

基于 SOM 算法和免疫神经网络的 飞机燃油系统故障诊断

戴敏¹, 祝加雄², 贺元骅³

(1. 中国民航飞行学院 计算机学院, 四川 广汉 618307; 2. 乐山师范学院 物理与电子工程学院, 四川 乐山 614004;
3. 中国民航飞行学院 航空安全保卫学院, 四川 广汉 618307)

摘要: 针对传统的飞机燃油系统故障诊断方法如硬件冗余方法和系统模型检测方法存在的飞机重量限制和难以建立精确数学模型的问题, 设计了一种基于 SOM 算法和 BP 神经网络的故障诊断模型; 首先, 建立了系统故障诊断模型并对诊断原理进行了描述, 然后, 对故障征兆数据进行预处理, 即先采用 SOM 算法进行连续属性离散化处理, 再通过粗糙集互信息方法进行属性降维, 以减少数据量和提高诊断效率; 最后, 建立了基于 BP 神经网络的故障诊断模型, 为了进一步提高故障诊断精度, 在采用免疫优化算法对 BP 神经网络故障诊断模型中的各参数即权值和阈值等进行优化的基础上, 进一步采用 BP 反向传播算法进行参数调整, 从而得到最终的故障诊断模型。通过飞机燃油系统故障诊断实例仿真实验证明了文中方法能较为精确地实现故障诊断, 且与其它方法相比, 具有较高的诊断精度和诊断效率, 具有较大的优越性。

关键词: 飞机燃油系统; 故障诊断; 神经网络; 自组织网

Fault Diagnosis for Aircraft Fuel System Based on SOM Algorithm and Immune Neural Network

Dai Min¹, Zhu Jiaxiong², He Yuanhua³

(1. School of Computers, Chinese University of Civil Aviation, Guanghan 618307, China; 2. School of Physics and Electronic Engineering, Leshan Normal Academy, Leshan 614004, China; 3. School of Aviation Safeguard, Chinese Univ. of Civil Aviation, Guanghan 618307, China)

Abstract: Aiming at the traditional fault diagnosis method has the defects such as the aircraft weight constraint and the difficulty for establishing the mathematical model, a fault diagnosis model based on SOM algorithm and BP neural network was proposed. Firstly, the model of diagnosis for aircraft fuel system was given, then fault symptom data was preprocessed, namely, using the SOM algorithm to discrete the data and rough set mutual information method to reduce the dimensions of the data, finally, the immune optimizing method firstly the BP error counter propagation secondly were used to optimize the parameters in BP neural network fault diagnosis model, therefore, the final fault diagnosis model was obtained. Through the Aircraft fuel system fault diagnosis was simulated, and the result shows the method in this paper can accurately realize fault diagnosis, and compared with the other methods, it has the high diagnosis accuracy and efficiency. It is proved has big priority.

Keywords: aircraft fuel system; fault diagnosis; neural network; self-organizing feature Map

0 引言

随着航空技术发展, 飞机安全系数不断提高, 故障率也在不断降低, 燃油系统对飞机的使用性能和安全有着直接的影响, 是飞机上的一个重要系统^[1-2], 其主要功能为: 在一切飞行状态和工作条件下, 将其存储的燃油输送到发动机主油箱中, 以保证飞机能得到持续能源供应。飞机燃油系统是由各类传感器、电磁阀和与之相互联系的子系统组成的复杂总体, 由于其结构和功能的复杂性, 使其易于发生各类故障, 当飞机燃油系统发生故障时, 不仅可能导致飞机无法正常运行, 严重时会导致灾难性事故的发生。为了确保飞机燃油系统具有较高的可靠性, 需要对其定时进行故障检测和诊断^[3]。

