

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.04.009

航空发动机滑油消耗率计算与预测方法

张振生, 蔡景, 张瑞, 张航源

(南京航空航天大学民航学院, 南京 211106)

摘要: 针对航空发动机滑油箱油量测量值易受多个参数影响导致滑油消耗率难以计算和预测的问题, 提出了一种改进的滑油量数据提取规则和滑油消耗率预测方法。基于密度聚类算法(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)等方法对发动机数据进行了清洗, 获取平稳飞行状态下滑油量数据。使用最小二乘法对滑油量进行拟合, 得到了滑油消耗率, 平均拟合优度达到了 0.86。在此基础上, 利用多层感知器(Multi-layer perception, MLP)建立了滑油消耗率与飞行状态参数之间的关系, 预测结果与实际值的平均绝对百分比误差为 1.15%。本文提出的方法能够满足实际工程需求, 为评估航空发动机滑油系统的健康状况提供了可靠参考。

关键词: 航空发动机; 滑油消耗率; 基于密度聚类算法; 多层感知器

中图分类号: V228.2

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2024)04-0668-09

A Calculation and Prediction Method of Lubricating Oil Consumption Rates for Aeroengines

ZHANG Zhensheng, CAI Jing, ZHANG Rui, ZHANG Hangyuan

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Since the measurement of oil quantity in aviation engine lubrication systems is susceptible to multiple parameters, it is difficult to calculate and predict oil consumption rates. We propose an improved method for extracting oil quantity data and predicting oil consumption rates. Engine data are cleansed using density-based clustering algorithms, including density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN), to obtain stable oil quantity data during steady flight conditions. By the least squares method, oil consumption rates are derived with an average fitting goodness of 0.86. Subsequently, a multi-layer perception (MLP) is employed to establish the relationship between oil consumption rates and flight status parameters, resulting in a predicted average absolute percentage error of 1.15%, compared to actual values. The proposed method meets practical engineering requirements, providing a reliable reference for assessing the health status of aviation engine lubrication systems.

Key words: aeroengine; oil consumption rate; density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN); multi-layer perception(MLP)

滑油系统作为航空发动机的重要组成部分, 滑油消耗率是反映发动机性能的重要指标^[1]。滑油消耗率超过正常值往往是发动机故障的标志, 影响甚至威胁飞行安全^[2]。因此, 准确计算与预测发动

机滑油消耗率对保障飞行安全具有重要意义。

在飞机强机动性飞行以及姿态角改变时滑油箱液位随之变化, 使滑油箱油液体积难以计算^[3]。通过建立传感器浸油深度、飞机姿态角与滑油体积

基金项目: 民航安全能力建设项目(2021-198)。

收稿日期: 2023-12-12; 修订日期: 2024-05-30

通信作者: 蔡景, 男, 副教授, E-mail: caijing@nuaa.edu.cn。

引用格式: 张振生, 蔡景, 张瑞, 等. 航空发动机滑油消耗率计算与预测方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4): 668-676. ZHANG Zhensheng, CAI Jing, ZHANG Rui, et al. A calculation and prediction method of lubricating oil consumption rates for aeroengines[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4): 668-676.

关系的三维数据库可以根据测得滑油箱液位计算真油液体积^[4-5]。现役飞机中的航空发动机均无类似的滑油箱油量测量系统,滑油量实时测量存在困难^[6]。然而,当飞机处于平稳飞行状态时,滑油箱油位是稳定的^[7],此时滑油箱油位变化反映了滑油消耗情况。

当前,对航空发动机滑油消耗率的研究主要集中在平均消耗率的计算与预测,针对的是飞行任务固定的民航飞机。平均消耗率是通过记录每天添加的滑油量除以当天的飞行总时间,得到发动机滑油的平均消耗率,也称为发动机滑油小时消耗量。瞿红春等^[8]通过基于邻域粗糙集(Neighborhood rough set, NRS)计算各飞行阶段相对于滑油消耗量的重要度,将提取后的数据输入卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)中,利用网络中的卷积层和池化层学习高维滑油参数的深度特征,建立滑油消耗量预测模型。全红兵等^[9]通过报文采集滑油数据,结合卡尔曼滤波算法建立模型,计算每个航班滑油消耗率。丁凯^[10]基于鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm, WOA)结合混合核极限学习机(Hybrid kernel extreme learning machine, HKELM)的预测模型对240个航班的滑油消耗率数据进行预测分析,建立了准确的滑油消耗预测模型。然而,针对工况不确定的飞机,平均消耗率隐藏了飞行过程对滑油消耗量的影响。

针对上述问题,本文设计了一种平稳飞行姿态数据过滤方法,对不同工况下平稳飞行状态下滑油量进行最小二乘拟合得到滑油消耗率,并使用多层感知器建立飞行状态参数与滑油消耗率的映射关系,对航空发动机滑油消耗率计算与预测方法进行研究。

1 问题与数据描述

1.1 问题描述

有关航空发动机滑油消耗率监测方面的实际应用与科学研究比较少,国内外也鲜有这方面的报道与文献记录。针对某型发动机的滑油消耗率计算问题,了解到某现役相似型号发动机滑油消耗率的计算方法如下:

(1) 未出现数字电子控制器与飞机之间的1394B总线通信故障无法获得数据;

(2) 接收到的1394B总线信号“飞机姿态满足滑油液位传感器计算要求”为1;

(3) 接受到的1394B总线信号“飞机姿态满足滑油液位传感器计算要求有效性”为1;

(4) $79\% \leq N_2 \leq 81\%$;

