

基于簇特征加权的航空发动机状态监视方法

周 媛^{1,2}, 左洪福¹, 王丽娜²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016;

2. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 南京 210044)

摘 要: 提出了基于簇特征加权模糊 C-均值聚类算法(FWFCM)的航空发动机状态监视模型,该模型主要分为离线学习和在线监视两个部分,离线学习模块计算出模型参数输出到在线监视模块,在线监视模块根据模型参数对实时数据进行分类,实时数据又输入到离线学习模块中参与更新模型参数.结果表明:相比基于数据加权策略的模糊聚类算法(DWFCM)以及经典模糊 C-均值聚类算法(FCM),该方法平均离线状态识别率和在线状态识别率分别提高了 5.233% 和 8.358%.实验证明此方法性能好且有很好的鲁棒性和泛化能力,对于不确定性的航空发动机在线状态监视有较好的应用价值.

关 键 词: 状态监视; 模糊聚类; 簇特征加权; 鲁棒性; 泛化能力

中图分类号: V37; TP391

文献标志码: A

Aero-engine condition monitoring method based on cluster features weighting

ZHOU Yuan^{1,2}, ZUO Hong-fu¹, WANG Li-na²

(1. College of Civil Aviation,

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

2. School of Electronic and Information Engineering,

Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: A model for aeroengine condition monitoring based on fuzzy C-means clustering algorithm with cluster features weighting (FWFCM) was proposed. This model is composed of two parts: one is offline-learning module, in which the module parameters are iteratively computed, and the other is online-monitoring module, in which the realtime data can be classified according to the parameters. Then the realtime data are inputed into the offline-module and the module parameters are updated. Result shows that, compared with the data weighted fuzzy clustering algorithm (DWFCM) and the classic fuzzy C-means clustering algorithm (FCM), the average condition recognition accuracy of the proposed method in offline module and in online module is 5.233% and 8.358% higher than the other two algorithms, respectively. It can be shown that the FWFCM works well for aeroengine condition monitoring with good robustness and generalization, and has practical application value for uncertain aeroengine condition monitoring.

Key words: condition monitoring; fuzzy clustering; cluster features weighting; robustness; generalization

收稿日期:2014-06-10

基金项目:国家自然科学基金委员会与中国民用航空总局联合项目(60939003); 国家自然科学基金(61079013);

江苏省自然科学基金(BK2011737)

作者简介:周媛(1980—),女,安徽池州人,讲师,博士生,从事模式识别、航空发动机健康管理的研究.

航空发动机(文中简称发动机)是飞机的重要系统,无论从安全角度还是经济角度,其性能直接影响飞机性能.由于部件退化到一定阈值或者直接故障都将导致发动机故障,需拆卸维修,对发动机进行实时状态监视是提高飞机安全性的一种有效方法,是视情维修的一个重要组成部分^[1],后续的故障诊断等工作都是在发动机状态监视基础上进行的,所以发动机状态监视是发动机健康管理的一个重要内容.发动机的状态监视主要通过气路参数监视、滑油监视、振动监视等^[2],有杨征山等提出基于发动机模型的健康参数线性组合的方法用于健康参数估计^[3],薛薇等采用改进的拟合法求取含典型参数的发动机状态模型用于发动机状态监视、故障诊断^[4],钟师胜、单晓明等将神经网络用于发动机气路状态监视^[5-6].目前对发动机气路参数分析、故障诊断与预测、寿命管理等关键技术研究瓶颈就在于缺少相关参数数据、故障数据和发动机模型等.发动机故障中90%以上是气路部件故障,所以对发动机气路参数监视是一个重要课题.常用关键气路参数的偏差值序列如:EGTM(起飞阶段的排气温度裕度)、DFE(巡航阶段的燃油流量偏差)、DNH(高压转子转速偏差)、DEGT(排气温度偏差)等^[7],这些偏差值序列多是由发动机厂家提供的监控软件提供的,参数基线值对用户都是透明的,并且由于传感器噪声、数据采集系统误差以及计算模型误差等^[8],最终得到的偏差值序列存在不确定性.

