

文章编号:1000-8055(2011)11-2584-09

基于云关联度的航空发动机传感器、 部件故障识别系统设计

仇小杰, 黄金泉, 鲁 峰, 刘 楠

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 针对灰色关联度方法用于发动机故障诊断精度低的问题, 结合云理论和关联度分析方法, 提出了云关联度方法, 利用“云滴”能够反映映射的模糊性和随机性与整体“形状”变化分布这一特性, 克服数据挖掘的模糊性和随机性问题, 采用综合隶属度方法能够充分对数据进行挖掘, 最终计算出云关联度。为了实现航空发动机传感器、部件单一故障的实时识别和诊断, 在分析航空发动机传感器故障和部件故障特点的基础上, 利用云关联度方法, 设计了航空发动机传感器、部件故障的识别系统。仿真结果表明该方法不仅能够实时正确区分航空发动机传感器、部件故障, 还能准确诊断出故障发生的传感器或者部件的位置, 有效地改善了航空发动机故障诊断能力。

关 键 词: 航空发动机; 传感器故障; 部件故障; 故障诊断; 云理论; 关联度

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Fault diagnosis system design for the sensors and components of aircraft engine based on cloud relational analysis

QIU Xiao-jie, HUANG Jin-quan, LU Feng, LIU Nan

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Considering low accuracy problem of fault diagnosis for aircraft engine by gray relational analysis, the method of cloud relational analysis was proposed by integrating the cloud theory and the relational analysis. The characteristics of “cloud droplets” reflect fuzziness and randomness of the mapping, and solve the problem in data mining while representing the distribution change of the integral “shape”. The comprehensive subsection method could mine information fully, then the cloud relation can be calculated. In order to diagnose the single fault for the sensors and components of aircraft engine, a fault diagnosis system based on cloud relational analysis was designed based on analysis of the fault characteristics of the sensors and the components. The simulation results show that the proposed method can not only distinguish the faults of sensors and components, but also locate the fault position of the sensors or the components. The methods can effectively improve the fault diagnosis ability for aircraft engine.

Key words: aircraft engine; sensor fault; component fault; fault diagnosis;
cloud theory; relational analysis

收稿日期: 2010-12-01; 修订日期: 2011-03-17

基金项目: 江苏省 2010 年度普通高校研究生科研创新计划(CX10B_108Z); 南京航空航天大学科研业务基金(56v1042)

作者简介: 仇小杰(1984—), 男, 江苏连云港人, 博士生, 主要从事航空发动机容错控制的研究。

随着航空发动机及控制系统复杂程度的提高,其故障率也随之上升,发展故障诊断技术是提高航空发动机的可靠性与安全性的的重要途径^[1-3].在运行过程中,发动机的传感器以及部件都有可能发生故障,这两种故障会相互影响到各自的诊断结果.当发动机传感器发生故障时,导致测量值与发动机真实值产生偏差,影响到发动机健康参数的估计,容易被误诊为部件故障;当发动机部件发生故障时,使得传感器测量值偏离正常值,容易被误诊为传感器故障.故传感器和发动机部件故障的区分是故障诊断的难点.同时航空发动机是一个成熟产品,一般不会同一时间出现多种故障,故研究航空发动机传感器、部件单一故障的实时识别和诊断问题很有必要性.

目前,航空发动机的主要故障诊断方法包括基于模型的卡尔曼滤波器方法^[4-5];基于知识的神经网络、支持向量机和专家系统方法^[6-9];基于数据的小波分析和数据融合方法^[10-11].上述方法用于航空发动机部件故障或者传感器故障的诊断均取得了良好的效果,但对发动机部件故障与传感器故障的区分准确性不高,同时上述方法结构复杂、计算耗时,不利于发动机故障的实时诊断.上世纪 80 年代提出了灰色关联度方法^[12],其作为基于数据的重要方法被应用于航空发动机故障诊断^[13],其主要特点是结构简单且计算量小,可以满足故障诊断的实时性,但诊断精度不高.

本文将云模型和关联度方法有机结合,提出了云关联度方法,利用云模型描述各种模式特征序列,实现了定性语言值和定量数值之间的自然转换,并反映映射的模糊性和随机性与整体“形状”变化分布这一特性,同时对相同模式下的特征序列的隶属度进行综合评价,充分对数据进行挖掘,最终计算出云关联度.利用云关联度方法,设计了航空发动机传感器、部件故障的识别系统.

1 云关联度方法

传统灰色关联度进行发动机故障诊断的最大特点就是方法简单、计算量小,但计算精度不高.基于双层故障模式识别模型的灰色关联度方法提高了诊断精度,但增加了计算量和结构的复杂度.本文提出了云关联度方法,利用云模型描述各种模式特征序列,对相同模式下的特征序列的云隶属度进行综合评价,计算出云关联度.

