

# 基于 RF-SVR 的燃油计量装置性能衰退检测和 剩余寿命估计方法

来晨阳, 郭迎清, 于华锋

(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072)

**摘 要:** 为了实现航空发动机燃油系统的安全状态监测和健康管理,开展了燃油系统性能衰退检测和剩余使用寿命估计方面的研究。以燃油系统燃油计量装置为例,分析了其主要的性能衰退模式,设计了基于电流-速度数据的健康指标(HIs)选取方案,并考虑环境及模型参数不确定性,进行模型不确定性仿真,基于健康数据与性能衰退数据间的马氏距离对部件性能衰退进行检测。提出了基于随机森林-支持向量回归(RF-SVR)的剩余使用寿命(RUL)估计方法,利用通过 RF 特征选择优化的 SVR 模型实现部件 RUL 估计。最后基于某型民用涡扇发动机机械液压模型仿真数据对该方法进行了验证,结果表明:该方法的性能衰退检测虚警率及漏报率低于 2%,RUL 估计误差低于 3%,可为航空发动机燃油系统的预测性维护提供参考。

**关 键 词:** 发动机燃油系统; 健康管理; 性能衰退; 随机森林-支持向量回归; 剩余使用寿命

**中图分类号:** V233.7

**文献标志码:** A

## Fuel metering unit performance degradation detection and remaining useful life estimation method based on RF-SVR

LAI Chenyang, GUO Yingqing, YU Huafeng

(School of Power and Energy,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** In order to realize the safety state monitoring and health management of the aero-engine fuel system, the fuel system performance degradation detection and remaining useful life estimation was researched. Taking the fuel system fuel metering device as an example, the main performance degradation mode was analyzed. The health indicators (HIs) selection scheme based on current-speed data was designed. Considering the uncertainty of environment and model parameters, the model uncertainty simulation was carried out. The component performance degradation was detected based on the Mahalanobis distance between the healthy data and the performance degradative data. A remaining useful life (RUL) estimation method based on random forest-support vector regression (RF-SVR) was proposed. The component RUL estimation was realized by SVR model optimized by RF feature selection. Finally, the method was validated based on the simulation data of a certain type of civil turbofan engine mechanical hydraulic model. The results show that the performance of the method has a false alarm rate and a false negative rate of less than 2%, and the RUL estimation error is less than 3%. This provides a reference for predictive maintenance of aero engine fuel systems.

**收稿日期:** 2018-10-25

**作者简介:** 来晨阳(1995—),男,硕士生,主要从事航空发动机燃油系统健康管理技术研究。

**引用格式:** 来晨阳,郭迎清,于华锋. 基于 RF-SVR 的燃油计量装置性能衰退检测和剩余寿命估计方法[J]. 航空动力学报, 2019, 34(7): 1624-1632. LAI Chenyang, GUO Yingqing, YU Huafeng. Fuel metering unit performance degradation detection and remaining useful life estimation method based on RF-SVR[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(7): 1624-1632.

**Key words:** engine fuel system; health management; performance degradation; random forest-support vector regression; remaining useful life

在民用航空发动机行业,提升产品的可用性(availability)至关重要。发动机部件故障,失效导致的紧急维修所浪费的人力物力都为航空公司的运转带来了严重的经济损失。尤其当客机停靠在缺乏维修设备和人员的机场时,航班的长时间延误、人力物力调度产生的费用会成倍增加,因此民用涡扇发动机 PHM(prognostics and health management)系统的研发已成为民用发动机制造商所要面临的一项重要任务<sup>[1-3]</sup>。而燃油系统作为航空发动机控制系统的核心组成部分,其性能直接影响发动机的正常工作,甚至影响飞机的安全性和可靠性<sup>[4]</sup>。燃油系统部件在高温高压燃油的冲击下运转,工作环境恶劣,易发生性能衰退以及失效等故障情况,轻则导致航班延误和取消(D&C),重则导致运行中的发动机失控,为飞机的安全运行带来了极大隐患。因此,有必要对航空发动机燃油系统的健康管理技术进行研究<sup>[5]</sup>。

目前,国内外针对航空发动机燃油系统健康管理技术的研究披露不多。国内方面,文献<sup>[6]</sup>基于机理分析建立了发动机燃油系统的数学模型,并利用模型计算值与传感器反馈值作差,将差值与阈值进行比较以实现燃油系统各部件的故障诊断,这种方法强烈依赖于系统模型,受限于模型精度,鲁棒性较差<sup>[6]</sup>;文献<sup>[7-8]</sup>基于燃油计量装置模型来判断计量装置及其传感器是否发生故障,并基于发动机逆模型来对故障进行定位,实现了燃油计量装置故障和线性可变差动变压器(LVDT)传感器故障的隔离,但该方法未考虑环境不确定性对系统的影响,依赖于固定的燃油计量装置数学模型,易出现误诊、漏诊等现象<sup>[7-8]</sup>;文献<sup>[9]</sup>基于卡尔曼滤波器设计了主燃油计量装置故障残差生成器,并对作动筒卡滞、电液伺服阀卡滞和漂移故障进行了仿真验证,有效降低了故障误报率和漏报警率,但该方法对于计量装置磨损、泄漏等性能衰退情况的诊断无能为力<sup>[9]</sup>。

