

基于原子搜索 Kriging 模型方法的民用飞机 液压系统温度监测

冯蕴雯, 腾达, 陈俊宇, 路成
(西北工业大学 航空学院, 西安 710072)

摘要: 温度是民用飞机液压系统性能的重要表征参数之一, 为有效实现液压系统温度监测, 基于 Kriging 模型和原子搜索优化算法(ASO), 提出一种基于原子搜索优化 Kriging 模型(ASOKM)方法。首先, 针对液压系统温度故障发生原因进行分析, 建立其故障逻辑图, 明确影响液压系统温度的特征参数; 然后, 结合快速存取记录器(QAR)数据, 介绍 ASOKM 方法建模原理; 最后, 通过某型国产民用飞机液压系统温度监测分析, 对所提出的 ASOKM 方法进行有效性验证。结果表明: 相比响应面法(RSM)、Kriging、BP 神经网络(BP-ANN)模型, ASOKM 方法的训练平均绝对误差、监测平均绝对误差较低, 具有较高的精度、效率和鲁棒性, 能够为液压系统可靠性分析、故障诊断、预测维修提供借鉴。

关键词: 液压系统; 液压温度; QAR 数据; Kriging; 原子搜索优化

中图分类号: V267

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.02.07

Civil aircraft hydraulic system temperature monitoring based on atom search Kriging model method

FENG Yunwen, TENG Da, CHEN Junyu, LU Cheng

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Temperature is one of the important characteristic parameters of civil aircraft hydraulic system performance. To effectively realize the temperature monitoring of hydraulic system, the method of Kriging model based on atomic search (ASOKM) is proposed based on Kriging model and atomic search optimization (ASO) algorithm. Firstly, the temperature fault causes of hydraulic system are analyzed, and the fault logic diagram is established to clarify the characteristic parameters affecting the hydraulic system temperature. Then, combined with the quick access recorder (QAR) data, the modeling principle of ASOKM method is introduced. Finally, the effectiveness of the proposed ASOKM method is verified by the temperature monitoring analysis of domestic civil aircraft hydraulic systems. The results show that, in comparison with response surface method (RSM), Kriging, and back-propagation-artificial neural network (BP-ANN) models, the training and monitoring average absolute errors of the ASOKM method are lower, which is of higher accuracy, efficiency and robustness. The proposed ASOKM method can provide a reference for reliability analysis, fault diagnosis, and predictive maintenance of the hydraulic system.

Key words: hydraulic system; hydraulic temperature; QAR data; Kriging; atomic search optimization

收稿日期: 2022-05-25; **修回日期:** 2022-07-02

基金项目: 国家自然科学基金(51875465); 工信部民机专项科研项目(MJ-2020-Y-14); 上海民用飞机健康监控工程技术研究中心基金资助

通信作者: 冯蕴雯, fengyunwen@nwpu.edu.cn

引用格式: 冯蕴雯, 腾达, 陈俊宇, 等. 基于原子搜索 Kriging 模型方法的民用飞机液压系统温度监测[J]. 航空工程进展, 2023, 14(2): 65-72.

FENG Yunwen, TENG Da, CHEN Junyu, et al. Civil aircraft hydraulic system temperature monitoring based on atom search Kriging model method[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(2): 65-72. (in Chinese)

0 引言

民用飞机液压系统作为重要系统之一,为起落架、升降舵、副翼、扰流板等提供动力,其健康状况对于保障民用飞机安全运行具有重要意义。液压系统温度过高会导致液压油液黏性改变,无法有效提供动力,甚至造成灾难性事故^[1-2]。为了保障液压系统安全和民用飞机可靠运行,有必要对液压系统温度进行监测分析。

