

基于模糊信息粒化和优化 SVM 的 航空发动机性能趋势预测

李艳军¹, 张 建^{1,2}, 曹愈远¹, 张丽娜¹

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106;

2. 中国航空发动机集团有限公司 商用航空发动机有限责任公司, 上海 200241)

摘 要: 提出采用模糊信息粒化(FIG)和优化的支持向量机(SVM)来预测航空发动机参数的变化趋势和变化空间。利用模糊信息粒化方法对性能参数进行粒化处理。以 K -CV 验证误差最小作为优化目标,采用遗传算法(GA)实现支持向量机惩罚参数和核函数参数的自适应优化选择;训练 SVM 模型并进行并对模糊粒子非线性预测。利用某航空公司的某型航空发动机性能参数监测数据进行验证,结果表明:该算法可以有效实现航空发动机性能参数变化趋势和变化空间预测。在实例基础上分析了窗口大小对算法预测精度的影响以及算法多步预测的效果,得出算法最佳窗口大小为 3 个数据且算法 3 步以内预测误差小于 10%。

关 键 词: 航空发动机; 参数预测; 模糊信息粒化; K -折交叉验证; 遗传算法; 支持向量机 (SVM)

中图分类号: V263.6; TH17; TK148

文献标志码: A

Forecasting of aero-engine performance trend based on fuzzy information granulation and optimized SVM

LI Yanjun¹, ZHANG Jian^{1,2}, CAO Yuyuan¹, ZHANG Lina¹

(1. College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Commerical Aircraft Engine Company Limited,

Aero Engine (Group) Corporation of China, Shanghai 200241, China)

Abstract: A method to predict the change trend and space of aero-engine parameters with fuzzy information granulation (FIG) and optimized support vector machine (SVM) was put forward. FIG was adopted to granulate the parameters. Genetic algorithm (GA) was applied into adaptive selection of the best penalty parameter and kernel function parameter with K -fold cross validation (K -CV) error minimum as the optimization goal. The SVM model was trained for nonlinear prediction of fuzzy particles. The verification results of some air-lines monitoring performance parameters data of an aero-engine showed that the algorithm proposed can effectively realize the change trend and spatial prediction of aero-engine performance parameters. In addition, the influence of window size on prediction accuracy and the effect of multi-step prediction were studied on the basis of instance. As a result, it was

收稿日期: 2016-05-17

基金项目: 航空科学基金(20153352040); 南京航空航天大学校开放基金(kfjj20150701)

作者简介: 李艳军(1969—),男,教授、硕士生导师,博士,主要从事智能检测与故障诊断。

通讯作者: 张建(1992—),男,助理工程师,硕士生,主要从事可靠性与安全性设计、发动机故障诊断与健康监测的研究。

E-mail:1540079310@qq.com

引用格式: 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.

concluded that the best window size was three data and the forecasting error within three steps was less than 10%.

Key words: aero-engine; parameter prediction; fuzzy information granulation; K-fold cross validation; genetic algorithm; support vector machine (SVM)

航空发动机是现代飞行器的核心部件,其安全可靠是保障民航安全与发展的重要条件。近年来,对其故障诊断及预诊断成为了学术界研究的热点^[1]。目前常用的的健康监测方法是通过对气路参数^[2]、振动参数^[3]和油液参数^[4]等性能参数进行分析,发掘其中隐藏的状态信息。但是这一类研究都是在现有性能参数监测基础上进行诊断,属于事后诊断。而对这些性能参数进行预测可实现航空发动机状态的预判,为预防和排除故障提供充分时间和决策依据,是航空发动机视情维修的重要途径。

航空发动机长期处于高温、高压、高速旋转的环境下,故障率高、调整复杂且维护困难^[1],这使得表征航空发动机性能的特征参数呈现复杂的非线性、非平稳性、波动性等特点;并且,航空发动机性能参数测量过程中由于测量传感器的精度有限或者受环境干扰,测量得到的数据常常伴随测量噪声;此外各种预测算法本身的预测也存在误差^[5]。

目前,在航空发动机性能参数预测方面常用的预测方法包括自回归滑动平均^[6-7](autoregressive moving average)模型、人工神经网络^[8-10](artificial neural network, ANN)、灰色理论^[11-13](grey theory)和支持向量机^[14-16](support vector machine, SVM)等。如李晓白等^[6]对小波变化分解后的子序列分别采用 ARMA 和自回归滑动平均模型 (ARIMA) 进行预测;陈果^[8]提出采用基于遗传算法的结构自适应神经网络对性能趋势进行预测;郭阳明等^[11]在分析 GM(1,1) 预测建模不足和考虑多特征相互关系以及预测序列实际特点基础上提出基于灰色理论的自适应多参数预测模型。张弦等^[15]针对航空发动机状态时间序列预测中嵌入维数难于有效选取问题,提出了一种基于嵌入维数自适应最小二乘支持向量机 (LSSVM) 的预测方法。

