

中文引用格式:韩雁飞,吴镛正,钟伦珑,等. 基于改进 MSET 的飞机空调系统基线建模方法[J]. 中国安全科学学报,2025,35(12): 88-95.

英文引用格式:HAN Yanfei, WU Yongzheng, ZHONG Lunlong, et al. Baseline modeling method for aircraft air conditioning system based on improved MSET [J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(12):88-95.

基于改进 MSET 的飞机空调系统基线建模方法^{*}

韩雁飞^{1,2}讲师,吴镛正²,钟伦珑²教授,白子璇²,甘力中³高级工程师,
吴仁彪^{**2}教授

(1 中国民航大学 安全科学与工程学院,天津 300300; 2 中国民航大学 天津市智能信号
与图像处理重点实验室,天津 300300; 3 北京飞机维修工程有限公司 工程部,北京 100621)

中图分类号:X949

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.12.1597

基金项目:国家自然科学基金委员会-中国民用航空局民航联合研究基金资助(U2133204);中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室开放基金资助(2025ASP-TJ02)。

【摘要】 为有效监控飞机空调系统核心部件的潜在性能衰退,提出一种基于改进多元状态估计(MSET)的飞机空调系统基线建模方法。首先,选取关键部件的快速存取记录器(QAR)数据作为特征参数;其次,以健康的历史数据作为训练样本,利用密度峰聚类算法分别筛选非低温数据集和低温数据集的状态数据,并构造记忆矩阵;然后,将自适应对角加载技术应用于 MSET 过程,降低由于记忆矩阵病态引起的异常波动影响;最后,建立多特征变量与系统运行状态之间的性能基线,并利用空客 A320 机型实测飞行数据进行检测分析。结果表明:文中所提方法可同时建立初级热交换器、主级热交换器和空气循环机等多个关键部件的性能基线,能在部件失效前有效地检测出存在性能衰退的飞行循环,检测结果较为准确,能够为航空公司的基于状态的维修与健康管理工作提供参考。

【关键词】 飞机空调系统; 基线建模; 多元状态估计(MSET); 性能衰退; 快速存取记录器(QAR)

Baseline modeling method for aircraft air conditioning system based on improved MSET

HAN Yanfei^{1,2}, WU Yongzheng², ZHONG Lunlong², BAI Zixuan², GAN Lizhong³, WU Renbiao²

(1 College of Safety Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2 Tianjin Key Laboratory of Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin
300300, China; 3 Engineering Division, Aircraft Maintenance and Engineering Corporation Beijing,
Beijing 100621, China)

Abstract: In order to effectively monitor the potential performance degradation of core components in aircraft air conditioning systems, a baseline modeling method for aircraft air conditioning systems based on modified MSET was proposed in this paper. Firstly, QAR data of key components was selected as the

* 文章编号:1003-3033(2025)12-0088-08; 收稿日期:2025-06-10; 修稿日期:2025-09-28

** 通信作者:吴仁彪(1966—),男,湖北武汉人,博士,教授,主要从事民航卫星导航应用干扰影响评估与定位、卫星导航系统抗干扰、无人机安全管控、民航智能安保、航空运输大数据及人工智能等方面的研究。E-mail: rbwu@cauc.edu.cn。

feature parameter. Secondly, using healthy historical data as training sample, the density peak clustering method was used to screen state data and construct memory matrices for both non-low-temperature and low-temperature datasets. Then, the adaptive diagonal loading technique was applied to MSET process to reduce the abnormal fluctuations caused by the pathological state of the memory matrix. Finally, a performance baseline was established between the multivariate feature variables and the system operating state, and real flight data from Airbus A320 aircrafts was used to analysis. Results show that the proposed method can simultaneously establish performance baselines for multiple key components such as primary heat exchanger, main heat exchanger and air cycle machine. It can effectively detect flight cycles with performance degradation before component failure, and the detection results are relatively accurate, providing a reference standard for airlines' condition based on maintenance and health management.

Keywords: aircraft air conditioning system; baseline modeling; multivariate state estimation technology (MSET); performance degradation; quick access recorder (QAR)

0 引言

飞机空调系统是保障飞机机舱内部空气环境舒适度的重要机载系统。由于飞机空调系统的气动、机械部件较多,系统复杂度较高,加之部件工作区域环境恶劣(高温高振动区域)、工作时间长及部分航线空气质量不佳等原因,造成空调系统的故障相对频发,对航班延误或取消率产生较大影响^[1]。随着飞行时长的积累,污染物堆积加剧,会造成翅片堵塞,使得空调系统的热交换性能明显下降^[2],极易引发空调系统超温或失效等不安全事件。