1.1 云模型

云是自然语言表示的某个定性概念与其定量

表示之间的不确定性转换模型,设 L 是一个论域, T 是与 L 相联系的语言值. L 中的元素 x 对于 T 所表达的定性概念的隶属度 $C_T(x)$ (或称 x 与 T 的相容度)是一个具有稳定倾向的随机数,隶属度在论域上的分布称为隶属云,简称为云^[13-14].

云的数字特征用期望值 E_x 、熵 E_n 、超熵 H_e 三个数值表征, E_x 是相应的定性概念的中心值. E_n 是概念不确定性的度量,它的大小反映了在论域中可被定性概念接受的元素数,即亦此亦彼性的裕度. H_e 是熵的不确定性的度量,即熵的熵,它反映了云的离散程度.图 1 显示了定性概念“年轻人”的隶属云.

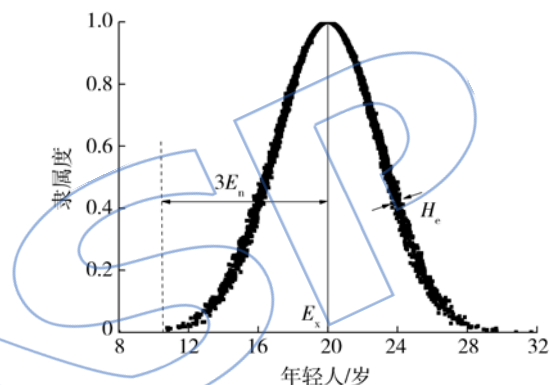


图 1 定性概念“年轻人”的隶属云

Fig. 1 Cloud model of “youngling”

1.2 云关联度的求解

设 $\mathbf{X}_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$ 为待识别特征序列. $\mathbf{X}_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) (i = 1, 2, \dots, m \times p)$ 为包含 m 种模式的特征序列 (其中每种模式中又有 p 组特征序列). 其中 $x_i(k) (k = 1, 2, \dots, n)$ 为模式特征序列 $\mathbf{X}_i$ 中第 k 个数据. 则模式特征序列矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{m \times p} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(n) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{m \times p}(1) & x_{m \times p}(2) & \cdots & x_{m \times p}(n) \end{bmatrix} \quad (1)$$

求解待识别特征序列 $\mathbf{X}_0$ 与 m 种模式之间的云关联度的步骤如下:

步骤 1 求模式特征序列的云模型.

建立模式特征序列的云模型过程即是云的三个数字特征的确定过程:

1) 期望 E_x 为相应的定性概念的中心值,则

$$E_x(\mathbf{X}_i) = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) \quad (2)$$

2) 熵 E_n 是概念不确定性的度量,它的大小反映了在论域中可被定性概念接受的元素数.不同模式特征序列的 E_n 是不同的,其与所属模式以及此模式下 p 组特征序列相关.则第 j 种模式下第 q 组特征序列中第 k 个数据的熵为

$$E_n(x_{(j-1) \times p+q}(k)) =$$

$$\max_{h=1}^p \left\{ \frac{|x_{(j-1) \times p+q}(k) - x_{(j-1) \times p+h}(k)|}{3} \right\} \quad (3)$$

式中

$$j = 1, 2, \dots, m; \quad q = 1, 2, \dots, p.$$

3) 根据经验选取第 j 个模式下第 q 组特征序列中第 k 个数据的超熵为

$$H_e(x_{(j-1) \times p+q}(k)) = \frac{E_n(x_{(j-1) \times p+q}(k))}{7} \quad (4)$$

步骤2 求待识别特征序列属于模式特征序列的隶属度矩阵.

1) 由步骤一求得第 i 个模式特征序列的云模型,其数字特征为 $E_x(\mathbf{X}_i)$, $E_n(\mathbf{X}_i)$ 和 $H_e(\mathbf{X}_i)$

2) 生成以 $E_n(\mathbf{X}_i)$ 为期望值、 $H_e(\mathbf{X}_i)$ 为标准差的正态随机数 $E_{nj}(\mathbf{X}_i)$

3) $u_{0i}(k)$ 为待识别特征序列 $\mathbf{X}_0$ 中第 k 个数据属于第 i 个模式特征序列中第 k 个数据的隶属度

$$u_{0i}(k) = \exp \left[\frac{-(x_0(k) - E_x(x_i(k)))^2}{2E_n(x_i(k))^2} \right] \quad (5)$$

4) 最终得到待识别特征序列属于模式特征序列的隶属度矩阵

$$U = \begin{bmatrix} u_{01}(1) & u_{01}(2) & \cdots & u_{01}(n) \\ u_{02}(1) & u_{02}(2) & \cdots & u_{02}(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_{0m \times p}(1) & u_{0m \times p}(2) & \cdots & u_{0m \times p}(n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

步骤3 求待识别特征序列属于各种模式的综合隶属度矩阵.

利用加权求和的方法求解待识别特征序列属于第 j 种模式的综合隶属度,实现对相同模式下的特征序列的隶属度的综合评价

$$u'_{0j}(k) = \sum_{h=1}^p \omega_h u_{0((j-1) \times p+h)}(k) \quad (7)$$

式中 ω_h 为第 j 种模式下第 h 组特征序列隶属度的权重.

