

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.06.016

基于 BAS_RVM 的 APU 涡轮剩余寿命预测

吴 帅, 李艳军, 曹愈远, 张博文

(南京航空航天大学民航学院, 南京 211106)

摘要: 提出一种优化相关向量机的寿命预测方法,并用于对辅助动力系统(Auxiliary power unit, APU)涡轮的剩余寿命预测。首先,提出了改进的核函数,兼顾效率和精度,用天牛须搜索(Beetle antennae search, BAS)算法对相关向量机的核参数进行优化,建立寿命预测模型;然后,对历史数据进行分析,提取排气温度(Exhaust gas temperature, EGT)并进行修正、降噪,用多项式回归建立了 EGT 的涡轮性能退化模式库;最后,实例验证表明,文中算法在 APU 涡轮剩余寿命预测上与传统相关向量机相比效率提高 40%,精度提高 20%,通过敏感性分析确定了最佳的初始步长和输入维度。

关键词: 辅助动力系统涡轮;数据平滑;相关向量机;天牛须搜索;剩余寿命预测

中图分类号: V267 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2021)06-0965-07

Prediction of APU Turbine Remaining Life Based on BAS_RVM

WU Shuai, LI Yanjun, CAO Yuyuan, ZHANG Bowen

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

Abstract: An optimized relevance vector machine (RVM) life prediction method is proposed for the remaining life of auxiliary power unit (APU). Firstly, an improved kernel function is proposed by taking into account both efficiency and accuracy. Furthermore, the beetle antennae search (BAS) algorithm is applied to optimize the kernel parameters of RVM. Secondly, through analyzing the historical A13 message and maintenance record data of an airline's APU, the exhaust gas temperature (EGT) parameters are extracted, corrected, and noise reduced, and the turbine performance degradation pattern library of EGT is established with polynomial regression. Finally, it is proved that compared with the traditional RVM, the efficiency and accuracy of the proposed algorithm in the APU turbine life prediction are improved by 40%, 20%, respectively. In addition, the optimal initial step size and input dimension in the model are determined based on sensitivity analysis.

Key words: auxiliary power unit (APU) turbine; data smoothing; relevance vector machine (RVM); beetle antennae search (BAS); prediction of remaining life

飞机辅助动力系统(Auxiliary power unit, APU)实际是一台恒速的燃气涡轮发动机,是民航客机上一个不可或缺的重要系统,然而其在航班运行中故障率较高。在民机发动机启动前,APU是飞机电、气源供给的关键系统,虽然在最低放行设

备清单中,APU可以保留故障,但是如果机场缺乏地面相关设备,处于故障状态的APU导致飞机失去电、气源的供给,航班将无法正常运行,严重影响航空公司的利润水平和服务质量。因此,如何预测APU的在机寿命,以便航空公司提前做好资源调

收稿日期: 2020-06-17; **修订日期:** 2020-08-18

通信作者: 李艳军,男,博士,教授, E-mail: lyj@nuaa.edu.cn。

引用格式: 吴帅,李艳军,曹愈远,等. 基于BAS_RVM的APU涡轮剩余寿命预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 965-971. WU Shuai, LI Yanjun, CAO Yuyuan, et al. Prediction of APU turbine remaining life based on BAS_RVM [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 965-971.

配、备件计划、视情维修的工作,有重要的研究意义。

航空发动机的寿命预测研究相对较成熟,李艳军等^[1]提出了用模糊信息粒度将排气温度裕度(Exhaust gas temperature margin, EGTM)等性能参数数据粒化,再用改进的SVM对性能参数的变化空间和变化趋势进行预测,解决了故障边界模糊的发动机故障预测问题。唐王^[2]建立了相似度回归和DE_SVM的集成模型,实现了性能参数单调退化的发动机寿命预测,解决了不同退化程度的航空发动机剩余寿命的预测问题。来晨阳等^[3]基于RF_SVR对发动机的燃油计量装置性能衰退进行检测并对剩余寿命进行估计,解决了考虑环境不确定性因素,对燃油计量装置的剩余寿命进行预测的问题。上述研究对APU寿命预测有重要参考价值。