国外方面,法国斯奈克玛公司研究小组对民用涡扇发动机燃油系统健康管理技术进行了系统的研究,Lamoureux 等人对民用涡扇发动机燃油系统的主燃油泵、燃油计量装置等部件的失效模式分析、健康指标选取做出了细致的工作,并基于 SVR-Kriging 方法构建了燃油系统代理模型,在考虑环境和结构不确定性的情况下,对健康指标

体系进行了验证<sup>[10]</sup>。

本文以国外在民用涡扇发动机燃油系统健康管理方面的研究为基础,针对我国某型号民用涡扇发动机,以燃油系统关键部件燃油计量装置为例,从性能衰退模式分析、健康指标选取、性能衰退检测、剩余寿命估计等方面开展了健康管理技术研究,提出了基于马氏距离的性能衰退检测方法和基于 RF-SVR 的剩余使用寿命估计方法,并基于该型号发动机燃油系统模型进行了仿真验证,验证了该方法的有效性。该方法在考虑环境不确定性因素的情况下,提出了对于性能衰退具有高敏感度的健康指标,同时,可基于健康指标数据对计量装置的剩余使用寿命进行预测,以实现燃油系统的预测性维护,提高航班运行的安全性,并降低民航航班的运营成本。

## 1 性能衰退模式分析

燃油计量装置(fuel metering unit, FMU)是航空发动机燃油系统的核心组成部分,承担着供给发动机燃烧室计量燃油的重要任务,对航空发动机的性能有着直接影响<sup>[11]</sup>。因此,本文以燃油计量装置为例,开展健康管理方面的研究。

FMU 由电液伺服阀、计量活门、压差控制组件构成,压差控制组件可以保证燃油计量活门出油孔前、后压差不变,使得计量活门出口的燃油流量仅由计量活门的开度面积决定,实现燃油流量输出的精确控制<sup>[12]</sup>。FMU 控制结构如图 1 所示。

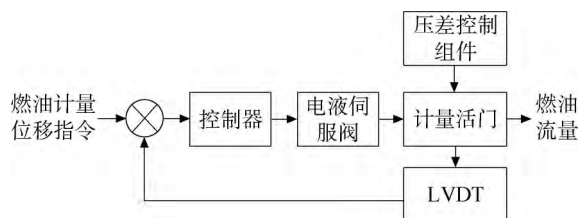


图 1 FMU 控制结构

Fig. 1 FMU control structure

航空发动机燃油计量装置本质为机械液压控制机构,随着设备服役时间的增长,计量活门、电液伺服阀等部件均会发生不同程度的性能衰退<sup>[13]</sup>。燃油计量装置常见性能衰退模式汇总见表 1。

表 1 燃油计量装置性能衰退模式  
Table 1 FMU performance degradation mode

部件	性能衰退模式
计量活门	内泄漏、外泄漏、 静摩擦增大、动摩擦增大
电液伺服阀	零偏增大、零偏减小

2 健康指标选取

FMU 是由电液伺服阀、计量活门、压差控制组件构成的电液执行机构,通常,电液伺服阀的流量增益曲线可以直观的反映出电液执行机构的性能变化情况,但在航空发动机燃油系统中,电液伺服阀未配置有流量传感器,无法从可测信号直接监测电液执行机构的性能变化情况。

针对该问题,本文参考国外此方面的研究提出了基于电流-速度曲线的性能监测方法。实际工程中,电液执行机构计量活门作动速度与电液伺服阀输出流量间遵循以下正比例关系:

$$Q = VS \quad (1)$$

式中  $Q$  为电液伺服阀输出流量,  $V$  为计量活门作动速度,  $S$  为伺服油与计量活门的作用面积。

由于 FMU 未配置速度传感器,计量活门作动速度可通过对 LVDT 传感器输出的位移信号进行微分运算获得,因此可通过监测其速度变化间接反映电液伺服阀的流量变化,进而反映 FMU 的性能变化。

为了得到接近真实工况下的运行数据,本文基于 AMESim-Matlab 联合仿真方法,考虑环境参数及模型参数的不确定性<sup>[14]</sup>,见表 2,进行蒙特卡洛仿真,得到电流-速度数据,如图 2 所示,并对其平滑处理和分段线性拟合,如图 3 所示,得到电流-速度增益曲线。

基于图 4 中的 FMU 电流-速度增益曲线,定

表 2 模型不确定性参数  
Table 2 Model uncertainty parameter

参数	不确定性分布 ( $\mu, \sigma$ )
燃油温度/℃	(40, 15)
等效质量/kg	(1.15, 0.06)
伺服阀固有频率/Hz	(30, 0.5)
计量活门直径/mm	(35, 0.5)
摩擦因数/(N/(m/s))	(100, 1.5)

