

# 基于神经网络与遗传算法耦合的煤与瓦斯突出区域预测研究

施式亮, 伍爱友

(湖南科技大学能源与安全工程学院, 湖南湘潭 411201)

[摘要] 煤与瓦斯突出是煤矿地下开采过程中的一种动力现象, 剧烈的动力效应可导致矿井重大的财产损失和人员伤亡, 因此, 实现煤与瓦斯突出的有效预测对煤炭工业安全生产具有重要意义。文章以煤与瓦斯突出的自然条件及地质构造特征为基础, 针对神经网络易陷入局部极小而引起预测指标权值分布不合理的缺陷, 提出了基于神经网络和遗传算法耦合的煤与瓦斯突出区域预测模型, 并进行了实例验证。研究结果证明了该模型的合理性, 对煤矿实现煤与瓦斯突出区域的预测具有较大的指导价值。

[关键词] 煤与瓦斯突出; 区域预测; 神经网络; 遗传算法; 突出等值线

[中图分类号] TUB892 [文献标识码] A [文章编号] 1009-1742(2009)09-0091-06

## 1 前言

煤矿地下采掘过程中发生的煤与瓦斯突出是煤矿地下开采过程中的一种灾害动力现象, 它所产生的动力效应能摧毁巷道设备、破坏通风系统、引发瓦斯爆炸等, 导致重大的财产损失和人员伤亡<sup>[1]</sup>。因此, 预测和防治煤与瓦斯突出对煤矿的安全生产具有特殊意义。

由于煤与瓦斯突出影响因素复杂, 致灾环境层次多, 结构复杂, 且存在大量的不确定性, 很难使用单一的方法进行突出区域预测, 是一个典型的多目标系统决策问题<sup>[2]</sup>。传统的煤与瓦斯突出区域预测方法有瓦斯压力和瓦斯含量测定方法、瓦斯地质统计方法、多元统计理论、数量化理论、模糊数学理论应用等<sup>[2,3]</sup>, 这些方法将多目标问题转换成单目标后, 再采用比较成熟的单目标优化算法求解, 但存在明显的缺陷。如转换为单目标优化后, 每次计算只能产生一个解, 要多次运算才能得到一组近似

Pareto 最优解, 因此, 每次计算是独立的, 解算结果很有可能出现不一致的情况, 存在较大的局限性。要想真实地反映出突出特征及突出区域, 就必须有效地解决多因素条件下的动态和非线性问题。

人工神经网络(ANN)是由大量简单的基本元件——神经元相互联络, 模拟人的大脑神经处理信息方式, 进行信息并行处理和非线性转换的复杂网络系统, 多层非线性 ANN 中的“误差反向传播算法”(即 BP 算法)突破了单层神经网络不能进行复杂分类的限制, 任意连续函数都可由一个 3 层 BP (back propagation) 网络逼近, 利用 BP 网络的这种极强的映射能力、自学习和自适应的特性, 可以很好地解决预测中存在的动态和非线性问题。BP 网络的主要缺陷是容易陷入局部极小, 而遗传算法具有较好的全局寻优能力, 因此, 神经网络和遗传算法理论已经成功地应用于很多领域中<sup>[4,5]</sup>。

由于影响煤与瓦斯突出区域的各因素是一个动态的因素集合, 各因素之间存在着相互的影响, 因

[收稿日期] 2008-03-20; 修回日期 2008-05-10

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(50774033); 教育部科学技术研究重点资助项目(206100); 国家安全生产监督管理局安全生产科技发展计划项目(06-394); 湖南省自然科学基金资助项目(06JJ2069); 湖南省教育厅资助科研项目(05A013)

[作者简介] 施式亮(1962-), 男, 浙江天台县人, 湖南科技大学教授, 博士生导师, 主要研究领域为安全技术及工程;

E-mail: xtpussl@vip.sina.com

此,同样不能用一个函数明确地将煤与瓦斯突出区域以简单的函数关系表示出来,它是一个典型的非线性系统,而建立基于遗传算法和神经网络的相关理论知识已经非常成熟,将它应用于煤与瓦斯突出区域预测,可以有效地解决分析处理过程中的动态和非线性问题,为建立比较准确的煤与瓦斯突出预测模型提供了理论基础。