与航空发动机相比,APU寿命方面的研究较少,高飞鹏等^[4]利用快速存取记录器(Quick access recorder, QAR)中启动时间数据对APU的启动电门故障进行了预测,蔡坤焯等^[5]提取了4个性能参数,采用SVM对APU进行故障诊断,结合A13报文实时性的特点,一定程度上实现了故障预测,上述APU部件的故障预测,时效性较差,预测时间点离故障时间仅仅提前了几个飞行循环。董平^[6]提取了排气温度(Exhaust gas temperature, EGT)等6个性能参数,采用基于比例危险模型的APU剩余寿命预测方法,对APU整机的剩余寿命进行预测,但是精度较差,APU整机寿命的影响因素复杂,性能参数数据退化趋势不明显,无法做到精确地预测剩余寿命,所以本文将对APU的涡轮部件进行寿命预测研究分析。

APU涡轮的性能衰退过程是机械部件长期累计工作的结果,传感器收集的性能参数数据是多工况的、包含大量噪声的数据,经过降噪、修正后,当与涡轮相关的性能参数开始出现明显变化趋势时,涡轮处于衰退阶段,到达阈值时,APU涡轮到寿拆下。整个衰退过程就是性能参数的一段时间序列,采用时间序列的预测方法就可以实现APU涡轮的剩余寿命预测,本质是一个回归问题,所以可以采用机器学习算法进行建模分析。

1 涡轮寿命预测理论

1.1 RVM介绍

相关向量机(Relevance vector machine, RVM)是一种适用于回归和分类问题的有监督学习模型,RVM基于贝叶斯框架,模型的优化目标是非凸函数^[7]。

RVM通过一组输入样本 $\{x_i\}_{i=1}^N$ 和目标 $\{t_i\}_{i=1}^N$ 进行建模,一般建立的非线性模型形式为^[7]

$$t_i = y(x_i; \mathbf{w}) + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: N 为样本数, $y(x_i; \mathbf{w})$ 为非线性函数, ε_i 为独立同分布的高斯噪声。RVM的向量形式可表示为

$$t = \Phi \mathbf{w} + \varepsilon \quad (2)$$

式中: $\mathbf{w} = (w_0, w_1, \dots, w_n)^T$ 为RVM的权重; $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$ 为核函数矩阵, $\phi_i(x_i)$ 为非线性基函数,其中 $\phi_i(x_i) = [1, K(x_i, x_1), \dots, K(x_i, x_N)]$, $K(\cdot)$ 为核函数。

由贝叶斯推理可以得到,数据集的似然估计为

$$p(\mathbf{t}/\mathbf{w}, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{t} - \Phi \mathbf{w}\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

Tipping^[8]不仅定义了关于 ω 的零均值高斯型先验分布,并且确定了 σ^2 的超先验分布,如式(4, 5)所示,假设参数 a, b, c, d 取很小的值。

$$p(\mathbf{w}/\alpha) = \prod_{i=0}^N \frac{\alpha_i}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\mathbf{w}^2 \alpha_i}{2}\right) \quad (4)$$

$$\begin{cases} p(\alpha) = \prod_{i=0}^N \text{Gamma}(\alpha_i/a, b) \\ p(\beta) = \prod_{i=0}^N \text{Gamma}(\beta_i/c, d) \\ \text{Gamma}(x/c_1, c_2) = \Gamma(\alpha)^{-1} c_2^{c_1} c_1^{c_1-1} e^{-c_2 \alpha} \end{cases} \quad (5)$$

在先验分布和似然分布的基础上,根据贝叶斯推理计算,后验分布也满足高斯分布

$$p(\mathbf{w}/\mathbf{t}, \alpha, \sigma^2) = \frac{p(\mathbf{t}/\mathbf{w}, \sigma^2) p(\mathbf{w}/\alpha)}{p(\mathbf{t}/\alpha, \sigma^2)} \quad (6)$$

$$p(\mathbf{w}/\mathbf{t}, \alpha, \sigma^2) =$$

$$(2\pi)^{N+1/2} |\Sigma|^{-1/2} \exp\left[-\frac{(\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})}{2}\right] \quad (7)$$