义了 8 项反映 FMU 系统特征的健康指标,见表 3。并基于燃油系统模型,注入内泄漏和外泄漏两种性能衰退模式,观测其电流-速度曲线变化情况,见图 5。

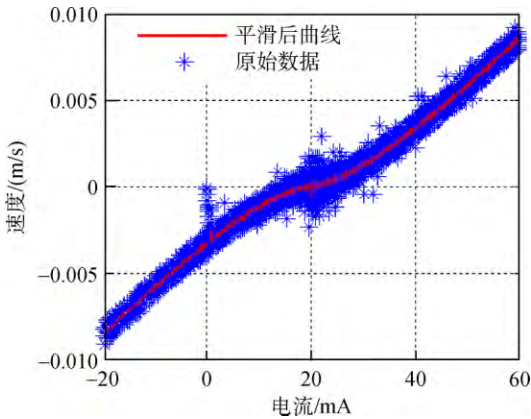


图 2 数据曲线平滑

Fig. 2 Data curve smoothing

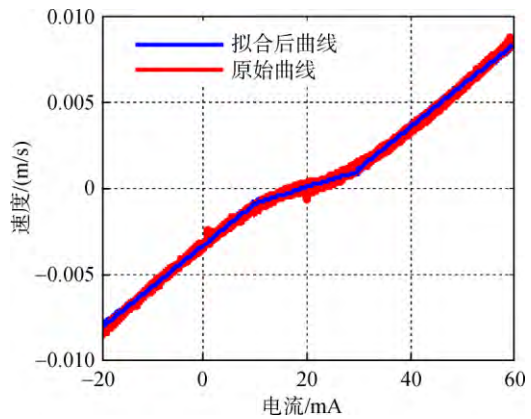


图 3 数据曲线拟合

Fig. 3 Data curve fitting

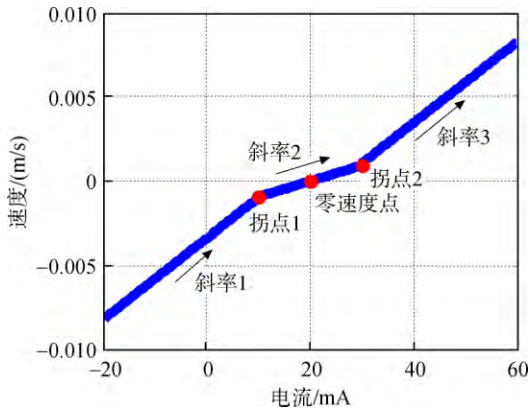


图 4 健康指标选取

Fig. 4 Health indicators selection

表 3 FMU 健康指标  
Table 3 FMU health indicators

健康指标	符号
拐点 1 横坐标	$X_1$
拐点 1 纵坐标	$Y_1$
拐点 2 横坐标	$X_2$
拐点 2 纵坐标	$Y_2$
零速度点横坐标	$X_{v0}$
斜率 1	$S_1$
斜率 2	$S_2$
斜率 3	$S_3$

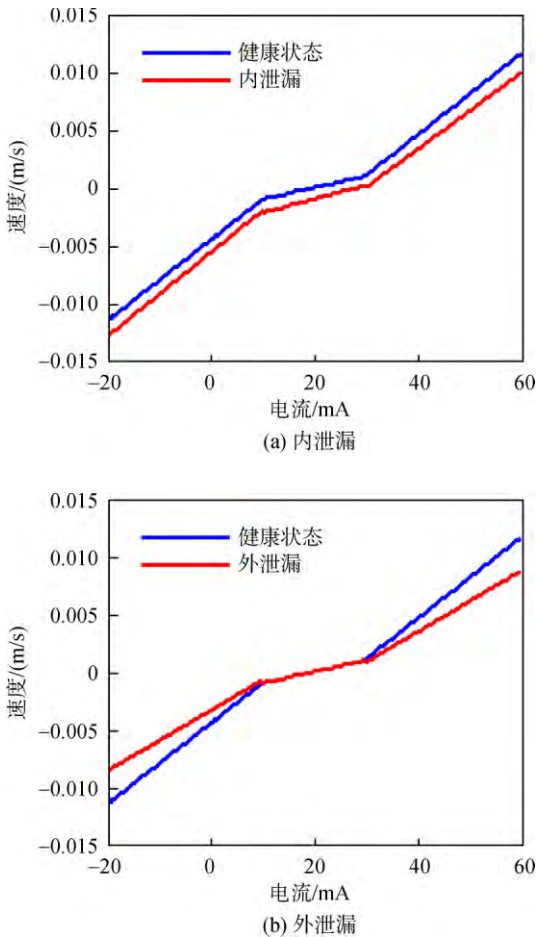


图 5 内/外泄漏情况电流-速度曲线  
Fig. 5 Current-speed curve of internal/external leakage

3 性能衰退检测

随着燃油系统服役时间的增长,其关键部件会发生不同程度的性能衰退,为了对燃油系统的健康状态进行监视和管理,需要首先对其部件的运行状态进行检测,确定其是否发生性能衰退,当

检测出部件性能衰退时,再对其剩余使用寿命进行估计,进而对燃油系统的视情维修决策提出建议。

3.1 基于马氏距离的性能衰退检测方法

3.1.1 全局异常参数构建

为了对燃油系统部件的性能衰退进行检测,需根据部件的健康指标构建部件全局异常参数( $G_Z$ )。

首先基于蒙特卡洛仿真,得到燃油系统各部件健康状态下的健康指标数据,计算得到其高斯分布参数

$$M(i) = [\mu_i^{\text{health}} \quad \sigma_i^{\text{health}}] \tag{2}$$

式中  $\mu_i^{\text{health}}$  为第  $i$  个健康指标健康状态下的均值,  $\sigma_i^{\text{health}}$  为第  $i$  个健康指标健康状态下的标准差。

