

基于超球优化支持向量数据描述的滚动轴承故障检测

林桐¹, 陈果¹, 滕春禹², 王云², 欧阳文理²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; 2. 中航工业综合技术研究所, 北京 100028)

摘要: 在仅有轴承正常运行数据的小样本情况下, 支持向量数据描述(SVDD)能通过对多维特征的融合实现滚动轴承的故障检测与状态评估, 但特征向量空间分布的复杂程度会直接影响 SVDD 的效果。为此, 提出了一种基于超球优化支持向量数据描述的滚动轴承故障检测方法, 通过超球优化改善特征向量的空间分布以降低数据描述任务的难度, 进而使得超球优化 SVDD 能更有效地识别出滚动轴承故障。多组试验表明: 在不同转速、不同测点、不同类型的滚动轴承故障下, 超球优化 SVDD 比传统的 SVDD 方法效果更优。

关键词: 支持向量数据描述(SVDD); 滚动轴承; 超球优化; 特征融合; 故障检测; 特征变换

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

DOI:10.13465/j.cnki.jvs.2019.02.030

Rolling bearing fault detection based on the hypersphere optimization support vector data description

LIN Tong¹, CHEN Guo¹, TENG Chunyu², WANG Yun², OUYANG Wenli²

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

2. Avic China Aero-Polytechnology Establishment, Beijing 100028, China)

Abstract: In the case of small sample size problems where only the operating data of healthy rolling bearings are available, the support vector data description (SVDD) method was applied to the rolling bearings fault detection and condition evaluation commendably by fusing multidimensional features. However, the complexity of the feature vector space distribution will directly affects the results of SVDD. Aiming at this, a novel rolling bearing fault detection method called hyper-sphere optimization support vector data description (hoSVDD) was proposed. The spatial distribution of feature vectors was improved by the hyper-sphere optimization so that the difficulty in data description was reduced. Hence, the hoSVDD is more suitable for rolling bearing fault detection. Multi-group rolling bearing tests show that: under the conditions of different speeds, different test points, and different types of rolling bearings faults, the proposed hoSVDD performs better than the traditional SVDD method.

Key words: support vector data description(SVDD); rolling bearing; hypersphere optimization; feature fusion; fault detection; feature transformation

由于单一特征易受外界条件干扰, 不同特征对不同故障的灵敏度不同等原因, 在滚动轴承的振动监测中仅依据某一特征量评估轴承状态, 其效果往往不够理想。为保证评估方法对各类故障均较敏感且有较好的鲁棒性, 滚动轴承的状态评估应该充分利用时域、频域和时频域等多维特征信息, 进行特征融合^[1]。

BP神经网络^[2-3]、支持向量机^[4-5]、稀疏分类^[6]等特征融合方法已广泛应用于滚动轴承故障诊断。但是, 这些方法均需要多类故障数据作为支撑, 而实际工程中,

滚动轴承的故障样本通常难以获取。为了在仅有正常运行数据的情况下实现滚动轴承的故障检测与退化评估, 高斯混合模型^[7-8](Gaussian Mixture Model, GMM)、自组织特征映射^[9-10](Self-Organizing Map, SOM)和支持向量数据描述等方法被相继应用。Chen等在提取了时域和频域特征的基础上, 采用高斯混合模型对训练数据进行描述, 并通过主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)对多维特征进行降维; Yu认为相比于PCA, 通过保局投影(Locality Preserving Projections, LPP)能得到更有意义的低维特征, 并采用基于GMM的负对数似然估计作为轴承性能劣化的评价指标; 李巍华等对轴承各运行状态建立相应的GMM模型, 通过计算对应状态GMM相对基准模型的偏离程度判断轴承退化程度。Huang等将自组织映射和BP神经网络的结合, 对

轴承进行性能评估和寿命预测;张全德等采用自组织特征映射,通过计算样本到神经元权向量的最小匹配距离来评价滚动轴承的状态;Tax 等^[11]认为 GMM 等方法的缺点在于需要大量训练样本,在特征维数较高的情况下问题更加突出,并提出了支持向量数据描述方法,能在小样本情况下较好地解决一类分类问题。潘玉娜等^[12]提取小波包分解节点能量作为特征量,通过 SVDD(Support Vector Data Description)融合后对轴承退化程度进行了评估;Shen 等^[13]为得到更加鲁棒的滚动轴承劣化评价指标,将模糊逻辑和 SVDD 结合,提出了基于模糊 SVDD 滚动轴承状态评估方法;此外,郝腾飞等^[14]将 SVDD 推广至半监督情况,提出了一种基于小球大间隔的滚动轴承故障检测方法;文献[15-16]将多核学习引入 SVDD,通过仿真数据对多核 SVDD 进行了研究。

SVDD 的本质是将输入特征映射至高维特征空间后,通过在特征空间寻找最小体积超球实现数据域的描述。显然,SVDD 有效的前提是特征空间中特征向量的分布能较好的通过超球来描述,因此,核函数的选择尤为关键,当核函数与输入特征相匹配时才能获得更优的性能。然而,特征向量在高维空间上的分布十分复杂,在没有先验知识的情况下选择或构造合适的核函数十分困难,这将导致特征空间中 SVDD 预测的描述边界未必能与真实边界很好地贴合。如图 1 所示,当预测的描述边界与正常样本的实际边界有所偏差时将会带来两类误差:①将正常样本误判为异常;②将异常样本误判为正常;这将直接影响滚动轴承故障检测的准确率。