其中权重的后验方差和均值为

$$\begin{cases} \Sigma = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + A)^{-1} \\ \boldsymbol{\mu} = \sigma^{-2} \Sigma \Phi^T \mathbf{t} \\ A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N) \end{cases} \quad (8)$$

上述模型中,非零权重对应的样本称为相关向量,是数据集核心特征的体现^[9]。至于 α, σ^2 可以用迭代法来确定,如式(9)所示,不断重复步骤,直到收敛为止。

$$\begin{cases} \alpha_i^{\text{new}} = \frac{1 - \alpha_i \Sigma_{ii}}{\mu_i^2} \\ (\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|\mathbf{t} - \Phi \boldsymbol{\mu}\|^2}{N - \sum_i (1 - \alpha_i \Sigma_{ii})} \end{cases} \quad (9)$$

确定 α, σ^2 后,对于一组新的输入集 x_* ,输出 t_*

的概率分布服从高斯分布,如式(10)所示, t_* 为预测值, σ_*^2 为预测方差, σ_{MP}^2 为迭代时的收敛值。

$$\begin{cases} t_* = \mu^T \Phi(x_*) \\ \sigma_*^2 = \sigma_{MP}^2 + \Phi(x_*)^T \Sigma \Phi(x_*) \end{cases} \quad (10)$$

1.2 核函数选择

高斯核函数是 RVM 最常用的核函数,如式(11)所示, $\sigma > 0$ 是需要优化的参数,代表核函数半径。高斯核函数中测试点在源空间中比较密集,当映射到高维特征空间后,测试点会变得非常稀疏,而要改变这一特性,必须满足 2 个条件:(1)在测试点附近有较快的衰减;(2)在无限远处仍能保持适度的衰减^[10]。传统的高斯核函数无法满足上述要求,为了构造能同时满足上述 2 个条件的核函数,提高预测的精度,可以将核函数构建成如式(12)所示,根据新构造的核函数的曲线特性可知,满足上述的 2 个条件。为了提高预测性能,引入位移核参数 λ , 此时核函数如式(13)所示,其中 $\sigma > 0$, $\lambda > 0$, 本文需要优化的核参数只有 2 个,可以在提高预测性能的情况下,降低寻找最优参数的时间。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(\frac{\sigma^2}{\|x - x_i\|}\right) \quad (12)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(\frac{\sigma^2}{\|x - x_i\| + \lambda^2}\right) \quad (13)$$

1.3 天牛须算法

遗传算法、进化算法、粒子群算法等都可以用来优化核参数,但是效率较差,天牛须搜索算法(Beetle antennae search, BAS)^[11-12]是近年流行的一种高效的启发式优化算法,类似于遗传算法、粒子群算法等, BAS 不需要知道函数的具体形式,不需要梯度信息,就可以实现高效寻优^[13]。相较于其他启发式算法, BAS 只需要一个个体,即一只天牛,运算量大大降低,更适用于在线寿命预测。具体数学模型如下^[13-14]:

(1) 随机方向向量

$$a = \frac{\text{rand}(k, 1)}{\|\text{rand}(k, 1)\|} \quad (14)$$

式(14)为天牛须朝向的随机向量,其中, k 表示空间维度, $\text{rand}(\cdot)$ 为随机函数。

(2) 天牛左、右须空间坐标

$$\begin{cases} x_{ll} = x' + d' a \\ x_{lr} = x' + d' a \end{cases} \quad (15)$$

式中: x_{ll} 、 x_{lr} 分别表示天牛左须和右须在第 t 次迭

代时的空间坐标, d 为左右须的相对距离。

(3) 适应度值

适应度值用来判断左右须气味强度,可以分别表示为 $f(x_{ll})$ 和 $f(x_{lr})$, 其中 $f(\cdot)$ 为适应度函数。

(4) 步长因子

$$\begin{cases} \delta^t = \text{eta} * \delta^{t-1} \\ d^t = \delta^t / c \end{cases} \quad (16)$$