则待识别特征序列属于各种模式的综合隶属度矩阵为

$$U' = \begin{bmatrix} u'_{01}(1) & u'_{01}(2) & \cdots & u'_{01}(n) \\ u'_{02}(1) & u'_{02}(2) & \cdots & u'_{02}(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u'_{0m}(1) & u'_{0m}(2) & \cdots & u'_{0m}(n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

步骤4 求综合隶属度矩阵的最大值与最小值.

$$\begin{cases} U'_{\max} = \max_j (\max_k u'_{0j}(k)) \\ U'_{\min} = \min_j (\min_k u'_{0j}(k)) \end{cases} \quad (9)$$

步骤5 求关联系数.

将关联系数的求解过程用正态云模型代替,即通过正向 $\mathbf{X}$ 云发生器求解序列之间各数据的关联系数 $R_{0j}(k)$,其数字特征为:期望值 $E_x = U'_{\max}$,熵 $E_n = (U'_{\max} - U'_{\min})/3$,根据经验选取超熵 $H_e = E_n/7$,通过求解 $u'_{0j}(k)$ 的云隶属度作为相应的关联系数值:

1) 生成以 E_n 为期望值、 H_e 为标准差的正态随机数 E'_{nj}

2) $R_{0j}(k)$ 为 $u'_{0j}(k)$ 在此云模型下的隶属度,即为所求的关联系数值

$$R_{0j}(k) = \exp \left[- (u'_{0j}(k) - E_x)^2 / 2E_n'^2 \right] \quad (10)$$

步骤6 计算云关联度.

$$R_{0j} = \sum_{k=1}^n \frac{R_{0j}(k)}{n} \quad (11)$$

最终得到待识别特征序列 $\mathbf{X}_0$ 与 m 种模式之间的云关联度向量

$$\mathbf{R} = [R_{01}, R_{02}, \dots, R_{0m}] \quad (12)$$

2 航空发动机传感器、部件故障识别系统设计

关联度方法的基本思想是根据序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密.曲线越接近,相应序列之间的关联度就越大,反之就越小.利用这种思想,可以将故障征兆、故障原因之间的映射关系抽象成序列,建立故障特征序列集.若将发动机运行中所表现出来的征兆描述为一个待诊特征序列,然后进行关联度分析,即可得出该序列与故障特征序列集的各个关联度,从而诊断出该设备(或系统)的运行状态.本文利用云关联

度方法设计航空发动机传感器、部件故障识别系统,其结构如图 2 所示。

航空发动机传感器故障和部件故障发生时对传感器观测数据的影响不一样,传感器发生故障时,故障传感器所受影响较大,而其余的传感器数据几乎不受影响。当部件发生故障时,对所有的传感器都有较大的影响。根据此特点,通过图 3 所示的传感器、部件故障识别机制,就可以区别出发动机故障是传感器故障还是部件故障,若是传感器故障还能同时确定传感器故障出现的位置;若是部件故障继续由图 4 所示的部件故障诊断机制,确定部件故障出现的位置。

设待诊特征序列为

$$\mathbf{G}_0 = [g_0(1), g_0(2), \dots, g_0(n)]$$

其中 $g_0(k)$ 为待诊特征序列中第 k 个传感器的观测数据。无故障特征序列为

$$\mathbf{Y} = [y(1), y(2), \dots, y(n)]$$

其中 $y(k)$ 为无故障特征序列中第 k 个传感器的观测数据。

图 3 中 $\mathbf{M}_k$ 是输入的待诊特征序列 $\mathbf{G}_0$ 与无故障特征序列 $\mathbf{Y}$ 组成的矩阵 $\mathbf{M}$ 去除了第 k 列后的矩阵。即

$$\mathbf{M}_k = \begin{bmatrix} g_1, g_2, \dots, g_{k-1}, g_{k+1}, \dots, g_n \\ y_1, y_2, \dots, y_{k-1}, y_{k+1}, \dots, y_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, n; n$ 为传感器测量值个数。