既然特征空间分布的复杂性会为边界的描述带来困难,那么改善特征的空间分布就有望降低数据描述任务的难度,进而提高滚动轴承故障检测的准确率。为此,本文提出了一种超球优化支持向量数据描述的滚动轴承故障检测方法。

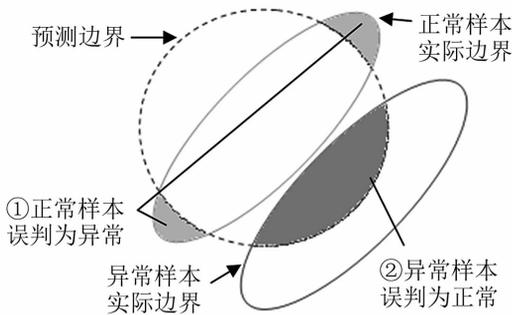


图 1 预测边界与实际边界偏差所引起的两类误差

Fig. 1 Two kinds of errors caused by the deviation of prediction boundary and actual boundary

1 超球优化支持向量数据描述方法

1.1 特征提取

1.1.1 时域特征提取

从时域信号中提取出的带量纲的时域特征有:绝

对平均值 $|\bar{Y}|$ 、方根幅值 Y_r 、有效值 Y_{rms} 和峰值 Y_{max} , 其定义如表 1 所示。其中, y_i 是原始数据; y_{pi} 是将数据分为 10 段后每段数据绝对值的最大值。

表 1 带量纲时域特征

Tab. 1 Dimensional time domain features

特征	表达式
绝对平均幅值	$ \bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i $
方根幅值	$Y_r = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ y_i } \right]^2$
有效值	$Y_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^2}$
峰值	$Y_{max} = \frac{\sum_{i=1}^{10} y_{pi}}{10}$

无量纲特征包括:波形因数 S_r 、峰值指标 C_r 、冲击指数 L_r 、歪度 S_v 、峭度 K_v 和裕度指标 I_r , 定义如表 2 所示。

表 2 无量纲时域特征

Tab. 2 Non-dimensional time domain features

特征	表达式
波形因数	$S_r = \frac{Y_{rms}}{ \bar{Y} }$
峰值指标	$C_r = \frac{Y_{max}}{Y_{rms}}$
冲击指数	$L_r = \frac{Y_{max}}{Y_r}$
歪度	$S_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^3}{(Y_{rms})^3}$
峭度	$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^4}{(Y_{rms})^4}$
裕度指标	$I_r = \frac{Y_{max}}{ \bar{Y} }$

1.1.2 频域特征提取

不同阶段的轴承损伤将影响其频谱,因此可以从信号频谱中提取出相应频域特征,本文提取的频域特征包括:重心频率 F_{FC} 、均方频率 F_{MSF} 和频率方差 F_{VF} , 定义如表 3 所示。其中, S_f 为信号频谱函数。

若把频谱看成横放于坐标轴上的一根杆的质量密度函数,那么重心频率是这根杆的重心坐标,低频幅值较大可以看成杆原点附近的密度较大,重心将在原点附近,重心频率的值较小,反之,当重心距离原点较远,重心频率将较大;均方频率是杆绕原点的惯性半径的平方,当原点附近的密度较大时,惯性半径较小,均方频率的值较小,反之,则惯性半径较大,均方频率的值较大;频率方差是杆绕重心的旋转半径的平方,当重心

附近的频谱较大时,频率方差较小,反之,频率方差较大。

表3 频域特征

Tab.3 Frequency domain features

特征	表达式
重心频率	$F_{FC} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
均方频率	$F_{MSF} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
频率方差	$F_{VF} = \frac{\sum_{i=0}^n (f_i - FC)^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$

通过频域特征可以对滚动轴承的故障进行初步判断,若轴承正常工作,频率成分主要分布在低频,此时重心频率较小;若轴承出现局部损伤,损伤导致的冲击会引起共振,将使主要频率区域向高频方向移动,重心频率和均方频率将增大。

1.1.3 基于小波变换的时频域特征提取

轴承故障的冲击将激发结构的共振,会在振动加速度响应中存在许多共振频带。在这些共振频带中,轴承故障的特征频率将对固有频率进行调制,因此需要对共振频带内的信号进行解调处理以获得故障特征信号。

小波变换具有带通滤波特性,因此被广泛应用于自动提取轴承故障振动加速度信号中的共振频带,再经过包络解调处理得到小波包络谱,最后从小波包络谱中可以提取出轴承故障特征。

