

文章编号:1000-582X(2010)01-0113-06

## 煤与瓦斯突出强度预测的 IGABP 方法

杨 敏<sup>1</sup>,汪云甲<sup>1</sup>,李瑞霞<sup>1a,2</sup>

(1. 中国矿业大学 a. 江苏省资源环境信息工程重点实验室; b. 环境与测绘学院,江苏 徐州 221008;  
2. 太原理工大学 阳泉学院,山西 阳泉,045000)

**摘 要:**针对传统松散式(Genetic Algorithm Based Back Propagation Neural Network, GABP)模型应用于复杂煤与瓦斯突出预测时,存在 GA 自身性能及模型间相对孤立等不足,提出二者优势互补的 IGABP 一体化模型。IGABP 首先在自适应交叉、变异率等方面进行改进,以提高 GA 自身的性能。其次,将 BP 导向性训练以算子的形式引入到标准 GA 进化过程,实现了 GA 寻优搜索的随机性向自主导向性转变。BP 对 GA 搜索到的近似最优值进行微调,GA 算法的收敛速度得到提升,确定精确解的位置能力加强,同时,又避免了单一 BP 网络本论文易陷入局部极小值的缺点,实现了两者一体化结合。仿真实验表明,构造出的进化神经网络更能反映煤与瓦斯突出强度样本的复杂非线性关系,有效克服了传统模型的不足,其运行效率、预测精度、可靠性等方面均优于传统模型,为瓦斯智能预测提供了新的解决方案。

**关键词:**煤与瓦斯突出;突出强度预测;IGABP 神经网络;模型改进;BP 算子

**中图分类号:**TD713.2

**文献标志码:**A

## Prediction of coal and gas outburst intensity with Incorporate Genetic Algorithm Based Back Propagation Neural Network(IGABP)

YANG Min<sup>1</sup>, WANG Yun-jia<sup>1</sup>, LI Rui-xia<sup>1a,2</sup>

(1a. Key Laboratory of Resources and Environmental Information Engineering; b. School of Environment & Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Jiangsu 221008, P. R. China;  
2. Yangquan Institute, Taiyuan University of Technology, Shanxi 045000, P. R. China)

**Abstract:** For the prediction of coal and gas outburst intensity, Incorporate Genetic Algorithm Based Back Propagation Neural Network(IGABP) is proposed to solve the limitations in the traditional GABP such as time-consuming, optimal stop condition of GA pretreatment indeterminacy, independency and complex task of great importance etc. IGABP addresses some improvements in adaptive crossover and mutation probability to promote GA performance. And with the introduction of BP operator in the evolution of GA operations, the standard GA optimization is from random search to self-guiding search and the convergence rate of GA is upgraded, as well as the determination ability of exact solution. With a simulation as a case study, it is found that the minimum error and standard error with IGABP are 0.012 and 0.227, respectively, compared with -0.126 and 1.529 by traditional GABP.

**Key words:** coal and gas outburst; burst intensity prediction; incorporate genetic algorithm based back propagation neural network; improved model; Back Propagation (BP) operator

收稿日期:2009-09-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50534050;50774080);中国矿业大学校科研究基金资助项目(2007A033)

作者简介:杨敏(1975-),男,中国矿业大学博士,主要从事 CIS,空间数据智能处理及空间数据挖掘方面的研究,(Tel) 0516-82885428;(E-mail)cumtym@126.com。

煤与瓦斯突出预测,对矿山安全管理和智能预测有着重要现实意义<sup>[1]</sup>。煤与瓦斯突出是一个复杂非线性动力系统,采用非线性人工智能技术进行突出的模式辨识和预测成为当前研究的热点。许多学者将人工神经网络<sup>[2]</sup>、GABP 混合算法<sup>[3]</sup>、小波神经网络<sup>[4,5]</sup>、支持向量机<sup>[6]</sup>等应用于突出预测,取得了大量的研究成果。其中 GABP 模型,具有优势互补、运行效率和预测效果较好等优点而应用为甚。

