

基于遗传算法的BP神经网络供应商评价模型研究

孟林丽,郑宁,汪沁

(上海师范大学天华学院 管理学院,上海 201815)

[摘要]利用基于遗传算法的BP神经网络建立了一种供应商评价模型,实现了供应链中的供应商多指标评价,提高了供应商评价过程的客观性,同时克服了BP神经网络具有泛化能力较弱、较多的依赖初始值等缺点,该模型为供应商的评价研究提供了模型和方法的支撑。实证结果表明,该模型具有较强的自组织、自学习和自适应能力,模型评估结果比较客观合理。

[关键词]供应商评价 BP神经网络 遗传算法

[中图分类号]TP18

[文献标识码]A

[文献编号]1005-152X(2015)07(2)-0199-03

Study on Supplier Assessment Model of BP Neural Network Based on Genetic Algorithm

Meng Linli, Zheng Ning, Wang Qin

(School of Management, Tianhua College of Shanghai Normal University, Shanghai 201815, China)

Abstract: In this paper, we utilized the BP neural network of the genetic algorithm to establish a supplier assessment model. With a number of indexes, this model improved the objectivity of the supplier assessment process, overcame the shortcomings of weak generalization ability and initial value dependence and offered models and methods to the supplier assessment. The empirical findings showed the model was able to organize, learn and adapt by itself, which made the assessment results more objective and reasonable.

Keywords: supplier assessment; BP neural network; genetic algorithm

1 引言

在当今的市场环境中,企业的竞争优势很大程度上取决于外部组织的支持。因此供应链管理已然成为适应顾客多样化需求、全球化竞争的新模式。供应链管理需要通过信息共享、协调机制在必要的时间内将正确数量的产品送到客户手中,实现供应链收益最大化。因此供应商的资质会影响整条供应链的收益及效率,对企业充分发挥核心竞争力起着关键的作用。

客观、公正地对供应商的业绩及其他各项要素进行评价是选择供应商的前提条件,是企业顺利实施供应链管理的基础。但目前常用的供应商选择评价方法在确定指标权重时存在主观随意性,评价结果缺乏客观性与公正性。

BP(Back Propagation)神经网络具有容错性、自适应性、自学习性等特点,能够有效解决评价指标权重设置的随意性和其他人为因素。但BP神经网络具有网络收敛速度慢、易陷入局

部最优化的缺点,为此本文构建了基于遗传神经网络的供应商选择评价模型,该模型能有效解决BP神经网络的缺点,使得评价结果更加真实可靠。

2 供应商评价指标体系的构建

评价指标是供应商选择评价是否真实有效的基础。最早对供应商指标进行研究的是Dickson,1966年他对170份对采购经理和采购代理人进行调查的问卷分析后发现在选择供应商时重要性最高的前三个因素分别为质量、交货期和过去绩效。Ellram针对五家大型企业的采购人员作访谈,发现发展策略合作型供应商的四个标准分别是:供应商财务、组织文化、策略议题、技术议题以及其它因素。2000年,马士华等人在供应链管理课题组的调查中发现影响合作伙伴选择的四类主要要素:企业业绩、业务结构与生产能力、质量系统和企业环境。张炳轩等人从动态供应链伙伴关系的角度出发,分析了影响合作

[收稿日期]2015-05-25

[作者简介]孟林丽(1981-),女,管理学硕士,研究方向:供应商评价及供应链信息化。

伙伴选择的主要因素,主要有六个方面:质量、服务、成本、效益、敏捷性、信息化。

本文从供应商的质量、成本、交货能力、产品开发与生产、财务信誉及服务能力六个方面进行评价,具体指标如图 1 所示。

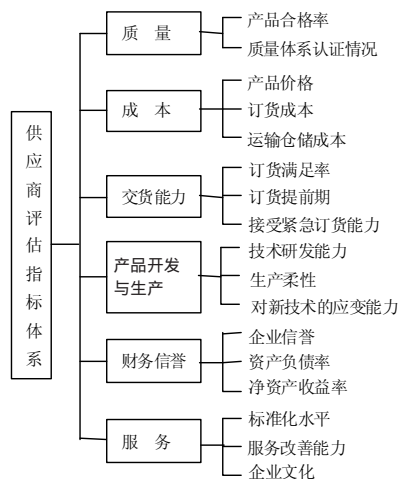


图 1 供应商评价选择指标体系

3 基于遗传算法的 BP 神经网络供应商评价模型

3.1 BP 神经网络模型

BP 网络是一种具有多层的神经网络,包括输入层、中间层(隐层)和输出层。当输入信号输入到网络后,输入层的神经元经处理后的信号传递到各中间层,中间层负责信息变换,并将信号传递到输出层各神经元的信号,经进一步处理后,完成一次学习的正向传播处理过程,由输出层向外界输出信息处理结果。当实际输出与期望输出不符时,进入误差的反向传播阶段。误差通过输出层,按误差梯度下降的方式修正各层权值和阈值,向隐层、输入层逐层反传。随着这种误差逆向传播修正不断地进行,网络对输入模式响应的正确率不断上升。基于 BP 神经网络的供应商评价模型结构及学习原理如图 2 所示。

