

# AHP - RBF 神经网络在煤矿安全风险评价中的应用

李万庆<sup>1</sup>,裴志全<sup>1</sup>,孟文清<sup>2</sup>

(1. 河北工程大学 经管学院,河北 邯郸 056038;2. 河北工程大学 土木学院,河北 邯郸 056038)

**摘要:**煤矿生产的复杂性导致煤矿事故具有动态、随机、模糊的特性,而且影响煤矿安全风险等级的指标众多,风险等级与风险指标之间呈现出复杂的非线性关系。传统的BP神经网络评价方法的准确率较低,本文提出一套新的煤矿安全风险评价方法。首先建立煤矿安全风险指标体系,然后利用AHP确定各风险指标权重,并对其进行重要性排序,最后将RBF神经网络作为评价工具,建立基于AHP-RBF神经网络的煤矿安全风险评价模型。通过案例分析表明该模型能够科学有效的对煤矿安全状况进行评价。

**关键词:**层次分析法;RBF神经网络;煤矿安全;风险评价

**中图分类号:**TD76

**文献标识码:**A

## The application of AHP - RBF neural network in coal mine safety risk evaluation

LI Wan - qing<sup>1</sup>, PEI Zhi - quan<sup>1</sup>, MENG Wen - qing<sup>2</sup>

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

2. College of Civil Engineering, Hebei University of Engineering, Hebei Handan 056038, China)

**Abstract:** The complexity of the production in coal mine lead to the dynamic characteristics, fuzziness and randomness of coal mine accidents, and impact of coal mine safety risk grade indexes, the complex nonlinear relationship between index and risk level leads to low accuracy of traditional BP neural network evaluation method. This paper puts forward a new method of coal mine safety risk assessment. First, the author created the evaluation index system of coal mine safety risk, and then used analytic hierarchy process (AHP) to determine the index weight, the index for sorting, finally put the RBF neural network as assessment tool and built the coal mine safety risk assessment model based on the AHP of RBF neural network. Through the instance data analysis, the results show that the proposed evaluation model is effective for coal mine safety risk evaluation.

**Key words:** analytic hierarchy process; RBF neural network; coal mine safety; the risk evaluation

我国的煤炭产量大约占全世界总产量的35%,但是煤矿事故的死亡人数却接近全世界的80%,据统计,每百万吨煤的死亡率是美国的200倍,这一系列的数据都表明我国煤矿出现了严重的安全问题<sup>[1-3]</sup>。一桩桩安全事故的发生不仅严重威胁了人们的生命安全,而且在经济上也带来了重大损失。对煤矿的安全风险评价是进行风险管理的一个核心环节,而令国内外学者广泛关注的问题是如何行之有效地对煤矿的安全风险进行分析评价,同时也更加注重运用数学模型进行安

全风险控制。

传统的BP神经网络方法在评价、预测领域应用广泛<sup>[4-8]</sup>。但BP神经网络算法具有局部极小化、收敛速度慢等缺陷,使得很难准确、高效的对煤矿安全风险进行有效的评价。为了更精确、更高效的对煤矿安全风险进行评价,对安全风险进行有效控制,本文在层次分析法的基础上,引入RBF神经网络算法对其进行评价,为有效、准确地评价煤矿安全风险提供客观依据。

## 1 建立安全风险评价指标体系

### 1.1 安全风险分析与识别

为合理有效地评价煤矿的安全状况,我国众多学者在分析煤矿安全风险时,已经识别出影响煤矿安全的各种风险因素。初期对影响煤矿安全的风险因素分析主要关注于机械设备、安全事故的决策。伴随管理科学不断发展进步,各煤炭企业开始更加注重于管理体制和方法的完善。

可以从人-机-环系统分析理论中得到社会事物的发生、发展都离不开人的主导、机械设备以及大环境因素的制约的结论。以该系统理论为起点,结合煤矿企业自身生产的特点以及常见的灾害形式,将煤矿安全管理风险指标作为补充,识别出了四类影响煤矿安全的风险因素,即由人、机、环以及管理所影响的风险因素。