## 2 BP 网络模型及算法步骤简介

### 2.1 BP 神经网络

人工神经网络是由大量神经组成的非线性动力学系统,同时也是很简单的处理单元(神经元)广泛地相互连接而成的复杂的网络系统。BP 网络是当前应用最为广泛的一种人工神经网络,有 80% ~ 90% 的人工神经网络模型是采用 BP 网络或变形网络,是前向网络的核心部分。BP 网络分输入层、隐含层和输出层,隐含层可以有一层或多层,各层之间的神经元成全互连接,各层次内的神经元之间没有连接。其中输入层  $n$  个节点分别对应  $n$  个变量,输入向量为  $\mathbf{P}\{S_1, S_2, \dots, S_n; U_1, U_2, \dots, U_n\}$ ,输出层  $m$  个节点,其对应  $m$  个输出分量  $\mathbf{H}\{H_1, H_2, \dots, H_m\}$ 。其网络模型如图 1 所示<sup>[5]</sup>。

### 2.2 BP 算法步骤

BP 网络的学习过程由正向传播和反向传播两部分组成,在正向传播过程中,输入模式从输入层经过隐藏层神经元的处理后,转向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元状态。如果在输出层得不到期望的输出,则转入反向传播,此时误差信号从输出层向输入层传播并沿途调整各层间连接权值和阈值,以使误差不断减小,直到达到精确的要求。该算法实际上是求误差函数的极小值,它通过多个样本的反复训练,并采用最快下降法使得权值沿着误差函数负梯度方向改变,并收敛于最小点<sup>[6]</sup>。其学习算法框图如图 2 所示。

## 3 基于神经网络和遗传算法的煤与瓦斯突出区域预测

### 3.1 煤与瓦斯突出区域预测映射网络结构

煤与瓦斯突出所有可能影响指标全体  $U$ ,映射  $H:U \rightarrow [0, 1]$  为突出效果函数,对于任意给定指标  $u \in U, H(u) \in [0, 1]$  为突出影响的效用值。煤与瓦斯突出预测研究是寻求  $u_0 \in U$ ,使得:

$$H(u_0) = \max\{H(u) \mid u \in U\}。$$

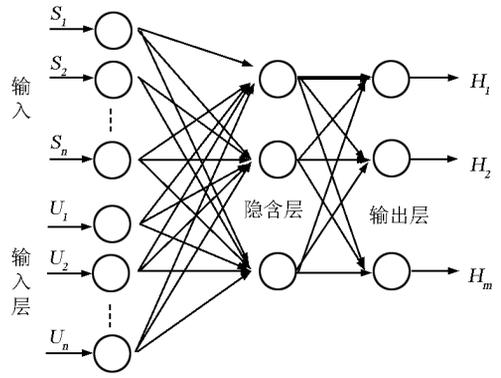


图 1 BP 网络模型

Fig. 1 Back Propagation network model

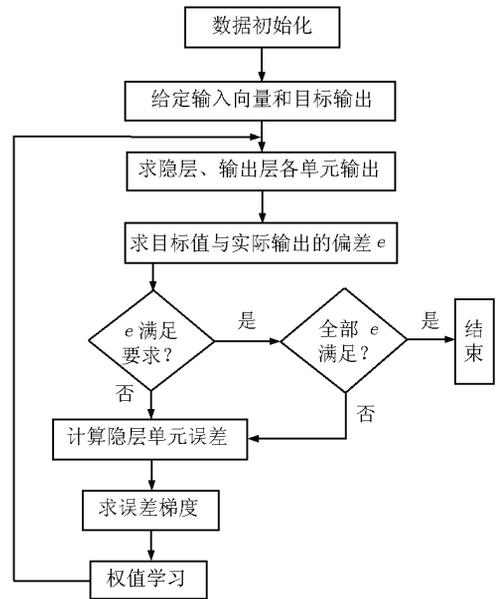


图 2 BP 网络算法框图

Fig. 2 Arithmetic of Back Propagation network

寻找煤与瓦斯突出区域的关键是在影响指标集  $U$  上的效用函数导出问题,预测方程可表示为  $F: S \times U \rightarrow H$ 。其中,  $S = \{X \cup Y\}$  为影响煤与瓦斯突出的自然状态,  $H$  为最终影响效果度量集合。