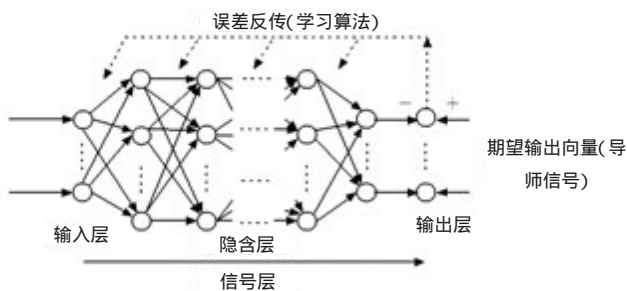


图 2 BP 神经网络模型基本结构

3.2 基于遗传算法的 BP 神经网络模型

BP 算法是沿梯度下降(平方误差函数)来修正权值和阈值的,这种学习过程不仅收敛速度慢,且易陷入局部最优值,同时 BP 神经网络具有泛化能力弱、依赖初始值等缺点,这限制了 BP 神经网络的推广应用。而遗传算法具有较好的全局搜索

能力和快速搜索能力,不易陷入局部最优值,克服了 BP 神经网络的缺陷。将遗传算法与 BP 网络相结合,可以达到全局寻优和快速高效的目的。

本文构建模型思路如图 3 所示,具体步骤如下:

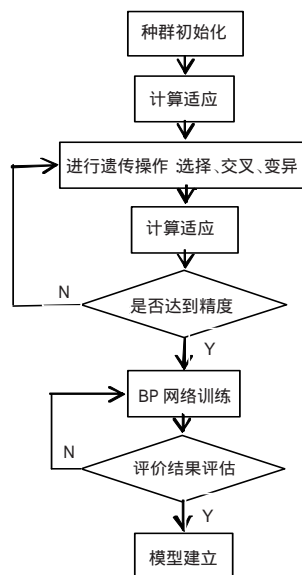


图 3 基于遗传算法的 BP 神经网络供应商评价模型

(1)确定网络参数,包括种群规模、选择概率、网络层数、BP 网络结构参数及精度等。

(2)确定相关函数,包括传递函数、目标函数、适应度函数、交叉函数、变异函数,具体如下:

输入节点与隐层节点间传递函数:

$$y_i = f_1(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i) = f_1(net_i) \quad (1)$$

其中 $net_i = \sum_j w_{ij}x_j - \theta_i$ 为输入节点与隐层节点间的

传递函数,采用对数 S 型函数 x_i 表示输入层神经元 j 的一个状态变量, y_i 表示隐层节点神经元 i 的状态变量, θ_i 表示神经元 i 的阈值。

隐层节点与输出节点间传递函数:

$$O_l = f_2(\sum_i t_{li}y_i - \theta_l) = f_2(net_l) \quad (2)$$

其中 t_{li} 为隐层节点与输出节点之间的传递函数,采用线性传递函数, O_l 表示输出层神经元 l 的状态变量,输出节点与隐层节点间的网络权值为 t_{li} , θ_l 表示输出层神经元 l 的阈值。

目标函数:

$$\min E(x) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^{N_t} (K_t^{s*} - K_t^s)^2 \quad (3)$$

其中, K_t^{s*} 为第 s 个样本输入后得到的期望输出值; K_t^s 为第 s 个样本输入后得到的网络输出值, S 为样本总数。

适应度函数:

$$F(x) = \frac{1}{1 + E(x)} \quad (4)$$

交叉函数及变异函数:

交叉函数采用算术交叉法

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \alpha X_B^t + (1-\alpha)X_A^t \\ X_B^{t+1} = \alpha X_A^t + (1-\alpha)X_B^t \end{cases} \quad (5)$$

α 为一常数 X_A^t, X_B^t 为经过第 t 次交叉后的两个个体。

本文采用高斯近似变异操作,即进行变异操作时用符合均值为 \bar{P} 、方差为 P^2 的正态分布的一个随机数来替换原有的基因值。

(3)随机产生一组染色体,即神经网络中的权值和阈值。

(4)采用式(5)对网络权值和阈值进行交叉、变异和选择,以实现对其的优化。

(5)染色体采用实数编码,用式(1)-式(4)计算个体适应度,若个体适应度满足条件,则转到步骤(7),否则转到步骤(6)。

(6)遗传操作产生新一代个体,并淘汰父代个体,转到步骤(4)。

(7)用BP算法进行微调,直到满足条件结束。

4 算例分析

以某公司的36家供应商数据为基础,采用matlab7.0编程,建立三层的遗传神经网络模型。将其中30家供应商作为模型的训练集,训练网络模型,构建满足要求的评价模型;其余6家供应商作为验证集(见表1),以验证评价模型的准确度。

