

文章编号:1673-9469(2011)03-0083-05

基于 BP 神经网络的供应链风险预警研究

李继勇¹,赵德彪¹,张静²

(1.河北工程大学 经管学院,河北 邯郸 056038;2.邯郸市教育考试院,河北 邯郸 056002)

摘要:通过对供应链风险影响因素的分析建立了供应链风险预警指标体系,利用 BP 神经网络的自学习特性,反复修正模型的权值,不断减小系统误差,使系统的误差达到该模型要求的精度;然后根据网络输出结果,对网络各层的连接权值进行分析,对比连接权值的大小,找出产生供应链风险的关键风险因素。以河北省 28 条供应链为例,运用其中 25 组样本数据对该风险预警系统进行训练,另外 3 组数据进行测试,结果表明本模型对供应链风险预测的精度达到 90% 以上,通过网络权值分析可以找到更加切合实际的关键风险因素。

关键词:供应链风险;BP 神经网络;关键风险因素;预警

中图分类号:F224

文献标识码:A

Research on risk forewarning of the supply chain based on BP neural network

LI Ji-yong¹, ZHAO De-biao¹, ZHANG Jing²

(1. School of Economics and Management, Hebei University of Engineering, Hebei Handan 056038, China;

2. Handan Educational Examination Institute, Hebei Handan 056002, China)

Abstract: The supply chain risk forewarning index system was established by analyzing the influencing factors of supply chain risk, and the error of the system was decreased to the required accuracy by correcting the weights of model with BP neural network self-learning repeatedly. According to the output of the model, the key risk factors which produced supply chain risk could be found out by contrasting the weight of each layer. 28 typical supply chains in Hebei Province were taken as example, 25 of which were used to train the risk early-warning system, and the others to test. The result shows that the supply chain risk forewarning index system can achieve 90% above of prediction accuracy and find more practical key risk factors through the network weights analysis.

Key words: supply chain risk; BP neural network; key risk factors; forewarning

供应链是一条将供应商、制造商、分销商、零售商以及最终用户连成整体的功能网络,其高效、快速、敏捷的特点带来了企业非常大的利润空间,显示出强大的竞争优势^[1-2]。供应链上的企业联系紧密,一旦供应链某一环节出现问题,就可能导致整条供应链受损甚至断裂。因此找出关键风险因素对供应链风险进行预警成为供应链管理研究的一个热点。刘俊娥等^[3]运用 Borda 序值方法求出各风险因素的 Borda 值,根据 Borda 值大小找出供应链的关键风险因素;王文婕^[4]采用 OWA 算子

对各风险事件进行集结,求得其综合属性值,通过比较综合属性值的大小来找出关键风险因素;于宝琴等^[5]运用模糊信息熵求出各因素的权值,根据权值大小找出关键风险因素。

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,与其他计算方法相比,BP 神经网络拥有自学习特性,通过系统输出值与实际值的对比反复修正各层连接权值,使各权值代表的风险因素权重更加切合实际。在构建供应链风险预警指标体系的基础上,本文选取河北省 28 条典

型供应链的样本数据对 BP 神经网络进行训练和测试;通过对稳定网络连接权值的分析,找出关键风险因素,以使管理者有的放矢,达到供应链风险预警的目标。

1 供应链风险预警指标体系的建立

1.1 指标选取

供应链风险的影响因素非常多,在指标的选取过程中应遵循适用化、规范化的基本要求,涵盖各种类型的风险因素,并使选择的各个指标的独立性较强,数据取得、计算较方便。

根据供应链运作环境和运作角度,本文把供应链风险分成外部风险和内部风险两大类。

(1) 供应链外部风险

供应链外部风险来自供应链与外部环境之间的互动关系,由以下 4 个方面构成:

1) 经济环境风险。一般来说经济繁荣时供应链风险小,经济萧条则供应链风险大,所以选取宏观经济形势做为经济环境风险的评价指标。

2) 市场环境风险。产品景气度的高低直接影响供应链风险的大小,所以选取所属行业景气度做为市场环境风险的评价指标。

3) 政策法规风险。国家的政策法律在一定程度上决定了供应链的速度、方向、规模及成功与否,能否顺应国家政策、法规成为供应链成功的重要条件,所以选取国家政策的亲和度做为政策法规风险的评价指标。

4) 自然环境风险。供应链易受自然灾害的影响则风险大,反之则风险小,所以选择自然灾害综合影响指数做为自然环境风险的评价指标。

(2) 供应链内部风险

供应链内部风险来自供应链上各环节之间的非最优合作,主要由以下 7 个方面构成:

1) 供应商风险。供应商供货的数量、质量、时间等的不确定性会导致缺货风险、质量风险以及延迟风险等,所以选取订单提前期和产品合格率做为供应商风险的评价指标。

2) 制造商风险。某些不确定事件可能导致制造商生产的产品存在缺陷、制造成本升高以及产品不满足顾客需要,最终出现风险,所以选取柔性、制造成本和新产品开发周期做为制造商风险的评价指标。

3) 销售商风险。销售过程中网络不健全、定价不科学、售后不满意、市场份额不足以及存货过高都会导致供应链风险的发生,利润额、销售额等能从侧面反映这一风险的大小,所以选取销售利润率、存货周转率和销售增长率做为销售商风险的评价指标。

4) 协调风险。供应链上的企业是利益相关的网络共同体,只有相互密切配合,才能实现利益最大化,否则会引发供应链风险,所以选取业务标准的协同能力、改进质量的合作程度和响应速度做为协调风险的评价指标。

5) 物流风险。物流商在一些外在或内在因素的影响下,可能会使其不能按计划向供应链提供服务,从而使得整条供应链运行受到严重影响,风险主要体现在配送是否合理和交货是否及时上,因此选取库存周转率、紧急配送响应程度、交货波动率和配送合理性做为物流商风险的评价指标。

6) 信息风险。供应链各企业能否实现高度的信息共享及实现共享成本的高低决定了供应链的主要信息风险,所以选取信息共享率和信息共享成本做为信息风险的评价指标。

7) 资金风险。资金的流动性和资金收益率直接关系到供应链能否正常运行,所以选取现金周转率、总库存费用率和成本收益率做为资金风险的评价指标。

由以上分析,供应链风险预警指标体系由外部风险和内部风险 2 个一级风险因素,经济环境风险等 11 个二级风险因素分析得出的 24 项风险评价指标组成,归整后如表 1 所示。

1.2 数据的处理

供应链风险预警指标体系中的各项指标分为定性指标和定量指标,在数据输入前须统一进行归一化处理,以消除量纲对样本数据可比性的影响。定性指标通过德尔菲法进行量化;定量指标数据通过实地调研取得,并在风险预测时将样本数据调整至(0-1)区间。由于样本指标有收益类指标和成本类指标之分,在数据处理时需要采用不同的转换方式。本文用比例转化法^[6]对收集到的数据进行预处理。