当得到部件的实测健康指标值后,基于如下公式计算其对应的异常参数:

$$Z_i = \frac{H_i - \mu_i^{\text{health}}}{\sigma_i^{\text{health}}} \tag{3}$$

式中  $H_i$  为提取的第  $i$  个健康指标值,  $Z_i$  为该指标对应的异常参数值,计算每个健康指标对应的异常参数值得到该部件对应的异常参数向量  $Z$ 。

$$Z = [Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n] \tag{4}$$

通过计算当前状态下异常参数向量与健康状态下异常参数向量样本集间的马氏距离,得到全局异常参数  $G_Z$ ,其构建流程如图 6 所示。

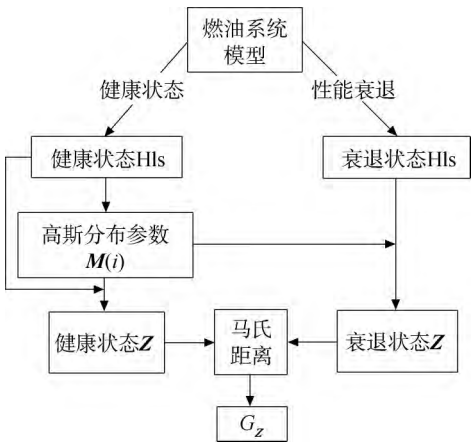


图 6 全局异常参数构建原理  
Fig. 6 Global exception parameter construction principle

3.1.2 检测阈值的选取

获得燃油系统部件的全局异常参数后,将其数值与阈值  $T$  进行比较,当全局异常参数值超限时即认为部件发生了性能衰退,在此过程中,阈值大小的选取尤为重要,通常基于如下公式进行计算:

$$T = u + As \tag{5}$$

式中  $u$  为健康状态下部件的全局异常参数均值,  $s$  为其标准偏差, 系数  $A$  的大小结合实际数据和工程需要确定。

3.2 FMU 性能衰退检测

由于篇幅限制, 本文主要考虑计量活门内泄漏和外泄漏两种性能衰退模式, 基于蒙特卡洛仿

真方法得到 FMU 全局异常参数  $G_z$  在健康状态下, 计量活门内泄漏及外泄漏的分布情况, 如图 7 所示。

根据其全局异常参数分布进行分析, 当  $A$  取不同值时, 性能衰退检测算法的漏报率和虚警率表现见表 4, 为了最大化检测算法的性能, FMU 的检测阈值系数取为 3。

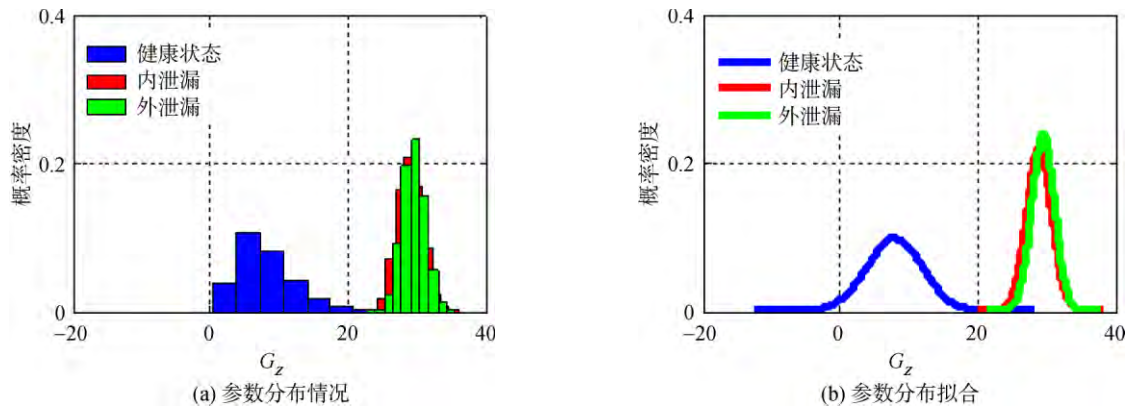


图 7 FMU 全局异常参数分布  
Fig. 7 FMU global exception parameter distribution

表 4 FMU 性能衰退检测  
Table 4 FMU performance degradation detection

A	内泄漏		外泄漏		A	内泄漏		外泄漏	
	虚警率/%	漏报率/%	虚警率/%	漏报率/%		虚警率/%	漏报率/%	虚警率/%	漏报率/%
0	43.15	0.08	42.99	0.04	3	1.06	0.35	0.97	0.52
1	15.53	0.07	15.26	0.03	4	0.13	8.79	0.11	8.35
2	4.18	0.11	4.34	0.12	5	0.04	35.77	0.04	51.05

4 剩余使用寿命估计

4.1 随机森林与支持向量回归简介

4.1.1 随机森林

随机森林(random forest, RF)是由 Breiman 在 2001 年提出的一种基于分类树的模式识别算法, 通过对大量分类树的汇总提高了模型的预测精度<sup>[12]</sup>。随机森林模型本质是由大量决策树  $\{h(x, \theta_k; k=1, 2, 3, \dots)\}$  所构成的分类器, 其中  $\theta_k$  是相互独立且同分布的随机向量, 最终由所有决策树结果进行投票得到随机森林的输出结果<sup>[15]</sup>。随机森林的具体实现流程为:

1) 基于 Bootstrap 重采样方法, 随机森林每次从原始训练样本集中抽取 63.2% 的样本生成一个子样本集, 而每个子样本集对应一棵分类树。

而剩余未被抽中的样本即为袋外数据(out-of-bag, OOB), OOB 误差数据被用来评估分类器的分类正确率。

2) 基于单个子样本集, 生成单棵分类树。在树的每个节点处, 从样本的  $M$  个特征向量中随机挑选  $m$  ( $m < M$ ) 个特征向量, 通常取  $m = \text{int}(\sqrt{M})$ , 即  $m$  取  $\sqrt{M}$  的向下整数。并使每棵分类树充分生长, 而不进行剪枝, 直至每棵树能够准确分类训练集或分类属性被用尽。