表1 6家供应商的评价指标值

	S1	S2	S3	S4	S5	S6
产品合格率	92.7%	94.5%	92.3%	93.45	96.8%	94.4%
质量体系认证情况	3	3	5	6	6	8
产品价格	132	128	132.5	134	135	134
订货成本	234	260	251	247	220	213
运输仓储成本	3.5	3.5	3.4	3.2	3.3	3.1
订货满足率	89%	84.5%	87%	92%	90.5%	95%
订货提前期	5	4.5	4.5	4	4	3.5
接受紧急订货能力	4	5	3	5	6	6
技术研发能力	5	4	5	5	6	5
生产柔性	5	3	4	6	6	6
技术应变能力	3	2	3	4	4	4
企业信誉	5	4	5	6	7	7
资产负债率	0.44	0.55	0.40	0.52	0.55	0.6
净资产收益率	0.16	0.21	0.13	0.19	0.20	0.24
标准化水平	4	4	4	5	5	5
服务改善能力	5	4	6	6	7	6
企业文化	4	4	5	7	6	7

其中,质量体系认证情况、接受紧急订货能力、技术研发能力、生产柔性、技术应变能力、企业信誉、标准化水平、服务改善能力、企业文化九个指标采用9等级的李克特量表(Likert Scale)表示指标的表现,分数越高,表现越好;产品价格为单位产品的价格,采用近三个季度产品价格的平均值;仓储成本为

近三个月单位产品的平均仓储成本;订货提前期为近三个月订货当日至货物送达时间间隔的平均值。

由于指标体系中某些变量之间量级具有较大差异,指标量级的差异将导致在网络训练过程中,部分变量的特征不能充分体现,会导致评价结果的不真实,因此需对原始数据进行标准化处理。本文采用最小-最大规范化方法对原始数据进行线性变换,使处理值落入到区间[-1,1]内。具体方法为:假定 \min_a 和 \max_a 分别为某属性的最小值和最大值,最小-最大值规范方法的计算公式为:

$$v' = 2 * \frac{v - \min_a}{\max_a - \min_a} - 1 \quad (6)$$

其中 v, v' 分别表示处理前的原始数据和处理后的数据。

设置网络允许误差为0.001。首先用遗传算法确定最优的网络权值和阈值。经过488次优化,得到全局最优的网络权值和阈值。然后用前30家供应商的评价指标为训练样本,BP神经网络经过4382次迭代训练后达到网络允许的误差,如图4所示。

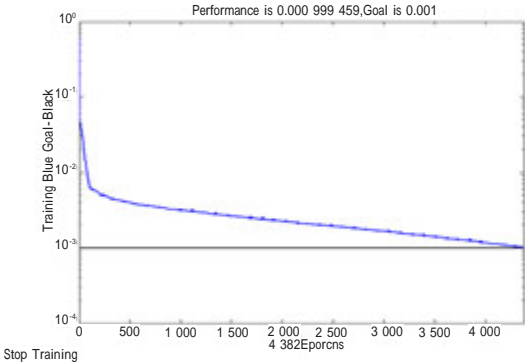


图4 网络训练的误差减小过程

经过训练后,其误差值在网络允许的范围之内,信用评价模型基本建成。将验证集的指标数据经量化处理后,输入到信用评价模型中进行仿真模拟,得到的输出结果见表2。

表2 验证集输出值和期望值

	S1	S2	S3	S4	S5	S6
输出值	0.546 2	0.378 8	0.425 8	0.723 6	0.799 2	0.824 4
期望值	0.526	0.367	0.449	0.705	0.759	0.824
排名	4	6	5	3	2	1

由表2数据可见,通过训练集训练获得的基于遗传算法的BP神经网络模型比较稳定,将验证集输入到该模型中获得的评价值与期望值的网络误差为0.001 524,该误差在可接受的范围之内。并且该神经网络计算出的期望值排名与供应商排名一致,这说明基于遗传算法的BP神经网络具有较强适用性。

但验证集的网络误差与训练时的网络允许误差(0.001)稍有出入,造成这种情况的原因之一在于本算例训练集数量较少,使得权值和阈值存在一定的偏差。因此,扩大训练样本的数量能有效提高模型评价的准确度。(下转第210页)

