

文章编号:1000-8055(2009)07-1644-05

基于协调近似表示空间的航空发动机故障诊断

程嗣怡¹, 索中英¹, 吴 华¹, 张官荣¹, 钟 秋²

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038;

2. 空军装备部, 北京 100843)

摘 要: 航空发动机故障诊断的一个主要目标即是求出具有最大分布的故障类型,协调近似表示空间为统一处理不同信息系统提供了工具,并且考虑到航空发动机故障是典型的小样本问题,因此针对航空发动机故障诊断决策信息系统,在求取其基于最大分布的协调近似表示空间的基础上,引入规则融合方法得到所有不同条件下的决策规则,并将其用于历史故障数据的分析,得到了高的识别率,从实践的角度证明了该方法的有效性以及融合所得规则的普适性。

关 键 词: 航空发动机; 故障诊断; 粗糙集; 协调近似表示空间; 规则融合

中图分类号: TK401

文献标识码: A

Aero-engine fault diagnosis based on consistent-approximative denoted space

CHENG Si-yi¹, SUO Zhong-ying¹, WU Hua¹,

ZHANG Guan-rong¹, ZHONG Qiu²

(1. The Engineering Institute,

Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Air Force Equipment Department, Beijing 100843, China)

Abstract: The acquisition of decisions based on maximal distribution is one of important aids in aero-engine fault diagnosis, and consistent-approximative denoted space (CADS) offers a tool to uniformly process them; and, aero-engine fault is a typical problem of small samples set. Aimed at decision-making information system of a certain aero-engine fault, the paper firstly sought its CADS based on maximal distribution, then introduced the method of rule fusion to obtain all decision rules under different conditions, and the history faults were recognized accordingly with a higher rate of identification. The result shows the effect of this method and the applicability of the decision-rules received from rule fusion.

Key words: aero-engine; fault diagnosis; rough sets;

consistent-approximative denoted space (CADS); rule fusion

航空发动机不但结构复杂,工作在高温、大应力的苛刻条件下,并且对于先进的军用战斗机还需经常变换发动机的工作状态,承受大的、变化的载荷;而从发动机目前发展现状看,无论设计、材

料和工艺水平,抑或使用、维护和管理水平,都不可能完全保证其使用中的可靠性.事实上,发动机故障在飞机飞行故障中占有相当大的比例,且常常因发动机故障导致飞行中的灾难性事故.因此,

收稿日期: 2008-07-14; **修订日期:** 2008-11-21

基金项目: 总装备部科研资助

作者简介: 程嗣怡(1980-),男,江苏南京人,讲师,博士,主要从事信号处理及测试诊断方面的研究. E-mail: csy_316@163.com

索中英(1981-),女,山西忻州人,博士生,主要从事智能信息处理与决策的研究.

对于它进行及时的状态监测和故障诊断具有非常重大的实际意义^[1]. 航空发动机故障诊断是保证发动机安全工作, 延长发动机使用寿命的一种重要的技术措施.

国际故障诊断理论权威 P. M. Frank 教授 (1990 年) 认为所有的故障诊断方法可以划分为三类: 基于数学模型的方法、基于知识的方法, 以及基于信号处理的方法^[2]. 毋庸置疑, 基于知识的诊断方法应该是一种很有前途的方法, 尤其是在非线性系统领域. 它的智能化技术和丰富的专家知识给用户提供了一个简单易用而又可靠的系统. 而神经网络、统计学习方法、遗传算法以及支持向量机等基于知识的方法得到的知识是人们不能理解的隐性知识, 与其相比粗糙集方法得到的知识是人们可以理解的关联规则, 这些关联规则符合人们的经验, 更适合在管理决策中应用^[3]. 就故障诊断领域而言, 粗糙集方法一般被作为一种预处理的手段^[4-5], 并且所处理的大多是协调的决策信息系统^[6-8], 不具有普遍性, 因为我们现实生活中, 遇到更多的是不协调的决策信息系统.

协调近似表示空间作为不同信息系统的共同模式, 为统一处理不同信息系统提供了工具. 本文将引入到故障诊断领域, 在属性约简的基础上得到有泛化和应用价值的决策规则. 此外, 考虑到对于航空发动机的多数故障而言, 故障样本的数目极其有限, 属于典型的小样本集问题, 为此我们引入规则融合的方法即是通过已有的少数规则, 给出所有不同条件下的决策规则, 使得小规模的对象集中得到的决策规则, 应用到大规模的对象时有更高的识别率.