### 1.2 建立安全风险评价指标体系

风险评价指标体系是风险评价模型的核心,也是风险评价的基础。运用 AHP 将影响煤矿安全的各个风险因素纵向划分为三个层次,即目标层、准则层以及指标层,煤矿的安全风险等级可通过可量化的风险指标呈现出来,指标体系见表 1 所示。

表 1 煤矿安全风险评价指标体系

Tab. 1 Mine safety risk assessment system

目标层	准则层	指标层
煤矿安全等级 A	人员安全风险因素 $B_1$	员工文化水平 $B_{11}$
		人员结构 $B_{12}$
		员工平均工龄 $B_{13}$
		员工平均培训时间 $B_{14}$
	机械化水平 $B_2$	生产设备因素 $B_{21}$
		装备配置 $B_{22}$
		设备维护 $B_{23}$
		生产环境因素 $B_{31}$
	瓦斯状况 $B_3$	煤层厚度变异系数 $B_{32}$
		煤层自燃发水期 $B_{33}$
		水文地质状况 $B_{34}$
		安全监管体系 $B_4$
	安全教育培训 $B_{42}$	
	安全投入 $B_{43}$	
事故处理 $B_{44}$		

## 2 AHP - RBF 神经网络评价模型

### 2.1 安全风险指标排序

层次分析法是美国的运筹学家、匹兹堡大学 T. L. Saaty 教授在 20 世纪 70 年代提出的一种系统分析方法,并且在近年来已越来越多的被应用于煤矿安全研究<sup>[9]</sup>。AHP 是一种定性、定量相结合的方法,可将定性因素定量化,可用数学表达处理人的主观判断,可以在一定程度上检验、减少主观影响,使评价结果更加科学、合理和有效。

利用 AHP 求得权重的计算步骤如下:

在对实际问题进行深入分析的基础上,分析问题所包含的各个影响因素及其之间的相互关系,把有关的诸因素按不同的属性由上而下地分解为若干层。所建立的递阶层次结构通常可分为目标层、准则层、指标层。

在建立了层次分析模型之后,将各层次元素进行两两比较,构造出比较判断矩阵  $C = (C_{ij})_{m \times n}$ <sup>[10-11]</sup>。其中  $C_{ij}$  反映的是专家认为指标  $s_i$  比指标  $s_j$  的重要程度的倾向性意见。

对每个成对比较矩阵,利用求和法求得矩阵最大特征根和对应的特征向量。

为使计算结果基本合理,AHP 要求判断矩阵具有大体的一致性,即一致性检验。

沿递阶的层次结构由上而下逐层进行计算,可计算出最底层因素(指标)相对于最高层(目标层)的相对重要性,也就是层次总排序。

### 2.2 RBF 神经网络基本原理

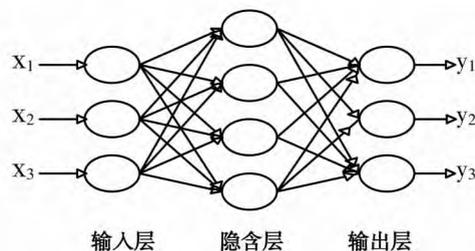


图 1 RBF神经网络结构图

Fig. 1 RBF neural network structure

径向基函数神经网络(简称 RBF 神经网络),是一种三层前馈反向的神经网络,见图 1 所示。输入得到一个来源于隐含层中基函数的局部化响应,也就是说,每个隐节点都有一个中心的参数矢量,这一中心与径向基函数神经网络的输入矢量相比较将产生径向对称响应,而仅当这个输入矢