近年来,针对民用飞机液压系统温度监测问题研究较少,熊斌华等^[3]基于快速存取记录器(Quick Access Recorder,简称 QAR)数据,采用统计分析的方法对 A320 液压温度进行了监测。但针对民用飞机系统监测问题,国内外研究者开展了许多研究。张春宜等^[4]基于响应面法(Response Surface Method,简称 RSM)对民用飞机发动机叶盘状态进行了监测;高翔等^[5]采用 RSM 开展了混合排气涡扇发动机喷管特性研究;贾宝惠等^[6]提出了改进的 RSM,实现对起落架安全性能监测。上述研究为民用飞机系统监测提供了思路,但 RSM 对高非线性问题拟合效果较差,不能满足民用飞机系统监测工程需求。李耀华等^[7]提出人工蜂群优化 BP 神经网络方法,实现了液压系统压力监测;张鹏等^[8]提出改进神经网络方法,结合 QAR 数据,对飞行控制系统进行了研究;崔建国等^[9]基于试验数据建立神经网络模型,实现了液压系统的状态监测;王奕惟等^[10]结合 QAR 数据,采用神经网络模型对航空发动机状态进行了监测分析;Zhou D 等^[11]提出了改进的神经网络,结合 QAR 数据对民用飞机辅助动力装置(APU)进行了状态预测;Zhao Z Q 等^[12]基于改进的神经网络对发动机寿命状态进行了研究。上述神经网络方法虽然在一定程度上提高了民用飞机系统监测的精度,但建模过程中所需试验样本量较大。Kriging 模型对高非线性问题具有良好近似能力,且所需试验样本量较小,受到许多研究者的关注^[13-14]。Shi Y 等^[15]结合 Kriging 模型进行了复杂结构力学性能监测;Teng D 等^[16]和 Lu C 等^[17]基于 Kriging 模型对涡轮发动机运行状态进行了监测。然而,上述方法在构建 Kriging 模型过程中,采用基于梯度下降方法进行超参数寻优,可能会陷入局部最优,导致

建模精度不高。而原子搜索优化(ASO)算法的提出,可以实现参数的全局寻优^[18],为解决基于梯度下降的 Kriging 模型超参数求解易陷入局部最优的弊端提供了解决思路。

由于液压系统温度及特征参数具有高非线性、局部突变的特点,本文基于 QAR 数据,结合 Kriging 模型及 ASO 算法,提出一种基于原子搜索优化 Kriging 模型(Kriging model-based ASO,简称 ASOKM)方法,分析液压系统温度故障原因建立故障逻辑图,获取影响液压系统温度的特征参数;结合采集的 QAR 数据,采用 Kriging 建立液压系统温度与特征参数关系,通过 ASO 算法替代梯度下降方法进行 Kriging 模型超参数求解;以某型国产民用飞机液压系统为案例验证所提方法的有效性。

1 液压系统温度故障机理分析

1.1 液压系统温度故障原因

液压系统温度故障是指液压油温度超过 100 °C 而引发的故障,此故障的发生会导致油液黏度下降,加剧液压部件的漏油及密封装置的老化,影响民用飞机飞行安全^[3]。依据机组操作手册与故障隔离手册^[19-20]分析液压系统温度故障发生的原因:

- (1) 液压系统线路问题;
- (2) 控制逻辑故障,主要由数据集中器与液压控制逻辑盒故障所导致;
- (3) 液压系统低压故障,主要由液压系统泄漏、油位不足、液压泵故障所导致;
- (4) 液压系统油量异常,主要由液压系统泄压阀故障所导致。

1.2 建立液压系统温度故障逻辑图

依据液压系统温度故障原因分析结果,建立液压系统温度故障逻辑图,确定故障传递顺序及逻辑交联关系。飞行阶段划分及液压系统温度故障抑制阶段标注,如图 1 所示,参考机组操作手册,将飞行阶段划分为阶段 1~10,其中液压系统温度故障抑制阶段为阶段 3~5、阶段 7~8,其中 1 kn=

1.852 km/h。

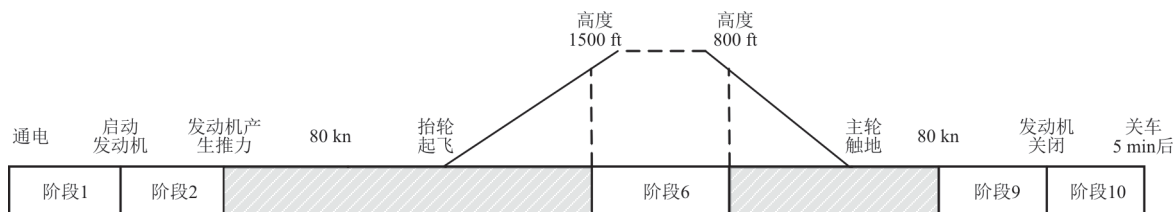


图1 飞行阶段划分及液压系统温度故障抑制阶段

Fig. 1 Flight phase division and hydraulic system temperature fault suppression phase