但是这些预测方法都是旨在预测性能参数的定量值,然而由于航空发动机性能参数预测过程存在多种不确定因素,并且由于故障边界模糊精确预测没有实际意义,为了实现发动机的故障诊断只需预测出性能参数的变化趋势和变化空间。

因此本文提出基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测算法。

1 航空发动机参数预测原理

本文提出的基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测实现过程如图 1 所示。首先从航空发动机海量监测数据中提取出用于算法预测的有效数据,对原始数据进行简单预处理使得数据满足算法输入要求;然后利用模糊信息粒化公式对数据进行粒化处理;再以交叉验证误差最小作为优化目标采用遗传算法优化支持向量机的惩罚参数和核函数参数;最后用优化的支持向量机进行模糊粒子预测,得到性能参数变化趋势和变化空间,评价算法的预测效果。

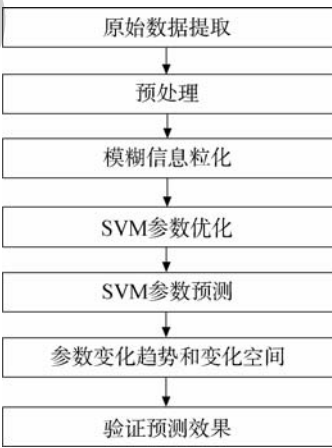


图 1 航空发动机参数预测流程
Fig. 1 Aeroengine parameter prediction process

2 航空发动机性能趋势预测理论

2.1 模糊信息粒化

信息粒化 (information granulation, IG) 最早由美国数学家 Zadeh 教授提出,主要研究信息粒的形成、表示、粗细、语义解释等。信息粒化就是将一个整体分解为一个一个的部分进行研究,信息粒就是一些难以区分、或相似、或接近或某种功能的元素的集合。

Zadeh 于 20 世纪 60 年代提出模糊集合论,在此基础上,于 1979 年首次提出了模糊信息粒化

问题,给出了数据粒的一种命题刻画^[17]

$$g' \triangleq (x \text{ is } G) \text{ is } \lambda \tag{1}$$

式中 x 为论域 U 中取值的变量, G 为 U 的模糊子集,由隶属函数 μ_G 来刻画, λ 为可能性概率。一般假设 U 为实数集合 $\mathbf{R}(\mathbf{R}^n)$, G 为 U 的凸模糊子集, λ 为位区间的模糊子集。

模糊信息粒化就是以模糊集形式表示信息粒,主要分为划分窗口和模糊化两个步骤。划分窗口是指将时间序列数据分割成若干小块,作为操作窗口;模糊化指将产生的每一个窗口数据进行模糊化,得到的模糊集也就是模糊信息粒。本文采用的是 Pedrycz 的粒化方法^[18]。

常用的模糊粒子有三角型、梯型、抛物型和高斯型等。本文采用三角型模糊粒子,其隶属函数如下:

$$A(x,a,m,b) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{m-a} & a \leq x \leq m \\ \frac{b-x}{b-m} & m < x \leq b \\ 0 & x > b \end{cases} \tag{2}$$

式中 a, m, b 为模糊粒子的 3 个参数,其中 a 描述原始数据变化的最小值, m 反映变化的平均水平, b 则表示原始数据变化的最大值。

2.2 支持向量机回归预测模型

支持向量机 (support vector machines, SVM)^[19]是由 Vapnik 等人于 1995 年依据统计学理论^[20]建立的,可以通过少量样本解决非线性高维空间问题,具有很高的推广性。

支持向量机非线性回归预测模型的基本原理就是通过一个核函数,把样本空间映射到高维空间,即将原本样本空间中非线性回归的问题转化为高维空间中线性回归的问题。

对于给定样本集 S 和任意 $\epsilon > 0$,如果在原始空间存在超平面 $f(x) = \langle w, x \rangle + b, w \in \mathbf{R}^n, b \in \mathbf{R}$ 使得

$$|y_i - f(x_i)| \leq \epsilon, \quad \forall (x_i, y_i) \in S \tag{3}$$

则称 $f(x) = \langle w, x \rangle + b$ 是样本集合 S 的线性回归。

对于非线性回归问题,其支持向量机回归预测过程如图 2 所示,其中关键步骤可简要概括如下:

1) 定义样本。对于样本集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l$ 。其中 x_i 为输入值, $y_i \in \mathbf{R}$ 为输出值。