量落在规定的一个极小的区域里,其隐节点才会产生有意义的非0响应(响应值在(0,1]),而隐含节点给出的基函数所输出的线性组合即为输出节点。隐节点的响应大小取决于输入距离基函数中心的远近。Radas 函数是隐含层的传递函数,而纯线性函数 purelin<sup>[12-13]</sup>为输出层的传递函数。

RBF神经网络的映射关系,见式(1)。

$$y_i = f_n(x) = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) \quad k=1,2,\dots,p \quad (1)$$

式中  $p$  - 输出层节点个数;  $m$  - 隐含层节点个数;  $n$  - 输入层节点个数;  $w_{ik}$  - 隐含层第  $i$  个神经元与输出层第  $k$  个神经元之间的连接权值;  $R_i(x)$  - 隐含层第  $i$  个神经元的作用函数一径向基函。

高斯(Gauss)函数是在 RBF 神经网络模型里最常用,见式(2)。

$$R_i(x) = \exp(-\|x - c_i\| / \sqrt{2}\sigma_i^2) \quad i=1,2,\dots,m \quad (2)$$

式中  $m$  - 隐含层节点个数;  $x$  -  $n$  维输入向量;  $c_i$  - 第  $i$  个基函数的中心(向量),具有同  $x$  一样的维数;  $\sigma_i$  - 中心半径,第  $i$  隐含层神经元节点宽度;  $\|x - c_i\|$  - 向量  $x - c_i$  的范数,通常表示  $x$  与  $c_i$  的距离;  $R_i(x)$  - 在  $c_i$  有唯一的最大值,随着  $\|x - c_i\|$  的增大,  $R_i(x)$  衰减为 0。

### 2.3 AHP-RBF 评价模型的建立

首先将影响煤矿安全的各风险因素进行归一化处理,然后把样本数据分为两部分,即训练集和测试集,通过对训练集的网络输入以及输出学习,自动调整网络的权值、阈值,建立起网络输入层到输出层之间特定函数关系的映射,具体的操作步骤如下:

建立指标体系。以人-机-环系统分析理论为基础,依据系统性、科学性、突出性、可操作性的原则,建立指标体系。

对风险评价指标进行归一化处理。不同的评价指标量纲不同,而且数值大小差别较大,为防止大数据信息掩盖小数值指标信息,对煤矿安全风险评价指标数据进行归一化处理,归一化到[0,1]。

利用 AHP 对各专家的评价进行分析,处理各个参评指标,即可得到准则层的数据样本值。

确定网络结构。关键是确定基函数的数据中

心  $c_i$ 、宽度  $\sigma_i$  和输出层与隐含层的链接权  $w_{ik}$ ,本文采取自组织选取中心算法。

RBF神经网络的训练。利用 AHP 处理后的煤矿安全风险数据分为两部分,即训练集和测试集,其中训练集用来进行网络训练,测试集用来验证网络的评价能力。首先利用训练集训练 RBF 神经网络,当达到最大训练次数或者达到预设定的误差精度时,网络训练结束,然后再利用测试集验证网络的分类能力。

基于 AHP-RBF 的煤矿安全风险评价模型的原理是: RBF 神经网络所需的训练样本数据由 AHP 评价得到。由专家评分获得具有经验的 AHP 评价结果使 RBF 神经网络也得到了评估专家的知识 and 经验,接下来对煤矿安全风险评价时,仅需给予相应的输入样本, RBF 神经网络就会模拟评估专家思维,使得做出的反应准确无误。在煤矿安全风险评价时不但有效避免了人为过失和缺点,并且改善了风险评价结果的准确性和科学性。

### 3 实证分析

煤矿安全风险评价是一项复杂且细致的工作,在评价过程中,首先根据影响煤矿安全的风险因素及相关的资料制定出相应的评价标准值,专家对其各评价因素值进行评分,最大记分为 1.00。网络的输入节点为影响煤矿安全风险 15 个因素,输出节点为最终的风险评价结果。评价结果标准见表 2。