设在小波包包络谱中,故障特征频率 f_d 及其各阶倍频附近有特征谱峰存在,设包络频谱分析带宽为 f_e (通常 $f_e > 3\max(f_d)$),包络谱为 $W(f)$,设 $W(f)$ 谱线的数目为 N_e ,则包络谱的平均值 S_{ea} 为

$$S_{ea} = \frac{1}{N_e} \sum_{i=0}^{N_e} W(f_i) \quad (1)$$

再令 S_{ed} 为包络谱中故障特征频率各阶倍频处的谱线平均值,设包络谱中故障频率的谱线数为 n_e ,则

$$S_{ed} = \frac{1}{n_e} \sum_{i=0}^{n_e} W(if_d) \quad (2)$$

可构造一个无量纲时频特征

$$\Delta S_e = \frac{S_{ed}}{S_{ea}} \quad (3)$$

得到的 ΔS_e 的大小反应小波包络谱中对应故障特征频率处是否存在谱峰。

实际根据轴承转速和几何尺寸计算出的故障特征频率与实际包络频谱中的故障特征频率总是存在差

异,通常需要在理论计算的故障频率 f_d 附近小范围内寻找一个最大频谱值作为 $W(f_d)$ 。

在特征量的具体计算过程中,本文采用db8小波对信号进行5层小波分解,可以得到5个细节信号d1,d2,d3,d4,d5和1个近似信号a5。对这6个信号分别进行包络谱分析,通过自动计算可以得到内圈、外圈和滚动体故障所分别对应的3个无量纲特征量,最后求出6个信号中所计算的每个特征量的最大值,作为该特征量值。最终得到分别代表内圈故障、外圈故障和滚动体故障的3个无量纲特征值。

1.2 超球优化方法

在滚动轴承在正常运行过程中,对应的特征向量的空间分布近似呈超椭球状(如多维高斯分布),因此,本节将在假设多维特征在空间上呈现超椭球状分布的基础上,对超球优化的特征变换方法进行推导。超球优化的思路如下:①旋转超椭球,使其各主轴平行于各坐标轴;②进一步通过尺度变换,使得超椭球状的特征分布在新坐标系中呈超球状分布。

1.2.1 坐标系旋转

对超椭球进行旋转亦可看作是对坐标系进行旋转,本质上是对原始特征向量进行线性变换。设训练样本已中心化,即 $\sum_j y_i = 0$,线性变换后的新坐标系为 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d\}$,其中 ω_i 是一组标准正交基向量,应满足 $\|\omega_i\|_2 = 1$ 且 $\omega_i^T \omega_j = 0$ 。特征向量 y_i 在新坐标系中的投影 z_i 为

$$z_i = W^T y_i, \quad W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d] \quad (4)$$

因此问题关键转化为寻找合适的投影矩阵 W 。

椭球主轴方向样本点的分散程度应更大,即主轴方向上的投影点应有的更大的方差。投影点方差为 $\sum_i W^T y_i y_i^T W$,记 $YY^T = \sum_i y_i y_i^T$,则优化目标为

$$\begin{aligned} \max_W \quad & \text{rt}(W^T YY^T W) \\ \text{s.t.} \quad & W^T W = I \end{aligned} \quad (5)$$

使用拉格朗日乘子法可得

$$YY^T W = \lambda W \quad (6)$$

进一步,通过特征值分解即可得到对应的特征向量 ω_i 。

1.2.2 坐标尺度变换

超球可以看作是超椭球各主轴等长度的特殊情况。通过坐标系旋转,超椭球主轴已平行于坐标轴,此时通过坐标系的尺度变换则可以改变超椭球主轴的长度,在主轴方向实现对超椭球的“拉伸”或“压缩”。主轴的长度反映为方差的大小,因此,令尺度变换后的各维特征的方差为1,可得到空间分布呈现近似超球状的特征向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,其中

$$x_{ij} = \frac{z_{ij} - \hat{\mu}_j}{\hat{\sigma}_j} \quad (7)$$

式中: $\hat{\mu}_j$, $\hat{\sigma}_j$ 分别为第 j 维特征的样本均值和样本方差

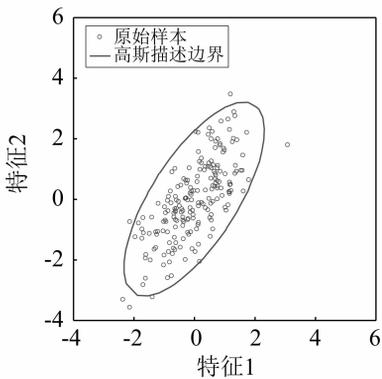
$$\hat{\mu}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_{ij}, \quad \hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (z_{ij} - \hat{\mu}_j)^2 \quad (8)$$

式(7)中分子部分是平移操作, 分母部分是尺度操作, 得到的 \mathbf{x}_i 呈超球心近似位于坐标原点的超球状分布。本文将 $\mathbf{y}_i \rightarrow \mathbf{x}_i$ 的特征变换过程称为超球优化。