对发动机进行状态监视,实质就是根据某些参数对系统状态进行分类.加权的模糊聚类方法可以利用模糊逻辑对信息的不确定性进行描述和处理,有的根据聚类中心和样本均值的散度对特征参数加权^[9],有的利用样本特征进行加权^[10-11]等,已有鲁卿等将此应用于故障诊断^[12-13].本文提出的基于簇特征加权的发动机状态监视方法,相对于利用样本分布密度进行加权的方法更着重于体现样本各特征参数对各类聚类结果的影响,挖掘样本特征参数的特点;相对样本加权方法在一定程度上避免了异常点对聚类的影响;初始不需要大量历史数据并且是基于数据驱动的,通过在线数据不断扩充数据源,解决了实际应用中沒有足够经验数据、发动机基线模型不可知等问题.通过实验证明该方法能够有效的将多信息融合,有很高的鲁棒性和泛化能力,并且迭代次数少,满足实时性要求.

1 簇特征加权模糊 C-均值聚类算法 (FWFCM 算法)

1.1 算法介绍

设有 n 个样本且每个样本都有 s 个特征参数,记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,其中 $x_i \in \mathbf{R}^s$, x_{ik} 表示第 i 个样本的第 k 个属性值($i=1, \dots, n$),样本分为 c 类,对每类的聚类中心 $a_j = (a_{j1}, \dots, a_{js})$, $j=1, \dots, c$.

有目标函数

$$J_{FWFCM} = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^s \mu_{ij}^m \omega_{jk}^a (x_{ik} - a_{jk})^2 \quad (1)$$

其中 μ_{ij} 表示第 i 个样本对应于第 j 类的隶属度,

$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1$; ω_{jk} 表示第 k 个特征参数对第 j 类的权重, $\sum_{k=1}^s \omega_{jk} = 1$; m, α 分别表示隶属度指数和权重指数.

基于簇特征加权的 C-均值聚类问题表示如下:

$$\begin{cases} \min J_{FWFCM} \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1 \quad \sum_{k=1}^s \omega_{jk} = 1 \end{cases} \quad (2)$$

利用拉格朗日乘子法,有

$$L = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^s \mu_{ij}^m \omega_{jk}^a (x_{ik} - a_{jk})^2 - \sum_{i=1}^n [\lambda_i (\sum_{j=1}^c \mu_{ij} - 1)] - \sum_{j=1}^c [\lambda_j (\sum_{k=1}^s \omega_{jk} - 1)] \quad (3)$$

式中 λ_i, λ_j 是拉格朗日乘子.

L 分别对 $\mu_{ij}, \lambda_i, \omega_{jk}, \lambda_j, a_{jk}$ 求偏导并令偏导结果为零,求得

$$a_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m x_{ik}}{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (4)$$

$$\omega_{jk} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m (x_{ik} - a_{jk})^2}{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m (x_{ik} - a_{jk})^2} \right]^{-\frac{1}{\alpha-1}} \quad (5)$$

$$\mu_{ij} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\sum_{k=1}^s \omega_{jk}^a (x_{ik} - a_{jk})^2}{\sum_{k=1}^s \omega_{jk}^a (x_{ik} - a_{jk})^2} \right]^{-\frac{1}{m-1}} \quad (6)$$

1.2 算法步骤

步骤 1 设置隶属度指数 m 、权重指数 α 、初始迭代次数 $l=0$, 迭代误差 $\epsilon > 0$, 随机生成初始

隶属度 μ_{ij} ;

步骤2 利用式(4)计算聚类中心 a_{jk} ;

步骤3 利用式(5)计算簇特征权重 ω_{jk} ;

步骤4 利用式(6)更新隶属度 μ_{ij} ;

步骤5 利用式(2)更新目标函数为 $J_{FWFCM}^{(t+1)}$, 直到 $|J_{FWFCM}^{(t+1)} - J_{FWFCM}^k| < \epsilon$; 否则转到步骤2.

1.3 在线状态监视模型

发动机在线状态监视模型如图1所示, 主要包括2个模块: 离线学习模块和在线监视模块.