目前,GABP 模型大多采用松散式集成模式,即先用遗传算法的全局寻优化能力,按一定的条件寻找到优化后的神经网络权值或神拓扑结构,再用其最佳个体解码后,用于神经网络的初始化,最后由 BP 算法进一步寻优或精调。这一模式将遗传算法和 BP 算法相对孤立开来,其实质是一种简单迭加的混合算法,存在以下不足<sup>[7-14]</sup>:1)虽然遗传算法能进行 BP 网络的训练,但其训练的停止条件,也就是 GA 何时把优化结果传递给 BP 算法,难以确定。若 GA 结束过早,仍没有帮 BP 网络逃离局部寻优点,则这一模型完全退化为标准的 BP 算法,未能达到遗传算法最初的全局寻优的目的,应用失败;如果这一模式纯粹使用 GA 算法来训练网络权值,对不善于解的微调和确定问题的精确位置的 GA 算法来请,其进化的代数和时间将会是巨大和难以接受。甚至可能出现巨大时间获取到的网络结果,其泛化能力远不如标准 BP 算法的窘境。2)一般做法都是仅仅只采用了 GA 对 BP 的网络连接权值与阈值进行优化,并没有充分发挥 BP 网络本身的局部微调能力强的优势,建立的模型仍然存在着局部微调能力差。

基于上述对传统模式的不足,将 BP 的自组织学习引入到 GA 遗传进化训练过程中去,实现两者的一体化融合,提出一种新的一体化结合模型(Incorporate Genetic Algorithm Based Back Propagation Neural Network, IGABP),将其应用于煤与瓦斯突出预测中并取得了很好的效果。

## 1 改进的基本思想与策略

由上所述,影响传统 GABP 模型应用于矿山工程建模失败的原因可归结为两方面:其一,标准 GA 算法自身的不足;其二,模型中 GA 与 BP 是一种松散式集成。前者,主在自适应交叉率、变异率、启发式停止条件等方面加以改进,主要是提高标准 GA 的自身性能。对于后者,论文提出将 BP 的自组织学习作为算子,引入到 GA 遗传进化训练过程中,实现两者的一体化融合,充分利用两者的优势互补,各施其职。

## 2 遗传算法改进

### 2.1 自适应交叉率

针对传统 GA 采用固定的交叉概率  $P_c$  控制交叉操作的频度不利用于遗传种群的多样性、优秀个体被破坏及易出现早熟现象等不足<sup>[7]</sup>,提出一种新的自适应性交叉概率确定公式, $P_c$  随着个体适应度的不同而自适应地调整,其计算公式为

$$P_c = \begin{cases} \frac{f_{\max} - f_c}{f_{\max} - \bar{f}}, & f_c \geq \bar{f}, \\ \frac{f_{\max} - \bar{f}}{f_{\max} - f_c}, & \text{其它}, \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f_c$  为交叉前父代双亲中适应度的较大值, $f_{\max}$  是群体的最大适应度, $\bar{f}$  是种群的平均适应度;

### 2.2 自适应变异率

变异率的大小直接影响种群的多样性好坏,对算法是否过早出早熟现象起着关键作用<sup>[15-16]</sup>。依据进化过程中变异率大小在不同阶段的作用,提出如下自适应变异率的计算公式

$$P_m = P_{\min} + (NG/10) \cdot P_{\text{step}}, \quad (2)$$

式中, $P_{\min}$  为变异率的最小值,其取值常比较小。NG 是进化过程中连续未进化的代数。 $P_{\text{step}}$  是变异率自适应步长,由用户设定。NG/10 表示对 10 取整操作。

### 2.3 启发式停止条件

传统的算法停止条件是遗传进化代数  $N$  或种群适应度方差  $\epsilon$  达到给定的训练目标阈值。前者易出现当代数达到最大进化代数  $N$  时,而训练目标未能达到,从而没能完成设计所需的要求。后者,则有可能在算法不良性时,出现无限进化而不继续寻优的现象。为此,进行如下的改进:如果存在当进化迭代代数达到基本遗传代数  $N$  时,再给设定一个  $\Delta N$  迭代(称为缓冲迭代代数),再经  $\Delta N$  代运算后,若平均适应度无良好的改善,表明算法处于过早收敛,则终止程序运行,调整相关参数,改进算法;否则,说明算法仍然良性寻优,再取相同的代数增量,继续种群进化,从而达到既定的训练目标。这一停止策略,能有效的保证进化的需要,为遗传算法的最大进化代数难以确定的难题提供了一种变通的解决方案,同时,又能避免不必要的遗传过程,真正均衡了遗传算法的收敛性能与收敛时间。