(5) 滑油回油温度 $T_{m2} \geq 100\text{ }^\circ\text{C}$ 且持续时间 \geq

1 min。

当首次满足上述条件时,设置并标识发动机N2_80第一次进入稳定工作状态,记录此时的滑油液位 L_{11} 、时刻点 T_{11} , (在满足条件期间,持续更新上述参数);当上述((1)且(2))条件不成立后,再次满足((1)且(2))条件时,设置并标识发动机N2_80第2次进入稳定工作状态,记录此时的滑油液位 L_{12} 、时刻点 T_{12} ,当 $T_{21} \sim T_{11} > 30\text{ min}$ 时,则通过1094B总线输出此时刻滑油液位的消耗率为(在满足条件期间,实时持续更新上述参数)

$$G_m = (L_{11} - L_{12}) / (T_{12} - T_{11}) \quad (1)$$

类似地,条件(1)为 $84\% \leq N_2 \leq 86\%$ 时标识发动机N2_85,条件(1)为 $89\% \leq N_2 \leq 91\%$ 时标识发动机N2_90。

该计算方法存在以下问题:

(1) 条件(2)与条件(3)中“飞机姿态满足滑油液位传感器计算要求”规定了需要在平稳飞行姿态下进行滑油量的采集,然而平稳飞行状态的详细定义是未知的;

(2) N_2 转速区间的范围与目标发动机 N_2 转速区间不符;

(3) T_{m2} 范围与目标发动机 T_{m2} 不符。

以上3点问题使得使用上述规则对目标发动机进行滑油消耗率计算时存在计算成功率低、计算结果与实际不符等情况。对此,本文对上述滑油量提取与滑油消耗率计算规则做出适当修改,并对滑油消耗率预测方法进行研究。

1.2 数据描述

通过分析发动机电子控制器(Engine electronic control, EEC)到远程控制单元(Remote control unit, RCU)的通信数据建立航迹数据信息,如表1所示(由于字段信息众多,这里只列出与常见的及与滑油消耗率密切相关的字段)。

条件(2)“飞机姿态满足滑油液位传感器计算要求”即飞机平稳飞行状态,要求滑油液面与箱底水平。该型发动机采用电容式液位传感器,如图1所示,由一对同轴安装的铝合金管组成,内外管相当于电容器的两个极板,利用电容与液位之间的函数关系进行液位的计算,传感器的电容量特性方程为

$$C = \frac{2\pi h \epsilon_0}{\ln\left(\frac{R_2}{R_1}\right)} - \frac{2\pi x (\epsilon_1 - \epsilon_0)}{\ln\left(\frac{R_2}{R_1}\right)} \quad (2)$$

式中: C 为两极板间的电容量(μF), ϵ_1 为滑油的介电常数, ϵ_0 为滑油上方混合气(近似于空气)的介电常数, R_2 为传感器外管半径, R_1 为传感器内管半径, h 为内外管总高度, x 为液面与内外管底部的高度。

表1 数据字段

Table 1 Data field

字段	格式	含义	单位
TXCNT	INT16U	ARINC429发送计数	个
P_m	INT16S	滑油供油油量差	kPa
T_{m1}	INT16S	滑油供油温度	°C
T_{m2}	INT16S	滑油总回油温度	°C
Lhyw	INT16S	滑油量	L
N_1	INT16S	低压转子转速	%
N_2	INT16S	高压转子转速	%
T_{25}	INT16S	高压压气机进口总温	K
P_{25}	INT16S	高压压气机进口总压	kPa
T_5	INT16S	低压涡轮出口总温	°C
P_0	INT16S	大气压力	kPa
T_0	INT16S	大气温度	°C
T_1	INT16S	进口总温	°C
P_1	INT16S	进口总压	kPa
H	INT16S	飞行高度	m
Ma	INT16S	马赫数	—
V_c	INT16S	表速	km/h
N_x	INT16S	俯仰角	°
N_y	INT16S	横滚角	°
N_z	INT16S	航迹角	°
R_{Vx}	INT16S	迎角	°
R_{Vy}	INT16S	侧滑角	°
EngState	bit14-21	地面起动状态	—
	bit14-21	巡航状态	—
	bit14-21	爬升状态	—
	bit14-21	起飞状态	—

状态字 EngState 定义发动机状态,可基于此对条件(2)进行简单判断,发动机状态字划分巡航阶段存在问题,如图2所示:爬升或下降到巡航的过程被错误地划分为巡航状态,这是由于发动机设置为巡航状态后,飞机姿态还需要一段时间才能转换为巡航状态。

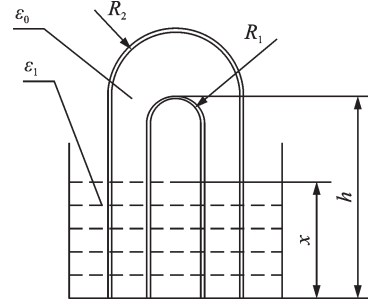


图1 电容式液位传感器工作原理图

Fig.1 Working principle for capacitive liquid level sensors

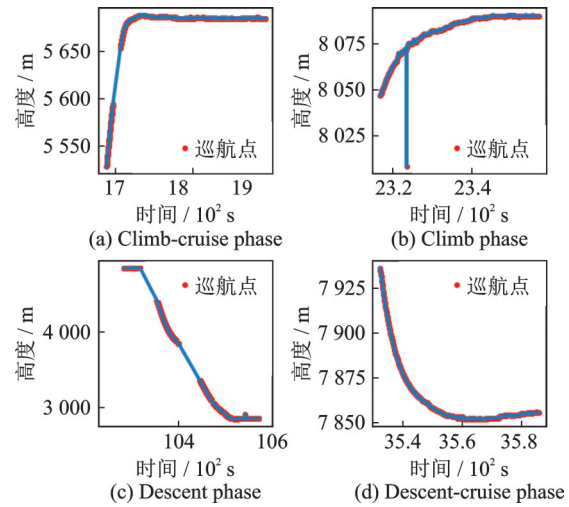


图2 发动机状态字划分巡航状态数据点

Fig.2 Cruise status data points divided by engine status words

如图2所示,发动机状态字对飞行数据中巡航阶段的划分并没有考虑飞行姿态的影响。飞机姿态变化将导致滑油系统油液翻滚,此时滑油箱中滑油液位传感器测出的滑油量是不准确的,如图3所示,滑油量随飞机姿态的变化而产生剧烈变化。能够反映飞机飞行姿态的字段是 N_x 、 N_y 、 H_d 以及 Ma_d (下标 d 表示参数变化率,单位: s^{-1}),因此,可以根据追踪上述参数变化对飞行稳定状态数据进行重新提取^[11]。