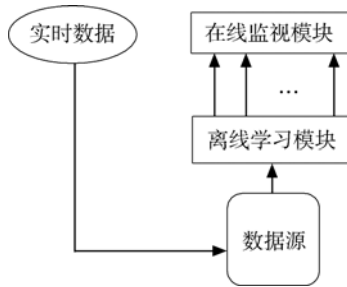


图1 发动机在线状态监视模型

Fig. 1 Model of aeroengine online condition monitoring

数据源可以是历史航班数据、QAR (quick access recorder) 数据以及 ACARS (aircraft communications addressing and reporting system) 实时数据等, 初始化时先利用数据源中的数据在离线学习模块, 根据 1.2 所述算法步骤得到样本隶属度矩阵, 对第 i 个样本, 有 $U_i = (\mu_{i1}, \dots, \mu_{ic})$, 根据 $\max_j \mu_{ij}$ 得到该样本属于第 j 类. 同时将聚类中心 $a_j = (a_{j1}, \dots, a_{js})$ 、簇特征加权矩阵 $\omega = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \dots & \omega_{1s} \\ \vdots & & \vdots \\ \omega_{c1} & \dots & \omega_{cs} \end{bmatrix}$ 、权重指数 α 输出到在线监视模块.

块, 在线监视模块根据式(7)计算出实时数据和聚类中心的加权距离 d_{ij} , 如下:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^s \omega_{jk}^{\alpha} (x_{ik} - a_{jk})^2} \quad (7)$$

其中 $j = \{1, 2, \dots, c\}$. 根据 $\min_j d_{ij}$ 得到实时数据属 j 类, 即可确定当前发动机的状态. 实时数据又被添加到数据源中, 在离线学习模块参与更新模型参数.

2 实验结果及分析

本文分别采用 FCM 算法、DWFCM 算法^[11]和 FWFCM 算法对一组真实数据和两组仿真数据进行了实验. 利用真实的 CFM56 型发动机数

据和典型气路部件故障仿真数据验证本文模型进行在线状态监视的可行性; 发动机性能退化仿真数据用于验证本文模型的鲁棒性和泛化能力. 按表1中的比例将数据分成离线数据和实时数据. 其中, θ_1 表示离线数据占总数据的百分比, θ_2 表示实时数据占总数据的百分比. 离线学习模块中, 3个算法的 m 均设为2, FWFCM 算法的 α 设为-10, WDFCM 算法的影响指数取-3或2时聚类结果最好, 最大迭代次数为100, 迭代误差为 10^{-6} .

表1 实验数据比例设置

Table 1 Experiment data proportion setting

实验方案	$\theta_1 / \%$	$\theta_2 / \%$
情况1	80	20
情况2	90	10

2.1 模型可行性验证

本文采用典型的民用双转子大涵道比涡扇发动机仿真模型模拟生成了300个航班的状态参数, 在第201个飞行循环时注入涡轮部件故障, 采集 DEGT, DNH, DFF 三个特征参数. 仿真模型包括风扇(FAN)、低压压气机(LPC)、燃烧室、高压涡轮(HPT)和低压涡轮(LPT)五个单元体.

为使性能模型仿真输出的气路参数更加接近实际情况, 在性能模型输出的气路参数上添加一定的噪声来模拟实际的测量噪声, 测量参数的高斯噪声的3倍标准差(3σ)如表2所示^[14]. 表中 T_6 表示排气温度, N_h 表示高压转子转速, W_f 表示燃油流量.

表2 测量参数的 3σ 值

Table 2 3σ value of measurement parameters

测量参数	3σ 值
T_6 / K	2
$N_h / (r/min)$	12
$W_f / (g/s)$	2

利用3种算法对典型气路故障仿真数据进行聚类, 聚类结果如图2所示. 图2(a)是样本原始数据的第1维(DEGT)、第2维(DNH)特征分布情况, 两类数据有交叠. 可看出对该仿真数据集, FWFCM 算法的聚类结果相比 FCM 算法和 DWFCM 算法更接近真实数据情况, 对发动机的状态识别率为98%, 远高于 DWFCM 算法的92.67%和 FCM 算法的90.67%.

