

DOI: 10.13382/j.jemi.B2105037

# 基于 MSK-SVM 的滚动轴承故障诊断方法

焦 静 岳建海 裴 迪

(北京交通大学机械与电子控制工程学院 北京 100044)

**摘要:**针对非线性支持向量机分类准确率受核函数影响的问题,提出一种多尺度核支持向量机(multi-scale kernel support vector machine, MSK-SVM)分类模型,并将该模型应用于滚动轴承故障诊断。该模型在常用的多项式核、高斯核和 Sigmoid 核函数基础上,引入了 Morlet、Marr 和 DOG 小波核函数。利用不同核函数的全局性和局部性以及核函数尺度参数不同作用范围不同的特点,组合具有不同特性及不同尺度参数的核函数作为多尺度核。基于梯度下降法,自适应地确定多尺度核函数权值,得到 MSK-SVM 滚动轴承故障诊断模型。为说明算法有效性,分别基于滚动轴承故障数据集和全寿命周期数据集进行了实验验证,并分析了基于不同特性 MSK 和相同特性 MSK 的 SVM 模型分类性能。结果表明本文所提模型较传统单个核函数 SVM 分类准确率更高,且具有良好的泛化能力。

**关键词:** 多尺度核;支持向量机;故障诊断;滚动轴承

**中图分类号:** TN911.7; TH165.3

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 460.4099

## Rolling bearing fault diagnosis method based on MSK-SVM

Jiao Jing Yue Jianhai Pei Di

(School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the classification accuracy of nonlinear support vector machine is susceptible to kernel function, a multi-scale kernel support vector machine (MSK-SVM) classification model is proposed and applied to rolling bearing fault diagnosis. In this model, Morlet, Marr and DOG wavelet kernel functions are introduced on the basis of Polynomial, Gaussian and Sigmoid kernels. Using the global and local characteristics of various kernel functions, as well as the characteristics that kernel functions with different scale parameters have distinct influence range, kernel functions with different characteristics and scale parameters are combined as multi-scale kernel. Based on the gradient descent method, the weights of multi-scale kernel function are adaptively determined, and the MSK-SVM rolling bearing fault diagnosis models are obtained. In order to illustrate the effectiveness of the algorithm, the rolling bearing fault data set and life cycle data set are selected for experimental verification, respectively. The classification performance of MSK-SVM models based on different characteristic kernel functions and the same characteristic kernel function are analyzed. The results show that the proposed algorithm can achieve higher classification accuracy and better generalization ability than the traditional single kernel SVM.

**Keywords:** multi-scale kernel; support vector machine; fault diagnosis; rolling bearing

## 0 引言

滚动轴承故障诊断在机械设备中具有十分重要的作用,是旋转机械中非常重要的零件。滚动轴承被称为“工业的关节”,在航空航天、冶金、电力、机械、铁路等领域广

泛应用,其健康状态直接影响机械设备的性能<sup>[1-2]</sup>。近年来,随着统计学习和计算机科学的发展,滚动轴承故障诊断算法得到了快速发展。

故障诊断实质上就是一个故障模式识别的过程,而故障模式识别的关键是设计或选择合适的分类器,即模式识别方法。轴承故障诊断模型一般采样监督学习,包

括支持向量机 (support vector machine, SVM)、人工神经网络 (artificial neural network, ANN)、k 近邻 (k-nearest neighbor, k-NN)、决策树 (decision tree, DT) 与随机森林 (random forest, RF) 等算法。上述算法中, SVM 在轴承故障诊断中得到了广泛应用。然而, 支持向量机的分类性能受核函数的影响很大。大量学者针对核函数参数的优化问题开展了相关研究<sup>[3-4]</sup>。但这些研究仅采用了径向基核函数这一种, 在一定程度上影响力 SVM 的分类性能。为解决这个问题, 部分学者提出了多核学习 (multiple kernel learning, MKL) 方法<sup>[5-8]</sup>。MKL 采用多个多种核函数, 对核函数的参数和权值进行自适应优化。许多学者将 MKL 应用于 SVM 模型中的核函数, 并取得了很好的效果。

目前基于多核学习和 SVM 结合的模型在机械设备诊断、图像识别等多个领域得到了应用。Jiao 等<sup>[9]</sup>基于 MKL-SVM 提出一种同轴振动信号融合的滚动轴承故障诊断算法。吕忠亮<sup>[10]</sup>基于不同权重因子的全局核函数和局部核函数构造多核函数, 并利用免疫遗传算法优化核函数和 SVM 参数, 构建了轴承故障分类模型。杜伟等<sup>[11]</sup>提出一种基于改进果蝇优化算法优化多核 SVM 的液压泵故障诊断方法。曹惠玲等<sup>[12]</sup>和刘向波等<sup>[13]</sup>将 MKL 和 SVM 结合, 分别应用于发动机和柴油机故障诊断。颜学龙等<sup>[14]</sup>和杨晓朋等<sup>[15]</sup>则分别提出了改进的 MKL-SVM 模型, 应用于模拟电路故障诊断。Xu 等<sup>[16]</sup>建立了多核支持向量机模型, 并基于神经网络的群方法 (group method of data handling neural network, GMDH-NN) 优化了模型参数, 应用于图像分类。高巍等<sup>[17]</sup>将马氏距离高斯核纳入到多核学习框架中, 得到一个马氏距离多核支持向量机模型, 并应用于高光谱图像分类。

