中长期预测能力强。

2. SABNM诊断模型SABNDM能够推断出在财务危机发生后每个财务指标的取值导致财务危机发生的概率,通过对取值概率进行排序,得到了财务危机发生的主要因素,这与实际资料显示的情况基本相符,表明诊断模型也是有效性的。

3. 基于自适应的贝叶斯网络模型SABNM不仅能够有效地进行财务危机预警,而且能够初步诊断出财务危机发生的可能原因,为智能化的财务危机预警与诊断研究提供了一种方法。

### (二) 模型的局限性

SABNM模型是一种有效的、智能化的财务预警与诊断方法,提高了预测精度,延长了预测的时间跨度,并在一定程度上弥补了其他模型缺乏诊断能力的缺陷。然而,该模型仍然有一定的不足。

1. 模型效率问题。本文在构建SABNM模型时,采用的是基于评分—搜索的方法。这种方法的缺陷就是网络结构空间太大,如果选择的评分函数不合适,则网络结构学习将会非常耗时,而且有时并不一定能够得到最优的网络结构。因此,可以研究遗传算法的编码、选择、交叉和变异方法的改进,还可以进一步研究评判评分函数优劣的方法。

2. 没有考虑不完备数据集。本文在建立财务预警模型时,所使用的样本是完备的数据集,但很多时候由于需要进行实时预警,无法获得完整的数据样本构建模型,因此需要研究在不完备数据集下如何建立基于自适应的贝叶斯网络的财务危机预警和诊断模型。

3. 没有根据行业进行样本采集和实验。本文只考虑了实验样本和配对样本的同行性,但并非所有样本公司均属于同一行业,这也可能会影响模型的准确度。

### 参考文献:

[1] Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure empirical research in accounting: selected study[J]. Journal of Accounting Research,

- supp,1966,4(3):71-111.
- [2] Altman E I. Financial ratios, discriminate analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. Journal of Finance,1968,23(4):589-609.
- [3] Wang Yi. Z-score model on financial crisis early-warning of listed real estate companies in China; a financial engineering perspective[J]. Systems Engineering Procedia,2012,3:153-157.
- [4] Ohlson J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research,1980,18(1):109-131.
- [5] 吴世农,卢贤义. 我国上市公司财务困境的预测模型研究[J]. 经济研究,2001(6):46-55.
- [6] 杨淑娥,徐伟刚. 上市公司财务预警模型——Y分数模型的实证研究[J]. 中国软科学,2003(1):56-60.
- [7] 丁绍芳,田兵. 基于违约距离的上市公司财务危机动态预警模型研究[C]. 中国现场统计研究会第十三届学术年会论文集,2007,8:146-149.
- [8] 钱爱民,张淑君,程幸. 基于自由现金流量的财务预警指标体系的构建与检验——来自中国机械制造业 A 股上市公司的经验数据[J]. 中国软科学,2008,9:148-155.
- [9] 李红琨,陈永飞,赵根. 基于现金流量的财务危机预警研究:线性概率模型与 Logistic 模型之应用比较[J]. 经济问题探索,2011(6):102-105.
- [10] Tam K Y. Neural network models and the prediction of bankruptcy[J]. Omega,1991,19(5):429-445.
- [11] Fioramanti M. Predicting sovereign debt crises using artificial neural networks: a comparative approach[J]. Journal of Financial Stability, 2008,4:149-164.
- [12] 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[J]. 系统工程理论与实践,2007(2):61-68.
- [13] 张根明,向晓骥,王殊伟. 基于 BP 神经网络模型的上市公司财务预警研究[J]. 中国管理科学,2005(1):227-233.
- [14] 黄曦,邹安全. 基于 BP 神经网络的企业财务危机组合预警研究[J]. 经济与管理研究,2009(5):87-91.
- [15] Kim D H, Lee S J, Oh K J, et al. An early warning system for financial crisis using a stock market instability index[J]. Expert System, 2009,26(3):260-273.
- [16] Jieh-Haur Chen. Developing SFNN models to predict financial distress of construction companies[J]. Expert Systems with Applications, 2012,39:823-827.
- [17] Jie Sun, Hui Li. Financial distress prediction using support vector machines: ensembles vs. individual[J]. Applied Soft Computing, 2012,12:2254-2265.
- [18] 宋立,李尧. 基于贝叶斯网络的上市公司财务预警模型[C]. 中国控制与决策学术年会论文集,2006:172-173.
- [19] 薛成明,梁世军. 基于贝叶斯网络的上市公司财务预警模型的实证研究[J]. 东方企业文化,2011(2):172-173.
- [20] 张星文,梁戈夫. 中小企业使用财务诊断系统研究[J]. 商业研究,2004,10:1-4.

[责任编辑:高 婷]

## Intelligent Financial Crisis Warning and Its Diagnosis: Based on the Networks of SABNM

YE Huanzhuo<sup>1</sup>, YANG Qing<sup>1</sup>, WANG Yonghua<sup>2</sup>

(1. Department of Information, South-central University of Finance and Law, Wuhan 430223, China;

2. Wuhan Branch, China Merchants Bank, Wuhan 430034, China)

**Abstract:** With the complex economic environment and increasing information level, enterprises are paying more and more attention to the effectiveness and intelligence of financial crisis warning and diagnosis. SABNM uses the genetic algorithm to search the optimal Bias network. By using the forward chained reasoning, we give a financial crisis warning, and by using backward chained reasoning, we make a financial crisis diagnosis, thus avoiding the limit of statistics and the deficiency of artificial nerve system. The experiment indicates that the predict model of SABNM is accurate and its short-term prediction is better than that of medium and long-term. Also, the result of diagnosis is basically in line with the actual result.

**Key Words:** reasons for financial crisis; enterprise financial warnings; enterprise financial diagnosis; financial crisis warnings; Bayesian Network Model; SABNM