

# 基于 BP 神经网络的危化品运输企业安全评价模型及应用

李怀俊

(广东交通职业技术学院 轨道交通工程学院 广东 广州 510650)

[摘要]针对全方位的危化品运输企业安全要素建立了基于 BP 神经网络的评价模型,采用基于最速下降法的权值学习算法进行权值修正,使得评价方法具有快速、准确的特点。用样本数据训练了神经网络评价模型,测试结果显示评价模型自我调节能力强、精度较高,适合受随机评价因素影响较重的危化企业安全评价应用。

[关键词]企业安全评价;BP 神经网络;误差反向传播;危化品运输

[中图分类号]F224.0;F253

[文献标识码]A

[文章编号]1005-152X(2010)05-0088-02

## Safety Evaluation Model of Hazardous Chemical Transportation Enterprises Based on BP Neural Network and Its Application

LI Huai-jun

(School of Railway Transportation Engineering, Guangdong Communication Polytechnic College, Guangzhou 510650, China)

**Abstract:** In view of the overall safety elements for hazardous chemical transportation enterprises the paper establishes an evaluation model based on BP neural network which employs the weight learning algorithm based on the steepest descent method to modify the weights of the model, which ensures the speediness and accuracy of the evaluation method. Then it trains the model using sample data, with results showing the high self-adaptability and accuracy of the model which qualifies it to the evaluation of hazardous chemical enterprises influenced heavily by stochastic evaluation factors.

**Keywords:** enterprise safety evaluation; BP neural network; back propagation of error; hazardous chemical transportation

## 1 危化品运输企业安全评价体系

危化品运输企业安全评价是对企业的货物运输、站务操作、汽车维修、车辆监控、搬运装卸、驾驶员培训等有关安全管理、技术事项的具体安全要求、实施程序、各种标准数值以及运输质量评价考核方式的统一规定。安全评价指标包括基础指标、管理指标、方法指标、作业场所分级指标、产品指标等。涵盖的内容十分广泛,包括行业中所有与安全评价均有直接联系的要素:政府部门、企业管理工具、人员考核、车辆监控、货物监控、事故管理等,共 7 大安全评价指标,又可细分多个评价细则(见表 1),使安全要素全方位量化,有利于建立安全评价模型并对企业安全运营质量做出客观评价。

企业安全评价是一个复杂的多因素系统,有定量指标,也有定性指标,并且指标又是多层次的、复杂的,增加了评估的

表 1 企业安全评价指标体系

一级指标	二级指标	一级指标	二级指标
企业安全管理机构	安全生产领导小组	企业经营资质	企业经营资质审核
	安全生产执行机构		企业管理制度建设状况
	安全员技能考核		
岗位安全制度及教育	岗位安全职责	事故预防与应急	事故隐患整改制度
	全员安全生产责任制		事故处理与报告制度
	安全会议制度		安全档案管理制度
在途车辆安全监管水平	GPS 行车记录仪利用率	货物防损能力	货物泄漏监测水平
	车速、行驶轨迹监测水平		货物防盗监测技术
	发动机转速监测水平		货物防损管理机制
	发动机冷却液温度监测水平	企业安全信息化	车辆信息管理网络化水平
	蓄电池充放电状态监测水平		日常数据报表处理机制
	制动油(气)压监测水平		企业综合数据分析(行车安全、损耗与员工绩效综合分析考核)
	轮胎气压、温度监测水平		车辆监控系统实时化、全面化程度
	司机疲劳程度监测水平		

难度。用层次分析法、模糊综合评价法均取得了一定的成果,但权重的确定很难摆脱评价人员的主观性和随意性。因此,评价工作需要采用更科学的方法实现。本文建立了基于神经网络的企业安全评价模型,并通过数据测试验证了该模型的评估结果和实际情况相符。

[收稿日期]2009-11-06

[作者简介]李怀俊(1978-)男,山西襄汾人,工程师,在读博士研究生,研究方向:车辆安全监控技术,无线传感器网络。

## 2 BP 神经网络企业安全评价模型的建立

### 2.1 BP 网络结构

典型的 BP 神经网络是一个由输入层、隐含层和输出层构成的三层前馈神经网络。BP 网络的学习过程由信息的正向传播和误差的反向传播组成。当给定网络一组输入模式时, BP 网络将依次对这组输入模式按如下方式学习: 首先, 把输入模式从输入层传输到隐含层单元, 经隐含层单元逐层处理后, 产生一个输入模式传送到输出层, 这一过程称为正向传播, 然后将输出结果和期待值进行比较, 如果没有达到所预计的期望, 则转变为误差的反向传播(Error Back Propagation), 将误差沿原路径返回, 通过修改各层神经元的连接权值, 使误差信号变小。这种正向传播和反向传播相互交替, 看成一个“记忆训练”的过程。系统不断地循环这两个过程, 重复学习, 一直到输出值和期待值的误差减小到规定范围内, 系统停止学习。此刻将新样本输入到已经训练好的网络, 就可以得到相应的输出值。BP 神经网络的企业安全评价模型的确立步骤如下:

(1) 输入层神经元个数的确定。根据我们确定的企业安全综合评价指标体系, 一共有 27 个二级指标, 可将这 27 个指标作为模型的输入神经元, 所以输入层神经元个数  $n=27$ 。

(2) 输出层神经元个数的确定。我们将评价结果作为网络的输出, 输出层个数  $m=1$ 。期望的输出为: A 级表示优秀; B 级表示良好; C 级表示合格; D 级表示不合格。

(3) 网络隐含层数的确定。隐含层可以是一层也可以是多层。Kolmogrov 理论已经证明: 任意给定的连续函数  $\phi: X \rightarrow Y, X \in R^n, Y \in [0, 1]^m$ , 则  $\phi$  可以精确地由一个三层神经网络实现, 故在企业安全评价模型中, 我们选择隐含层为 1 层。

(4) 隐含层结点个数的确定。万能逼近定理中要求隐含层节点数足够, 但过多的层数和隐含层中过多的神经元数据带来的过量连接数目, 将使网络的泛化能力变差。因此先确定隐含层节点个数的取值范围, 在这个范围内再取最大值。取隐含层神经元数为  $\lceil \sqrt{nl} \rceil \leq m \leq \lceil \sqrt{n(l+3)} \rceil + 1$ , 这样  $m$  为 [9, 13] 间的整数。再取最大值, 隐含层节点数  $m=13$ 。

三层神经网络综合评价模型的结构如图 1 所示。

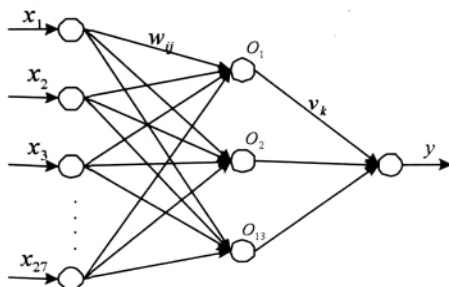


图 1 三层神经网络综合评价模型

### 2.2 算法

输入层神经元函数取  $f(x)=x$ , 即输入层神经元将输入值不加处理地直接通过加权传送到隐含层神经元。隐含层和输出层神经元节点函数为 Sigmoid 型函数:  $f(x)=1/(1+e^{-x})$ , 该函数的特点是定义域为实数, 取值范围为 (0, 1), 并且无限可微。

对给定的输入数据  $x_i^u, u=1, 2, \dots, P$  ( $P$  是输入数据组数),

隐含层单元的输出及输出层单元的输出分别为:

$$V_k^u = f\left(\sum_{j=1}^n w_{jk} x_j^u - \theta_k\right) \text{ 和 } Y^u = f\left(\sum_{k=1}^L v_k V_k^u - \theta_y\right)。$$

其中,  $\theta_k, \theta_y$  分别为隐层单元  $k$  和输出单元的阈值,  $f()$  是 Sigmoid 函数。

若记相对于  $x_j^u$  的期望输出为  $y^u$ , 则  $y^u$  与实际输出  $Q^u$  之间的均方误差和样本集的总误差分别为  $E_u = \frac{1}{2}(y^u - Q^u)^2$  和  $E = \sum_{u=1}^P E_u$ 。

为提高网络学习速度, 本文采用基于最速下降法的权值学习算法修正权值, 以极小化误差函数。用带动量项的误差反向传播算法确定连接权修正值  $\Delta W$  的值, 动量项可平滑梯度方向的剧烈变化。增加附加动量项, 即取  $\Delta W^{(n)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial W} + \alpha \Delta W^{(n-1)}$ ,

其中  $\Delta W^{(n)}$  为第  $n$  次迭代计算时连接权  $w$  的修正值,  $\Delta W^{(n-1)}$  为上一次计算所得连接权修正值; 动量因子  $\alpha=0.95$ , 学习率取  $\eta=0.1$ 。