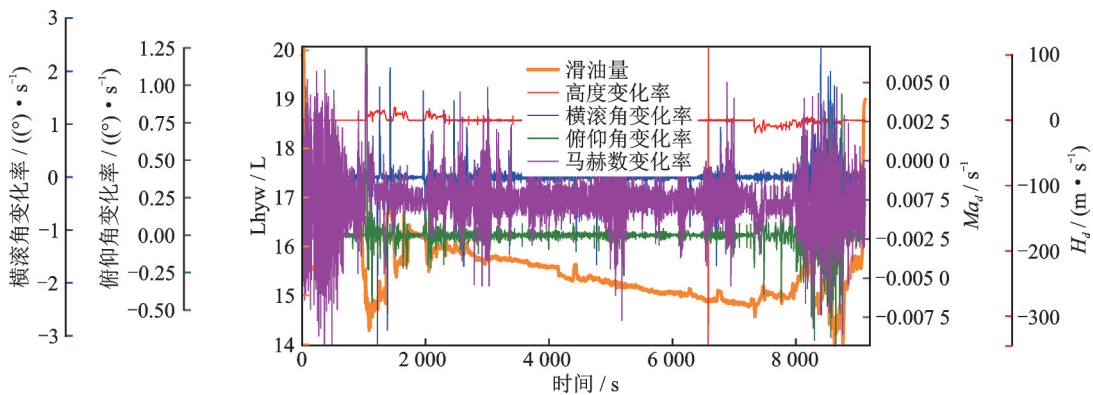


图3 滑油量随飞行姿态参数的变化

Fig.3 Variation of oil quantity with flight attitude parameters

2 滑油消耗率计算模型

2.1 基于DBSCAN算法的平稳飞行状态提取

条件(2)“飞机姿态满足滑油液位传感器计算要求”的实质要求是找到反映飞机姿态稳定,即平稳飞行状态下的数据,这种状态下滑油箱中油液相对稳定,测得滑油量反映真实滑油量^[12],可用于滑油消耗率的计算。由上述分析可知,经发动机状态字 EngState 初步划分得到的巡航状态近似得到满足条件(2)要求,但其中存在着部分姿态角变化较大等影响液面变化的数据,需要对巡航数据进行平滑处理,剔除飞机姿态剧烈变化的数据。

基于密度的聚类算法(Density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)是一种基于密度的空间聚类算法。该算法将具有足够密度的区域划分为簇,符合巡航状态下飞行参数变化率小的特征。与划分和层次聚类方法不同,它将簇定义为密度相连的点的最大集合,能够把具有足够高密度的区域划分为簇^[13]。DBSCAN将样本划分为外周样本、孤立样本和核心样本。核心样本对应稠密区域内部的点,外周样本对应稠密区域边缘的点,而孤立样本对应稀疏区域中的点。核心样本可以被认为“反应一个架次的核心记录数”,鉴于飞机大部分时间处于平稳飞行状态,核心样本反映飞行参数变化率较小的数据,可用于滑油消耗率的计算。

2.1.1 DBSCAN算法原理

假设样本数据集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, m 为样本个数。

核心样本数(MinPts):在一个邻域的半径内最少需要包含的样本数,如果一个邻域的半径 ϵ 内的相邻样本数大于 MinPts 数则被认为是一个簇,否则将被舍弃。(初始点包含在 MinPts 中)

ϵ 邻域:设 $x_i \in D$, 其邻域为 $N = \{x_i \in D | \text{dis}(x_i, x_j) \leq \epsilon\}$, 其中 $\text{dis}(x_i, x_j)$ 为 x_i 到 x_j 的距离。

Epsilon(ϵ):邻域的最大半径。如果任意两个样本之间的相互距离小于或等于指定的 ϵ , 那么它们将是同一类的。

密度:设 $x_i \in D$, 称 $\rho(x_i) = |N(x_i)|$ 为 x_i 的密度,密度为整数。

核心样本:设 $x_i \in D$, 若其 ϵ 邻域所对应的 $\rho(x_i)$ 中至少包含 MinPts 个样本数据点,则称 x_i 为核心样本,记核心样本的集合为 D_c , 并记 $D_{nc} = D \setminus D_c$ 表示由 D 中所有非核心点构成的集合。

外周样本:若 $x_i \in D_{nc}$, 且 $\exists y \in D$, 满足 $y \in N(x_i) \cap D_c$, 即 x_i 的 ϵ 邻域中存在核心点,则称

x_i 为 D 的外周样本,记所有外周样本集合为 D_{bd} 。

孤立样本:记 $D_{noi} = D \setminus (D_c \cup D_{bd})$, 若 $x_i \in D_{noi}$, 则 x_i 为孤立样本。

密度直达:若 x_i 包含在 x_j 的 ϵ 邻域中,且 x_j 满足核心对象的条件,则可称 x_i 由 x_j 密度直达。

密度可达:对于数据集 D 中 x_i 和 x_j 而言,若存在样本序列 p_1, p_2, \dots, p_t , t 为样本序列个数,满足条件 $p_1 = x_i, p_t = x_j, p_{i+1}$ 由 p_i 密度直达,则可称 x_j 由 x_i 密度可达。并且样本序列中的 p_1, p_2, \dots, p_{t-1} 均需满足核心对象的要求,因此只有是核心对象的样本才能使其他样本密度直达。定义表明密度可达在序列中具有传递性。