传统的飞机燃油系统故障诊断方法主要有^[4-5]: 硬件冗余

方法和系统模型检测方法。硬件冗余方法通过增加泵、电磁阀和调节器等硬件来减少故障发生, 但由于飞机空间和重量的约束, 冗余硬件的增加直接导致飞机的有效载荷和载油量减少, 最终限制了其进一步的应用。系统模型故障诊断方法通过建立系统模型对飞机燃油系统进行故障诊断, 但其仅仅对单个部件进行故障检测和诊断, 具有一定的片面性, 同时还存在着难以建立故障诊断精确数学模型的缺点。

近年来, 不少学者开始将人工智能的方法用于解决飞机燃油系统故障诊断问题。文献 [6] 设计了一种小波变换和 RBF 神经网络的故障诊断方法, 建立传感器的 RBF 神经网络模型来预测传感器输出, 并通过比较小波分析法和 RBF 神经网络方法的输出获得残差信号以评价诊断精度。文献 [7] 设计了一种基于 BP 神经网络的故障诊断方法, 首先建立分层分类故障诊断模型并建立推理规则, 再根据推理规则通过 BP 神经网络继续推理进行故障诊断。文献 [8] 建立了一种基于小波分析的飞机燃油系统故障诊断方法, 通过小波多分辨率分析方法对缓变故障和突变故障进行定位。文献 [9] 同样建立了一种

收稿日期:2014-03-11; 修回日期:2014-05-13。

基金项目:国家自然科学基金(61079022)。

作者简介:戴敏(1982-),男,江苏张家港人,讲师,硕士,主要从事计算机嵌入式系统方向的研究。

基于小波变换的故障诊断方法，通过对传感器输出信号进行一维小波变换获得第一层细节系数，然后从系数中对故障点进行精确定位。

上述工作都实现了飞机燃油系统的故障诊断，具有重要意义，但存在着泛化能力弱，诊断精度和诊断效率低等缺点，本文在上述工作的基础上建立了一种基于 SOM 算法和免疫神经网络的故障诊断方法，能有效地实现故障诊断推理，较其它方法具有较高的故障诊断精度和较快的诊断效率。

1 故障诊断模型

文中的故障诊断模型可以描述为：在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，分别对其采用 SOM 算法进行数据离散化，并利用粗糙集的互信息方法获得属性简约集，以减少冗余的传感器采集数据维数，然后再采用简约后的样本数据来训练 BP 神经网络以进行故障诊断，采用免疫优化算法对 BP 神经网络故障模型中的各权值和阈值等参数进行优化，当诊断精度低于某阈值时，采用 BP 反向传播算法对其进行进一步调整，从而得到最终的故障诊断模型。将测试数据输入到上述最终的故障诊断模型，得到故障诊断最终结果。

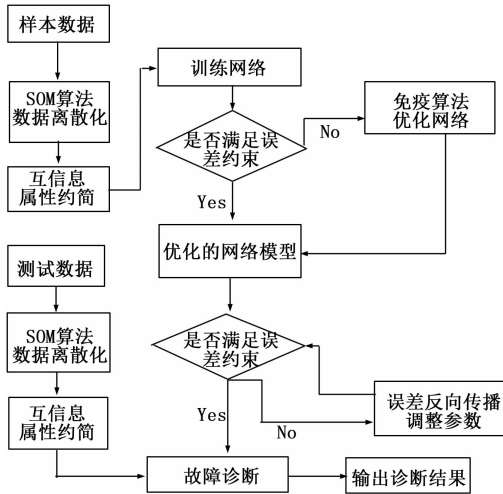


图 1 文中故障诊断模型

2 数据预处理

2.1 数据离散化

自组织网 (Self-Organizing Feature Map, SOM)^[10]是由 Kohonen 于 1997 年首次提出，其结构如图 2 所示。

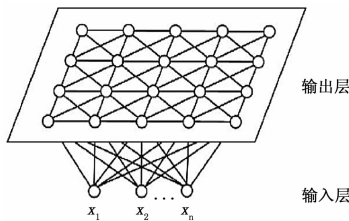


图 2 SOM 自组织网

从图 2 中可以看出，SOM 是由输入层和输出层组成，输入数据通过竞争、合作和权值调节来实现输出，输出的神经元即为获胜神经元，采用 SOM 自组织网实现传感器采集连续数据离散化的过程可以描述为：

