

文章编号:1000-582X(2010)01-0061-06

# 一种气体传感器阵列检测模式识别新方法

陈伟根, 齐 辉, 王有元, 彭姝迪

(重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘 要:**针对气体传感器阵列检测模式识别方法中 BP 神经网络收敛速度慢且易陷入局部极小值的问题,构建了一种免疫神经网络:采用免疫算法对 BP 神经网络的权值进行全局搜索优化,再用 BP 算法进行局部搜索,并将其用于传感器阵列信号模式识别中。采用正交试验法设计神经网络的学习样本,在保证神经网络学习精度的同时减少了样本的数量。结果表明,该模式识别方法能有效解决气体传感器的交叉敏感问题,克服了传统 BP 神经网络存在的不足,提高了网络的训练速度和气体的检测精度。

**关键词:**气体传感器阵列;交叉敏感;模式识别;免疫神经网络;正交试验设计

中图分类号:TM406

文献标志码:A

## A new pattern recognition method of gas sensor array detection

CHEN Wei-gen, QI Hui, WANG You-yuan, PENG Shu-di

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment and System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** BP neural network based gas sensor array detection pattern recognition has some disadvantages, such as slow convergence and local minimum problem. A modified immune neural network model which combines BP algorithm and immune algorithm is proposed to enhance global search capability and improve the performance of the neural network model. Orthogonal test is adopted to design the study samples of neural network. This ensures the accuracy of neural network while reducing the number of samples. The simulation results show that the proposed pattern recognition method solves the cross sensitivity of gas sensor effectively, overcomes the disadvantages of traditional BP neural network and improves the learning speed and detection accuracy.

**Key words:** gas sensor array; cross sensitivity; pattern recognition; immune neural network; orthogonal experimental design

气体传感器阵列检测可应用于诸多领域,如变压器油中溶解气体在线监测<sup>[1]</sup>、可燃性和污染性气体的监测<sup>[2-3]</sup>、农产品与食品的质量检验<sup>[4-6]</sup>以及生物医学<sup>[7]</sup>等,它是利用气体传感器的交叉敏感性,有选择地将数个气体传感器组合在一起形成传感器阵

列,结合模式识别技术来进行气体的定性、定量分析。模式识别算法在该方法中起着至关重要的作用,其识别效果直接决定着定性、定量分析的准确性。

目前应用最多的 BP 神经网络模式识别法能够

收稿日期:2009-09-08

基金项目:重庆市自然科学基金重点资助项目(CSTC2007BA3002)

作者简介:陈伟根(1967-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事电气设备在线智能化监测与故障诊断技术方向的研究,(E-mail)weigench@cqu.edu.cn。

有效地解决非线性映射问题,但是该算法采用梯度下降法,不但网络的训练速度慢,而且容易陷入局部极小值。为此人们提出了多种改进算法。

附加动量项与自适应调整学习步长的改进算法,虽然在一定程度上提高了网络的训练速度,但其本质上仍是基于梯度下降法,仍然容易陷入局部极小值<sup>[8]</sup>。文献[9]提出了一种遗传算法优化的神经网络,该神经网络将采用遗传算法对权值进行进化操作,利用了遗传算法全局搜索的特点,可以使网络优化过程趋于全局最优。但是遗传算法的初始群体是随机形成的,在解群分布不均匀时容易出现未成熟收敛,从而陷入局部极值<sup>[10]</sup>。文献[11]利用改进粒子群算法优化 BP 神经网络,利用粒子群算法的惯性权重自适应调整,以平衡局部和全局搜索能力,收缩因子则加快算法的收敛速度,有利于更快地收敛于全局最优解。文献[12]利用蚁群算法正反馈、全局收敛和启发式学习的特点,用蚁群算法优化 BP 神经网络,使神经网络权值快速准确地收敛于全局最优解。

