

文章编号:1000-8055(2011)09-2101-06

# 模糊推理和证据理论融合的航空发动机故障诊断

王古常, 成 坚, 鲍传美, 孙 烨  
(武汉军械士官学校 无人机系, 武汉 430075)

**摘 要:** 提出了一种模糊推理与证据理论相结合的航空发动机故障诊断方法. 首先, 根据故障征兆信号, 结合专家经验对发动机故障原因发生的可能进行模糊推理, 解决故障诊断中的模糊性问题; 其次, 将模糊推理结果作为证据的基本置信度分配, 确保赋值的准确性; 最终, 采用证据组合规则对多个证据进行融合决策, 减小故障诊断的不确定性测度, 并解决证据间的冲突问题, 从而实现对故障源的精确定位. 实验结果表明, 该方法可行且有效.

**关 键 词:** 航空发动机; 故障诊断; 模糊推理; 证据理论; 融合决策

中图分类号: V231

文献标志码: A

## Diagnosis method of aero-engine fault based on fuzzy inference and evidence theory

WANG Gu-chang, CHENG Jian, BAO Chuan-mei, SUN Ye

(Department of Unmanned Aerial Vehicle,  
Wuhan Ordnance Non-commissioned Officers Academy, Wuhan 430075, China)

**Abstract:** A diagnosis method of aero-engine fault based on fuzzy inference and evidence theory was proposed in this paper. According to the fault symptoms, the proposed method inferred the probabilities of fault causes with experts' experience, so as to resolve the fuzzy problem of fault diagnosis. Then the results of fuzzy inference were regarded as basic probabilities of evidences to insure the veracity of evaluation. Finally, all evidences were aggregated and analyzed according to the combined rules to reduce the uncertainty of fault diagnosis and eliminate the inconsistency among evidences, so as to locate the fault cause accurately. The results of experiment show that the method is feasible and effective.

**Key words:** aero-engine; fault diagnosis; fuzzy inference; evidence theory; fusion decision

航空发动机是飞行器系统的动力来源, 其性能的好坏直接影响到飞行器的正常工作, 因此航空发动机的状态监测和故障诊断具有十分重要的意义. 作为复杂非线性系统, 航空发动机的故障种类繁多, 故障机理不明显, 导致其故障诊断具有很强的模糊性和不确定性特征<sup>[1]</sup>.

一定条件下, 根据多个部位检测得到的故障征兆进行推理和决策, 是目前较常用的一种航空发动机故障诊断方法. 模糊推理能将领域知识和专家经验融入故障诊断, 解决诊断过程中的模糊性问题<sup>[2-5]</sup>. 但受到信息不完备、背景干扰噪声以及传感器时变效应等因素的影响, 模糊推理的结

收稿日期: 2010-10-26; 修订日期: 2011-02-19

作者简介: 王古常(1967—), 男, 安徽桐城人, 副教授, 硕士, 研究方向为无人机控制与导航技术和无人机维修技术.

果存在一定的不确定性,且相互之间可能存在冲突,给最终的决策带来较大困难. Dempster-Shafter (D-S)证据理论作为典型的不确定性决策推理方法,可很好地解决推理结果间的冲突问题<sup>[6-8]</sup>. 基本置信度函数是利用证据理论进行决策分析的前提,其选取的好坏直接关系到决策结果的准确性和有效性. 若将基于专家经验的模糊推理结果作为独立的证据,可确保基本概率分配的准确性,使不确定信息的融合具有较强的鲁棒性,便于最终的决策处理. 为此,将模糊推理与 D-S 证据理论进行有机结合,使两者优势互补,提出了一种模糊推理与证据理论有机结合的航空发动机故障诊断方法.

## 1 诊断模型

设某型发动机故障征兆集为  $S = \{s_1, s_2, \dots,$

$s_M\}$ , 包含  $M$  个可观测的故障征兆信号. 发动机的故障原因集为  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_N\}$ , 包含了  $N$  种完备的独立故障原因. 这  $N$  种故障原因发生的可能性用故障原因可能向量  $\mathbf{G}$  表示,  $\mathbf{G} = (g(h_1), g(h_2), \dots, g(h_N))$ .