数据库连通也有利于客户价值挖掘,把原本分散在各自系统里面的客户信息进行整合,有助于客户全方位需求的挖掘,对客户消费行为的分析,客户偏好的发掘,从一个行业级别的大数据做分析要比自身企业分析更具实际价值,所得到的结果更加接近市场,对于各自企业的进一步发展有较大的推动作用。在这方面,服务集成商更具备优势,因为核心企业本身具备信息系统建设优势,也有专业的数据分析人才,而功能型服务商则一般为小快递企业,大部分租用第三方信息软件系统,数据存储在小型数据库中,一旦信息共享,客户信息优势就会丧失,因此,在快递服务供应链中,为了消除这个顾虑,必须有相应的保障措施,如合理的利益分配机制、奖罚契约等要件。

3.3 利益分配机制

虽然供应链的构建提高了快递业的整体作业效率和利润,但是对于供应链上的各节点企业而言,仍然存在博弈情形,一套稳定的利益分配机制还是需要的。

激励机制:快递服务供应链上节点企业的利益与供应链整体利益方向是一致的,在供应链运作过程中,核心企业作为主导企业,需要根据供应链上各企业的贡献价值大小及整体供应链的发展与战略,不断修订成员企业的激励策略,将激励措施纳入战略合作协议框架中,确保供应链的有序发展。

风险分担机制:首先,供应链存在不确定性,成员企业也存在不确定性,需要制定相应的成员企业退出机制,防范系统性风险的产生。其次,要制定责任分摊协议,当供应链系统性风险爆发时可以依据责任分摊协议让各方分担风险产生的损失。

惩罚措施:对于供应链中的道德风险、搭便车行为,互相竞争情况,需要约定特定的惩罚措施,以契约来规定企业责任和利益分配,对于紧急事件处理,确保各企业以企业整体利益为目标,促进快递服务供应链的顺利进行。

动态平衡机制:快递服务供应链要达到持续盈利,需要引入动态平衡机制。供应链中各节点企业的盈利情况及地位、影响力都会有不同的变化,一些企业会越来越重要,而另外一些企业可能会越来越糟糕,甚至拖累供应链发展,因此,供应链需要有一套平衡机制来确定供应链企业变更、上升、退出通道,以达到供应链企业的平衡。

4 结语

快递业在供应链环境下呈现了新的特性,结束了传统的单兵作战模式,资金雄厚的大型快递企业,如顺丰、申通等快递企业,整合多个区域的其他快递配送小企业资源,构建一个快递供应链联盟,以实现优势互补,提升各企业影响范围,增加利润。但是,在核心企业协同调度过程中也会出现信息失真,或者信息欺骗等情况,导致快递服务供应链牛鞭效应的产生,快递服务集成商蒙受上游功能型快递服务商失真需求带来的库存及配送产能浪费损失。因此,本文剖析了快递服务供应链产生牛鞭效应的原因,针对性地提出了牛鞭效应的缓解机制,对缓解供应链损耗有一定的实践意义。

[参考文献]

- [1]高帅.基于牛鞭效应的供应链信息共享价值研究[J].物流技术,2011,(11).
- [2]刘超.信息共享对供应链牛鞭效应减弱效果分析[J].物流科技,2012,(4).
- [3]贾晓桑,陈伟达.供应链环境下协同生产调度中牛鞭效应的缓解机制研究[J].现代管理科学,2005,(8).
- [4]司旭.快递服务供应链模型构建与利益分配研究[D].秦皇岛:燕山大学,2013.

(上接第 201 页)

5 结语

基于遗传神经网络的供应商评价模型充分发挥了 BP 神经网络的容错性和自适应学习能力,遗传算法有效克服了 BP 神经网络对初始值的依赖性和局部收敛问题,两者取长补短,使供应商评价模型兼顾两者的优点。通过实证分析表明,所建评价模型实用有效,为评价供应商提供了一条新途径。

[参考文献]

- [1]Dickson G. An analysis of selection systems and decision [J]. Journal of pur-

- chasing, 2000, 2(5):5-17.
- [2]沈化玉,王兆霞.BP 神经网络隐含层单元数的确定[J].天津理工大学学报,2008,24(5):13-15.
- [3]董沛武,刘薇薇.基于遗传算法和神经网络的企业核心竞争力评价模型研究[J].兵工学报,2009,(1):115-118.
- [4]张炳轩,李龙洙,等.动态供应链合作伙伴的评价体系及其模型评价方法[J].天津师范大学学报:自然科学版,2001,(3):19-23.
- [5]陈海汉.基于证据理论的供应商评价与选择[J].福州大学学报(哲学社会科学版),2013,(4):39-42.
- [6]朱华征.基于 DEA 方法的供应商评价分析[J].商品与质量:学术观察,2012,(8):232.
- [7]袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,2000.