(1) 根据需要离散化的数值个数初始化输出神经元个数 m ，将输入数据维数 n 的维数初始化 1，初始化邻域半径 $N(1)$ 、学习速率因子 $\phi(1)$ 、权值 $W_{ij}(1) (i \leq n, j \leq m)$ ；

(2) 从样本数据和测试数据的各维数据置入到输入神经元；

(3) 计算输入神经元其与所有输出神经元的距离，选择具有最小距离值的神经元为获胜神经元：

$$s = \{j \mid \min D_{ij}(t) = \sum_i^n (w_{ij}(t) - x_i(t))^2\} \quad (1)$$

$$1 \leq j \leq m$$

(4) 分别对获胜神经元节点与输入节点之间的权值、获胜神经元邻域和学习率按式 (2)、(3) 和 (4) 进行更新：

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \phi(t)(x_i - w_{ij}(t)) \quad (2)$$

$$\phi(t) = \phi(1)(1 - t/T) \quad (3)$$

$$N(t) = N(1)(1 - t/T) \quad (4)$$

(5) 判断学习率 $\phi(t)$ 是否已下降为 0，如果下降为 0 则第一个数据离散化结束，重复 (3) 到 (5) 直到所有数据离散化结束。

2.2 属性简约

当决策表为 $S = \langle U, C \cup D, V, f \rangle$ 时，采用粗糙集互信息方法进行属性简约过程可以描述为：

(1) 通过获取可辨识矩阵的单个元素得到核属性集 $CORED(C)$ ，并将其表示为 P ，初始化 $B = \Phi$ 为简约属性集。

(2) 分别根据式 (5)、式 (6) 和式 (8) 计算条件属性集 C 的信息熵，决策属性集 D 相对于条件属性集的条件熵以及它们之间的互信息：

$$H(C) = - \sum_{i=1}^n C(X_i) \log(C(X_i)) \quad (5)$$

$$H(D | C) = - \sum_{i=1}^n C(X_i) \sum_{j=1}^n C(Y_j | X_i) \log(C(Y_j | X_i)) \quad (6)$$

$$C(Y_j | X_i) = |Y_j \cap X_i| / |X_i| \quad (7)$$

$$I(C, D) = H(D) - H(D | C) \quad (8)$$

(3) 对于条件属性集中任意一个非核属性 c ，选择使得条件互信息 $I(c - D | P)$ 取最大值最大的属性 c ，并使得 $B = B \cup \{c\}$ ；

(4) 判断 $I(B | D)$ 是否等于 $I(C | D)$ ，如果等于则算法结束，输出 B 为简约属性集。

3 故障诊断

3.1 BP 神经网络故障诊断模型

人工神经网络是一种具有正反馈、自适应性、可学习性的分布式系统，当在输入层输入故障征兆数据时，在输出端得到其对应的故障分类，通过最小化网络的实际输出和期望输出的累积误差来进行故障诊断：

$$Sum(\Delta e) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_j^i - y_j^i)^2 \quad (9)$$

其中： m 为样本数据个数， n 为故障种类数，一个三层的神经网络故障诊断模型可以表示成图 3 所示。

3.2 BP 神经网络参数优化

BP 神经网络的输入层与隐含层、隐含层与输出层之间的权值以及隐含层神经元阈值等参数设置往往根据经验，使得故

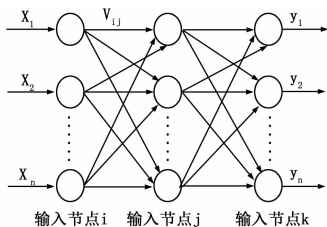


图 3 BP 神经网络故障诊断模型

障诊断存在收敛速度慢和诊断精度低的问题, 因此, 采用改进的免疫优化算法 (Immune Optimizing Algorithm, IOA) 对参数进行优化, 优化过程如图 4 所示。

