

# 基于并行禁忌神经网络和 DS 证据的 飞机燃油系统故障诊断

祝加雄<sup>1</sup>, 贺元骅<sup>2</sup>

(1. 乐山师范学院 物理与电子工程学院, 四川 乐山 614004;

2. 中国民航飞行学院 航空安全保卫学院, 四川 广汉 618307)

**摘要:** 飞机燃油系统是一个由许多相互联系的子系统构成的复杂总体, 因而易于发生各类故障, 当故障发生时会造成严重影响, 为此, 设计了一种基于禁忌神经网络和 DS 证据的飞机燃油系统故障诊断方法; 首先, 建立了飞机燃油系统的故障诊断模型, 然后, 建立了 3 层的 BP 神经网络故障诊断模型, 并采用禁忌优化算法对 BP 神经网络进行参数优化, 得到多个并行诊断的禁忌神经网络, 输入样本数据对其训练并利用 BP 反向传播算法再次调优; 最后将测试样本数据输入各禁忌神经网络, 并将诊断结果作为证据采用 DS 证据理论进行融合, 得到最终的故障诊断结果; 实验结果表明: 引入 DS 证据理论的故障诊断方法能有效克服单一故障诊断方法无法精确诊断故障的不足, 诊断精度高, 具有较大的优越性。

**关键词:** 禁忌算法; 飞机燃油系统; 故障诊断; 神经网络; DS 证据

## Fault Diagnosis for Aircraft Fuel System Based on Parallel Tabu Neural Network and D—S Evidence Theory

Zhu Jiexiong<sup>1</sup>, He Yuanhua<sup>2</sup>

(1. School of Physics and Electronic Engineering, Leshan Normal University, Leshan 614004, China;

2. School of Aviation Security, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

**Abstract:** Aircraft Fuel System is a compound system with many interconnecting sub-systems and easy emerging many kinds of faults, when the fault happening, a fault diagnosis model based on Tabu neural network and D—S evidence is proposed. Firstly, the model of diagnosis for aircraft fuel system is built, and the tabu algorithm is used to optimize the parameters of the neural network and get concurrent tabu neural networks, the training sample data is input to the tabu neural networks to train them and the BP back propagation algorithm is used to adjust the parameters of the network, finally, the test sample data is input to all the tabu neural networks to diagnose and the result is got as the evidence, then the DS evidence theory is used to fuse the data to get the final diagnosis result. The simulation experiment shows the method in this paper solve the problems of diagnose the fault accurately for single diagnosis method, has the high diagnosis accuracy, so it has big priority.

**Key words:** tabu algorithm; aircraft fuel system; fault diagnosis; neural network; ; D—S evidence

## 0 引言

飞机燃油系统是飞机上一个至关重要的系统, 是保证飞机安全和适航取证的关键系统, 其通过存储飞机所需燃油, 并在任何的飞机状态和飞行条件下, 能以足够的压力将飞机运行所需的燃油输送到主油箱中, 为飞机提供源源不断的燃油供应<sup>[1]</sup>。

飞机燃油系统复杂度高, 组成系统的元器件多, 系统容易发生各类故障<sup>[2]</sup>。因此, 对飞机燃油系统进行故障诊断, 最大程度地避免人员和财产损失已经成为了飞机燃油系统的重要研究方向<sup>[3]</sup>。

目前在故障诊断领域的常用方法主要有: 基于数学模型的故障诊断方法<sup>[4]</sup>、基于参数估计的故障诊断方法<sup>[5]</sup>、基于模糊理论和知识表达的故障诊断方法<sup>[6]</sup>和基于神经网络的故障诊断

方法, 而前 3 种方法具有明显的弊端<sup>[7]</sup>。

基于神经网络的故障诊断方法能对具有复杂性和多模式的系统进行联想和推理, 具有自组织学习能力, 同时能进行离线和在线两种形式故障诊断, 因此, 近年来在故障诊断领域获得广泛地应用, 同时在飞机燃油系统也获得成功地应用<sup>[8-10]</sup>, 但已有研究工作在采用神经网络进行故障诊断时, 往往人为设定阈值以判断诊断类别, 对于某些具有不确定性的诊断, 无法保证其精确性。

为了克服神经网络故障诊断方法的不足, 本文设计了基于数据融合的神经网络的飞机燃油系统故障诊断方法, 即在神经网络的基础上进一步采用 DS 证据理论进行融合, 将可信度最高的诊断类别作为最终的故障诊断结果。