1 协调近似表示空间的构造及规则融合^[3]

从知识库中获取的知识只有在约简的基础上才有泛化和应用的价值. 基于粗糙集理论的知识获取的核心问题是属性约简, 然而信息系统的复杂性, 带来了约简的复杂性. 协调近似表示空间为统一处理不同信息系统提供了工具.

1.1 协调近似表示空间的构造

定义 1: 设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是对象集, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 是属性集, $R = \{R_a \subseteq U \otimes U \mid a \in A\}$ 是 U 上的一族等价关系, R' 是 U 上的等价关系, 称 (U, A, R, R') 为近似表示空间.

定义 2: 设 $S = (U, A, R, R')$ 为近似表示空间, 记 $R_B = \bigcap_{a \in B} R_a$ ($B \subseteq A$), 若 $R_A \subseteq R'$, 称 S 为协调近似表示空间. 若 $R_B \subseteq R'$ ($B \subseteq A$), 则称 B 为 S 的属性协调集. 若 B 是 S 的属性协调集, 且任何 B 的真子集都不是 S 的属性协调集, 称 B 为 S 的属性约简集.

记 $U/R_d = \{D_1, D_2, \dots, D_r\}$

$$D\left(\frac{D_j}{[x_i]_B}\right) = \frac{|D_j \cap [x_i]_B|}{|[x_i]_B|} \quad (j \leq r)$$

$$\mu_B(x_i) = \left\{ D(D_1/[x_i]_B), D(D_2/[x_i]_B), \dots, D(D_r/[x_i]_B) \right\}$$

$$\eta_B(x_i) = \{D_{j0} \mid D(D_{j0}/[x_i]_B) =$$

$$\max_{j \leq r} D(D_j/[x_i]_B)\} \quad (x_i \in U)$$

定理 1: 设 (U, A, F, d) 是不协调决策信息系统, 则 $S = (U, A, R, R_\eta)$ 为协调近似表示空间, 其中 $R_\eta = \{(x_i, x_j) \mid \eta_A(x_i) = \eta_A(x_j)\}$.

此外还可以利用分布协调集、上(下)近似协调集、 β 上(下)近似协调集等将不协调信息系统、变精度粗糙集模型转化为协调近似表示空间, 因此只要给出协调近似表示空间上的属性约简方法, 即给出了以上所有系统的属性约简方法.

1.2 协调近似表示空间上的属性约简

协调近似表示空间反映出不同信息系统的共性, 协调近似表示空间上的属性约简方法反映出不同信息系统的本质.

定理 2: 设 $S = (U, A, R, R')$ 为协调近似表示空间, 则 B 为 S 的属性协调集当且仅当 $[x_i]_{R'} \cap [x_j]_{R'} = \emptyset$ 时有 $[x_i]_B \cap [x_j]_B = \emptyset$, 其中

$$[x_i]_{R'} = \left\{ x_k \in U \mid (x_i, x_k) \in R' \right\}$$

$$[x_i]_B = \left\{ x_k \in U \mid (x_i, x_k) \in R_B \right\}.$$

定义 3: 设 $S = (U, A, R, R')$ 为协调近似表示空间, 记

$$D_R \left(\begin{matrix} [x_i]_A, [x_j]_A \\ \left\{ \begin{matrix} a \in A \mid (x_i, x_j) \notin R_a \\ \emptyset \end{matrix} \right\} \end{matrix} \right) = \begin{matrix} [x_i]_{R'} \cap [x_j]_{R'} = \emptyset \\ [x_i]_{R'} \cap [x_j]_{R'} \neq \emptyset \end{matrix}$$

则称 $D_R \left(\begin{matrix} [x_i]_A, [x_j]_A \\ \left\{ \begin{matrix} a \in A \mid (x_i, x_j) \notin R_a \\ \emptyset \end{matrix} \right\} \end{matrix} \right)$ 为对象 x_i 与 x_j 关于决策 R 的可辨识属性集, 称 $D_{R'} = \{D_R'([x_i]_A, [x_j]_A) \mid x_i, x_j \in U\}$ 为 S 的辨识矩阵.

1.3 协调近似表示空间上的规则融合

对于给定的协调近似表示空间, 我们总可以得到决策规则. 但是这些规则只反映了部分条件

下的决策,并未给出所有条件下的决策,规则融合即是通过已有的少数规则,给出所有不同条件下的决策.