选取邯郸县陶二煤矿调查得到的煤矿安全风险评价数据作为 RBF 神经网络的训练、预测检验样本集,本文一共收集了 24 组样本数据。样本数据的安全风险等级得分由风险评价价值(原始值进行归一化处理后得到)乘以 AHP 求得的指标对应的权重值得到。该煤矿安全风险评价结果见表 3。

将 1-20 次煤矿安全风险评价结果作为训练样本,第 21-24 次评价结果作为预测检验样本,此次研究中, RBF 神经网络各参数设置为:动量因子值  $a=0.90$ ,学习效率值  $\eta=0.01$ ,目标误差值  $\varepsilon=10^{-4}$ ,迭代 5 000 次。利用 BP 神经网络、RBF 神经网络分别进行评价,结果见表 4。评价结果绝对误差对比见表 5。

表 2 风险等级评价标准

Tab. 2 Risk grade evaluation standard

安全等级	安全	较安全	一般安全	不安全
分数值	[0.90,1.0]	[0.75,0.90]	[0.60,0.75]	[0,0.60]

表3 煤矿安全风险评价表  
Tab. 3 Coal mine safety risk evaluation

编号	B <sub>11</sub>	B <sub>12</sub>	B <sub>13</sub>	B <sub>14</sub>	B <sub>21</sub>	B <sub>22</sub>	B <sub>23</sub>	B <sub>31</sub>	B <sub>32</sub>	B <sub>33</sub>	B <sub>34</sub>	B <sub>41</sub>	B <sub>42</sub>	B <sub>43</sub>	B <sub>44</sub>	风险等级
1	0.79	0.68	0.85	0.90	0.92	0.86	0.71	0.74	0.73	1.00	0.93	0.89	0.84	0.83	0.79	0.758 6
2	0.85	0.66	0.95	0.90	0.78	1.00	0.87	0.80	0.95	0.79	0.85	0.92	0.69	0.75	0.81	0.829 5
3	0.90	0.85	0.93	0.77	0.69	0.95	0.85	0.77	0.61	0.84	0.87	0.66	0.70	0.80	0.88	0.762 1
4	0.72	0.90	0.81	0.70	0.89	0.87	0.74	0.92	0.78	0.69	0.89	0.89	0.75	0.61	0.69	0.689 3
5	0.89	0.84	0.80	0.67	0.91	0.68	0.76	0.69	0.71	0.85	0.90	0.82	0.90	0.93	0.85	0.705 6
6	0.91	0.77	0.84	0.74	1.00	0.95	0.93	0.90	0.76	1.00	0.90	0.84	0.77	0.78	0.90	0.928 1
7	0.76	0.83	0.82	0.69	0.97	0.76	1.00	0.82	0.87	0.89	0.64	0.83	0.73	0.86	0.92	0.784 6
8	0.81	0.91	0.80	0.76	0.88	0.74	0.60	0.83	0.84	0.72	0.91	0.78	0.80	0.79	0.80	0.845 2
9	0.84	0.90	0.83	0.94	0.85	0.80	0.70	0.86	0.59	0.70	0.62	0.74	0.81	0.63	0.70	0.718 0
10	0.92	0.81	0.79	0.89	0.81	0.90	0.89	0.89	0.73	0.80	0.91	0.95	0.82	0.68	1.00	0.872 6
11	0.79	0.78	0.85	0.90	0.92	0.86	0.75	0.74	0.93	1.00	0.81	0.60	0.55	0.80	0.93	0.760 3
12	0.85	0.66	0.92	0.90	0.78	1.00	0.87	0.80	0.95	0.80	0.75	0.93	0.79	0.78	0.82	0.809 5
13	0.90	0.85	0.92	0.77	0.68	0.94	0.85	0.77	0.65	0.87	0.80	0.76	0.74	0.80	0.88	0.743 1
14	0.72	0.90	0.81	0.70	0.89	0.87	0.74	0.62	0.68	0.69	0.90	0.89	0.71	0.81	0.78	0.665 4
15	0.72	0.90	0.65	0.63	0.79	0.61	0.70	0.66	0.59	0.74	0.73	0.51	0.69	0.70	0.54	0.593 6
16	0.87	0.76	0.85	0.83	0.78	0.94	0.67	0.83	0.93	0.89	0.85	1.00	0.79	0.79	0.82	0.834 9
17	0.91	0.75	0.92	0.77	0.66	0.84	0.80	0.90	0.59	0.78	0.80	0.65	0.77	0.80	0.88	0.771 8
18	0.72	0.68	0.91	0.71	0.60	0.79	0.87	0.68	0.83	0.68	0.78	0.89	0.59	0.81	0.78	0.692 7
19	0.80	0.76	0.80	0.67	0.89	0.68	0.77	0.69	0.74	0.73	0.79	0.76	0.85	0.91	0.93	0.708 9
20	0.91	0.76	0.85	0.74	1.00	0.90	0.91	0.81	0.59	1.00	0.92	0.85	0.87	0.96	0.90	0.930 1
21	0.66	0.83	0.92	0.69	0.96	0.76	1.00	0.92	0.80	0.76	0.64	0.65	0.93	0.86	0.65	0.746 2
22	0.91	0.85	0.85	0.87	0.88	0.74	0.60	0.85	0.82	0.82	0.91	0.74	0.80	0.85	0.89	0.839 1
23	0.81	1.00	0.90	0.91	0.80	0.80	0.69	0.79	0.78	0.70	0.65	0.74	0.72	0.63	0.80	0.709 2
24	0.90	0.91	0.83	1.00	0.87	0.92	0.88	0.91	0.83	0.93	0.92	0.94	0.83	0.89	0.95	0.921 8