当 r_{ij}' 为收益类指标,转换公式为

$$r_{ij}' = \frac{r_{ij} - r_i^{\min}}{r_i^{\max} - r_i^{\min}} \quad (1)$$

表1 供应链风险预警指标体系
Tab.1 Index system of supply chain risk forewarning

一级风险因素	二级风险因素	风险指标	指标性质
外部分险	经济环境风险 U_1	宏观经济形势 U_{11}	定性
	市场环境风险 U_2	行业景气度 U_{21}	定性
	政策法规风险 U_3	国家政策法规亲和度 U_{31}	定性
	自然环境风险 U_4	自然环境综合影响指数 U_{41}	定性
内部风险	供应商风险 U_5	订单提前期 U_{51}	定量
	制造商风险 U_6	产品合格率 U_{62}	定量
		柔性 U_{61}	定量
		新品开发周期 U_{62}	定量
		制造成本 U_{63}	定量
	销售商风险 U_7	销售利润率 U_{71}	定量
		存货周转率 U_{72}	定量
		销售增长率 U_{73}	定量
		业务标准的协同能力 U_{81}	定性
	协调风险 U_8	改进质量的合作程度 U_{82}	定量
		响应速度 U_{83}	定量
	物流风险 U_9	库存周转率 U_{91}	定量
		紧急配送响应程度 U_{92}	定量
		交货波动率 U_{93}	定量
		配送合理性 U_{94}	定量
		信息共享率 U_{101}	定量
	信息风险 U_{10}	信息共享成本 U_{102}	定量
现金周转率 U_{111}		定量	
资金风险 U_{11}	总库存费用率 U_{112}	定量	
	成本收益率 U_{113}	定量	

当 r_{ij}' 为成本类指标时,转换公式为

$$r_{ij}' = \frac{r_i^{\max} - r_{ij}}{r_i^{\max} - r_i^{\min}} \quad (2)$$

式中 r_{ij} —原始数据; r_i^{\min} —原始数据最小值; r_i^{\max} —原始数据最大值。

由经验丰富的专家直接给出风险区间和对应的风险等级,如表2。

表2 供应链风险等级核对应表

Tab.2 Grade checklist of supply chain risk

风险级别	微风险	低风险	中等风险	高风险
区间	(0,0.2)	(0.2,0.4)	(0.4,0.8)	(0.8,1)

2 BP神经网络模型

2.1 基本结构

BP网络是一种具有3层或3层以上神经元结构的神经网络,包括输入层、隐含层和输出层,其网络模型结构如图1所示。

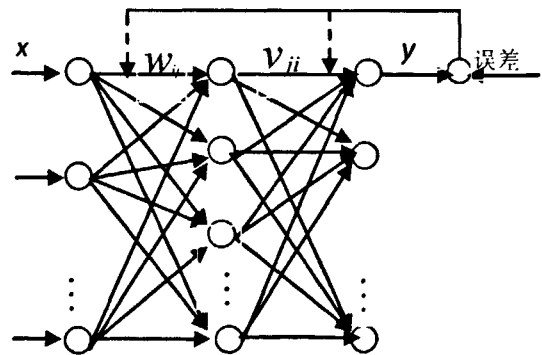


图1 BP神经网络模型

Fig.1 BP neural network model

2.2 预测步骤

BP神经网络算法属于 δ 算法,基本操作步骤如下:

步骤1:初始化连接权值 w_{ij} 、 v_{jk} , 阈值 θ_j 、 γ_k 赋予 $(-1,1)$ 间的随机数。

步骤2:选取和输入目标样本,把第一个样本对输入网络。

步骤3:利用连接权值和阈值计算隐层各神经

元的输入 u_j 和输出 h_j , 即 $u_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta_j$, $h_j = f$

$(u_j) = \frac{1}{1 + \exp(-u_j)}$, 式中: f 采用 Sigmoid 函数, 即

$$f(u_j) = \frac{1}{1 + \exp\{-u_j\}}.$$

步骤 4: 计算输出层各神经元的输入 l_k 和 γ_k

$$\text{即 } l_k = \sum v_k h_j - \gamma_k, \gamma_k = f(l_k) = \frac{1}{1 + \exp\{-l_k\}}.$$

步骤 5: 计算连接输出层单元 k 上的权值误差 δ_k : $\delta_k = (c_k - \gamma_k)\gamma_k(1 - \gamma_k)$, 式中: c_k 为样本期望值。

步骤 6: 计算连接到隐含层单元 j 上的权值误差 σ_j : $\sigma_j = \sum_{k=1}^q \delta_k v_{kj} h_j (1 - h_j)$ 。

$$\text{步骤 7: 对权值 } v_{kj} \text{ 和阈值 } \gamma_k \text{ 进行更新: } v_{kj}(N+1) = v_{kj}(N) + \alpha \delta_k h_j, \gamma_k(N+1) = \gamma_k(N) - \beta \delta_k.$$