式中: δ^t 为第 t 次迭代的天牛须搜索步长, 初始值一般设置较大, 以保证足够大的搜索范围; eta 一般取 $[0, 1]$; c 为常数。

(5) 天牛位置更新

$$x^t = x^{t-1} + \delta^t \text{asign}(f_l - f_r) \quad (17)$$

式中: $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, f_l 、 f_r 分别为左右须的适应度值。

1.4 BAS_RVM 算法流程

用 BAS 算法对 RVM 改进核函数的 2 个参数进行优化, 具体流程如图 1 所示。

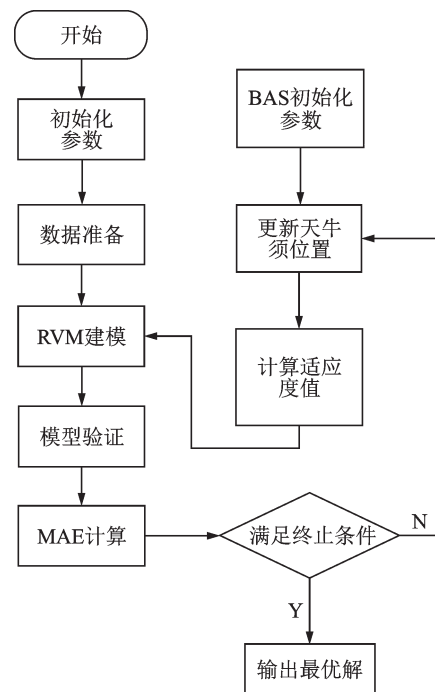


图 1 BAS_RVM 算法流程

Fig.1 BAS_RVM algorithm flow

(1) 数据准备。将处理后的数据集进行归一化,并划分为训练集和测试集。

(2) 初始化 BAS 算法的参数。设定合适的 $\text{eta}=0.95$, $c=5$, 初始化天牛步长为 30, 由式(15)计算左右须的位置。

(3) 适应度函数确立。评价天牛须位置的优劣,在优化预测模型时可以表示为

$$f(x) = \text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (18)$$

(4) 更新适应度值。由式(18)求出左右须对

应的适应度值。

(5) 更新天牛须的空间位置。比较左右须适应度值的大小,并由式(17)更新天牛须的位置。

(6) 迭代结束条件。当适应度值达到设定的最大迭代次数时或者精度满足要求时,取最大迭代次数为80,精度取0.01。如果没有满足停止条件,则重复(4~6)。

(7) 确定最优解。最优解为RVM中的2个核参数,最后代入RVM回归模型,对APU涡轮的寿命进行预测。

2 涡轮在线寿命预测模型建立

2.1 寿命预测模型

如图2所示,展示了寿命预测的流程,原始退化数据集的获取,需要传感器对数据进行采集,这个过程中数据包含大量的噪声,受外界环境影响较大,如果一组EGT参数的原始退化数据序列为 $O=[o(1), o(2), \dots, o(n)]$,故参考丁慧峰^[15]的修正公式可以消除外界环境对原始退化数据的影响,根据式(1)和式(2)可实现对原始数据的移动平滑降噪并建立相关参数的退化模式库。

$$m(k) = \frac{o(k) + o(k-1) + \dots + o(k-l+1)}{l} \quad (19)$$

$$t = am^3 + bm^2 + cm + d \quad (20)$$

式中: l 为滑动窗口, $m(k)$ 为原始数据序列。

从退化模式库中可以整理训练样本的输入和输出集,如一组数据涡轮EGT参数的失效数据 $T_n=(t_1, t_2, \dots, t_n)$,当输入维度为 d 时,则输入集可以表示为 $x_k=(t_{k-d+1}, \dots, t_k)$,输出集可以表示为 $y_k=n-k$,其中 y_k 单位是飞行循环(Flight cycle, FC),如图3所示。通过训练样本建立的预测模