## 1 故障诊断模型

文中的设计的飞机燃油系统故障诊断模型可以描述为: 在飞机燃油系统的各传感器处采集故障诊断的样本数据和测试数据, 建立三层的 BP 神经网络, 采用禁忌算法对三层 BP 神经网络的权值等参数进行优化, 采用优化后的多组最优解用于初始化神经网络, 然后再将样本数据输入多个禁忌神经网络并行

收稿日期: 2014-03-04; 修回日期: 2014-04-26。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61079022)。

作者简介: 祝加雄(1982-), 男, 四川乐山人, 讲师, 硕士, 主要从事模式识别与智能系统方向的研究。

地对权值进行微调,使得网络的参数空间向诊断的目标空间靠近,直到网络稳定,此时,将测试数据同时输入多个训练好的禁忌神经网络进行并行故障诊断,在获得故障诊断结果后,采用 DS 证据理论对多个网络的输出结果进行融合,得到故障诊断最终结果。

文中的故障诊断模型的诊断原理如图 1 所示。

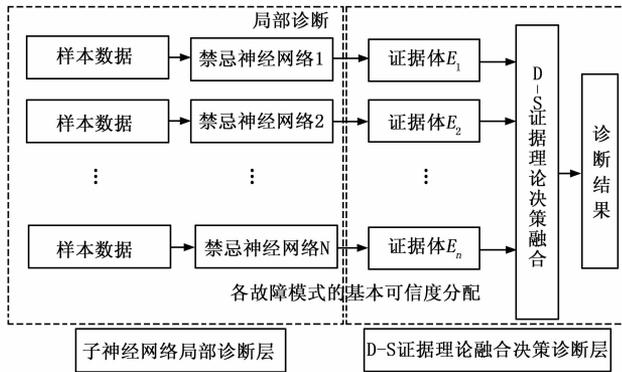


图 1 飞机燃油系统故障诊断模型

## 2 禁忌神经网络故障诊断

### 2.1 BP 神经网络概述

BP 神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一。

三层的 BP 神经网络是一个包含 1 个输入层、一个隐含层和一个输出层的 BP 神经网络,在输入层输入样本数据,在输出层获得各输入数据对应的结果。一个三层的 BP 神经网络如图 2 所示。

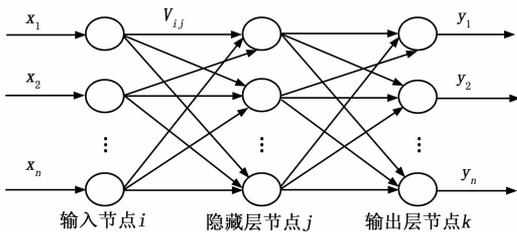


图 2 三层 BP 神经网络模型

### 2.2 禁忌算法优化网络参数

禁忌算法<sup>[11]</sup> (Tabu Search, TS) 是由 Glover 于 1986 年提出的一种智能优化算法,通过禁忌表存储已经获得最优解,并设置每个解的禁忌长度,为了防止陷入局部最优,禁忌算法故意避开禁忌表中的最优解,并自适应地调整禁忌长度,同时可以根据藐视原则赦免被禁忌的最优解,禁忌优化的流程如图 3 所示。

因此,本文采用禁忌算法优化神经网络的结构参数,以克服 BP 神经网络进行故障诊断时的易于陷入局部最优的缺陷。

### 2.3 禁忌神经网络故障诊断

当采用禁忌算法对神经网络进行参数优化后,将训练样本数据输入到禁忌神经网络进行再次训练,当训练误差满足终止条件时,将测试样本数据输入禁忌神经网络进行故障诊断:

输入: 训练样本数据和测试样本数据;

输出: 诊断结果;