建立的液压系统温度故障逻辑如图2所示。

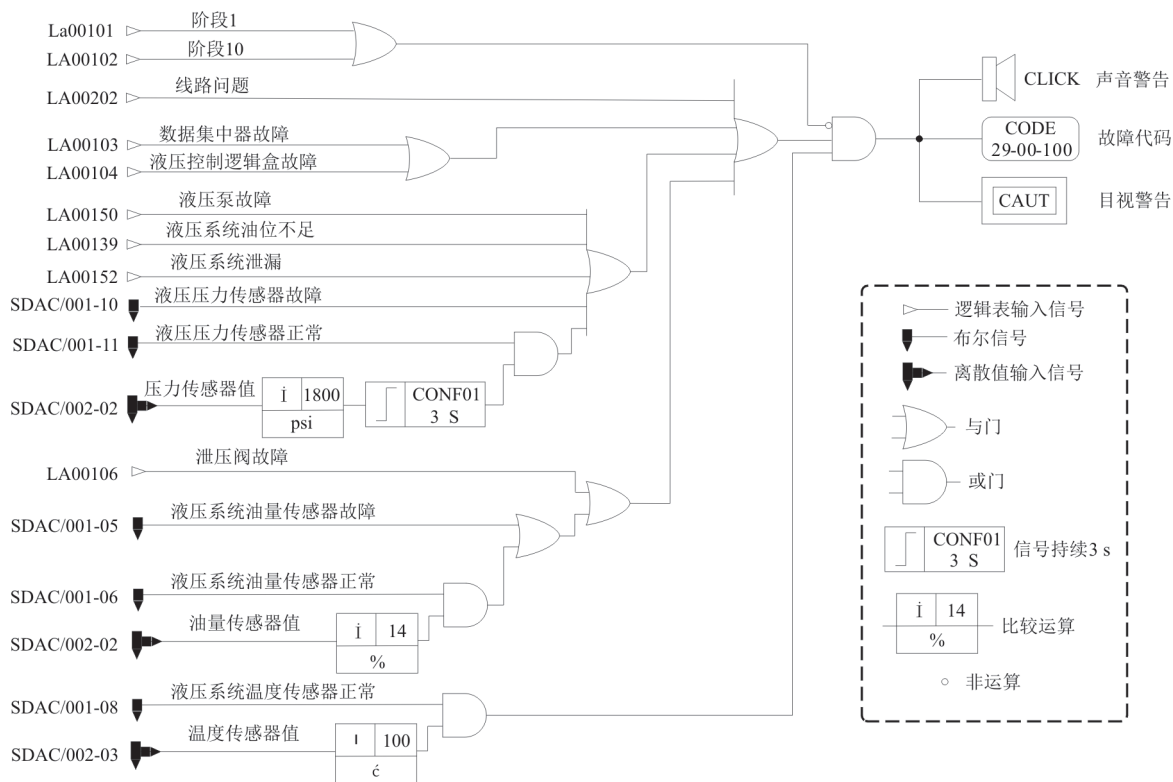


图2 液压系统温度故障逻辑图

Fig. 2 Hydraulic system temperature fault logic diagram

从图1~图2可以看出:在飞行阶段2、6和9,下列情况之一将会导致液压系统温度故障,在发动机指示和机组告警系统面板显示故障代码,并伴有音响告警(单声谐音)和目视告警(主警戒按钮灯),其告警等级为“警戒”。

- (1) 液压系统线路问题;
- (2) 数据集中器故障;
- (3) 液压控制逻辑盒故障;
- (4) 液压泵故障;
- (5) 液压系统油位不足;
- (6) 液压系统泄漏;

(7) 液压压力传感器故障;

(8) 液压压力传感器正常情况下,压力传感器值小于1800 psi(1 psi=6894.757 Pa),并持续3 s;

(9) 泄压阀故障;

(10) 液压油量传感器故障;

(11) 液压油量传感器正常情况下,油量传感器值小于总油量14%。

1.3 液压系统温度影响特征参数提取

根据所建立的液压系统温度故障逻辑图可

知,当液压系统线路异常、数据集中器及控制逻辑盒正常、液压泵正常、油位充足、液压系统未发生泄漏、泄压阀正常、压力传感器正常、油量传感器正常、温度传感器正常的情况下,液压系统温度变化可以通过液压压力与液压流量参数进行表征,其 QAR 记录格式如表 1 所示,其中 1 psi=6 894.757 Pa,1 gal=0.004 546 1 m³。