利用集合向量包含度实现协调近似表示空间 $S = (U, A, R, R')$ 规则融合的方法步骤如下:

1) 由 R 将 U 划分,得到

$$U/R' = \{D_1, D_2, \cdots, D_r\}$$

2) 对于 $D_j (j \leq r)$, 记

$$M_j = \{ \{f_1(x_i)\}, \{f_2(x_i)\}, \cdots, \{f_m(x_i)\} \} \mid [x_i]_A \subseteq D_j \} \quad (j \leq r)$$

3) 将 M_j 中的向量取并运算,即每个分量取并运算,得到 $F_j = (F_1^j, F_2^j, \cdots, F_m^j) (j \leq m)$

4) 对于任意 $v_l \in V_l (l \leq m)$, 记

$$E = (\{v_1\}, \{v_2\}, \cdots, \{v_m\})$$

计算 $D(F_j/E) \quad (j \leq r)$

若 $D(F_{j_0}/E) = \max_{j \leq m} D(F_j/E)$, 则得到规则

$$\text{“If } \bigwedge_{l=1}^m (a_l, v_l), \text{ then } D_{j_0} \left(D \left(\frac{F_{j_0}}{E} \right) \right) \text{”}.$$

其中

$$D \left(\frac{F}{E} \right) = \frac{\sum_{i=1}^m |E_i|}{\sum_{i=1}^m |F_i|} \chi_{F_i}(E_i)^{[3,9]}$$
$$\chi_{F_i}(E_i) = \begin{cases} 1 & E_i \subseteq F_i \\ 0 & E_i \not\subseteq F_i \end{cases}$$

2 实例分析

以某航空发动机的油液故障诊断为例,运用基于集合向量包含度的规则融合方法对其进行故障诊断规则的求取.

2.1 基于最大分布的协调近似表示空间的构造

依据 24 组诊断样本建立的某航空发动机的油液故障特征模型库,如表 1 所示.表 1 中将该航空发动机油液分析指标作为粗集的属性集 $\{a_1, a_2, \cdots, a_9\}$,分别为铁、铝、镁、铜在正常滑动和严重滑动下的磨粒以及油渣微粒的铁谱数量等级.

为便于粗集处理,采用 NaiveScaler 算法将其离散化为三种状态:1(少量)、2(中量)、3(大量),离散化标准如表 2 所示.

诊断结果作为目标属性 d 取值 J_0, J_1 和 J_2 分别对应发动机正常工作、轻微故障、严重故障.

记 $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_9\}$, 则

$$U/R_A = \{ \{x_1, x_{21} \sim x_{24}\}, \{x_2, x_3\}, \{x_4 \sim x_8\}, \{x_9, x_{11} \sim x_{19}\}, \{x_{10}\}, \{x_{20}\} \}$$

$$U/R_d =$$

$$\{ \{x_1 \sim x_7\}, \{x_8 \sim x_{18}\}, \{x_{19} \sim x_{24}\} \}$$

$R_A \not\subseteq R_d, (U, A, F, d)$ 是不协调的决策信息系统.

表 1 某型航空发动机故障决策信息系统

Table 1 Decision-making information system of a certain aero-engine fault

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	d
1	2	1	1	1	1	1	1	2	1	J_0
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	J_0
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	J_0
4	1	1	1	1	2	1	1	1	1	J_0
5	1	1	1	1	2	1	1	1	1	J_0
6	1	1	1	1	2	1	1	1	1	J_0
7	1	1	1	1	2	1	1	1	1	J_0
8	1	1	1	1	2	1	1	1	1	J_1
9	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
10	2	2	3	2	2	3	3	2	2	J_1
11	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
12	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
13	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
14	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
15	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
16	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
17	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
18	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_1
19	1	1	2	1	1	2	2	1	1	J_2
20	3	3	2	2	1	1	2	2	1	J_2
21	2	1	1	1	1	1	1	2	1	J_2
22	2	1	1	1	1	1	1	2	1	J_2
23	2	1	1	1	1	1	1	2	1	J_2
24	2	1	1	1	1	1	1	2	1	J_2

表 2 铁谱数量等级的离散化标准

Table 2 Discrete standard of quantity rank of metal spectrum

量化值	铁谱数量等级
1	[0.0, 3.0)
2	[3.0, 7.0)
3	[7.0, 10.0]

在故障诊断的实例中,可以不关心条件属性分类在不同故障类型决策中的分布,只关心保持

最大分布的故障类型不发生变化. 因此选择基于最大分布的协调近似表示空间. 由定理 1 可知 $S = (U, A, R, R_{\eta})$ 为协调近似表示空间.