免疫算法(Immune Algorithm, IA)是一种模拟免疫系统智能行为的仿生算法。它将求解问题的目标函数和约束条件对应于入侵生物体的抗原,最优问题的可行解对应于免疫系统产生的抗体,通过抗体和抗原的亲合力来描述可行解与最优解的逼近程度。免疫算法利用免疫系统的抗体多样性和自我调节功能来保持群体的多样性,从而克服了寻优过程的早熟现象,确保快速收敛至全局最优解<sup>[13-14]</sup>。

笔者将免疫算法与 BP 神经网络相结合,提出了一种免疫神经网络(Immune Neural Network, INN),并将其应用于变压器油中溶解多组分气体检测的 MQ 型气体传感器阵列检测模式识别中,通过对比传统 BP 神经网络验证了该方法的优越性。

## 1 气体传感阵列检测系统

笔者所采用的气体传感阵列检测系统由传感器阵列、信号调理与数据采集单元以及免疫神经网络 3 部分组成,如图 1 所示。

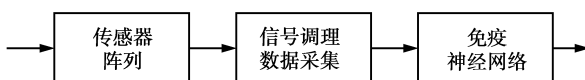


图 1 气体传感阵列检测系统框图

其中传感器阵列是整个气体检测系统的基础,由 MQ1~MQ6 6 支气体传感器所组成。6 支传感

器可分别用于检测  $H_2$ 、 $CO$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_2$ 、 $C_2H_6$  6 种气体,但同时又对其他气体尤其是性质相近的气体具有较深的交叉敏感<sup>[13]</sup>,若不采用一定的模式识别方法进行处理,则不能准确反映实际气体的浓度。

信号调理单元主要由温度检测和加热控制电路组成,通过对阵列中每个气敏传感器工作温度的检测,调节控制传感器的加热电流,使每个传感器都在各自最佳温度状态下工作。数据采集单元将气敏元件的电阻值转换成电压值并放大一定倍数,采集后作为后续免疫神经网络的处理对象。

免疫神经网络是整个系统的核心,它将由前边单元采集并经过预处理的传感器阵列的输出作为输入,经过模式识别后输出混合气体的组分信息。该单元直接决定混合气体的识别精度。

## 2 免疫神经网络

### 2.1 免疫算法基本流程

一般免疫算法的基本流程如图 2 所示,大致分为以下步骤。

1)定义抗原:将需要解决的问题抽象成符合免疫系统处理的抗原形式,抗原识别则对应为问题的求解。

2)产生初始抗体群体:将抗体的群体定义为问题的解,抗体与抗原之间的亲合力对应问题解的评估,亲合力越高,说明解越好。类似遗传算法,首先产生初始抗体群体,对应问题的一个随机解。

3)计算亲合力:计算抗原与抗体之间的亲合力。

4)抗体产生的促进和抑制:与抗原有较大亲和力的抗体优先得到繁殖,抑制浓度过高的抗体,淘汰低亲和力的抗体。采用类似遗传算法中的交叉、变异操作繁殖新的抗体并随机产生新的抗体来代替被淘汰的抗体。

5)评估新的抗体群体:计算亲合力,若满足终止条件,则当前抗体群体则为问题的最佳解;若不满足终止条件,则重新更新抗体直到满足条件为止。

### 2.2 免疫神经网络的设计

笔者提出的免疫神经网络的基本思想是将神经网络的权值视为生物免疫系统的抗体,通过对其基因的进化操作和基于抗体浓度的调节操作,对权值矩阵进行全局优化,然后在全局优化的基础之上采用 BP 算法进行局部搜索,从而找到最优解。采用免疫算法优化 BP 神经网络权值的几个关键问题如下。