上述研究结果均表明多核函数模型分类精度高于单核模型, 但这些研究均基于多项式核和高斯核这两种核函数的线性组合, 核函数种类较为单一。

本文针对上述问题, 提出一种基于多尺度核支持向量机 (multi-scale kernel support vector machine, MSK-SVM) 的滚动轴承故障分类模型。首先, 以同轴上的两个轴承为研究对象, 基于轴承的振动信号, 利用集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 对其进行自适应分解并通过自相关函数降噪, 提取降噪后固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 的 Rényi 熵作为轴承状态表征。之后, 在高斯核函数、多项式核函数基础上, 引入多种小波核函数, 并基于梯度下降法对不同核函数组合的 MSK-SVM 进行核函数参数、权值及 SVM 分类函数的参数寻优。最后, 通过优化后的 MSK-SVM 实现轴承故障分类。

## 1 多尺度核支持向量机

### 1.1 多核支持向量机

支持向量机是一种基于统计学习理论和结构风险最小化原理的机器学习方法, 其分类决策函数如下:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^*\right) \quad (1)$$

式中:  $K(x_i, x_j)$  为核函数,  $x_i$  是第  $i$  组训练数据,  $x_j$  是第  $j$  组测试数据;  $\alpha^*$  为拉格朗日乘子;  $b^*$  为分离超平面截距,  $b^*$  由 KKT 条件得出。

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x_j) \quad (2)$$

核函数的参数直接影响 SVM 分类器的性能, SVM 通过核函数映射, 将原空间的非线性问题转换成高维空间的线性问题。然而, 对于复杂的分类问题, 仅通过单一核函数难以得到高分类精确度的非线性分类模型。近年来, 许多学者对多核支持向量机进行了相关研究。为了选择合适的核函数, 多核支持向量机结合不同的核函数进行学习, 从而具有更大的灵活性、更好的泛化能力和更强的模型解释能力。

在多核学习框架中,  $K(x_i, x_j)$  是一组基本核的凸线性组合。

$$K(x_i, x_j) = \sum_{m=1}^M d_m K_m(x_i, x_j),$$

$$\text{s. t. } d_m \geq 0, \sum_{m=1}^M d_m = 1 \quad (3)$$

式中:  $d_m$  是第  $m$  个核函数  $K_m(x_i, x_j)$  的权值。

针对多核学习参数确定的问题, Rakotomamonjy 等<sup>[18]</sup>提出了 SimpleMKL 方法来学习系数  $\alpha^*$  和权重  $d_m$ 。该方法采用梯度法求解 MKL 问题, 通过计算目标函数关于  $d_m$  的梯度得到最优解, 对偶问题的目标函数值如下:

$$J(d) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i^* \alpha_j^* y_i y_j \sum_m d_m K_m(x_i, x_j) + \sum_i \alpha_i^* \quad (4)$$

将模型最优解  $\alpha^*$  代入式(2)得出  $b^*$ , 从而得到多核支持向量机的决策函数:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \left(\sum_{m=1}^M d_m K_m(x_i, x_j)\right) + b^*\right) \quad (5)$$

### 1.2 核函数及其特性分析

核函数按特性分为局部核和全局核。局部核只有当数据点间距离很近或两者特征相似时, 才会对核函数的值产生大的影响; 全局核函数值无论是在数据点间的距离很近或特征相似时, 还是距离很远或特征差别很大, 都能对核函数的值产生很大的影响<sup>[19]</sup>。现有的核函数  $K(x_i, x_j)$  常以两向量  $x_i$  和  $x_j$  的差  $x_i - x_j$  或者两向量的内积  $x_i^T x_j$  为自变量, 向量间差值可理解为距离, 而内积

则可表示两者间相似性。

1) 多项式 (Polynomial) 核

对于任意正整数  $d$ , 且  $c > 0$ , 则一个多项式核函数可以表示为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + c)^d \quad (6)$$

当  $c > 0$  时, 多项式核是非齐次多项式核, 为全局核函数; 当  $c = 0$  时是齐次多项式核  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^d$ , 为全局核函数; 当  $c = 0$  且  $d = 1$  时, 则是线性核  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + c)$ , 为局部核函数。

多项式核中的参数  $d$  为阶数, 决定了核函数的特征空间维数。参数  $c$  则用于控制不同阶数的单项式的权重, 一般直接令  $c = 1$ <sup>[20]</sup>。图 1(a) 所示为  $c = 1, d = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5]$  时的多项式核函数, 从图 1(a) 可以看出, 当  $x_i^T x_j$  在  $[0, 1]$  区间时, 核函数值均随着横坐标的增大而增大, 即多项式核函数值不受两样本间距离影响, 是典型的全局核函数, 具有良好的泛化能力。且多项式核函数公式中两向量间的内积, 可看作两向量的相似性度量。

2) 高斯 (Gaussian) 核

高斯核函数也称为径向基函数 (radial basis function, RBF), 是一种典型的局部核函数, 也是目前应用最广泛的核函数。高斯核函数可以表示为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

