

# 基于后验概率 SVM 的航空发动机滚动轴承状态评估

汪瑾<sup>1</sup>, 陈果<sup>1</sup>, 王洪伟<sup>1,2</sup>, 冯康佳<sup>3</sup>, 陈立波<sup>1,2</sup>

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; 2. 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076;

3. 清华大学 航天航空学院, 北京 100084)

**摘要:** 为了准确地进行航空发动机滚动轴承状态评估, 提出了一种基于后验概率支持向量机的航空发动机滚动轴承状态评估方法。首先利用仿真数据建立了后验支持向量机模型, 进行了分类试验和后验概率预测验证, 然后利用航空轴承失效监控试验系统进行了滚动轴承性能退化试验, 得到轴承不同工作状态的振动数据, 最后利用获取的试验数据进行了滚动轴承状态评估, 充分验证了该评估方法的正确性。

**关键词:** 滚动轴承; 状态评估; 支持向量机; 后验概率

中图分类号: TH133.33; TH17 文献标志码: B 文章编号: 1000 - 3762 (2015) 05 - 0055 - 05

## Condition Assessment for Aero - Engine Rolling Bearings Based on Posterior Probability SVM

Wang Jin<sup>1</sup>, Chen Guo<sup>1</sup>, Wang Hongwei<sup>1,2</sup>, Feng Kangjia<sup>3</sup>, Chen Libo<sup>1,2</sup>

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Beijing Aeronautical Technology Research Center, Beijing 100076, China; 3. School of Aerospace

Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** For assessment of condition for aero - engine rolling bearings, a method is proposed based on posterior probability SVM. Firstly, the posterior probability SVM model is established by using simulation data, and the classification experiment and posterior probability prediction verification are carried out. Then, the performance degradation experiments for rolling bearings are conducted by using the aero - engine bearing failure monitoring test system, the vibration data of bearings under different working conditions is obtained. Finally, the rolling bearing condition assessment is carried out by using collected experiment data, and the validity of assessment method is fully verified.

**Key words:** rolling bearing; condition assessment; support vector machine; posterior probability

滚动轴承作为航空发动机关键零部件, 运行在高温、高压、重载的严酷环境下, 极易发生故障。轴承的寿命离散性大, 工况复杂, 失效形式多样, 难以构造统一的失效模型。因此, 针对航空发动机轴承, 采集其运行过程中的振动信号并提取特征参数, 动态评估轴承状态并进行故障诊断及剩余寿命预测, 能够有效实施航空发动机轴承健康管理和故障预测 (PHM)。

目前, 相对于专家系统和神经网络技术, 支持

向量机理论在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中, 在轴承状态评估和故障诊断中得到了广泛应用, 然而, 标准支持向量机方法仅能够判断样本属于某类, 无法给出属于某类的概率。而轴承状态评估则需要准确评估出轴承当前所处的状态, 即需要知道轴承属于正常或异常状态的概率。后验概率支持向量机模型正好满足了轴承状态评估的需求, 可将其用于航空发动机轴承状态评估研究。

首先, 针对航空飞机广泛使用的军用 E206 轴承搭建试验台, 进行故障状态评估试验。连续监控轴承从正常运行、早期故障和最终故障的多种

收稿日期: 2014 - 12 - 04; 修回日期: 2015 - 01 - 14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61179057)

作者简介: 汪瑾 (1991 -), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为智能诊断与专家系统, E - mail: 1017739987@qq.com。

特征信号,采用基于后验概率支持向量机算法对正常类和异常类样本进行机器学习,建立了特征参数和轴承退化状态之间的联系,揭示了轴承振动特征随故障发展的演变规律。最后利用试验数据对方法进行了验证分析。

### 1 后验概率支持向量机

支持向量机建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力。支持向量机的中心思想是:原始空间数据映射到高维空间,在高维空间寻找最优分类面,通过最优分类面得到判定公式,用于对未知数据进行分类,从而实现高维数据的模式识别。