飞机空调系统的基线建模方法包括基于理论模型的建模方法和基于数据驱动的建模方法。基于理论模型的方法早期主要用于飞机空调系统的设计和开发,1976 年,波音公司开发了 Easy5 软件平台用于模拟飞机环境控制系统^[3]。其后,美国湾流宇航公司、瑞典林雪平大学、空中客车公司、北京大学和英国克兰菲尔德大学等航空企业和高校等,利用 Modelica 建模语言、Matlab/Simulink 软件、Flowmaster 仿真软件等,探究了不同机型的理论基线^[4]。随着学者们对空调系统的深入研究,利用流体热力学原理建立的理论基线逐渐成为空调系统性能监测的判定标准。但是,由于其计算过程复杂,且受机型的影响较大,模型参数仅适配于单一飞机构型,不具备普适性等,难以在工程领域直接应用。

基于数据驱动的基线建模方法可以根据飞机在实际运行中采集的各种监测参数构建系统的基线模型,同一个机型下采集的系统状态数据受飞机构型的影响较小,具有较强的鲁棒性。NAJJAR 等^[5]构建了波音 737NG 机型的空调热交换器性能评估体

系,通过建立基准参数模型实现了设备状态的动态监测;SILVA 等^[6]利用小波变换方法解析热交换器的运行特征并实现该部件的性能监控;张宇轩等^[7]采用循环神经网络对波音 737NG 实测数据进行了基线建模,实现了短期状态预测;杜林颖^[8]通过虚拟仿真平台生成多维度训练数据集,并将其与反向传播神经网络算法深度融合,采用层次分析法实现了对热交换器性能的预测;孙见忠等^[9]利用多元状态估计 (Multivariate State Estimation Technique, MSET) 从多个传感器信号中计算出 1 个健康指数,实现了飞机空调系统健康状况的动态评估;陈智骅^[10]利用密度峰聚类方法 (Density Peaks Clustering, DPC) 构造记忆矩阵,实现了停场飞机空调系统的健康评估。上述研究未考虑地面低温环境与非低温环境下飞机空调系统升温与降温作用的性能差异。此外,将大量样本混合训练时,会出现聚类中心模糊,聚类边界不明显的情况,从而影响评估结果。

鉴于此,文中利用基于数据驱动的方法开展飞机空调系统性能基线建模方法研究,建立多特征变量与系统运行状态之间的性能基线,识别出飞机空调系统关键部件的性能衰退状态,以期实现全系统的性能状态监控,提前发现潜在的安全隐患,避免因系统故障引发的不安全事件。

1 飞机空调系统原理及特征参数

以空客 A320 机型的空调系统为例,其核心的增压和空调组件 (Pressurization and Air Conditioning Kit, PACK) 主要由初级热交换器、主级热交换器、空气循环机 (Air Cycle Machine, ACM) 中的压气机部分与涡轮部分,再加热器、冷凝器等部件组成。

空调组件的入口或出口等位置装有多多个传感器,传感器采集的数据即为快速存取记录器(Quick Access Recorder, QAR)^[11-12]记录的特征参数,文献^[13]依据流体热力学原理,使用预冷器出口温度,压气机出口温度,环境温度计算初级热交换器效率,表示为:

$$\eta_{PH} = \frac{\theta_T - \theta_C}{\theta_T - \theta_s} \times 100\% \quad (1)$$

式中: η_{PH} 为初级热交换器效率,%; θ_T 为预冷器出口温度,℃; θ_C 为压气机出口温度,℃; θ_s 为环境温

度,℃。同理,主级热交换器的热交换效率表示为^[14]:

$$\eta_{MH} = \frac{\theta_C - \theta_{TW}}{\theta_C - \theta_s} \times 100\% \quad (2)$$

式中: η_{MH} 为主级热交换器效率,%; θ_{TW} 为水分离器出口温度,℃。

考虑到检测的准确性与特征参数所携带的信息量,选择用二次计算参数替代原始 QAR 数据作为特征学习矩阵的学习数据源。特征参数的监控部件和物理意义见表 1。

表 1 特征参数的监控部件和物理意义

Table 1 Monitoring components and physical meanings of characteristic parameters

特征参数	变量缩写	监控部件	物理意义
压气机出口温度平均值	θ_{mC}	ACM 压气机、热交换器	表征压气机出口温度的整体水平,用于评估压气机是否达到设计工况下的预期性能
压气机出口温度标准差	θ_{sC}	ACM	表征压气机出口温度的波动情况,标准差越小,表明压气机工作状态越稳定
初级热交换器效率	η_{PH}	初级热交换器	表征初级热交换器的热传递性能
主级热交换器效率	η_{MH}	主级热交换器	表征主级热交换器的热传递性能
组件出口温度最大值	θ_{mT}	除水系统(再加热器、冷凝器、水分离器)	表征空调系统的瞬时最小降温水平,可用于指示除水系统的工作性能是否有异常偏移
组件出口温度平均值	θ_{mT}	PACK 组件	空调系统整体工作状态的综合评价指标,表征系统运行的总体效能