图 1 所示为模糊推理与证据理论相结合的航空发动机故障诊断模型. 模型收集到发动机  $P$  个故障征兆集  $S_1, S_2, \dots, S_P$  后,分两步完成故障的诊断:首先,进行故障征兆的模糊推理. 模型从推理规则库中提取模糊蕴含关系,并分别与  $S_1, S_2, \dots, S_P$  推理合成,得到相应的模糊推理结果,即故障原因可能向量  $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_P$ . 其次,进行推理结果的融合决策. 模型根据证据合成法则对模糊推理的结果  $\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2, \dots, \mathbf{G}_P$  进行融合,再根据决策规则对融合结果进行分析,从  $H$  中选择最有可能的故障原因作为最终诊断结果.

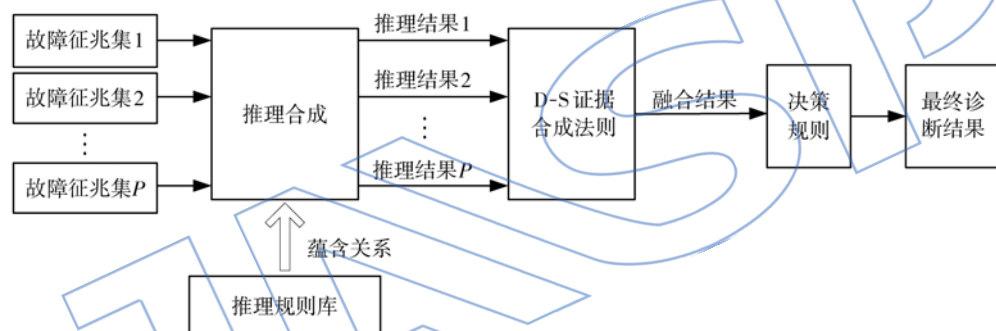


图 1 模糊推理与证据理论结合的故障诊断模型

Fig. 1 Fault diagnosis model based on fuzzy inference and evidence theory

## 2 故障征兆的模糊推理

故障征兆的模糊推理包含四个重要步骤<sup>[9]</sup>: 模糊化、蕴含关系提取、推理合成和反模糊化. 模糊化是将确定值形式的输入、输出变量用模糊变量表示,以满足模糊运算的要求,涉及模糊分类、范围的划分以及隶属函数的选取等;蕴含关系提取是指从推理规则库中提取输入与输出间的模糊映射关系. 推理规则库的建立基于已有的领域知识和专家经验,通常以 IF-THEN 的形式描述;推理合成是指实际输入与蕴含关系间的合成运算,结果为输出值的模糊形式. 推理合成算法有 Zadeh 模糊推理、Mamdani 模糊推理和 Larsen 模糊推理等,这里采用简单实用的 Mamdani 算法;反模糊化是模糊化的逆过程,是将模糊输出转变为确定值的过程. 反模糊化有很多实现方法,最常用的是重心法.

### 2.1 模糊化

模糊推理算法采用隶属度函数作为输入和输出,因此必须分别对故障征兆信号和故障原因可能进行模糊化,具体如下.

输入变量的模糊化:根据经验将  $s_i (i = 1, 2, \dots, M)$  分为  $X_i$  个类别  $E_{s_i,1}, E_{s_i,2}, \dots, E_{s_i,X_i}$ ,并在  $s_i$  的论域上划分这  $X_i$  个类别对应的模糊子集,建立相应的隶属度函数  $\mu^1(s_i), \mu^2(s_i), \dots, \mu^{X_i}(s_i)$ ,如图 2 所示. 为了减少计算的复杂性,采用简单的三角函数和梯形函数的隶属度函数形式.

输出变量的模糊化:根据经验将  $g(h_j) (j = 1, 2, \dots, N)$  按照大小分为  $Y_j$  个类别  $F_{h_j,1}, F_{h_j,2}, \dots, F_{h_j,Y_j}$ ,并在其论域上划分这  $Y_j$  个类别的模糊子集,建立相应的隶属度函数  $\mu^1(g(h_j)), \mu^2(g(h_j)), \dots, \mu^{Y_j}(g(h_j))$ ,如图 3 所示. 同样,隶属度函数采用三角和梯形函数形式.

