

基于 LS-SVM 的航空润滑油金属含量分析

黄永武, 王伟平, 韩孟涛

(空军工程大学 工程学院 航空自动控制工程系, 陕西 西安 710038)

摘要: 在航空润滑油光谱分析故障诊断中, 对润滑油浓度的变化趋势进行预测是油液光谱分析故障诊断的重要内容之一。针对这一分析方法, 介绍了最小二乘支持向量机并对航空发动机滑油系统铁元素浓度的变化趋势进行了预测; 并采用遗传算法对最小二乘支持向量机的参数进行优化, 通过与灰色模型的预测结果作比较, 其结果表明, 优化后的最小二乘支持向量机的预测精度高, 具有很好的泛化能力和学习能力。

关键词: 最小二乘支持向量机; 遗传算法; 灰色模型

中图分类号: V233.4

文献标识码: A

Aviation lubricating oil metal content analysis based on LS-SVM

HUANG Yong Wu, WANG Wei Ping, HAN Meng Tao

(Aviation Auto Control Engineering Department, Engineering College, Airforce Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Because the aviation lubricating oil has an important effect to the aviation equipment, it is very necessary for us to monitor the aviation lubricating oil. In the aviation lubricant spectrum analysis fault diagnostic, estimate the variety trend of the lubricant density is one of the important contents that oil liquid spectrum analysis fault diagnosis. Aiming at the analysis method, this text introduces that LS-SVM forecast the change trend of the iron element density in the aviation engine slippery oil system. In the paper, the hyper-parameters of LS-SVM could be optimized by genetic algorithm. The results show that the model has excellent learning ability and can provide more accurate data prediction compared with gray model. The error of the model is very little and the method is effective.

Key words: least squares support vector machines; genetic algorithm; gray mode

随着航空发动机性能的不不断提高, 发动机部件的工作状况变得更加恶劣。由于润滑油的消耗量及润滑油中金属含量值能够比较准确地反映发动机的轴承、附件和齿轮的工作情况。因此当润滑油消耗量或润滑油中某些金属含量偏高时, 则说明轴承、机匣或齿轮磨损厉害。通过对润滑油消耗量及润滑油中镁、铝、铁、铜的含量值及其趋势监控, 可达到对发动机轴承、机匣或齿轮工作情况的监控, 从而减少不必要的零部件更换, 降低故障模式的二次损伤, 有效地监视发动机传动系统零部件的磨损情况及故障特征。

Vapnik 于 1995 年提出了一种新型统计学习方法——支持向量机 SVM(Support Vector Machines), 支持向量机是建立在统计学习理论之上的一种具有良好性能的学习机器, 它以结构风险最小化原则取代传统机器学习中的经验最

小化原则, 在小样本的机器学习中显示出优良的性能。支持向量机因为具有强大的非线性处理能力和良好的推广能力而得到广泛应用, 已成为机器学习界的研究热点。经典的支持向量机训练算法基本都是求解一个凸二次规划问题, 求出最优分类面。通过将不等式约束改为等式约束, Suykens J.A.K 提出了最小二乘支持向量机 LV-SVM (Least Squares Support Vector Machines), 采用最小二乘线性系统作为损失函数, 求解过程变成求解一组等式方程, 求解速度相对加快, 并应用到模式识别和回归估计中, 取得了很好的效果。本文首先阐述了最小二乘支持向量机的基本原理和建模思想, 并采用遗传算法对模型参数进行优化; 分析了灰色模型 GM(1, 1) 的基本原理; 根据所得到的预测模型对某个阶段的润滑油金属含量的数据进行分析, 并与灰色模型的预测结果进行比较。仿真结果表明

LS-SVM的预测效果精度比较高,能够达到预期的效果。

1 最小二乘支持向量机

1.1 最小二乘支持向量机回归模型

LS-SVM是SUYKENS J.A.K于1999年提出的一种新型支持向量机方法。LS-SVM在目标函数中采用平方和误差损失函数替代传统SVM中的不敏感损失函数,用等式型约束替代传统SVM中的不等式约束,使得SVM求解二次规划问题转化为求解一组线性关系式,从而极大地简化了问题,提高了学习速率。

给定一个有 N 个数据的训练集合 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$,其中输入数据 $x_k \in R^n$,输出数据 $y_k \in R$,对于LS-SVM而言,其非线性回归问题可以描述为求解下面的问题:

$$\begin{cases} \min_{w,e} J(w,e) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ s.t. y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad (k=1,2,\dots,N) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\varphi(x_k)=[\varphi_1(x_k), \varphi_2(x_k), \dots, \varphi_N(x_k)]$ 是一个将输入向量 x_k 映射到一个高维特征空间的非线性函数, $w=[w_1, w_2, \dots, w_N]$ 是确定这个特征空间的权值向量, e_k 为误差向量, $J(\cdot)$ 为损失函数, γ 为平衡因子。