2 基于改进 MSET 的飞机空调系统
基线建模方法

MSET 方法是一种利用监测参数相似性关系进行状态估计的先进模式识别技术,最先被用于美国核工业领域。传统 MSET 方法包括特征参数筛选、构造记忆矩阵、计算权值向量和计算模型估计值等步骤。构造记忆矩阵不仅需要大量数据中筛选出正常工况下的运行数据,还需要尽量减少数据重复和人为因素对矩阵的影响。由于在计算权值向量时存在矩阵求逆的过程,过多的参数变量维度与相似数据的加入会增加求逆过程中矩阵的病态程度,进而造成模型估计失真或发生过拟合情况。因此,需要进一步优化 MSET 算法中构造记忆矩阵和计算权值向量等步骤,以提高算法的准确性。

考虑到特征参数的 6 维特征各自涵盖的数值范围不同,为保证记忆矩阵 D 的有效性与学习精度,需要标准化处理 6 个参数维度。经过标准化处理后的特征参数可用于构建记忆矩阵,工作状态量为 k 的记忆矩阵 D ,可以表示为:

$$D = \begin{Bmatrix} \theta_{mC1} & \theta_{mC2} & \cdots & \theta_{mCk} \\ \theta_{sC1} & \theta_{sC2} & \cdots & \theta_{sCk} \\ \eta_{PH1} & \eta_{PH2} & \cdots & \eta_{PHk} \\ \eta_{MH1} & \eta_{MH2} & \cdots & \eta_{MHk} \\ \theta_{mT1} & \theta_{mT2} & \cdots & \theta_{mTk} \\ \theta_{mT1} & \theta_{mT2} & \cdots & \theta_{mTk} \end{Bmatrix} \quad (3)$$

式中: θ_{mC1} 为第 1 个工作状态下的压气机出口温度平均值,℃; θ_{mCk} 为第 k 个工作状态下的压气机出口温度平均值,℃。同理,可以表示出其他特征参数的工作状态。

除了确定特征参数维度,还需确保记忆矩阵 D 的数据能覆盖待测系统的全部工作状态,即确定 k 的取值大小。状态数据的维度不能过多,且每 1 条数据必须能代表设备一定的运行状态,以尽量减少数据的重复和人为因素对建模结果的影响。文中利用 DPC 算法自动识别数据的簇中心,并根据簇中心的局部密度 ρ 和相对距离 δ 分类和筛选数据,旨在尽可能覆盖组件全部工作状态的情况下降低数据间的相似性。数据点的局部密度 ρ 表示在截断距离内其他数据点的数量,将数据点间所有距离按升序排

列,取前 1%分位数作为截断距离^[15]。

假设,MSET 的输入为观测向量 X_0 ,输出为模型的预测值 X_E ,对每 1 个新输入的观测向量,MSET 模型都会生成 1 个权值向量 W :

$$W = (D^T \cdot D)^{-1} \cdot (D^T \cdot X_0) \quad (4)$$

式中记忆矩阵 D 的维度为 $n \times k$, n 取值为 6。式(4)成立的必要条件是 $D^T \cdot D$ 可逆,然而在实际的系统状态监控过程中,记忆矩阵 D 的参数变量维度 n 往往会小于其工作状态数据的长度 k ,从而导致 $D^T \cdot D$ 不可逆的情况。为避免上述情况,选用高斯核函数作为非线性算子,通过计算 D^T 与 D 的高斯距离,即可得到高斯距离矩阵 M_G :

$$M_G = D^T \otimes D \quad (5)$$

当矩阵 M_G 的条件数过大,导致求逆结果不稳定时,文中利用自适应对角加载(Diagonal Loading, DL)算法改进 MSET 算法。通过动态调整对角加载系数有效改善矩阵条件数,防止因矩阵奇异或接近奇异而导致的数值不稳定问题^[16]。以高斯距离矩阵 M_G 的迹 $\text{tr}(\cdot)$ 作为对角加载量的权重系数,利用数据特征实现对角加载因子的自适应调整。改进的高斯距离矩阵 M'_G 为:

$$M'_G = M_G + \text{tr}(M_G) \times I \quad (6)$$

则,MSET 模型输出的估计向量 X_E 表示为:

$$X_E = D \cdot W' = D \cdot M_G^{-1} \cdot (D^T \otimes X_0) \quad (7)$$

式中 X_E 为学习历史状态数据后,当前系统应该呈现出的性能状态,即为基线模型的估计结果。

最后,计算实际观测值与估计值之间的偏离值,用于表征当前观测样本与历史健康样本的相似程度,偏离值 ε 表示为:

$$\varepsilon = X_0 - X_E \quad (8)$$

3 基线建模方法实现流程和步骤

原始 QAR 数据在使用前需要经过预处理,包括数值化、标准化、划分飞行阶段和提取稳态数据等步骤。选择飞机在地面的滑出阶段为待测工况,剔除滑出阶段前 2 min 的不稳定状态数据,计算剩余观测数据的标准差 σ 和众数,构建众数值 $\pm 3\sigma$ 的稳态判定区间,最终提取符合该区间约束条件的数据构成稳态数据。考虑地面低温环境与非低温环境下飞机空调系统升温与降温作用的性能差异,依据工程经验以预冷器出口温度 $\theta_T \leq 150^\circ\text{C}$,环境温度 $\theta_s \leq 15^\circ\text{C}$ 作为地面低温环境的判别条件,将待测的 QAR 特征参数划分至低温数据集和非低温数据集。基于改进 MSET 的飞机空调系统基线建模方法的实

现流程如图 1 所示。

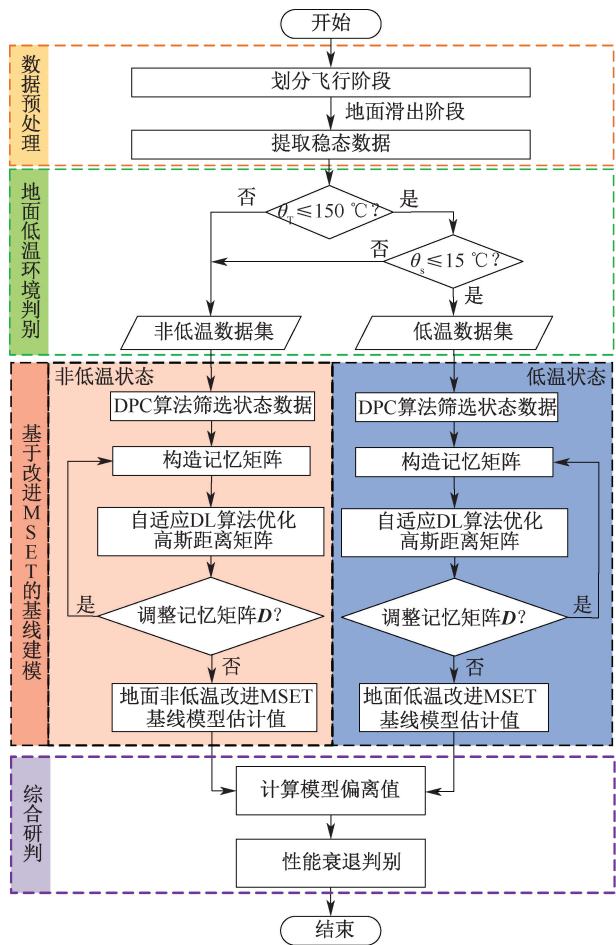


图 1 所提方法的整体流程

Fig. 1 Overall flowchart of the proposed method

步骤 1:从设备的历史运行数据中挑选健康数据作为训练样本,完成 QAR 数据预处理。

步骤 2:依据地面低温环境判别条件,将历史健康数据样本划分至非低温数据集和低温数据集。

步骤 3:在非低温数据集和低温数据集中分别使用 DPC 算法进行数据筛选。

步骤 4:构造记忆矩阵 D 。

步骤 5:使用自适应 DL 算法计算得到改进的高斯距离矩阵 M'_G 。

步骤 6:计算测试样本的基线模型估计值 X_E 。

步骤 7:计算实际观测值 X_0 与模型估计值 X_E 的拟合偏离值。

4 基于改进 MSET 的基线建模结果与分析

以某航空公司提供的实测 QAR 飞行数据作为试验数据集,见表 2。待测飞机包括 3 架空客 A320 飞机。以 A320 机型的飞机 A 作为研究对象,在

2021 年 1 月 1 日—2021 年 12 月 31 日观测周期内,共采集 910 次有效飞行循环的 QAR 数据。将更换热交换器后的飞行循环看作健康的飞行循环,从中随机抽取 294 次飞行循环作为模型验证数据,从验证数据中随机抽取 50 次健康的飞行循环用于生成动态 3-sigma 门限。以非低温数据集为例,利用 DPC 算法筛选历史健康数据样本库的样本数据(共计 2 117 次飞行循环)的状态数据,得到的聚类结果如图 2 所示。

