

# 基于RBF神经网络的 物流企业财务风险预警评价

刘磊 郭岩

(西安财经学院商学院 西安 710100 西安财经学院统计学院 西安 710100)

**【摘要】**为实现物流企业财务风险的实时预警监测,本文在确定物流企业财务风险预警指标体系的基础上,采用RBF神经网络模型构建了物流企业财务风险预警模型,并选择2010年26家物流上市公司的财务数据对财务风险预警模型进行了实例分析。

**【关键词】**RBF神经网络 物流企业 财务风险预警

## 一、引言

随着信息技术的日益发展以及全球经济的一体化,市场竞争日益激烈,社会分工进一步细化,物流已开始从传统的企业职能中剥离出来,逐渐形成独立的产业。近年来,作为高速发展的新兴行业——物流企业不断扩大规模、深入供应链中提供多元化服务,而且随着供应链的规模向全球延伸、结构日益复杂,加剧了供应链的不稳定性,物流企业的经营管理水平也滞后于其规模发展的步伐,这一切都决定了它必然面临着巨大的财务风险,投资、融资等财务问题也越来越受到社会各界的关注。

从目前的研究状况来看,物流财务风险管理还是一个新兴交叉的应用领域。物流财务风险管理被看成是物流风险管理与财务风险管理的组合。在可以检索到的研究文献中,学者们对物流财务风险的相关研究主要有:

洪肯堂(2010)认为财务风险存在于物流企业所处的整体供应链中,无论是上、中、下游都可能受到外部环境因素或内部营运因素的影响;当特定债务人不履行合约时,就会对物流企业所处的整个供应链造成风险,带来组织间的财务损失。

邱英贵(2010)从供应链视角下分析了财务风险的内涵、传导特性、传导机理和模式,并指出处于供应链中的物流企业其财务风险是指供应链节点中其他企业在理财环节中遭受的不确定性对本企业带来的损失及财务失效的可能性。

王彩宏(2010)指出,作为物流业务模式的延伸和物流增值业务的供应链融资监管业务,不仅为传统的物流企业带来新的利润增长点,也促使其向现代化物流企业转变。同时,他还分析了供应链融资监管业务的财务风险,指出其业务运营的核心就是风险控制,并提出了风险防范的一些措施。

还有部分研究成果多是从供应链角度探讨物流企业所存在的财务风险,但对于物流企业本身的财务风险仍缺乏科学的、系统的深入研究。此外,现有对物流企业财务风险和防范措施的研究多是定性化的,即使存在少数定量研究,也多是采用模糊评价法、层次分析法、专家经验评估法等方法,一般在

指标权重的确定上具有主观性较强、方法不严谨等问题。为了克服以往研究的不足,本文选取26家物流及仓储上市公司2010年年报中披露的12项财务指标,根据现代物流企业的特点,从盈利能力、偿债能力、营运能力、成长能力四个方面,通过RBF神经网络模型的检测及对测试数据的评价对比,来定量在反映物流企业的财务风险。

## 二、物流企业财务风险预警指标体系的建立

建立物流企业财务风险预警系统的关键在于物流企业财务风险的预警指标体系。如前所述,产生物流企业财务风险的原因是多方面的,这些原因导致物流企业财务风险的发生会通过不同的财务变量体现出来。因此,在监测物流企业当前是否面临财务风险时,可重点将财务指标作为风险预警信号。然而,尽管不同物流企业的规模和管理制度的完备程度不同,但其基本的风险预警指标是相似的。综合考虑现代物流企业的特点以及指标体系建立的原则,本文从盈利能力、偿债能力、营运能力、成长能力四个方面选取了12项具有共性特征的指标来建立预警指标体系,具体二级指标如图1所示:

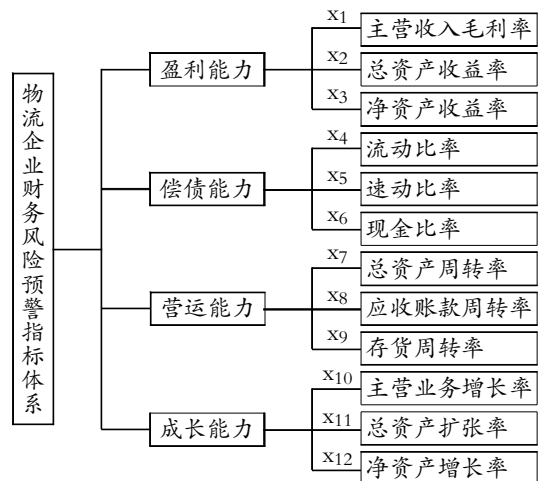


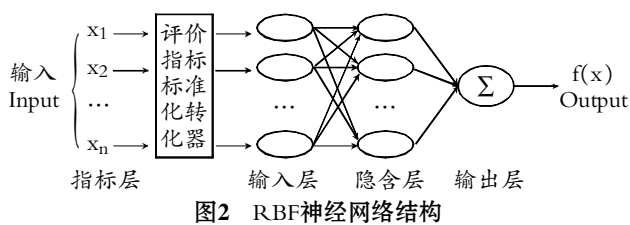
图1 物流企业财务风险预警指标体系

三、RBF神经网络的物流企业财务风险预警系统的构造

1. RBF神经网络模型。人工神经网络,是建立在对人脑认识的基础上,模拟人脑神经网络的结构和工作原理,运用大量的处理部件,以数学和物理的方法以及从信息处理的角度对人脑生物神经网络进行抽象和模拟,建立起来的一种相对简化式的能够“学习”的网络系统模型。它的工作原理主要基于人脑的工作原理:根据所提供的数据,通过学习和训练,找出输入与输出之间的内在联系,从而求解问题的解。1987年Lapedes首次应用人工神经网络模型进行预测评价研究,开创了ANN预警的先河。该模型适合于对复杂性、时变性和模糊性系统进行预测,并已在财务危机预警、商业银行风险预警、金融危机预警、农产品市场风险预警等诸多方面得到了广泛应用。

作为人工神经网络中一种比较典型的网络,RBF(径向基函数)神经网络是一种性能良好的前馈神经网络,基于RBF神经网络的综合评价方法具有运算速度快、问题求解效率高、自我学习能力强、适应面宽等优点,较好地模拟了评价专家进行综合评价的过程。

RBF神经网络一般由三层组成:一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层,其网络结构如图2所示:



各层由若干个神经元(节点)构成,每一个节点的输出值由输入值、隐含层中的作用函数和阈值决定。隐含层中的基函数(作用函数)种类很多,但最常用的是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad i=1, 2, \dots, m$$

其中: $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为神经元输入信号; $c_i$ 为第*i*个基函数的中心; $\sigma_i$ 为第*i*个隐含层节点的变量; $\|x - c_i\|$ 为欧几里得泛数,表示*x*和 $c_i$ 间的距离; $m$ 为隐含层的节点数。

网络多变量输入与单一变量输出之间的线性映射关系为: $R_i(x) \rightarrow f(x)$ 。

$$f(x) = \sum_{i=1}^m w_i R_i(x)$$

其中: $f(x)$ 为输出值; $w_i$ 为隐含层中第*i*个节点与输出节点的连接权值。

从RBF神经网络结构上看,其输入层与隐含层之间单元是直接连接,隐含层与输出层之间实行权值连接,只要确定每个隐含层神经元基函数的中心、扩展宽度以及隐含层与输出层的连接权值,RBF神经网络从输入到输出就成了一个线性方程组,输出权值学习就可以采用最小二乘法求解。基于上述理论,本文基函数选用高斯函数,以上述12项财务指标为输入变量。

2. 物流企业财务风险预警指标处理及实验设计。物流企业财务风险预警神经网络的输入为四方面12项财务指标值,即12个输入节点,在使用模型进行学习训练和系统评价时,为了避免量纲影响,提高网络的收敛性能,首先选取Premmnx函数对指标的原始数据进行归一化处理,将输入数据转换为[0,1]区间内。网络的输出定义了3个节点,即(1,0,0)、(0,1,0)、(0,0,1)分别对应正常、关注和报警三个风险等级。然后将数据分为两部分:在26组样本中随机抽取23组数据作为学习样本集(见表1),用来对神经网络进行训练;其余3组数据作为预测样本(见表2),用来检验网络。