参数  $\sigma$  为尺度参数, 也可理解为高斯核的截止参数。从图 1(b) 可以看出, 高斯核函数中间值大, 两边值急剧减小, 说明当  $x_i^T x_j$  值较小即两向量距离较近时, 核函数值较大, 其余情况核函数值均很小。而且随着  $\sigma$  的增大, 函数曲线更加平缓, 增加了核函数对训练集的影响范围, 从而使模型的决策边界更宽松, 增加模型泛化能力。

3) 双曲正切 (Sigmoid) 核

Sigmoid 核函数可以表示为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\beta \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + \theta) \quad (8)$$

式中:  $\beta$  为尺度参数;  $\theta$  为衰减参数。Sigmoid 核具有很强的分类能力, 机器学习中一个重要的分类模型逻辑回归 (logistic regression, LR) 就是基于 Sigmoid 函数实现的。图 1(c) 为当  $\theta = 0.2, \beta = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5]$  时的 Sigmoid 核函数。可以看出,  $x_i^T x_j$  无论是较大还是较小, Sigmoid 核函数值都会受到较大影响, 是典型的全局核函数。

4) 小波核

小波函数具有稀疏变化和多尺度性质。

小波母函数如下:

$$\psi_{u,s}(x_i) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x_i - b}{a}\right) \quad (9)$$

式中:  $a$  为伸缩因子;  $b$  为平移因子。其相对应的小波核函数可以表示为:

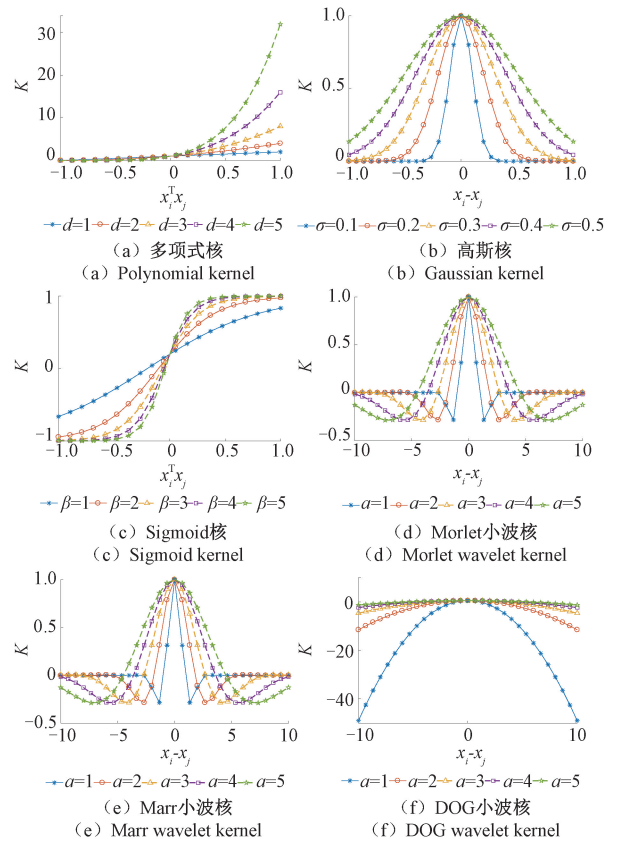


图 1 不同参数核函数

Fig. 1 Kernel with different parameters

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^N \psi\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{a}\right) \quad (10)$$

常用的几种小波核函数有 Morlet 小波、Marr 小波和 DOG 小波等。

(1) Morlet 小波核

Morlet 小波母函数为:

$$\psi(x) = \cos(1.75x) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (11)$$

小波核函数为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^N \left\{ \cos\left(1.75 \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{a_i}\right) \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2a_i^2}\right) \right\} \quad (12)$$

如图 1(d) 为 Morlet 小波核的尺度因子  $a$  分别取  $[1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5]$  时的核函数。可以看出, 在  $x_i$  和  $x_j$  距离较小或较大时, 都有较大的核函数值, 随着  $a$  值的增大, 其全局特性更加明显。而在两向量间距离  $x_i - x_j$  很接近时, 函数值较大, 说明 Morlet 小波核同时具有局部特征。

(2) Marr 小波核

Marr 小波母函数为:

$$\psi(x) = (1 - x^2) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (13)$$

小波核函数为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^N \left\{ \left[ 1 - \left( \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{a_i} \right)^2 \right] \exp \left( - \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2a_i^2} \right) \right\} \quad (14)$$

图 1(e) 为 Marr 小波核的尺度因子  $a$  分别取 [1 2 3 4 5] 时的核函数, 可发现 Marr 和 Morlet 函数图较为相似, 两个函数具有相似特性, 即同时具有全局和局部特性, 但相同尺度因子的 Marr 较 Morlet 小波核函数作用的数据区间更广。

(3) DOG 小波核

DOG 小波母函数为:

$$\psi(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) - \frac{1}{2}\exp\left(-\frac{x^2}{8}\right) \quad (15)$$

小波核函数为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \prod_{i=1}^N \left\{ \exp\left[-\frac{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2}{2a_i^2}\right] - \frac{1}{2}\exp\left[-\frac{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2}{8a_i^2}\right] \right\} \quad (16)$$

从图 1(f) 可看出, 其函数特点与 Morlet 和 Marr 小波核函数差别较大, DOG 小波核是典型的全局核函数。

由于小波函数的多尺度分析特性, 小波变换被广泛应用于非平稳信号分析, 但基于小波核函数的机器学习分类和预测算法的滚动轴承健康状态分析研究相对较少。通过上述分析可看出, 小波核函数具有丰富的特性, 将其引入多尺度核学习可极大丰富模型, 从而提高模型分类准确率和泛化能力。