3) 在测试阶段, 随机森林模型基于投票原则对每棵分类树的分类结果进行汇总。即

$$C_p = \arg \max \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I \left( \frac{n_{h_i, c}}{n_{h_i}} \right) \right] \tag{6}$$

式中  $N$  为森林中决策树的数目,  $I \left( \frac{n_{h_i, c}}{n_{h_i}} \right)$  为示性



函数,  $n_{h_i,c}$  为树  $h_i$  对类  $c$  的分类结果,  $n_{h_i}$  为树的叶子节点数。

此外, OOB 误差除体现分类精度外, 也可用于计算特征重要性评分 (VIM) [16-17]。在每棵决策树得到 OOB 误差后, 对于每一个参与决策树运算的特征变量, 保持其他特征取值不变, 将该特征变量袋外数据取值随机打乱, 重新计算决策树的 OOB 误差。所有决策树两类 OOB 误差的差值和的百分比即为被打乱特征的 VIM。

#### 4.1.2 支持向量回归

支持向量回归 (support vector regression, SVR) 是支持向量机在回归问题上的一种推广。SVR 将原始样本集特征向量从低维空间映射至高维空间, 并基于高维空间对样本集进行回归分析 [18], 其回归函数为

$$f(x) = w\varphi(x) + b \quad (7)$$

式中  $w$  为权值向量,  $\varphi$  为映射隐函数,  $x$  为原始空间中的特征向量,  $b$  为偏置。为了求解  $w$  和  $b$ , 建立最小化函数如下:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N |f(x_i) - y_i| \quad (8)$$

式中  $C$  为惩罚系数,  $N$  为训练样本个数,  $x_i$  为第  $i$  个训练样本的特征向量,  $f(x_i)$  为第  $i$  个样本的预测值,  $y_i$  为第  $i$  个训练样本的真实值。

在支持向量回归问题中, 不需要求解式 (2) 的具体表达式, 而是基于核函数展开定理对其进行近似处理, 本文采用径向基函数作为其核函数 [19]。

#### 4.2 基于 RF-SVR 的 RUL 预测

本文提出结合随机森林分类模型和支持向量回归的联合算法基于部件健康指标数据对其剩余使用寿命进行估计, 算法流程见图 8。首先, 基于燃油系统模型获取各部件在发生不同种性能衰退时的健康指标数据, 并计算其异常参数向量  $Z$  及其性能衰退类别标签 ( $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n, S$ ), 作为样本集对随机森林进行训练, 生成随机森林分类器, 用以识别部件当前发生了何种性能衰退模式。

为了进一步预测部件在该性能衰退模式下的剩余寿命, 需要对当前的性能衰退程度进行估计, 因此基于 SVR 建立部件异常参数向量与当前性能衰退程度间的回归模型。采用基于随机森林特征选择算法, 提取健康指标中的关键特征, 作为回归模型参数。其实现方法为: 基于燃油系统模型仿真某种性能衰退模式下不同衰退程度的健康指标数据, 将各健康数据及其性能衰退程度标签作为样本集, 输入随机森林模型进行训练, 得到该种性能衰退模式下的性能衰退程度分类模型, 并得到各个健康指标在分类操作中的重要性评分, 选择重要性评分高的健康指标作为输入参数建立回