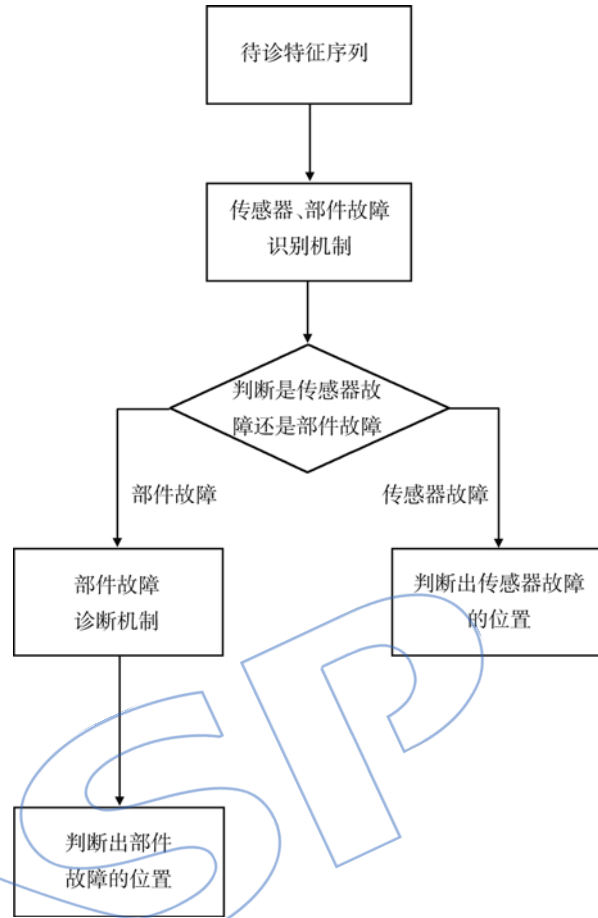


图 2 航空发动机传感器、部件故障识别系统结构图

Fig. 2 Structure of fault diagnosis for the sensors and components of aircraft

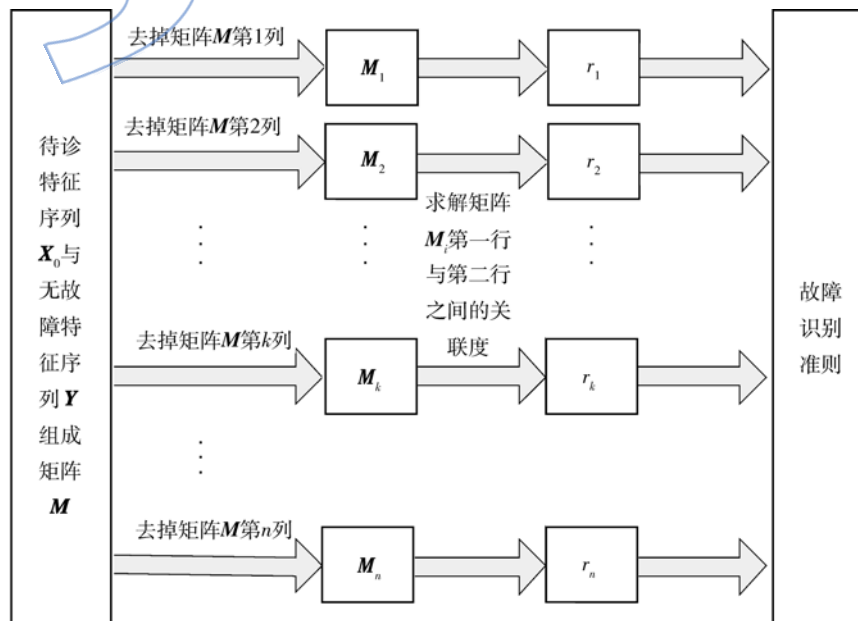


图 3 传感器、部件故障识别机制

Fig. 3 Fault diagnosis method for the sensors and components

利用云关联度方法计算出 $\mathbf{M}_k$ 第一行与第二行的云关联度 r_k 。最终得到待诊特征序列 $\mathbf{G}_0$ 与无故障特征序列 $\mathbf{Y}$ 的云关联度向量

$$\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_n]$$

传感器、部件故障识别准则为:

1) 若 $\mathbf{r}$ 向量有一个值 r_k 明显区别于其他值(接近于 1), 则可判断为传感器发生故障, 这个值出现的位置 k 即为发生故障的传感器位置。

2) 若 $\mathbf{r}$ 向量中的所有值都无明显区别, 且数值都比较接近(比 1 小较多), 则可判断为部件发生故障, 故障发生位置则由部件故障诊断机制判断。

部件故障诊断机制如图 4 所示, 设发动机系统中有 c 种部件故障模式, 其中每种故障模式中又有 v 种故障程度, 则故障模式特征序列记为 $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_{c \times v}$ 。其中

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_i &= (g_i(1), g_i(2), \dots, g_i(n)), \\ i &= 1, 2, \dots, c \times v, g_i(k) \\ &(k = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

为序列 $\mathbf{G}_i$ 中第 k 个传感器的观测数据。实际应用中可以通过反映发动机个体差异的高精度部件级模型模拟得到各种故障模式特征序列。

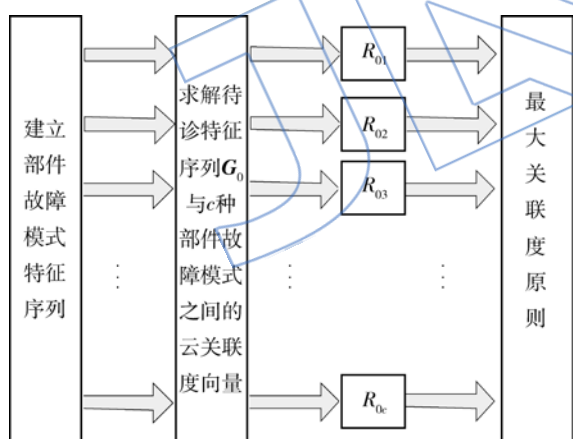


图4 部件故障诊断机制

Fig. 4 Fault diagnosis method for the components

利用云关联度方法得到待诊特征序列 $\mathbf{G}_0$ 与 c 种部件故障模式之间的关联度向量 $\mathbf{R} = [R_{01}, R_{02}, \dots, R_{0c}]$, 依据最大关联度原则确定对应的部件故障类型, 即若 R_{0j} 最大, 则可以判断 j 部件发生故障。

