

文章编号: 1000-8055(2022)06-1306-08

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20210260

基于改进蚁群算法和 Mann-Kendall 法的 涡桨发动机性能预测

王 佳, 王 博

(中国人民解放军 95580 部队, 贵阳 550031)

摘 要: 针对涡桨发动机复杂、非线性的工作环境, 利用层次分析(AHP)法提取发动机工作状态特征参数, 考虑各特征参数对工作状态识别的影响, 以特征参数加权的改进蚁群算法为基础, 进行发动机同一工作状态识别、聚类, 并采用 Mann-Kendall 法开展发动机性能预测分析。利用多台涡桨发动机性能参数飞参数据进行验证, 结果表明: 该方法能准确识别发动机起飞、额定工作状态, 巡航以下工作状态识别准确率达 84% 以上; 此外, 发动机性能预测效率提升了近 50%, 而预测错误率小于 10%, 可以满足航空兵部队维修保障工作的实际需要。

关 键 词: 涡桨发动机; 工作状态; 性能预测; 改进蚁群算法; Mann-Kendall 法

中图分类号: V235.12

文献标志码: A

Performance prediction of turboprop engine based on improved ant colony algorithm and Mann-Kendall method

WANG Jia, WANG Bo

(Unit 95580, People's Liberation Army, Guiyang 550031, China)

Abstract: For the complex nonlinear environment of turboprop engine, the AHP(analytic hierarchy process) method was used to extract the operating condition characteristic parameters. To solve the same operating condition recognition and performance prediction problem, the influence of each characteristic parameter on the operating condition recognition was also considered, the improved ant colony algorithm for the weighted characteristic parameters was developed with the use of Mann-Kendall method. The verification results of performance parameter flight data of some turboprop engines showed that the method accurately identified the take-off and rated condition, with the identification accuracy for the operating condition below cruise amounting to more than 84%; the predicted performance efficiency boosted over some 50% as the predicted error rate was under 10%. In this sense, the method can be used as maintenance support for the air force.

Key words: turboprop engine; operating condition; performance prediction; improved ant colony algorithm; Mann-Kendall method

收稿日期: 2021-05-25

作者简介: 王佳(1979—), 男, 高级工程师, 主要从事涡桨发动机动力特性方面的研究。

通信作者: 王博(1988—), 男, 工程师, 硕士, 主要从事涡桨发动机空气动力、性能分析和故障诊断方面的研究。

E-mail: 383152495@qq.com

引用格式: 王佳, 王博. 基于改进蚁群算法和 Mann-Kendall 法的涡桨发动机性能预测[J]. 航空动力学报, 2022, 37(6): 1306-1313.

WANG Jia, WANG Bo. Performance prediction of turboprop engine based on improved ant colony algorithm and Mann-Kendall method[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1306-1313.

航空发动机是飞机的“心脏”,是一个极为复杂的大型机电控制系统,其正常工作对保障飞行安全起着至关重要的作用。研究发现,发动机的各项性能衰减都是一种渐变的过程。随着飞行参数(下文简称飞参)系统采集参数的增加和采集精度的提高,从大量飞参数据中提取用于表征发动机工作状态特征的信息,开展性能预测不仅是工程和学术界研究的重点,更是航空兵部队实现“以可靠性为中心”的维修思想以及“状态监控和视情维修相结合”的维修方式的必要手段^[1-5]。

为满足飞行任务需求,航空发动机常常处在复杂、非线性的工作环境中,其工作状态并不固定,不存在能作为识别标准的典型工作状态,因此无法从飞参数据中人工识别所有工作状态、归并同一工作状态。早期,状态识别、性能预测以及故障诊断常常是结合发动机具体构型进行精确的非线性数学建模,然而在实际应用中存在诸多困难,主要有计算量大、复杂程度高、收敛速度慢、精度难以保证^[6],且一旦更换发动机,模型的预测精度不能得到保障。近年来,基于数据驱动的智能算法快速发展,可以在不知道发动机构型的前提下,仅利用传感器采集测定的数据进行建模,实现对所有工作状态的识别,为发动机重要性能参数趋势分析、故障诊断提供有力的数据支撑。国内外诸多学者在这方面进行大量研究,Takahisa等^[7]利用神经网络和遗传算法对航空发动机性能进行诊断;Sina等^[8]利用动态神经网络进行航空发动机性能预测、故障诊断,使预测错误率降至5%;Tamil-selvan等^[9]利用深度置信网络作为故障模式分类器,对发动机的健康状态进行预测和分类;Elsaid等^[10]利用蚁群优化算法优化长短期记忆神经网络拓扑参数,并将其用于预测航空发动机中超振振动的发生;陈果^[11]将结构自适应神经网络运用到航空发动机性能趋势预测中,并用3组发动机数据进行验证;王旭辉等^[12]提出基于自适应网格搜索优化的最小二乘支持向量机算法,与航路飞机建立低空数据链通信,预测性能参数变化趋势;郑波等^[13-14]将粒子群优化算法用于优化支持向量机的相关参数,并分别用于航空发动机的送修等级确定和磨损预测中,提高了支持向量机的应用性能;张一震等^[15]提出基于动态加权核密度估计组合方法用于AdaBoost.RT和AdaBoost.R2,利用改进后的集成学习算法提高了航空发动机性能参数预测精度;皮骏等^[16]改进了果蝇优化算法并利