(1) 首先建立三层的 BP 神经网络,神经元的激活函数采

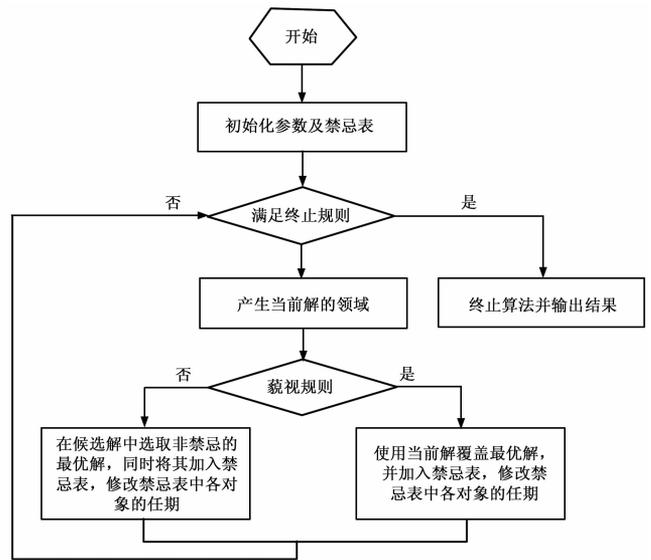


图 3 禁忌算法优化算法流程

用 sigmoid 函数,根据故障征兆数据维数来初始化输入神经元个数,根据故障类别来初始化输出神经元个数,隐藏层神经元个数可以通过式 (1) 获得:

$$k_{middle} = \sqrt{k_{input} + k_{output}} + a \quad (1)$$

在式 (1) 中,  $a$  为位于区间 (1, 10) 的常数。

(2) 根据图 3 所示的禁忌优化算法对神经网络的各参数进行优化,依次选择优化后的前  $N$  个最优参数集,采用其初始化  $N$  个禁忌神经网络;

(3) 将所有训练样本数据输入到  $N$  个禁忌神经网络,对于每个禁忌神经网络,比较网络输出与实际标签之间的误差:

$$Sum(\Delta e) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_j^i - y_j^i)^2 \quad (2)$$

其中:  $m$  为训练样本总数个数,  $n$  为输出层神经元个数,即故障种类数。

(4) 判断任意禁忌神经网络的总误差  $Sum(\Delta e)$  是否小于指定阈值  $E$ : 如果小于,则转入步骤 (4); 否则,对不满足误差约束的禁忌神经网络,采用误差反向传播算法,采用 window-Hoff 规则从输出层反向不断调整权值,当调整结束后,转入 (3) 重新计算总误差;

(5) 将测试数据输入 BP 神经网络进行故障诊断。

当采用禁忌神经网络进行故障诊断后,就获得了测试数据故障诊断的  $N$  种结果,算法流程如图 4 所示。

## 3 基于 DS 的诊断结果数据融合

### 3.1 DS 证据理论概述

D-S (Dempster-Shafer, DS) 证据理论由 Dempster 于 1976 年首次提出,并在其学生 Shafer 的扩展下进一步完善,是一种进行不确定推理和数据融合的有效理论,目前已成功应用于智能优化、模式识别和决策分析等方面。

### 3.2 DS 融合禁忌神经网络诊断结果

采用 DS 证据理论融合多个禁忌神经网络诊断结果的算法可以描述为:

(1) 构造辨识框架  $\Theta$ : 采用故障类别初始化命题,并将命题的集合作为辨识框架辨识框架  $\Theta = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ ;

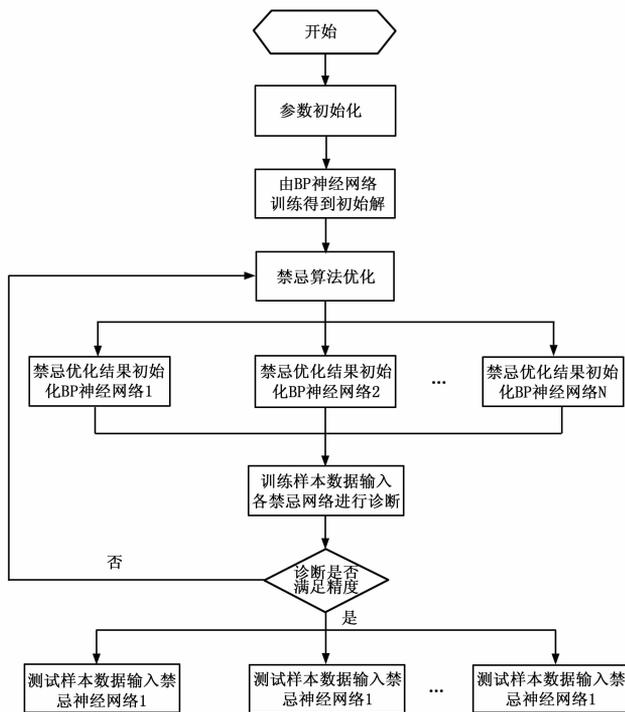


图 4 禁忌神经网络故障诊断

(2) 归一化处理: 对各禁忌神经网络的诊断结果进行归一化处理, 得到归一化值:

$$\begin{cases} M(k) = V_k \cdot y_i / \sum_{i=1}^k y_i \\ M(\Phi) = 1 - V_k \end{cases} \quad (3)$$

