

# 大型飞机发动机故障智能诊断方法研究与仿真

武 装

(首都经济贸易大学信息学院, 北京 100070)

**摘要:**研究大型飞机发动机中故障准确诊断的问题。与一般元器件不同,大型飞机发动机结构复杂,工作中出现故障频率较高,故障出现时间较短,并且很难复现,导致在建立故障间的关联时出现信息关联断裂。传统的故障检测方法多是根据故障信息之间的关联性进行判断,一旦故障不能复现,将导致判断失败,降低了检测的准确性。提出了粒子群粗糙集约简的故障诊断方法,并且应用到飞机发动机中,通过对故障知识获取、规则优化,运用故障预测的手段,重建故障信息断裂的关联性。完成故障识别。实验结果证明,这种方法较好地提高了故障诊断的准确性。

**关键词:**粒子群;粗糙集;故障诊断

**中图分类号:**TM743;TP18 **文献标识码:**B

## Intelligent Diagnosis Method Research and Simulation of Large Aircraft Engine Fault

WU Zhuang

(Information College, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China)

**ABSTRACT:** Research failure accurate recognition of large aircraft engine. Large aircraft engine structure is complex and has many noises. This paper put forward a fault diagnosis methods based on particle swarm rough intensive Jane. Through the fault knowledge acquisition and rules optimization, the fault prediction method was used to complete fault identification. The experiment results show that the algorithm improves the accuracy of identification.

**KEYWORDS:** Particle swarm; Rough set; Fault diagnosis

### 1 引言

故障诊断是指根据一定的诊断策略来实施对被诊断系统的检测。通过检测获取诊断对象的故障模式、故障征兆,提取故障特征,并根据预定的推理原则,判断导致系统发生故障的子系统或元素,查明导致故障的原因和性质,并预测状态的发展趋势,在一些重要的设备中有了较为广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。随着国家对飞行器的安全要求越来越高,尤其是我国对大型飞机的研发投入越来越大。对大型飞机发动机的故障诊断研究也越来越深入。准确及时的找到故障区域,完成对故障部件的准确定位,不但关系着国家的财产安全,也关系着众多人员生命的安全。当前较为主流的方法多是基于故障特征之间的动态联系性,通过故障信息之间的关联,

挖掘出深层次的故障信息。因此这种方法对故障之间的联系较为依赖。由于这项技术应用较为广泛,因此成为了众多学者研究的目标<sup>[4-6]</sup>。

与一般元器件不同,大型飞机发动机结构极其复杂,工作中出现故障频率较高,部件较多,一旦出现故障,故障出现时间较短,并且很难复现,这就导致在建立故障间的关联时出现关联断裂。传统的故障检测方法多是基于故障信息之间的关联性进行故障挖掘,一旦故障不能复现,将导致挖掘失败,信号量大、样本属性多等因素而不能在有限的时间中找出最小约简,降低了检测的准确性<sup>[7-9]</sup>。

为了解决这一问题,提出了一种粒子群粗糙集约简的大型飞机发动机故障诊断方法,在进行飞行器发动机故障诊断的过程中,通过对发动机中相关部件故障知识获取、规则优化,运用故障预测的手段,对可能出现的故障信息进行预测,建立故障信号之间断裂的关联性,完成大型飞机发动机故障检测。实验结果证明,这种方法较好地提高了故障诊断的准确性。

基金项目:北京自然科学基金项目(9122003);北京市教委专项(00791154430107);北京市属高等学校人才强教深化计划项目(PHR201007117)

收稿日期:2012-06-09

## 2 飞行器发动机故障检测原理

### 2.1 基于信息关联性的故障检测

当前较为主流的航空发动机传感器故障诊断的主要方法是通过传感器的采集对关键部位信号进行监控,但是这种方法多是针对线性信号的故障诊断,针对非线性的故障信号,多采用处理非线性信号能力较强的各种分类算法进行处理。通过对连续有界非线性函数可以无限逼近的能力,建立大型航空飞行器发动机的故障诊断模型,进行故障诊断。无论哪种方式,对飞行器中大型发动机的故障诊断,都需要以无限传感网络为基础,建立数据之间的动态联系,通过这种不间断的动态联系性,完成深层故障的挖掘。航空发动机传感器故障诊断的示意图如图1所示。