步骤 8: 对权值 w_{ij} 和阈值 θ_j 进行更新: $w_{ij}(N+1) = w_{ij}(N) + \alpha \sigma_j x_i, \theta_j(N+1) = \theta_j(N) - \beta \sigma_j$ 。

步骤 9: 随机选取下一对学习样本, 输入网络, 返回步骤(3), 直至所有学习样本训练完毕。

步骤 10: 开始新一轮学习训练, 直至满足下列条件: $|\sum_{i=1}^q E_i| \leq \epsilon$, 式中: ϵ 为预给精度, E_i 为均方值误差, 即 $E_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^q (c_k - \gamma_k)^2$, 此时网络收敛。

3 案例分析

BP 神经网络对非线性问题的映射能力极强^[7]。因此, 本文建立的风险预警模型是 3 层结构的单输出网络结构。根据供应链风险预警指标体系可以确定输入层节点为 24 个。通过试凑法确定隐含层节点个数, 建模及运算过程在 MATLAB 里实现^[8]。

3.1 数据获取

选取河北省 35 条典型供应链作为研究对象,

表 3 训练样本输出值与样本期望值

Tab.3 Training sample output value and expectations

编号	预测值	期望值	编号	预测值	期望值	编号	预测值	期望值
1	0.335 7	0.311 9	2	0.415 6	0.411 6	3	0.161 6	0.130 3
4	0.187 7	0.227 4	5	0.362 6	0.362 1	6	0.541 3	0.523 4
7	0.291 6	0.295 8	8	0.313 1	0.305 3	9	0.305 9	0.315 4
10	0.499 7	0.511 8	11	0.312 2	0.303 8	12	0.406 2	0.400 2
13	0.117 0	0.113 0	14	0.674 8	0.691 9	15	0.274 5	0.261 7
16	0.170 1	0.135 8	17	0.479 9	0.507 8	18	0.189 7	0.202 7
19	0.216 7	0.232 3	20	0.296 7	0.296 2	21	0.356 3	0.340 3
22	0.393 4	0.389 7	23	0.135 3	0.101 7	24	0.245 4	0.289 8
25	0.537 6	0.536 4						

为了方便研究, 在选择调研对象上坚持少而精的原则, 简化供应链网络为 3 个节点: 一级供应商—核心企业—一级分销商。调研依据供应链风险预警指标体系, 以供应链风险预警为总体目标, 从系统的角度考虑供应链网络外部环境风险即经济环境、市场环境、政策环境、自然环境, 以及供应链网络内部的风险即供应商、制造商、分销商、协调、物流、资金和信息风险, 对 11 项一级风险指标因素细化后的 24 个二级指标进行调研。数据整理后选取其中的 28 组有效数据, 邀请 20 位业内供应链管理专家对调研数据进行分析, 给出各条供应链的风险量化值。其中 25 组数据作为训练样本, 另外 3 组数据用于测试。按特定顺序排列好的风险指标值做为输入向量 $X(i)$; 专家对每条供应链评估量化后的风险值做为输出 $Y(i)$ 。

3.2 训练网络与测试

设定中间层神经元的传递函数为 S 型正切函数, 输出层神经元传递函数为 S 型对数函数, 以最陡下降算法进行学习, 最大运算次数为 2 000, 学习精度为 0.000 1, 自适应调整学习率。

初始化网络, 令 $w_{ij} = \text{Random}(\cdot)$, 然后输入训练样本进行训练。根据样本数据调整参数直到误差率满足精度要求或达到最大运算次数模型就稳定下来。本文用试凑法从小到大分别设置隐含层节点数为 4, 6, 8, 10, 然后比较网络性能。结果表明, 当隐含层节点数为 6 时网络误差和运算效率达到一个比较满意的均衡。系统经过训练达到稳定后, 把测试样本输入网络进行测试。训练与测试结果见表 3 和表 4。