表 1 液压系统温度及影响特征参数
Table 1 Hydraulic system temperature and influencing characteristic parameters

特征参数	记录格式
液压系统压力 p	psi
液压系统流量 f	gal
液压系统温度 T	℃

2 ASOKM 方法

2.1 ASOKM 方法分析流程

为实现液压系统温度的监测,将 Kriging 模型与 ASO 算法相结合,提出 ASOKM 方法,运用 Kriging 模型描述液压系统温度与特征参数之间的关系,通过 ASO 算法进行 Kriging 模型超参数求解,进而实现液压系统温度的监测。基于 ASOKM 方法液压系统温度监测流程如图 3 所示。

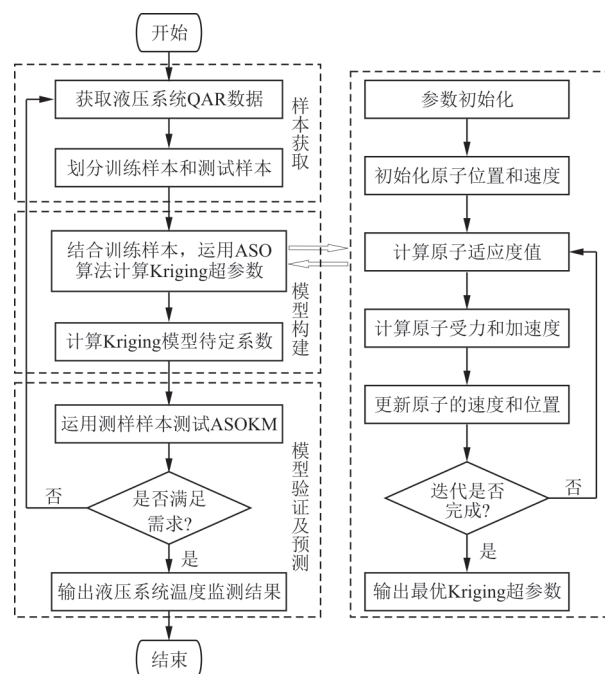


图 3 ASOKM 方法分析流程

Fig. 3 Process of ASOKM method analysis

基于 ASOKM 方法的液压系统温度监测分析流程主要包括样本获取、模型构建、模型验证及预测 3 个部分,具体实现步骤如下:

(1) 通过 QAR 数据采集,获取液压系统初始 QAR 数据,划分为训练样本和测试样本;

(2) 基于训练样本,运用 ASO 算法计算 Kriging 超参数,ASO 算法求解超参数步骤为:参数初始化,初始化原子位置和速度,计算原子适应度值,计算原子受力和加速度,更新原子的速度和位置,完成迭代后获取最优 Kriging 超参数,进而代入 Kriging 模型求得待定系数;

(3) 运用测试样本验证所提出 ASOKM 方法是否满足精度要求,若不满足,则增加初始 QAR 数据,直到满足精度要求为止,最后输出液压系统温度监测结果。

2.2 ASOKM 方法数学建模

ASOKM 方法输出响应近似值 $\hat{y}(x)$ 与输入变量 x 之间的关系可以描述为

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^k f_i(x) \beta_i + Z(x) \quad (1)$$

式中: $f_i(x)$ 为基函数; β_i 为基函数对应的回归系数; $Z(x)$ 为高斯随机过程,其均值为 0,标准差 σ^2 。

$Z(x)$ 间的协方差为

$$\text{Cov}[Z(x_u), Z(x_v)] = \delta^2 R(\theta, x_u, x_v) \quad (2)$$

式中: $R(\cdot)$ 为输入变量 x_u 与 x_v ($u, v=1, 2, \dots, m$) 的相关系数, m 为 QAR 数据训练样本数量; θ 为 Kriging 模型超参数。

在 Kriging 模型中,核函数采用高斯函数,相关系数表示为

$$R(\theta, x_u, x_v) = \exp\left(-\sum_{j=1}^n \theta^j (x_u^j - x_v^j)^2\right) \quad (3)$$

式中: x_u^j 为第 u 个输入变量样本的第 j 个分量; x_v^j 为第 v 个输入变量样本的第 j 个分量; θ^j 为 Kriging 模型超参数第 j 个分量。