基于后验概率的 SVM 算法,既可以实现分类问题,又可以结合 Bayes 决策规则实现分类结果的概率估计。在实际中,先验信息很少,条件概率密度和先验概率都很难确定,一般使用经验方法求解后验概率,最经典的方法是利用 Logistic 回归线性模型估计后验概率。由 Sigmoid 函数获取的近似后验概率为

$$P(y = 1 | f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)} \quad (1)$$

式中:  $f$  为支持向量机决策函数的输出;  $A, B$  为可通过求解一个无约束优化问题得到的参数。

后验概率 SVM 的求解通常先通过标准 SVM 训练得到 SVM 模型,然后在训练集  $(f_i, t_i)$  的基础上通过极大似然估计法得到  $A$  和  $B$ 。令

$$f_i = f(x_i) \quad i = 1, 2, \dots, l; \\ t_i = \begin{cases} \frac{N_+ + 1}{N_+ + 2} f_i = +1 \\ \frac{1}{N_- + 2} f_i = -1 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $x_i$  为输入信号;  $N_-$  为输出为  $-1$  的分类器个数;  $N_+$  为输出为  $+1$  的分类器个数。求解  $A, B$  即求解  $t_i$  所示的负对数似然估计最小化问题,即

$$\min \sum_i t_i \log P_i + (1 - t_i) \log(1 - P_i) \quad (3)$$

$$P_i = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$$

当  $P_i \rightarrow 0$  时,  $\log P_i \rightarrow \infty$  因此令

$$F(t_i, P_i) = t_i \log P_i + (1 - t_i) \log(1 - P_i) \quad (4)$$

即求  $\min \sum_i F(t_i, P_i)$ 。令

$$F(t_i, P_i) = G(A, B) \quad (5)$$

将  $P_i = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$  代入(4)式得

$$G(A, B) = \log [1 + \exp(Af_i + B)] + (t_i - 1)(Af_i + B) \quad (6)$$

整理为

$$G(A, B) = \log [\exp(-Af_i - B) + 1] + t_i(Af_i + B) \quad (7)$$

根据(6)和(7)式可将  $\sum_i F(t_i, P_i)$  的最优化问题转化为(8)和(9)式的无约束优化问题。对此,可以有很多种优化方法,常用牛顿法寻找  $A, B$  的最佳组合,即

$$\lim_{z=(A,B)} \sum_i [1 + \exp(Af_i + B)] + (t_i - 1)(Af_i + B) \quad (8)$$

$$\lim_{z=(A,B)} \sum_i [1 + \exp(-Af_i - B)] + t_i(Af_i + B) \quad (9)$$

实践表明, Sigmoid 函数拟合后验概率 SVM 的方法在实际应用中效果很好,但只能用于二值分类问题。对于多分类问题,提出了在二值分类情形下的后验概率拟合算法,较好地校准了二值支持向量机分类器决策函数。分类器决策边界在二值 SVM 中是  $f(x_i) = 0$ , 而在后验概率 SVM 中为

$$P(y = 1 | f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)} = 0.5 \quad (10)$$

对该式进一步化简,得到  $f(x_i) = -\frac{B}{A}$ , 这就是后验概率 SVM 的决策边界。由此可见决策界面发生了变化。

SVM 多分类中,无论是一对多法还是一对一法,都是由多个分类器组合而成。因此,可以应用 Platt 算法对每个分类器求取如下的概率公式

$$P_i = P(y = i | x) = \frac{1}{1 + \exp(A_i f(x) + B_i)} \quad (11)$$

式中:  $P_i$  为样本  $x$  数据第  $i$  类的概率。此时的决策规则变成了  $y(x) = \arg \max_{i=1, \dots, k} P_i$ , 即取后验概率最大的类别作为样本  $x$  所属的类。

### 2 滚动轴承性能退化试验

#### 2.1 航空轴承失效监控试验系统

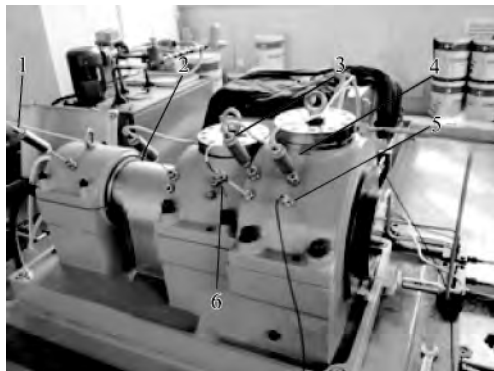
如图 1 所示,航空轴承失效监控试验系统主要由试验主体、动力及传动系统、润滑系统、液压加载系统、电气系统、计算机监控系统等组成。

试验轴承安装在试验主体的轴系上,采用悬臂式结构,电主轴通过弹性联轴器驱动试验轴系旋转,最高转速可达 32 000 r/min。液压加载系统提供轴向和径向的可调加载力,最大加载力分别为 5 kN 和 10 kN。采用 928 合成航空润滑油为试验轴承提供润滑。试验参数的记录和处理由数据采集系统完成。工控机是控制系统的核心,在电控系统的配合下处理采集数据并发出各种指令。振动、温度、转速等都是试验所需要的重要参数特征量,其传感器监测点分布如图 2 所示。