表4 运算结果表  
Tab. 4 Operation result table

样本编号	实际输出值	预测样本	期望输出值	预测样本	期望输出值
21	0.746 2		0.728 8		0.748 9
22	0.839 1	BP 神经	0.895 5	RBF 神经	0.843 4
23	0.709 2	网络	0.701 8	网络	0.707 3
24	0.921 8		0.933 2		0.925 5

表5 预测误差对比表  
Tab. 5 Comparison of prediction error

预测样本	21	22	23	24	平均值	迭代收敛步数
BP 神经网络	2.33%	1.672%	1.048%	1.239%	1.579%	325 6
RBF 神经网络	0.356%	0.460%	0.265%	0.403%	0.371%	132 6

从上表可以看出,本文提出的 RBF 神经网络的评价绝对误差平均为 0.371%,迭代收敛步数为 1 326 次,而传统的 BP 神经网络的评价绝对误差平均为 1.579%,迭代收敛步数为 3 256 次。这表明,相对于泛化能力的比较,RBF 神经网络比 BP 神经网络好得多,而且 RBF 神经网络的迭代收敛步数也比 BP 神经网络小得多。所建立的基于 AHP-RBF 神经网络的煤矿安全风险评价模型能够对煤矿的整体安全风险作出合理有效的评价。

## 4 结束语

该评价模型不仅充分发挥了 AHP 在评价指标体系权重赋值中的作用,而且能够较好地把专家经验以连接权值的方式记录在网络节点上来模拟专家评价思维,进而避免了人为主观因素对风险评价结果的影响。此外,RBF 神经网络方法具有唯一最佳逼近、无局部极小的优势,合理的避免了 BP 神经网络的局部极小和收敛速度慢等缺陷,