**表1 归一化后的训练样本集**

	输入层											输出层		
	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	节点1	节点2	节点3
1	0.887	0.962	0.962	0.201	0.163	0.659	0.609	0.160	0.984	0.640	0.749	1	0	0
2	0.841	0.841	0.933	0.887	0.814	0.341	0.278	0.193	0.515	0.615	0.757	1	0	0
3	0.937	0.937	0.956	0.384	0.351	0.395	0.154	0.466	0.984	0.725	0.573	1	0	0
4	0.846	0.846	0.889	0.371	0.340	0.465	0.024	0.428	0.624	0.763	0.710	1	0	0
5	0.884	0.895	0.916	0.887	0.814	0.403	0.116	0.578	0.625	0.714	0.729	1	0	0
6	0.934	0.841	0.908	0.832	0.814	0.736	0.149	0.882	0.527	0.830	0.832	1	0	0
7	0.841	0.853	0.912	0.986	1.000	0.457	0.038	0.241	0.415	0.816	0.875	1	0	0
8	0.852	0.905	0.943	0.695	0.654	0.527	0.218	0.377	0.515	0.774	0.738	1	0	0
9	0.895	0.932	0.820	0.201	0.163	1.000	0.115	0.205	0.708	0.564	0.682	0	1	0
10	0.863	0.887	0.783	0.987	0.961	0.654	0.043	0.053	0.515	0.631	0.631	0	1	0
11	0.905	0.853	0.826	0.305	0.258	0.357	0.097	0.129	0.357	0.608	0.686	0	1	0
12	0.841	0.841	0.860	0.576	0.523	0.798	0.086	0.187	0.349	0.356	0.245	0	1	0
13	0.906	0.922	0.774	0.762	0.708	0.496	0.149	0.053	0.160	0.489	0.236	0	1	0
14	0.884	0.886	0.701	0.557	0.501	0.341	0.278	0.081	0.187	0.521	0.331	0	1	0
15	0.838	0.906	0.685	0.209	0.160	0.341	0.218	0.117	0.501	0.374	0.629	0	1	0
16	0.763	0.838	0.642	0.198	0.163	0.434	0.090	0.037	0.434	0.330	0.612	0	1	0
17	0.917	0.906	0.651	0.589	0.516	0.829	0.058	0.055	0.314	0.662	0.640	0	0	1
18	0.814	0.944	0.791	0.887	0.814	0.473	0.097	0.256	0.516	0.367	0.546	0	0	1
19	0.853	0.829	0.582	0.312	0.269	0.466	0.108	0.094	0.601	0.677	0.662	0	0	1
20	0.886	0.911	0.159	0.524	0.457	0.244	0.094	0.053	0.577	0.703	0.701	0	0	1
21	0.742	0.872	0.476	0.198	0.160	0.193	0.032	0.099	0.799	0.598	0.376	0	0	1
22	0.812	0.763	0.099	0.224	0.193	0.579	0.027	0.115	0.205	0.256	0.366	0	0	1
23	0.623	0.806	0.064	0.120	0.053	0.081	0.054	0.154	0.117	0.356	0.521	0	0	1

**表2 归一化后的预测样本集**

	输入层											输出层		
	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>	x <sub>9</sub>	x <sub>10</sub>	x <sub>11</sub>	节点1	节点2	节点3
1	0.919	0.841	0.924	0.201	0.163	0.742	0.059	0.460	0.784	0.640	0.549	1	0	0
2	0.873	0.887	0.860	0.457	0.614	0.387	0.278	0.193	0.349	0.637	0.187	0	1	0
3	0.673	0.806	0.615	0.384	0.351	0.395	0.154	0.326	0.184	0.725	0.243	0	0	1

本文采用MATLAB软件中的Solverb函数设计RBF神经网络,经过反复训练对比,确定最佳隐含层节点数为18。设定训练误差目标为0.02,对神经网络模型进行训练,经过50次训练,总误差小于给定值。

在网络训练完成后,再用训练好的三层RBF神经网络,分

# 信息系统审计规范的制度形成机制与体系结构

刘 杰(博士)

(贵州财经学院会计学院 贵阳 550004)