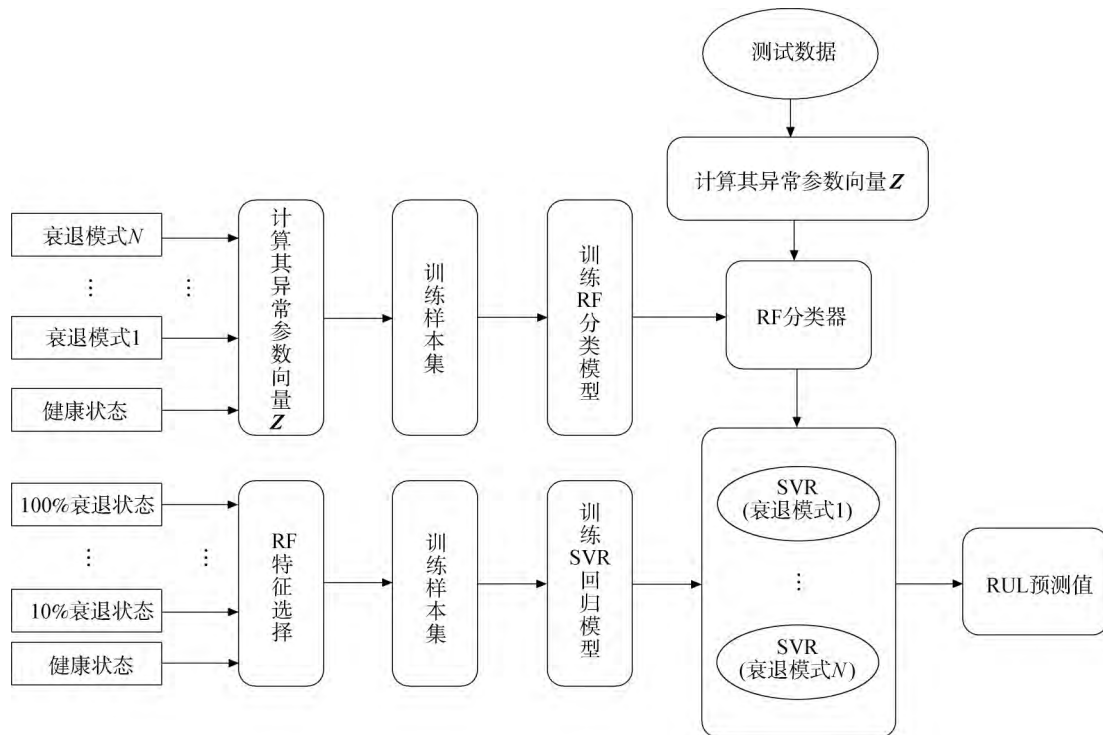


图 8 RF-SVR 算法流程

Fig. 8 RF-SVR algorithm flowchart

归模型,进而估计其剩余使用寿命。回归模型的训练数据为部件发生 10% 到 100% 程度的性能衰退时的 10 组异常参数数据(其中每 10% 取一组数据)。

### 4.3 仿真验证

#### 4.3.1 性能衰退规律模拟

FMU 本质为液压执行机构,仿真验证过程中将其性能退化规律假设为与作动距离和飞行时间相关的函数<sup>[20]</sup>

$$D = (k_i(0) \cdot k_p F \cdot \sum x_a) \times 100\% \quad (9)$$

式中  $D$  为 FMU 的性能退化百分比,  $\sum x_a$  为计量活门的历史作动距离,  $k_p$  为常系数,  $k_i(0)$  为其初始默认值(不为 0),  $F$  为飞行时间。仿真得到其性能退化曲线如图 9 所示。

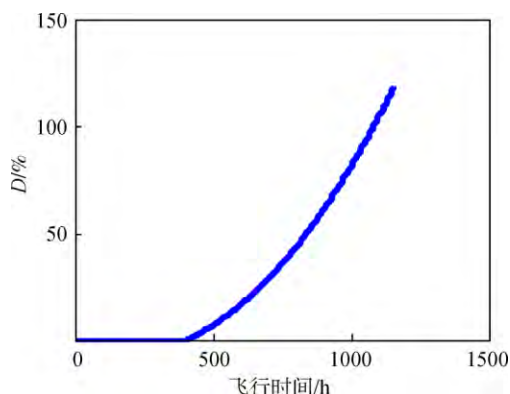


图 9 FMU 性能退化曲线

Fig. 9 FMU performance degradation curve

#### 4.3.2 RUL 估计仿真验证

本文以 FMU 内泄漏和外泄漏两种性能衰退模式为例,以两种情况下的异常参数向量作为训练集对随机森林模型进行训练,建立分类器。并基于燃油系统模型进行蒙特卡洛采样,获取燃油计量装置在随机健康状态下的健康数据,作为测试数据集对分类器性能进行测试,并基于其主要性能指标敏感性及其特异性对其进行评价。

根据表 5 中随机森林模型的输出结果来看,其分类敏感性指标高于 97%,特异性指标低于 3%,从图 10 中随机森林内部决策树的投票情况来看,决策失误的情况仅出现在两种输出类别的决策树棵数相当的情况下,未出现大量决策树决策失误的情况。因此,综合两方面的性能分析,随机森林模型在 FMU 性能衰退模式识别中具有较强的泛化性能。

表 5 FMU 随机森林分类性能

Table 5 FMU random forests classification performance

参数	内泄漏	外泄漏
敏感性指标/%	97.18	97.66
特异性指标/%	2.25	2.82

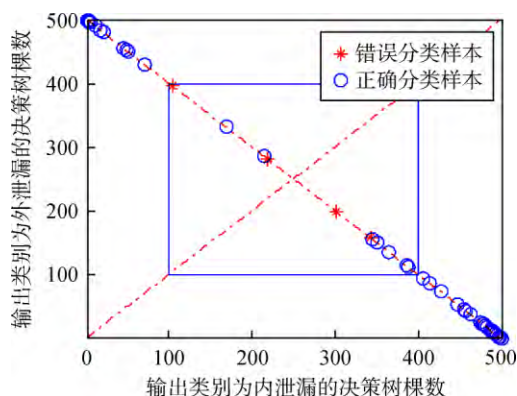


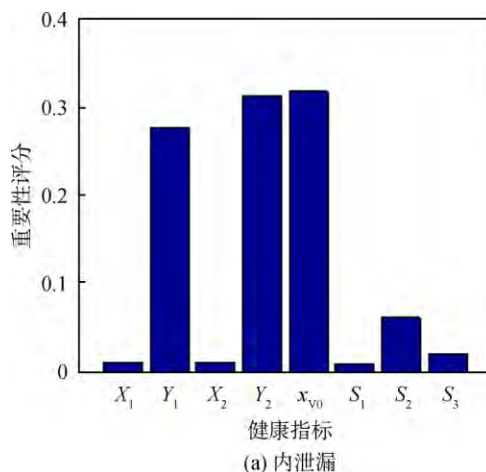
图 10 RF 分类器内部投票情况

Fig. 10 RF classifier internal voting situation

在第 3 节中,为 FMU 选定了 8 个健康指标参数,这里采用随机森林特征选择算法对 FMU 健康指标进行降维处理,剔除冗余特征,获得内泄漏和外泄漏两种性能衰退模式下,各健康指标的重要性评分如图 11。