### 1.3 MSK-SVM 滚动轴承故障诊断算法步骤

本文所提的 MSK-SVM 滚动轴承故障诊断算法流程如图 2 所示, 主要分为特征提取和模型训练与分类两部分, 算法具体实现步骤如下。

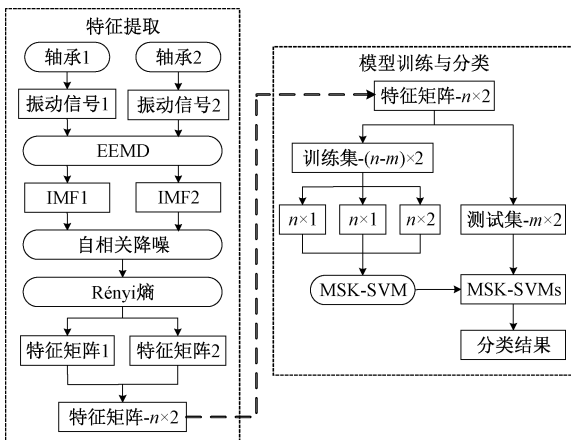


图 2 MSK-SVM 算法流程

Fig. 2 Algorithm flowchart of MSK-SVM

1) 采集或选取同轴的两个滚动轴承传感器振动信号, 记为振动信号 1 和振动信号 2。

2) 分别通过 EEMD 分解、自相关降噪和 Rényi 熵计算振动信号特征矩阵 1 和特征矩阵 2 (维数均为  $n \times 1$ ,  $n$  为样本个数), 并组成特征矩阵 (维数为  $n \times 2$ )。

3) 将特征矩阵分为训练集 (维数为  $(n-m) \times 2$ ) 和测试集 (维数为  $m \times 2$ )。

4) 选取两种或多种核函数, 并初步确定核函数尺度参数范围。

5) 通过随机梯度法训练得出 MSK-SVMs 模型, SVM 采用一对多的形式。

6) 将测试集输入 MSK-SVMs 模型, 进行故障诊断, 输出分类结果。

## 2 滚动轴承故障实验结果与分析

### 2.1 实验数据

本文所用滚动轴承故障实验数据来源于美国凯斯西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU) 轴承数据库, 根据文献 [21] 的 CWRU 数据分析结论, 从数据库中选取了 1 组正常轴承数据和 7 组难以诊断的故障轴承数据进行分析, 如表 1 所示。实验数据采用电机风扇端和驱动端轴承的两个振动传感器数据, 采样频率均为 12 kHz。

表 1 实验数据信息

Table 1 Experiment data information

序号	数据编号	轴承状态	状态简称
1	99	正常	N
2	171	驱动端内圈故障	I-D
3	120	驱动端滚子故障	B-D
4	198	驱动端外圈故障 (6 点钟方向)	O6-D
5	276	风扇端内圈故障	I-F
6	292	风扇端滚子故障	B-F
7	301	风扇端外圈故障 (3 点钟方向)	O3-F
8	307	风扇端外圈故障 (12 点钟方向)	O12-F

### 2.2 特征提取

在进行 MSK-SVM 分类模型训练前, 本文通过如下 4 个步骤对原始数据进行特征提取。

1) 从 8 组实验中两个传感器数据, 分别以 0.1 s 数据长度 (1 200 个点) 进行切割, 每组实验取 100 段数据, 即共有  $8 \times 2 \times 100 = 1\,600$  段数据。

2) 分别对 1 600 段数据进行 EEMD 分解。

3) 对所有数据的 IMF 分量进行自相关降噪。

4) 提取自相关降噪后 IMF 的 Rényi 熵特征, 每组实验得到  $100 \times 2$  维特征矩阵。

特征提取具体的过程本文不再赘述。图 3 所示为经上述提取步骤所得的 8 组实验数据的特征分布。从图 3 可看出, 经过上述特征提取的 4 个步骤, 8 组实验数据的

特征分布已有一定的区分度。

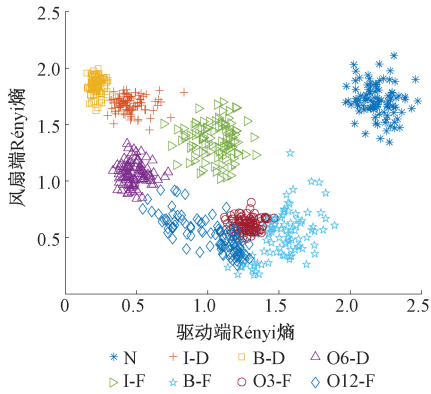


图 3 CWRU 实验数据特征分布

Fig. 3 Feature distribution of CWRU experiment data

### 2.3 分类结果与分析

MSK-SVM 模型以多项式核、高斯核、Sigmoid 核、Morlet 小波核、Marr 小波核和 DOG 小波核组成核函数库,将这些具有不同特性、不同尺度的核函数作为寻优对象,通过梯度下降法得出各核函数的权值,形成多尺度核函数,并将其应用于 SVM 分类模型。模型将 8 组实验的  $800 \times 2$  维特征矩阵,分为  $560 \times 2$  维的训练数据和  $240 \times 2$  维的测试数据,并对训练数据进行标准化处理,训练最大迭代次数为 500。MSK-SVM 的核函数共有如下 3 种。