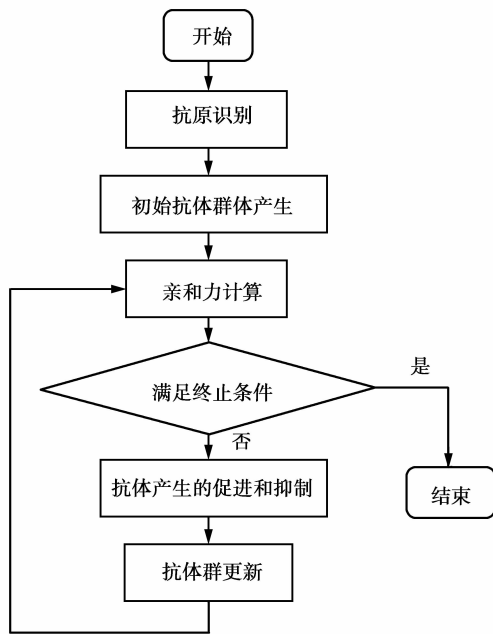


图 2 免疫算法基本流程

2.2.1 抗体的基因编码

多层前向神经网络的学习过程是一个复杂的连续参数优化问题,如果采用二进制编码,会造成编码串过长,在计算抗体时又要解码成实数,从而影响网络的学习精度和算法的运行时间。为此采用实数编码方式,每个抗体的基因编码方式如图 3 所示。

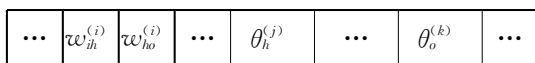


图 3 抗体基因的实数编码

其中  $w_{ih}^{(i)}$  为第  $i$  个隐层神经元和输入层神经元之间的连接权值,  $w_{ho}^{(i)}$  为第  $i$  个隐层神经元和输出层神经元之间的连接权值,  $\theta_h^{(j)}$  为第  $j$  个隐层神经元的阈值,  $\theta_o^{(k)}$  为第  $k$  个输出层神经元的阈值。对于  $l \times m \times n$  规模的神经网络,编码长度为  $(n+l) \times m + m + n$ 。

2.2.2 抗体的亲和力

设每个抗体对应的网络的误差为  $E_i$ ,则抗体  $i$  的亲和力可表示为

$$f_i = \frac{1}{e^{E_i}} \quad (1)$$

2.2.3 抗体的浓度

抗体的浓度是用来表示抗体与群体中其他个体的相似程度,抗体  $g_m$  的浓度是根据其与其他抗体的距离之和来度量的。在由  $n$  个抗体构成的非空免疫

集合  $X$  中,定义

$$d_m = \sum_{n=1}^N \|g_m - g_n\|, \quad (2)$$

为抗体  $g_m$  与其他抗体的距离之和;  $\|g_m - g_n\|$  为  $g_m$  和  $g_n$  的欧几里得距离。这样抗体  $g_m$  的浓度  $C_m$  为

$$C_m = \frac{1}{e^{d_m}}, \quad (3)$$

抗体浓度越大,表明其与其他抗体越相似,当抗体群体中所有抗体都相同时,抗体的浓度为 1。

2.2.4 抗体的促进与抑制

根据免疫系统抑制高浓度、低亲和力抗体的产生,促进低浓度、高亲和力抗体分泌的特性,可推导出基于抗体浓度的概率选择公式

$$P_i = \alpha(1 - C_i) f_i, \quad (4)$$

其中,  $\alpha$  为 0 到 1 之间的可调参数。由式(4)知,集合  $X$  中的某个抗体浓度越大,亲和力越低,则该抗体被选中的概率就越小。反之,抗体的浓度越小,亲和力越高,其被选中的概率就越大。因此,基于抗体亲和力和浓度的选择策略在理论上保证了了解的多样性。

2.2.5 抗体群的更新

权重基因型与网络之间是多对一的映射关系,使得杂交操作变得低效或无效,因此仅选择变异操作实现抗体群的更新,令变异算子为

$$\sigma_i = \sqrt{1 - f_i}, \quad (5)$$

并按式(6)对所有权值进行变异

$$\omega'_i = \bar{\omega}_i + \sigma_i \cdot N_i(0, 1), \quad (6)$$

其中  $N(0, 1)$  是期望值为 0,标准偏差为 1 的正态分布。

2.2.6 新抗体的加入

生物体由于机体本身的新陈代谢,每天有 5% 的低激励值细胞死亡,而代之以从骨髓中生成全新的细胞,而且新产生的细胞只有具有较强的适应性才能融合到免疫系统中。模拟免疫行为中细胞的这种现象,将 5% 的低亲和力的个体删除并代之以随机产生的新解。