用广义回归神经网络对排气温度进行了准确预测。

各类方法由于数学原理的差异,在实际问题处理当中,总是表现出不同的性能水平,加之目前实战实训、全面评估、精准决策、快速反应已成为航空兵部队发动机状态监控工作的首要任务。因此深入研究涡桨发动机工作机理,发展出适合该型发动机工作状态识别、性能预测的高效精准、实用管用方法显得尤为必要。本文首先基于改进蚁群算法建立起涡桨发动机工作状态识别方法,无需预知同一工作状态数目,且在状态识别过程中不易陷入局部最优,即使存在飞参数据异常值的情况下,也能较大概率识别同一工作状态。发动机故障诊断的要点在于性能预测,从所有同一工作状态飞参数据中捕获用于表征发动机重要性能参数变化趋势的信息。Mann-Kendall(M-K)法是世界气象组织(WMO)推荐并已经广泛应用的一种非参数统计检验方法,不需要数据服从某种规律,也不受少数异常值的干扰,定量化程度高,计算方便,适合用于非线性动力系统的走势预测决策。本文接着利用该方法,将识别得到的同一工作状态飞参数据应用于发动机重要性能参数的性能预测中,通过大量飞参数据验证了本文方法的有效性。

1 涡桨发动机工作状态识别

1.1 特征参数提取

1.1.1 工作状态特征层次评价模型

对比分析2018年~2020年历史飞参飞行数据,提取能表征涡桨发动机工作状态的特征参数并分析其影响因素,在参考相关研究成果^[17-18],并咨询7名空勤人员及专业主任(飞行员2名、空中机械师2人,专业主任3人)意见基础上,从气动力 U_1 、气动力矩 U_2 、操纵量 U_3 三个方面建立工作状态特征层次评价模型,该模型最终由方案层(7个特征参数)、准则层(气动力、气动力矩、操纵量),以及目标层(工作状态特征)组成,如图1所示。

1.1.2 计算判断矩阵

假设要得到绝对气压高度 U_{11} 、指示空速 U_{12} 、偏航距 U_{13} 这3个特征参数对上层气动力 U_1 的权重系数,可以令 a_{ij} 表示任意两个参数 U_{1i} 和 U_{1j} 对 U_1 的权重之比,那么全部的比较结果用矩阵 $d_{\max} = \max(d_{ij})$ 表示。采用9标度法,通过7名

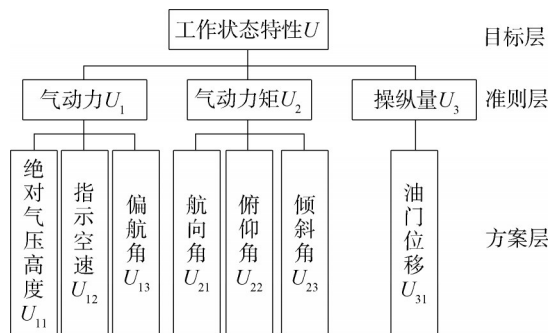


图1 涡桨发动机工作状态特征层次评价模型

Fig.1 Level evaluation model of turboprop engine condition characteristic

专家集中讨论确定 a_{ij} 的值,必有 $a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}$,具体计算过程参见文献[19]。