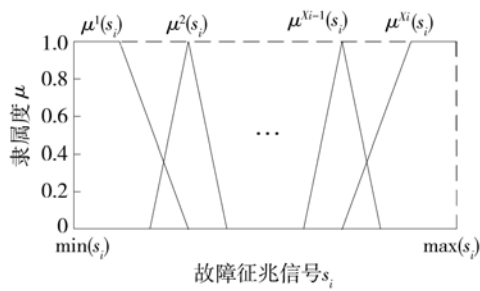


图2 输入变量的模糊分类

Fig. 2 Fuzzy classing of inputs

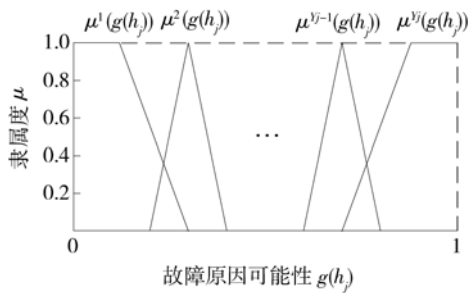


图3 输出变量的模糊分类

Fig. 3 Fuzzy classing of outputs

## 2.2 蕴含关系提取

根据故障诊断的专家经验,即可建立由故障征兆信号推理各种故障原因发生可能性的模糊规

则.设规则库中包含  $Q$  条规则,单条规则  $\text{Rule}_k$  ( $k=1,2,\dots,Q$ ) 的表述形式如下.

$\text{Rule}_k$ : “IF  $s_1$  is  $E_{1k}$ ,  $s_2$  is  $E_{2k}$ , ...,  $s_M$  is  $E_{Mk}$ , THEN  $g(h_1)$  is  $F_{1k}$ , ...,  $g(h_N)$  is  $F_{Nk}$ .”

其中  $E_{ik}$  和  $F_{jk}$  分别为第  $k$  条规则下  $s_i$  和  $g(h_j)$  对应的模糊分类.

规则库建立完毕后,从中提取输入、输出间的蕴含关系,为推理合成提供依据,具体方法如下.

首先,提取单条模糊规则  $\text{Rule}_k$  下所有输入与各个输出之间的蕴含关系  $R_{jk}$ ,如式(1)所示

$$\begin{cases} R_{1k} = \mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_1)) \\ R_{2k} = \mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_2)) \\ \vdots \\ R_{Nk} = \mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_N)) \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\mu_k(s_i)$  和  $\mu_k(g(h_j))$  分别为第  $k$  条规则下  $s_i$  和  $g(h_j)$  模糊分类的隶属度函数.符号“ $\wedge$ ”为 Zadeh 算子,表示 min 运算.

其次,将所有模糊规则下的蕴含关系进行合成,即可得到所有输入与各个输出之间的综合模糊蕴含关系  $R_j$ ,如式(2)所示.符号“ $\vee$ ”为 Zadeh 算子,表示 max 运算.

$$\begin{cases} R_1 = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_1))) \\ R_2 = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_2))) \\ \vdots \\ R_N = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M) \wedge \mu_k(g(h_N))) \end{cases} \quad (2)$$

## 2.3 推理合成

设故障征兆信号的实际观测值分别为  $s_1^*, s_2^*, \dots, s_M^*$ .将这些实际数值分别与蕴含关系  $R_j$  进行

推理合成,即可得到发动机各种故障原因可能的模糊输出  $\mu^*(g(h_1)), \mu^*(g(h_2)), \dots, \mu^*(g(h_N))$ ,如式(3)所示

$$\begin{cases} \mu^*(g(h_1)) = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1^*) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M^*) \wedge \mu_k(g(h_1))) \\ \mu^*(g(h_2)) = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1^*) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M^*) \wedge \mu_k(g(h_2))) \\ \vdots \\ \mu^*(g(h_N)) = \bigvee_{k=1}^Q (\mu_k(s_1^*) \wedge \dots \wedge \mu_k(s_M^*) \wedge \mu_k(g(h_N))) \end{cases} \quad (3)$$