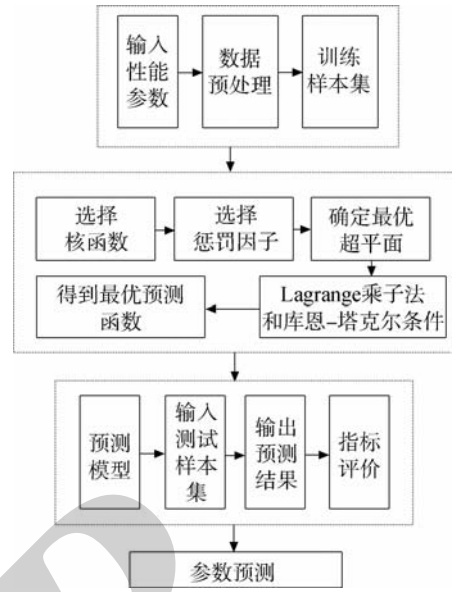


图 2 支持向量机回归预测流程

Fig. 2 SVM regression forecasting process

2) 选择核函数(针对非线性问题)。通过核函数将输入空间映射到高维空间,常见的核函数有线性函数、多项式函数、径向基函数和 Sigmoid 函数。本文选取如下径向基函数作为核函数:

$$K(x, x_c) = \exp(-\gamma |x - x_c|^2) \tag{4}$$

式中 x_c 为核函数中心, γ 为函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围。

3) 目标函数和约束条件。根据 Vapnik 等人的最大边际化(maximal-margin)原则和简要推导,得到回归问题的目标函数和约束条件分别如下:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i (\xi_i + \xi_i^*) \\ |y_i - w \cdot x_i - b| \leq \xi_i \end{cases} \tag{5}$$

式中 C 为容错惩罚因子, ξ_i 为松弛变量且 $\xi_i \geq 0$,用于衡量训练样本偏离程度,本文取 $\xi_i = 1.5$ 。

4) 最优超平面。根据 Lagrange 乘子法和 KKT 条件可得最优超平面决策函数为

$$\hat{y}_i = f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i \cdot x_c) + b \tag{6}$$

2.3 K-CV 和遗传优化算法

交叉验证(cross validation, CV)是用来验证分类器性能的一种统计分析方法,其基本思想是在某种意义下将原始数据集(dataset)进行分组,一部分作为训练集(train set),另一部分作为验证集(validation set):先用训练集对分类器进行训练,再利用验证集在测试训练得到的模型(model),以得到的分类准确率作为评价分类器

的性能指标。常见的 CV 方法有:hold-out method, K -hold cross validation (K -CV) 和 leave-one-out cross validation (LOO-CV)。目前运用较多的 LOO-CV 使得几乎所有样本皆用于训练模型其评估结果比较可靠,但是计算成本高,因此本文采用 K -CV 验证误差最小作为优化目标。

本文 SVM 进行回归分析时需要调节的参数主要有惩罚参数 C 和核函数参数 γ , 为便于 Matlab 编程,下文分别用 c 和 g 表示。遗传算法 (genetic algorithm, GA) 参数寻优是最常用的启发式寻优方法。遗传算法 (GA) 是一种基于生物进化思想的优化算法,于 1975 年由美国 Holland 教授提出。从本质来看,它是一种求解问题的高度并行性全局搜索算法,能在搜索进程中自动获取和积累相关搜索空间知识,并自适应地控制搜索过程以求得最优解。经过四十多年的发展,已成功运用于计算机科学、信息科学、运筹学等众多领域^[21]。

本文利用 GA 对 SVM 参数进行优化的整体算法过程如图 3 所示。

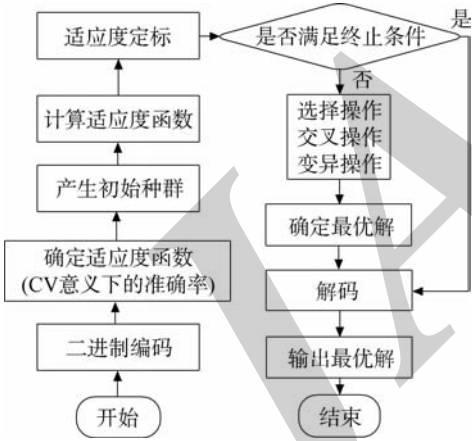


图 3 利用 GA 优化 SVM 参数 c 和 g 的算法流程图

Fig. 3 Flowchart of optimizing SVM parameters c and g with GA

步骤 1 编码。遗传算法不能直接处理问题空间的参数,因此必须先通过编码把问题的可行解表示成遗传空间的染色体。常用的编码方式有实数编码、二进制编码、Grey 编码、结构式编码、串编码等。实数编码可不比进行数值转换,因此本文采用实数编码方法。