映射  $F$  可以通过历史数据训练一个多层感知机来近似刻画。煤与瓦斯突出区域预测的神经网络由 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层组成,如图 1 所示。

BP 算法的多层前馈网络总输入  $n_j$  为

$$n_j = \sum_i O_i w_{ij} \quad (1)$$

式(1)中,  $O_i$  为上一层第  $i$  个节点的输出;  $w_{ij}$  为上层第  $i$  个节点与本层  $j$  个节点的连接权值。

第  $j$  个节点的输出是总输入的一个变量,记其输出为

$$O_j = f_s(n_j) \frac{1}{1 + e^{-n_j}} \quad (2)$$

如果节点  $j$  是网络的输出层,则由(1)式计算得到的  $O_j$  就是网络的计算输出。记输出层第  $j$  个节点的期望输出值为  $t_j$ ,则可以得到输出误差为  $t_j - O_j$ ,将这个误差从输出层反向传播回去,并在传播中依据修正原则对权值不断调整,使误差趋于减小。网络的误差函数表示为

$$e = \frac{1}{2} \sum_j (t_j - O_j)^2 \quad (3)$$

为使误差  $e$  趋于减小,权值的修改则沿误差  $e$  函数梯度下降方向进行,令:

$$\Delta w_{ij} = \eta(1 - O_j O_i) \left[ \sum_k \delta_k w_{jk} \right] O_j O_i \quad (4)$$

式(4)中,  $\eta$  为步长;  $\delta_k$  为误差  $e$  关于输出节点  $k$  的总输入数;  $w_{jk}$  为隐层节点  $j$  与输出节点  $k$  的连接权重。

### 3.2 遗传算法

遗传算法主要由 3 部分构成<sup>[4]</sup>: a. 选优。选优的目的是从当前种群中选出两个作为父辈,允许它们有机会将自己的特征传给下一代而生成新的子辈。 b. 交叉。交叉时同时对两个染色体操作,组合两者的特征产生新的后代,交叉的发生概率由交叉率来控制。 c. 变异。变异在染色体上自发地产生随机变化,它可提供初始种群中不含有的基因,或找回选择进程中丢失的基因,为种群提供新内容,变异发生概率由变异率来控制。在给定自然状态输入参数  $S$  的条件下,寻找最优策略输入的一个有效方法就是遗传算法。将网络可能的任何一个煤与瓦斯突出效果(即有无突出危险性)输入  $U_i$  适当编码,视为一个染色体,每个染色体对应因素的输入都会得到唯一的效用等级输出  $H_i$ ,将效用等级  $H_i$  作为染色体的适应度值,通过遗传演化得到最好的染色体,对应的效果即作为自然状态  $S$  对应的最可能效果。

### 3.3 BP 神经网络与遗传算法运行过程

BP 算法沿目标函数的负梯度方向寻优,容易陷入局部极小的陷阱,使煤与瓦斯突出区域预测的分析网络不能获得最优的权值分布。而遗传算法是一类借助生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,其主要特征是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,起隐含的并行搜索能力的遗传算法具有极强的全局寻优性能。其运行过程如

下<sup>[7-10]</sup>:

1) 随机产生  $N$  组在不同实数区间内取值的初始网络权值;

2) 用 BP 算法对这  $N$  组初始权值分别进行预训练,对所产生的神经网络计算它的误差函数,若经过训练后这  $N$  组权值至少已有一组满足精度要求,则算法结束,否则转入步骤 3;

3) 分别依据经过预训练的上述  $N$  组权值所对应的上下限确定取值区间,在区间内随机产生  $r \times N$  组新的权值,连同经过训练的  $N$  组权值一起,构成完整的基因群体,共  $(r+1) \times N$  组权值;

4) 对这  $(r+1) \times N$  组权值进行选择、交叉和变异等操作;