根据前面的分析, 神经网络评价算法中正向传播和反向权值修正过程如下:

(1) 正向传播过程。按照公式  $net_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j (i=1, 2, \dots, m)$ ,  $O_i = 1/(1+e^{-net_i})$ ,  $y_p = \sum_{i=1}^m y_i O_i$  进行正向计算。

网络输出误差根据公式  $d_p = t_p - y_p$ ,  $e_p = (t_p - y_p)^2 / 2$  计算。

(2) 反向权值修正过程。连接权修正值根据公式

$$\begin{aligned} \Delta v_i &= \eta d_p \frac{\partial y_p}{\partial v_i} + \alpha \Delta v_i = \eta d_p O_{ip} + \alpha \Delta v_i \\ \Delta w_{ij} &= \eta d_p \frac{\partial y_p}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij} = \eta d_p \frac{\partial y_p}{\partial O_{ip}} \frac{\partial O_{ip}}{\partial net_{ip}} \frac{\partial net_{ip}}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij} \\ &= \eta d_p v_i O_{ip} (1 - O_{ip}) x_{jp} + \alpha \Delta w_{ij} \end{aligned}$$

然后按照公式  $W + \Delta W \rightarrow W$  对  $W$  进行修正。反复进行正向反向计算, 直至能量函数  $E = \sum_{p=1}^P e_p$  ( $p$  值为训练样本个数) 达到精度要求或达到设定的总迭代次数为止。

## 3 神经网络评价模型的实现

### 3.1 数据的预处理

由于指标体系的多样化, 初始数据必须进行预处理, 消除量纲的差别。硬指标数据和软指标数据采用不同的处理方法。对硬指标数据, 搜集资料, 算出指标的相应实际值, 与指标合格标准比较, 确定“ A ”、“ B ”、“ C ”、“ D ”中的等级。对软指标数据, 根据专家的打分值来定。用人工赋值法对神经网络结构中字符型数据进行量化。字符型评估样本值“ A ”、“ B ”、“ C ”、“ D ”分别量化为 1、0.75、0.5 和 0.25。而对于评价结果, “优”、“良”、“合格”、“不合格”分别量化为 1、0.7、0.4、0.1。

### 3.2 初始权值和阈值的确定

初始权值决定了收敛的趋势, 影响着网络的训练, 但目前理论上还没有明确的初始权值的选取方法, 这里用随机函数法产生。

隐含层和输出层间的阈值取 [0, 1] 之间的数 (下转第 92 页)

### 4.3 动态模糊综合评价演算

利用评价指标的动态隶属度和动态权重系数进行一级动态模糊递归得出  $B_{ij}^*$ , 则

$$B^* = \begin{pmatrix} (0.092 \ 0.093)(0.228 \ 0.256)(0.114 \ 0.109)(0.012 \ 0.026)(0.013 \ 0.048) \\ (0.078 \ 0.141)(0.282 \ 0.248)(0.067 \ 0.090)(0.028 \ 0.021)(0.009 \ 0.027) \\ (0.044 \ 0.065)(0.141 \ 0.210)(0.170 \ 0.197)(0.056 \ 0.052)(0.025 \ 0.031) \\ (0.162 \ 0.181)(0.259 \ 0.226)(0.057 \ 0.046)(0.008 \ 0.014)(0.020 \ 0.018) \\ (0.138 \ 0.078)(0.273 \ 0.239)(0.103 \ 0.126)(0.017 \ 0.012)(0.003 \ 0.002) \end{pmatrix}$$

动态模糊评价结果  $B = W \circ B^* = \sum_{i=1}^5 W_i * B_{ij}^* = (0.20 \ 0.20)(0.35 \ 0.35)(0.25 \ 0.25)(0.15 \ 0.15)(0.05 \ 0.05) \oplus B^* = [(0.088 \ 0.115)(0.232 \ 0.236)(0.102 \ 0.116)(0.028 \ 0.028)(0.015 \ 0.025)]$ , 向量单值化处理  $S = B \circ C^T = \sum_{i=1}^5 B_i * C^T = 0.203 * 90 + 0.468 * 80 + 0.218 * 70 + 0.056 * 60 + 0.041 * 40 = 76.38$ 。从中可以得出某第三方物流企业 CSI 的综合评价结果为 76.38, 属于中等偏好状态。但是未来趋势却是向不利的方向发展, 这一点很值得关注。