步骤 2 产生初始种群。随机产生一定数量和长度的初始种群,使种群分布尽量随机可防止算法收敛到局部最优值。

步骤 3 适应度函数。本文采用的适应度函数是 K -CV 意义下的准确率。即将交叉验证结

果的平均准确率作为种群适应度。

步骤 4 判断是否满足终止条件。终止条件可概括为以下几类:①达到最大迭代次数;②未达到最大迭代次数但达到指定精度;③最大适应度和平均适应度值变化不大、趋于稳定;④相邻 GAP 代种群的距离小于可接受值。本文选用①和②作为终止条件。

步骤 5 选择。从上一代群体中以一定概率选择优秀个体组成新的种群,从而繁殖得到下一代。适应度大的个体被选中概率大。常用方法有轮盘赌法、锦标赛法等。本文选用轮盘赌法,一种基于适应度比例的选择策略。个体 i 被选中的概率为

$$p_i = F_i / \sum_{j=1}^N F_j \quad (7)$$

式中 F_i 为个体 i 的适应度值, N 为种群数量。

步骤 6 交叉。从上一代种群中随机选择两个个体,交换染色体,把优秀的特征遗传给下一代。由于本文采用的是实数编码,故采用实数交叉法,操作如下:①将种群个体两两配对;②每一对配对个体中随机选择某一个基因座位置进行交换,产生两个新个体。染色体 a_k 和 a_j 在 j 位的交叉算法如下:

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{ij}(1 - p_b) + a_{lj}p_b \\ a_{lj} = a_{lj}(1 - p_b) + a_{kj}p_b \end{cases} \quad (8)$$

式中 p_b 为交叉概率,满足 $p_b \in [0, 1]$ 。

步骤 7 变异。从种群中随机选择一个个体,对个体的一个基因进行变异,从而维持种群的多样性。第 i 个染色体的第 j 个基因 a_{ij} 变异算法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) * f(g_n) & r \geq 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) * f(g_n) & r < 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中 $a_{\max}$ 、 $a_{\min}$ 分别为染色体 a_{ij} 的上界、下界; $f(g_n) = r_2(1 - g_n/G_{\max})^2$, r 为 $[0, 1]$ 间的随机数; g_n 为当前代数; $G_{\max}$ 为最大进化代数。

步骤 8 最优解。将所有个体中适应度最高的个体作为寻优最优解。解码后输出进行支持向量机模型训练。

2.4 评判标准

1) 支持向量机训练得到的模型精度 a 、 m 、 b 用方均误差和平均相关系数衡量。假设 y_i 表示实际值, $\hat{y}_i$ 表示预测值,则方均误差 E_{ms}

$$E_{\text{ms}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

平方相关系数 R

$$R = \frac{n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]}}$$

(11)

2) 支持向量机模型预测总体精度用如下方式衡量。假设原始数据的实际模糊粒子变化范围为 $A=[a,m,b]$,模型预测变化范围 $B=[\hat{a},\hat{m},\hat{b}]$,则误差定义为

$$E = \left[\frac{|a - \hat{a}|}{a}, \frac{|m - \hat{m}|}{m}, \frac{|b - \hat{b}|}{b} \right]$$

(12)

3 航空发动机参数预测实例

3.1 参数提取及预处理

采用项目组与某航空公司合作获得的某型航空发动机 2001 年至 2003 年的排气温度裕度 (M_{egt})和高压转子转速(N_2)参数监测数据来验证算法的准确度。由于计算过程类似,本文只以 M_{egt} 进行展开说明, N_2 在实例扩展中进行简要介绍。

M_{egt} 数据点为同一发动机两次维修间隔期间起飞状态下的数据,数据时间间隔为 50 个飞行起落,可认为数据形成的序列为等间隔时间序列。共提取 55 个数据,运用前 50 个数据进行建模,后 5 个数据进行外推预测验证。用于建模的数据如图 4 所示。