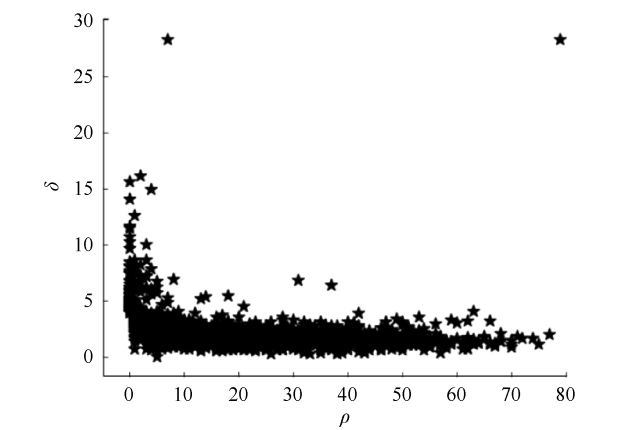


图 2 基于 DPC 算法的特征参数筛选结果

Fig.2 Feature parameter screening results of DPC method

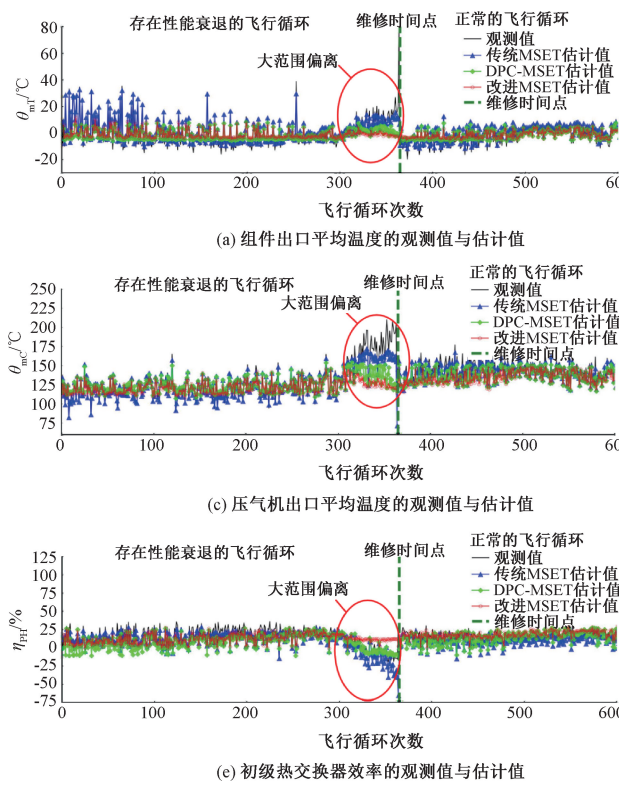


图 3 存在初级热交换器性能衰退时的检测结果

Fig.3 Detection results of performance degradation of primary heat exchanger

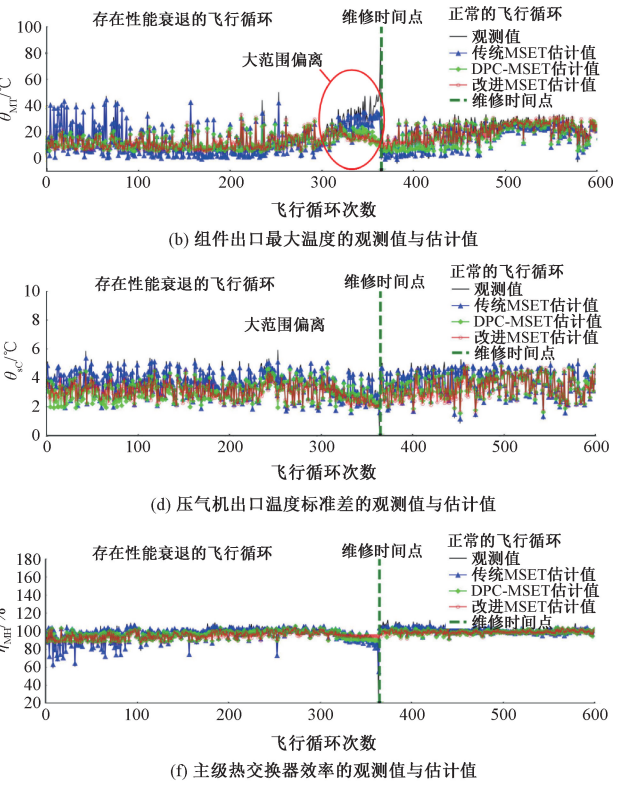
由图 2 可知:利用 DPC 算法可将待测数据分成 81 个簇中心(局部密度为 0~80),即 81 个工作状态。局部密度越大表示该点周围的数据分布越密集,局部密度最大的簇中心即为整个待测数据的中心点。挑选第 22 簇后的数据簇中心作为建模数据,用于构建记忆矩阵。以存在初级热交换器性能衰退的情况为例,不同方法的基线建模结果如图 3 所示。