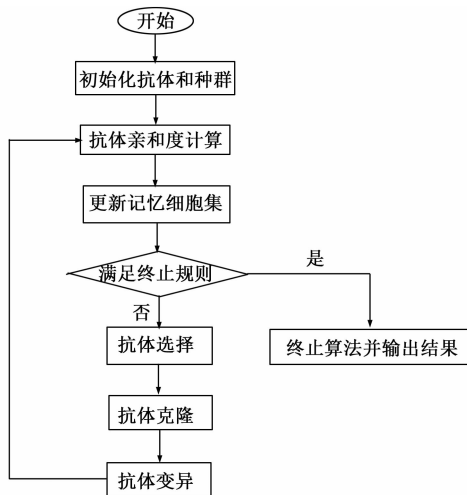


图 4 免疫算法优化参数流程

其中, 抗体即为所要优化的参数列表, 可以将其编码为 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \theta_1, \dots, \theta_n\}$, 亲度函数为式 (9) 所示, 即为最小化总误差, 抗体选择即采用轮盘赌方法, 根据抗体适应度高低来确定抗体选择概率, 抗体变异即对抗体中的每个参数进行随机改变。

3.3 BP 神经网络故障诊断

采用 BP 神经网络进行故障诊断的具体过程可以描述如下:

(1) 首先对所有样本数据和测试数据采用 SOM 自组织网进行数据离散化, 然后采用粗糙集互信息法进行属性约简, 以获得约简后的属性集;

(2) 初始化输入层神经元的个数为约简后的数据属性维数, 输出神经元的个数为故障种类个数, 神经元的激活函数采用 sigmoid 函数, 采用免疫优化算法优化的各参数初始化 BP 神经网络, 隐含层神经元的个数即为:

$$k_{middle} = \sqrt{k_{input} + k_{output}} + k \quad (10)$$

在公式 (4) 中, k 为 (1, 10) 之间的 1 个随机数。

(3) 将样本数据输入 BP 神经网络进行故障诊断, 并根据式 (9) 计算总诊断误差, 如果误差大于某预设阈值 th 则进入步骤 (4), 否则转入步骤 (5);

(4) 根据 BP 误差反向传播算法即 window-Hoff 规则从输出层到输入层不断进行参数调整, 直到网络的误差低于预设阈值 th ;

(5) 将测试数据输入新的故障诊断模型进行故障诊断。

4 仿真实验

以 MA600 飞机为例, 其燃油系统主要包含备份油箱、辅助油箱、预消耗油箱和消耗油箱等, 由于这四类油箱对应的故障诊断问题类似, 因此, 仅以消耗油箱为例进行说明, 其中故障诊断征兆主要有: 油箱油位过低、油箱引射泵异常、输油泵电流过大、输油泵出口压力过大、加油控制活门异常、单向活门出口压力过大和输油管道压力过大, 分别采用 x_0 、 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_6 表示, 故障模型为无故障、输油泵故障、活门故障、输油管路泄漏和油箱泄漏, 分别采用 y_0 、 y_1 、 y_2 、 y_3 和 y_4 表示。

采集样本数据和测试数据各 20 组, 首先对样本数据和测试数据采用 SOM 算法进行数据离散处理, 将其离散到 $\{0, 1, 2\}$ 上, 并通过粗糙集进行属性简约, 得到的简约属性集为 $\{x_0, x_2, x_3, x_5, x_6\}$, 则部分样本数据如表 1 所示。