密度相连:对于 x_i 和 x_j , 若数据集 D 中存在核心样本 x_k , 并且满足 x_i 和 x_j 均可由 x_k 密度可达,则称 x_i 和 x_j 密度相连。

DBSCAN算法从某个选定的核心点出发,不断向密度可达的区域扩张,从而得到一个包含核心点和边界点的最大化区域,区域中任意两点密度相连。自适应DBSCAN算法是在DBSCAN算法的基础上,基于参数寻优策略对关键参数进行寻优,利用数据集本身的数据分布特性生成待选 ϵ 与 MinPts 参数列表,并根据待选参数生成聚类结果簇数,当聚类结果簇数变化稳定时,将密度阈值最小时所对应的 ϵ 与 MinPts 参数作为最优参数。

2.1.2 平稳飞行状态提取

EEC到RCU的通信数据频率为10 Hz,去除无效数据后采用简单移动平均缩短数据长度,移动窗口为10(1 s)。选择min-max标准化方法处理后的俯仰角变化率、横滚角变化率、高度变化率、马赫数变化率数据作为DBSCAN算法输入字段。

定义15%的数据为巡航数据中的异常值,即孤立样本占总样本15%,此时 $\epsilon = 0.3$, MinPts = 60,轮廓系数为0.67。根据上述步骤从巡航状态数据中寻找平稳飞行状态数据,结果如图4所示,可以看出,DBSCAN算法对巡航数据的清洗具有良好的效果。

2.2 滑油量数据提取规则设计

对于条件(2),为便于快速判断飞机姿态是否满足滑油消耗率计算要求,将通过DBSCAN算法计算的核心样本作为符合规则要求的典型值,定义平稳飞行状态数据在核心样本上下限范围之内,如表2所示。

考虑到相似型号发动机滑油消耗率计算方法是在工程实践中积累的结果,不一定适用于其他型号发动机,有必要对条件(4)和条件(5)做出适量修改。对于条件(4),经过对若干架次巡航阶段的 N_2 数据进行统计分析, N_2 数据分布如图5所示,其中,

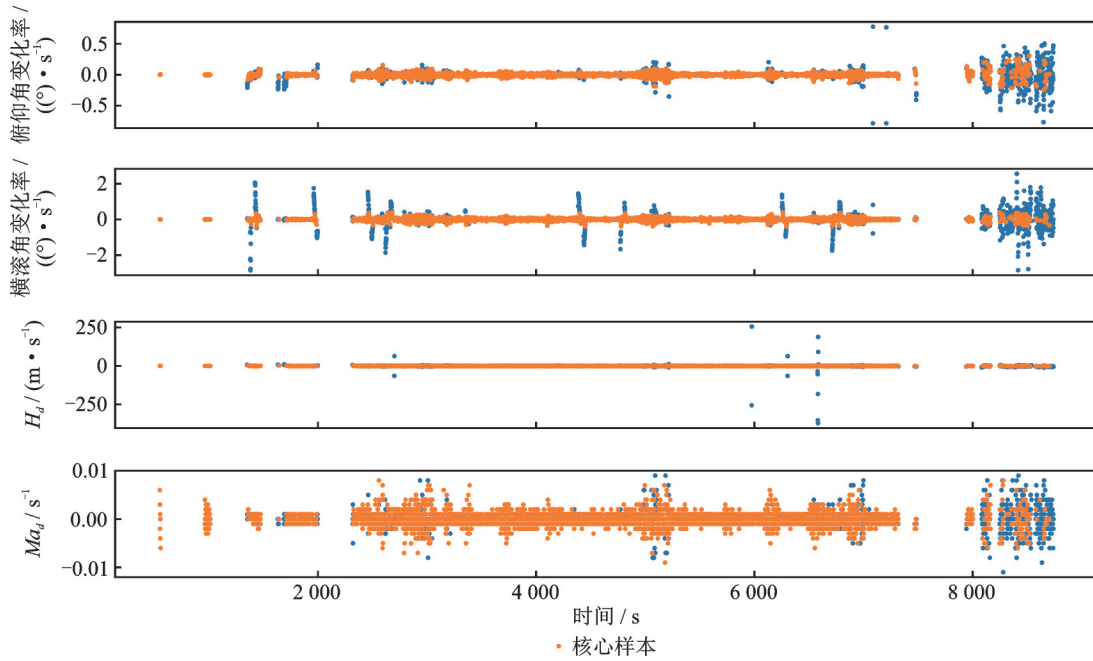


图4 DBSCAN算法对飞行姿态数据清洗结果

Fig.4 Results of DBSCAN algorithm cleaning the flight attitude data

表2 平稳飞行状态参数上下限

Table 2 Upper and lower limits of smooth flight state parameters

字段	$N_x/((^\circ)\cdot s^{-1})$	$N_y/((^\circ)\cdot s^{-1})$	$H_d/(m\cdot s^{-1})$	Ma_d/s^{-1}
上限	0.314	0.583	1	0.009
下限	-0.284	-0.458	-1	-0.007