LS-SVM优化问题对应的Lagrange函数为

$$L(w,e,\alpha,b) = J(w,e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \times \{w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (2)$$

其中, α_k 为Lagrange乘子, $\alpha_k \neq 0$ 称为支持向量。

利用Lagrange函数分别对 w, e_k, α_k, b 求导,可得下列等式:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma \times e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

消去变量 w 和 e ,得到关于 α_k, b 的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_N^T \\ 1_N & \Omega + I_N / \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $\Omega \in R^{N \times N}$; $\Omega_{ij} = K(x_i, x_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, N$; $I_N \in R^{N \times N}$,是单位矩阵; $1_N \in R^N$,是元素为1的向量。

因此,在预测回归问题时,对于新的预测点集 x^* 来说,预测函数为:

$$f(x^*) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x_k, x^*) + b \quad (5)$$

其中, α_k, b 可由式(4)唯一求出; $K(\cdot)$ 是核函数,且 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \cdot \varphi(x_j)$ 。

1.2 常见的核函数及其参数优化问题

常见的核函数主要有:

- (1)线性核函数: $K(x, y) = x \cdot y$;
- (2)多项式核函数: $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$;
- (3)RBF核函数: $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$;
- (4)Sigmoid函数: $K(x, y) = \tanh(v(x, y) + c)$;
- (5)B样条函数: $K(x, y) = B_{2n}(x - y)$ 。

核函数必须满足Mercer条件的任何对称的核函数对应的特征空间的点积,本文主要采用RBF核函数。其中正则化参数和核宽度是LS-SVM必须要调整的2个参数,参数的选择效果直接影响LS-SVM的预测能力和泛化性能。在实际工程应用中也没有确实可行的参数调整方法,一般情况下采用试凑法来进行参数选择,但是这种方法费时费力,而且取得的效果很差。针对这一问题,本文提出利用遗传算法的群体搜索能力,对模型参数进行优化,通过与灰色模型的预测效果进行比较,LS-SVM的预测效果还是让人满意的。

1.3 遗传算法参数优化的实现过程

遗传算法参数的优化通过以下几步实现:

- (1)对参数进行浮点数编码;
- (2)初始群体设定;
- (3)适应度函数 f_i 的求解;
- (4)选择操作;
- (5)交叉操作, $p_c = 0.85$;
- (6)变异操作, $p_m = 0.01 \sim 0.05$;
- (7)令 $t = t + 1$,继续计算适应度值 f_i ;
- (8)判断终止条件是否满足,取迭代次数 $n = 50$;
- (9)结束。

2 灰色模型GM(1,1)

设原始数列为: $x^{(0)} = \{x^{(0)}(t) / i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

则对原始数列作一次累加生成的数列为:

$$\begin{aligned} x^{(1)}(t) &= \sum_{k=1}^t x^{(0)}(k) = \{x^{(1)}(t_1), x^{(1)}(t_2), \dots, x^{(1)}(t_n)\} \\ &= \{x^{(0)}(t_1), \sum_{k=1}^2 x^{(0)}(k), \dots, \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k)\} \end{aligned} \quad (6)$$

在灰色系统中,灰色微分方程GM(1,1)表示如下:

$$\frac{dx^{(1)}(k)}{dt} + ax^{(1)}(k) = u \quad (7)$$

其中, a, u 为待定参数。

$$(a, u)^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_k \quad (8)$$

其中:

$$Y_k = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k))^T \quad (9)$$

$$B = \begin{bmatrix} -(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2))/2 & 1 \\ -(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3))/2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -(x^{(1)}(k-1) + x^{(1)}(k))/2 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

求得 a, u 后,解式 $x^{(1)}(k)$ 得数列在 $k+1$ 时刻的预测

值计算公式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(1)}(1) - u/a)e^{-a(k-1)} + u/a \quad (11)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (12)$$

3 实例分析与比较

表1为航空发动机在一个取样周期内磨损元素铁含量的光谱分析值。分别建立灰色模型和最小二乘支持向量机的回归模型,并采用Matlab来仿真预测效果。

表1 铁金属含量的光谱分析值

次数	1	2	3	4	5	6
分析值	2.32	2.81	3.35	3.48	3.92	5.21

通过GA算法优化参数得到的超参数 $\gamma=6990.4$ 、核宽度 $\sigma^2=0.53433$,所得的验证误差为0.50941,从而得到的预测结果图如图1、图2所示。