## 3 煤与瓦斯突出强度预测 IGABP 模型

用改进的 GA 算法训练 BP 网络,首要任务是给给定网络结构的 BP 网络的全体连接权值和阈值进行

编码。优化目标函数采用均方误差指标(适应值),优化目的是通过 GA 调整网络的权值等参数,使得均方误差指标值达到最小。

针对传统 GABP 模型的 GA、BP 间相对独立的不足,将 BP 的导向性训练,作为一种遗传操作,称之为 BP 算子,引入到标准 GA 的进化过程,提出了 IGABP 模型,其算法流程见图 1。为了不使算法退化为标准的 BP 算法,BP 算子操作只对遗传算法中每代的部分个体进行少数几次的 BP 训练,其操作次数取值暂无相关理论依据,故在本文中,采取多次实验的方式进行探索性的取值。经多次实验,发现 10 次左右比较理想,因此,研究中,取为 10 次。由图 1 可知,在建模过程中,用 BP 对 GA 搜索到的近似最优值进行微调,有效的提高了解的精度,同时,又避免了单一 BP 网络易陷入局部极小值的缺点,充分发挥了 GA 的全局收敛性的优点,也充分利用了 BP 网络较强的局部微调能力,GA 算法的收敛速度得到提升,精确解的位置确定能力加强,真正实现两者的优势互补,一体化融合。

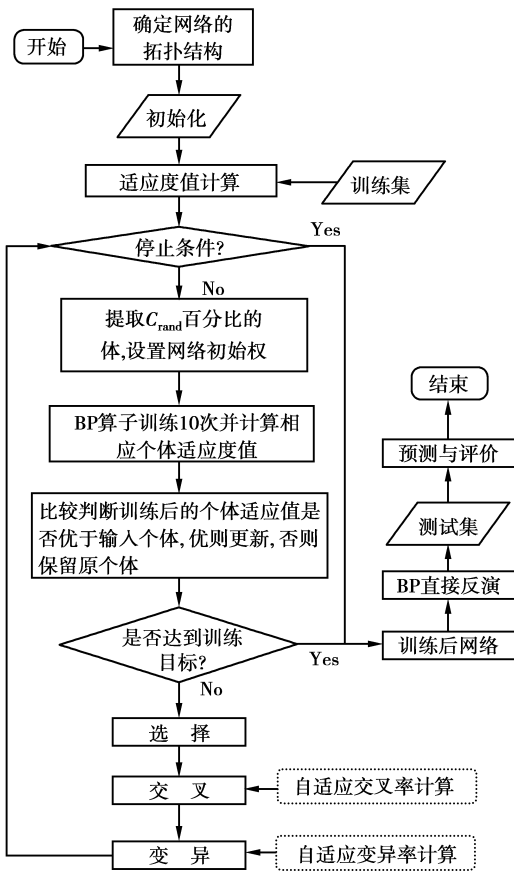


图 1 IGABP 混合嵌入式模型框架

另一个重要的特点是,对标准遗传算法加以改进,提出能依据进化的具体情况而调整的自适应交叉率、变异率计算公式,从而强化了遗传算法的进化能

力,改善了算法的收敛性和寻优性能。

## 4 实例研究

### 4.1 问题简介

应用 BP 网络进行瓦斯突出强度的预测,其准确性和可靠性从根本上还取决于数据样本的代表性和全面性,尤其是影响因素考虑的合理性。瓦斯突出的影响因素甚多,主要与瓦斯突出机理的认知程度有关。目前比较为人接受的机理假说是瓦斯、地应力与煤的物理力学性质综合假说。根据突出机理的综合假说与现场的统计资料分析,瓦斯压力、地应力、煤体强度和软分层厚度是影响突出发生及其强度的 4 个主要因素<sup>[1]</sup>。但是在实践中,由于现场工作和条件的限制,很多样本数据难于采集和整理。文献[1]通过实验室模拟试验,系统地考察了瓦斯压力、地应力、煤体强度(用煤样的筛分模数来表征,筛分模数便于测量,其值越大,煤体强度越小)和软分层厚度这 4 个主要因素对突出发生可能性和突出发生规模的影响,相关实验结果见表 1 所示。