## 2.4 反模糊化

利用重心法对  $\mu^*(g(h_1)), \mu^*(g(h_2)), \dots, \mu^*(g(h_N))$  进行反模糊化,计算所得即为发动机

各种故障原因可能性的确定值输出:  $g^*(h_1), \dots, g^*(h_N)$ ,如式(4)所示

$$\left\{ \begin{array}{l} g^*(h_1) = \frac{\int \mu^*(g(h_1)) \cdot g(h_1) dg(h_1)}{\int \mu^*(g(h_1)) dg(h_1)} \\ g^*(h_2) = \frac{\int \mu^*(g(h_2)) \cdot g(h_2) dg(h_2)}{\int \mu^*(g(h_2)) dg(h_2)} \\ \vdots \\ g^*(h_N) = \frac{\int \mu^*(g(h_N)) \cdot g(h_N) dg(h_N)}{\int \mu^*(g(h_N)) dg(h_N)} \end{array} \right. \quad (4)$$

结合公式(3)和公式(4),模型根据所收集到的发动机  $P$  个部位的故障征兆  $S_1, S_2, \dots, S_P$ , 即可推理故障原因可能向量  $G_1, G_2, \dots, G_P$  对应的输出值。

### 3 推理结果的融合决策

利用 D-S 证据理论对模糊推理结果进行融合决策,包含四个重要步骤:构建识别框架、分配基本置信度、证据合成以及证据决策,具体设计如下。

#### 3.1 构建识别框架

证据理论中,由一些完备的独立的元素组成的集合称为识别框架。 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_N\}$  穷举了导致发动机故障的独立故障原因,可直接视作故障诊断的识别框架。

#### 3.2 分配基本置信度

故障征兆  $S_1, S_2, \dots, S_P$  是模型所收集到的  $P$  条证据体,故障原因可能向量  $G_1, G_2, \dots, G_P$  是这  $P$  条证据体由专家经验所得的推理结果。因此,式(3)和式(4)可看作基本置信度指派函数的一部分, $G_1, G_2, \dots, G_P$  反应了  $P$  条证据体下基本置信度的分配情况。

将  $G_1, G_2, \dots, G_P$  进行归一化处理,即可得到  $P$  条证据体对应的基本置信度向量  $m_1, m_2, \dots, m_P$ 。任意故障原因可能向量  $G_l = (g_l(h_1), g_l(h_2), \dots, g_l(h_N)) (l=1, 2, \dots, P)$ , 其对应的基本置信度向量为  $m_l = (m_l(h_1), m_l(h_2), \dots, m_l(h_N), m_l(H))$ 。归一化公式为

$$m_l(h_j) = \frac{\alpha_l g_l(h_j)}{\sum_{k=1}^N g_l(h_k)}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$m_l(H) = 1 - \alpha_l \quad (6)$$

其中  $\alpha_l (0 < \alpha_l < 1)$  为故障征兆  $S_l$  的数据可靠程度,根据专家经验给出。

#### 3.3 证据合成

利用 D-S 证据理论中 Dempster 组合规则对基本置信度向量  $m_1, m_2, \dots, m_P$  进行证据合成,合成结果表示为:  $m = (m(h_1), m(h_2), \dots, m(h_N), m(H))$ 。 $m_1$  与  $m_2$  的合成算法如式(7)所示

$$m_1(h_j) \oplus m_2(h_j) = \frac{\sum_{A \cap B = h_j} m_1(A) \times m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) \times m_2(B)} \quad (7)$$

其中 Dempster 组合规则称为正交和规则,用符号“ $\oplus$ ”表示。

如式(8)所示,  $P$  条证据的组合可按照式(7)所示算法合成  $p-1$  次得到,且最终所得与组合次序无关。

$$m(h_j) = \{[(m_1(h_j) \oplus m_2(h_j)) \oplus \dots] \oplus m_p(h_j)\} \quad (8)$$