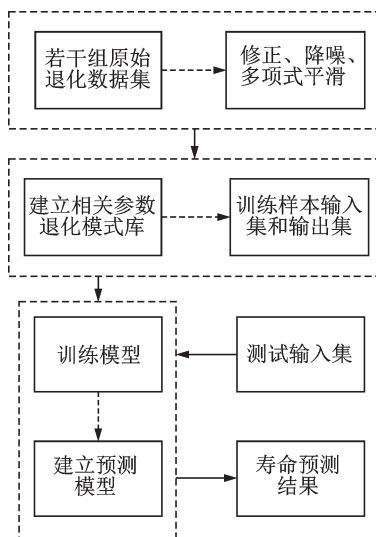


图2 APU涡轮剩余寿命预测流程

Fig.2 Prediction process of APU turbine remaining life

型,可以用测试集验证预测效果,精度达到要求,对于新的一组输入集,预测模型就可以输出其预测点的剩余寿命。

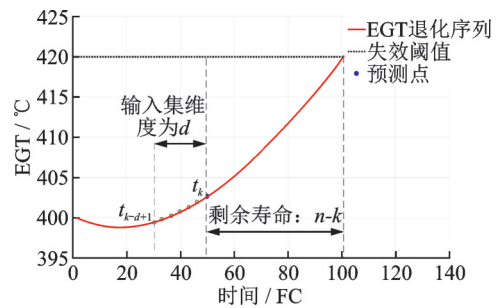


图3 EGT退化数据集的输入和输出

Fig.3 Input and output of EGT degradation dataset

2.2 评判标准

评价预测模型的优劣,可以用平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean squared error, RMSE)表示,分别为

$$\begin{cases} MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \\ RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \end{cases} \quad (21)$$

式中: \hat{y}_i 为第 i 个样本的预测值, y_i 为第 i 个样本的实际值。

3 数值实验和结果分析

3.1 数据获取介绍

本文中APU的EGT数据来自A13号报文,报文系统实际是QAR数据的一部分,是特定的触发逻辑,特定的传输方式的QAR数据。如图4所示,A13号报文为APU的启动/慢车报,报文一共由4部分组成:报头、APU的履历信息、启动发动机运行参数和APU启动时参数。N1、S1行是第1台发动机启动时APU的参数信息;N2、S2是第2台发动机启动时APU运行参数;N3、S3是APU在慢车情况下的运行参数^[5]。

A13号报文中关于APU的性能参数众多,包括使用循环、使用小时、排气温度、引起压力、启动时间、滑油温度、引气流量和转速等。丁慧峰^[15]用相关性分析选取排气温度、引起压力作为衡量APU涡轮性能的参数指标。与航空发动机类似,根据APU的EGT变化就可以判断APU涡轮的性能状态,EGT过高会导致APU无法正常使用,对于航空公司一线机务人员,主要根据EGT参数来确定APU涡轮的失效与否,决定下发时间,故本文选择对退化趋势最敏感的EGT作为衡量APU涡轮性能的唯一指标。

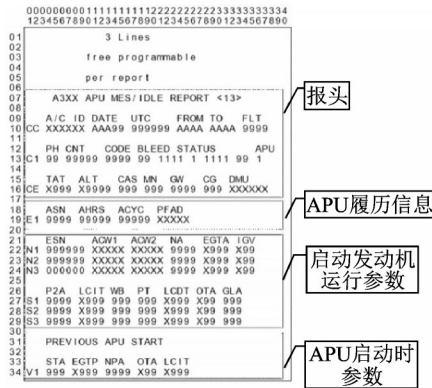


图 4 A13号报文
Fig.4 Message A13

3.2 数据预处理

航空发动机在出厂时会有其对应的EGT红线,当发动机达到EGT红线时即需要下发,而APU并没有规定的EGT红线,丁慧峰^[15]推荐APS3200排气温度红线的经验值为645℃,但并没有给出该EGT红线的具体工况和适用范围,故根据报文中的23台APU全寿命的监控数据和维修记录,将他们失效时的EGT进行修正、降噪处理,最后求出APU涡轮失效时的EGT平均值,再结合一线机务的建议,本文将APU的EGT红线设定为420℃,条件如下:

- (1) 标准大气压;
- (2) 环境温度为15℃;
- (3) N3记录的EGT数据即APU慢车状态EGT数据。

从A13号报文中筛选出的23台APU的EGT退化数据集,经过修正处理后如图5(a)所示,将此数据代入式(9)和式(10)进行平滑降噪,得到退化模式库如图5(b)所示。

3.3 训练和测试数据准备

将23台APU对应23组的EGT退化数据集中的20组用来训练,3组用来测试模型的性能,数据集的输入为连续的EGT数值,输出为APU涡轮剩余寿命,输入数值的维度过小会影响算法精度,过大会增加训练时间,根据试算结果,本文数据维度选择30,如一组失效数据 $T_n = (t_1, t_2, \dots, t_n)$,则输入集可以表示为 $x_k = (t_{k-29}, \dots, t_k)$,输出集可以表示为 $y_k = n - k$,故共有1529条训练数据和275条测试数据。本文采用五折交叉验证的方法,在训练集中,每次随机选择4组数据来训练核函数参数,剩余1组用于验证。

3.4 结果分析

为了验证BAS_RVM在APU涡轮剩余寿命预测中的预测性能,将数据集代入模型,用BAS算

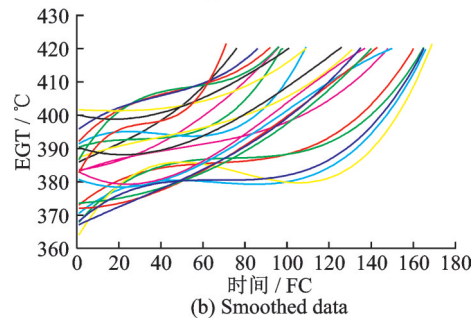
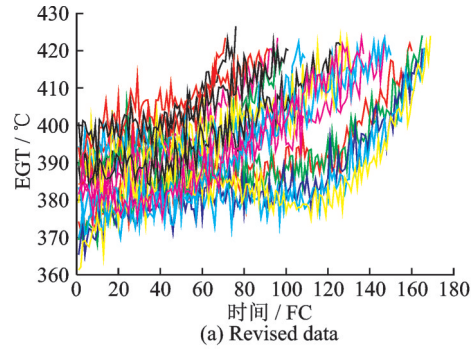


图 5 EGT退化序列
Fig.5 EGT degenerate sequence

法对RVM核参数进行优化,结果如图6所示, $\sigma=3.46, \lambda=2.32$ 。得到最优核参数后用训练集训练RVM模型,如图7所示为测试集的3组退化数据的测试效果,预测的曲线在真实剩余寿命曲线附近波动变化,改进核相较于高斯核更接近真实的寿命曲线,当预测点越接近真实失效寿命时,预测的精度趋于升高。

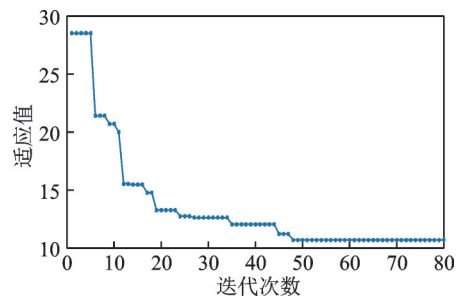


图 6 最优适应值迭代过程
Fig.6 Optimal fitness iterative process

将其他算法与BAS_RVM的预测性能进行比较,使用差分进化算法(Differential evolution, DE),粒子群算法(Partial swarm optimization, PSO)对RVM核函数进行优化,采用式(21)中的MAE和RMSE对模型进行评价。评价结果如表1所示,在同一运行环境中,BAS_RVM和DE_RVM、PSO_RVM的MAE相差很小,但是在平均训练时间上,前者可以提高40%以上的速度,更适用于在线预测,同时,改进核比传统高斯核在预测精度上提高20%。