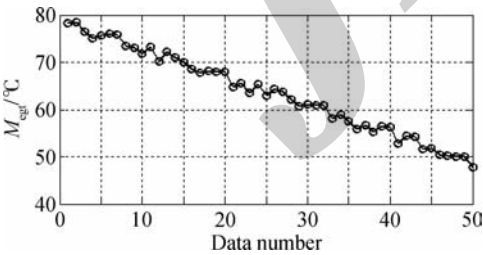


图 4 航空发动机 M_{egt} 数据
Fig. 4 Data of aeroengine M_{egt}

3.2 模糊信息粒化

本文选取三角型模糊粒子对前 50 组数据进行信息粒化,粒化窗口大小为 5 个数据,则一共有 10 个窗口。其粒化结果分别如图 5 所示。

3.3 遗传算法优化 SVM 关键参数

以 K-CV 验证误差最小作为优化目标利用遗传算法进行支持向量机惩罚参数 c 和核函数参

数 g 的寻优。遗传算法的最大进化代数、种群最大数量、代沟、 c 的变化范围、 g 的变化范围、K-CV 参数(v)、交叉概率和变异参数如表 1 所示。

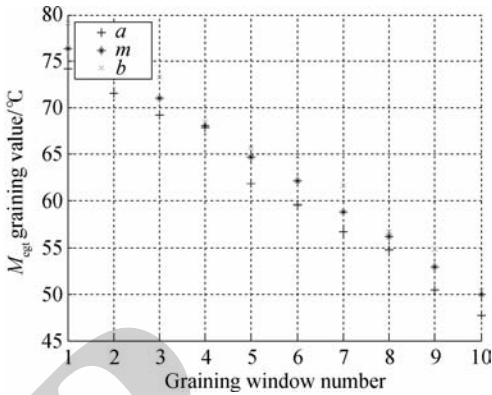


图 5 M_{egt} 粒化结果图
Fig. 5 M_{egt} graining results figure

表 1 遗传算法参数设置

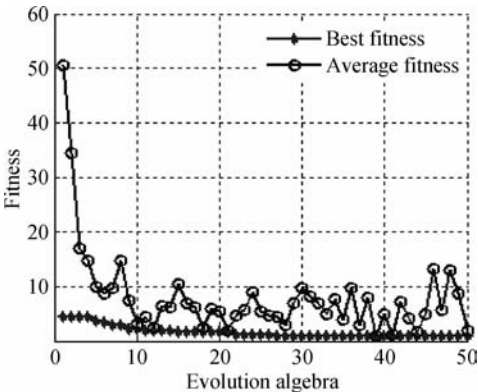
Table 1 Genetic algorithm parameter settings

参数	数值	参数	数值
最大进化代数	100	c 的变化范围	[0 100]
种群最大数量	20	g 的变化范围	[0 10]
代沟	0.9	交叉概率	0.7
K-CV 参数	5	变异参数	0.7

用遗传算法进行 a,m,b 的惩罚参数 c 和核函数参数 g 优化过程分别如图 6 所示,从图中可以得到各自的最佳 c 和 g 。

3.4 基于 SVM 的性能预测

根据得到的最优惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行 SVM 模型训练,得到的结果分别如图 7 所示。方均误差 E_{ms} 和平方相关系数 R 如表 2 所示。可以看出模型具有很高的精度,能够精确模拟出训练样本。



(a) $c=99.8928, g=0.0023174, E_{\text{ms}}=0.81622$

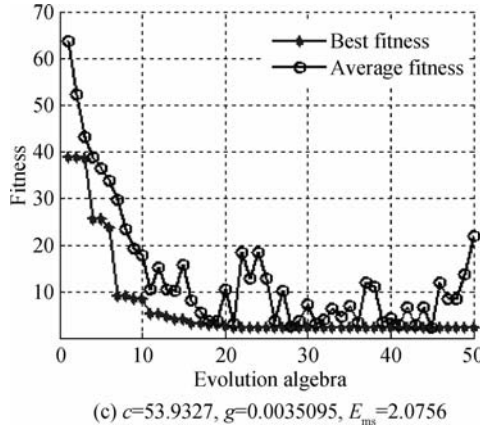
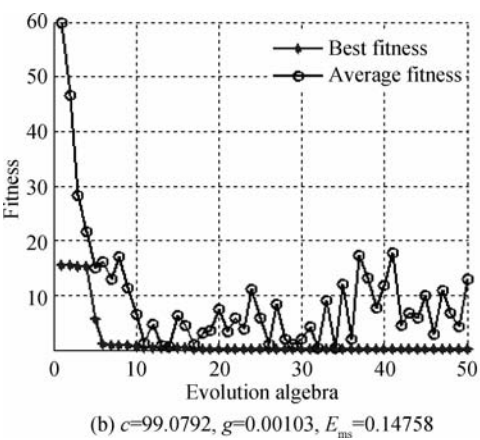


图 6 a 、 m 、 b 的参数 c 和 g 优化过程
Fig. 6 Parameters c and g optimization process of a , m , b