表 1 煤与瓦斯突出强度样本(据王凯等,2005)

编号	采样地点	$p_0$ /MPa	$p_g$ /MPa	$h_m$ /mm	$s_c$	T/kg
11	焦西硬煤	14.05	0.32	105.0	4.9	4.0
12	芦岭 83	14.37	0.72	85.5	6.2	1.9
13	芦岭 9JHJ	15.01	0.44	79.0	11.2	5.8
15	芦岭 10JHJ	13.09	0.35	60.0	7.3	2.2
16	孔庄 8JHJ	16.61	0.35	127.0	11.1	4.3
17	夹河 7JHJ	12.77	0.43	125.0	8.8	4.0
18	马家沟 9JHJ	14.69	0.18	68.0	15.1	4.8
19	马家沟 12	11.50	0.52	33.5	12.1	0.7
21	白山坪 6JHJ	13.73	0.22	34.5	6.8	0.5
22	白山坪 6JHJ	13.73	0.41	34.5	6.8	1.6
23	九里山 Y	13.73	0.36	75.5	7.7	4.0
24	新庄孜	14.37	0.48	75.5	8.7	5.7
25	荆各庄	18.52	0.25	118.5	13.2	4.0
26	潘一矿	11.50	0.44	97.5	7.6	2.6
28	潘二矿	13.41	0.39	56.5	12.5	2.9
29	潘三矿	16.61	0.48	142.5	7.1	6.1
30	焦西硬煤	14.05	0.71	105.0	4.9	14.8
32	焦西软煤	12.77	0.75	74.5	11.8	11.7
33	芦岭 82	14.37	0.65	110.0	8.1	14.7

续表 1

编号	采样地点	$p_o$ /MPa	$p_g$ /MPa	$h_m$ /mm	$s_e$	T/kg
34	芦岭 10JHJ	13.10	0.85	172.0	7.3	22.1
36	夹河 2JHJ	13.36	0.82	162.5	7.8	19.3
37	夹河 7JHJ	12.77	1.00	37.0	8.8	4.3
38	马家沟 9JHJ	14.69	1.16	30.5	15.1	5.3
39	混乱煤 1JHJ	11.82	0.91	161.0	7.6	23.0
40	混乱煤 2JHJ	19.48	0.61	107.5	6.6	13.0
14	芦岭 9JHJ	15.01	0.36	62.0	11.2	1.8
20	马家沟 12	11.50	0.55	67.0	12.1	3.6
27	潘二矿	13.41	0.49	73.0	12.5	4.2
31	焦西软煤	12.77	0.30	191.5	11.8	16.2
35	孔庄 7JHJ	17.24	0.82	118.0	5.9	15.1
41	新庄孜	14.37	0.93	154.5	8.7	22.2

#### 4.2 预测模型的建立及应用

选取的 IGABP 模型采用 3 层 BP 网络,输入层 4 个节点,对应于煤与瓦斯突出有预测有重要影响的 4 个因素:地应力 ( $p_o$ )、瓦斯压力 ( $p_g$ )、煤体强度 ( $h_m$ )和煤样筛分模数 ( $s_e$ );对于隐含层,采用近似经验公式,等于 2 倍输入节点加 1,取 9 个节点;输出层 1 个节点,即突出强度。采用 logsig 函数作为激活函数为输入层到隐含层的传递函数。最后一层使用 purelin 函数作为激活函数。采用 Matlab 软件编程实现,网络的训练、学习函数分别为 traindgd, learnngdm。选用误差平方和函数 sse 作为网络训练性能评价指标。

选取实验文献[1]中的 31 组实验数据为研究的训练测试集,其中的 25 组为训练集(前面 25 组数据),剩下的 6 组作为测试集,见表 1。IGABP 的其它参数为:种群的规模  $NP=60$ ,终止迭代代数  $G_{max}$  为 2 000,适应度函数  $f(sse)$ ,网络训练目标值  $1 \times 10^{-2}$ ,变异概率  $P_{min}=0.2$ ,  $P_{step}=0.1$ ,进化缓冲迭代数  $\Delta N=25$ 。