5) 如果经过步骤 4 的操作已至少得到一组满足精度要求的权值,则算法结束,否则从经过遗传操作的这  $(r+1) \times N$  组权值中选取  $N$  组较好的,回到步骤 2,即进行下一步工作。

### 3.4 基于神经网络和遗传算法的煤与瓦斯突出预测模型建立

利用历史数据,采用反误差 BP 算法训练神经网络,训练样本越充分,网络的刻画能力越强。网络的拓补结构包括中间隐层的层数,输入层、输出层和隐藏层的节点数。根据映射存在定理:“给定任意连续函数,  $f: F^n \rightarrow H^m, f(X) = Y$ 。这里  $F$  是闭区间  $[0, 1]$ ,  $f$  可以精确地用一个三层感知网络实现”,任意连续函数可由一个三层感知器网络逼近。因为只有一个隐层的神经网络能够以期精度逼近非线性函数,本模型采用包含一个隐藏层的三层神经网络。对于任意给定的  $k$  个实值样本,  $k-1$  个隐单元的三层感知器网络能记忆它们,当样本增加为  $k+1$  时,该网络对它们联想记忆的概率为零。根据本模型的性质,神经网络为一个多输入、多输出的三层网络,隐层神经元可根据输入参数的个数来确定,其煤与瓦斯突出区域预测模型如图 3 所示。

## 4 实例分析

### 4.1 矿井概况

某矿始建于 1975 年,井田走向 7 km,倾斜长 1.6 km,面积 11.2 km<sup>2</sup>,2004 年经某煤业集团有限责任公司研究决定对该矿与大兴煤矿进行重新划界,将东至  $F_{14}$  断层和  $F_{14-3}$ ;北至煤层露头、上限标高 -350 m;西至临近大兴煤矿风井煤柱及煤层露头;南至  $F_{36}$  断层,南北长 3.9 km,东西宽 1.2 km,面

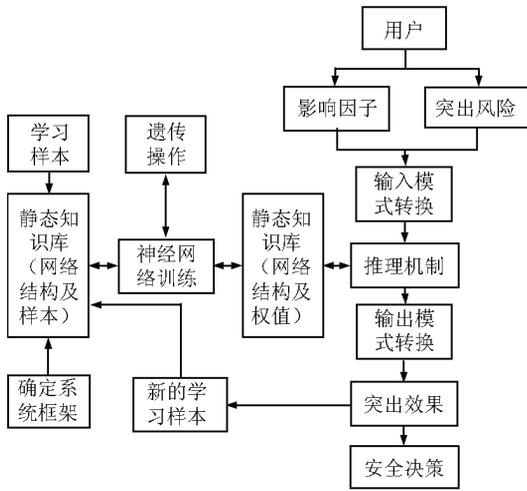


图3 煤与瓦斯突出区域预测模型

Fig. 3 Area forecasting model of coal and gas outburst

以来,共发生煤与瓦斯突出 94 次,平均突出强度为 128 t,最大一次突出强度为 4 960 t。

#### 4.2 预测指标的选取

引发煤与瓦斯突出的因素很多,既包括地质因素,又包括非地质因素<sup>[6~10]</sup>。地质因素主要包括煤田或煤层的地质构造及煤的结构特性、煤中瓦斯参数及矿区或煤层所处的地应力;非地质因素主要是由于采掘影响而发生的应力集中、瓦斯涌出及煤质和地质构造变化等因素,煤与瓦斯突出是上述因素相互作用的结果,其中煤系岩性、区域地质构造、煤的变质程度、水文地质、火成岩作用以及煤层埋藏深度等煤层自然赋存条件对突出起到关键作用。因此,选取基岩厚度、煤层厚度、泥岩厚度、含砂率、煤厚变化率、天然焦厚度、火成岩作用为区域预测自然条件因素的主要指标。

#### 4.3 样本训练及网络输出

具体应用获取样本首先对该矿 11 号煤层老区和新区进行各指标相应资料的收集工作,利用老区资料进行模式建立,然后应用新区的资料,训练样本及网络输出如表 1 所示。

积 4.6 km<sup>2</sup> 划定为该矿的井田范围。井田沉积稳定发育良好,共含煤 11 层,4,7,8,11 煤层为全区发育的可采煤层,尤以 11 煤层赋存条件最好。该矿为煤与瓦斯突出矿井,1985 年发生第一次煤与瓦斯突出