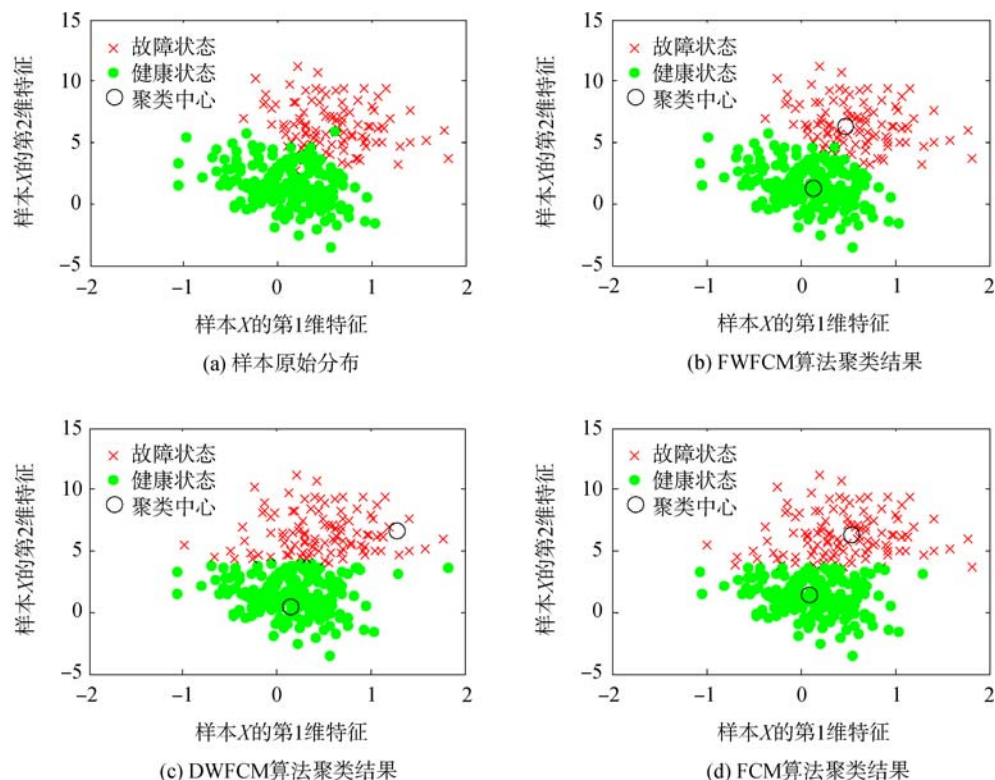


图2 样本数据原始分布及3种算法的聚类结果

Fig. 2 Original distribution of sample data and clustering results of three algorithms

表3是在表1所示的两种情况下,3种算法进行离线学习和在线状态监视的状态识别率.离线数据状态识别率越高表明本文模型对各类数据的特征表示越好,对实时数据的状态识别率也越高;随着实时数据不断增加到数据源,各类数据特征不断被挖掘,模型参数不断被更新、优化,所以在线状态监视的状态识别率也不断提高. DWFCM算法和FCM算法的离线数据状态识别率随着离线数据的增多变化不大,但是实时数据的状态识别率却随着离线数据的增多反而下降,这是因为DWFCM算法利用样本加权,如果存在离群点或异常点干扰,则实时数据识别效果不好;FCM算法中对每个样本或样本的特征参数都统一看待,没有考虑样本或特征参数的影响,所以状态识别率不高.

表3 3种算法状态识别率

Table 3 Condition recognition accuracy of 3 algorithms

算法	状态识别率/%			
	情况1		情况2	
	离线数据	实时数据	离线数据	实时数据
FWFCM	97.08	98.33	97.78	100
DWFCM	94.17	85	94.44	73.3
FCM	92.08	82.33	91.48	80

为进一步验证本文模型的可行性和实用性,本文又选用某航空公司的3台CFM56型发动机从2003年—2008年的性能监测数据(均因叶片损伤下发).依据航空公司经验选取了发动机3个关键的性能监测参数:EGTM, DNH, 平均滑油消耗率AOC(average oil consumption),每隔200个飞行循环采集一次数据.采集的数据存在异常点和观测噪声,利用距离检测法去除异常点,采用移动平均平滑法和指数平滑法减少噪声干扰^[15].发动机1在使用了12400个飞行循环后下发(共62条数据),发动机2在11600个飞行循环下发(共58条数据),发动机3在13200个飞行循环下发(共66条数据).将3台发动机数据根据1.2节算法步骤分成健康状态和退化状态两类,得到发动机两个状态对应的飞行循环数如表4.