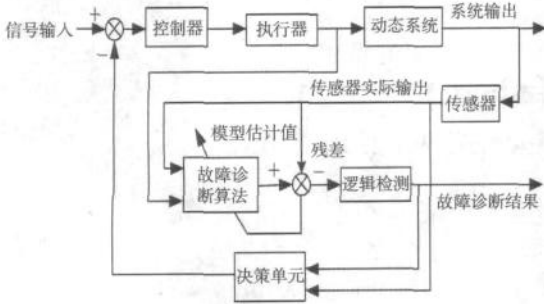


图1 航空发动机传感器故障诊断示意图

### 2.2 大型复杂航空发动机故障诊断中的弊端

通过以上的分析可以看出,传统的通过无线传感信号进行采集的,通过信号间变化的动态联系进行深层故障的分析判断,但是这种方法存在一个较大的弊端。飞机的发动机,尤其是大型飞机的发动机与一般元器件不同,其发动机结构极其复杂,长期处在一种较为复杂的工作环境下,发动机中很多部件不是实时工作,一旦出现故障,故障出现时间较短,并且很难复现,这就导致在建立故障信号间的关联时出现关联断裂。传统的故障检测方法多是基于故障信息之间的关联性进行故障深层次判断,一旦故障不能复现,将导致挖掘失败,信号量大、样本属性多等因素而不能在有限的时间中找出最小约简,造成大型飞机发动机故障检测中深层故障的判断失败。

## 3 粒子群粗糙集约简的故障诊断方法

### 3.1 故障属性的关联值计算

为了克服传统判断方法中的缺陷,提出一种基于粒子群粗糙集约简的故障诊断方法。算法中的第一步是计算现存信号的信号关联属性,属性包括依赖度、重要度两方面。计算方法如下:

#### 1) 飞机发动机故障信号属性依赖度

飞机发动机故障信号属性依赖度表现的是故障属性之

间的一种关系。若把一类属性看作是一种反映飞机发动机信号之间联系的知识,那么这个概念就是一种知识推导另一种知识的能力了,它可以看作是知识依赖性的度量。

当故障信号集合 $Q$ 中的所有概念能够用潜在故障信号 $P$ 中的某些概念定义时,则称 $Q$ 依赖于 $P$ ,记为 $P \Rightarrow Q$ 。当先验故障知识 $Q$ 依赖于知识 $P$ 时,可以说知识 $Q$ 是从知识 $P$ 中可导的。

属性依赖度:令 $K = \langle U, R \rangle$ 为一知识库,且 $P, Q \subseteq R$ ,当 $k = r(P, Q) = r_p(Q) = |POS_p(Q)|/|U|$ 时,称故障知识 $Q$ 是 $k$ 度依赖 $P$ 的( $0 \leq k \leq 1$ ),记作 $P \Rightarrow_k Q$ 。这里 $| \cdot |$ 表示集合元素的个数, $POS_p(Q) = \bigcup_{x \in U/Q} P_-(x)$ 为在论域 $U$ 中 $Q$ 的 $P$ 正域。因此, $k = r(P, Q) = \sum_{x \in U/Q} \frac{|P_-(x)|}{|U|}$ 。

在上式中,如果 $k = 0$ ,则 $Q$ 完全独立于 $P$ ;如果 $0 < k < 1$ ,则称 $Q$ 部分依赖于 $P$ ;如果 $k = 1$ ,则称 $Q$ 完全依赖于 $P$ 。

#### 2) 飞机发动机故障信号属性重要度

这个概念是描述对飞机故障信号知识分类的重要度的。根据近似分类的质量的概念,进行飞机发动机故障信号属性重要度的度量。严格来说,飞机发动机故障信号属性在面对不一样的故障问题时候,具备着不一样的重要度,用“权重”表示的重要度,需要在辅助信息的条件下进行事先假设。在决策系统中,条件属性与决策属性之间的关联程度反映了条件属性的重要与否。当条件属性 $a$ 取得某个属性值 $V_a$ ,飞机发动机故障信号决策属性的可能值数目就能够反映条件属性相对于决策属性的重要性。假如飞机发动机故障信号条件属性 $a$ 的取值为 $V_a$ 时,决策属性可能取值唯一,则表明该条件属性 $a$ 能够唯一映射这一决策属性,因此飞机发动机故障信号条件属性 $a$ 取值为 $V_a$ 的对象生成的规则,不需要考虑其它条件属性。 $M_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{l_i}$ 是决策系统中飞机发动机故障信号属性 $a$ 的重要度。其中, $a \in A, n$ 为 $V_a \{V_{a,1}, V_{a,2}, \dots, V_{a,n}\}$ 的个数,即 $V_a$ 的可能取值样数, $l_i$ 为当飞机发动机故障信号属性 $a$ 取得第 $i$ 个值 $V_{a,i}$ 时,决策属性的分类样数。从以上可以看出,在一个决策系统中, $M_a$ 的取值大,则表明飞机发动机故障信号 $a$ 属性的决策能力强。从而 $a$ 属性对于决策系统就越重要。