3 实验及数据分析

3.1 样本获取

笔者采用动态配气法中的流量比混合法来配制不同组分的混合气体。它是通过严格控制一定比例的组分气体和稀释气体的流量,并加以混合而制得标准气体。为了精确控制原料气与稀释气体的流

量,选用 7 支不同量程范围的质量流量控制器来精确控制各种气体的流量,从而精确控制混合气体的浓度。

在配制多组分混合气体时,以高纯  $N_2$  作为稀释气,原料气  $G_1 \sim G_6$  的浓度分别为  $s_1 \sim s_6$ ,需要配制各组分的浓度分别为  $c_1 \sim c_6$  的混合气体时,组分气体  $G_i$  的稀释比为  $m_i = \frac{c_i}{s_i}$  (其中  $i = 1, 2, \dots, 6$ ),各原料气的流量  $f_{G_1} \sim f_{G_6}$  和稀释气  $N_2$  的流量  $f_{N_2}$  的流量比为

$$f_{G_1} : \dots : f_{G_6} : f_{N_2} = m_1 : \dots : m_6 : (1 - \sum_{i=1}^6 m_i), (7)$$

根据流量比,通过质量流量控制器设定各组分原料气和稀释气的流量,即可精确地动态配制出满足要求的多组分混合气体。

为了提高免疫神经网络的识别精度,需要尽可能多的样本数据来进行训练,但在实际中往往是不胜负担的。为了既能考察各种浓度组合的混合气体对传感器阵列信号的影响,又能减少实验次数,提高效率,笔者引入了正交试验设计法<sup>[16]</sup>。

在变压器油中溶解气体检测所要求的每种气体的检测范围中各取 9 个浓度点,用 SPSS 软件生成一个 6 因素 9 水平 81 次试验的正交表,按此表安排实验,获取网络训练的样本数据。限于篇幅,未将其列出。

### 3.2 免疫神经网络参数设置

神经网络的结构方面,采用单隐层的神经网络。输入层神经元个数  $l = 6$ ,分别对应 6 个气体传感器的输出信号。输出层神经元个数  $n = 6$ ,分别对应 6 种气体的浓度。隐层神经元个数  $m$  通过经验公式(8)确定:

$$m = \sqrt{l+n} + a (a \in [1, 10])。 (8)$$

为了加快网络收敛速度,需对传感阵列的输出电压信号以及期望的气体浓度进行归一化处理,如式(9)、(10)所示:

$$x_i = \frac{U_i - U_{\min}}{U_{\max} - U_{\min}}, (9)$$

$$y_i = \frac{c_i - c_{\min}}{c_{\max} - c_{\min}}。 (10)$$

其中  $x_i$ 、 $y_i$  为经过归一化处理之后的神经网络的输入和输出,  $U_i$ 、 $c_i$  为实际的传感器电压信号和气体浓度,  $U_{\max}$ 、 $U_{\min}$ 、 $c_{\max}$ 、 $c_{\min}$  分别为传感器电压信号的最大值和最小值以及气体浓度的最大值和最小值。