由表 3、表 4 可以看出, 用 BP 神经网络对供应链风险的预测精度达到 90% 以上, 系统已经达到稳定, 系统误差满足实际应用的要求。

表4 测试样本输出值与期望值

Tab.4 Testing sample output values and expectations

编号	预测值	期望值
1	0.331 9	0.341 4
2	0.713 7	0.783 5
3	0.257 8	0.275 6

3.3 模型权值分析

利用稳定的系统对供应链风险进行预测,根据网络输出结果,对网络权值进行系统分析。首先对连结于输出层的权值进行分析,找出净输入较大的值,由此找出影响输出层节点的一个或若干隐含层节点,再用同样的方法找出影响这些隐含层节点的输入层节点。这样就能够找出导致供应链出现风险的关键风险因素。

本实验中,隐含层与输出层的连接权值中最大值为2.85,其他权值相对较小,在此不做考虑。设该结点为A结点,然后分析与A结点相连的输入层各输入结点的连接权值。各输入点与A结点的权值如表5所示,其中 A_1 代表 U_{11} 即宏观经济形势这一输入结点与A结点的连接权值, A_2 、 A_3 等按表1中各指标的顺序依次类推。

表5 输入层各结点与A结点的连接权值

Tab.5 The weight between the input nodes and A

A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8
2.36	1.14	-0.65	0.15	-0.57	0.18	0.21	-1.52
A_9	A_{10}	A_{11}	A_{12}	A_{13}	A_{14}	A_{15}	A_{16}
-0.65	-0.24	0.12	0.10	1.98	0.31	2.03	-0.16
A_{17}	A_{18}	A_{19}	A_{20}	A_{21}	A_{22}	A_{23}	A_{24}
0.38	-0.21	-0.52	2.11	1.39	1.57	0.35	1.70

由表5可以看出 A_1 、 A_2 、 A_{13} 、 A_{15} 、 A_{20} 、 A_{21} 、 A_{22} 、以及 A_{24} 的权值较大,与表1中风险因素对照,可以看出经济环境风险、市场环境风险、协调风险、信息风险以及资金风险是影响本实验输出结

果的主要依据,即它们是导致供应链出现风险的关键风险因素,这也与专家给出的意见一致。找出关键风险因素后,对症下药,及时防范,保证供应链系统的正常运行。

4 结论

1)利用BP神经网络的自学习特性,通过权值的不断修正,最终使系统误差达到预期,提高了供应链风险预测的准确度。

2)通过对模型各层连接权值的分析,能够找出供应链关键风险因素,从而供应链管理人员可以有有的放矢,以有限的人力、财力、物力有效减少供应链风险的发生。

参考文献:

[1] 曹庆奎,杜恒,赵斐.基于Shapley值法和信息熵的再造闭环供应链利润分配研究[J].河北工程大学学报:自然科学版,2011,28(1):1-3.

[2] 李巍巍,吴冲.基于Shapley值法和直觉模糊的煤炭供应链利益分配[J].黑龙江科技学院学报,2010,20(6):483-487.

[3] 刘俊娥,张洪亮,李少波,等.风险矩阵的供应链风险评价[J].统计与决策,2007(4):151-152.

[4] 王文婕.基于OWA算子的供应链风险评估方法[J].供应链管理,2010,30(4):110-113.

[5] 于宝琴,孙翠,张悦,等.基于模糊信息熵的绿色供应链管理风险因素分析[J].科技管理研究,2010(12):178-180.

[6] 杜林,袁蕾,王有元.应用模糊多属性理论的电力变压器故障融合诊断[J].重庆大学学报,2010,33(12):1-7.

[7] 陈天平.神经网络及其在系统识别应用中的逼近问题[J].中国科学学报:A辑,1994,24(1):1-7.

[8] 葛哲学,邱忠.神经网络理论与MATLAB7的实现[M].北京:电子工业出版社,2005.

(责任编辑 马立)