表 2 试验数据集

Table 2 Experimental dataset

机型	飞机编号	记录时间范围	有效飞行循环	维修时间	维修对应的飞行循环
空客 A320	飞机 A	2021/1/1—2021/12/31	910	2021/5/22	365
	飞机 B	2023/1/1—2023/12/31	1 154	2023/7/05	711
	飞机 C	2023/1/1—2023/12/31	1 222	2023/5/13	374

由图 3 可知:横轴表示飞行循环数,纵轴表示模型监测的 6 维特征参数。对比不同方法的性能基线可知:当输入的观测值存在异常状态时,传统 MSET 方法和 DPC-MSET 方法均会随着异常数据一起偏移,产生不同程度的失真,而文中所提改进方法的性能



基线基本保持稳定,具有较强的稳健性。进一步计算观测值与估计值之间的偏离程度,并利用 3-sigma 门限进行性能衰退评估,检测结果如图 4 所示。

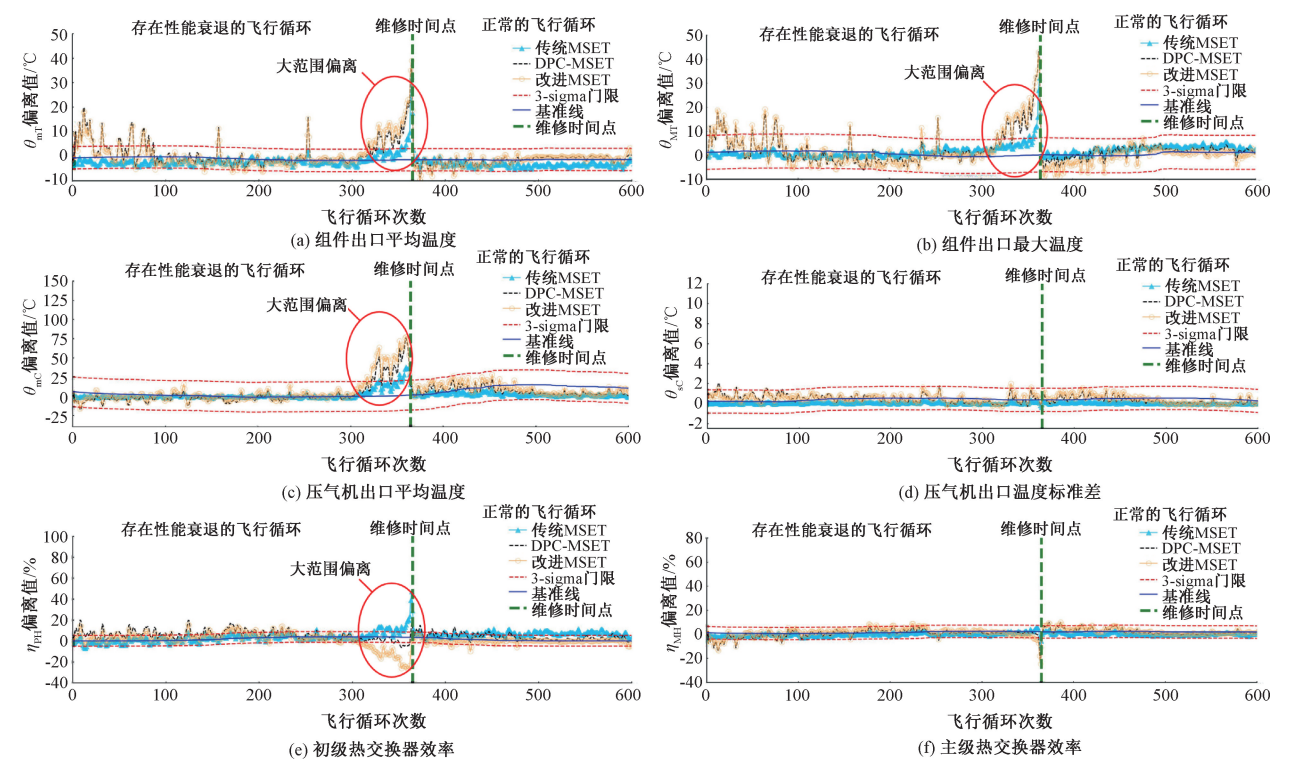


图 4 拟合偏离值分布结果

Fig.4 Results of fitting deviation value

对比图 4a 和图 4b 可以看出,约从第 300 次飞行循环开始组件出口温度出现较大偏离。由图 4c 与图 4d 可以看出,ACM 压气机出口温度标准差的结果相对正常,说明 ACM 压气机的工作状态是稳定的,但 ACM 压气机出口温度平均值出现了较大偏离,由此判断为压气机前后的组件存在性能衰退,即初级热交换器或主级热交换器。由图 4e 与图 4f 可看出,主级热交换效率相对稳定且无明显变化趋势。初级热交换效率存在运行性能逐渐偏离模型基线的趋势。其中,传统 MSET 方法的拟合偏离值出现热交换效率异常增高的错误估计;DPC-MSET 方法的拟合偏离值因未超出门限导致漏检;文中所提方法计算得到的拟合偏离值持续超过 3-sigma 门限,能够有效表征出初级热交换器的性能衰退状态。