1.1.3 一致性检验

假设矩阵 A 满足一致性比例因子 $C_r < 0.1$,那么其最大特征值 $\lambda_{\max}$ 对应的归一化特征向量 W 即为该层参数对上一层的相对重要权重向量。其中 $C_r = \frac{C_{\text{index}}}{R_{\text{index}}}$,一致性指标 $C_{\text{index}} = \frac{\lambda_{\max} - 7}{6}$,平均随机一致性指标 R_{index} 的值见表1。

表1 平均随机一致性指标 R_{index} Table 1 Mean random consistency index R_{index}

n	R_{index}	n	R_{index}
1	0	5	1.12
2	0	6	1.24
3	0.58	7	1.32
4	0.90		

1.1.4 总体权重系数及一致性检验

前述过程得到了绝对气压高度 U_{11} 、指示空速 U_{12} 、偏航角 U_{13} 这3个特征参数对上层气动力 U_1 的权重系数,可以通过对每一层的权重进行自上而下的合成,最终得到7个特征参数对涡桨发动机工作状态特征 U 的权重系数向量 W 。同理,根据一致性比例因子 C_r 是否小于0.1评估各层次模型的比较矩阵是否满足一致性要求。

1.2 数据预处理

利用飞参数据进行发动机性能预测,由于数据维度大,且数据中常常含有不完整甚至不一致的数据,因此,最重要的前提工作就是对数据进行预处理以避免数据冗余、改善数据质量。

1.2.1 数据清洗

卸载转录飞参数据,根据文中第1.1节中确定的特征参数,提取绝对气压高度、指示空速、偏航距、航向角、俯仰角、倾斜角、发动机油门位移参数飞参数据。为消除7个特征参数之间的量纲和取值范围差异的影响,本文采用零-均值规范化方法形成一维时间序列数组。

1.2.2 异常值处理

前述7个特征参数均源于飞参总线信号,采集精度高、传输速度快,但不可避免存在数据毛刺、丢帧等现象,如果直接大量剔除这些异常数据点,可能会出现缺陷架次数据所对应的发动机重要性能参数数据为空或隐藏故障信息丢失的情况,尤其是在数据体量小的情况下,可能会严重影响分析诊断结果的客观性和正确性。本文对这些超出相应传感器测量范围的异常数据点,采用拉格朗日插值法进行补插。

1.3 改进蚁群算法

将涡桨发动机每一时刻的工作状态视为具有不同特征的蚂蚁,同一工作状态的“聚类中心”当作蚁群要搜索的“食品源”。因此,所有工作状态的聚类识别过程可以当作蚁群在搜索食品的过程。

假设 $X = \{X_i | X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i7})\}$ ($i=1, 2, \dots, N$) 为任一架次飞行中,所有工作状态的集合,每个工作状态 X_i 均有7个特征参数,初始分配 N 个工作状态各自为一类 $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N)$ 。

类 ω_i 和 ω_j 之间的欧氏距离 d_{ij}

$$d_{ij} = \|X^{\omega_i} - X^{\omega_j}\| = \sqrt{\sum_{k=1}^7 W_k (\bar{X}_k^{\omega_i} - \bar{X}_k^{\omega_j})^2} \quad (1)$$

$$\bar{X}^{\omega_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} X_k \quad X_k \in \omega_i \quad (2)$$

其中 X^{ω_i} 为第 i 类的“聚类中心”向量, W_k 为第 k 个特征参数的权重系数, N_i 为第 i 类中包含的工作状态数量。

类 ω_i 和 ω_j 之间的余弦距离 d_{ij}

$$d_{ij} = 1 - \cos(X^{\omega_i}, X^{\omega_j}) \quad (3)$$

$$\cos(X^{\omega_i}, X^{\omega_j}) = \frac{\sum_{k=1}^7 W_k (\bar{X}_k^{\omega_i} \cdot \bar{X}_k^{\omega_j})}{\sqrt{\sum_{k=1}^7 (\bar{X}_k^{\omega_i})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^7 (\bar{X}_k^{\omega_j})^2}} \quad (4)$$

本文采用上述两种距离的线性组合^[20]。例如,当两个工作状态向量方向相同但不完全相等时,余弦距离为0,欧氏距离不为0,能够很好地地区

分它们。

假设 R 为“聚类半径”, $\tau_{ij}(t)$ 为蚂蚁在 t 时刻 ω_i 到 ω_j 路径上残留的信息素量

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq R \\ 0 & d_{ij} > R \end{cases} \quad (5)$$