表 1 某矿 11 号煤层新区钻孔煤样指标训练样本及网络训练结果

Table 1 Training samples of network prediction model of No. 11 coal seam and the output of the network

煤样编号	基岩厚度/m	煤层厚度/m	泥岩厚度/m	天然焦厚度/m	含砂率/%	煤厚变化率	火成岩作用	网络输出值	突出值
230	0	0	0.365	0	0.204	0.3	1	0	0
231	0.551	0	0.321	0	0.454	0.14	1	0.459	0.5
232	0.432	0	0.121	0.628	0.670	0.1	1	0.001	0
248	0.605	0.323	0.264	0	0.450	0.1	1	0.982	1
251	0.771	0	0	1	0	0.18	1	0.001	0
254	0.840	0.466	0.178	0	0.396	0.15	0	0.038	0
255	0.820	0.532	0.224	0	0.494	0.42	0	0.085	0
273	0.409	0	0	0.455	0	0.48	1	0	0
275	0	0	0.455	1	0.410	0.29	1	0	0
276	0.712	0.521	0.214	0	0.669	0.07	1	0.997	1
365	0.616	0.465	0.298	0	0.321	0.59	0	0.997	1
368	0.809	0.326	0.336	0	0.430	0.29	0	0.991	1
389	1	0.551	0.689	0	0.592	0	0	0.545	0.5
397	0.592	0	0.299	0.889	0	0.36	1	0.001	0
466	0.745	0.316	0.454	0	0.595	0.21	1	0.997	1
501	0.798	0.606	0.122	0	0.090	0	0	0.004	0
521	0.860	0.873	0.499	0	0.494	0	0	0.995	1
522	0.532	0	0.262	0.494	0.215	0.19	1	0	0
553	0.794	0.764	0.670	0	0.142	0.64	0	0.932	1
565	0.677	0	0	0	0.088	0.39	1	0.010	0

利用对该矿 11 号煤层老区钻井指标的训练,经过 8 600 次运算,收敛误差达到 0.001,训练后各样本的网络输出值与实际突出值一致,因而网络构成

满足预测的要求。利用已训练完成的网络结构及其权值,在 Matlab 平台上开发预测程序对该矿 11 号煤层新区煤与瓦斯的突出情况进行预测,将网络的

输出值转化为突出标识值,如表 1 所示。

根据新区的突出预测值和新区各个勘探孔的坐标值,利用绘图软件绘出煤与瓦斯突出的等值线,如图 4 所示。该图中,等值线在 1.0 范围内属于突出危险区域,介于 0.5~1.0 的区域属于威胁区域,介于 0~0.5 的属于不突出区域。图 4 中坐标为北京地理坐标。

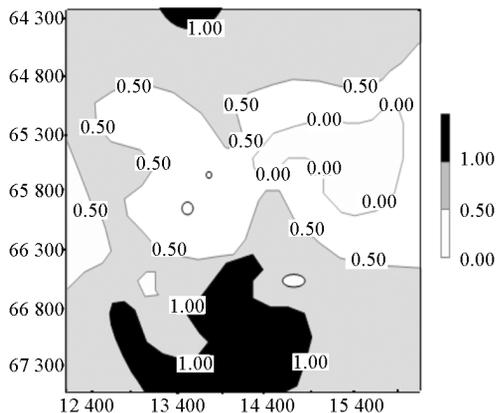


图 4 煤与瓦斯突出危险区域等值线图(单位:m)

Fig. 4 Iso-neph of danger area of coal and gas outburst(unit: m)

## 5 结语

人工神经网络技术是一门高度综合的交叉学科,它的研究和发展涉及到神经生理科学、数学科学、信息科学和计算机科学领域;遗传算法是一类借助生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,其主要特征是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,起隐含的并行搜索能力的遗传算法具有极强的全局寻优性能。由于两者耦合具有极强的非线性逼近、大规模并行处理、自训练学习、自组织和容错能力等特点,在很多领域得到了广泛的应用。