根据重要性评分选择  $Y_1$ 、 $Y_2$ 、 $X_{v0}$  作为训练样本集对内泄漏 SVR 模型进行训练,选择  $S_1$ 、 $S_3$ 、 $X_{v0}$  作为训练样本集对外泄漏 SVR 模型进行训练。其中 SVR 模型的惩罚参数  $c$  和核函数参数  $g$  通过小范围遍历寻优获得。

以文中第 4.3.1 节中的性能退化规律为依据,生成飞行时间对应的部件健康数据,基于 SVR 模型对其剩余使用寿命进行预测。



(a) 内泄漏

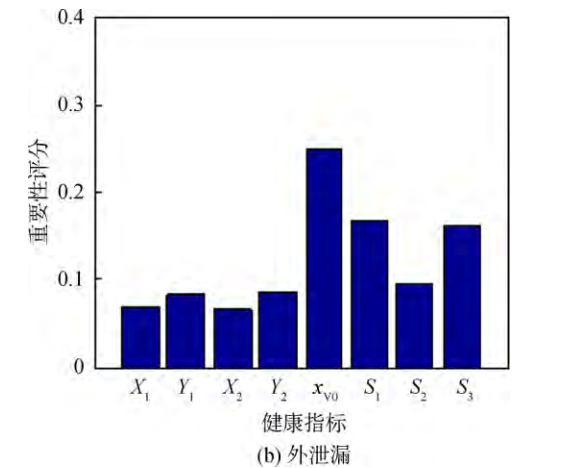


图 11 内外泄漏情况健康指标重要性评分

Fig. 11 Internal and external leakage status health indicator importance score

由表 6 和图 12 分析可知,RF-SVR 回归模型估计均方误差低于 1.8,平均绝对百分比误差低于 3%,该方法可根据燃油计量装置健康数据准确估计出其性能衰退情况及剩余使用寿命,且在剩余寿命低于整个生命周期的 30%,约 400 h 时,进行预警,提示发动机维护人员对其进行维修。

表 6 RF-SVR 模型和 SVR 模型预测性能比较

Table 6 Comparison of prediction performance between RF-SVR model and SVR model

模型	性能衰退种类	平均绝对百分比误差/%	均方根误差
SVR	内泄漏	5.5218	3.7345
	外泄漏	6.0124	2.9855
RF-SVR	内泄漏	1.9566	1.2453
	外泄漏	2.7589	1.6676

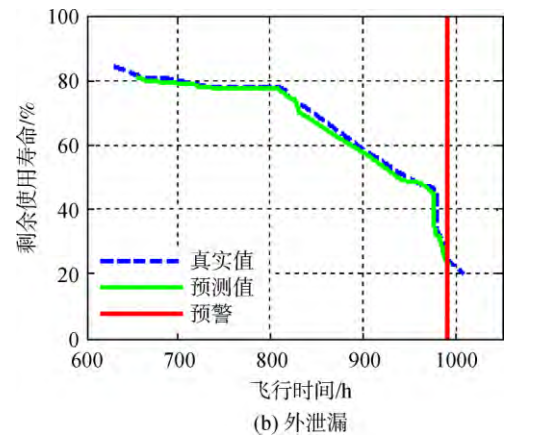
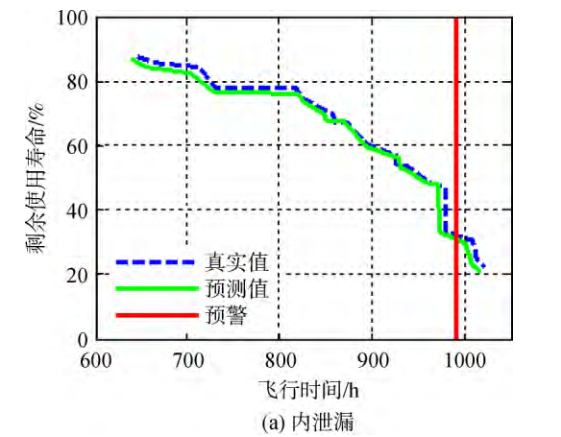


图 12 内外泄漏情况下预测值与真实值对比

Fig. 12 Comparison between predicted and actual values in the case of internal and external leakage

## 5 结 论

本文以我国自主研发的民用涡扇发动机燃油系统为研究对象,开展了燃油计量装置健康管理技术方面研究,并基于燃油系统机械液压模型进行了仿真验证。得出以下几点结论:

1) 考虑到燃油温度等环境参数的不确定性,基于 AMESim-Matlab 联合的蒙特卡洛仿真方法,得到最接近真实工况下的燃油系统输出数据,相比传统的稳健建模仿真方式具有更高的工程应用价值。

2) 所设计的基于电流-速度曲线的健康监测方法和基于马氏距离的部件性能衰退检测方案,实现了在不增加传感器情况下对燃油计量装置性能衰退的间接检测。

3) 提出了基于 RF-SVR 的 RUL 估计方法,基于 RF 对 SVR 模型回归特征进行选择,剔除冗余特征,提高了 SVR 模型估计精度。并基于燃油系统机械液压模型仿真数据进行了验证,RUL 估计均方误差低于 1.8,平均百分比误差低于 3%,具有较高的预测精度,对于燃油系统的预测性维护具有重要的参考意义。

## 参考文献:

[1] SHEPPARD J W, KAUFMAN M A, WILMERING T J. IEEE standards for prognostics and health management [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2009, 24(9): 39-41.