其中 $R = A + d_{\min} + (d_{\max} - d_{\min}) \cdot B$, 本文取 $A = 0$, $B = \frac{1}{2}^{[21]}$, $d_{\max} = \max(d_{ij})$, $d_{\min} = \min(d_{ij})$ 。

类 ω_i 和 ω_j 聚为同类工作状态的概率 p_{ij}

$$p_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t) \eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{s \in S} \tau_{is}^{\alpha}(t) \eta_{is}^{\beta}(t)} \quad (6)$$

其中 $S = \{s | d_{sj} \leq R, s = 1, 2, \dots, j-1, j+1, \dots, N\}$, s 为某类工作状态, S 为到第 j 类工作状态“距离”小于等于 r 的所有工作状态集合。 η_{is} 为能见度因子, 本文取 $\eta_{is} = \frac{1}{d_{is}}^{[22]}$ 。 α 和 β 反映了蚂蚁在运动过程中信息素量和能见度在路径选择中的相对重要性, 本文取 $\alpha = 1$, $\beta = 10^{[23]}$ 。

判断若 $p_{ij}(t) \geq p_0$, 则类 ω_i 归并到 ω_j 。 p_0 为预先给定的概率值。重新计算归并后的各类“聚类

中心”, 同时总类数 N 减 1。多次循环迭代后, 判断所有工作状态是否仍有归并, 若无归并, 则工作状态识别结束。

具体流程如图 2 所示。

从 2018~2020 年历史飞参飞行数据中, 随机选取 80% 的数据进行发动机工作状态识别, 验证结果表明如下:

1) 通常情况下, 本文模型能准确识别发动机所有起飞、额定工作状态。

2) 对比飞行仪表数据, 发动机各巡航工作状态识别准确率达 93.6%。

3) 低空、小油门工作状态, 因其常常处于飞机着陆下滑阶段, 状态稳定时间较短, 工作状态识别准确率为 80.2%。

4) 随机选取的验证数据中, 有 17% 的数据存在体量小(飞机飞行时长只有 1 h 左右)或信号毛刺多等现象。此时, 本文模型对发动机起飞、额定、巡航、小油门工作状态的识别准确率分别为 97.1%、96.5%、89.9%、72.3%, 仍然具有良好的鲁棒性。