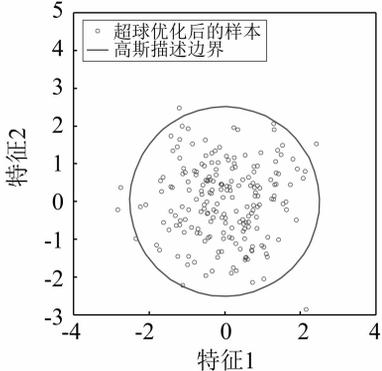
1.2.3 仿真验证

为验证超球所提超球优化方法的有效性, 产生了一组二维高斯分布仿真数据(200个样本), 同时给出了相应的高斯描述边界(边界内含97%样本), 如图2所示。

特征分布的复杂度尚无明确的数学定义, 但可以根据描述该分布的方程所需参数的多少来衡量。如果一个二维分布的数据边界是椭圆状的, 如图2(a)所示, 则该分布的边界应以椭圆方程描述最为贴切, 一般椭圆方程可以写为 $Ax^2 + By^2 + Cxy + Dx + Ey + D = 0$, 由6个参数确定; 如果一个二维分布的数据是正圆状的, 那么简单地用圆的方程就可以描述, 一般圆的方程 $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$ 则只需3个参数就能确定。显然, 确定3个参数要比确定6个参数更容易。图2直观地给出了二维分布在超球变换前后的结果。通过超球优化后, 特征向量的空间分布由超椭圆状变换为超球状, 使得空间分布的复杂程度降低, 这样的超球状分布的特征向量将使得后续分类任务更为容易。



(a) 原始特征的空间分布



(b) 超球优化后特征的空间分布

图2 超球优化前后特征空间分布的变化

Fig.2 The change of feature space distribution before and after hypersphere optimization

1.3 支持向量数据描述原理

支持向量数据描述能在小样本情况下较好地解决一类分类问题, 也被广泛应用于滚动轴承的状态监测与评估。SVDD 的目标是寻找包围数据集的最小体积超球, 通过解决如下优化问题实现

$$\begin{aligned} \min_{R, a, \xi} \quad & R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & \|\phi(\mathbf{x}_i) - \mathbf{a}\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (9)$$

式中: l 为训练样本数; R 为特征空间中的超球半径; C 为惩罚系数, ξ_i 为松弛变量; $\phi(\cdot)$ 为核函数; \mathbf{x}_i 为第 i 个训练样本对于的 d 维特征向量; \mathbf{a} 为特征空间超球球心。

式(9)的对偶表达为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{i=1}^l \alpha_i Q_{i,i} - \alpha^T \mathbf{Q} \alpha \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{e}^T \alpha = 1 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{e} = [1, \dots, 1]^T$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]^T$; \mathbf{Q} 为核矩阵, 满足

$$Q_{i,j} = \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j), \quad \forall 1 \leq i, j \leq l \quad (11)$$

式(10)在形式上与支持向量机的对偶问题一致^[17], 因此现存的可用于求解支持向量机的优化方法均适用于式(10)的求解。

对于未知样本 x' , 由 SVDD 得到融合值为

$$f(x') = R^2 + \xi_i = \|\Phi(x') - \mathbf{a}\|^2 \quad (12)$$

根据 $f(x')$ 的正负可判断数据点的归类, $f(x')$ 的取值同时能看作是 d 维特征由 SVDD 算法得到的一维融合结果。

1.4 超球支持向量数据描述算法流程

所提的超球优化支持向量数据描述算法流程, 如图3所示, 包括训练和测试2个环节。

训练过程中, 以滚动轴承正常状态下的样本集作为训练样本, 通过计算得到并记录 $\mathbf{W}, \hat{\mu}, \hat{\sigma}$ 特征融合模型和描述边界对应的阈值; 测试过程中, 对于未知状态的样本 y' , 根据由训练过程中得到的 $\mathbf{W}, \hat{\mu}, \hat{\sigma}$ 和 SVDD 融合模型计算出融合值 $f(x')$, 若融合值 $f(x')$ 在阈值 T 内, 则该样本对应为轴承正常状态, 反之, 则认为轴承出现异常。

1.5 性能评价指标

对模型泛化性能进行评估的评价标准就是性能度量^[18]。对于滚动轴承故障诊断, 最常用的度量指标是错误率, 其定义为分类错误的样本数占样本总数的比例。然而, 仅通过错误率来度量分类器的性能并不严谨。正如 1.3 节所述, 测试样本输入到训练好的 SVDD, SOM 和 GMM 模型中均会产生一个融合值