利用空调系统性能监控逻辑可以判断出初级热交换器是引发系统性能衰退的待更换部件。对比航空维修企业的维修记录(因部件故障失效而进行拆换),所测结果约提前 65 次飞行循环检测到热交换器的性能衰退状态,即实现了空调系统潜在性能衰退的早期预警。

为进一步研究基于改进 MSET 的飞机空调系统

基线建模方法的算法性能,以飞机 B 和飞机 C 作为测试对象,建立 1 个包含 600 次飞行循环的测试样本库。其中,性能健康的飞行循环为 400 次,约占总数的 2/3;存在初级热交换器性能衰退的飞行循环为 200 次,约占总数的 1/3。测试得到的混淆矩阵如图 5 所示。进一步对比上述方法的准确率、精确率、召回率、 F_1 分数等性能参数,结果见表 3。

表 3 不同方法的性能参数对比

Table 3 Comparison of performance parameters of different methods			
评价指标	传统 MSET	DPC-MSET	改进 MSET
准确率/%	90.5	92.6	94.7
精确率/%	91.3	87.1	89.3
召回率/%	79	91.5	95.5
F_1 分数	0.85	0.89	0.92

由表 3 可知:传统的 MSET 方法缺少工作状态数据筛选的步骤,其建模学习的健康数据样本相对较多。在测试验证时,传统的 MSET 方法对于健康数据研判的精确率较高,但是受数据状态冗余的影响出现过拟合,存在大量将性能衰退数据误判为健康数据的情况,召回率较低。由于利用 DPC 方法进

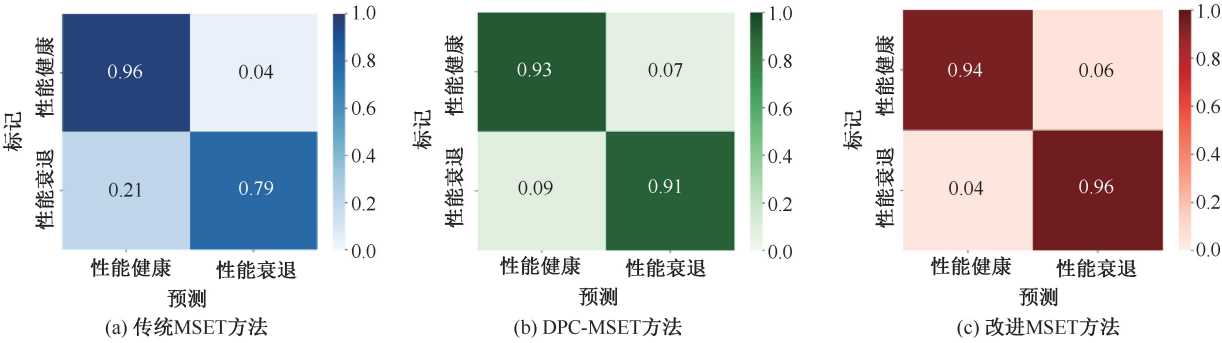


图5 不同方法的归一化混淆矩阵

Fig. 5 Normalized confusion matrix of different methods

行数据筛选会减少健康数据的样本信息量,使得DPC-MSET方法和改进MSET方法对健康数据研判的精确率略有下降,但改进MSET方法的精确率仍是优于DPC-MSET方法。综合评判,改进MSET方法对于健康与性能衰退样本的区分度较高,对于性能衰退数据的研判较为准确,在准确率、召回率和 F_1 分数等指标参数相较于其他2种方法都有明显的改善。

目前,所提方法建立的飞机空调系统性能基线,已在某航空公司的飞机维修管理平台中成功部署。将固定间隔的维修执行方式转变为基于性能监控的预测性维修,在进一步保障航空运行安全的基础上同比减少80%以上空调热交换器的拆换清洗工作,节省了大量拆换工时和修理、翻修成本,取得了显著成效。