### 3.3 数据分析

将实验得到的 81 组样本数据分别采用 BP 神经网络和免疫神经网络进行训练,训练误差  $E$  收敛曲线如图 4、5 所示。

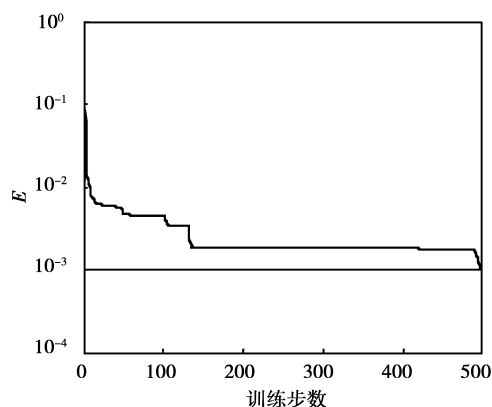


图 4 BP 神经网络收敛曲线

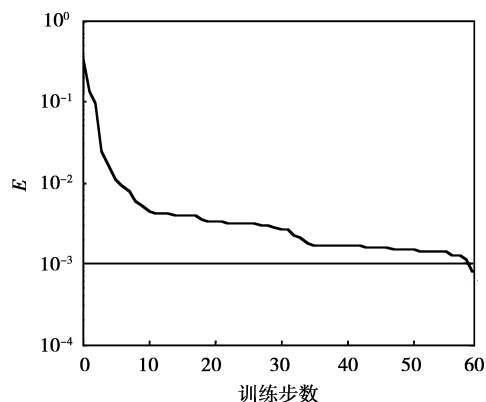


图 5 免疫神经网络收敛曲线

对比图 4、5 可以看出, BP 神经网络经过 496 步训练,达到了预先设定的  $10^{-3}$  的收敛精度,但在训练过程中多次陷入了局部极小值,虽最终跳出了局部极小值,但同时也增加了大量的训练时间,更有甚者,将因为跳不出局部极小值而导致不能收敛。而免疫神经网络克服了 BP 神经网络陷入局部极小值的不足,虽然用免疫算法初始化网络权值需要一定的时间,但经过免疫算法优化后的 BP 神经网络只经过了 58 步训练就达到了收敛精度的要求,速度较传统 BP 神经网络有明显提高。

配制 9 组不同组分的气体来测试网络的识别性能,这 9 组测试气体模拟了变压器刚开始投运、运行半年、长期运行以及出现某种故障时的各组分气体含量。分别采用 BP 神经网络和免疫神经网络进行识别,识别结果如表 2、3 所示。

表 1 气体浓度的期望值  $\mu\text{L/L}$ 

序号	混合气体组分					
	H <sub>2</sub>	CO	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
1	50	200	10	10	0	5
2	100	300	15	10	0	5
3	150	400	60	70	10	40
4	10	15	40	150	0	30
5	250	70	80	180	0	50
6	200	450	40	50	60	5
7	15	75	30	160	0	20
8	50	200	100	50	20	100
9	20	100	80	20	5	80

表 2 BP 神经网络识别结果  $\mu\text{L/L}$ 

序号	混合气体组分					
	H <sub>2</sub>	CO	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
1	53.42	208.89	12.03	8.49	0.34	5.44
2	92.56	315.25	13.72	8.89	0.45	5.50
3	162.97	387.99	57.86	74.37	12.12	45.59
4	11.94	13.40	42.97	155.05	0.08	33.89
5	240.04	74.01	75.09	170.97	0.35	55.18
6	210.39	435.52	39.28	44.91	63.57	4.91
7	16.03	72.16	31.13	168.17	0.43	23.54
8	47.22	190.24	108.38	48.82	18.40	106.43
9	17.21	105.66	71.32	19.36	3.02	76.55

表 3 免疫神经网络识别结果  $\mu\text{L/L}$ 

序号	混合气体组分					
	H <sub>2</sub>	CO	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
1	52.31	208.73	8.68	9.84	0.05	5.09
2	105.43	288.56	15.11	9.02	0.28	5.95
3	143.99	405.51	61.83	73.56	8.92	42.46
4	10.66	13.88	36.38	143.82	0.25	28.99
5	245.50	65.06	76.06	188.11	0.11	47.14
6	208.69	440.59	40.27	50.47	62.14	5.17
7	16.23	73.53	32.12	151.58	0.28	22.21
8	48.29	208.53	95.84	48.69	18.75	98.83
9	19.73	98.47	83.46	19.87	4.31	84.62