在实际运用中,机务人员从A13号报文中可

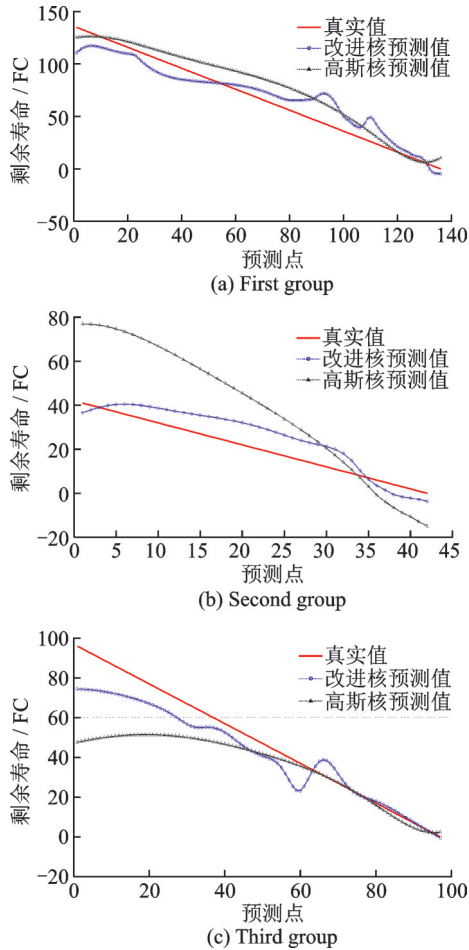


图7 测试集预测结果

Fig.7 Test set prediction results

以获取模型的输入集即连续30个EGT值,经过处理后,输入文中模型,可以一定程度上实现APU涡轮的剩余寿命预测,可为航空公司做好维修计划和备件计划提供依据。

表1 4种算法预测效果对比

Table 1 Comparison of prediction effect of four algorithms

算法	核函数	MAE	RMSE	训练时间/s
RVM	高斯核	15.7	20.6	67 66 71
DE_RVM	改进核	10.6	13.9	407 4 406 3 408 5
PSO_RVM	改进核	10.7	13.5	382 9 383 2 381 4
BAS_RVM	改进核	10.7	13.7	214 5 214 0 215 7

4 敏感性分析

4.1 初始步长影响

BAS算法的初始步长用来控制天牛须的搜索范围和区域,初始步长的选取影响到BAS的全局搜索能力,足够大的步长才能避免陷入局部最优,但是太大的初始步长也会影响搜索精度,如图8所示,对于不同的初始步长,预测精度MAE出现小范围波动,可以选定35为合适的初始步长,此时

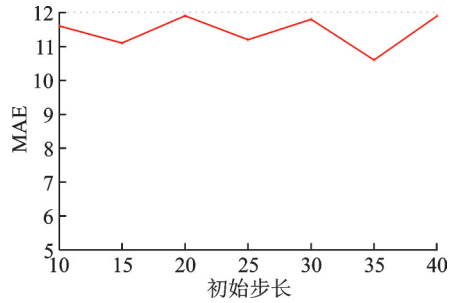


图8 初始步长与MAE关系

Fig.8 Relationship of initial step size and MAE

MAE的值最小。

4.2 输入维度影响

回归预测模型的输入维度对预测精度也会有很大的影响,过小会影响算法精度,过大会增加训练时间和数据采集时间。如图9所示,输入维度从10到30时,MAE呈下降趋势,到30后MAE趋于平缓,故30为合适输入维度大小。

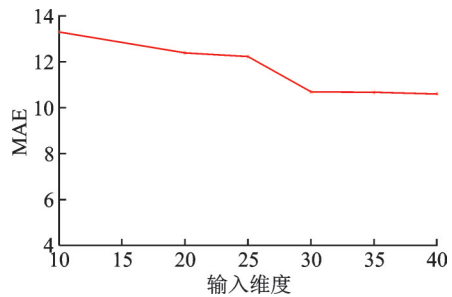


图9 输入维度与MAE关系

Fig.9 Relationship of input dimension and MAE

5 结论

本文通过分析APU的EGT退化数据,提出了一种预测APU涡轮剩余寿命的方法。本文总结如下:

(1) 针对高斯核函数的缺陷和多参数核函数无法优化的问题,提出改进的RVM核函数,并使用BAS对核参数进行优化,提高了RVM回归预测的准确性和效率。

(2) 使用APU的EGT退化数据集实现了APU涡轮剩余寿命的预测,对比发现BAS_RVM在精度和效率上有明显优势。

(3) 具体分析了影响BAS_RVM算法性能的几个参数,确立了用于APU涡轮剩余寿命的最佳初始步长和输入维度。

参考文献:

[1] 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. Aero-engine performance trend prediction based on fuzzy information granulation and optimized SVM[J]. *Aerodynamics*, 2017, 32(12): 3022-3030.
- [2] 唐王. 数据驱动的航空发动机余寿预测方法[D]. 南京:南京航空航天大学, 2018.
TANG Wang. Data-driven prediction method of aero engine life[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [3] 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. RF-SVR-based fuel metering device performance degradation detection and remaining life estimation method [J]. *Aerodynamics*, 2019, 34(7): 1624-1632.
- [4] 高飞鹏,黄加阳,陈新霞. 基于航后QAR数据译码的APU故障诊断技术[J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24(1): 42-45.
GAO Feipeng, HUANG Jiayang, CHEN Xinxia. APU fault diagnosis technology based on post-navigation QAR data decoding [J]. *Computer Measurement & Control*, 2016, 24(1): 42-45.
- [5] 蔡坤焯,蔡景,周迪,等. 基于SVM方法的APU故障预测方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2019, 51(4): 466-473.
CAI Kunye, CAI Jing, ZHOU Di, et al. APU fault prediction method based on SVM method [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2019, 51(4): 466-473.
- [6] 董平. APU系统的状态监测与维修决策研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2018.
DONG Ping. Research on condition monitoring and maintenance decision of APU system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [7] 王立昆,杨新锋. 一种基于RVM回归的分类方法[J]. *电子科技*, 2011, 24(5): 14-16, 22.
WANG Likun, YANG Xinfeng. RVM regression classification method [J]. *Electronic Technology*, 2011, 24(5): 14-16, 22.
- [8] TIPPING M E. Bayesian inference: An introduction to principles and practice in machine learning [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2004, 3176: 41-62.
- [9] 周建宝. 基于RVM的锂离子电池剩余寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2013.
ZHOU Jianbao. Research on remaining life prediction method of lithium-ion battery based on RVM [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [10] REMAKI L, CHERIET M. KCS-new kernel family with compact support in scale space: Formulation and impact [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(6): 970-981.
- [11] JIANG X Y, LI S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. *International Journal of Robotics and Control*, 2018. DOI: 10.5430/ijrc.v1n1p1.
- [12] JIANG X Y, LI S. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization [J]. *arXiv Preprint arXiv*, 2017. DOI: 10.2298/FIL20151135.
- [13] 王甜甜,刘强. 基于BAS-BP模型的风暴潮灾害损失预测[J]. *海洋环境科学*, 2018, 37(3): 457-463.
WANG Tiantian, LIU Qiang. Prediction of storm surge losses based on BAS-BP model [J]. *Marine Environmental Science*, 2018, 37(3): 457-463.
- [14] 闫重熙,陈皓. 基于改进天牛须搜索算法优化LSSVM短期电力负荷预测方法研究[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(6): 6-11, 18.
YAN Chongxi, Chen Hao. Research on LSSVM short-term power load forecasting method optimization based on improved beetle whisker search algorithm [J]. *Electric Measurement and Instrumentation*, 2020, 57(6): 6-11, 18.
- [15] 丁慧锋. 基于预防性维修的APU性能评估建模与监控方法[J]. *航空维修与工程*, 2012(6): 52-54.
DING Huifeng. Modeling and monitoring method of APU performance evaluation based on preventive maintenance [J]. *Aeronautical Maintenance and Engineering*, 2012(6): 52-54.

(编辑:夏道家)