### 5 结 语

第三方物流 CSI 评价是一个复杂的系统, 包含很多评价因素, 各因素在评价过程中, 存在大量内涵和外延都不分明、处于运动变化发展中的动态模糊现象。本文建立的动态模糊综合评价模型评价结果表现出很强的综合性和全面性, 不仅能反映评价对象相对于不同等级的模糊程度且可以反映评价

对象的动态变化趋势, 同时使定性评价转化为定量评价, 使评价结果具有可比性和可操作应用性。但是也存在一些缺陷有待进一步研究和改进, 如评价结果不具有唯一性, 适应度不好, 评价结果带有主观性, 在指标的动态模糊性和权重向量的确定上, 人的主观因素仍然有一定的影响。这些将是下一步研究的重点。

[参考文献]

[1]郑兵,董大海,金玉芳.第三方物流客户满意度前因研究--基于客户视角[J].管理工程学报,2008,(2).

[2]梁权,石丽美.基于模糊分析法的第三方物流顾客满意度综合评价[J].物流经济,2007,(1) 46-48.

[3]曹志梅.图书馆动态模糊评价与实证分析[M].北京:北京图书馆出版社,2007.

[4]Chen M S,Wang S W. Fuzzy clustering analysis for optimizing fuzzy membership functions [J].Fuzzy Sets and Systems,1999,103(4).

[5]Goran Svensson. Supply Chain Management:The Re-integration of Marketing Issues in Logistics Theory and Practice[J].European Business Review,2002,(14)

[6]Ammar S,Wright R. Applying fuzzy-set theory to Performance evaluation [J].Socio-Economic Planning Sciences,2000,34(12).

[7]秦俊奇,曹立军,等.基于动态模糊综合评判的故障预测方法[J].计算机工程 2005,13(12):173-174.

[8]周建亨,刘泳.3PL 客户满意度模糊评判方法[J].东华大学学报(自然科学版),2009,(1):94-97.

(上接第 89 页)值,可随机生成或为一定值。取定值 0。

### 3.3 评价模型的实现

以企业安全评价的指标体系及评价标准作为学习样本的基础。随机选择了 70 个样本,其中 50 个作为学习样本,20 个作为测试样本。利用 50 个学习样本,运用增加动量项 BP 算法,设定总误差  $E=0.01$  经过 24 550 次训练,总误差函数精度达到  $0.006 \ 674 \ 171 < 0.01$ ,即  $10^{-3}$  数量级,说明精度较高。

### 4 学习效果与结论

用 20 个测试样本测试训练好的网络,测试结果值见表 2 所列,显示测试结果与实际情况相符,误差较小,说明构建的神经网络评价模型效果较好。

神经网络评价模型能不断地对新样本进行学习,通过权值的调整动态地适应环境的变化,权值能根据误差要求自动调节,不受主观因素的影响。该模型已运用 MATLAB7.0 神经网络仿真工具箱编程实现。

[参考文献]

[1]靳蕃.神经计算智能基础原理、方法[M].成都:西南交通大学出版社,2000.132-135.

[2]Eakins S G, Stansell S R. Can value based stock selection criteria yield superior risk-adjusted returns: an application of neural networks [J].

表 2 测试样本检验结果

测试样本	1	2	3	4	5
期望值	1	0.7	0.1	0.1	0.7
实际值	0.998 4	0.701 2	0.099 6	0.099 3	0.680 4
测试样本	6	7	8	9	10
期望值	1	0.7	0.4	0.4	0.7
实际值	1.023 0	0.684 2	0.390 2	0.412 8	0.687 9
测试样本	11	12	13	14	15
期望值	0.4	0.4	1	0.4	0.4
实际值	0.386 8	0.401 2	0.978 5	0.386 8	0.402 1
测试样本	16	17	18	19	20
期望值	0.1	0.7	1	0.7	0.4
实际值	0.901 1	0.688 2	1.054 8	0.708 9	0.396 8

International Review of Financial Analysis, 2003, 12 (1):83- 97.

[3]彭家欢,杨建刚.基于神经网络的多传感器数据融合的分散型网络结构系统[J].计算机工程,2001,27(4):29-31.

[4]蒋宗礼.人工神经网络导论[M].北京:高等教育出版社,2007.

[5]Castellano G, Fanelli A M, Pelillo M.An iterative pruning algorithm for feedforward neural networks[J].IEEE Trans on Neural Networks, 2007, 8 (3):519-530.