(3) 可信度分配: 在获取了各禁忌神经网络的归一化的诊断结果后, 对辨识框架中的命题  $F_j$  在第  $i$  个禁忌神经网络的基本可信度分配  $M_i(F_j)$  计算如下:

$$M_i(F_j) = y_i(F_j) / \sum_{i=1}^c y_i(F_j) \quad (4)$$

在式 (4) 中, 命题  $F_j$  对应了故障  $F_j$ ,  $y_i(F_j)$  为第  $i$  个禁忌神经网络对故障  $F_j$  的输出值;

(4) 证据合成: 对各命题采用 D-S 证据合成规则进行证据合成, 如下所示:

$$\begin{cases} M(\Phi) = 0 \\ M(A) = K^{-1} \times \sum_{\substack{\cap A_i \\ 1 \leq i \leq n}} \prod M_i(A_i) \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $K = \sum_{\substack{\cap A_i \neq \Phi \\ 1 \leq i \leq n}} \prod M_i(A_i)$ 。

(5) 计算各命题信任度: 根据下式计算各命题的信任度:

$$Bel(F_j) = \sum_{B \subseteq F_j} M(B) \quad (6)$$

其中:  $Bel(F_j)$  为信任函数, 并表示了对命题  $F_j$  为真的信任程度。

(6) 最终诊断: 根据计算得到的各命题  $F_i (1 \leq i \leq n)$ ,  $n$  为故障种类数, 则测试样本对应的最终故障诊断结果即为  $F_k$ , 如下所示:

$$\begin{aligned} Bel(F_k) &= \max\{Bel(F_j), F_j \in \Phi\} \wedge \\ &Bel(F_k) > \epsilon_1 \wedge \epsilon_1 \in \mathbf{R} \wedge \epsilon_1 > 0 \end{aligned} \quad (7)$$

其中:  $\max$  表示最终的诊断结果  $F_k$  是所有禁忌神经网络诊断结果  $F_i (1 \leq i \leq n)$  中具有最大可信度的故障种类, 且概率分配值满足某预设阈值  $\epsilon_1$ 。

#### 4 仿真实验

以 MA600 飞机为例对其油箱进行故障诊断, 故障类别包含为无故障  $y_0$ 、输油泵故障  $y_1$ 、活门故障  $y_2$ 、输油管路泄漏  $y_3$  和油箱泄漏  $y_4$ , 故障诊断征兆属性主要有: 油箱油位过低  $x_0$ 、输油泵电流过大  $x_1$ 、输油泵出口压力过大  $x_2$ 、单向活门出口压力过大  $x_3$  和输油管道压力过大  $x_4$ 。

采集样本数据 50 组和测试数据 20 组, 建立 3 个禁忌神经网络, 即 3 个证据体  $E_1$ 、 $E_2$  和  $E_3$ , 将 50 组样本数据 BP 神经网络进行训练, 然后通过禁忌算法对其进行优化, 禁忌长度设定为 5, 神经网络误差阈值为 0.05, 概率分配阈值为 0.8, 当禁忌神经网络优化完后, 输入 20 组测试数据到禁忌神经网络进行故障诊断, 得到部分测试样本对应的 3 个禁忌神经网络的故障诊断结果分别如表 1~表 3 所示。

表 1 证据体  $E_1$  单独作用下的基本可信度和诊断结果

序号	故障类别	$M(u_0)$	$M(u_1)$	$M(u_2)$	$M(u_3)$	$M(\Phi)$	诊断结论
1	$y_0$	0.713 2	0.143 4	0.014 3	0.014 5	0.114 6	不确定
2	$y_1$	0.005 2	0.674 5	0.135 8	0.124 5	0.060 0	不确定
3	$y_3$	0.082 4	0.143 8	0.053 5	0.634 2	0.086 1	不确定
4	$y_3$	0.042 4	0.824 5	0.068 5	0.846 4	0.018 2	$y_1$