表4 3台发动机各状态对应的飞行循环数

Table 4 Flight cycle numbers corresponding to status of 3 engines

发动机编号	飞行循环数/个	
	健康状态	退化状态
1	1~6000	6001~12400
2	1~7000	7001~11600
3	1~5600	5601~13200

按照表 1 比例将 3 台发动机数据组织成离线数据和实时数据,表 5 是用 3 种方法进行 CFM56 型发动机状态监视的正确数和错误数(括号中的是错误数)。

表 5 3 种算法状态监视结果

Table 5 Condition monitoring results of 3 algorithms

算法	正确数(错误数)			
	情况 1		情况 2	
	离线数据	实时数据	离线数据	实时数据
FWFCM	144(3)	36(3)	163(3)	19(1)
DWFCM	140(7)	29(10)	160(6)	17(3)
FCM	141(6)	30(9)	160(6)	17(3)

随着实时数据不断补充到数据源,本文模型对离线数据识别的正确数逐渐提高,实时数据的的状态识别率也逐渐提高。可看出,对真实数据集本文提出的模型可行,且效果优于 DWFCM 和 FCM 方法。

2.2 模型鲁棒性和泛化性能验证

PHM(prognostics and health management)

2008 挑战数据通过 NASA 的 C-MAPSS 软件^[16]仿真了一个涡扇发动机模型,用户设定工作参数以定义飞行包线以内的任何工作状态,共有 21 个气路测量参数用于表征性能退化仿真数据,各参数界限未知,模型输出通过添加混合分布噪声来模拟实际的操作噪声和测量噪声^[16-17]。

根据工作参数可分为 6 种工况,共有 218 涡扇台发动机的飞行数据,对每个发动机可能工作在不同工况下,不同发动机可能退化原因不同,当健康指数达到阈值时则停止采集数据。根据文献^[18]的分析,每台发动机的前 30 个飞行循环数据为健康状态数据,后 30 个飞行循环数据为退化状态数据;实际发动机气路参数有限,所以本文选择了 6 个气路状态参数:高压压气机出口总温、排气温度、风扇出口总压、高压压气机总压、低压转子转速、高压转子转速。将数据按工况分配到 6 个数据集,再分别对这 6 个数据集进行模糊聚类。