3 仿真分析

本文以某型涡扇发动机非线性部件级模

型^[15]为对象, 研究在稳定工作条件 $H = 0, Ma = 0$, 设计点供油量, 尾喷管面积最大工况下, 风扇效率 η_f 、风扇流量 W_f 、压气机效率 η_c 、压气机流量 W_c 、低压涡轮效率 η_{ll} 、低压涡轮流量 W_{ll} 、高压涡轮效率 η_{hh} 、高压涡轮流量 W_{hh} 分别发生蜕化或者风扇转速传感器 N_f 、风扇出口温度传感器 T_2 、风扇出口压力传感器 p_2 、压气机转速传感器 N_c 、压气机出口温度传感器 T_3 、压气机出口压力传感器 p_3 、低压涡轮出口温度传感器 T_6 以及低压涡轮出口压力传感器 p_6 发生故障时, 通过航空发动机传感器、部件故障识别系统对上述各种故障进行识别。

在建立发动机模式特征序列时, 选取的样本数据为经滤波后的传感器输出稳定值, 对所有样本作归一化处理。其中无故障特征序列为

$$\mathbf{Y} = [0.999, 1.003, 1.002, 0.997, 1.006, 1.011, 0.974, 0.979]$$

故障特征序列中包含发动机 4 个部件发生流量以及效率蜕化故障, 即 8 种故障模式, 每种故障模式又分 5 种程度(1%, 2%, 3%, 4% 和 5%), 故共有 40 个故障特征序列, 组成故障特征序列矩阵 $\mathbf{G}$ 。

在选取发动机测试样本时, 选取的样本数据为经滤波后的传感器输出稳定值, 对所有样本作归一化处理。针对发动机部件故障, 取每个部件性能发生 1.7%, 2.7%, 3.7% 和 4.7% 的蜕化数据作为测试样本特征序列。针对发动机传感器故障, 取每个传感器发生 1.7%, 2.7%, 3.7% 和 4.7% 的偏移数据作为测试样本特征序列。最终得到 64 组测试样本特征序列。

首先对 64 组测试样本进行故障区分, 根据传感器、部件故障识别机制识别出上述发动机故障是传感器故障还是部件故障, 若是传感器故障, 给出了故障的位置; 若是部件故障, 还需进一步诊断。

以风扇转速传感器发生 2.7% 偏移故障为例, 即待诊序列为

$$\mathbf{G}_0 = [1.026, 1.003, 1.002, 0.997, 1.006, 1.011, 0.974, 0.979]$$

无故障特征序列为 $\mathbf{Y}$, 合并 $\mathbf{Y}$ 和 $\mathbf{G}_0$ 得到矩阵 $\mathbf{M}$, 通过式(13)得到矩阵 $\mathbf{M}_k$, 其中 $k = 1, 2, \dots, 8$, 下面采用云关联度算法求取 $\mathbf{M}_3$ 第一行和第二行的关联度:

步骤 1 求 M_3 第一行序列的云模型**1) 期望**

$$E_x(Y) = (0.999, 1.003, 0.997, 1.006, 1.011, 0.974, 0.979)$$

2) 熵

$$E_x(Y) = (0.02997, 0.03009, 0.02991, 0.03018, 0.03033, 0.02922, 0.02937)$$

3) 超熵

$$H_e(Y) = (0.00428, 0.00429, 0.00427, 0.00431, 0.00433, 0.00417, 0.00419)$$

步骤 2 求 M_3 第二行序列属于第一行序列的隶属度矩阵

$$U = [0.37504, 1, 1, 1, 1, 1, 1]$$

由于模式特征序列只有一行,故步骤 3 忽略.

步骤 3 求隶属度矩阵的最大值与最小值

$$U_{\max} = 1 \quad U_{\min} = 0.37504$$

步骤 4 求关联系数

$$r_3(1) = 0.04043,$$

$$r_3(2) = r_3(3) = \dots r_3(7) = 1$$

步骤 5 计算云关联度

$$r_3 = 0.86019$$

同理求出其他 M_k 关联度,最终得到待诊特征序列 G_0 与无故障特征序列 Y 的云关联度向量

$$r = [1, 0.85718, 0.86019, 0.85946, 0.8592, 0.85892, 0.85759, 0.85926]$$

根据传感器、部件故障识别准则(1)可以得知,此故障为传感器故障且发生位置为风扇传感器.