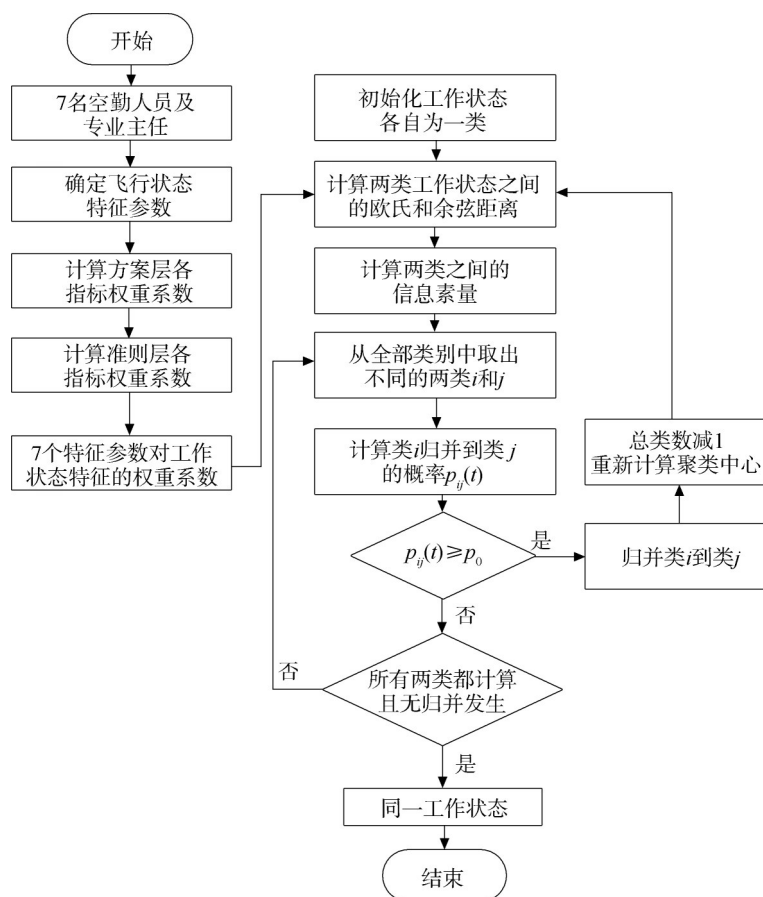


图2 涡桨发动机工作状态识别流程

Fig.2 Flow chart of turboprop engine condition recognition

2 涡桨发动机性能预测方法

目前在发动机性能预测领域用得较多、并取得了较成功应用的方法有两种:一是神经网络方法^[24-25],这种方法具有较好的自我学习和自我适应的能力,容易提取得到有用的信息,但是存在收敛速度慢、网络结构不容易确定等弱点,也有学者将专家系统引入神经网络,以解决前述问题^[26];二是出于预测方法的工程时效性的考虑,则为下文即将着重介绍和使用Mann-Kendall法^[27-28]。

涡桨发动机重要性能参数,如转速、扭矩压力、振动值、排气温度等,能够反映发动机核心部件(压气机、涡轮和燃烧室等)性能变化,通过分析多个重要性能参数的飞参数据变化趋势,能够实现发动机性能预测的目的。例如,通过分析发动机功率限制区、温度限制区扭矩压力变化趋势,可以综合评估其燃油系统性能状况。例如,发动机服役后,因各种原因造成的额定状态下,排气温度逐渐升高、扭矩压力逐渐降低则应为发动机爬升性能衰减的典型“症状”。

假设将 n 个同一工作状态下的振动值,按日期、架次、时间升序排列成序列 x ,构造秩序列 s_k

$$s_k = \sum_{i=1}^k r_i \quad k=2,3,\dots,n \quad (7)$$

其中 r_i 取值如下:

$$r_i = \begin{cases} 1 & x_i > x_j \\ 0 & x_i \leq x_j \end{cases} \quad j=1,2,\dots,i \quad (8)$$

可见,秩序列 s_k 是第 i 时刻振动值大于 j 时刻振动值个数的累计数。

在序列 x 随机独立的假定下,定义统计量 U_{F_k}

$$U_{F_k} = \frac{[s_k - E(s_k)]}{\sqrt{V_{ar}(s_k)}} \quad k=1,2,\dots,n \quad (9)$$

其中 $U_{F_1}=0$, $E(s_k)$ 和 $V_{ar}(s_k)$ 是 s_k 的均值和方差。因 n 个同一工作状态相互独立,它们可由下式得出:

$$\begin{cases} E(s_k) = \frac{k(k-1)}{4} \\ V_{ar}(s_k) = \frac{k(k-1)(2k+5)}{72} \end{cases} \quad k=2,3,\dots,n \quad (10)$$

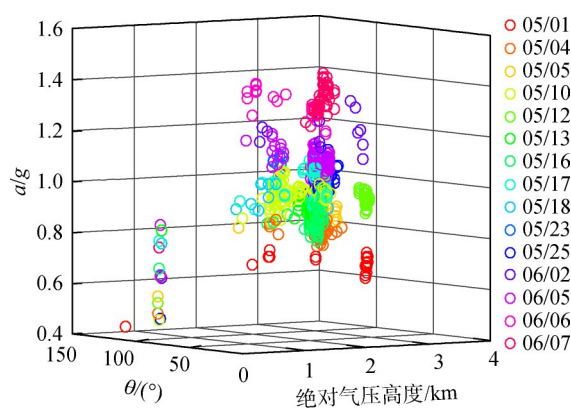
U_{F_k} 为标准正态分布,它是按序列 x 顺序 x_1 、 x_2 、 $\dots$ 、 x_n 计算出来的统计量序列。给定显著性水平 σ ,查正态分布表得到临界值 U_σ ,若 $|U_{F_k}| > U_\sigma$,则表明该同一工作状态下的振动值存在明显的变