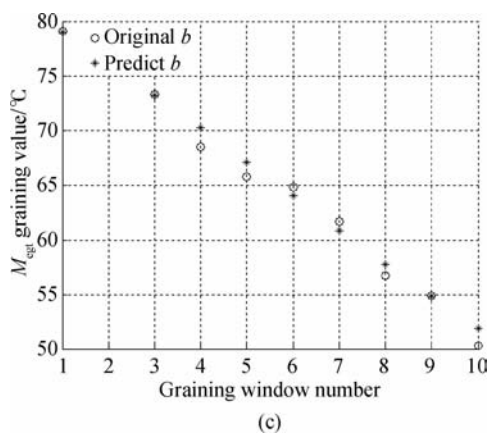
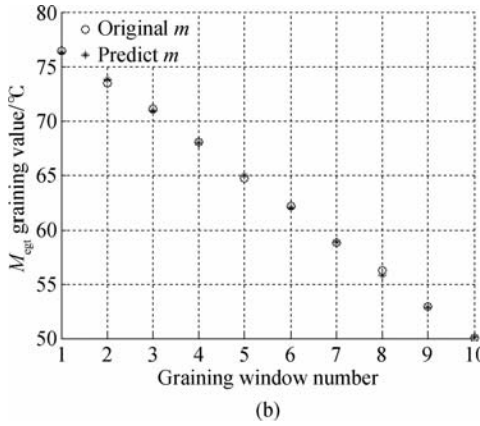
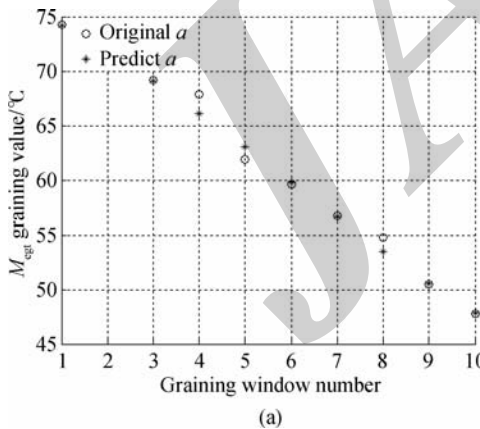


图 7 SVM 模型训练结果
Fig. 7 Training results of SVM model

表 2 模型方均误差和平方相关系数
Table 2 Mean squared errors and squared correlation coefficient of model

参数	方均误差 E_{ms}	平方相关系数 R
a	0.661933	0.991945
m	0.0702518	0.999385
b	1.06812	0.988804

前 50 组数据及其用本文算法模型得到的 a 、 m 、 b 如图 8 所示。从图中可以看出预测的模糊粒子基本将原始数据全部包络在内部,表明训练得到的模型具有较高可信度。

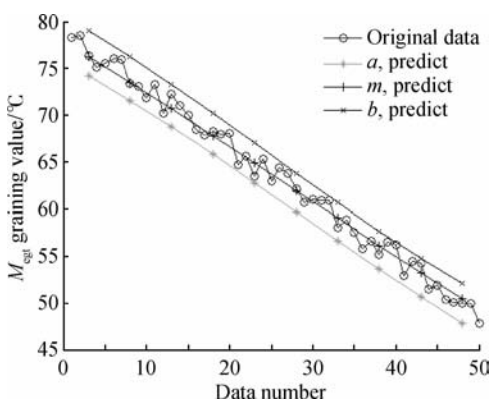


图 8 M_{egt} 数据和预测 a 、 m 、 b
Fig. 8 M_{egt} data and predicted a , m , b

用得到的模型对未来一个模糊窗口进行预测的结果如表 3 所示。从表中可以看到,预测的未来 5 组数据变化范围的误差很小,并且较前 5 组数据而言,未来 5 组数据有变小的趋势,即排气温度裕度 M_{egt} 逐渐变小,发动机安全性越来越低,根据设定的安全阈值可实现故障预判。

表 3 M_{egt} 变化趋势和变化空间预测
Table 3 M_{egt} changing trend and spatial prediction

编号	实际值/℃	实际范围值/℃	预测范围值/℃	预测相对误差 $E/\%$
46	50.4040	[47.7293 50.0035 50.3406]		
47	50.1086			
48	50.0035			
49	49.9388			
50	47.7940			
51	48.9542	[45.8142 46.9198 48.4243]	[45.1585 47.7316 49.7504]	[1.4312 1.7301 2.7385]
52	46.7378			
53	47.1421			
54	46.9198			
55	45.9962			

3.5 实例扩展

选取同一发动机两次维修间隔期间起飞状态下的高压转子转速 N_2 数据共 750 个,每 15 个飞行起落间隔选取一个数据,共提取 50 个数据,运用前 45 个数据进行建模,后 5 个数据进行外推预测验证。

遗传算法优化得到的最优惩罚参数 c 、核函数参数 g 、方均误差以及模型预测方均误差和平方相关系数和如表 4 所示,原始数据与预测 a 、 m 、 b 如图 9 所示, N_2 变化趋势和变化空间预测结果如表 5 所示。

表 4 N_2 变化趋势和变化空间预测
Table 4 N_2 changing trend and spatial prediction

模型精度	最优惩罚参数 c	最优核函数参数 g	优化方均误差值	预测方均误差值	预测平方相关系数
a	53.6421	0.2751	0.0591	0.0087	0.9963
m	59.7421	0.0013	0.0240	0.0107	0.9943
b	24.7728	0.0049	0.0131	0.0120	0.9956