**【摘要】** 本文在分析信息系统审计规范制度内涵的基础上,对信息系统审计规范的制度形成机制以及体系结构进行了分析,以期为我国信息系统审计规范体系规范的构建提供借鉴。

**【关键词】** 信息系统 审计规范 制度形成机制

目前,我国的信息系统审计规范正处于起步阶段,对于信息系统审计规范应当包含什么样的内容、如何构建尚未形成统一的认识。因此,研究信息系统审计规范的制度形成机制、深入剖析信息系统审计规范体系的结构对于我国信息系统审计规范的制定有着十分重要的现实意义。正是基于此种理解,笔者将信息系统审计规范放在制度经济学的视野下进行研究,分析制度经济学对信息系统审计规范内涵的影响、信息系统审计规范的制度形成机制与体系结构。

## 一、信息系统审计规范的制度内涵

信息系统从某种意义上讲是被审计单位的一种内控制度,而信息系统审计规范则是对信息系统审计实践的一种制度安排。信息系统管理制度的不规范,系统间关联对比关系的不完善,系统重要功能尤其是校验功能的缺失等都是管理中的薄弱环节,发现薄弱环节也是信息系统审计需要实现的重要目标之一(刘汝焯等,2007)。信息系统审计也是独立的第三

别输入三组校验数据,得到基于RBF神经网络的物流企业财务风险预警评价结果(见表3)。

从表3可知,利用RBF神经网络得到的输出值与“期望输出值”间的最大误差为3.4%,平均误差为1.8%,预警评价结果与专家评价结果基本一致。

**表3 测试结果**

	期望输出值			实际输出结果			误差			推理结果		
	1	0	0	0.970	0.000	0.034	0.030	0.000	0.034	1	0	0
节点1	1	0	0	0.970	0.000	0.034	0.030	0.000	0.034	1	0	0
节点2	0	1	0	0.008	0.988	0.000	0.008	0.012	0.000	0	1	0
节点3	0	0	1	0.021	0.020	0.967	0.021	0.020	0.033	0	0	1

## 四、结语

为了使物流企业能够对财务风险进行预先的测定和防范,本文根据我国物流上市公司的财务数据,提出使用RBF神经网络方法对物流企业财务风险进行评价研究。

基于RBF神经网络模型的预警评价方法使用了RBF神经网络较高的自我组织、自我适应和自我学习能力,对物流企业

者就被审计单位的信息系统的安全、可靠、有效和效率性,以及信息系统能否有效地使用组织资源并帮助实现组织目标发表意见。信息系统审计是一种制度安排,这种制度安排是为了解除对行为人所给信息系统的怀疑与不安。而信息系统审计这种制度安排也需要一种制度安排来约束。倘若没有一种规范或制度来约束信息系统审计这种制度安排,也不能起到解除上述怀疑与不安。

根据青木昌彦(2001)基于博弈论对制度的定义,审计部门有两种行为选择:采取信任或谨慎的态度;而被审计单位也同样有两种行为选择:提供好的信息系统或者提供坏的信息系统。同时假设审计部门采取谨慎的态度都可以查出被审计单位的欺诈行为。因而,可以得到下页表1所示的一个假设收益矩阵。

利己主义是影响人类活动的主要动因,因此,爱尔维修把自身利益原则在人类世界中所起的作用视同为万有引力定律

财务风险预警评价的效果良好,不但克服了人工评价所带来的人为因素及模糊随机性的影响,保证了评价结果的客观性、准确性,而且具有较强的动态性。随着时间的推移和参与样本的增加,可以进一步地学习和动态跟踪。该模型对高风险样本具有极强的识别能力,为物流企业财务风险的预警提供了新的思路。

## 主要参考文献

1. 刘永胜. 基于供应链管理的企业物流风险预警研究. 北京:知识产权出版社,2010
2. 杜栋,庞庆华,吴炎. 现代综合评价方法与案例精选. 北京:清华大学出版社,2008
3. 洪肯堂. 供应链风险的分类与风险来源研究——基于文献回顾的方法. 物流技术,2010;4
4. 刘建,李莉,关宇航,苑德江. 物流企业经营风险预警模型构建及其实证研究. 物流技术,2010;12
5. 王彩宏. 供应链融资监管业务财务风险浅析. 交通财会,2010;3