6 种工况数据的第 1 维、第 2 维特征参数分布如图 3 所示。

实际情况中,系统退化都是一个缓慢变化的过程,退化状态数据和健康状态数据区分不明显,

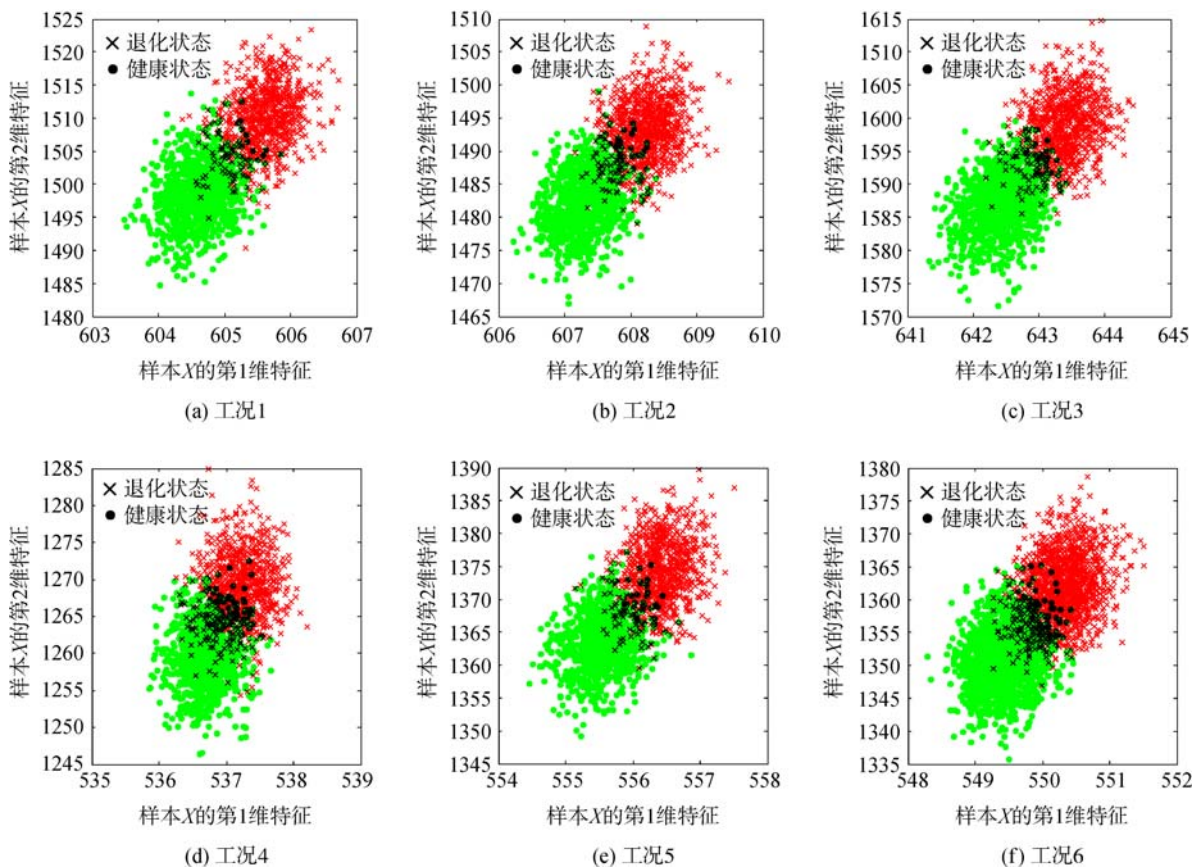


图 3 6 种工况数据第 1 维、第 2 维特征参数分布

Fig. 3 Distribution of characteristic parameters of the first and second dimensions under 6 working conditions

这个在图3中也体现出来,各工况数据都存在重叠;并且图3(d)~图3(e)显示工况4、工况5和工况6数据中,两种状态数据较其他3种工况更不容易区分。

表6是3种算法对6种工况数据分别聚类的结果,FWFCM算法、DWFCM算法、FCM算法对6种工况的平均状态识别率分别为97.05%,93.3%,93.8%。3种算法对工况4、工况5和工况6的数据聚类结果要略低于其他3个工况数据结果,这个和图3显示的数据情况是一致的,本文模型对6种工况的所有数据的聚类性能是最好的。

表6 6种工况状态识别率
Table 6 Condition recognition accuracy of 6 working conditions

工况	状态识别率/%		
	FWFCM算法	DWFCM算法	FCM算法
1	97.7	96.45	96.82
2	97.24	95.09	95.65
3	98.9	97.16	97.82
4	95.84	89.07	89.16
5	96.86	90.19	91.43
6	95.78	91.82	92.00