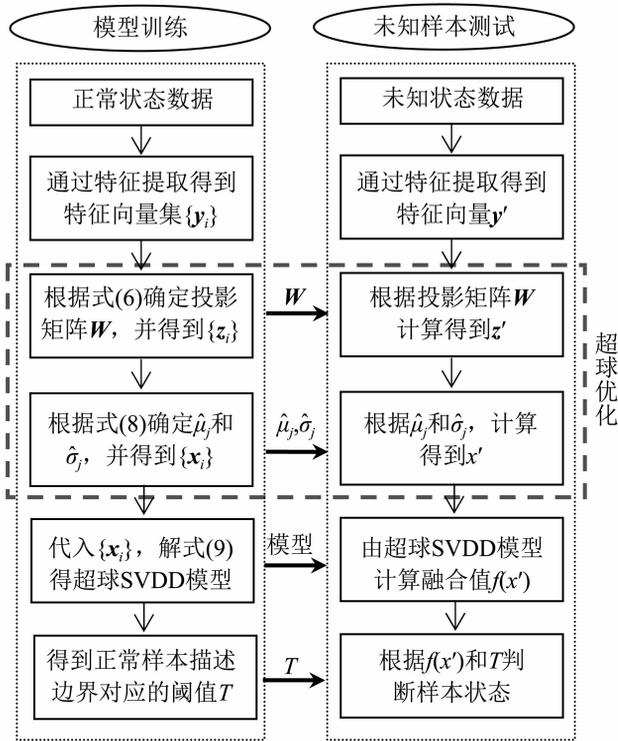


图3 基于超球优化支持向量数据描述的故障诊断流程

Fig. 3 Fault diagnosis flow chart based on hypersphere optimization SVDD

$f(x')$, 融合值 $f(x')$ 将与阈值 T 进行比较, 若 $f(x') \leq T$ 则轴承状态正常, 反之, 轴承异常。显然, 阈值 T 的取值将会直接影响分类器的错误率。为避免阈值的选择带来的困扰, 基于 ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲线构造了泛化性能评价指标 I_G , 以实现模型泛化能力的定量评价。

在含二类标记的测试集上, 可将测试样本根据真实类别与分类器预测类别的组合划分为真正例 N_{TP} 、假正例 N_{FP} 、真反例 N_{TN} 、假反例 N_{FN} , 如表 4 所示。

表4 分类结果混淆矩阵

Tab. 4 Confusion matrix of classification result

真实情况	预测情况	
	正常	异常
正常	N_{TP}	N_{FN}
异常	N_{FP}	N_{TN}

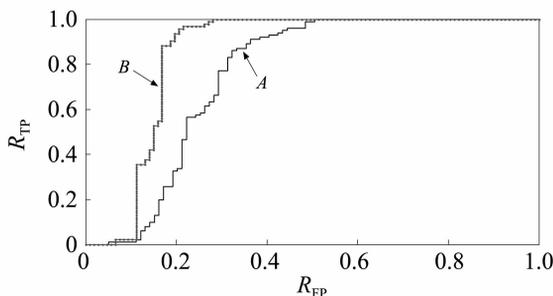


图4 ROC 曲线示例

Fig. 4 An example of ROC curve

于是, 定义真正例率 $R_{TP} = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN})$ 和假正例率 $R_{FP} = N_{FP} / (N_{TN} + N_{FP})$ 。 R_{TP} 和 R_{FP} 会随着分类阈值的改变而变化 (范围为 0 ~ 1), 而 ROC 曲线则可看作由阈值变化而得到的 $R_{FP} - R_{TP}$ 曲线, 如图 4 所示, ROC 曲线的横坐标和纵坐标分别与图 1 所提及的 2 类误差相关联。显然, 我们希望 ROC 曲线上的点在 R_{FP} 较小的时候, R_{TP} 尽可能大。如图 4 所示的 ROC 曲线中, B 基本完全包裹 A, 可以认为 B 具有更优的泛化能力。

然而, ROC 曲线可能出现交叉现象, 此时难以一般性地断言曲线间的优劣。一个较为合理的定量判据是 ROC 曲线下的面积 AUC (Area Under ROC Curve) 的大小, 记为 S_{AUC} 。设测试集中有 m^+ 个正例和 m^- 个反例, 令 D^+ 和 D^- 分别表示正、反例的集合, 则排序误差 E_{rank} 为

$$E_{rank} = \frac{1}{m^+ m^-} \sum_{x^+ \in D^+} \sum_{x^- \in D^-} \times \left(\prod (f(x^+) < f(x^-)) + \frac{1}{2} \prod (f(x^+) = f(x^-)) \right) \quad (13)$$

式中: $\prod(\cdot)$ 为指示函数, 若 \cdot 为真则取值为 1, 反之则为 0。根据 AUC 的定义有

$$S_{AUC} = 1 - E_{rank} \quad (14)$$

因此, 我们希望 S_{AUC} 越大越好。

实际应用中, 阈值的选择应保证假正例率 R_{FP} 较小。因此, 在 R_{FP} 取值较小的区间计算对应的 AUC 更具实际意义。本文将计算 $R_{FP} \in [0, 0.15]$ 对应的 ROC 曲线下的面积, 记为 S'_{AUC} , 进一步, 定义泛化性能评价指标 I_G 为

$$I_G = \frac{S'_{AUC}}{a} \quad (15)$$

式中: a 为归一化因子, 本文取 $a = 0.15$, 于是 $I_G \in [0, 1]$ 。显然 I_G , 越大意味着算法性能越好, 对于某融合方法, 只要存在一阈值能将 2 类样本 100% 正确分类时, 该方法对应的 $I_G = 100\%$ 。

2 试验验证

2.1 试验介绍

为了验证所提方法的有效性, 采用沈阳发动机设计研究所研制的带机匣的航空发动机转子试验器进行滚动轴承故障模拟试验^[19], 分别在试验器垂直上方和水平方向布置加速度传感器, 获取机匣的振动加速度信号, 振动信号通过 NI USB9234 数据采集器进行采集, 加速度传感器型号为 B & K 4805, 采样频率为 10.24 kHz, 试验器如图 5 所示。