表 2 证据体  $E_2$  单独作用下的基本可信度和诊断结果

序号	故障类别	$M(u_0)$	$M(u_1)$	$M(u_2)$	$M(u_3)$	$M(\Phi)$	诊断结论
1	$y_0$	0.605 6	0.186 7	0.025 6	0.014 5	0.009 7	不确定
2	$y_1$	0.125 2	0.597 4	0.124 5	0.089 7	0.084 9	不确定
3	$y_3$	0.054 3	0.114 6	0.014 5	0.814 2	0.040 6	$y_3$
4	$y_3$	0.025 7	0.015 6	0.156 4	0.732 1	0.038 7	不确定

表 3 证据体  $E_3$  单独作用下的基本可信度和诊断结果

序号	故障类别	$M(u_0)$	$M(u_1)$	$M(u_2)$	$M(u_3)$	$M(\Phi)$	诊断结论
1	$y_0$	0.685 3	0.114 5	0.116 4	0.074 1	0.009 7	不确定
2	$y_1$	0.015 3	0.813 2	0.062 4	0.024 2	0.084 9	$y_1$
3	$y_3$	0.024 3	0.086 4	0.014 5	0.834 2	0.040 6	$y_3$
4	$y_3$	0.085 2	0.164 7	0.058 4	0.65 3	0.038 7	不确定

表 4 证据体  $E_1$ 、 $E_2$  和  $E_3$  的联合可信度和融合结果

序号	故障类别	$M(u_0)$	$M(u_1)$	$M(u_2)$	$M(u_3)$	$M(\Phi)$	诊断结论
1	$y_0$	0.827 3	0.052 1	0.045 6	0.013 4	0.061 6	$y_0$
2	$y_1$	0.038 8	0.903 0	0.013 5	0.036 2	0.008 5	$y_1$
3	$y_3$	0.036 4	0.013 1	0.016 3	0.914 5	0.019 7	$y_3$
4	$y_3$	0.049 2	0.035 2	0.015 2	0.875 2	0.025 2	$y_3$

从表 1~表 3 可以看出, 仅从多个禁忌神经网络对燃油系统进行故障诊断会出现不确定性情况, 不能得到精确的诊断结果, 当对 3 个禁忌神经网络得到的结果进行融合后, 可以大幅度地提高故障诊断的精度, 如表 4 所示, 融合后的诊断类别对应的分配概率均大于阈值 0.8, 能立即给出诊断结果, 且诊断的结果与实际故障类别完全一致, 因此, 文中方法显然改善了

(下转第 1692 页)

(1) 训练性能比较: 训练次数及训练时间比较如图 6 所示。

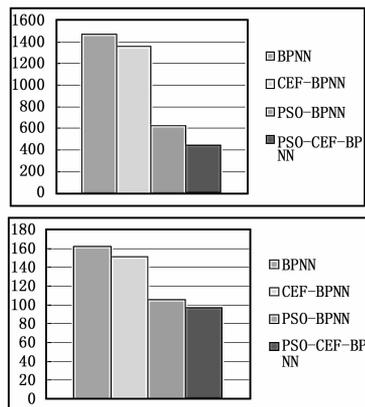


图 6 不同预测方法的训练次数及训练时间比较

由以上图表可知, 使用标准的 BPNN 相对训练次数比较大, 训练时间较长。当添加了控制误差反馈, 有了一定的优化效果, 使用 PSO 优化, 训练效果有了明显的改善, 而使用 PSO-CEF-BPNN 则比 PSO-BPNN 效果又有了少许的提高。

(2) 预测精度对比: 这里只通过平均相对误差 (MAPE) 和均方根误差 (RMSE) 进行比较, 如表 1 所示。

表 1 不同预测方法的预测精度对比

预测方法	平均相对误差 MAPE (%)	均方根误差 RMSE (%)
BPNN	8.23	28.34
CEF-BPNN	7.10	24.32
PSO-BPNN	3.11	14.21
PSO-CEF-BPNN	2.29	12.59

\*\*\*\*\*

(上接第 1689 页)

仅用单一故障诊断方法的不足, 对于不确定性结果的故障诊断具有很好的融合效果, 因此, 具有很强的可行性。

### 5 结论

为了实现飞机燃油系统进行故障诊断, 设计了一种基于禁忌神经网络和 DS 证据理论的飞机燃油系统故障诊断方法。首先建立 3 层 BP 神经网络故障诊断模型, 最后, 采用禁忌优化算法对 BP 神经网络进行结构参数优化, 得到多个并行的禁忌神经网络, 为了进一步提高故障诊断精度, 采用 DS 证据理论对多个并行运行的禁忌神经网络输出结果进行融合, 并通过仿真实验证明了文中方法对飞机燃油系统故障诊断准确率接近 100%, 是一种飞机燃油系统故障诊断的有效方法。