#### 4.3 模型性能分析

将上述数据进行标准化等预处理后,分别用于 GA-BP, IGABP 的网络训练与对比实验。图 2 是传统 GABP 集成模型的前期 GA 优化网络误差及适应度随迭代次数变化趋势图。图 3 是提出的 IGABP 混合模型训练误差及适应度随迭代次数变化趋势图。

从图 2 的变化趋势来看,GA 快速收敛到 0.25 左右,误差下降曲线的下降趋势明显平缓,GA 寻优性能明显降低。表明,如果纯粹利用标准 GA 进行神经网络

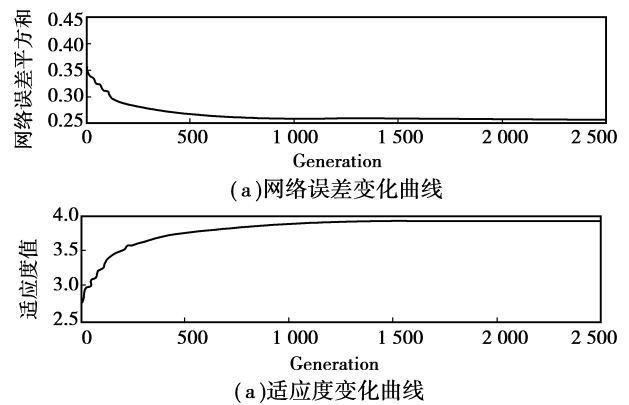


图 2 传统 GABP 模型前期 GA 优化网络误差及适应度变化

网络的权值等参数的训练,易出现早熟和后期收敛速度降低,难以对问题的可行解位置进行精确定位等缺陷。如果,GA 过早结束优化,则优化后的权值可能并没有跳出局部最优点,传统模型退化为纯的 BP 模型,集成模型失败。如果,GA 训练目标过高,会使得模型在 GA 阶段时间开销加大,模型的最终求解时效性丧失。

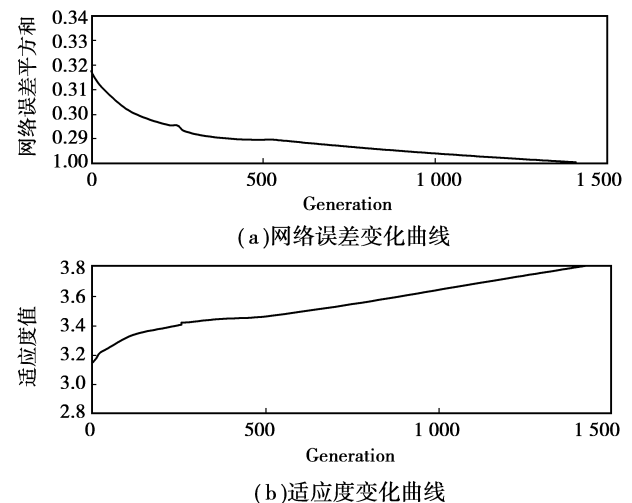


图 3 IGABP 混合模型训练误差及适应度变化趋势图

图 3 中,由于后半段,网络收敛效率较高,纵坐标出现积聚效应,导致纵坐标与横坐标的比例关系失调。但为了表达整个收敛过程,故纵坐标值从 0.29 到 0 之间,图上没有按比例给出相应的纵坐标格网,直接给出了纵坐标 0 刻度线。图 3 的实验结果表明,IGABP 模型经过约 1 400 次迭代,就达到了网络的最终训练目标 0.01,完成网络的训练,并且精确寻求到最优解。从曲线的变化趋势可以看出,其收敛速度并没有因为问题的求解要求的提高而明显下降,收敛趋势明显。易见,将 BP 导向性训练以算子的形式引入到标准 GA 进化过程,实现了 GA 寻优搜索的随机性