化趋势。同理,可以依此分析其他重要性能参数变化趋势。

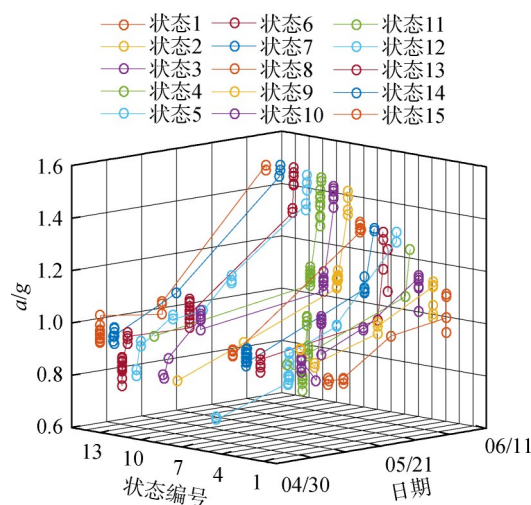
3 算例和小结

3.1 发动机振动监测系统性能分析

利用本文方法对某台涡桨发动机近一个月(5月1日至6月7日)振动值 a 进行趋势分析的结果如图3所示。图3(a)中的每一个散点表示某日(本文所有坐标图中有关日期的表述方法,均以“05/01”为例,含义为5月1日)、某一状态下的振动值 a ,由此可以看出,该发各状态下的振动值呈总体上升趋势。从图3(b)中可以进一步看出,15个同一工作状态下的振动值虽然均未超过限值(空中同一状态下,涡桨发动机振动值的极值不大于 $5g$,单向变化幅值不大于 $1.5g$),但已不同程度地呈显著上升趋势,其中“状态5”(绝对气压高度



(a) 振动值总体变化趋势



(b) 振动值显著变化趋势

图3 某涡桨发动机振动值变化趋势

Fig.3 Variation trend of vibration value of a turboprop engine

约为4 200 m、指示空速约为370 km/h、大气总温约为15℃、油门位移角度 θ 约为52°,振动值 a 由0.715 7 g(5月1日)逐渐上升至1.317 4g(6月6日)。发动机监控人员及时下达补充工作指令,经发动机维修人员检查发现,该发振动速度传感器底座裂纹,排除一起安全隐患。

3.2 发动机功率限制区性能分析

利用本文方法对某台涡桨发动机近3个月(2月7日至5月1日)功率特性进行分析的结果如图4所示。从图4(a)可以看出,不同高度下,扭矩压力 p 都随油门位移角度 θ 增加而增加,与涡桨发动机节流特性吻合。对于涡桨发动机,在空中,每一种工作状态都有一套高度-速度特性,无法从图4(b)中直观地分析扭矩压力随绝对气压高度、指示空速变化的关系。

因此,还需结合涡桨发动机燃油调节规律,再次利用本文方法,分析每一油门位移下,扭矩压力随绝对气压高度、指示空速、大气总温中单一因素的变化趋势,得到如图5所示结果。从图5中可以

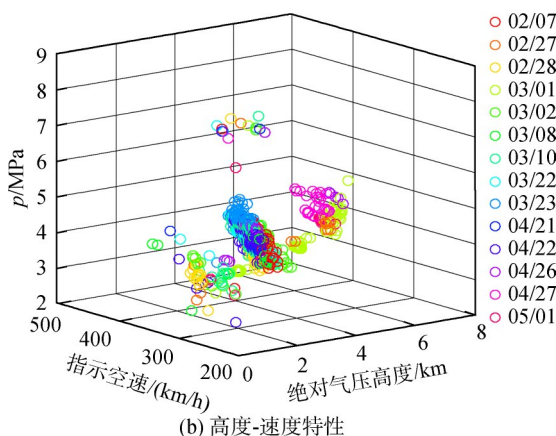
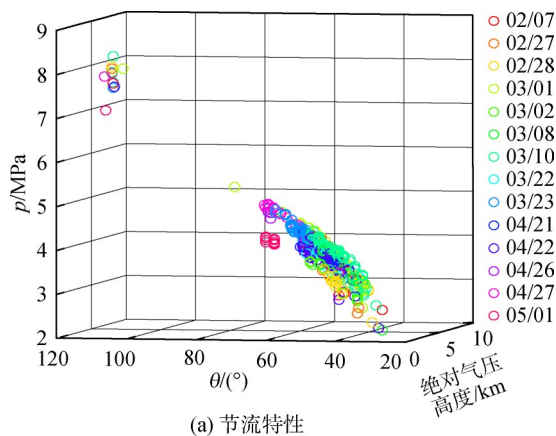