#### 参考文献:

[1] 乔亚琼. 飞机燃油系统智能化故障诊断方法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2007.  
 [2] 魏锦洲, 吕美茜, 陈战斌. 某型飞机燃油系统低油面告警故障分析 [J]. 机械设计与制造, 2012, 4 (12): 137-139.  
 [3] Wang D, Feng W Q, Li J W. A hybrid and hierarchy modeling approach to model-based diagnosis [J]. Electrical Engineering and Control, 2011, 98: 173-180.

由以上分析可知, 本文提出的 PSO-CEF-BPNN 预测方法相对其它预测方法有较快的训练速度, 同时预测结果表明, 此预测方法的预测精度也有所提高。

### 4 结束语

本文主要介绍了基于 PSO 与控制误差反馈改进 BP 神经网络模型的构建及实践。首先从 PSO 与 BP 神经网络结合的可行性进行分析, 提出 PSO 对 BP 神经网络具有优化作用, 且适用于 BP 神经网络的训练优化。接着为建筑冷负荷预测所要构建的 BP 神经网络的相关输入参数进行分析, 包括控制误差反馈的概念, 并将其作为 BP 神经网络的输入参数, 然后对 BP 神经网络结构进行确定, 最后提出基于 PSO 与控制误差反馈改进 BP 神经网络模型 (PSO-CEF-BPNN), 并将其运用于实际的建筑冷负荷预测当中, 并取得良好的效果, 使模型得到了有效的实践与应用。

#### 参考文献:

[1] 陈文鼎, 赵哲身. 基于 BP 神经网络的空调负荷预测 [J]. 节能技术, 2010, (01): 15-17, 24.  
 [2] 牛东晓, 赵磊, 张博, 等. 粒子群优化灰色模型在负荷预测中的应用 [J]. 中国管理科学, 2007, (01): 69-73.  
 [3] 王雪梅, 李炎锋, 吕子强, 等. 基于负荷动态模拟的冰蓄冷系统优化控制分析 [J]. 沈阳建筑大学学报 (自然科学版), 2010, (03): 552-556.  
 [4] 陆宁, 周建中, 何耀耀. 粒子群优化的神经网络模型在短期负荷预测中的应用 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, (12): 65-68.  
 [5] 李锦升. 基于粒子群与控制误差反馈的 BP 神经网络冷负荷预测及动态目标控制 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.  
 [6] 王钰, 郭其一. 基于改进 BP 神经网络的预测模型及其应用 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (1): 39-42.  
 [7] 杨颖涛, 王跃钢, 邓卫强. 基于 Fisher 准则函数的相关向量机模拟电路故障诊断 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28 (6): 2085-2112.  
 [8] 张梦云, 潘剑锋, 薛宏, 等. 柴油机燃油供给系统故障诊断研究 [J]. 农机化研究, 2011, 5 (1): 211-214.  
 [9] Liu Sen, Chan F T S, Chung S H. A study of distribution center location based on the rough sets and interactive multi-objective fuzzy decision theory [J]. Robotics and Computer-integrated Manufacturing, 2011, (27): 426-433.  
 [10] 焦爱红, 袁力哲, 陈燕生. 基于 AGA-BP 算法的智能故障诊断技术研究 [J]. 机床与液压, 2011, 39 (5): 121-124.  
 [11] Jiang Z Y, Han J T, Liu X H. Neural network based expert system for steel bar pipeline fault diagnosis [J]. Advanced Materials Research, 2012, 421: 590-594.  
 [12] 万凤琴, 许静. 小波神经网络故障诊断法在飞机燃油系统中的仿真研究 [J]. 航空精密制造技术, 2011, 1 (47): 41-46.  
 [13] 张鹏, 俞利明, 王婷婷. 基于 PSO-RBF 的飞机燃油系统故障诊断 [J]. 2011, (1): 38-40.  
 [14] Palubeckis G. Multistart tabu search strategies for the unconstrained binary quadratic optimization problem [J]. Annals of Operations Research, 2004, 131 (1): 259-282.