图 5~图 6 给出了风扇转速传感器、风扇流量蜕化故障识别结果.

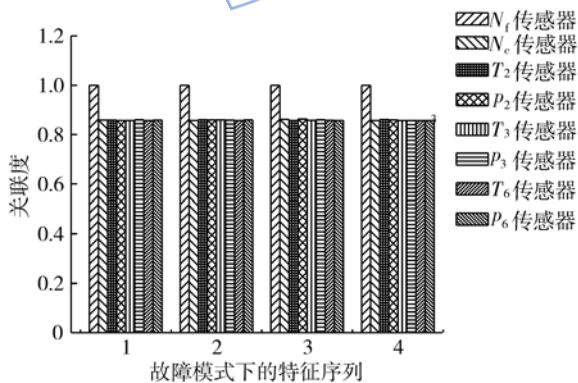


图 5 风扇转速传感器故障时云关联度

Fig. 5 Cloud relational analysis under fan speed sensors fault

图 5~图 6 中横坐标值 1,2,3,4 分别表示某部件性能发生 1.7%,2.7%,3.7%,4.7%的蜕化故障特征序列或是某传感器发生 1.7%,2.7%,

3.7%,4.7%的偏移故障特征序列.根据传感器与部件故障识别准则 1),可以识别出 32 组传感器故障,并给出了传感器故障的位置(如图 5 所示),根据传感器与部件故障识别准则 2),可以识别出 32 组部件故障,但是无法判断出部件故障种类(如图 6 所示).剩余的 32 组部件故障的定位需要通过部件故障诊断机制识别.

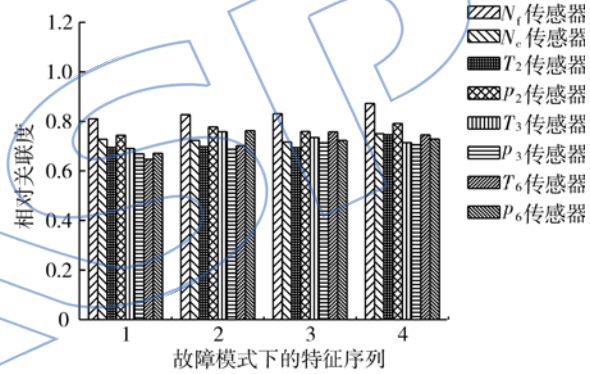


图 6 风扇流量蜕化时云关联度

Fig. 6 Cloud relational analysis under fan flow fault

以压气机发生 2.7%流量蜕化故障为例,即待诊序列为

$$G_0 =$$

$$[0.993, 1.02, 1, 0.998, 1, 1, 0.98, 0.98]$$

下面采用云关联度算法求取 G_0 和 8 种故障模式的关联度:

步骤 1 求故障特征序列的云模型

云模型的确立过程即 40 个故障特征序列期望 $E_x(G)$ 、熵 $E_n(G)$ 以及超熵 $H_e(G)$ 的确定过程.

步骤 2 求待识别特征序列属于模式特征序列的隶属度矩阵 U .

步骤 3 求待识别特征序列属于各种模式的综合隶属度矩阵.

根据经验选取特征序列隶属度的权重均为 0.2,则待识别特征序列属于各种故障模式的综合隶属度矩阵为

$$U' = \begin{bmatrix} 0.415 & 0.035 & 0.001 & 0.223 & 0.15 & 0.443 & 0.421 & 0.002 \\ 0.651 & 0.543 & 0.542 & 0.492 & 0.62 & 0.557 & 0.603 & 0.538 \\ 0.371 & 0.0005 & 0.074 & 0.568 & 0.506 & 0 & 0.409 & 0.477 \\ 0.16 & 0.158 & 0.127 & 0.246 & 0.287 & 0.515 & 0.443 & 0.277 \\ 0.412 & 0.039 & 0.232 & 0.264 & 0.397 & 0.591 & 0.419 & 0.0056 \\ 0 & 0.228 & 0 & 0 & 0.29 & 0.204 & 0.032 & 0 \\ 0.379 & 0 & 0.364 & 0.409 & 0 & 0 & 0.441 & 0.494 \\ 0.1086 & 0.0368 & 0.193 & 0.266 & 0.499 & 0.57 & 0.455 & 0.16 \end{bmatrix}$$

步骤 4 求隶属度矩阵的最大值与最小值

$$U_{\max} = 0.651 \quad U_{\min} = 0$$

步骤 5 求待识别特征序列与第二种故障模式关联系数

$$\begin{aligned} R_{02}(1) &= 1, \quad R_{02}(2) = 1, \\ R_{02}(3) &= 1, \quad R_{02}(4) = 0.918, \\ R_{02}(5) &= 1, \quad R_{02}(6) = 0.9774, \\ R_{02}(7) &= 1, \quad R_{02}(8) = 1 \end{aligned}$$

