

# 改进 LSSVM 迁移学习方法的轴承故障诊断\*

陈超, 沈飞, 严如强

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

**摘要:**机械系统存在的外部环境干扰、变工况条件以及无法直接测量等因素,导致获取的数据常常不满足传统机器学习的两个前提:训练与测试数据分布相同以及目标诊断数据量充足,从而影响诊断模型的泛化能力。针对上述问题,提出一种基于辅助数据的增强型最小二乘支持向量机(LSSVM)迁移学习策略,用于数据量不足时的轴承故障诊断。其中利用递归定量分析(RQA)提取非线性特征并与传统时域特征相结合以提高诊断精度。诊断分类器通过改进传统LSSVM模型,在原目标函数和约束条件中分别增加辅助集的惩罚函数和约束条件,最终得到加入辅助集的函数估计,从而将该算法推广至迁移学习。此外,类内类间距离指标用于描述特征区分性,并提出4种辅助数据集的使用方法,从而构建迁移学习为框架的诊断模型。球形轴承的振动信号试验结果表明,相比传统机器学习,在目标振动数据较少条件下所提模型在轴承故障诊断时性能提升显著。

**关键词:** 轴承故障诊断;递归定量分析;迁移学习;最小二乘支持向量机

中图分类号: TH165<sup>+</sup>.3 TP18 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## Enhanced least squares support vector machine-based transfer learning strategy for bearing fault diagnosis

Chen Chao, Shen Fei, Yan Ruqiang

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Due to the problem of the environmental interference, various operating conditions and inevitable indirect measurement, it is difficult to obtain abundant training and testing data from a mechanical system that follow the same underlying distribution, which will influence the generalization ability of fault diagnosis model based on traditional machine learning. A novel approach utilizing transfer learning for classification is presented in this paper, which aims at improving the bearing fault diagnostic performance in case of insufficient labeled samples. The Recurrence Quantification Analysis (RQA) is used to extract the non-linear features that characterize the underlying dynamics of the mechanical system. These nonlinear features are then combined with the time domain statistical parameters to form a feature vector to improve the diagnostic accuracy. By adding penalty function and constraint condition of auxiliary data to the original objective function and constraints of the least square support vector machine (LSSVM), it can be extended to implement a transfer learning strategy. Besides, the internal and interval distance criterion is utilized to evaluate the differentiability of various features. Experimental studies indicate that the transfer learning strategy can improve the diagnostic accuracy as compared to the traditional machine learning strategy when the target data set is small.

**Keywords:** bearing fault diagnosis; recurrence quantification analysis; transfer learning; least squares support vector machine (LSSVM)

## 1 引言

轴承作为旋转机械的重要部件之一,在现代工业中应用广泛,对其故障诊断不仅能保证机械设备平稳高效

运行,而且能及时检测并排除运行过程出现的突发问题,有效防止重大事故发生<sup>[1]</sup>。目前轴承故障诊断大多基于机械振动信号的获取、检测与分析,主要包括数据采集、特征提取以及故障分类等操作步骤<sup>[2]</sup>。其中,故障分类可通过支持向量机<sup>[3-4]</sup>(support vector machine, SVM)、K

最近邻分类<sup>[5]</sup> (K-nearest neighbor, KNN) 等传统机器学习算法实现。基于统计学理论 (statistical learning theory, SLT) 发展而来的 SVM 具有出色的泛化、学习和推广能力; 最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM) 是 SVM 在二次损失函数下的一种形式, 简化了运算, 因此在故障诊断领域应用广泛。如杨先勇等人<sup>[6]</sup> 将局域波法和核主元分析-最小二乘支持向量机 (kernel principal component analysis-LSSVM, KPCA-LSSVM) 相结合用于滚动轴承故障诊断; 隋文涛等人<sup>[7]</sup> 将模拟退火与 LSSVM 相结合用于轴承故障模式识别; 熊庆等人<sup>[8]</sup> 将轴承振动信号经  $\alpha$  稳定分布参数估计提取特征后, 用经过粒子群优化算法进行参数优化后的 LSSVM 成功检测出了轴承不同故障位置及不同损伤程度。这些方法表明 LSSVM 能有效地用于轴承故障诊断, 但是其分类有效要求两个前提: 1) 训练数据与测试数据分布相同; 2) 目标诊断数据量充足<sup>[9-10]</sup>。而实际工业系统中普遍存在的复杂工况环境, 往往导致目标诊断数据无法直接获取、训练数据与测试数据分布特性存在一定的差异, 这些都会降低传统机器学习故障诊断模型的泛化能力, 甚至使得模型不再适用。