1) 全局核函数,多项式核阶次分别取  $[1 \ 2 \ 3]$ ,共 3 个;Sigmoid 核  $\theta = 0.2, \beta$  分别取  $[3 \ 5 \ 7 \ 9]$ ,共 4 个;DOG 小波核尺度  $a$ ,分别取  $[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$ ,共 5 个。

2) 局部核函数,高斯核带宽  $\sigma$  分别取  $[0.01 \ 0.1 \ 1]$ ,共 3 个。

3) 全局 & 局部核函数, Morlet 和 Marr 小波核,尺度  $a$  均分别取  $[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$ ,两种类型小波核各 5 个不同尺度核。

所有 MSK-SVM 模型的核函数在训练过程中,分别作用于  $560 \times 2$  维特征中的第 1 维、第 2 维和第 2 维特征,即共 3 种不同组成的训练数据。

#### 2.3.1 不同特性多尺度核函数分类结果

##### 1) 分类准确率和训练效率对比

表 2 所示为不同特性多尺度核函数组合形式(全局+局部核、局部+全局 & 局部核、全局+全局 & 局部核)、核函数参数及分类结果。

从表 2 可以看出,全局+局部核组合的 3 组 MSK-SVM 模型(分别为模型编号 1、2 和 3)均得到了最高的分类准确率 98.75%。对比表 2 编号为 13 的基于传统的单个核函数模型,MSK-SVM 模型分类准确率提高了 15.42%。而由高斯核和具有全局 & 局部特性的 Morlet 和 Marr 小波核的模型 4 和 5 也得到了较高分类准确率,

分别为 98.33% 和 98.75%。但全局+全局 & 局部核的组合模型 6~11 中,模型 6、7 和 8 的分类准确率不高,模型 9 和 10 未收敛,最终达到最大迭代次数才结束训练。说明并非所有的多尺度核函数均可得到较为理想的滚动轴承故障分类模型。

表 2 不同特性多尺度核模型分类结果

Table 2 Classification results of MSK models with different characteristics

编号	核函数	核函数参数	分类准确率	循环次数/ 训练时间/s
全局+局部				
1	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.75%	18/
	多项式	$[1 \ 2 \ 3]$	(237/240)	124.03
2	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.75%	45/
	Sigmoid	$[3 \ 5 \ 7 \ 9]$	(237/240)	208.37
3	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.75%	10/
	DOG	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	(237/240)	77.86
局部+全局 & 局部				
4	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.33%	16/
	Morlet	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	(236/240)	82.59
5	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.75%	45/
	Marr	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	(237/240)	240.79
全局+全局 & 局部				
6	Morlet	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	86.67%	11/
	多项式	$[1 \ 2 \ 3]$	(208/240)	13.84
7	Marr	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	87.92%	78/
	多项式	$[1 \ 2 \ 3]$	(211/240)	128.76
全局+局部				
8	Morlet	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	85.42%	9/
	DOG	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	(205/240)	33.00
9	Marr	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	81.67%	500/
	DOG	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	(196/240)	6 224.13
10	Morlet	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	95.42%	500/
	Sigmoid	$[3 \ 5 \ 7 \ 9]$	(229/240)	4 515.51
11	Marr	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$	95.83%	42/
	Sigmoid	$[3 \ 5 \ 7 \ 9]$	(230/240)	206.37
全局、局部+全局 & 局部				
12	高斯	$[0.01 \ 0.1 \ 1]$	98.75%	56/
	多项式	$[1 \ 2 \ 3]$	(237/240)	243.15
	Marr	$[1 \ 1.5 \ 2 \ 2.5 \ 3]$		
单核 SVM				
13	高斯	0.01	83.33%	0.11
			(200/240)	

除基于上述不同特性多尺度核的两两组合外,还建立了基于高斯核、多项式核和 Marr 小波核 3 种不同类型核函数组合的模型 12,并得到了 98.75% 的分类准确率。

从表 2 结果可得出,全局+局部核函数、局部+全局 & 局部核组成的多尺度核,比基于全局+全局 & 局部核具有更好的分类准确率。

在计算效率方面,较传统的高斯核和多项式核组合(即表 2 的模型 1) 124.03 s 的训练时间,高斯核和 DOG

小波核(表 2 的模型 3)组成的多尺度核函数的训练时间减少了 46.17 s。图 4 所示为达到最高分类准确率的模型 1、2、3、5 和 12 训练过程中,目标函数迭代曲线,可以看出模型 3 最快实现了收敛。