#### 3.4 证据决策

根据合成结果  $m$ ,可采用最大基本置信度的方法做出决策判断。具体为:设有  $h_{ex} \subset H$ , 若  $h_{ex}$  满足式(9)所示的条件,则  $h_{ex}$  即为导致发动机故障的原因。

$$m(h_{ex}) = \max(m(h_1), m(h_2), \dots, m(h_N)) \quad (9)$$

### 4 故障诊断实例

由于航空发动机是复杂系统,对所有故障征兆和故障原因进行分析较困难。本文应用文献[10]中的例子,只计算分析航空发动机转子系的振动故障征兆所对应的典型故障原因。其中, Mamdani 模糊推理和证据合成的计算基于 Matlab 仿真软件。

取某涡轮发动机转子系的 1 倍频幅值  $s_1$ , 2 倍频幅值  $s_2$  和 6 倍频幅值  $s_3$  作为故障征兆量信号,分析 3 种典型故障原因:转子轴不对中  $h_1$ , 转子轴颈和轴承偏心  $h_2$  和转子轴承刚度不相等  $h_3$ 。这 3 种故障原因发生的可能性用  $g(h_1)$ ,  $g(h_2)$  和  $g(h_3)$  表示。

首先,对故障征兆信号和故障原因可能进行模糊化。依据专家经验和知识,将  $s_1, s_2$  和  $s_3$  分为“正常”和“异常”两类,将  $g(h_1), g(h_2)$  和

$g(h_3)$ 分为“很低”、“较低”、“一般”、“较高”、“很高”五类。

其次,建立故障诊断的规则库。Sohre 采集大量高速涡轮机械的典型故障样本,得到了具有普遍意义的高速涡轮机械故障原因与故障征兆的推理经验,得到行业内广泛认可和引用<sup>[11-12]</sup>。基于此,建立故障诊断的规则库,如表 1 所示。

最终,将故障征兆信号值与模糊蕴含关系进行推理合成。通过对该发动机转子系的 3 个传感器所测数据进行特征提取,得到该转子系的实际故障征兆信号值,如表 2 所示。

表 1 发动机转子系故障诊断规则  
Table 1 Fault diagnosis rules of rotor

| 序号 | $s_1$ | $s_2$ | $s_3$ | $g(h_1)$ | $g(h_2)$ | $g(h_3)$ |
|----|-------|-------|-------|----------|----------|----------|
| 1  | 正常    | 正常    | 正常    | 很低       | 很低       | 很低       |
| 2  | 正常    | 正常    | 异常    | 很低       | 很低       | 较低       |
| 3  | 正常    | 异常    | 正常    | 一般       | 较低       | 较高       |
| 4  | 正常    | 异常    | 异常    | 较高       | 较低       | 很高       |
| 5  | 异常    | 正常    | 正常    | 较低       | 较高       | 很低       |
| 6  | 异常    | 正常    | 异常    | 一般       | 较高       | 较低       |
| 7  | 异常    | 异常    | 正常    | 很高       | 很高       | 较高       |
| 8  | 异常    | 异常    | 异常    | 很高       | 很高       | 很高       |

表 2 故障征兆信号的观测值  
Table 2 Attained symptom values by sensor

|       | $s_1$  | $s_2$  | $s_3$ |
|-------|--------|--------|-------|
| 传感器 1 | 317.95 | 96.53  | 17.20 |
| 传感器 2 | 382.41 | 102.89 | 32.49 |
| 传感器 3 | 224.79 | 103.31 | 13.88 |

将这 3 组故障征兆信号值分别与模糊蕴含关系进行 Mamdani 推理合成,计算 3 种故障原因发生的可能性  $g(h_1)$ 、 $g(h_2)$  和  $g(h_3)$ ,所得结果如表 3 所示。

由表 3 可知,在前两组数据中  $h_2$  发生的可能性最大,但  $h_1$  发生的可能性也不小,存在一定的不确定性。此外,第 3 组数据与前两组数据冲突较大, $h_1$ 、 $h_2$ 、 $h_3$  发生的可能几乎均等,严重扰乱了故障诊断的最终决策。按照模型的算法设计,对表 3 中的数据进行归一化处理,得到表 4 所示的故障原因基本置信度。