针对协调近似表示空间 $S = (U, A, R, R_{\eta})$, 依据定义 3, 通过求取辨识矩阵可以得到多种属性约简, 从中选择属性最少的子集之一 $A' = \{a_1, a_3, a_5\}$ (如表 3 所示) 进行接下来的处理.

表 3 决策信息系统的属性约简
Table 3 Attribute reduction of decision-making information system

a_1	a_3	a_5	d	a_1	a_3	a_5	d
1	2	1	J_0	13	1	2	J_1
2	1	1	J_0	14	1	2	J_1
3	1	1	J_0	15	1	2	J_1
4	1	1	J_0	16	1	2	J_1
5	1	1	J_0	17	1	2	J_1
6	1	1	J_0	18	1	2	J_1
7	1	1	J_0	19	1	2	J_2
8	1	1	J_1	20	3	2	J_2
9	1	2	J_1	21	2	1	J_2
10	2	3	J_1	22	2	1	J_2
11	1	2	J_1	23	2	1	J_2
12	1	2	J_1	24	2	1	J_2

约简决策信息系统的分布函数和最大分布, 如表 4 所示.

2.2 规则融合

对于协调近似表示空间 $S' = (U, A', R, R_{\eta})$, 其中 $A' = \{a_1, a_3, a_5\}$, 利用集合向量包含度实现航空发动机故障诊断规则的融合

1) $U/R_{\eta} = \{ \{x_1, x_{20} \sim x_{24}\}, \{x_2 \sim x_8\}, \{x_9 \sim x_{19}\} \}$
即

$D_1 = \{x_2 \sim x_8\} \quad (\eta = J_0),$
 $D_2 = \{x_9 \sim x_{19}\} \quad (\eta = J_1),$
 $D_3 = \{x_1, x_{20} \sim x_{24}\} \quad (\eta = J_2)$

2) 对于 $D_j (j \leq 3)$, 记

表 4 决策信息系统的分布函数和最大分布

Table 4 Distributed function and maximal distribution of decision-making information system

	$\{x_1, x_{21} \sim x_{24}\}$	$\{x_2, x_3\}$	$\{x_4 \sim x_8\}$	$\{x_9, x_{11} \sim x_{19}\}$	$\{x_{10}\}$	$\{x_{20}\}$
$\mu_A(x)$	(1/5, 0, 4/5)	(1, 0, 0)	(4/5, 1/5, 0)	(0, 9/10, 1/10)	(0, 1, 0)	(0, 0, 1)
$\eta_A(x)$	$\{J_2\}$	$\{J_0\}$	$\{J_0\}$	$\{J_1\}$	$\{J_1\}$	$\{J_2\}$

$M_1 = \{(\{1\}, \{1\}, \{1\}), (\{1\}, \{1\}, \{2\})\}$
 $M_2 = \{(\{1\}, \{2\}, \{1\}), (\{2\}, \{3\}, \{2\})\}$
 $M_3 = \{(\{2\}, \{1\}, \{1\}), (\{3\}, \{2\}, \{1\})\}$

3) 将 M_j 中的向量取并运算, 得到

$F_1 = (\{1\}, \{1\}, \{1, 2\})$
 $F_2 = (\{1, 2\}, \{2, 3\}, \{1, 2\})$
 $F_3 = (\{2, 3\}, \{1, 2\}, \{1\})$

4) 若给出 $E = (\{2\}, \{1\}, \{2\})$, 则

$D(F_1/E) = 0.75,$
 $D(F_2/E) \approx 0.67,$
 $D(F_3/E) = 0.8$

于是得到规则

“If $(a_1, 2) \wedge (a_3, 1) \wedge (a_5, 2),$
then $\eta = J_2(0.8)$ ”

其中 0.8 是规则可信度, 于是可以得到全部规则

$(1, 1, 1) \Rightarrow \eta = J_0(1.0), (1, 1, 2) \Rightarrow \eta = J_0(1.0)$
 $(1, 2, 1) \Rightarrow \eta = J_1(1.0), (1, 2, 2) \Rightarrow \eta = J_1(1.0)$
 $(1, 3, 1) \Rightarrow \eta = J_1(1.0), (1, 3, 2) \Rightarrow \eta = J_1(1.0)$
 $(2, 1, 1) \Rightarrow \eta = J_2(1.0), (2, 1, 2) \Rightarrow \eta = J_2(0.8)$
 $(2, 2, 1) \Rightarrow \eta = J_1(1.0), (2, 2, 2) \Rightarrow \eta = J_1(1.0)$
 $(2, 3, 1) \Rightarrow \eta = J_1(1.0), (2, 3, 2) \Rightarrow \eta = J_1(1.0)$
 $(3, 1, 1) \Rightarrow \eta = J_2(1.0), (3, 1, 2) \Rightarrow \eta = J_2(0.8)$
 $(3, 2, 1) \Rightarrow \eta = J_2(1.0), (3, 2, 2) \Rightarrow \eta = J_2(0.8)$
 $(3, 3, 1) \Rightarrow \eta = J_1(0.67), (3, 3, 2) \Rightarrow \eta = J_1(0.67)$

