

基于粒子群神经网络的供应商评价模型及应用

全凌云¹ 姜 璠¹ 李东梅²

¹ (河北工业大学, 天津 300401) ² (唐山市丰南区人民政府, 唐山 063300)

〔摘 要〕 供应链管理成为当今的研究热点, 能否选择合适的供应商成为供应链构建成败的关键, 而供应商评价是这个选择过程的重要组成部分。本文比较了供应商评价的各种方法, 在重点研究了 BP 神经网络算法的基础上, 针对其训练速度慢和容易陷入局部极小点的局限性, 提出了一种粒子群优化 BP 神经网络评价模型。通过实例用 Matlab 进行仿真, 与传统的 BP 网络模型比较, 得出粒子群神经网络在供应商评价中更加有效。

〔关键词〕 供应商评价 BP 神经网络 粒子群神经网络

〔中图分类号〕 F224.9 **〔文献标识码〕** A

引 言

自从上世纪 90 年代供应链管理的思想引入中国以后, 引起了企业界和理论界的广泛关注。在整个供应链管理的框架中, 能否选择合适的伙伴企业往往成为供应链构建成败的关键。选择伙伴企业首先面对的就是对供应商的开发。Handfield 等人认为, 完整的供应商开发过程包括 7 个步骤, 即判别关键商品、判别关键供应商、建立跨部门的工作小组、与供应商的高层管理人员接洽、判别主要项目、签订详细的协议、控制实施过程和修正战略^[1]。而供应商绩效评价是这个复杂开发过程的重要组成部分, 其中往往包含许多可见和不可见的多层次因素。由于各因素在总的评价中的作用不易确定, 所以评价结果很难用函数关系式表达, 传统的方法难以解决这个问题。

目前, 该领域中对供应商评价的使用的方法有很多。直观判断法, 招标法, 协商选择法, 以上 3 种都是定性分析法, 由于它们依赖于人的主观判断, 往往不够准确, 特别是当供应商的条件接近时, 就不能将供应商区分开来。线性权重法, 成本法, 层次分析法 (AHP), 模糊综合评价法 (FCE)^[2], 数据包络法 (DEA)^[3], 以上各种分析方法只要事先根据经验确定评价指标各因素间的权重, 建立模型算法后, 输入候选企业的指标数据就可计算出该候选企业相应值。其优点是不需要大量基本数据, 较之于定性的分析方法, 评价结果准确、符合现实。其缺点也显而易见, 由于评价指标各因素间的权重关系是事先根据经验确定的, 带有很大偏好性, 有时并不能反应实际的权重关系, 并且其大多数算法过于复杂, 可修改性、实用性并不好, 而且在评价模型中没有根据评价对象和指标因素的客观状态和指标自动调整权重的能力, 所以在相当程度上制约了该评价方法解决问题的能力。人工神经网络算法 (ANN), 此方法处理信息能力强, 数据可以并行处理, 自身还具有学习、联想和记忆的能力。可以避免传统方法的局限性和专家评价的主观性以及数据来源的单一性而导致的评价模型和评价对象之间不客观的简化, 同时, 这一类方法有着较好的模型组织形式和计算机工作平台, 是评价技术的发展方向, 有着广泛

的应用前景, 为供应商的评价提供了一种有效的工具^[4]。但是传统的神经网络所采用的学习算法是基于梯度下降这一本质的, 所以不可避免地存在着容易陷于局部极小值, 收敛速度慢, 训练时间长等问题。粒子群优化算法 (PSO) 能避免梯度下降法中要求函数可微, 对函数求导的过程, 可以缩短神经网络的训练时间。因此本文提出了一种改进的粒子群算法训练神经网络的模型, 来解决供应链中供应商的评价问题。

1 粒子群优化 BP 神经网络算法

1.1 BP 神经网络

BP 网络是一个典型的前向型层次网络, 由神经元及神经元之间的连接权组成, 可分为输入层、隐含层 (可有多层)、输出层。层与层之间采用全互连接, 同层神经元之间不存在相互连接。输入值通过各层之间的激活函数非线性地映射到输出值。理论已经证明, 具有一个隐层结构的 BP 神经网络, 当隐层神经元数目足够多时, 可以以任意精度逼近任何一个具有有限间断点的非线性函数。