5 结 论

- 1) 在性能基线建模时,需要充分考虑地面低温条件与非低温条件对组件运行的影响,尤其是在地面低温环境中初级热交换器的升温特性。
- 2) 基于改进MSET的飞机空调系统基线建模方法能够适用于更广泛的应用场景,相较于传统MSET方法与DPC-MSET方法,文中所提方法能在部件失效前有效的检测出存在性能衰退的飞行循环,具有较好的鲁棒性和可靠性。
- 3) 后续研究将结合改进的MSET算法与寿命预测等方法,以提升系统性能的预测能力,通过监控飞机关键系统的运行状况,在提高系统可用性的同时,提升飞机整体运行安全水平,为航空公司基于状态的维修与健康管理提供有力支撑。

参 考 文 献

[1] 孙见忠,解志峰,闫洪胜,等. 民机PHM预测维修模式在空调系统的应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 952-964.
SUN Jianzhong, XIE Zhifeng, YAN Hongsheng, et al. Application of PHM predictive maintenance on aircraft air conditioning system[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 952-964.

[2] FELLAGUE K, NWADIOGBU E, MENON S, et al. Heat exchanger fouling detection in aircraft environmental control systems[C]. SAE Aerospace Electronics and Avionics Systems Conference, 2012: 1-6.

[3] BURROUGHS J D, HAMMOND R A. Control analysis and design features of EASY5[C]. American Control Conference, 1983: 58-63.

[4] SHAFAYAT H C, FAKHRE A, IAN K J. A review of aircraft environmental control system simulation and diagnostics[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2023, 237(11): 2 453-2 467.

[5] NAJJAR N, HARE J, D'ORLANDO P, et al. Heat exchanger fouling diagnosis for an aircraft air conditioning system[R]. SAE Technical Paper, 2013.

[6] SILVA A, NAJJAR N, GUPTA S, et al. Wavelet-based fouling diagnosis of the heat exchanger in the aircraft environmental control system[R]. SAE Technical Paper, 2015.

[7] ZHANG Yuxuan, LI Yuanxiang, WEI Xian, et al. A recurrent neural network based method for predicting the state of aircraft air conditioning system[C]. 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 2017: 1-7.

[8] 杜林颖. 飞机热交换器性能监测与分析方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2019.
DU Linying. Research on performance monitoring and analysis methods of aircraft heat exchangers[D]. Tianjin: Tiangong University, 2019.

[9] SUN Jianzhong, WANG Fangyuan, NING Shungang. Aircraft air conditioning system health state estimation and prediction for predictive maintenance[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(3): 947-955.

[10] 陈智骅. 离场飞机空调系统健康评估方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2021.
CHEN Zhihua. Study of the air conditioning health evaluation method for sealed aircrafts[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2021.

[11] 王岩韬, 高艺, 时统宇. 基于 QAR 数据的飞行控制系统故障研究综述[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 1-9.
WANG Yantao, GAO Yi, SHI Tongyu. A review of flight control system fault research based on QAR data[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 1-9.

[12] 王文超, 何健, 宋佰胜, 等. 基于 LSTM 的航线飞行员操纵平稳性预测模型[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(12): 48-55.
WANG Wenchao, HE Jian, SONG Baisheng, et al. Prediction model of pilot maneuver stability based on LSTM[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(12): 48-55.

[13] BI Wenjing, GAN Lizhong, MU Tong, et al. An innovation of creating condition based work items in continuous airworthiness maintenance program [C]. 2023 IEEE Global Reliability and Prognostics and Health Management Conference (PHM-Hangzhou), 2023: 1-6.

[14] HAN Yanfei, DOU Yuhang, ZHAO Fang, et. al. Fault detection method for aircraft air conditioning heat exchanger based on SDAE-SMC[C]. 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT 2024), 2024: 564-570.

[15] ZHANG Chunhao, XIE Bin, ZHANG Yiran. Reverse-nearest-neighbor-based clustering by fast search and find of density peaks[J]. Chinese Journal of Electronics, 2023, 32(6): 1 341-1 354.

[16] 姜雪瑶, 卢丹, 胡铁乔, 等. 具有 AGC 电路的 GPS 抗干扰系统中对角加载算法分析与对策[C]. 第五届中国卫星导航学术年会论文集-S7 北斗/GNSS 用户终端技术, 2014: 1-5.
JIANG Xueyao, HU Tieqiao, LU Dan, et al. Analysis and improvement of diagonal loading algorithm for GPS interference mitigation system with AGC circuit[C]. The 5th China Satellite Navigation Conference-S7 Beidou/GNSS User Terminal Technology, 2014: 1-5.



作者简介： 韩雁飞 （1987—）,女,新疆乌鲁木齐人,博士研究生,讲师,主要从事航空运输大数据与人工智能、雷达信号处理等方面的研究。E-mail: yfhan@cauc.edu.cn。