3.2 属性特征的故障预测机制

在得到了飞机发动机故障信号的属性特征后,可以根据这些特征进行一定的故障预测,这种预测可以把断裂的关联特征从新组合起来,保证准确性。方法如下:假设在飞机发动机故障信号 $M$ 维搜索域中存在 $n$ 个故障信号,随机组成一个群体。 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 为故障 $i$ 的当前位置, $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$ 为故障 $i$ 的当前偏离, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$ 为信号 $i$ 在优化过程中所经历过的具有最好适应值的位置, $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gm})$ 为整个信号群所经历过的最优位置。其中 $i = 1, 2, \dots, n$ ,且故障信号都是 $M$ 维的。

那么,第 $t$ 代的第 $i$ 个信号迭代到第 $t+1$ 代,它的第 $j$ 维

预测信号及位置用以下的迭代方程描述为:

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) &= \omega \cdot v_{ij}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \cdot r_2 \\ &\cdot (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \\ x_{ij}(t+1) &= x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \end{aligned}$$

其中,  $i=1,2,\dots,n$ ,  $j=1,2,\dots,m$ ,  $\omega$  为惯性权重,  $c_1, c_2$  为加速常数,  $r_1, r_2$  为  $[0,1]$  内两个相互独立的均匀分布的随机函数。故障预测中包含的参数主要有: 惯性权重函数  $\omega$ , 预测权重因子  $c_1, c_2$ , 最大迭代次数  $iter_{max}$ , 最大速度  $V_{max}$ , 群体规模  $N$ , 信号的长度  $D$ , 信号的坐标范围及终止条件。惯性权重  $\omega$ : 通常惯性权重取  $[0.8, 1.2]$  之间的常量, 但有时也需要设置一个变量  $\omega$  让预测迭代达到更好的收敛效果。预测权重函数  $\omega$  由下式来确定:

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{iter_{max}} \times iter$$

其中,  $\omega$  的最大值和最小值由  $\omega_{max}, \omega_{min}$  表示,  $\omega_{max} \in [2, 3]$ ,  $\omega_{min} \in [0.8, 1.2]$ , 当前迭代次数和最大迭代次数由  $iter, iter_{max}$  表示。

### 3.3 飞机发动机故障信号检测流程

算法的具体步骤如下:

输入: 飞机发动机故障检测系统  $S = (U, A, V, f)$ ,  $U$  为论域,  $A = C \cup D$  为属性集合,  $C$  和  $D$  分别为条件属性和决策属性。输出: 飞机发动机故障检测系统  $S = (U, A, V, f)$  的一个相对约简。

Step1: 随机产生包含  $w$  个飞机发动机故障信号的种群, 每个信号随机给定初始常量  $v_0$  和初始位置  $x_0$ , 对  $x_0$  实数取整;

Step2: 对经过迭代产生的信号为主  $x$  实数取整, 转化为与属性约简相对应的二进制串, 0 表示不包含此属性, 反之则取 1。二进制串的位数由信息系统  $S$  的条件属性的属性个数决定;

Step3: 查找每个信号对应的预测值, 若存在, 则直接取得; 反之则转向 Step4 计算出信号的适值;

Step4: 利用式 (1) 计算属性依赖度  $k_i$ , 并对每个信号中 0 的个数比  $(m_0^i/m)$  进行计算。其中  $m_0$  为信号 0 的个数,  $m$  为信号的长度, 信号的适应值  $f_i = k_i + m_0^i/m$ ;

Step5: 比较新的适应值、当前适应值和历史最好适应值, 确定两个极值 pBest<sub>*i*</sub> 和 gBest;

Step6: 利用式 (2), (3) 更新信号的位置  $x_i$  和速度  $v_i$ , 并对新的位置  $x_{i+1}$  和速度  $v_{i+1}$  进行范围检查, 防止信号跳出最大搜索范围;