试验轴承参数如表 5 所示, 采用线切割技术对航空发动机转子试验器涡轮机匣处的 6206 型球轴承分别进行内圈故障、外圈故障和滚珠故障加工, 见图 6。

分别在 1 500 r/min 和 1 800 r/min 下对进行了 2 组故障模拟试验,试验过程中转速略有波动(20 r/min)。

了 110 个样本。

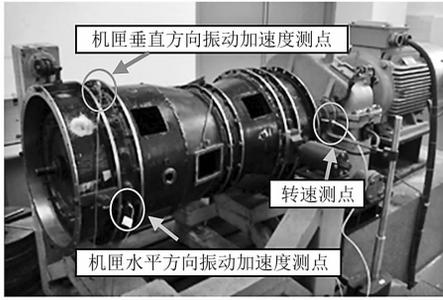


图 5 航空发动机转子试验器

Fig. 5 Aero-engine rotor tester

表 5 试验轴承几何参数

Tab. 5 Geometric parameters of the test bearing mm

轴承类型	厚度	外圈直径	内圈直径	滚珠直径	节径
6206	16	62	30	9.5	46

每组试验均从振动监测信号中提取了 12 维无量纲特征量,时域特征量包括波形因数、峰值指标、冲击指数、歪度、峭度和裕度;频域特征量包括重心频率、频率方差和均方频率;同时,通过小波包络谱自动提取了对应于内圈、外圈和滚动体的 3 个通频特征量。监测过程中,每个样本包含 8 192 个数据点,特征量每 8 s 计算 1 次,分别从正常轴承和滚动体故障轴承上各获取



(a) 外圈故障 (b) 内圈故障 (c) 滚动体故障

图 6 含故障的滚动轴承

Fig. 6 Rolling bearings with faults

2.2 试验结果与方法对比

为验证所提方法的有效性,对不同轴承状态、不同转速、不同测点数据,比较了传统 SVDD 与超球 SVDD 的结果。两种方法均采用一半的轴承正常状态样本作为训练样本,另一半轴承正常样本和各类故障样本作为测试样本。文献[11]对比了常用核函数在 SVDD 的效果,通常径向基核能得到更优的结果,因此,本文中核函数采用径向基核。式(9)中的惩罚系数 C 、松弛变量 ξ ,以及径向基核中的参数通过三折交叉验证确定。

图 7 以 1 500 r/min 机匣垂直测点采集的数据为例,比较了超球优化 SVDD 与传统方法 SVDD 在内圈故障、外圈故障和滚珠故障下的 ROC 曲线。对应的性能评价指标 I_G 如表 6 所示。

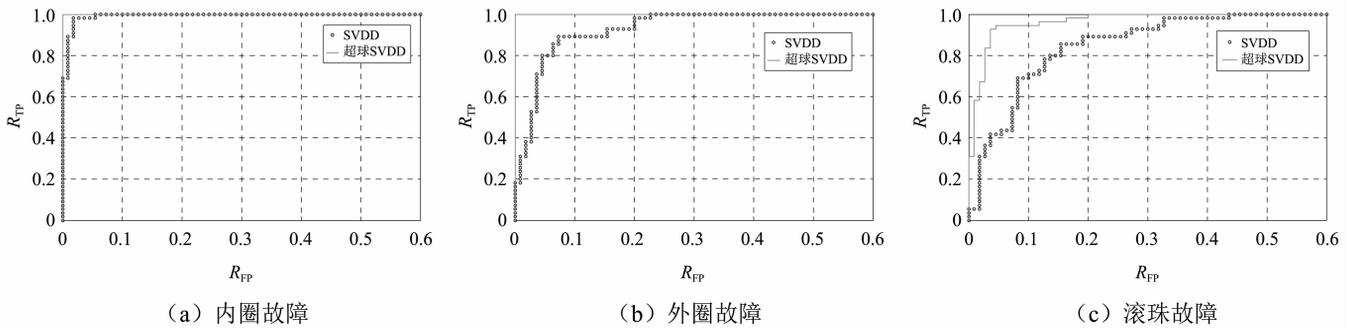


图 7 ROC 曲线对比(1 500 r/min, 垂直测点)

Fig. 7 Comparison of ROC curves (1 500 r/min, vertical test point)

图 7(a)中,传统 SVDD 在对轴承正常状态与内圈故障进行二分类的结果良好,但无论阈值 T 如何选取,总会有一定的错误率;相比之下,采用所提超球 SVDD 进行特征融合后,能够找到某一阈值 T 将两类样本 100% 正确地分分类。传统 SVDD 方法在外圈故障(见图 7(b))上的效果比内圈故障上较差,但采用所提超球 SVDD 方法仍能 100% 正确地实现分类。如图 7(c)所示,滚珠故障最难以检测,传统 SVDD 方法在该组样本上效果很差,而采用所提的超球 SVDD 方法,故障检测的正确率显著提高。表 6 则定量的给出了 3 种故障下各方法的效果。

表 6 性能评价指标 I_G (1 500 r/min, 垂直测点)

Tab. 6 Generalization index I_G of different fault types (1 500 r/min, vertical test point)