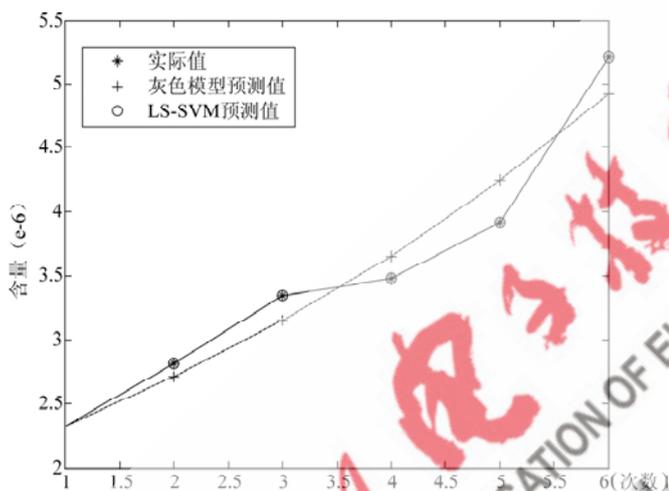


图1 2种模型的预测效果图

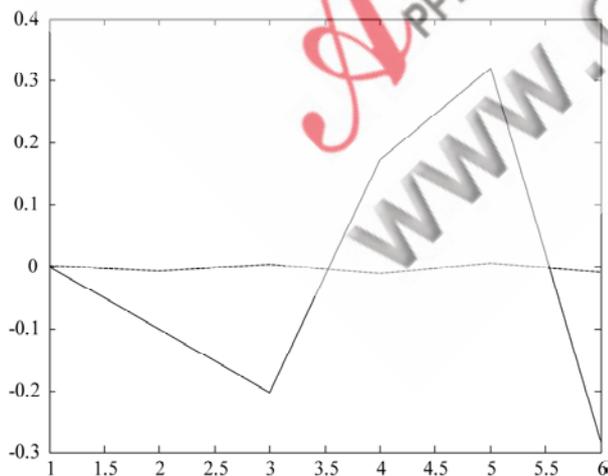


图2 2种模型的预测误差

本文利用LS-SVM模型对某型航空发动机润滑油监控系统中铁元素浓度含量变化趋势进行预测分析,并与GM(1,1)模型的预测效果进行了比较,如表2所示。可以得出,LS-SVM的预测误差比GM(1,1)的预测误差小得多。由

表2 预测效果比较

次数	实际值	GM(1,1)		LS-SVM	
		预测值	相对误差	预测值	相对误差
1	2.32	2.3200	0	2.3212	5.1724e-004
2	2.81	2.7103	0.0355	2.8035	0.0023
3	3.35	3.1468	0.0607	3.3543	0.0013
4	3.48	3.6536	0.0499	3.4701	0.0028
5	3.92	4.2420	0.0821	3.9265	0.0017
6	5.21	4.9251	0.0547	5.2011	0.0017

于预测误差与模型的超参数 γ 、 σ^2 核宽度有着密切的关系,预测精度受制于2个参数的选择,所以本文采用遗传算法来对模型参数进行选择。由于本文提到的理论缺乏合理的理论支撑,所以预测效果仅供参考。对预测浓度含量急剧增大或超标的发动机,需要施行重点监测,以防止故障恶化,做到对故障的早期诊断、排除。根据LS-SVM回归原理可以对润滑油系统中其他需要重点监测的金属元素进行预测。

参考文献

- [1] VAPNIK V.N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.
- [2] SUKENS J A K, GESTEL T V, BRABANTER J D. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World scientific Publishers, 2002.
- [3] 左洪福. 发动机磨损状态监测与故障诊断技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 1996.
- [4] 程礼, 陈卫. 航空发动机状态监控与故障诊断[M]. 西安: 空军工程大学工程学院, 2002.
- [5] 毛美娟. 机械装备油液监控技术与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [6] 丁刚, 钟诗胜, 李圣罡. 航空发动机润滑油金属含量预测及其控制研究[J]. 润滑与密封, 2006, 9(3): 52-54.
- [7] 雷英杰, 张善文, 立续武, 等. Matlab遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.
- [8] 李应红, 尉询楷, 刘建勋. 支持向量机的工程应用[M]. 北京: 兵器工业出版社, 2004.
- [9] 周辉仁, 郑丕谔. 基于GA和Bootstrap的最小二乘支持向量机参数优选[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(12): 3293-3296.
- [10] 陈帅. 最小支持向量机的参数优化及其应用[J]. 华东理工大学学报, 2008, 2(34): 278-282.
- [11] 李方方, 赵英凯, 颜昕. 基于Matlab的最小二乘支持向量机的工具箱及其应用[J]. 计算机应用, 2006, 26(3): 358-360.
- [12] 朱家元, 杨元, 张恒喜, 等. 基于优化最小二乘支持向量机的小样本预测研究[J]. 航空学报, 2004, 6(25): 565-568.

(收稿日期: 2008-12-13)