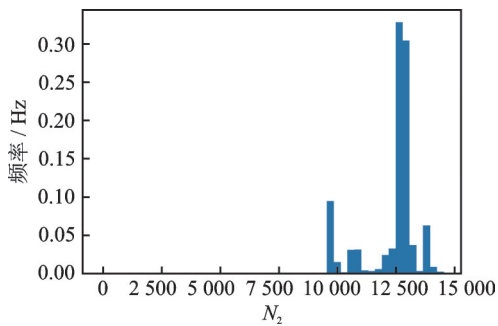


图5 N_2 频率分布直方图

Fig.5 Histogram of frequency distribution of N_2

65%的数据被集中在92%~94%。于是,修改条件(4)为 $92\% \leq N_2 \leq 94\%$ 。

对于条件(5),经过对若干架次巡航阶段的 T_{m2} 数据进行统计分析,如图6所示,65%的数据被集中在95℃以上,而只有17%的数据在100℃以上。修改条件(5)为:滑油回油温度 $T_{m2} \geq 95^\circ\text{C}$ 且持续时间 $\geq 1\text{min}$ 。

经过上述讨论分析,修改后的滑油消耗量数据提取规则如表3所示。

满足上述条件时记录当前时刻下的滑油量。当相邻两个滑油量数据时间差超过5 min时,可以认为飞机状态发生了变化。例如飞机提升或降低

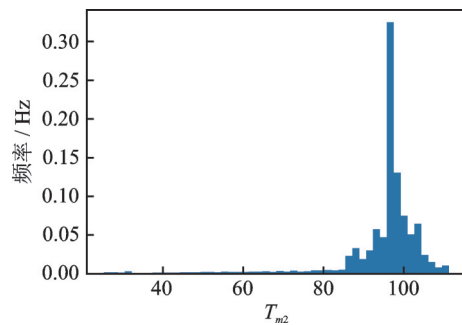


图6 T_{m2} 频率分布直方图

Fig.6 Histogram of frequency distribution of T_{m2}

表3 滑油量数据提取规则

Table 3 Oil quantity data extraction rules

标号	规则	说明
A	姿态要求	飞行姿态满足平稳飞行状态定义
B	N_2 要求	$92\% \leq N_2 \leq 94\%$
C	T_{m2} 要求	$T_{m2} \geq 95^\circ\text{C}$
D	持续时间要求	持续满足上述条件1 min

高度后到达一个新的转速区间,此时滑油箱体内达到新的油气平衡状态^[14],应该重新对滑油量数据进行提取。当一个平稳飞行状态区间时长超过15 min时,对该区间滑油量数据进行拟合得到滑油消耗率。

2.3 滑油消耗率计算

根据2.2节重新设计的滑油量数据提取规则,滑油消耗率计算过程可分为两个阶段:第1步,提取满足 N_2 和 T_{m2} 要求的平稳飞行状态数据;第2步,对平稳状态下滑油量进行拟合。图7描述了滑油量数据提取与滑油消耗率计算流程。

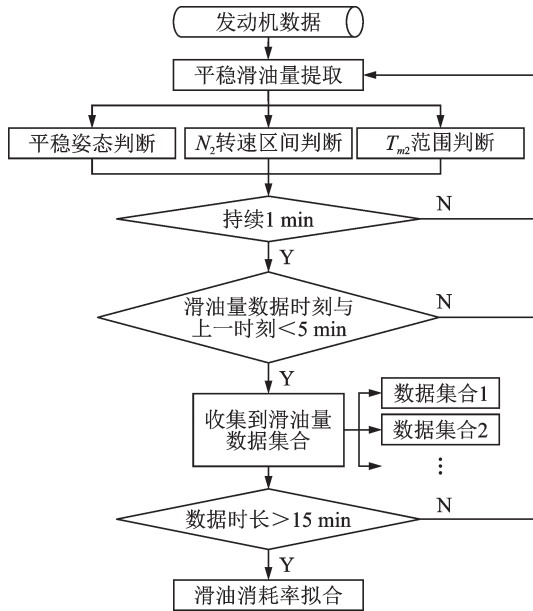


图 7 滑油量数据提取与滑油消耗率计算流程

Fig.7 Flow of oil quantity data extraction and oil consumption rate calculation

需要注意的是,当收集到的滑油量数据时刻与上一个滑油量数据时刻之间超过 5 min 时,之后收集的滑油量数据在一个新的滑油量拟合数据集合中。由于滑油量的消耗是一个缓慢的过程,对时间短于 15 min 的数据不进行拟合计算。

针对同一架次,飞机在不同的飞行状态下滑油消耗率水平不同。下面给出两个案例,分别计算一个架次中有一段平稳飞行状态数据和一个架次中两段平稳飞行状态数据下的滑油消耗率。

2.3.1 实例分析 1

根据图 7 流程对图 3 滑油量数据进行处理得到平稳飞行状态下的滑油消耗量数据,该架次只包含一个巡航阶段,滑油量数据清洗结果如图 8 所示。

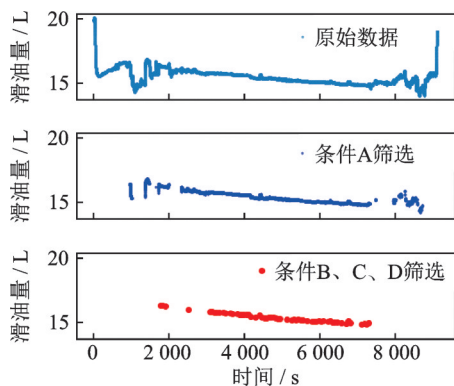


图 8 算例 1 平稳飞行状态滑油量筛选结果

Fig.8 Oil quantity screening results in steady flight condition for case 1

由图 8 可知,表 3 中的条件 A 姿态要求不能完全剔除持续的滑油量不稳定数据,经条件“持续满足上述条件 1 min”筛选后,滑油量数据较平稳,能够进行滑油消耗率的计算。经筛选后的滑油量数