而且在分类能力、逼近能力、学习速度各方面均优于 BP 神经网络。

### 参考文献:

- [1] 陶志勇. 我国煤矿安全问题与工会参与研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2007, 3(4): 78-81.
- [2] 王雪峰. 我国煤矿安全问题浅议[J]. 中国煤田地质, 2006, 18(1): 6-8.
- [3] 杨金廷, 宋云峰. 煤矿安全生产风险集成管理研究[J]. 河北工程大学学报: 自然科学版, 2012, 29(2): 32-35.
- [4] 杨涛. 基于 BP 神经网络法的煤矿安全评价系统研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2012
- [5] 杨郑. 基于 AHP 和 BP 神经网络的煤矿安全评价方法研究[J]. 中州煤炭, 2012(8): 5-7.
- [6] 李爱国, 李桂萍. 基于灰色 BP 神经网络模型的煤矿地下水水位预测研究[J]. 计算机与数学工程, 2013(1): 1186-1188.
- [7] KAI GUO. Study on evaluation of coal mine safety based

on BP neural network[J]. International Conference on Engineering and Business Management, 2010(3): 3313-3316.

- [8] 姜素, 孙亚军, 杨兰, 等. 基于 BP 神经网络方法的矿井涌水量预测[J]. 中国煤田地质, 2007, 19(2): 38-40.
- [9] 李恺. 层次分析法在生态环境综合评价中的应用[J]. 环境科学与技术, 2009, 32(2): 183-185.
- [10] SAATY T L. The analytic hierarchy process[M]. New York: McGraw Hill, 1980.
- [11] 郭亚军. 多属性综合评价[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 1996.
- [12] 胡永宏, 贺思辉. 综合评价方法[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [13] ZHANG QIANG, MAO JUN, DING FEI. Optimization design of drilling string by screw coal miner based on ant colony algorithm[J]. Journal of Coal in English, 2008, 12(4): 586-588.

(责任编辑 刘存英)

(上接第 100 页)对 SR 电机采用转子斜槽结构后, 对于降低电机的转矩脉动, 改善电机的运行性能有明显成效。

### 3 结论

(1) 采用分段法计算和分析斜槽结构的 SR 电机静态特性是可行的。

(2) 对转子斜槽后的电机的静态特性与直槽时进行对比, 结果表明斜槽后的电机性能有明显改善。

(3) 转子斜槽结构可以有效减小磁链和电势的波动, 并且在一定程度上降低了转矩脉动, 对电机的结构优化具有指导意义。

### 参考文献:

- [1] 吴建华. 开关磁阻电机设计与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
- [2] 张海军, 高瑞贞, 张京军, 等. 开关磁阻电机非线性计算及动态系统仿真研究[J]. 电气传动, 2008, 38(8): 64-66.
- [3] 张慧英, 汪旭东, 高彩霞. 减少开关磁阻电机转矩脉动噪声和振动方法研究综述[J]. 微电机, 2009, 42(8): 65-68.
- [4] KAWASE Y, YAMAGUCHI T, TU Z P, et al. Effects of

skewed angle of rotor in squirrel-cage induction motor on torque and loss characteristics[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(3): 1700-1703.

- [5] PALOMINO G G, CONDE J R, LANIADO E. Optimization of permanent magnet skew in permanent magnet linear synchronous motors using finite element and statistical method[J]. Engineering, 2011(3): 577-582.
- [6] LEE C J, JANG G H. Development of a new magnetizing fixture for the permanent magnet brushless DC motors to reduce the cogging torque[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2011, 47(10): 2410-2413.
- [7] KURIHARA K, KUBOTA T, HORI M. Steady-state and transient performance analysis for a single-phase capacitor-run permanent-magnet motor with skewed rotor slots[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(1): 44-51.
- [8] 欧阳斌, 刘德志, 翟小飞. 斜槽电机中绕组电感参数的解析计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(15): 69-74.
- [9] 费伟中, 沈建新. 转子斜极对永磁开关磁阻电机性能影响的研究[J]. 微电机, 2007, 40(2): 36-38.
- [10] 杨红军, 戴卫力, 孟小利, 等. 转子斜槽电励磁双凸极发电机静态特性分析[J]. 微电机, 2007, 40(5): 15-17.

(责任编辑 王利君)