BP 神经网络的学习是基于一组样本进行的, 它包括输入和输出 (这里用期望输出表示), 输入和输出有多少个分量就有多少个输入和输出神经元与之对应。最初神经网络各层的连接权值 (Weight) 和各神经元的阈值 (Bias) 是任意给定的, 学习就是逐渐调整权值和阈值, 使得网络的实际输出和期望输出一致。

BP 算法的主要思想是把学习过程分为 2 个阶段, 第一阶段为正向传播过程: 输入信息从输入层经隐层逐层处理并计算各单元的实际输出值。第二阶段为反向传播过程: 若在输出层不能得到期望的输出, 则逐层计算实际输出与期望输出的差值 (即误差), 以便据此差值调整权值。BP 算法的正向传播和误差的反向传播过程不断循环进行, 这同时也是神经网络学习的过程。当网络输出达到预定的精度或预定的训练次数时, 权值调整结束。标准 BP 神经网络采用的是最速梯度下降法修正权值, 所以存在着一些缺陷: (1) 学习收敛速度太慢; (2) 容易陷入局部极小点; (3) 网络结构不易确定。虽然各种改进算法如: 附加动量、采用自适应调整参数, 使用拟牛

收稿日期: 2008-09-06

顿法、基于共轭梯度等能够改善标准 BP 算法的一些不足，但是还不能完全克服 BP 算法固有的缺陷。另外，网络结构、初始连接权值和阈值的选择对网络训练的影响很大，但又无法准确获得。针对这些特点可以采用以下的粒子群优化算法（PSO）对神经网络进行优化。

1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法（PSO）是一种进化计算技术，源于对鸟群捕食的行为研究。标准粒子群优化（POS）算法的数学描述如下：设搜索空间为 D 维，群体中粒子总数为 N，第 i 个粒子的位置表示为向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ；第 i 个粒子“飞行”历史中最优位置（即该位置对应解最优）为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ ，或者记为 pBest。其中所有 P_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 中的最优个体，也就是全局最优个体被记为 P_g ，或者记为 gBest。第 i 个粒子的速度为向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行迭代变化（“飞行”）：

$$v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 * rand() * (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 * rand() * (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中 被称为惯性因子， c_1 ， c_2 为正常数，被称为加速因子， $rand()$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。另外，粒子在不断根据速度调整自己的位置时，还要受到最大速度 V_{max} 的限制，当 v_i 超过 V_{max} 时将被限制为 V_{max} 。粒子群初始位置和速度随机产生，然后按式（1），式（2）进行迭代，直至满足终止条件。

公式（1）由三部分组成，第一部分为粒子先前的速度；第二部分为“认知”部分，表示粒子本身的思考，鼓励其飞向自身曾经发现的最佳位置；第三部分为“社会”部分，表示粒子间的信息共享与相互合作，鼓励其飞向整个粒子群曾经发现的最佳位置。

1.3 粒子群优化 BP 神经网络（PSO - BP）算法步骤

用 PSO 算法替代 BP 算法中的梯度下降法训练神经网络的参数（即权值和阈值），能够改善神经网络性能，加快搜索速度，并且能够防止整个算法的过早收敛，使其不易陷入局部极小，增强了网络的泛化性能。用 PSO 算法训练 BP 神经网络的具体流程如下：

Step1 首先初始化网络结构，设定网络的输入层、隐含层、输出层的神经元个数。

Step2 初始化种群的规模、维度及每个粒子的速度、位置；

规模：粒子个数，根据具体问题一般取为几十个，复杂问题可取到 100 个以上

维度：粒子的维度 D = 输入层至隐含层的连接权值个数 + 隐含层至输出层的连接权值个数 + 隐含层的阈值

个数 + 输出层的阈值个数

速度 V_{id} ，位置 X_{id} ：随机赋值

Step3 根据适应度函数计算每个粒子的适应度方差

a. 先计算一个粒子的适应度值

(1) 训练集中每个样本都有一个输出值，按照当前网络的结构和权值、阈值，计算出每个样本的输出值。

(2) 通过公式 $I_i = \sum_j (Y_{ij} - y_{ij})^2$ 来计算每个训练样本的输出值的误差。

其中 $i = 1, 2, \dots, n$ n 为训练集中样本总数

$j = 1, 2, \dots, m$ m 为输出层神经元个数

Y_{ij} 为期望的输出值； y_{ij} 为实际输出值

同理，计算出所有样本的输出值误差 I_1, I_2, \dots, I_n ；

(3) 通过公式 $I = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i$ 计算出该粒子的适应度， n 为样本总数。