据近似符合一次线性函数,对其进行最小二乘法拟合如图 9 所示。

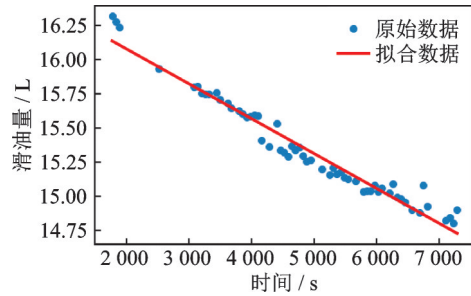


图 9 算例 1 滑油消耗量拟合

Fig.9 Oil consumption fitting for case 1

使用 R^2 评估回归模型的拟和优度为 0.96。拟合直线斜率即滑油消耗率,单位转换后滑油消耗率为 0.919 L/h,此滑油消耗率反映该平稳飞行状态下平均滑油消耗率。

2.3.2 实例分析 2

根据图 7 流程对某架次数据进行处理,该架次包含两个工况不同的巡航阶段,滑油量数据清洗结果如图 10 所示。

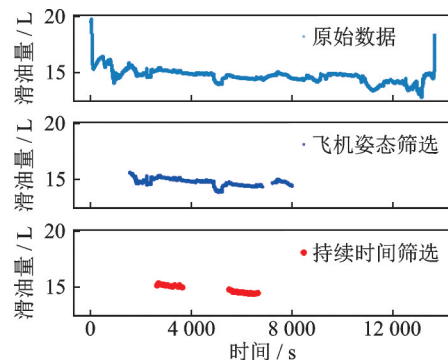


图 10 算例 2 平稳飞行状态滑油量筛选结果

Fig.10 Oil quantity screening results in steady flight condition for case 2

图 10 中两段滑油消耗量数据分别对应飞行高度不同的两个平稳飞行阶段,分别进行拟合得到图 11。

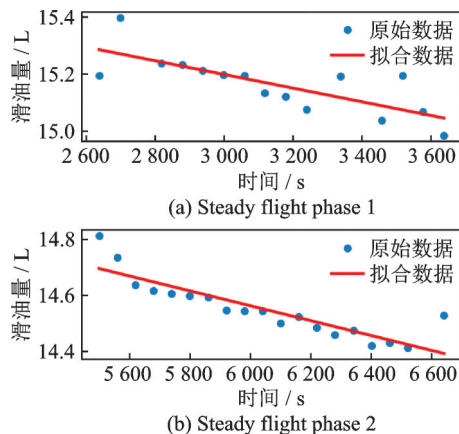


图 11 算例 2 滑油消耗率拟合

Fig.11 Oil consumption fitting for case 2

拟合优度分别为0.59和0.77。拟合直线斜率即滑油消耗率,单位转换后滑油消耗率分别为0.864 L/h和0.953 L/h。

3 基于多层感知器的滑油消耗率预测

3.1 滑油消耗率数据准备

由于滑油箱内的滑油在短时间内消耗量很少,滑油消耗率计算规则要求两次采集滑油量时间大于15 min。为了计算某一飞行状态下的滑油消耗率,该飞行状态需要持续15 min以上,根据表3提取该状态滑油量数据后进行拟合得到滑油消耗率。在实际航后数据处理,由于飞行任务不同,图7中持续15 min的平稳飞行状态要求很难满足。

针对此问题,采用神经网络算法建立飞行状态参数与滑油消耗率的关系。

根据本文提出的滑油消耗率计算方法,对100架次数据进行分析,得到飞行状态参数与滑油消耗率数据如表4所示,每个架次可获得样本数在1~3之间,如算例2有两个平稳飞行阶段,得到两个样本。共得到167个样本,平均拟合优度为0.86。每个样本取滑油消耗量采集时刻飞行状态参数的中位数,如算例1采集到58个滑油量样本,即58个高度样本,取高度中位数代表该工况下的高度。

与滑油消耗率相关的数据有两类,一类是反映飞行状态的数据: $P_0, T_1, H, Ma, N_2, N_1, T_{25}, T_5, N_x, N_y$;另一类是滑油系统参数: P_m, T_{m1}, T_{m2} 。本文采用这13个参数作为样本字段。表4中 G_m 为滑油消耗率。

表4 不同飞行状态下的滑油消耗率数据表

Table 4 Oil consumption data under different flight conditions

样本	P_0	T_2	H	Ma	N_2	N_1	T_{25}	T_5	N_x	N_y	P_m	T_{m1}	T_{m2}	$G_m / (L \cdot h^{-1})$
1	46.430	266.031	5 001.0	0.507	12 795.5	3 574.75	323.797	442.500	2.338	0.208	327.563	82.266	96.672	0.437
2	46.414	266.594	5 002.5	0.525	12 886.5	3 633.25	326.031	442.875	2.002	0.046	329.500	81.156	97.531	0.520
3	30.727	251.531	7 871.5	0.728	13 047.0	3 963.50	328.688	444.313	1.135	-0.006	331.250	76.266	98.188	0.716
4	33.563	250.438	7 380.5	0.683	13 070.0	4 022.00	329.484	425.313	1.343	-0.150	328.500	76.781	98.297	0.993
5	33.563	253.625	8 087.0	0.691	13 111.5	4 043.50	330.969	438.938	1.389	-0.003	329.313	78.797	98.891	1.144

3.2 特征提取

表4中有13个特征参数,特征参数中冗余属性携带的信息会干扰神经网络中输入矩阵在隐含层神经元的拟合过程。因此引入主成分分析(Principal components analysis, PCA)算法对每个阶段的13维属性进行分析处理,筛选出影响预测精度的主成分影响因子,降低冗余属性对网络预测的干扰,提高预测模型的性能,通过PCA算法计算属性的特征值、贡献率和累计贡献率,结果如表5所示。