表 3 故障原因发生可能性的模糊推理结果

Table 3 Probabilities of fault causes by fuzzy inference

|       | $g(h_1)$ | $g(h_2)$ | $g(h_3)$ |
|-------|----------|----------|----------|
| 传感器 1 | 0.37     | 0.63     | 0.15     |
| 传感器 2 | 0.49     | 0.68     | 0.22     |
| 传感器 3 | 0.22     | 0.20     | 0.26     |

表 4 故障原因的基本置信度

Table 4 Basic probabilities of fault causes

|       | $m(h_1)$ | $m(h_2)$ | $m(h_3)$ | $m(H)$ | $\alpha$ |
|-------|----------|----------|----------|--------|----------|
| 传感器 1 | 0.26     | 0.44     | 0.10     | 0.20   | 0.8      |
| 传感器 2 | 0.25     | 0.34     | 0.11     | 0.30   | 0.7      |
| 传感器 3 | 0.10     | 0.09     | 0.11     | 0.70   | 0.3      |

利用 Dempster 组合规则对表 4 中的数据进行分析证据合成,得到的融合结果为: $m = (0.29, 0.52, 0.10, 0.09)$ 。根据决策规则可以判断:该发动机转子系的故障原因是  $h_2$  (即转子轴颈和轴承偏心)。该结论与文献[10]中所得结论一致。

## 5 结 论

提出了一种模糊推理与证据理论相结合的航空发动机故障诊断方法。结合领域知识和专家经验,对故障征兆进行模糊推理,求取故障原因发生的可能性,解决了故障诊断中的模糊性问题,确保了证据基本概率分配的准确性;利用证据理论对推理结果进行融合决策,减小了模糊推理的不确定性测度,解决了推理结果之间的冲突问题,从而提高了故障诊断的准确性。实验结果表明,该算法是可行且有效的。

## 参考文献:

- [1] 李霁红,康锐,贾颖.复杂系统的模糊故障诊断方法研究[J].系统工程与电子技术,2005,27(7):1322-1324.  
LI Jihong, KANG Rui, JIA Ying. Study on fuzzy fault diagnosis for complex system[J]. System Engineering and Electronic, 2005, 27(7): 1322-1324. (in Chinese)
- [2] 吴今培.模糊诊断理论及其应用[M].北京:科学出版社,1995:40-45.
- [3] Pashayev A, Askerov D D, Sadiqov R A, et al. Fuzzy-neural approach for aircraft gas turbine engines diagnosing [C]//Proceedings of the AIAA First Intelligent Systems Technical Conference. Chicago, IL: AIAA, 2004: 1-15.
- [4] 贾智伟,李应红,雷晓奔.基于模糊综合承数的故障诊断[J].系统工程与电子技术,2004,26(3):416-417.

- JIA Zhiwei, LI Yinghong, LEI Xiaoben. Fault diagnosis based on fuzzy integrated function[J]. System Engineering and Electronic, 2004, 26(3): 416-417. (in Chinese)
- [5] 蔡开龙, 谢寿生, 吴勇. 航空发动机的模糊故障诊断方法研究[J]. 航空动力学报, 2007, 22(5): 833-837.
- CAI Kailong, XIE Shousheng, WU Yong. Study on fuzzy fault diagnosis of aero-engines[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(5): 833-837. (in Chinese)
- [6] Dempster A. Upper and lower probabilities induced by multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [7] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976.
- [8] ZHAO Wentao, FANG Tao, JIANG Yan. Data fusion using improved Dempster-Shafer evidence theory for vehicle detection[C]//Proceedings of the 2007 International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discover. Haikou, Hainan, China: IEEE, 2007: 487-491.
- [9] 章卫国, 杨国忠. 模糊控制理论与应用[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1999.
- [10] 杨建平, 黄洪钟, 苗强, 等. 基于证据理论的航空发动机早期故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2008, 23(12): 2327-2331.
- YANG Jianping, HUANG Hongzhong, MIAO Qiang, et al. Diagnosis method of aeroengine early fault based on the Dempster-Shafer evidence theory[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(12): 2327-2331. (in Chinese)
- [11] 黄文虎. 设备故障诊断原理、技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1996: 95-97.
- [12] 盛兆顺, 余琪玲. 设备状态检测与故障诊断技术与应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2003: 184-186.