为获取超参数 θ ,需要对极大似然函数 $L(\theta)$ 进行求解,即:

$$\max L(\theta) = -[m \ln(\bar{\delta}^2) + \ln|R|] \quad (4)$$

式中: $\bar{\delta}^2$ 为监测方差。

$$\bar{\delta}^2 = \frac{1}{m} (y - F\beta)^T R^{-1} (y - F\beta) \quad (5)$$

式中: F 为基函数矩阵, $F = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$;

y 为输出响应; β 为基函数系数。

$$\beta = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} y \quad (6)$$

通常采用梯度下降方法求解极大似然函数 $L(\theta)$,然而,对于高非线性问题,会导致寻优效率下降,甚至无法得到全局最优解。ASO算法能够有效避免参数寻优过程陷入局部最优的弊端,在工程领域有较多的应用。本文将ASO算法用于极大似然函数 $L(\theta)$ 的求解,将其转化为最小化问题,即适应度函数为

$$g(\theta) = m \ln(\bar{\delta}^2) + \ln|R| \quad (7)$$

ASO算法中原子的速度和位置更新如式(8)所示。

$$\begin{aligned} v_i^d(t+1) &= \text{rand}_i^d v_i^d(t) + a_i^d(t) \\ x_i^d(t+1) &= x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: d 为原子搜索空间维度; t 为迭代次数; $v_i^d(t)$ 为第*i*个原子在第*t*次迭代时的速度; $v_i^d(t+1)$ 为第*i*个原子在第*t*+1次迭代时的速度; rand_i^d 为 $[0,1]$ 之间的随机数,用来模拟原子位置更新过程的步长演变因子; $a_i^d(t)$ 为第*i*个原子在第*t*次迭代的加速度; $x_i^d(t)$ 为第*i*个原子在第*t*次迭代时的位置; $x_i^d(t+1)$ 为第*i*个原子在第*t*+1次迭代时的位置。

通过上述分析,在ASOKM方法中,通过ASO算法获取Kriging模型最优超参数,进而结合最小二乘法计算出模型待定系数。

3 案例分析

3.1 基于ASOKM方法的液压系统温度监测模型构建

以某型国产民用飞机液压系统为研究对象,通过数据采集获取QAR数据样本500组,部分原始数据如表2所示,其中300组作为训练样本、200组作为测试样本。

表2 部分原始数据
Table 2 Part of the original data

序号	液压系统压力/psi	液压系统油量/gal	液压系统温度/℃
1	3 005	31.8	52.5
2	3 008	61.7	53.3
3	3 026	63.4	55.5
...	...	...	...
500	3 011	63.9	60.3

基于300组训练样本,将液压系统温度作为输出响应,液压系统压力、液压系统油量特征参数作为输入变量,建立基于ASOKM的液压系统温度监测模型。

$$\begin{cases} y_{\text{ASOKM}} = -0.4167 - 0.1704p + 1.0994f - \\ \quad 0.0148p^2 - 0.0794pf + 0.4218f^2 + Z(x) \\ Z(x) = (0.0203 \ 0.1214 \ 0.2626 \ \cdots \ 0.0478)_{1 \times 300} \\ \theta = (19.8175 \ 19.8123) \end{cases} \quad (7)$$

3.2 ASOKM方法验证

为进一步验证ASOKM方法对液压系统温度监测的有效性,结合RSM、Kriging、BP神经网络(Back-propagation-artificial Neural Network,简称BP-ANN)模型进行监测精度分析。采用的评价准则主要包括误差 E_e 、相对误差 E_{re} 、平均绝对误差 E_{ar} ,其计算原理如下:

$$\begin{cases} E_{e,h} = y_{T,h} - y_h \\ E_{re,h} = \frac{|y_{T,h} - y_h|}{y_h} \\ E_{ar} = \frac{1}{m'} \sum_{h=1}^{m'} |y_{T,h} - y_h| \end{cases} \quad (8)$$

式中: $y_{T,h}$ 为ASOKM方法液压系统温度监测模型第*h*($h=1,2,\dots,m'$)个监测值; y_h 为第*h*个液压系统温度真实值; $E_{e,h}$ 为第*h*个监测值与真实值的误差; $E_{re,h}$ 为第*h*个监测值与真实值的相对误差; E_{ar} 为*m'*个监测值与真实值的平均绝对误差。