从预测结果可以看出,算法预测变化范围和实际变化范围基本吻合,并且高压转子转速 N_2 呈下降趋势。

3.6 改变窗口大小

文中选用的窗口大小为 5,可以进一步缩小窗口大小,从而实现更精确的预测。以前文 M_{egt}

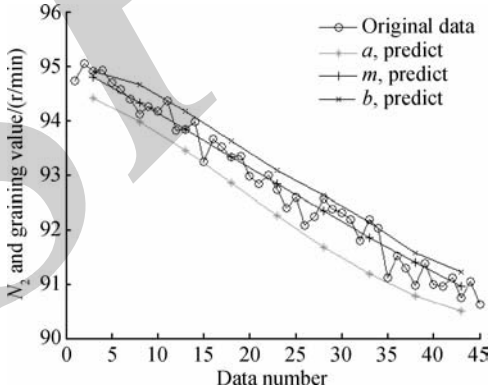


图 9 N_2 数据和预测 a 、 m 、 b
Fig. 9 N_2 data and predicted a , m , b

数据为例,分别选择窗口大小为 4、3、2、1,为了说明方便取几个数的公倍数 48 个数据作为训练集,选取后面一组窗口作为测试集,各种窗口大小预测误差如表 6 所示。从表中可以发现随着窗口大小由 5~3,预测精度逐渐提高,但是继续减小时误差又逐渐变大,这是由随机误差造成的。

3.7 多步预测

文中算法实现了数据模糊粒子的一步预测,预测精度较高,算法同样可以实现多步预测,但是精度会逐渐降低。以前文 M_{egt} 数据为例进行说明,根据上述研究选择窗口大小选为 3,用前 42 个数据进行训练,用后 12 个数据分别进行一步预测到 4 步预测,预测结果如表 7 所示。从表中可以发现,3 步以内的预测误差在 10% 以内,3 步以后精度则无法保证。

表 5 N_2 变化趋势和变化空间预测
Table 5 N_2 changing trend and spatial prediction

编号	实际值/ (r/min)	实际范围值/(r/min)	预测范围值/(r/min)	预测相对误差 $E/\%$
41	91.2032			
42	90.8724			
43	90.8032			
44	90.4480			
45	90.5049			
46	90.5773	[90.1497 90.8032 91.1160]		
47	90.4858			
48	90.1358			
49	90.3688			
50	89.6324			
51~55		[89.3996 90.3688 90.5860]	[89.6156 90.3301 90.7073]	[0.2416 0.0428 0.1339]

表 6 M_{egt} 不同窗口大小预测结果
Table 6 M_{egt} multi-step prediction results

窗口大小	预测相对误差 $E/\%$	窗口大小	预测相对误差 $E/\%$
5	[1.4312 1.7301 2.7385]	2	[1.1536 1.3638 1.9652]
4	[1.2517 1.4326 2.2365]	1	[1.3642 1.6869 2.4367]
3	[1.0863 1.1552 1.8634]		

表 7 M_{egt} 多步预测结果
Table 7 M_{egt} multi-step prediction results

步数	实际范围值/ $^{\circ}\text{C}$	预测范围值/ $^{\circ}\text{C}$	预测相对误差 $E/\%$
1	[51.2225 51.8568 54.3120]	[50.7456 53.5702 55.2661]	[0.9310 3.3041 1.7567]
2	[49.8985 50.1086 50.4040]	[49.3140 52.2255 54.4024]	[1.1713 4.2246 7.9327]
3	[46.6338 48.9542 49.9388]	[47.9814 50.9980 53.7568]	[2.8897 4.1749 7.6454]
4	[46.5558 46.9198 47.1421]	[46.7558 49.8961 53.3295]	[0.4296 6.3434 13.1250]

4 结 论

航空发动机性能参数预测是故障预判和视情维修的决策前提,而由于数据采集精度和预测及诊断过程中的不确定性因素使得参数精确预测实际意义不大,并且精确预测复杂,因此本文提出一种基于模糊信息粒化和优化支持向量机的航空发动机性能参数趋势预测算法。研究总结如下:

1) 本文依据模糊信息粒化方法和遗传优化算法以及支持向量机算法实现了对航空发动机性能参数变化空间和变化趋势的预测。

2) 本文采用模糊信息粒化方法将多个数据作为一个整体讨论,避免了随机误差造成的影响;

用以交叉验证误差最小为遗传算法优化支持向量机惩罚参数和核函数参数的优化目标,避免了样本选择造成的影响,保证得到全局最优值。

3) 用某航空公司某型航空发动机的排气温度裕度 M_{egt} 和高压转子转速 N_2 验证表明,本文提出的算法是有效的,并且具有较高精度。

4) 本文对算法的窗口大小选择和多步预测性能进行了讨论,得出本算法最佳窗口大小为 3,最多可实现 3 步预测。

参考文献:

[1] 尉尉楷,杨立,刘芳,等.航空发动机预测和健康管理[M].北京:国防工业出版社,2014.