图4、图5是3种算法在情形1和情形2下离线和在线状态识别率,无论情况1还是情况2,本

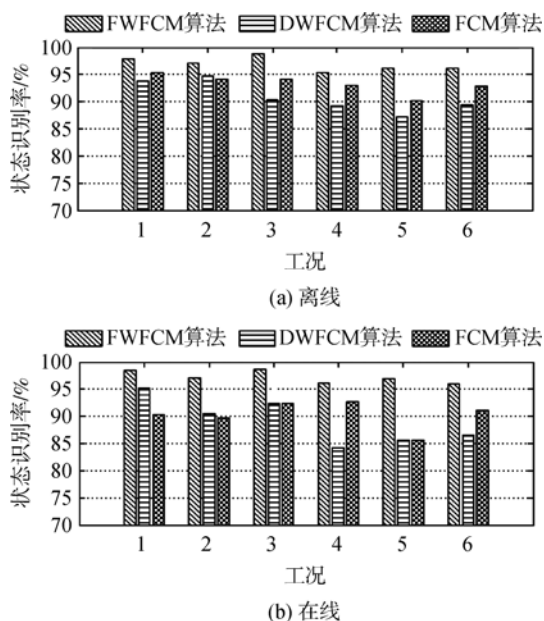


图4 情况1三种算法状态识别率

Fig. 4 Condition recognition accuracy of 3 algorithms for case 1

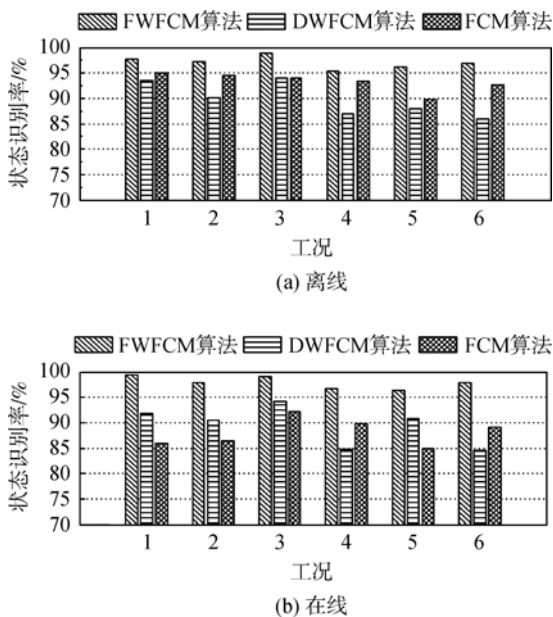


图5 情况2三种算法状态识别率

Fig. 5 Condition recognition accuracy of 3 algorithms for case 2

文模型对发动机状态识别率都达95%以上,高于其他两个算法。

6种工况数据中对同一工况下不同发动机的退化原因不同,且含有操作噪声和测量噪声,利用本文模型能够较好的识别退化状态,对每种工况的状态识别率相对稳定,可见本模型有很高的鲁棒性以及泛化能力。

3 结 论

在发动机状态监视实际工作中,受制于机载传感器安装数量和成本的限制,只有少数的在翼发动机的气路状态参数可测,并且测得的数据存在不确定性,只有将多信息融合并解决信息缺失情况下的传感器数据分类问题,才能很好的进行发动机状态监视。本文提出的基于簇特征加权的模糊聚类发动机状态监视模型,利用模糊理论处理发动机状态数据的不确定性并且充分挖掘气路状态参数特征,离线学习模块通过历史数据迭代计算获得模型参数,在线监视模块利用模型参数可判断发动机实时状态。通过一组真实数据和两组仿真数据实验,证明本文模型有很好的鲁棒性和泛化能力,对于不确定性的发动机在线状态监视有很好的应用价值。

参考文献:

- [1] 孙博,康锐,谢劲松.故障预测与健康管理系统研究和应用现状综述[J].系统工程与电子技术,2007,29(10):1762-

1767.
SUN Bo, KANG Rui, XIE Jinsong. Research and application of the prognostic and health management system[J]. System Engineers and Electronics, 2007, 29(10): 1762-1767. (in Chinese)
- [2] 姜彩虹, 孙志岩, 王曦. 航空发动机预测健康管理系统设计的关键技术[J]. 航空动力学报, 2009, 24(11): 2589-2594.
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): 2589-2594. (in Chinese)
- [3] 杨征山, 俞刚, 庄锡明, 等. 基于参数线性组合的航空发动机气路健康参数估计[J]. 航空动力学报, 2014, 35(3): 408-412.
YANG Zhengshan, YU Gang, ZHUANG Ximing, et al. Gas path health parameters estimation of aeroengine based on linear combination[J]. Journal of Propulsion Technology, 2014, 35(3): 408-412. (in Chinese)
- [4] 薛薇, 郭迎清, 李睿. 航空发动机状态监视、故障诊断及验证[J]. 推进技术, 2011, 32(2): 271-275.
XUE Wei, GUO Yingqing, LI Rui. Algorithm and experimental validation for condition monitoring, fault detection for gas turbine engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(2): 271-275. (in Chinese)
- [5] 钟诗胜, 李洋. 基于小波过程神经网络的飞机发动机状态监视[J]. 航空学报, 2007, 28(1): 68-71.
ZHONG Shisheng, LI Yang. Condition monitoring of aero-engine based on wavelet process neural networks[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(1): 68-71. (in Chinese)
- [6] 单晓明, 宋云峰, 黄金泉, 等. 基于神经网络和模糊逻辑的航空发动机状态监视[J]. 航空动力学报, 2009, 24(10): 2356-2361.
SHAN Xiaoming, SONG Yunfeng, HUANG Jinquan, et al. Condition monitoring of aero-engine based on neural network and fuzzy logic[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(10): 2356-2361. (in Chinese)
- [7] 陈卫, 程礼, 李全通, 等. 航空发动机监控技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- [8] 孙见忠. 航空发动机气路部件健康管理若干关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
SUN Jianzhong. Research on key technologies of health management for aero engine gas path components[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)
- [9] 杨慧中, 张文清. 基于特征加权模糊聚类的多模型软测量建模[J]. 控制工程, 2011, 18(4): 524-526.
YANG Hui Zhong, ZHANG Wenqing. Multimodel soft-sensor modeling based on feature-weighted fuzzy clustering[J]. Control Engineering of China, 2011, 18(4): 524-526. (in Chinese)
- [10] 蔡静颖, 谢福鼎, 张永. 基于马氏距离特征加权的模糊聚类新算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(5): 198-200.
CAI Jingying, XIE Fuding, ZHANG Yong. Fuzzy c-means algorithm based on adaptive Mahalanobis distances[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(5): 198-200. (in Chinese)
- [11] 唐成龙, 王石刚, 徐威. 基于数据加权策略的模糊聚类改进算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(6): 1277-1283.
TANG Chenglong, WANG Shigang, XU Wei. Improved fuzzy clustering algorithm based on data weighted approach[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2010, 32(6): 1277-1283. (in Chinese)
- [12] 鲁卿, 冯金富, 胡俊华, 等. 一种基于 WFCM 的故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 27(4): 308-311.
LU Qing, FENG Jinfu, HU Junhua, et al. Fault diagnosis based on WFCM[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2008, 27(4): 308-311. (in Chinese)
- [13] 冯金富, 鲁卿, 张佳强, 等. 一种基于鲁棒 FCM 算法的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(10): 2175-2180.
FENG Jinfu, LU Qing, ZHANG Jiaqiang, et al. Fault diagnosis based on robust FCM algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(10): 2175-2180. (in Chinese)
- [14] 孙见忠, 左洪福, 刘鹏鹏, 等. 基于动态线性模型的民航发动机性能状态监控与在翼寿命预测[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(12): 3243-3250.
SUN Jianzhong, ZUO Hongfu, LIU Pengpeng, et al. A method of condition monitoring and on-wing life prediction for civil aviation aircraft engine based on dynamic linear model[J]. System Engineering-theory & Practice, 2013, 33(12): 3243-3250. (in Chinese)
- [15] 任淑红. 民航发动机性能可靠性评估与在翼寿命预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
REN Shuhong. Research on methods of performance reliability assessments and life on wing prediction for civil aero-engine [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [16] Frederick D, DeCastro J, Litt J. User's guide for the commercial modular aero-propulsion system simulation (C-MAPSS)[R]. NASA/TM2007-215026, 2007.
- [17] Saxena A, Goebel K, Simon D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation[R]. Denver, CO: Prognostics and Health Management, International Conference, 2008.
- [18] Heimes F O. Recurrent neural networks for remaining useful life estimation[R]. Denver, CO: Prognostics and Health Management, International Conference, 2008.

(编辑: 王碧琚)