对比混合气体各组分的期望值(表 1)可分别计算出由 BP 神经网络和免疫神经网络识别出的各组分气体浓度的最大误差和平均误差如表 4、5 所示。

表 4 BP 神经网络识别误差  $\mu\text{L/L}$ 

	H <sub>2</sub>	CO	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
最大误差	12.97	15.25	8.68	9.03	3.57	6.43
平均误差	5.86	8.28	3.58	4.02	1.21	3.23

表 5 免疫神经网络识别误差  $\mu\text{L/L}$ 

	H <sub>2</sub>	CO	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>
最大误差	8.69	11.44	4.16	8.42	2.14	4.62
平均误差	3.42	5.85	2.31	3.26	0.68	1.73

由此可以看出:采用免疫神经网络进行模式识别,其识别精度较传统 BP 神经网络有所提高。

## 4 结 论

笔者提出的免疫神经网络充分发挥了免疫算法的全局寻优能力和 BP 算法的局部寻优能力,克服了传统 BP 神经网络陷入局部极值的不足,且经过免疫算法优化后的 BP 神经网络的收敛速度远快于传统 BP 神经网络的收敛速度。将其应用于变压器油中溶解气体检测的气体传感器阵列法中,有效地解决了气体传感器的交叉敏感问题,提高了变压器油中溶解气体的检测精度。采用正交试验法设计网络的学习样本,在保证网络学习精度的前提下减少了样本数量,提高了实验效率。

### 参考文献:

- [1] 张勇,李昕,刘君华,等.数据融合新技术在识别变压器油中四种特征气体的研究[J].中国电机工程学报,2001,21(8):10-14.  
ZHANG YONG, LI XIN, LIU JUN-HUA, et al. A new datum fusion technique for pattern recognition of four characteristic gases in transformer oil [J]. Proceedings of the CSEE, 2001,21(8):10-14.
- [2] LEE D S, BAN S W, LEE M, et al. Micro gas sensor array with neural network for recognizing combustible leakage gases [J]. IEEE Sensors Journal, 2005,5(3):530-536.
- [3] MIZSEI J, LANTTO V. Air pollution monitoring with a semiconductor gas sensor array system [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 1992,6(1/3):223-227.
- [4] HAUGEN J E, LUNDBY F, WOLD J P, et al. Detection of rancidity in freeze stored turkey meat using a commercial gas-sensor array system [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2006,116(1/2):78-84.
- [5] HAUGEN J E, RUDI K, LANGSRUD S, et al. Application of gas-sensor array technology for detection and monitoring of growth of spoilage bacteria in milk: A model study [J]. Analytica Chimica Acta, 2006,565(1):10-16.
- [6] ALIMELLI A, PENNAZZA G, SANTONICO M, et al. Fish freshness detection by a computer screen photo assisted based gas sensor array [J]. Analytica Chimica Acta, 2007,582(2):320-328.
- [7] 张敏,田逢春,代才莉.医用电子鼻传感器系统的发展[J].传感器与微系统,2006,25(4):1-4.