1—设备润滑系统;2—主轴电动机;3—试验润滑系统;  
4—试验轴承;5—液压加载系统

图 1 航空轴承失效监控试验系统实物图



1—电主轴温度传感器;2,3—设备轴承温度传感器;  
4—试验轴承温度传感器;5—试验轴承振动传感器;  
6—设备轴承振动传感器

图 2 传感器监测点

## 2.2 试验方案

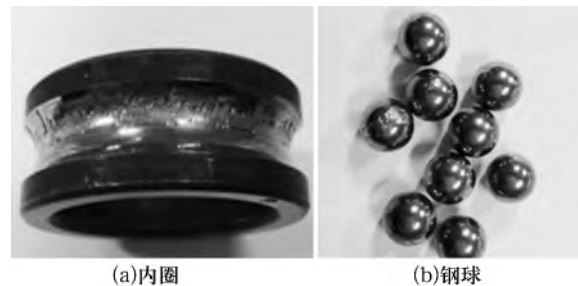
试验轴承参数见表 1。由于轴承平均寿命通常较高,正常试验极其耗费时间,因此采用轴承缺油条件加速轴承失效。磨损后的故障轴承如图 3 所示。

表 1 滚动轴承参数

轴承型号	钢球数	钢球直径/mm	球节圆直径/mm
6206	9	9.525	46

振动值增大和磨粒数量急剧增多是轴承失效的主要特征,设定试验轴承振动值达到 40g

( $g$  为重力加速度)或者磨粒数量急剧上升即认为达到了严重故障状态。使用航空轴承失效监控试验系统监控轴承由 4 000 r/min 逐渐增加至 15 000 r/min 过程中的振动和磨粒数据,并采集正常状态和严重故障状态下的特征数据,结果如图 4 所示。



(a)内圈 (b)钢球

图 3 内圈故障轴承

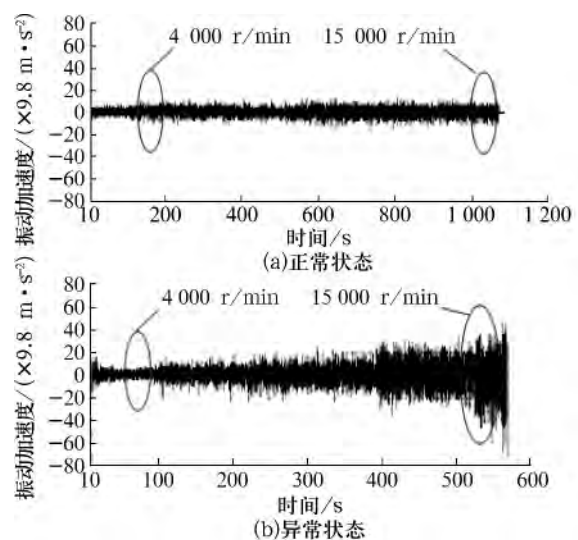


图 4 试验数据

## 2.3 基于后验概率状态评估方法

由图 4 可知,低转速时,正常与异常状态下的振动值相差不多;随着转速升高,相同转速下,异常状态下的振动值比正常状态明显增大,因此转速也是一个非常重要的指标。鉴于此,提取转速和振动加速度有效值作为特征量,使用正常状态和严重故障状态的样本数据,形成训练样本,对后验概率支持向量机进行学习。需要指出的是,转速和振动有效值均需要进行量纲一化处理,处理方法为,转速除以 20 000 r/min,振动有效值除以 50  $m/s^2$ 。

根据故障严重程度,设定正常、警告、异常和严重故障 4 种状态。对于未知数据,使用该模型即可实现状态判断,并给出后验概率值,从而实现了对轴承状态的评估。轴承故障状态评估流程如图 5 所示。

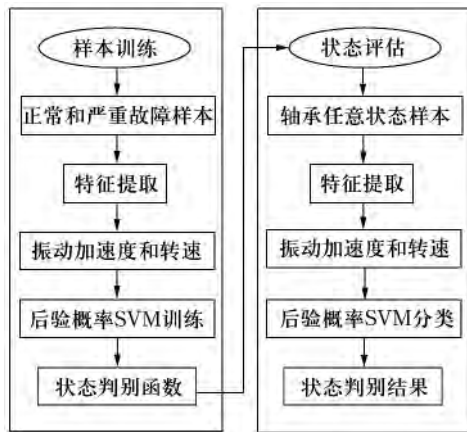


图5 轴承状态评估流程图

### 2.4 基于后验概率状态评估结果

使用 1 378 组正常和 1 076 组故障轴承的数据作为训练样本。利用 LibSVM 函数包作为计算工具,使用分类 SVM(采用径向基核函数)对量纲一化后的正常和故障数据进行识别和分类。