采用300组训练样本,ASOKM、RSM、Kriging、BP-ANN模型训练误差分别如图4~图5、表3~表4所示。

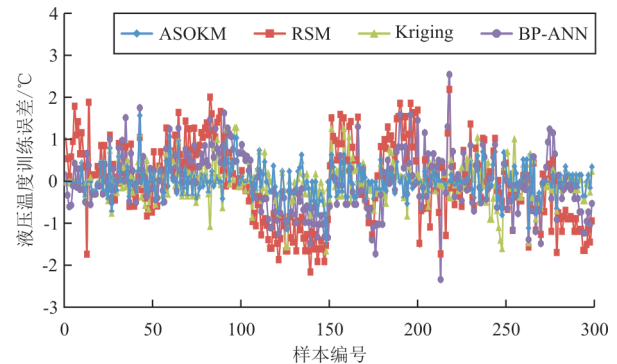


图4 液压系统训练误差结果
Fig. 4 Analysis of hydraulic system training error results

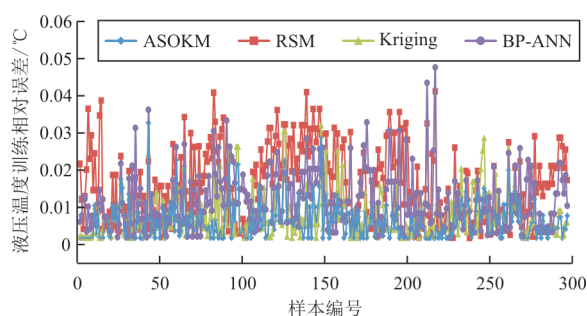


图5 液压系统训练相对误差结果

Fig. 5 Analysis of hydraulic system training relative error results

表3 训练平均绝对误差分析

Table 3 Analysis of training mean absolute error

方法	$E_{at}/^{\circ}\text{C}$	提高训练精度/%
ASOKM	0.251	—
RSM	0.793	68.35
Kriging	0.334	24.85
BP-ANN	0.542	53.62

表4 建模效率分析

Table 4 Modeling efficiency analysis

方法	建模时间/s	提高效率/%
ASOKM	1.15	—
RSM	1.40	17.86
Kriging	1.55	25.81
BP-ANN	1.68	31.55

从图4~图5可以看出:基于300组训练样本,ASOKM方法的训练误差及训练相对误差波动较小,且更接近坐标轴。从表3可以看出:ASOKM方法的训练平均绝对误差(0.251°C)低于RSM(0.793°C)、Kriging(0.334°C)和BP-ANN(0.542°C),与RSM、Kriging和BP-ANN相比,训练精度分别提高68.35%、24.85%、53.62%。从表4可以看出:ASOKM模型的建模效率(1.15 s)低于RSM(1.40 s)、Kriging(1.55 s)和BP-ANN(1.68 s),与RSM、Kriging和BP-ANN相比,建模效率分别提高17.86%、25.81%、31.55%。因此,提出的ASOKM方法具有更好的训练精度及效率。