样本集	传统 SVDD	超球 SVDD
正常状态-内圈故障	97.0%	100%
正常状态-外圈故障	73.6%	100%
正常状态-滚珠故障	51.8%	86.4%

为验证所提方法性能的鲁棒性,表 7 比较了不同转速、不同测点下,传统 SVDD 方法和超球 SVDD 对滚珠故障检测(考虑到滚珠故障最难以检测)的性能评价指标 I_G 。结果表明,在不同的转速和测点下,所提的超

球优化融合方法均具有更优性能。

表7 不同转速测点下滚珠故障的性能评价指标 I_G

Tab.7 Generalization index I_G of ball fault of different speeds and different test points

样本集	传统 SVDD	超球 SVDD
1 500 r/min 垂直测点	51.8%	86.4%
1 500 r/min 水平测点	64.5%	98.0%
1 800 r/min 垂直测点	76.3%	98.2%
1 800 r/min 水平测点	57.2%	95.0%

3 结论

(1) 本文提出了一种超球优化支持向量数据描述的滚动轴承故障检测方法,通过超球优化改善特征向量的空间分布以降低数据描述任务的难度,进而提升滚动轴承故障检测性能。

(2) 多组轴承试验表明,在不同转速、不同测点、不同轴承故障状态下,所提超球 SVDD 方法相比于传统 SVDD 方法,故障检测性能显著提高。

(3) 本文研究表明,通过改善特征空间分布进而降低特征融合或模式识别任务的难度是可行的,该思想应能推广于其他特征融合方法,如高斯混合模型、自组织特征映射等方法上。

参考文献

[1] YU J. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections and Gaussian mixture models [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25 (7): 2573 - 2588.

[2] 程军圣, 史美丽, 杨宇. 基于 LMD 与神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2010, 29 (8): 141 - 144.

CHENG Junsheng, SHI Meili, YANG Yu. Roller bearing fault diagnosis method based on LMD and neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29 (8): 141 - 144.

[3] 赵元喜, 胥永刚, 高立新, 等. 基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术 [J]. 振动与冲击, 2010, 29 (10): 162 - 165.

ZHAO Yuanxi, XU Yonggang, GAO Lixin, et al. Fault pattern recognition technique for roller bearing acoustic emission based on harmonic wavelet packet and BP neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29 (10): 162 - 165.

[4] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 基于改进的 ITD 和模糊熵的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2012, 23 (19): 2372 - 2377.

ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. A Rolling bearing fault diagnosis method based on improved ITD and fuzzy entropy [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23 (19): 2372 - 2377.

[5] 赵志宏, 杨绍普. 一种基于样本熵的轴承故障诊断方法

[J]. 振动与冲击, 2012, 31 (6): 136 - 140.

ZHAO Zhihong, YANG Shaopu. Sample entropy-based roller bearing fault diagnosis method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31 (6): 136 - 140.

- [6] 朱启兵, 杨宝, 黄敏. 基于核映射稀疏表示分类的轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2013, 32 (11): 30 - 34.
- ZHU Qibing, YANG Bao, HUANG Min. Bearing fault diagnosis using kernel-mapping sparse representation classification algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32 (11): 30 - 34.
- [7] CHEN S L, CRAIG M, WOOD R J K, et al. Bearing condition monitoring using multiple sensors and integrated data fusion techniques [C] // Proceedings of the Ninth International Conference in Vibrations in Rotating Machinery. Oxford: [s. n.], 2008.
- [8] 李巍华, 戴炳雄, 张绍辉. 基于小波包熵和高斯混合模型的轴承性能退化评估 [J]. 振动与冲击, 2013, 32 (21): 35 - 40.
- LI Weihua, DAI Bingxiong, ZHANG Shaohui. Bearing performance degradation assessment based on Wavelet packet entropy and Gaussian mixture model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32 (21): 35 - 40.
- [9] HUANG R, XI L, LI X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21 (1): 193 - 207.
- [10] 张全德, 陈果, 林桐, 等. 基于自组织神经网络的滚动轴承状态评估方法 [J]. 中国机械工程, 2017, 28 (5): 550 - 558.
- ZHANG Quande, CHEN Guo, LIN Tong, et al. Condition assessment for rolling bearings based on SOM [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28 (5): 550 - 558.
- [11] TAX D M J, DUIN R P W. Support vector domain description [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20 (11): 1191 - 1199.
- [12] 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.
- PAN Yuna, CHEN Jin. Wavelet package-support vector data description applied in bearing performance degradation assessment [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28 (4): 164 - 167.
- [13] SHENZ J, HE Z J, CHEN X F, et al. A monotonic degradation assessment index of rolling bearings using fuzzy support vector data description and running time [J]. Sensors, 2012, 12 (8): 10109 - 10135.
- [14] 郝腾飞, 陈果. 基于小球大间隔方法的机械故障检测 [J]. 中国机械工程, 2012, 23 (15): 1765 - 1770.
- HAO Tengfei, CHEN Guo. Machinery fault detection based on a small sphere and large margin approach [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23 (15): 1765 - 1770.
- [15] 吴定海, 张培林, 王怀光, 等. 基于多核支持向量数据描述的单类分类方法 [J]. 计算机工程, 2013, 39 (5): 165 - 168.