煤与瓦斯突出区域预测过程中,突出指标和突出危险性之间的关系往往是非线性的,如何充分考虑两者之间的复杂关系,人工神经网络与遗传算法的耦合技术较好地解决了这一问题。笔者应用神经网络和遗传算法理论,提供了解决多目标系统的优化方法,经过训练后系统能为寻找煤与瓦斯突出区域提供辅助决策。神经网络与遗传算法耦合的分析模型表明:训练样本越充分,输出的效用函数越接近实际值,寻优效果越好;训练样本大,无矛盾,矛盾大的原因是变量不足。

与常规预测方法相比较,基于神经网络与遗传算法的预测模型具有极强的非线性逼近、大规模并行处理、自训练学习、自组织和容错能力等特点,因此,应用于新开采煤层煤与瓦斯突出区域预测是可行的。

## 参考文献

- [1] 施式亮,王海桥. 矿井安全非线性动力学评价[M]. 北京:煤炭工业出版社,2001
- [2] 施式亮,宋译,何利文,等. 矿井掘进工作面瓦斯涌出混沌特性判别研究[J]. 煤炭学报,2006,31(6):58-62
- [3] 施式亮. 基于人工神经网络的煤矿安全性预测模型及应用[J]. 中国安全科学学报,1999,9(3):26-32
- [4] 伍爱友,施式亮. 基于神经网络与遗传算法的城市火灾风险研究[J]. 中国安全科学学报,2006,16(11):57-62
- [5] 施式亮,汤广发,刘爱华. 基于小波神经网络的建筑火灾预测模型及应用[J]. 铁道科学与工程学报,2005,2(2):34-37
- [6] 程五一,张序明,吴福昌. 煤与瓦斯突出区域预测理论及技术[M]. 北京:煤炭工业出版社,2005
- [7] 曲伟,刘亚秀,李永,等. 用人工神经网络预测煤与瓦斯突出[J]. 煤炭学报,2007,32(3):285-287
- [8] 伍爱友,肖红飞,王从陆,等. 煤与瓦斯突出控制因素加权灰色关联模型的建立与应用[J]. 煤炭学报,2005,30(1):58-62
- [9] 伍爱友,田云丽,宋译,等. 灰色系统理论在瓦斯涌出量预测中的应用[J]. 煤炭学报,2005,30(5):589-592
- [10] 王凯,王轶波,卢杰. 煤与瓦斯突出动态前兆的非线性特征研究[J]. 采矿与安全工程学报,2007,24(1):22-26

# Study on area forecast of coal and gas outburst based on coupling of neural network and genetic algorithm

Shi Shiliang, Wu Aiyou

(School of Energy & Safety Engineering, Hunan University of Science & Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China)

[**Abstract**] The coal and gas outburst is a dynamic phenomenon in the underground exploitation of coal mine, and the strong dynamic effect can result in damage of belongs and death of workers of coal mine. Therefore, it is very important to advance coal industry healthy and continual in forecast the area of coal and gas outburst reasonably. This paper aimed at the defect that neural network is easy to fall into some extremely local smallness and cause the unreasonable distribution of the weight value of the forecast indexes, the area forecast model of the coal and gas outburst was established based on coupling of the neural network and the genetic algorithm according to the natural conditions and the characteristics of the geologic structure. The coupling forecast model was validated with the practical example. The study results has proved the validity of the model, and laid the foundation of the area forecast of the coal and gas outburst based on coupling of the neural network and genetic algorithm.

[**Key words**] coal and gas outburst; area forecast; neural network; genetic algorithm; isoneph of outburst

---

(上接 90 页)

## Some proposals about promoting the construction of national emergency platform

Long Yu

(Management School, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

[**Abstract**] The promotion of national emergency platform on the construction is the technical basis to strengthen emergency management. At present, it is the core mission. In recent years, national emergency platform has made rapid progress. However, there are still some problems; this article raises a series of recommendations about ways to improve the construction of the national emergency platform on the basis of the comprehensive analysis.

[**Key words**] emergency platform; emergency management; emergencies; system construction