分类结果的好坏与惩罚参数  $c$  和径向基函数参数  $h$  关系很大,因此采用网格搜索、粒子群算法和遗传算法寻找最优参数值  $c$  和  $h$ 。其中网格搜索在  $[2^{-10}, 2^{10}]$  范围内 5 折交叉验证寻优。这 3 种方法最终寻优结果见表 2。

表 2 寻优算法结果对比

寻优算法类型	$c$	$h$	分类准确率/%
网格搜索法	0.02	45.25	100
粒子群算法	0.10	35.94	99.99
遗传算法	2.43	46.31	99.85

通过比较寻优结果应当选用  $(c, h) = (0.02, 45.25)$  作为最优参数。将训练数据集随机分为 2 个子集  $C1$  和  $C2$  使用所得的模型参数,对  $C1$  训练,  $C2$  测试,得到  $C2$  集上的分类判别函数值  $f_i$ ,对  $C2$  训练,  $C1$  测试,得到  $C1$  集上的  $f_i$ 。将所得的  $f_i$  代入(8)和(9)式,使用牛顿法求得  $A = -3.85, B = -0.442$ 。

由  $P(y = 1 | f_i) = \frac{1}{1 + \exp(Af_i + B)}$  计算出每组数据的后验概率。图 6 为 SVM 识别分类结果和后验概率计算结果。

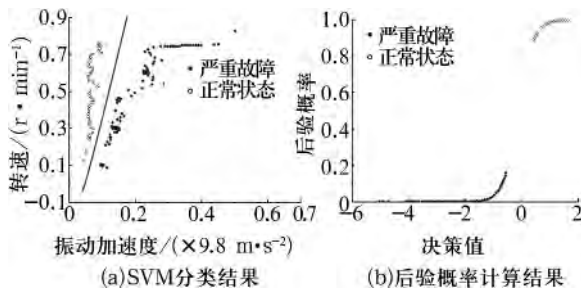


图6 正常与严重故障评估结果

由图 6a 可知, SVM 法正确地识别了 2 类数

据,可以定性地反映轴承状态。由图 6b 可知,后验概率的计算结果是指将样本状态判断为正常的概率,其后验概率输出也基本上符合两极状态,即对正常样本和故障样本识别的后验概率分别接近于 1 和 0。故障状态判断为正常状态的后验概率均小于 0.15,正常状态判断为正常状态的后验概率均大于 0.9,状态评估结果达到要求。

警告和异常状态的分类结果如图 7 所示。由图 7a 可知,样本数据距离分类面相当近,误判的概率大大增加。通过 SVM 法得出仅仅为正常或故障的判断,显然不能较好地反映轴承的真实情况。由图 7b 可知,后验概率能够对中间状态提供状态判定的概率估计值,并且故障状态判断为正常状态的后验概率均小于 0.47,正常状态判断为正常状态的后验概率均大于 0.54,可以依据后验概率值进行基本分类,为状态评估提供依据。

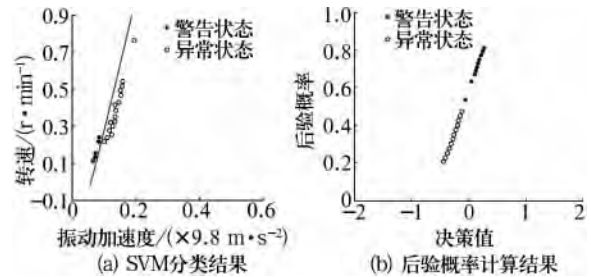


图7 中间样本评估结果

由以上训练样本的识别结果,及对于正常、故障和中间状态的测试,可以看出识别率都相当高,后验概率 SVM 成功地提供了状态判断概率。说明了用后验概率 SVM 法对滚动轴承故障状态进行分类,实现状态评估的可行性和有效性。

### 3 结束语

针对航空发动机轴承状态评估,提出了一种基于后验概率支持向量机的评估方法。通过轴承性能退化试验,提取振动和转速作为故障状态特征量,构建了后验概率支持向量状态评估模型。经过正常、故障和中间状态的数据验证,得到任意状态的样本被分类为正常状态的概率,表明该方法能较为理想地实现轴承磨损状态判断,验证了用后验概率 SVM 法对航空发动机轴承故障状态评估的可行性和可靠性。研究表明,后验概率支持向量机方法在轴承故障状态评估方面有很大的应用前景。