向自主导向性转变。BP 对 GA 搜索到的近似最优值进行微调,GA 算法的收敛速度得到提升,确定精确解的位置能力加强,同时,又避免了单一 BP 网络易陷入局部极小值的缺点,实现了两者一体化结合。新模型有效改善了标准 GA 模型的易早熟现象,这主要得益于 GA 遗传操作中 BP 算子的引入,它为 IGABP 模型的良好寻优和精确定位最优的位置,立下了汉马功劳。因此,有无 BP 算子是新模型与传统模型的最大区别,也是新模型应用成功与否的关键。

4.4 预测结果分析

改进的模型在经过约 1 400 次迭代训练后,达到了误差精度要求,并准确地识别了学习样本,建立了影响因素与突出强度之间复杂的非线性映射关系。为了验证学习后建立的映射关系,将测试集的 6 组数据进行预测,相关结果比较见表 2,预测误差曲线见图 4。从表 2 可知,IGABP 模型的最小误差为 0.012,标

准差为 0.227,均优于传统统计的 GABP 模型的一0.126(最小误差)和 1.529(标准差)。图 4 中 IGABP 模型的预测精度误差曲线变化幅度不大,表明模型稳定性高,说明用此法进行煤与瓦斯突出强度预测是可行的,在实际中应具有较好的推广价值。

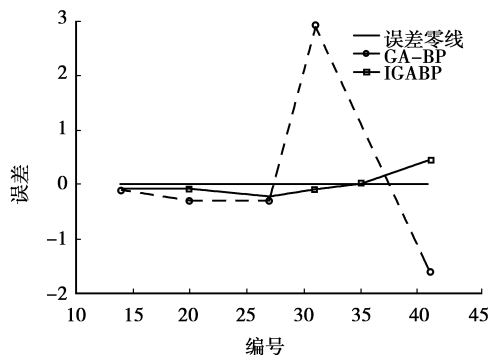


图 4 GABP 和 IGABP 预测精度比较

表 2 突出强度实测值与预测结果的比较

编号	采样地点	预测指标				突出强度		预测结果			
		$p_0$ /MPa	$p_g$ /MPa	$h_m$ /mm	$s_e$	T/kg	GA-BP	误差	IGABP	误差	
14	芦岭 9JHJ	15.01	0.36	62.0	11.2	1.8	1.674	-0.126	1.697	-0.103	
20	马家沟 12	11.50	0.55	67.0	12.1	3.6	3.307	-0.293	3.507	-0.093	
27	潘二矿	13.41	0.49	73.0	12.5	4.2	3.912	-0.288	3.975	-0.225	
31	焦西软煤	12.77	0.30	191.5	11.8	16.2	19.105	2.905	16.105	0.095	
35	孔庄 7JHJ	17.24	0.82	118.0	5.9	15.1	16.112	1.012	15.112	0.012	
41	新庄孜	14.37	0.93	154.5	8.7	22.2	20.623	-1.577	22.623	0.423	
标准差									1.529	—	0.227

5 结 论

通过从 GA 自身的性能及 GABP 集成模式两方面的改进,构建了 IGABP 煤与瓦斯突出强度预测模型。在 GA 操作中加入 BP 算子的操作子过程,能充分利用 BP 的良好精确求解能力,使神经网络的种群个体进化方向由过去的随机变为自主性,实现了 GA 的良好的全局寻优能力和 BP 的自进化、自适应能力的真正融合。以典型的实验数据进行实例研究,结果表明,该方法运行效率和预测效果均比 GAB 模型有明显改善,并且有效克服了传统 GABP 模型的不足,网络更能充分辨识煤与瓦斯突出强度样本的复杂非线性知识,鲁棒性和精确性大为提高,对煤层煤与瓦斯突出强度的预测精度大为提高,对有效防治煤层开采中煤与瓦斯突出具有重要的现实意义。

参考文献:

[1] 王凯,俞启香.煤与瓦斯突出的非线性特征及预测模型[M].徐州:中国矿业大学出版社,2005.

[2] 郝吉生. BP 算法及其在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 辽宁工程技术大学学报,2004,23(1):9-11.  
HAO JI-SHENG. Application of improved BP network in prediction of coal and gas outburst[J]. Journal of Liaoning Technical University,2004,23(1):9-11.