- [2] 崔文斌,叶志锋,彭利方. 基于信息融合遗传算法的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1275-1280.
CUI Wenbin, YE Zhifeng, PENG Lifang. Aero-engine gas path fault diagnosis based on genetic algorithm of information fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5): 1275-1280. (in Chinese)
- [3] 吴娅辉,李新良,洪宝林,等. 基于 SVM 和广义粗糙度特征的航空发动机振动故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2011, 26(11): 2445-2449.
WU Yahui, LI Xinliang, HONG Baolin, et al. Research on aero-engine vibration fault diagnosis based on support vector machine and generalized roughness feature[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(11): 2445-2449. (in Chinese)
- [4] 李艳军,左洪福,吴振峰. 基于磨粒分析方法的发动机磨损故障智能诊断技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2001, 33(3): 221-226.
LI Yanjun, ZUO Hongfu, WU Zhenfeng. Intelligent diagnostics for engine wear failure based on debris analysis[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2001, 33(3): 221-226. (in Chinese)
- [5] 范庚,马登武. 基于组合优化相关向量机的航空发动机性能参数概率预测方法[J]. 航空学报, 2013, 34(9): 2110-2121.
FAN Geng, MA Dengwu. Probabilistic prediction method for aero-engine performance parameters based on combined optimum relevance vector machine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(9): 2110-2121. (in Chinese)
- [6] 李晓白,崔秀玲,郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(3): 253-256.
LI Xiaobai, CUI Xiuling, LANG Rongling. Forecasting method of aero-engine performance parameters[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(3): 253-256. (in Chinese)
- [7] GAN M L, YANG Z. Time-series modeling and fault forecast study spectral analysis of lubricating oil[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2001, 18(1): 86-90.
- [8] 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(3): 535-539.
CHEN Guo. Forecasting engine performance trend by using structure self-adaptive neural network[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(3): 535-539. (in Chinese)
- [9] 丁刚,付旭云,钟诗胜. 基于过程神经网络的航空发动机性能参数预测[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(1): 198-207.
DING Gang, FU Xuyun, ZHONG Shisheng. Aero-engine performance parameters prediction based on process neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(1): 198-207. (in Chinese)
- [10] 杨虞微,陈果. 基于结构自适应径向基神经网络的油样光谱数据建模[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(1): 98-101.
YANG Yuwei, CHEN Guo. Modeling of spectrometric oil analysis data based on structure self-adaptive RBF neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(1): 98-101. (in Chinese)
- [11] 郭阳明,姜红梅,翟正军. 基于灰色理论的自适应多参数预测模型[J]. 航空学报, 2009, 30(5): 925-931.
GUO Yangming, JIANG Hongmei, ZHAI Zhengjun. Adaptive multi-parameter prediction model based on grey theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(5): 925-931. (in Chinese)
- [12] 崔立志. 灰色预测技术及其应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
CUI Lizhi. Grey forecast technology and its application research[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. (in Chinese)
- [13] 曾波. 灰色预测建模技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
ZENG Bo. Research on modeling technologies of grey prediction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011. (in Chinese)
- [14] 尉询楷,李应红,王硕,等. 基于支持向量机的航空发动机滑油监控分析[J]. 航空动力学报, 2004, 19(3): 392-397.
WEI Xunkai, LI Yinghong, WANG Shuo, et al. Aero-engine lubrication monitoring analysis via support vector machines[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(3): 392-397. (in Chinese)
- [15] 张弦,王宏力. 嵌入维数自适应最小二乘支持向量机状态时间序列预测方法[J]. 航空学报, 2010, 31(12): 2309-2314.
ZHANG Xian, WANG Hongli. Condition time series prediction using least squares support vector machine with adaptive embedding dimension[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(12): 2309-2314. (in Chinese)
- [16] 李本威,张赞,孙涛. 基于免疫粒子群算法的滑油屑末支持向量机预测模型设计[J]. 航空动力学报, 2009, 24(7): 1639-1643.
LI Benwei, ZHANG Yun, SUN Tao. Design of forecasting model for aero engine lubrication debris support vector machines based on immune-particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(7): 1639-1643. (in Chinese)
- [17] 王小川,史峰,郁磊,等. MTALAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- [18] BARGIELA A, PEDRYCZ W. Granular computing: an introduction[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [19] CORTES C V. Support vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-293.
- [20] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1995.
- [21] 吴玫,陆金桂. 遗传算法的研究进展综述[J]. 机床与液压, 2008, 36(3): 176-179.
WU Mei, LU Jingui. Summary of research progress of the genetic algorithms[J]. Machinetool and Hydraulics, 2008, 36(3): 176-179. (in Chinese)