采用200组测试样本,ASOKM、RSM、Kriging、BP-ANN模型监测精度分别如图6~图7、表5~表6所示。

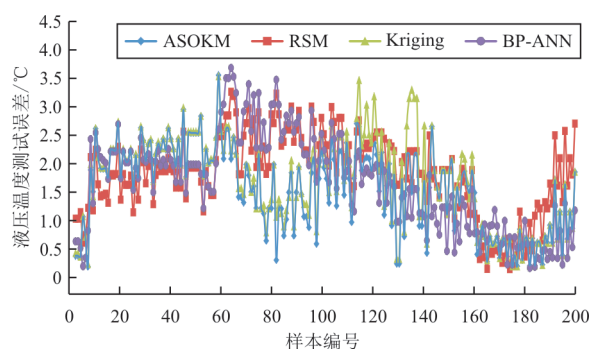


图6 液压系统监测误差结果

Fig. 6 Analysis of hydraulic system monitoring error results

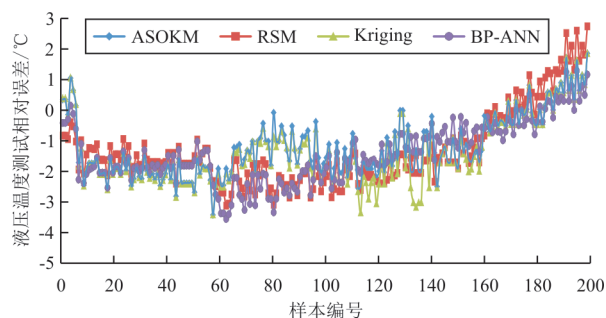


图7 液压系统监测相对误差结果

Fig. 7 Analysis of hydraulic system testing relative error results

表5 监测平均绝对误差分析

Table 5 Analysis of monitoring mean absolute error

方法	$E_{at}/^{\circ}\text{C}$	提高精度/%
ASOKM	1.484	—
RSM	1.748	15.10
Kriging	1.618	8.28
BP-ANN	1.599	7.19

表6 监测均值及方差分析

Table 6 Monitoring mean and variance analysis

方法	均值/ $^{\circ}\text{C}$	方差/ $^{\circ}\text{C}$
真实值	54.403	2.414
ASOKM	53.079	2.014
RSM	52.971	1.893
Kriging	52.947	1.942
BP-ANN	52.881	1.856

从图6~图7可以看出:基于200组测试样本,ASOKM方法的监测误差及监测相对误差波动较小。从表5可以看出:ASOKM方法的监测平均绝对误差(1.484°C)低于RSM(1.748°C)、Kriging(1.618°C)和BP-ANN(1.599°C),与RSM、Krig-

ing和BP-ANN相比,监测精度分别提高15.10%、8.28%、7.19%。从表6可以看出:与RSM、Kriging和BP-ANN相比,ASOKM方法的均值(53.079)与方差(2.414)更接近真实值的均值(54.403)与方差(2.414)。因此,所提出的ASOKM方法具有更好的鲁棒性和监测精度。

4 结 论

(1) 本文分析了液压系统温度故障原因,构建了国产民用飞机液压系统温度故障逻辑图,将故障文字描述转化为更易于理解的数字模型,进而提取出影响液压系统温度的特征参数。

(2) 提出的ASOKM方法避免了超参数求解陷入局部最优的缺陷,从而保证液压系统温度监测精度。

(3) 基于国产民用飞机QAR数据,结合提取的影响特征参数,建立了基于ASOKM方法的液压系统温度模型,实现其温度监测,并与RSM、Kriging、BP-ANN模型进行对比,从训练精度、建模效率、监测精度3个方面验证了ASOKM方法的有效性,为国产民用飞机液压系统故障诊断、故障预测等健康管理提供参考。