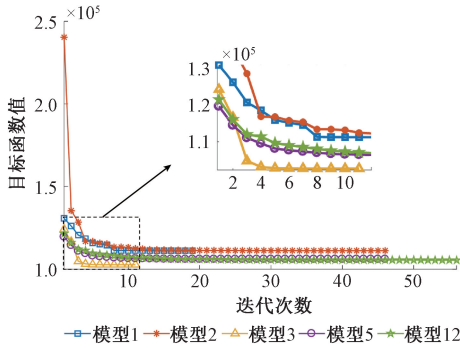


图 4 目标函数迭代曲线

Fig. 4 Evolution of objective values

2) 核函数权值对比

图 5 所示为模型 1、2、3、5 和 12 最终训练得到的核函数权值。从图 5 可以看出,在这 5 个多尺度核中高斯核都占了较高比重,且带宽 0.01 和 0.1 的两个高斯核比重更高,说明滚动轴承故障分类模型核函数中局部特性更加重要。通过对比图 5(a) 和(e)看出,虽然模型 12 中的核函数组合增加了多项式核,但其在多尺度核中比例较低,且模型 5 和 12 中的高斯核与 Marr 小波核的权重分布较为接近,即两个模型的多尺度核分布近似,从而也说明了图 4 中两个模型的目标函数曲线十分接近。同时也说明了所提的 MSK-SVM 模型,不仅能提供更加丰富的核函数样本,还能够从这些样本中训练出轴承故障诊

断的最优模型,提高分类准确率。

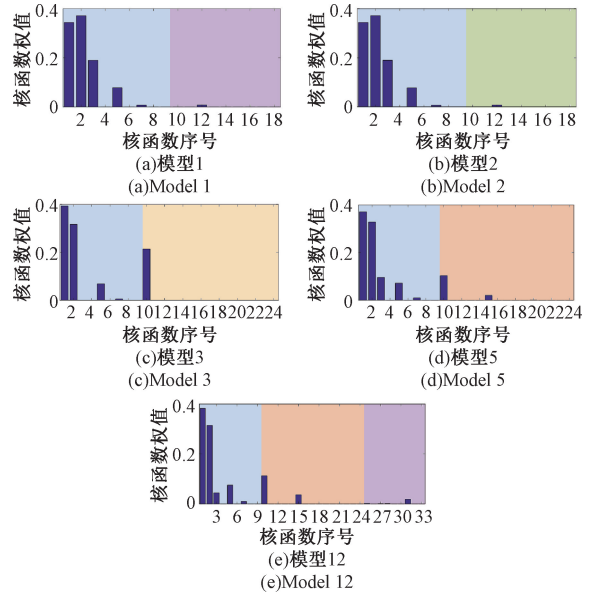


图 5 模型 1、2、3、5 和 12 的核函数权值

Fig. 5 Kernel weight of model 1, 2, 3, 5 and 12

2.3.2 相同特性多尺度核函数分类结果

表 3 所示为相同特性多尺度核函数组合形式、核函数参数及分类结果。通过模型结果得出,相较于不同特性的多尺度核函数 MSK-SVM 模型,基于相同特性的核函数模型分类准确率较低,并且不收敛的模型数量占比更大。但基于多尺度高斯核函数的模型 4,其分类准确率同样达到 98.75%,说明高斯核函数对轴承故障诊断分类能力较强,但其模型训练时间比表 2 的模型 3(高斯核和 DOG 小波核)多 42.33 s。

表 3 相同特性多尺度核模型分类结果

Table 3 Classification results of MSK models with same characteristics

编号	核函数	核函数参数	分类准确率	循环次数/ 训练时间/s	编号	核函数	核函数参数	分类准确率	循环次数/ 训练时间/s
全局					全局 & 局部				
1	多项式	[1 2 3]	87.92%	500/	5	Morlet	[1 1.5 2 2.5 3]	87.50%	5/
	DOG	[1 1.5 2 2.5 3]	(211/240)	8131.91					(210/240)
2	多项式	[1 2 3]	55.00%	500/	6	Marr	[1 1.5 2 2.5 3]	90.83%	10/
	Sigmoid	[3 5 7 9]	(132/240)	134028.36					(218/240)
3	Sigmoid	[3 5 7 9]	83.33%	500/	7	Morlet	[1 1.5 2 2.5 3]	87.5%	9/
	DOG	[1 1.5 2 2.5 3]	(200/240)	4008.50					(210/240)
局部									
4	高斯	[0.01 0.1 1]	98.75%	18/					
			(237/240)	120.19					

3 滚动轴承全寿命实验结果与分析

3.1 实验数据

本文所用滚动轴承全寿命实验数据来源于美国

NSFI/UCRC 智能维护中心 (intelligent maintenance systems, IMS) 滚动轴承全寿命周期加速试验数据集<sup>[22]</sup>。实验台一根转轴上安装了 4 个轴承,转速 2 000 r/min,采样频率 20 kHz,每隔 10 min 采集 1 s 的数据。数据集共分为 3 组,本文选取第 2 组。该数据集在 4 个轴承上均

安装了 1 个振动传感器,共 984 个文件,且在实验最后验证轴承 1 出现了外圈故障。因此,以轴承 1 和与其临近的轴承 2 的振动信号为分析对象。

选取第 100~102、541~543 和 702~704 个文件,分别代表滚动轴承正常、轴承 1 早期故障和轴承 1 异常这三种不同状态,并分别简称为 IMS-N、IMS-E 和 IMS-F。每种状态 3 个文件,每个文件为 1 s 的数据,即每种状态共 3 s 的数据。

### 3.2 特征提取

分别以 0.1 s 数据长度(2 000 个点)进行切割,每种状态为 30 段数据,即共有  $3 \times 2 \times 30 = 180$  段数据。按 2.2 节中特征提取步骤 2)~4),得到  $90 \times 2$  维的特征矩阵,其分布如图 6 所示。从图 6 可看出,正常 IMS-N 和早期故障 IMS-E 两种状态的部分特征样本混在一起,区分度较差。