b. 同理，可以计算出所有粒子的适应度；

Step4 对每个粒子，用它的适应度值和个体极值 pBest 的适应度值比较，如果较好，则替代 pBest；对每个粒子，用它的适应度值和全局极值 gBest 的适应度值比较，如果较好，则替换 gBest；

Step5 考察粒子的适应度和当前的最大迭代次数，若误差足够小或到达最大循环次数，则退出；否则，进入下一步；

Step6 更新粒子的速度和位置，生成下一代粒子；

Step7 回到 Step3。

2 基于 MATLAB 语言的供应商评价的实证分析

某制造型企业需要选择合适的供应商，选取的指标包括：单位总成本（元/天）、质量体系、交货期均值（天）、订货满足率（%）、战略一致性（1~5）、技术人员比例（%）、总资产周转率（%）、外部环境（1~5）。训练样本数目的确定没有通用的公式，一般认为，样本数目过少，可能使得网络表达不够充分，从而导致网络的外推能力不够，如果样本数目过多，可能会出现样本冗余现象，既增加了网络的训练负担，也有可能因信息量过剩产生的过拟合现象。在这个供应商评价问题中我们选择了 14 个有代表性的样本，其中前 10 个作为训练样本，后 4 个作为检验样本。

对原始表格的值进行归一化处理，将数据处理成 $[0, 1]$ 之间的数据，归一化的方法有多种形式，本文对于单位总成本采取的归一化的公式为：

$$v = \frac{\max_A - v}{\max_A - \min_A}, \text{ 其}$$

$$\text{它的为正向指标，归一化公式：} v = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A}。$$

得到的归一化数据如下表：

表 1

	单位 总成本	质量体系	交货期 均值	订货 满足率	战略 一致性	技术人员 比例	总资产 周转率	外部环境	输出指标
1	0.500	0.75	0.75	0.75	0.75	0.659	0.647	0.75	0.8
2	0.500	0.75	0.75	0.75	0.75	0.659	0.647	0.75	0.88
3	0.500	0.75	0.75	0.75	0.75	0.659	0.647	0.75	0.95
4	0.625	0.75	0.75	0.75	0.75	0.659	0.647	0.75	0.85
5	1.000	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	1.0
6	1.000	0.50	1.00	1.00	0.50	0.716	0.882	1.00	0.4
7	1.000	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	1.0

续 表									
	单位 总成本	质量体系	交货期 均值	订货 满足率	战略 一致性	技术人员 比例	总资产 周转率	外部环境	输出指标
8	1.000	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	0.00	0.7
9	1.000	1.00	1.00	0.25	1.00	0.716	0.882	1.00	0.75
10	1.000	0.50	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	0.8
11	0.500	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	0.95
12	0.125	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	0.12
13	0.250	1.00	1.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	0.52
14	1.000	1.00	0.00	1.00	1.00	0.716	0.882	1.00	0.7

据 PSO 训练 BP 神经网络的算法流程,应用 Matlab6.5 进行编程实验。本文采用一个隐层的 BP 神经网络拓扑结构,因为在这个供应商评价中有 8 个指标,所以网络输入层的神经元个数为 8,又评价的结果为 1 个值,所以输出层的神经元个数为 1。中间层节点数经验证,选 8 较优。网络层的神经元传递函数采用 S 型对数函数 logsig,输出层神经元传递函数采用线性函数 purelin。

粒子群的规模参数设置为 20 个,粒子模型维度为 $8 \times 5 + 5 = 45$;学习因子 $c_1 = c_2 = 2$;设置粒子最大迭代次数为 300 代,粒子最大速度 V_{\max} 设置为 0.5,最小误差为 0.01;在样本数据集中,供应商 1~10 为训练样本,11~14 为测试样本。