Step7: 判断终止条件(即迭代次数)。若条件满足, 终止迭代, 否则返回 Step 2, 继续循环迭代;

Step8: 将最优正整数解转换为二进制串, 进而得到属性

的相对约简。

## 4 实验信号仿真

### 4.1 实验环境搭建

与一般元器件不同, 大型飞机发动机结构及其复杂, 工作中出现故障频率较高, 故障出现时间较短, 并且很难复现, 这就导致在建立故障间的关联时出现关联断裂。传统的故障检测方法多是基于故障信息之间的关联性进行故障挖掘, 一旦故障不能复现, 将导致挖掘失败, 降低了检测的准确性。为了对本文方法进行有效的验证。采用对比仿真, 实验采用一个大型飞机航空信号库中的信号进行实验, 信号中包含发动机随机故障信号。对海量信号进行间隔 15 秒, 将信号分成两部分, 前 1950 个信号为样本集合, 故障的 50 个信号为仿真测试集, 在 Matlab 下进行仿真。

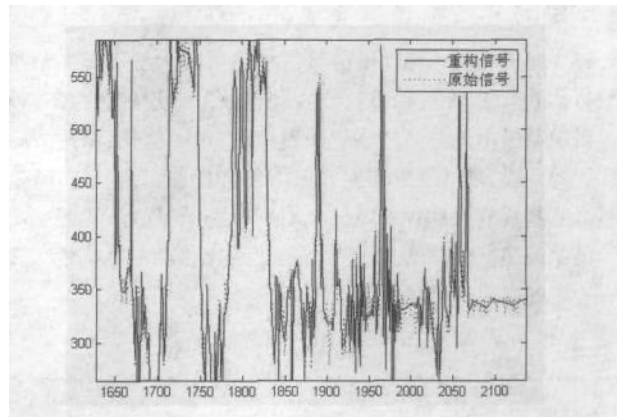


图2 某航空发动机传感器实际输出信号

### 4.2 发动机传感器故障残差决策

通过对发动机传感器采集的飞机发动机故障信号属性依赖度和飞机发动机故障信号属性重要度, 然后通过实际输出值与估计输出值之间计算差值进行阈值的比较, 进而合理的设定区间, 判断是否存在不合理的信号值, 如果残差结果在合理的区间内波动, 那么表示设备运转正常, 如果残差结果超过了阈值的标准, 那么说明该仪器出现了故障, 需要进行修复。运用这种原理对大型飞机发动机数据进行检测, 方法分布运用本文提出的方法和传统的方法。

### 4.3 仿真与结果分析

采用建立的最优航空发动机传感器故障诊断模型对测试集进行检验, 得到的结果如图 3 示。根据图 3 结果可知, 本文方法得到的计算结果与发动机传感器实际输出基本吻合, 说明本文的方法能够较为准确的模拟这种输出关系, 具有很好的鲁棒性和故障精度, 是一种较理想的空发动机传感器故障诊断方法。

通过这种对比可以看出, 本文的方法计算得到的输出值与实际结果的输出值相差极小。有着较好的输出结果, 方法的鲁棒性较强。取得了不错的效果。

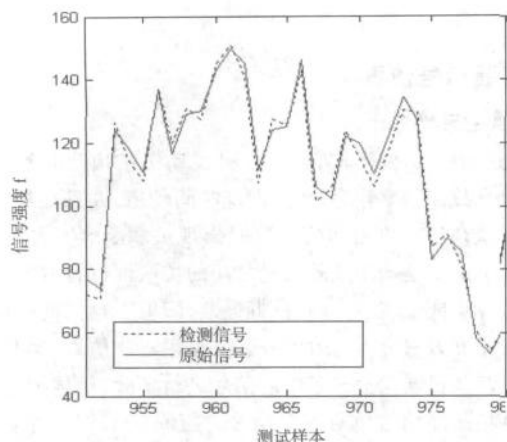


图3 故障估计值与实际值比较

## 5 结语

本文提出了一种粒子群粗糙集约简的大型飞机发动机故障诊断方法,在进行飞行器发动机故障诊断的过程中,通过对发动机中相关部件故障知识获取、规则优化,运用故障预测的手段,对可能出现的故障信息进行预测,建立故障信号之间断裂的关联性。完成大型飞机发动机故障检测。实验结果证明,这种方法较好地提高了故障诊断的准确性。具有一定的应用价值和前景。