### 3.3 分类结果与分析

通过 2.3 节分类结果,分析得出基于全局+局部核、局部+全局 & 局部核这两类不同特性核函数组合的 MSK-SVM 更适用于滚动轴承故障诊断,所以结合 2.3 节实验结果选取了部分核函数组合进行建模。

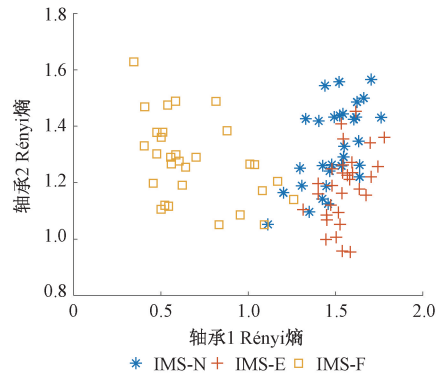


图 6 IMS 实验数据特征分布

Fig. 6 Feature distribution of IMS experiment data

此外,结合所提取的 IMS 数据特征分布的特点,调整了部分核函数参数,增加了尺度参数  $\sigma = 0.001$  的局部高斯核函数,增加了尺度参数  $d = 4$  的全局核多项式核函数,全局 & 局部核函数 Morlet 和 Marr 小波核的尺度参数及 DOG 小波核尺度参数  $a$  调整为  $[2\ 3\ 4\ 5\ 6]$ ,共建立不同特性 MSK-SVM 模型 5 个。此外,还设立了单个高斯核 SVM 作为对比。最终得出的分类结果如表 4 所示。

表 4 IMS 数据集分类结果

Table 4 Classification results of IMS data set

编号	核函数	核函数参数	分类准确率	循环次数/ 训练时间/s	编号	核函数	核函数参数	分类准确率	循环次数/ 训练时间/s
全局+局部					局部+全局 & 局部				
1	高斯	[0.001 0.01 0.1 1]	85.19%	38/	4	高斯	[0.001 0.01 0.1 1]	88.89%	13/
	多项式	[1 2 3 4]	(23/27)	2.65		Morlet	[2 3 4 5 6]	(24/27)	1.20
2	高斯	[0.001 0.01 0.1 1]	85.19%	30/	5	高斯	[0.001 0.01 0.1 1]	85.19%	27/
	Sigmoid	[0.1 0.2 0.3 0.4]	(23/27)	2.77		Marr	[2 3 4 5 6]	(23/27)	1.60
3	高斯	[0.001 0.01 0.1 1]	85.19%	18/	单核 SVM				
	DOG	[2 3 4 5 6]	(23/27)	1.37	6	高斯	0.001	81.48%	0.14
					(22/27)				

从表 4 可看出,基于高斯核和 Morlet 小波核的 MSK-SVM 模型分类准确率最高,为 88.89%,比基于单个高斯核的 SVM 模型分类准确率提高了 7.41%。其他 4 个 MSK-SVM 模型也都达到了 85.19% 的分类准确率。虽然模型针对所选的 IMS 数据集的分类准确率略低于 CWRU 数据集,但在本文数据样本量少,且 IMF-N 和 IMF-E 两模型的特征存在较多样本重叠的情况下,仍能得到较高的分类准确率。实验结果说明,本文所提 MSK-SVM 滚动轴承故障诊断模型具有较高的分类准确率,同时也具有良好的泛化能力。

## 4 结论

针对 SVM 分类准确率受核函数类型和参数影响的

问题,本文提出一种 MSK-SVM 轴承故障诊断模型,研究了多尺度核函数对模型分类能力的影响,丰富了 SVM 模型多尺度核的组合形式。通过理论分析和基于两种数据集的实验验证,得出如下结论,基于不同特性的多尺度核函数的 MSK-SVM 模型更加适用于滚动轴承故障诊断,能够得到较高的分类准确率和训练效率,且模型泛化能力强。绝大多数 MSK-SVM 比传统单核 SVM 模型分类准确率高,且高斯核和小波核的多尺度组合核在保证较高的分类准确率下计算效率也较高。本文所提出的高斯核、多项式核、Sigmoid 核、Morlet、Marr 和 DOG 小波核函数中,高斯核函数对轴承故障诊断分类能力较强。