[3] 位爱竹,王凯,伍永生.基于 GA-BP 混合算法的煤与瓦斯突出强度预测研究. 矿业安全与环保,2006,33(4):4-6.  
WEI AI-ZHU, WANG KAI, WU YONG-SHENG. Predictive study on coal and gas outburst intensity based on GA-BP compound algorithm [J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2006,33(4):4-6.

- [4] 薛鹏骞, 吴立锋, 李海军. 基于小波神经网络的瓦斯涌出量预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2006, 16(2): 22-25.  
XUE PENG-QIAN, WU LI-FENG, LI HAI-JUN. Predicting the amount of gas emitted based on wavelet neural network[J]. China Safety Science Journal, 2006, 16(2): 22-25.
- [5] 谭云亮, 肖亚勋, 孙伟芳. 煤与瓦斯突出自适应小波神经网络辨识和预测模型. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(S1): 3373-3377.  
TAN YUN-LIANG, XIAO YA-YUN, SUN WEI-FANG. Self-adaptive wavelet neural network for recognizing and predicating outburst of coal and gas[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(S1): 3373-3377.
- [6] 杨凌霄, 沈鹰, 侯国栋, 等. 基于支持向量机的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 河南理工大学学报, 2006, 25(5): 348-350.  
YANG LING-XIAO, SHEN YING, HUO GUO-DONG, et al. The prediction of coal and gas outburst based on support vector machine[J]. Journal of Henan Polytechnic University, 2006, 25(5): 348-350.
- [7] MARCELIN J L. A metamodel using neural networks and genetic algorithms for an integrated optimal design of mechanisms [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2004, 24(9): 708-714.
- [8] KIM D, KIM H, CHUNG D. A modified genetic algorithm for fast training neural networks [C] // Second International Symposium on Neural Networks, May 30-June 1, 2005, Chongqing, China. Berlin: Springer, 2005: 660-665.
- [9] MASTERS T, LAND W. A new training algorithm for the general regression neural network [C] // 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Computational Cybernetics and Simulation, 1997, Orlando, USA. [S. 1]: IEEE, 1997: 1990-1994.
- [10] DHAHRI H, ALIMI A M. The modified differential evolution and the RBF (MDE-RBF) neural network for time series prediction [C] // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 2006, part of the IEEE World Congress on Computational Intelligence, WCCI 2006, July 16-21, 2006, Vancouver, BC, Canada, [S. 1]: IEEE, 2006: 5245-5250.
- [11] OH S K, PARK B J, PEDRYCZ W, et al. New approach to self-organizing polynomial neural networks by means of genetic algorithms [C] // International Symposium on Neural Networks, August 19-21, 2004, Dalian, China. Berlin: Springer, 2004: 174-179.
- [12] MOLFETAS A, BRYAN G. Structured genetic algorithm representations for neural network evolution [C] // Proceedings of the 25th Conference on Proceedings of the 25th IASTED International Multi-Conference: Artificial Intelligence and Applications Table of Contents, Jan 1-8, 2007, Innsbruck, Austria. [S. 1]: ACTA Press, 2007: 486-491.
- [13] HOU W, BAO M, SHANG Y, et al. The application of genetic algorithm on the training of neural network for acoustic target classification [C] // Intelligent Information Technology Application Workshops 2008, Dec 21-22, 2008, Shanghai, China. [S. 1]: IEEE 2008, 62-65.
- [14] KIM H, SHIN K. A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms for detecting temporal patterns in stock markets [J]. Applied Soft Computing Journal, 2007, 7(2): 569-576.
- [15] 王增强, 曾碧. 遗传算法中交叉算子的配对策略研究 [J]. 汕头大学学报: 自然科学版, 2005, 20(4): 55-58.  
WANG ZENG-QIANG, ZENG BI. Research on selecting crossover individuals in genetic algorithms [J]. Journal of Shantou University, 2005, 20(4): 55-58.
- [16] 张蕾, 张文明. 遗传神经网络算法在应用中的优化策略研究 [J]. 中国农机化, 2006(1): 77-79.  
ZHANG LEI, ZHANG WEN-MING. Optimization strategies in application based on GA-BP algorithm [J]. Chinese Agricultural Mechanization, 2006(1): 77-79.

(编辑 赵 静)