[2] VOLPONI A J. Gas turbine engine health management: past, present and future trends [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2014, 136(5): 051201. 1-



051201. 20.
- [3] 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)
- [4] 王骥超, 郭迎清, 王磊. 新型高可靠性主燃油控制装置设计仿真研究[J]. 推进技术, 2015, 36(2): 299-305. WANG Jichao, GUO Yingqing, WANG Lei. Research on design and simulation of a new type high-reliability main-fuel control unit[J]. Journal of Propulsion Technology, 2015, 36(2): 299-305. (in Chinese)
- [5] LAMOUREUX B, MECHBAL N, MASSÉ J. Selection and validation of health indicators in prognostics and health management system design[R]. Nice, France: 2013 Conference on Control and Fault-Tolerant Systems, 2013.
- [6] 赵志远, 郭迎清, 姜国龙, 等. 民用涡扇发动机燃油系统建模与仿真[R]. 成都: 中国航空学会航空发动机自动控制专业学术交流会, 2016.
- [7] 姜洁, 李秋红, 张高钱, 等. 基于 NN-ELM 的航空发动机燃油系统执行机构故障诊断[J]. 航空动力学报, 2016, 31(2): 484-492. JIANG Jie, LI Qiuhong, ZHANG Gaoqian, et al. Fault diagnosis for actuators of aero-engine fuel system based on NN-ELM[J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(2): 484-492. (in Chinese)
- [8] 姜洁, 李秋红, 张高钱, 等. 航空发动机燃油系统执行机构及其传感器故障诊断[J]. 航空动力学报, 2015, 30(6): 1529-1536. JIANG Jie, LI Qiuhong, ZHANG Gaoqian, et al. Fault diagnosis for actuator and its sensor of aero-enging fuel system[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(6): 1529-1536. (in Chinese)
- [9] 芦海洋, 王曦. 基于卡尔曼滤波器的主燃油计量装置故障诊断[J]. 航空发动机, 2017, 43(2): 17-22. LU HAIYANG, WANG Xi. Fault diagnosis of main fuel metering device based on Kalman filter[J]. Aeroengine, 2017, 43(2): 17-22. (in Chinese)
- [10] LAMOUREUX B, MASSÉ J, MECHBAL N. An approach to the health monitoring of the fuel system of a turbofan[R]. Denver, CO, US: 2012 IEEE Conference on Prognostics and Health Management, 2012.
- [11] 程涛, 祁英, 孟庆明. 涡扇发动机主燃油控制系统建模与仿真研究[J]. 航空动力学报, 1999, 14(3): 317-319. CHENG Tao, QI Ying, MENG Qingming. Modelling and simulation of main fuel control system for a turbofan engine[J]. Journal of Aerospace Power, 1999, 14(3): 317-319. (in Chinese)
- [12] 吴文斐, 郭迎清, 李睿, 等. 涡扇发动机液压机械主控制系统建模与仿真分析[J]. 航空发动机, 2011, 37(1): 16-19. WU Wenfei, GUO Yingqing, LI Rui, et al. Modeling and simulation analysis of hydro-mechanical main control system for turbofan engine[J]. Aeroengine, 2011, 37(1): 16-19. (in Chinese)
- [13] 张治华, 郭迎清. 液压机械燃油调节器时变磨损可靠性分析[J]. 机床与液压, 2008, 36(6): 173-175. ZHANG Zhihua, GUO Yingqing. The time-dependant wear reliability of the hydro-mechanical fuel regulator[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2008, 36(6): 173-175. (in Chinese)
- [14] SAHA B, GOEBEL K. Uncertainty management for diagnostics and prognostics of batteries using bayesian techniques[R]. Big Sky, MT, US: 2008 IEEE Aerospace Conference, 2008.
- [15] GILES L. Understanding random forests: from theory to practice[D]. Liege, Belgium: University of Liege, 2014.
- [16] 张钰, 陈珺, 王晓峰, 等. 随机森林在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2018(6): 100-104. ZHANG Yu, CHEN Jun, WANG Xiaofeng, et al. Application of random forest on rolling element bearings fault diagnosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2018(6): 100-104. (in Chinese)
- [17] 姚登举, 杨静, 詹晓娟. 基于随机森林的特征选择算法[J]. 吉林大学学报, 2014, 44(1): 137-141. YAO Dengju, YANG Jing, ZHAN Xiaojuan. Feature selection algorithm based on random forest[J]. Journal of Jilin University, 2014, 44(1): 137-141. (in Chinese)
- [18] 李艳军, 张建, 曹愈远, 等. 基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3022-3030. LI Yanjun, ZHANG Jian, CAO Yuyuan, et al. Forecasting of aero-engine performance trend based on fuzzy information granulation and optimized SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(12): 3022-3030. (in Chinese)
- [19] 陈雄姿, 于劲松, 唐荻音, 等. 基于贝叶斯 LS-SVR 的锂电池剩余寿命概率性预测[J]. 航空学报, 2013, 34(9): 2219-2229. CHEN Xiongzi, YU Jinsong, TANG Diyin, et al. Probabilistic residual life prediction for lithiumion batteries based on bayesian LS-SVR[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(9): 2219-2229. (in Chinese)
- [20] ANDREA M, GIOVANNI J. Prognostic and health management system for fly-by-wire electro-hydraulic servo actuators for detection and tracking of actuator faults[J]. Procedia CIRP, 2017, 59(1): 116-121.

(编辑: 叶青)