PCA处理后属性集依然会存在一定的信息损失,为了尽可能保证降维后滑油监控数据特征信息的完整性,本文取表5中前8维属性作为特征参数,此时其累计贡献率达到99.750 8%,满足属性完整性需求。前8维属性中,大气压力、进气总温、高度和马赫数影响了发动机的工作环境和负荷,从而直接影响滑油消耗率^[15]。而高压转子转速、低压转子转速、高压压气机进口总温和低压涡轮出口总温则与发动机的功率输出和效率密切相关,它们的变化也会对滑油消耗率产生显著影响。

3.3 多层感知器

多层感知器(Multi-layer perception, MLP)是

表5 属性特征值、贡献率和累计贡献率

Table 5 Attribute eigenvalue, contribution rate and cumulative contribution rate

属性	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
P_0	8.574 51	65.562 80	65.562 8
T_2	1.675 02	12.807 70	78.370 5
H	1.154 15	8.824 95	87.195 4
Ma	0.679 99	5.199 37	92.394 8
N_2	0.572 62	4.378 40	96.773 2
N_1	0.233 27	1.783 68	98.556 9
T_{25}	0.099 74	0.762 66	99.319 5
T_5	0.056 40	0.431 23	99.750 8
N_x	0.011 63	0.088 91	99.839 7
N_y	0.010 47	0.080 08	99.919 8
P_m	0.004 92	0.037 65	99.957 4
T_{m1}	0.004 65	0.035 59	99.993 0
T_{m2}	0.000 92	0.007 01	100

一种基本的前馈神经网络模型,由多个神经元组成的多层结构。每个神经元接收上一层的输出,并通过激活函数进行处理,传递到下一层。它通过多次调整参数,逐渐提高预测准确性^[16]。

首先对隐藏层神经元个数进行设置,分别设置第 1 层和第 2 层隐藏层神经元个数为 M 和 N ,记为 $M-N$,依次取值为 50-0、100-0、50-50、150-150。不同隐藏层层数与不同神经元个数下,各测试点的相对误差如图 12 所示。当神经元个数设置为 100-100 时,各测试点的相对误差较低,在 $[-12\%, 14\%]$ 范围之内。

接下来对神经网络参数进行设置。激活函数

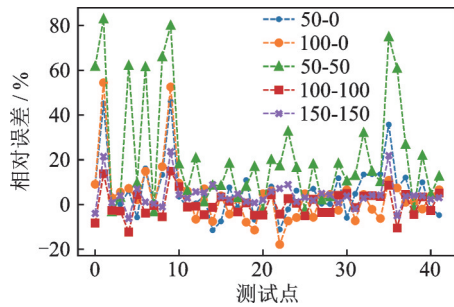


图 12 不同卷积层和神经元个数下测试集相对误差
Fig.12 Relative errors of test set under different convolutional layers and number of neurons

可选 {identity, logistic, tanh, relu}, 权重优化器可选 {lbfgs, sgd, adam}, 学习率可选 {constant, invscaling, adaptive}。其中学习率用于权重更新,只有当权重优化器为 sgd 时使用。激活函数-权重优化器-学习率共 20 种组合。每种参数组合与组合下的样本相对误差最大值、最小值以及均方误差如图 13 所示。其中参数组合为 relu-lbfgs-constant 时,测试集样本相对误差在 $[-3.72\%, 3.41\%]$ 范围内,均方误差为 0.90%, 平均绝对百分比误差为 1.15%。从图 13 可以看出,误差较小的参数组合中,lbfgs-constant 组合总是成对出现。选择 ReLU 作为激活函数能够更好地学习数据中的复杂模式,同时避免梯度消失问题;lbfgs 优化器对相对较小的神经网络非常有效;学习率选择 constant 时,意味着学习率保持不变,这有助于保持训练的稳定性 and 收敛性^[17]。因此,ReLU-lbfgs-constant 参数组合能够最有效地预测航空发动机滑油消耗率。预测值与实际值的对比如图 14 所示。

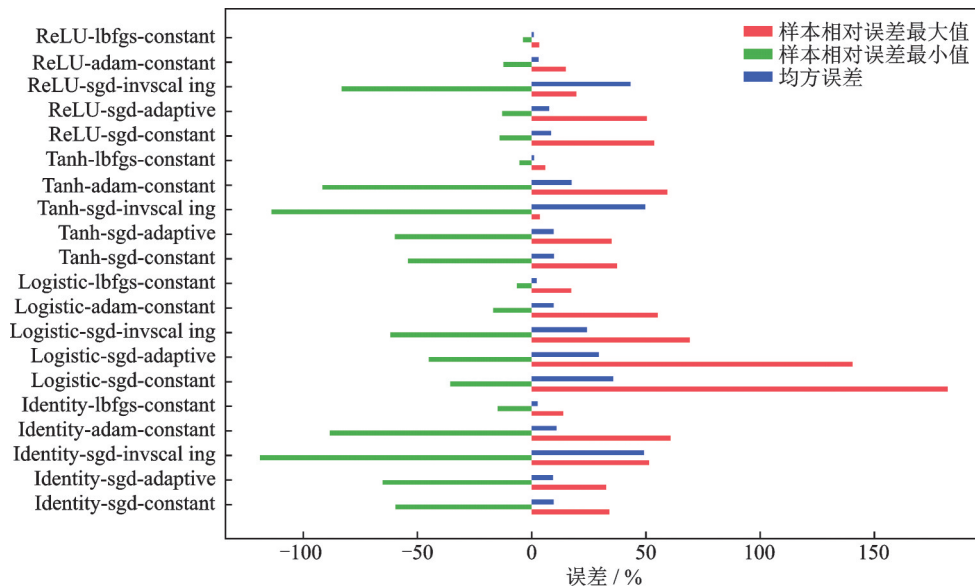


图 13 不同参数下测试集相对误差最大值、最小值和均方误差
Fig.13 Maximum, minimum and mean square error of relative error of test set under different parameters