分类算法依赖输入特征的质量,后续将从轴承故障振动信号本质出发,进一步研究振动信号降噪和特征增强方法,以提升故障诊断模型性能。

## 参考文献

- [ 1 ] 阳建宏,黎敏,丁福焰. 滚动轴承故障诊断现场实用技术[M]. 北京:机械工业出版社, 2015.  
YANG J H, LI M, DING F Y. Field Practical Technology of Rolling Bearing Fault Diagnosis [ M ]. Beijing:China Machine Press, 2015.
- [ 2 ] 刘文彪,段礼祥,耿帆,等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.  
LIU W B, DUAN L X, GENG F, et al. Bearing performance degradation prognosis based on CNN-BLSTM network [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 80-86.
- [ 3 ] 李黄曼,张勇,张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 123-129.  
LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Study of transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 123-129.
- [ 4 ] CERVANTES J, FARID C L, LISBETH R M, et al. A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends [ J ]. Neurocomputing, 2020, 408:189-215.
- [ 5 ] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[ C ]. Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, 1992: 144-152.
- [ 6 ] LANCKRIET G, DE BIE T, CRISTIANINI N, et al. A statistical framework for genomic data fusion [ J ]. Bioinformatics, 2004, 20: 2626-2635.
- [ 7 ] BACH F R, LANCKRIET G R G, JORDAN M I. Multiple Kernel learning, conic duality, and the SMO algorithm [ C ]. Proceedings of the 21st International Conference on Machine Learning, 2004.
- [ 8 ] SONNENBURG S, ATSCH G R, AFER C S, et al. Large-scale multiple kernel learning [ J ]. Journal of Machine Learning Research, 2006, 7(1): 1531-1565.
- [ 9 ] JIAO J, YUE J H, PEI D, et al. Application of feature fusion using coaxial vibration signal for diagnosis of rolling element bearings [ J ]. Shock and Vibration, 2020, DOI:10.1155/2020/8831723.
- [ 10 ] 吕忠亮. 基于变分模态分解与优化多核支持向量机的旋转机械早期故障诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2016.  
LYU ZH L. Research on incipient fault diagnosis methods for rotating machinery based on VMD and optimized MSVM [ D ]. Chongqing : Chongqing University, 2016.
- [ 11 ] 杜伟,房立清,齐子元,等. 基于 LFOA 优化多核支持向量机的液压泵故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2018, 34(1): 137-140, 144.  
DU W, FANG L Q, QI Z Y, et al. Fault diagnosis of hydraulic pump based on LFOA optimized multi-kernel SVM [ J ]. Machine Design and Research, 2018, 34(1): 137-140, 144.
- [ 12 ] 曹惠玲,薛成,薛鹏. 多核学习 SVM 在发动机故障诊断上的应用[J]. 机械设计与制造, 2019 (5): 1-4.  
CAO H L, XUE CH, XUE P. Application of SVM based on multiple kernels learning in engine fault diagnosis [ J ]. Machinery Design and Manufacture, 2019 (5): 1-4.
- [ 13 ] 刘向波,杨礼河,孙玉德. 基于维度测定的柴油内燃机多核 SVM 故障诊断[J]. 控制工程, 2019, 26(12): 2211-2217.  
LIU X B, YANG L H, SUN Y D. Multi core SVM fault diagnosis of diesel engine based on dimension measurement [ J ]. Control Engineering of China, 2019, 26(12): 2211-2217.
- [ 14 ] 颜学龙,龚流青,汪斌斌. 基于 DAQGA-SMKL-SVM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(11): 1944-1950.  
YAN X L, GONG L Q, WANG B B. An analog circuit fault diagnosis method based on DCQGA-SMKL-SVM [ J ]. Computer Engineering and Science, 2018, 40 ( 11 ): 1944-1950.
- [ 15 ] 杨晓朋,陈伟,王鹏展,等. 基于 DCCA-IWO-MKSVM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(1): 271-276.  
YANG X P, CHEN W, WANG ZH P, et al. Analog circuit fault diagnosis method based on DCCA-IWO-MKSVM [ J ]. Computer Applications and Software, 2020, 37(1): 271-276.
- [ 16 ] XU L X, BAI L, JIN X, et al. Multiple graph kernel learning based on GMDH-type neural network [ J ]. Information Fusion, 2021, 66:100-110.
- [ 17 ] 高巍,彭宇. 基于马氏距离多核学习的高光谱图像分类[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(3): 250-257.  
GAO W, PENG Y. Hyperspectral image classification based on multiple kernel learning with Mahalanobis distance [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 250-257.
- [ 18 ] RAKOTOMAMONJY A, BACH F, CANU S, et al.



Simple MKL[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008(9): 2491-2521.

- [19] 贺妍. 基于群智能算法融合的行星齿轮箱损伤状态识别诊断及维护[D]. 太原:中北大学, 2019.

HE Y. The diagnosis and maintenance of planetary gearbox damage status based on the fusion of swarm intelligence algorithm [D]. Taiyuan: North University of China, 2019.

- [20] 高巍. 基于多核学习的高光谱图像分类方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019.

GAO W. Hyperspectral image classification based on multiple kernel learning [D]. Harbin :Harbin Institute of Technology, 2019.

- [21] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64-65: 100-131.

- [22] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4-5): 1066-1090.

## 作者简介



**焦静**, 2011 年于石家庄铁道大学获得学士学位, 现为北京交通大学博士研究生, 主要研究方向为机械设备智能故障诊断。

E-mail: jingjiao@bjtu.edu.cn

**Jiao Jing** received her B. Sc. degree from Shijiazhuang Tiedao University in 2011. Now she is a Ph. D. candidate at Beijing Jiaotong University. Her main research interest includes machinery intelligent fault diagnosis.



**岳建海** (通信作者), 分别于 1994 年、2001 年和 2006 年在北京交通大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为北京交通大学副教授, 主要研究方向为智能检测与故障诊断。

E-mail: jhyue@bjtu.edu.cn

**Yue Jianhai** (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degree from Beijing Jiaotong University in 1994, 2001 and 2006, respectively. Now he is an associate professor at Beijing Jiaotong University. His main research interests include intelligent detection and fault diagnosis.