由于 $|U/R_A| = 6$, 利用粗糙集方法只得到 6 条确定性规则

$(2, 1, 1) \Rightarrow \eta = J_2(1.0), (1, 1, 1) \Rightarrow \eta = J_0(1.0)$
 $(1, 1, 2) \Rightarrow \eta = J_0(1.0), (1, 2, 1) \Rightarrow \eta = J_1(1.0)$
 $(2, 3, 2) \Rightarrow \eta = J_1(1.0), (3, 2, 1) \Rightarrow \eta = J_2(1.0)$

这 6 条规则用在规则融合方法中同样为确定性规则.

将由规则融合所得到的全部规则用于某航空发动机历史故障类型知识库 (38 组) 数据的诊断得到了 $(36/38) \times 100\% = 94.7\%$ 的正确识别率, 相比采用 6 条规则进行识别的识别率 (71.8%) 有了很大的提高.

3 结 论

协调近似表示空间给出不同信息系统的共同模式,为统一处理不同信息系统提供了工具.对于给定的协调近似表示空间,总可以得到决策规则.但是这些规则只反映了部分条件下的决策,并未给出所有条件下的决策,然而通过协调近似表示空间上的规则融合,可以得到给定的决策信息系统的条件下所有条件下的决策.

航空发动机的多数故障样本数目及其有限,属于典型的小样本集问题.研究如何将小规模的对象集中得到的规则应用到大规模的对象集中的问题就显得尤为重要了.另外对于故障诊断而言,可以不关心条件属性分类在不同故障类型决策中的分布,只关心保持最大分布的故障类型不发生变化.

因此针对航空发动机故障诊断的实例,可选择了基于最大分布的协调近似表示空间.并且通过协调近似表示空间上的决策融合,得出了该决策信息系统的决策.通过具体的实例分析结果:94.7%的识别率,从实践的角度验证了方法的有效性.

由此可知,将协调近似表示空间的概念引入到航空发动机的故障诊断,并对所得的少数规则进行融合,给出所有不同条件下的决策,大大提高了对新数据的预测或分类能力,不失为一种有意义的尝试.

参考文献:

- [1] 胡金海. 航空发动机智能监控诊断的方法研究与体系构建[D]. 西安:空军工程大学, 2007.
- HU Jinhai. Research on means and system building of aeroengine aptitude monitoring and fault diagnosis [D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2007. (in Chinese)
- [2] Frank P M. Fault diagnosis in the dynamic systems using analytical and knowledge-based fault redundancy- a survey and some new results[J]. Automatic, 1990, 26: 459-474.
- [3] 张文修, 仇国芳. 基于粗糙集的不确定决策[M]. 北京:清华大学出版社, 2006.
- [4] 陈恬, 孙健国. 粗糙集与神经网络在航空发动机气路故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2006, 21(1): 207-212.
- CHEN Tian, SUN Jianguo. Aeroengine gas path fault diagnosis using rough sets and neural networks[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(1): 207-212. (in Chinese)
- [5] Roy A, Pal S K. Fuzzy discretization of feature space for a rough set classifier[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(6): 895-902.
- [6] Nowicki R, Slowinski R, Stefanowski J. Evaluation of vibroacoustic diagnostic symptoms by means of the rough sets theory[J]. Computers in Industry, 1992, 20(2): 141-152.
- [7] Lee S, Vachtsevanos G. An application of rough set theory to defect detection of automotive glass[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2002, 60(3-5): 225-231.
- [8] 邢敬华, 赵新泽, 严新华. 基于粗糙集理论的柴油机典型故障的磨粒识别[J]. 内燃机学报, 2005, 23(1): 92-95.
- XING Jinghua, ZHAO Xinze, YAN Xinhua. Wear particles recognition of typical fault in diesel engine based on rough sets[J]. Transactions of CSICE, 2005, 23(1): 92-95. (in Chinese)
- [9] Zhang W X, Leung Y. Theory of including degrees and its applications to uncertainty inferences[C]// Soft Computing in Intelligent Systems and Information Processing. New York: IEEE, 1996: 496-501.