步骤 6 计算云关联度。

$$R_{02} = 0.987$$

同理求出待识别特征序列与其他故障模式的云关联度,最终得到云关联度向量

$$r = [0.294, 0.987, 0.515, 0.332, 0.375, 0.088, 0.428, 0.415]$$

根据最大关联度原则可以得知,此故障为压气机流量蜕化故障。

图 7~图 8 给出了风扇效率以及低压涡轮流

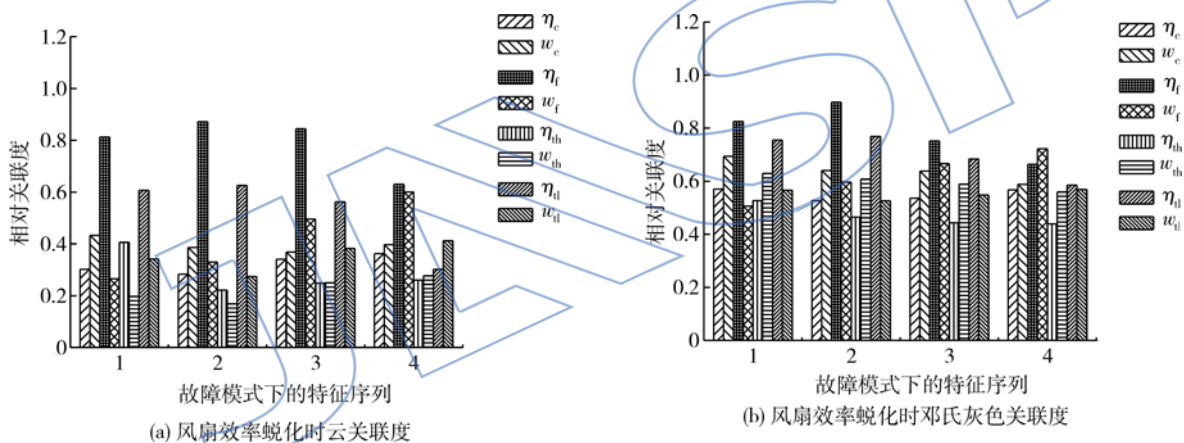


图 7 风扇效率蜕化时云关联度和邓氏灰色关联度

Fig. 7 Cloud relational analysis and Deng gray relational analysis under fan efficiency fault

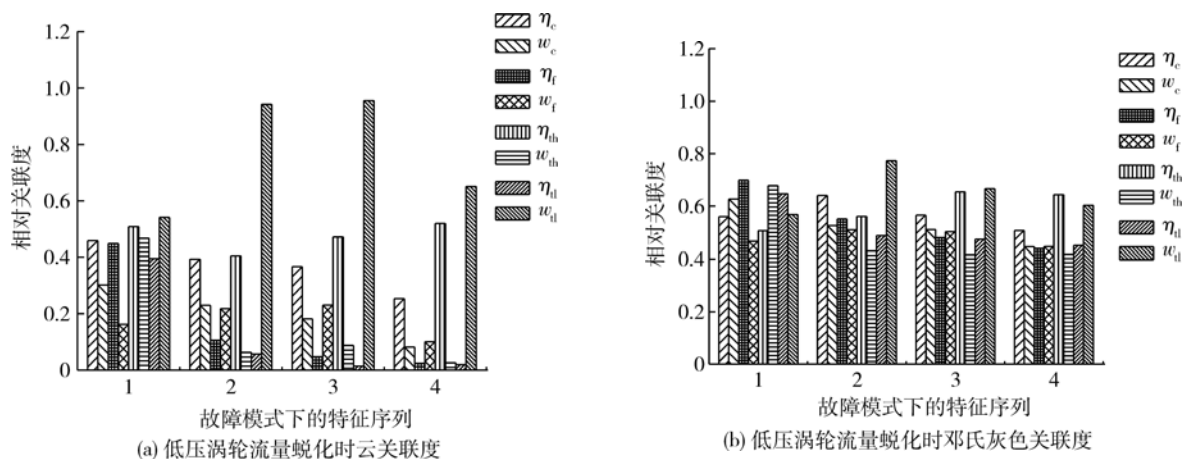


图 8 低压涡轮流量蜕化时云关联度和邓氏灰色关联度

Fig. 8 Cloud relational analysis and Deng gray relational analysis under low turbine flow fault

量蜕化时基于云关联度方法和基于邓氏灰色关联度方法的仿真结果。

图 7~图 8 中横坐标值 1,2,3,4 分别表示某部件性能发生 1.7%,2.7%,3.7%,4.7%的蜕化故障特征序列。可以看出根据最大关联度原则可以较好地识别部件故障,基于云关联度方法比基于邓氏灰色关联度方法效果好,基于邓氏灰色关联度的方法关联度的区分度大大低于基于云关联度的方法。