图4 某涡桨发动机功率特性

Fig.4 Power characteristic of a turboprop engine

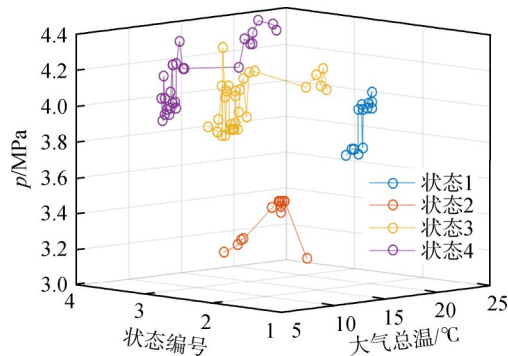


图5 某涡桨发动机扭矩压力随大气总温变化趋势

Fig.5 Variation trend of torque pressure of a turboprop engine with total air temperature

进一步看出,4个状态(绝对气压高度、指示空速、油门位移一定)下的扭矩压力不同程度地随大气总温升高而增加,其中“状态3”(绝对气压高度约为4 200 m、指示空速约为385 km/h、油门位移角度约为55°),扭矩压力随大气总温升高而增加(不符合涡桨发动机功率限制区的燃油调节规律),与飞行人员反映现象(对称发动机扭矩压力差值大)基本一致。发动机监控人员及时下达补充工作指令,经发动机维修人员检查发现,该发燃油调节器感温棒存在安装固定松动现象,排除一起安全隐患。

4 结 论

本文利用特征参数加权的改进蚁群算法识别涡桨发动机工作状态,采用Mann-Kendall法进行发动机重要性能参数趋势分析。实际工作中,发动机监控人员利用本文方法进行涡桨发动机重要性能参数分析预测,工作效率提升了近50%,预测错误率小于10%,对航空兵部队提高视情维修的针对性、保障飞行安全有着重要意义。

参考文献:

- [1] 唐昌盛,曲建岭,高峰,等.基于飞参数据的航空发动机监控方法研究[J].燃气轮机技术,2008,21(2):18-21.
TANG Changsheng, QU Jianling, GAO Feng, et al. The research on surveillance and control of aeroengines with flight data[J]. Gas Turbine Technology, 2008, 21(2): 18-21. (in Chinese)
- [2] 刘乃彬.发动机故障状态下的性能参数规律研究[D].天津:中国民航大学,2018.
LIU Naibin. Research on performance parameters law of aircraft engine in fault state[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)
- [3] 曲建岭,唐昌盛,李万泉.基于飞参数据的监控算法研究[J].