表 1 MA600 飞机燃油系统故障诊断样本数据

编号	输入数据					输出结果					故障类别
	x_0	x_2	x_3	x_5	x_6	y_0	y_1	y_2	y_3	y_4	
0	1	2	0	0	0	100	0	0	0	0	无故障
1	1	0	0	0	0	100	0	0	0	0	无故障
2	2	2	1	1	1	0	100	0	0	0	输油泵故障
3	2	0	1	1	1	0	100	0	0	0	输油泵故障
4	2	1	1	0	1	0	0	100	0	0	活门故障
5	2	1	1	2	1	0	0	100	0	0	活门故障
6	2	1	1	1	1	0	0	0	100	0	输油管路泄漏
7	2	1	0	0	0	0	0	0	100	0	输油管路泄漏
8	2	1	1	1	1	0	0	0	0	100	油箱泄漏
9	2	1	1	1	0	0	0	0	0	100	油箱泄漏

将 BP 神经网络输入神经元个数设置为 5, 输出神经元个数设置为 5, 当 k 为 3 时, 隐含层神经元个数为 6, 建立三层的 BP 网络故障诊断模型, 并采用免疫优化算法对 BP 网络的各参数进行优化, 误差预设阈值 $th = 0.01$, 将 20 组测试数据输入网络进行故障诊断, 并与文献 [7] 和文献 [9] 进行比较, 得到的诊断误差随时间变化的曲线如图 5 所示。

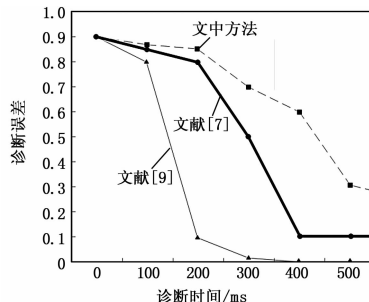


图 5 诊断误差随时间变化曲线

从图 5 中可以看出, 文中方法在整个诊断期间始终具有最高的故障诊断精度, 文中方法在诊断时间仅为 302 ms 时就开始收敛, 诊断误差为 0.000 2, 而文献 [7] 方法在诊断时间为 410 ms 时陷入早熟收敛, 诊断精度仅为 90%, 而文献 [9] 方法在诊断时间为 580 ms 时, 仍未能收敛, 且其诊断误差高达 0.3, 且尚未收敛, 这表明文中方法较优, 具有较快的诊断效率和较高的诊断精度。

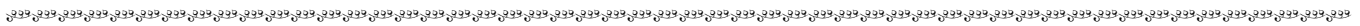
5 结论

为了实现对飞机燃油系统进行故障诊断,提出了一种基于 SOM 算法和免疫神经网络的飞机燃油系统故障诊断方法。首先将传感器采集的连续故障诊断征兆数据通过 SOM 算法进行离散化处理,然后再通过粗集的互信息方法进行属性约简,最后,采用由免疫优化算法进行参数优化的三层 BP 神经网络用于故障诊断。试验结果证明:文中方法能有效地实现故障诊断推理,较其它方法具有较高的故障诊断精度和较快的诊断效率。

参考文献:

[1] 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.
 [2] 金洋,王日新,徐敏强.基于分层传递系统模型的航天器故障诊断方法[J].航空学报,2013,34(2):401-408.
 [3] Wang W, Hu Q H, Yu X, et al. Optimal model for fault diagnosis

strategy with multi-value attribute system [J]. Journal of Scientific Instrument, 2008, 29 (5): 1073-1078.
 [4] 周虹,左洪福,蔡景,等.基于 TMSDG 的民用飞机故障诊断隔离策略[J].航空学报,2012,(3):479-486.
 [5] 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.
 [6] 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,2011,47(1):41-46.
 [7] 龙浩,王新民.基于 BP 网络的飞机燃油系统故障诊断方法研究[J].北京联合大学学报(自然科学版),2007,21(1):52-56.
 [8] 李思远,阎建国.小波分析在传感器故障诊断中的应用[J].计算机测量与控制,2011,19(4):772-775.
 [9] 乔亚琼,贾秋玲,王新民.飞机燃油系统传感器故障诊断方法研究[J].测控技术,2007,26(3):72-74.
 [10] Kohonen T. Self-Organizing Maps [M]. 2nd ed Berlin Springer-Verlag 1997: 145-152.



(上接第 3482 页)