- ZHANG MIN, TIAN FENG-CHUN, DAI CAI-LI. Development of transducer system of medical electronic nose [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2006, 25 (4): 1-4.
- [8] 刘帼巾, 陆俭国, 苏秀苹, 等. 神经网络法优化接触器电磁系统[J]. *电工技术学报*, 2007, 22(1): 62-66.  
LIU GUO-JIN, LU JIAN-GUO, SU XIU-PING, et al. Optimization of the electromagnetic system of contactor by neural network [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2007, 22(1): 62-66.
- [9] PALMES P, HAYASAKA T, USUI S. Mutation-based genetic neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(3): 587-600.
- [10] 王东风, 韩璞. 基于免疫遗传算法优化的汽温系统变参数PID控制[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(9): 212-217.  
WANG DONG-FENG, HAN PU. Variable arguments PID control for main steam temperature system based on immune genetic optimization [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2003, 23(9): 212-217.
- [11] 王晓霞, 王涛. 基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断[J]. *高电压技术*, 2008, 34(11): 2362-2367.  
WANG XIAO-XIA, WANG TAO. Power transformer fault diagnosis based on neural network evolved by particle swarm optimization [J]. *High Voltage Engineering*, 2008, 34(11): 2362-2367.
- [12] 刘克非, 何祖威. 基于蚁群神经网络的凝汽设备故障诊断[J]. *计算机仿真*, 2008, 25(5): 214-217.  
LIU KE-FEI, HE ZU-WEI. Fault diagnosis of condensing equipment based on ant colony neural network [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(5): 214-217.
- [13] YILDIZ A R. A novel hybrid immune algorithm for global optimization in design and manufacturing [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2009, 25(2): 261-270.
- [14] KIM D, ABRAHAM A. Optimal learning of fuzzy neural network using artificial immune algorithm [J]. *Neural Network World*, 2008, 18(2): 147-170.
- [15] 佟继春, 陈伟根, 陈荣柱. 一种在线分析变压器故障特征气体的智能传感器[J]. *高压电器*, 2004, 40(6): 433-435, 438.  
TONG JI-CHUN, CHEN WEI-GEN, CHEN RONG-ZHU. One intelligent sensor for online analysis of oil-dissolved gas in transformer [J]. *High Voltage Apparatus*, 2004, 40(6): 433-435, 438.
- [16] 王万中. 试验的设计与分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.

(编辑 王维朗)

~~~~~

(上接第35页)

- [6] JEONQ S H, LEE S H, KIM G H. Computer simulation of U-channel for under-rail roll forming using rigid-plastic finite element methods [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2008, 201(1/3): 118-122.
- [7] GLOWACKI M. The mathematical modeling of thermo-mechanical processing of steel during multi-pass shape rolling [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2005, 168(2): 336-343.
- [8] BETEGON BIEMPICA C, DEL COZ DIAZ J J, GARCIA NIETO P J, et al. Nonlinear analysis of residual stresses in a rail manufacturing process by FEM [J]. *Applied Mathematical Modeling*, 2009, 33(1): 34-53.
- [9] HSIEH K T. Numerical study on groove formation of rails for various materials [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2005, 41(1): 380-382.
- [10] 段明南, 臧勇, 马光亭, 等. H型钢轧制有限元模型研究及应用[J]. *钢铁*, 2006, 41(11): 42-45.  
DUAN MING-NAN, ZANG YONG, MA GUANG-TING, et al. FEM model of H-beam rolling and its application [J]. *Iron and Steel*, 2006, 41(11): 42-45.
- [11] 曹杰, 奚铁, 章静, 等. H型钢万能轧制变形分析[J]. *重型机械*, 2005(1): 23-25.  
CAO JIE, XI TIE, ZHANG JING, et al. Analysis of metal deforming during rolling of H-beam by universal mill [J]. *Heavy Machine*, 2005(1): 23-25.
- [12] 赵学武, 黄贞益. H型钢万能轧制宽展有限元分析[J]. *钢结构*, 2006, 21(1): 65-68.  
ZHAO XUE-WU, HUANG ZHEN-YI. FEM analysis of flange spread during universal rolling of H-beam [J]. *Steel Construction*, 2006, 21(1): 65-68.
- [13] 朱旭光, 程鼎. H型钢万能轧制宽展分析[J]. *轧钢*, 2006, 23(1): 22-23.  
ZHU XU-GUANG, CHENG DING. Analysis of flange spread during universal rolling of H-beam [J]. *Steel Rolling*, 2006, 23(1): 22-23.
- [14] 马光亭, 臧勇, 朱国明, 等. H型钢万能轧制过程中金属流动的有限元分析[J]. *北京科技大学学报*, 2008, 30(2): 165-168.  
MA GUANG-TING, ZANG YONG, ZHU GUANG-MING, et al. Finite element analysis of metal flow during H-beam rolling by a universal mill [J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2008, 30(2): 165-168.
- [15] MITROFANOV A A, SMIRNOV V K. Analysis of the production of I-beams on a universal beam mill [J]. *Metallurgist*, 2005, 45(9): 195-199.

(编辑 张 苹)