相比理论盲区范围存在 1.5 cm 的误差,相对于未采用叠加法所造成的 7.0 cm 的盲区范围,该方法减小了 58.6%;在 0.147 ms 处接收到回波信号,计算出障碍物和 CMUT 传感器表面的距离为 5.0 cm,和实际距离相符。从而可以得到结论,反相信号叠加激励法可以有效的缩短盲区范围,提高系统的检测能力,对于空气中近距离的障碍物检测有着重要意义。

5 结论

本文针对 CMUT 传感器在近距离障碍物测距中盲区的问题,提出了一种有效抑制拖尾信号的方法。结合 CMUT 器件本身的特性,分析了不同脉冲宽度的矩形脉冲激励信号下 CMUT 传感器的响应以及相应的回波信号的能量,并以此为根据设计了激励信号的激励策略来实现对盲区控制和回波信号能量的兼顾。通过仿真可以看出,该方法对消除拖尾信号具有可行性,并且通过设计实验验证了方法的有效性。实验虽然已经实现针对拖尾信号的消除以及近距离障碍物的识别,但是对于盲区范围的消除只有 64.2%,最终的方案依然存在 2.9 cm 的盲区。这是由两方面限制所造成,其一是空气中应用的 CMUT 传感器需要保证回波信号的能量,其二是实验条件的限制对叠加信号的精度控制不佳。后期可以通过设计驱动模块,增强 CMUT 传感器发射功率以及优化信号产生模块来完成对此问题的优化。

参考文献

- [1] LYNNWORTH L C. Ultrasonic measurements for process control: theory, techniques, applications [M]. Cambridge: Academic Press, 1989.
- [2] GRANDIA W A, FORTUNKO C M. NDE applications of air-coupled ultrasonic transducers[J]. Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium, 1995, 1(1):697-709.
- [3] DAHL T, EALO J L, BANG H J, et al. Applications of airborne ultrasound in human-computer interaction [J]. Ultrasonics, 2014, 54(7):1912-1921.
- [4] BULMAN J B, GANEZER K S, HALCROW P W, et al. Noncontact ultrasound imaging applied to cortical bone

- phantoms[J]. Medical Physics, 2012, 39(6):3124-3133.
- [5] 马志敏,刘珍秧,刘爱东,等.一种自动抑制超声测量盲区的方法[J].声学技术,2005,24(1):55-57.
MA Zhimin, LIU Zhenyang, LIU Aidong. A method of automatic suppression of blind field in ultrasonic measurement [J]. Technical Acoustics, 2005, 24(1):55-57.
- [6] 贺焕林,方向前.超声波拖尾电路的研究[J].半导体技术,2005,30(8):69-70.
HE Huanlin, FANG Xiangqian. Researching on the smearing circuit of ultrasonic [J]. Semiconductor Technology, 2005, 30(8):69-70.
- [7] 钟慧婷,廖俊必,吴瑞.一种有效消除超声测量拖尾的新方法[J].仪器仪表学报,2007,28(6):1075-1079.
ZHONG Huiting, LIAO Junbi, WU Rui. New method of eliminating ultrasonic tailing efficiently [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(6):1075-1079.
- [8] 张慧,赵晓楠,张雯,等.空气耦合式电容微超声换能器的设计与分析[J].仪器仪表学报,2016,37(10):2218-2225.
ZHANG Hui, ZHAO Xiaonan, ZHANG Wen. Design and analysis of air-coupled capacitive micromachined ultrasonic transducers [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2218-2225.
- [9] NA S, WONG L L, CHEN A I, et al. Lumped element modeling of air-coupled capacitive micromachined ultrasonic transducers with annular cell geometry [J]. Ultrasonics, 2017,76:19-27.
- [10] HANSEN S T, TURO A, DEGERTEKIN F L, et al. Characterization of capacitive micromachined ultrasonic transducers in air using optical measurements [C] // IEEE Ultrasonics Symposium. San Juan:IEEE, 2000.
- [11] ZHANG W. Simulation characterization of CMUT with vented square membrane [C] // 2015 International Conference on Optical Instruments and Technology: Micro/Nano Photonics and Fabrication. Beijing: SPIE,2015.
- [12] ZHANG W, ZHANG H, JIN S, et al. A two-dimensional CMUT linear array for underwater applications: directivity analysis and design optimization [J]. Journal of Sensors, 2016, 2016:1-8.

(上接第 210 页)

- WU Dinghai, ZHANG Peilin, WANG Huaiguang, et al. One-class classification method based on multi-kernel support vector data description [J]. Computer Engineering, 2013, 39(5):165-168.
- [16] 卢明,刘黎辉,吴亮红.多核支持向量数据描述分类方法研究[J].计算机工程与应用,2016,52(18):68-73.
LU Ming, LIU Lihui, WU Lianghong. Research on multi-kernel support vector data description method of classification [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52

(18): 68-73.

- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3):273-297.
- [18] 周志华.机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016.
- [19] CHEN G, HAO T F, WANG H F, et al. Sensitivity analysis and experimental research on ball bearing early fault diagnosis based on testing signal from casing [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2014, 136(6):061009.