- 自动化仪表, 2009, 30(2):15-17.
- QU Jianling, TANG Changsheng, LI Wanquan. Research on monitoring algorithm based on flight parameters data[J]. Process Automation Instrumentation, 2009, 30(2): 15-17. (in Chinese)
- [4] 曲建岭, 孙文柱, 邸亚洲, 等. 基于飞参数据的某型航空发动机 DEGT 估算方法[J]. 测控技术, 2013, 32(10):48-51.
- QU Jianling, SUN Wenzhu, DI Yazhou, et al. Estimation method on delta exhausted gas temperature of a certain aero-engine based on flight data[J]. Measurement and Control Technology, 2013, 32(10):48-51. (in Chinese)
- [5] 王英俊, 谢寿生. 航空发动机性能趋势监控定量化的方法研究[J]. 航空动力学报, 2003, 18(4):549-553.
- WANG Yingjun, XIE Shousheng. Method for quantification of aeroengine performance tendency monitoring[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(4):549-553. (in Chinese)
- [6] 周媛. 基于数据驱动的航空发动机状态监测关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.
- ZHOU Yuan. Research on key techniques of data-driven condition monitoring for aeroengine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015. (in Chinese)
- [7] TAKAHISA K, DONALD L S. Hybrid neural-network genetic-algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[J]. Journal of Propulsion and Power, 2005, 21(4): 751-758.
- [8] SINA S T B, ZAKIEH S, KHASHAYAR K. Dynamic neural network based fault diagnosis of gas turbine engines[J]. Journal of Neurocomputing, 2014, 125(3):153-165.
- [9] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Journal of Reliability Engineering and System Safety, 2013, 115(7):124-135.
- [10] ELSAID A E, WILD B, JAMIY F E, et al. Optimizing LSTM RNNs using ACO to predict turbine engine vibration [C]//Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion. Singapore City: ACM (Association for Computing Machinery), 2017:13-17.
- [11] 陈果. 用结构自适应神经网络预测航空发动机性能趋势[J]. 航空学报, 2007, 28(8):535-539.
- CHEN Guo. Forecasting engine performance trend by using structure self-adaptive neural network[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(8):535-539. (in Chinese)
- [12] 王旭辉, 黄圣国, 施鼎豪, 等. 基于支持向量机的发动机气路故障预诊断[J]. 交通运输工程学报, 2008, 8(5):33-37.
- WANG Xuhui, HUANG Shengguo, SHI Dinghao, et al. Gas path fault prognosis of aeroengine based on support vector machine[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2008, 8(5):33-37. (in Chinese)
- [13] 郑波. 基于 PSO-SVM 的民航发动机送修等级决策研究[J]. 推进技术, 2013, 34(5):68-69.
- ZHENG Bo. Investigation on aeroengine maintenance level decision based on PSO-SVM[J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(5):68-69. (in Chinese)
- [14] 郑波, 高峰. 基于 IPSO-SVR 的航空发动机磨损预测研究[J]. 润滑与密封, 2014, 39(11):81-87.
- ZHENG Bo, GAO Feng. Research on the prediction of aero-engine wear based on the IPSO-SVR[J]. Lubrication Engineering, 2014, 39(11):81-87. (in Chinese)
- [15] 张一震, 钟诗胜, 付旭云, 等. 基于动态集成算法的航空发动机气路参数预测[J]. 航空动力学报, 2018, 33(9):2285-2295.
- ZHANG Yizhen, ZHONG Shisheng, FU Xuyun, et al. Aero-engine gas path parameter prediction based on dynamic ensemble algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(9):2285-2295. (in Chinese)
- [16] 皮骏, 马圣, 张奇奇, 等. 基于动态集成算法的航空发动机气路参数预测[J]. 航空动力学报, 2019, 34(1):8-17.
- PI Jun, MA Sheng, ZHANG Qiqi, et al. Aero-engine exhaust gas temperature prediction model based on IFOA-GRNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(1):8-17. (in Chinese)
- [17] 朱建军. 层次分析法的若干问题研究及应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2005.
- ZHU Jianjun. Research on some problems of the Analytical Hierarchy Process and its application[D]. Shenyang: Northeastern University, 2005. (in Chinese)
- [18] 庄锁法. 基于层次分析法的综合评价模型[J]. 合肥工业大学学报, 2000, 23(4):582-585.
- ZHUANG Suofa. Study of synthetic evaluation model based on analytical hierarchy process[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2000, 23(4):582-585. (in Chinese)
- [19] 熊秋燕. 软件需求规格说明书质量综合评价方法[D]. 江苏镇江: 江苏大学, 2012.
- XIONG Qiuyan. Research on quality evaluation methods of software requirement specification[D]. Zhenjiang Jiangsu: Jiangsu University, 2012. (in Chinese)
- [20] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [21] 彭刚. 聚类数目未知的 ncRNA 聚类分析[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2014.
- PENG Gang. The ncRNA clustering analysis with unknown cluster numbers[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)
- [22] 杨淑莹, 张桦. 模式识别与智能计算—MATLAB 技术实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [23] 叶志伟, 郑肇葆. 蚁群算法中参数 α 、 β 、 ρ 设置的研究—以 TSP 问题为例[J]. 武汉大学学报, 2004, 29(7):597-601.
- YE Zhiwei, ZHENG Zhaobao. Configuration of parameters α , β , ρ in ant algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(7):597-601. (in Chinese)
- [24] 刘永建. 基于改进神经网络的民航发动机故障诊断与性能预测研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- LIU Yongjian. Research on modified neural network for fault diagnosis and performance prediction of aero-engine[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)

[25] 龚钊宇. 基于人工神经网络的民航发动机故障诊断技术[D]. 成都:电子科技大学, 2017.
GONG Zhaoyu. Fault diagnose technology of civil aero engine based on artificial neural network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017. (in Chinese)

[26] 周婷. 基于飞机发动机故障诊断的智能算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
ZHOU Ting. Study of the intelligent arithmetic on the fault diagnosis of airplane engine[D]. Chongqing: Chongqing University, 2009. (in Chinese)

[27] 魏凤英. 现代气候统计诊断与预测技术[M]. 北京: 气象出版社, 2007.

[28] 符淙斌, 王强. 气候突变的定义和检测方法[J]. 大气科学, 1992, 16(4):483-493.
FU Congbin, WANG Qiang. The definition and detection of the abrupt climatic change[J]. Journal of Atmospheric Sciences, 1992, 16(4):483-493. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)