表 1 给出了 32 组部件故障基于云关联度方法和基于邓氏灰色关联度方法的诊断效果比较。结果表明,基于云关联度方法不仅结构简单、计算量小并且大大提高了诊断的准确率。

表 1 云关联度与灰色关联度故障诊断效果比较

Table 1 Comparison of fault diagnosis effect between cloud relational analysis and gray relational analysis

	误诊样本数量	误诊率/%
基于云关联度	1	3
基于邓氏灰色关联度	7	21

4 结 论

1) 提出了云关联度方法,该方法结构简单、计算量小、诊断可靠,提高了部件故障诊断的准确率。

2) 设计了航空发动机传感器、部件故障的识别系统,能够区分发动机故障是传感器故障还是部件故障,并且判断出传感器故障或者部件故障的位置。

本文提出的航空发动机传感器、部件故障识别系统具有结构简单、方法简便、计算量小、诊断结果可靠和诊断准确率高等特点,在航空发动机实时诊断领域具有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] Link C. Recent advancements in aircraft engine health management (EHM) technologies and recommendations for the next step[R]. ASME GT2005-68625, 2005.
- [2] 姜彩虹,孙志岩,王曦. 航空发动机预测健康管理系统的的核心技术[J]. 航空动力学报, 2009, 24(11): 2859-2594. JIANG Caihong, SUN Zhiyan, WANG Xi. Critical technologies for aero engine prognostics and health management systems development[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(11): 2859-2594. (in Chinese)
- [3] 薛薇,郭迎清. 基于健康蜕化的航空发动机传感器故障诊断[J]. 中国航空学报, 2009, 22(1): 18-21. XUE Wei, GUO Yingqing. Aircraft engine sensor fault diagnosis based on estimation of engine's health degradation[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(1): 18-21. (in Chinese)
- [4] 张鹏,黄金泉. 航空发动机气路故障诊断的平方根 UKF 方法研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(1): 169-173. ZHANG Peng, HUANG Jinquan. SRUKF research on aero-engines for gas path component fault diagnostics[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(1): 169-173. (in Chinese)
- [5] Link C, William W. Mathematical formulation of model-based methods for diagnostics and prognostics [R]. GT2006-90655, 2006.
- [6] Asif K, Kai G. Real-time probabilistic forecasting of wear degradation using a macro-scale physical model[R]. IEEE 1-4244-1488, 2008.
- [7] 陈恬,孙健国,郝英. 基于神经网络和证据融合理论的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1014-1017. CHEN Tian, SUN Jianguo, HAO Ying. Neural network and dempster-shafter theory based fault diagnosis for aero-engine gas path[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(6): 1014-1017. (in Chinese)
- [8] Ogaji S, Li Y G, Sampath S, et al. Gas-path fault diagnosis of a turbofan engine from transient data using artificial neural networks [R]. ASME Turbo. Expo., GT2003-38423, 2003.
- [9] 尉询楷,李应红,刘建勋,等. 基于支持向量机的信息融合诊断方法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(9): 1665-1668. WEI Xunkai, LI Yinghong, LIU Jianxun. Novel information fusion fault diagnosis method based on support vector machines[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(9): 1665-1668. (in Chinese)
- [10] 韩磊,洪杰,王冬. 基于小波包分析的航空发动机轴承故障诊断[J]. 推进技术, 2009, 30(3): 328-341. HAN Lei, HONG Jie, WANG Dong. Fault diagnosis of aero-engine bearings based on wavelet package analysis[J]. Journal of Propulsion Technology, 2009, 30(3): 328-341. (in Chinese)
- [11] 鲁峰,黄金泉,陈煜. 航空发动机部件性能故障融合诊断方法研究[J]. 航空动力学报, 2009, 24(7): 1649-1653. LU Feng, HUANG Jinquan, CHEN Yu. Research on performance fault fusion diagnosis of aero-engine component[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(7): 1649-1653. (in Chinese)
- [12] 邓聚龙. 灰色控制系统[J]. 华中工学院学报, 1982, 10(3): 9-18. DENG Julong. The grey control system[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 1982, 10(3): 9-18. (in Chinese)
- [13] 李德毅,孟海军,史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算

机研究与发展,1995,32(6):15-20.

LI Deyi, MENG Haijun, SHI Xuemei. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Journal of Computer Research and Development, 1995, 32(6): 15-20. (in Chinese)

- [14] 刘常昱,李德毅,潘莉莉. 基于云模型的不确定性知识表示[J]. 计算机工程与应用,2004,40(2):32-35.

LIU Changyu, LI Deyi, PAN Lili. Uncertain knowledge

representation based on cloud model[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(2): 32-35. (in Chinese)

- [15] 窦建平,黄金泉,周文祥. 基于 UML 的航空发动机仿真建模研究[J]. 航空动力学报,2005,20(4):684-688.

DOU Jianping, HUANG Jinqun, ZHOU Wenxiang. Research of aeroengine modeling based on UML[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(4): 684-688. (in Chinese)

JALSP