(上接第 110 页)

## 5 结论

本文探讨直升机实际飞行中抵抗复杂外扰干扰的主动振动控制算法的改进方法。仿真结果表明变步长自适应滤波算法能提高系统整体收敛速度,且对于时变情况具有很强的跟踪能力;约束权函数法则能有效抑制误差通道的受扰。改进后的算法能够适应更为广泛的飞行状态,改善直升机在复杂外扰下的主动振动控制的效果。但实际中的外扰情况更为复杂多变,通过汇编或 C 语言将算法改进部分融入基准算法后,需利用主动振动控制硬件系统进一步开展试验研究。

### 参考文献:

- [1] T A Millott, et al. Risk reduction flight test of A pre-production active vibration control system for the UH-60M [C]. American Helicopter Society 59th Annual Forum. Phoenix, USA, 2003.
- [2] B Vignal, T Krysinski. Development and qualification of active vibration control system for the Eurocopter EC225/EC725 [C]. American Helicopter Society 61st Annual Forum. Grapevine, USA, 2005.
- [3] R Blackwell, T Millott. Dynamic design characteristics of the Sikorsky X2 technology demonstrator aircraft [C]. American Helicopter Society 65th Annual Forum. Montreal, Canada, 2008.

### 参考文献:

- [1] 冯胜强,赵犁,任登春. 基于频谱与轴心轨迹图的汽轮机 RBF 神经网络故障诊断研究 [J]. 机械与电子, 2009, (9): 21-23.
- [2] 曾晓琴,刘炜. 基于粒子群神经网络的汽轮机故障诊断 [J]. 电工材料, 2009, (4): 40-43.
- [3] 张雷,等. 改进的单层前向神经网络用于核电百万千瓦级汽轮发电机的故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2002, (4): 95-98.
- [4] 杜一,张沛超,郁惟镛. 基于事例和规则混合推理的变电站故障诊断系统 [J]. 电网技术, 2004, 28 (1): 34-37.
- [5] 吴翠鹃,等. 现代大型设备故障智能诊断技术的现状与展望 [J]. 电子技术应用, 2003, 29 (12): 41-43.
- [6] 杨威威,缪思恩,盛锴. 基于小波神经网络的汽轮发电机组振动故障预测的研究 [J]. 电站系统工程, 2007, 23 (5): 29-31.
- [7] 李晓磊,等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用 [J]. 山东大学学报, 2004, 34 (5): 64-67.
- [8] 曹承志,毛春雷. 人工鱼群神经网络速度辨识器及应用 [J]. 计算机仿真, 2008, 25 (10): 294-294.
- [9] 刘耀年,等. 基于人工鱼群算法的径向神经网络的研究 [J]. 东北电力大学学报, 2006, 26 (4): 23-27.



### 【作者简介】

武 装 (1970.10-), 男 (汉族), 辽宁省鞍山市人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 人工智能、图形处理、软件工程。

- [4] 杨铁军,顾仲权. 基于误差通道在线辨识的直升机结构振动主动控制研究 [J]. 航空学报, 2004, 25 (1).
- [5] 陆洋,顾仲权,凌爱民,李明强. 直升机结构响应主动控制飞行试验 [J]. 振动工程学报, 2012, 25 (1).
- [6] Simon Haykin. 自适应滤波器原理 (第四版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010-5.
- [7] 高鹰,谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及分析 [J]. 电子学报, 2001, 29 (8).
- [8] O J Tobias, J C M Bermudez, N J Bershad. Mean Weight Behavior of the Filtered-X LMS Algorithm [J]. IEEE. Signal Processing, APR 2000, 48.
- [9] E Bjarnason. Analysis of the filtered-X LMS Algorithm [J]. IEEE Trans. Speech Audio Processing, NOV 1995, 48.
- [10] Lan Hui, Zhang Ming, Wee Ser. A Weight-Constrained FxLMS Algorithm for Feedforward Active Noise Control Systems [J]. IEEE Signal Processing Letters, Jan. 2002, 9 (1).



### 【作者简介】

陆 洋 (1977-), 男 (汉族), 江苏大丰人, 博士, 副教授, 主要研究方向为直升机动力学与控制、直升机设计。

邓轲骞 (1982-), 男 (汉族), 湖南邵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为直升机动力学与控制。