#### 参考文献:

[1] 潘玉娜,陈进.小波包-支持向量数据描述在轴承性能退化评估中的应用研究[J].振动与冲击,2009,28

- (4):164-167.
- [2] 肖文斌,陈进,周宇,等.小波包变换和隐马尔可夫模型在轴承性能退化评估中的应用[J].振动与冲击,2011,30(8):32-35.
- [3] 潘玉娜,陈进,李兴林.基于模糊c-均值的设备性能退化评估方法[J].上海交通大学学报,2009,43(11):1794-1797.
- [4] Yu J. A Hybrid Feature Selection Scheme and Self-Organizing Map Model for Machine Health Assessment[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(5):4041-4054.
- [5] 李岳,温熙森.基于分形与支持向量回归的动力装置运行状态预测模型[J].中国机械工程,2008,19(1):22-25.
- [6] Dong M, Peng Y. Equipment PHM Using Non-Stationary Segmental Hidden Semi-Markov Model[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2011, 27(3):581-590.
- [7] Dong M. A Novel Approach to Equipment Health Management Based on Auto-Regressive Hidden Semi-Markov Model (AR-HSMM) [J]. Science in China Series F:Information Sciences, 2008, 51(9):1291-1304.
- [8] Platt J. Probabilities for Support Vector Machines [C]// Advances in Large Margin Classifiers. MIT Press, 2000.
- [9] 苗学问,田喜明,洪杰.基于支持向量机的滚动轴承状态寿命模型[J].航空动力学报,2008,23(12):2190-2195.
- [10] Si X S, Wang W, Hu C H, et al. Remaining Useful Life Estimation—A Review on the Statistical Data Driven Approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1):1-14.
- [11] 曾声奎, Michael G P, 吴际.故障预测与健康管理(PHM)技术的现状与发展[J].航空学报,2005,26(5):626-632.
- [12] Kacprzyński G J, Sarlashkar A, Roemer M J. Predicting Remaining Life by Using the Physics of Tailure Modeling with Diagnostics [J]. Journal of Metal, 2004, 56(3):29-35.
- [13] 洪杰,韩磊,苗学问,等.基于支持向量机的滚动轴承状态寿命评估[J].北京航空航天大学学报,2010,36(8):896-899.
- [14] 孟光,尤明懿.基于状态监测的设备寿命预测与预防维护规划研究进展[J].振动与冲击,2011,30(8):1-11.
- [15] 陈果.航空器检测与诊断技术导论[M].北京:航空工业出版社,2012.

(编辑:张旭)

## 欢迎订购《滚动轴承保持架制造技术》

随着轴承技术的发展,保持架及其冲压件从结构形式上出现了许多创新,对保持架的旋转精度、强度、材料等提出了更高的要求,并已应用于各种轴承结构中,改善了轴承的使用性能。扩大冲压保持架、工程塑料保持架的使用范围,不仅降低了轴承的制造成本,而且提高了轴承的生产效率。因此原《冲压保持架的制造》所介绍的内容远不能满足工作需要,且在当今市场经济的特殊环境中又受到技术交流的某些限制,许多从业者希望能有专业的、系统的资料供参考。为此我们组织从事保持架专业多年的技术人员对其重新修订。本书主要内容有:

1、较详细阐述了有关冷冲压基础知识;2、供模具设计的常用资料及国外常用模具用钢材;3、静音轴承用的浪形保持架;4、用于圆柱、滚针轴承中的焊接保持架;5、国外的铜管浇铸技术;6、国外球面滚子轴承用外翻边保持架;7、推荐浪形保持架、微型带爪浪形保持架、卷边防尘盖通用工艺及标准模具结构;8、模具制造方面补充了插销式车、磨等分夹具和数控线切割新技术;9、介绍典型的机械自动化设计原理;10、用图形介绍直线轴承、单向轴承用保持架及非磨轴承中的各种冲压件;11、介绍连续模生产的带爪浪形保持架工艺过程;12、介绍保持架表面加工和强化处理等。

新修订编写的《滚动轴承保持架制造技术》可作为专业人员的工具用书,也可作为初学者的培训教材。该书为16开,500余页,订价190元/册,包装邮寄费10元/册。

**欲购者可通过邮局或银行汇款。邮局汇款请寄至:河南省洛阳市吉林路洛阳轴承研究所有限公司技术资料发行室陈红帆收。**

联系电话:0379-64881150; 传真:0379-64880057; 邮编:471039

户名:洛阳轴承研究所有限公司 开户行:工行洛阳市长春支行 帐号:1705021209021002412