参 考 文 献

- [1] 吴思,韩定邦,常海,等. 典型工况下飞机液压系统温度特性仿真分析[J]. 液压与气动, 2020(4): 170-176.
WU Si, HAN Dingbang, CHANG Hai, et al. Temperature characteristic simulation and analysis of aircraft hydraulic system under typical working conditions[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2020(4): 170-176. (in Chinese)
- [2] 阎耀保,徐娇珑,胡兴华,等. 飞机液压系统油液温度分析[J]. 液压与气动, 2010(9): 55-58.
YIN Yaobao, XU Jiaolong, HU Xinghua, et al. Analysis of oil temperature of hydraulic systems of commercial aircraft[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2010(9): 55-58. (in Chinese)
- [3] 熊斌华,赵红华,程伟. 大数据分析在A320液压系统预测性维修中的研究与应用[J]. 航空维修与工程, 2021(3): 38-42.
XIONG Binhua, ZHAO Honghua, CHENG Wei. Research and application on big data analysis in predictive maintenance of A320s hydraulic system[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2021(3): 38-42. (in Chinese)
- [4] 张春宜,路成,费成巍,等. 基于双重极值响应面法的叶盘联动可靠性分析[J]. 推进技术, 2016, 37(6): 1158-1164.
ZHANG Chunyi, LU Cheng, FEI Chengwei, et al. Linked reliability analysis of aeroengine blisk with dual extreme response surface method[J]. Journal of Propulsion Technology, 2016, 37(6): 1158-1164. (in Chinese)
- [5] 高翔,高扬,李密. 基于响应面法的混合排气涡轮发动机喷管特性研究[J]. 航空科学技术, 2016, 27(11): 19-24.
GAO Xiang, GAO Yang, LI Mi. Research on nozzle characteristics of a mixed exhaust turbofan engine based on response surface methodology [J]. Aeronautical Science & Technology, 2016, 27(11): 19-24. (in Chinese)
- [6] 贾宝惠,廖文辉,卢翔. 非概率响应面法在起落架结构安全性评估中的应用[J]. 安全与环境学报, 2021, 21(3): 1005-1011.
JIA Baohui, LIAO Wenhui, LU Xiang. Safety analysis for the landing gear structure on the basis of the non-probabilistic reliability theory[J]. Journal of Safety and Environment, 2021, 21(3): 1005-1011. (in Chinese)
- [7] 李耀华,王星州. 飞机液压系统故障诊断[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 232-236, 264.
LI Yaohua, WANG Xingzhou. Fault diagnosis of aircraft hydraulic system[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 232-236, 264. (in Chinese)
- [8] 张鹏,杨涛,刘亚楠,等. 基于CNN-LSTM的QAR数据特征提取与预测[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 2958-2961.
ZHANG Peng, YANG Tao, LIU Yanan, et al. Feature extraction and prediction of QAR data based on CNN-LSTM [J]. Application Research of Computers, 2019, 36(10): 2958-2961. (in Chinese)
- [9] 崔建国,李鹏程,崔霄,等. 基于ARIMA-LSTM的飞机液压泵性能趋势预测方法[J]. 振动·测试与诊断, 2021, 41(4): 735-740, 832.
CUI Jianguo, LI Pengcheng, CUI Xiao, et al. Crack detection under coating based on adaptive second generation wavelet [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 735-740, 832. (in Chinese)
- [10] 王奕惟,莫李平,王奕首,等. 基于全航段QAR数据和卷积神经网络的航空发动机状态辨识[J]. 航空动力学报, 2021, 36(7): 1556-1563.
WANG Yiwei, MO Liping, WANG Yishou, et al. Aero-engine status identification based on full-segment QAR data and convolutional neural network [J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(7): 1556-1563. (in Chinese)
- [11] ZHOU D, ZHUANG X, ZUO H F. A hybrid deep neural network based on multi-time window convolutional bidirectional LSTM for civil aircraft APU hazard identification[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(4): 344-361.
- [12] ZHAO Z Q, LIANG B, WANG X Q, et al. Remaining useful life prediction of aircraft engine based on degradation pattern learning[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 164: 74-83.

- [13] 石岩, 陈晓岚, 刘炜, 等. 基于自适应代理模型的结构动力可靠度分析方法[J]. 航空工程进展, 2020, 11(4): 498-507.
- SHI Yan, CHEN Xiaolan, LIU Wei, et al. Structure reliability analysis method based on adaptive surrogate model [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(4): 498-507. (in Chinese)
- [14] ZUHAL L R, FAZA G A, PALAR P S, et al. On dimensionality reduction via partial least squares for Kriging-based reliability analysis with active learning [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 215: 107848.
- [15] SHI Y, LU Z, HE R, et al. A novel learning function based on Kriging for reliability analysis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 198: 106857.
- [16] TENG D, YUN W F, JUN Y C. Intelligent moving extremum weighted surrogate modeling framework for dynamic reliability estimation of complex structures [J]. Engineering Failure Analysis, 2022(4): 106364.
- [17] LU C, FENG Y W, LIEM R P, et al. Improved Kriging with extremum response surface method for structural dynamic reliability and sensitivity analyses [J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76: 164-175.
- [18] ZHAO W, WANG L, ZHANG Z. A novel atom search optimization for dispersion coefficient estimation in groundwater [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 601-610.
- [19] 穆艳庆. A320 飞行控制逻辑研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2010.
- MU Yanqing. The study of A320 flight control logic [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2010. (in Chinese)
- [20] 黄选红, 许冀威. FIM 手册在波音飞机排故中的应用[J]. 航空维修与工程, 2015(1): 61-63.
- HUANG Xuanhong, XU Jiwei. Application of FIM in the Boeing aircraft troubleshooting [J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2015(1): 61-63. (in Chinese)

作者简介:

冯蕴雯(1968—),女,博士,教授。主要研究方向:民用飞机健康管理及运行支持,飞行器可靠性工程。

滕 达(1994—),男,博士研究生。主要研究方向:复杂装备可靠性设计及维修工程分析。

陈俊宇(1997—),女,博士研究生。主要研究方向:复杂装备可靠性设计及维修工程分析。

路 成(1989—),男,博士。主要研究方向:复杂装备可靠性设计及维修工程分析。

(编辑:丛艳娟)