根据设置好的参数对上述例子进行实验。为了说明 PSO - BP 有更好的性能,与标准 BP 算法做一比较:

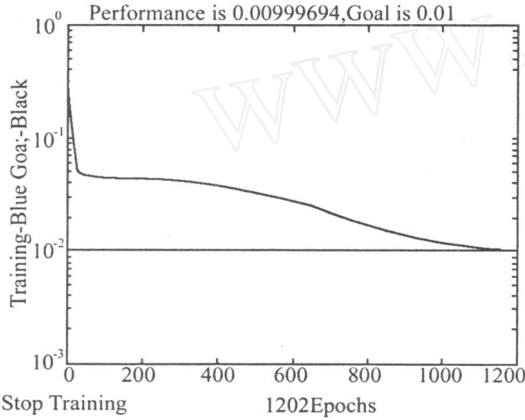


图 1 BP 算法

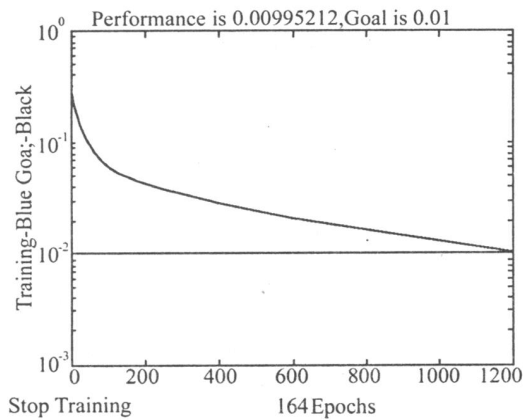


图 2 PSO - BP 算法

从上面结果可以看到,附加动量的 BP 算法训练步数是 1202,而用粒子群优化权值的 BP 神经网络 (PSO - BP) 的训练步数是 164,迭代收敛次数明显缩短,训练时间大大缩减。

3 结 论

本文研究了 PSO - BP 神经网络算法模型,并且对某企业的供应商评价做了仿真实验,与 BP 算法进行了比较,结果表明:用 PSO 算法代替 BP 算法中的梯度下降法训练神经网络的参数,即训练时先用粒子群优化算法 (PSO) 对神经网络的权值进行寻优,将搜索范围缩小后,再利用 BP 网络来进行精确求解,可以达到全局寻优和快速高效的目的,并且可以避免局部极小问题。该算法不仅具有全局搜索能力,而且提高了局部搜索能力,从而使结果的性质得以极大的改善,为满意的解决包含多层次因素的供应商评价问题提供了一个有效的方法。

参 考 文 献

1. 徐晓燕. 制造型企业供应链合作伙伴选择问题及方法研究 [J]. 中国科学技术大学学报, 2002, 32 (4)

2. 刘晓, 李海越, 王成恩等. 供应商选择模型与方法综述 [J]. 中国管理科学, 2004, 12 (1)

3. Siying W, Jinlong Z, zhicheng L. A supplier selecting system using a neural network [G]. IEEE International conference on Intelligent Processing System. Beijing: International Academic Publish, 1997: 468~471

4. Narasimhan R, Talluri S, Mendez D. Supplier evaluation and rationalization via data envelopment analysis: an empirical examination [J]. The Journal of Supply Chain Management, 2001, 37 (1): 28~37

5. 边力. 精益供应链的供应商评价选择及优化研究 [D]. [中南大学博士学位论文], 2006: 20~24

6. 谢军, 胡容兵. 供应链的合作伙伴选择方法综述 [J]. 价值工程, 2005. 1

7. 秦毅男, 廖晓辉 赵庆治. 一种基于粒子群优化算法的神经网络训练方法 [J]. 河南师范大学学报 (自然科学版), 2007, 35 (3)

8. 许东, 吴铮. 基于 MATLAB6.x 的系统分析与设计——神经网络 (第二版) [M]. 西安电子科技大学出版社

作者简介 仝凌云, 河北工业大学管理学院副教授, 南开大学博士, 硕士生导师。研究方向: 供应链管理; 决策与决策支持系统; 智能技术。姜璠, 女, 河北工业大学管理学院硕士研究生。研究方向: 供应链管理。李东梅, 唐山市丰南区人民政府招待处。