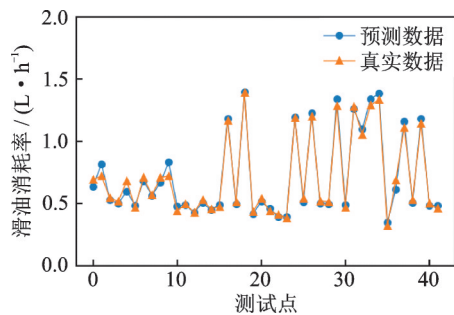


图 14 预测值与实际值对比
Fig.14 Comparison of the predicted value with the actual value

4 结 论

(1) 本文修改了一种滑油消耗量数据提取方法和滑油消耗量计算方法。结果表明,DBSCAN 算法对平稳飞行状态数据具有良好的筛选效果,但是并不能剔除持续的滑油量不稳定数据;经过条件“持续满足上述条件 1min”筛选后,滑油量数据具有一次线性特征,通过最小二乘法拟合进行滑油消耗率的计算,平均拟合优度为 0.86。

(2) 本文提出了一种基于 MLP 的滑油消耗率预测模型。通过 PCA 算法选择关键特征参数,通

过MLP对滑油消耗率进行预测,使用网格搜索法寻找最优参数后,平均绝对百分比误差为1.15%,满足工程实践的要求。

参考文献:

- [1] 张宁宁. 基于机器学习的航空发动机滑油系统状态监测研究[D]. 沈阳:沈阳航空航天大学, 2022.
ZHANG Ningning. Research on condition monitoring of aero-engine lubricating oil system based on machine learning[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2022.
- [2] 张金柱, 宗兆科. 发动机滑油消耗率监控的精益管理[J]. 航空维修与工程, 2015(1): 98-100.
ZHANG Jinzhu, ZONG Zhaoke. Lean management of engine oil consumption rate monitoring[J]. Aviation Maintenance and Engineering, 2015(1): 98-100.
- [3] PENG Q, GUO Y Q, SUN H. Modeling and fault diagnosis of aero-engine lubricating oil system[C]//Proceedings of 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China: IEEE, 2018: 5907-5912.
- [4] 莫凡臣. 航空发动机滑油箱油量实时测量的方法研究[D]. 沈阳:沈阳航空航天大学, 2015.
MO Fanchen. Research on the method of real-time measurement of oil quantity in aero-engine lubricating oil tank[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2015.
- [5] OHANIAN O J. Mass properties calculation and fuel analysis in the conceptual design of uninhabited air vehicles[D]. Blackburg, USA: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2003.
- [6] 孙尧, 刘繁, 宋涵, 等. 飞机油量监测技术研究进展[J]. 飞机设计, 2023, 43(6): 64-73.
SUN Yao, LIU Yi, SONG Han, et al. Research progress on aircraft oil quantity monitoring technology[J]. Aircraft Design, 2023, 43(6): 64-73.
- [7] 石峰. 航空发动机润滑系统设计的建模仿真研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2019.
SHI Feng. Modeling and simulation study on the design of aircraft engine lubrication systems[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.
- [8] 瞿红春, 高鹏宇, 朱伟华, 等. 基于NRS-CNN的民航发动机滑油消耗量预测[J]. 中国民航大学学报, 2021, 39(5): 16-21.
QU Hongchun, GAO Pengyu, ZHU Weihua, et al. Prediction of civil aviation engine oil consumption based on NRS-CNN[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2021, 39(5): 16-21.
- [9] 全红兵, 甘力中. 基于卡尔曼滤波的CFM56-7B发动机滑油消耗异常监控方法[J]. 航空维修与工程, 2021(1): 33-35.
QUAN Hongbing, GAN Lizhong. Anomaly monitoring method of CFM56-7B engine oil consumption based on kalman filtering[J]. Aviation Maintenance and Engineering, 2021(1): 33-35.
- [10] 丁凯. 基于群智能优化神经网络的发动机滑油消耗预测[D]. 天津:中国民航大学, 2022.
DING Kai. Engine oil consumption prediction based on swarm intelligence optimized neural networks[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2022.
- [11] WU J, HU C, SUN C, et al. Aircraft flight regime recognition with deep temporal segmentation neural network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 120: 105840.
- [12] 王岩鹏, 井万里, 任明阳. 航空发动机滑油箱测量原理及实现[J]. 工业仪表与自动化装置, 2021(4): 131-134.
WANG Yanpeng, JING Wanli, REN Mingyang. Principles and implementation of aviation engine oil tank measurement[J]. Industrial Instrumentation and Automation Devices, 2021(4): 131-134.
- [13] JADIDI M. Modeling vessel behaviours by clustering ais data using optimized DBSCAN[J]. Sustainability, 2021, 13: 8162.
- [14] 聂学伟, 张维访, 张波, 等. 利用多项式拟合测量飞机油箱油量[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(10): 3333-3337.
NIE Xuewei, ZHANG Weifang, ZHANG Bo, et al. Measurement of aircraft oil tank volume using polynomial fitting[J]. Computer Measurement and Control, 2015, 23(10): 3333-3337.
- [15] DEMAISON F, MASSOT G, MASSE J R, et al. Method and system for monitoring the level of oil contained in a tank of an aircraft engine: US13/641743 [P]. 2013-08-22.
- [16] WU J, YANG F, HU W. Unsupervised anomalous sound detection for industrial monitoring based on Arc-Face classifier and gaussian mixture model[J]. Applied Acoustics, 2023, 203: 109188.
- [17] OOI B, LIM J W, LIEW S, et al. Remote operation status tracking for manufacturing machines via sound recognition using IoT[C]//Proceedings of 2022 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Ottawa, Canada: IEEE, 2022: 1-6.