为解决上述数据量不足以及特征差异的问题, 大多数机器学习算法采用对目标轴承故障样本进行重新标记来解决, 但其需要大量实验及专业知识, 而且工业环境中外在摩擦力、工况等因素的变化<sup>[11]</sup>, 并不能保证采集到的标记数据和目标轴承故障数据分布一致, 降低了诊断结果的可信度。该局限性促使相关研究者探索新的针对复杂环境工况的轴承故障诊断方法: Zhang S 等人<sup>[12]</sup> 提出一种近邻保持嵌入 (neighborhood preserving embedding, NPE) 与自组织映射网络 (self-organizing map, SOM) 的组合方法来解决变转速变负载轴承的故障诊断和退化评估问题; Tian Y 等人<sup>[13]</sup> 也提出一种基于局部均值分解 (local mean decomposition, LMD)、奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 与极端学习机 (extreme learning machine, ELM) 相结合的诊断模型来克服环境因素的影响, 两者均取得了良好的诊断效果, 但方法实质是改进故障诊断中的特征提取方法, 后续分类采用传统机器学习, 故不能克服其存在的局限性。自 1995 年 NIPS 专题研讨会“Learning to Learn”以来, 迁移学习作为一种跨领域、跨任务的学习方法, 在机器学习领域中引起了越来越多学者的关注。其基本思想是: 针对单独目标训练数据无法训练出泛化能力高的机器学习模型的情况, 充分利用与目标数据不同但相关的辅助数据的知识, 以提高机器学习算法在目标领域上的性能<sup>[14-15]</sup>。迁移学习目前已广泛应用于文档分类、计算机视觉和搜索排序等领域并取得了显著效果。

受上述研究启发, 考虑在外部环境干扰以及无法直

接获取目标轴承振动数据时, 引入与目标数据相似的辅助轴承数据, 在此基础上提出一种基于辅助数据的改进 LSSVM 迁移学习方法, 以提升目标轴承的故障诊断性能。同时, 将时域特征与基于递归定量分析 (recurrence quantification analysis, RQA) 的非线性特征相结合用于轴承振动信号分析, 为迁移学习提供具备足够故障区分能力的特征, 用于提高故障诊断的准确性。

## 2 基于 RQA 的特征提取方法

### 2.1 递归定量分析原理

递归定量分析的特征提取以相空间重构为基础, 设长度  $N$  的轴承振动序列信号为  $\{x(1), x(2), \dots, x(N)\}$ , 对其采用坐标延迟<sup>[17]</sup> 获取对应的重构相空间为:

$$\mathbf{X}(i) = \{x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)\} \quad (1)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$ ,  $\tau$  为延迟时间,  $m$  为嵌入维数,  $\mathbf{X}(1), \mathbf{X}(2), \dots, \mathbf{X}(N - (m-1)\tau)$  为重构相空间中的向量。同时构建相空间的递归矩阵, 如式(2)所示。

$$R_{i,j} = \Theta(\varepsilon - \|\mathbf{X}(i) - \mathbf{X}(j)\|) = \begin{cases} 1, & \varepsilon > \|\mathbf{X}(i) - \mathbf{X}(j)\| \\ 0, & \varepsilon < \|\mathbf{X}(i) - \mathbf{X}(j)\| \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $i, j = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau$ ;  $\Theta(\cdot)$  为单位阶跃函数;  $\varepsilon$  为递归阈值。对于固定递归阈值  $\varepsilon$ , 将重构空间中任意两个向量  $\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)$  代入上述公式, 可得到  $N \times N$  距离矩阵对应的 0~1 矩阵, 如用黑点表示  $(i, j)$  坐标下  $R_{i,j} = 1$  的值, 构成递归图, 便可以图形形式直观描述时间序列的递归特性。时间序列的递归特性依赖于递归点的几何形状, 但递归图只能定性地描述系统的动力学特性。

RQA 是一种以递归图为基础的非线性指标量化方法<sup>[18]</sup>, 其通过从递归图点密度和线结构中提取递归率 (recurrent rate, RR)、确定性 (DET)、递归熵 (ENTR)、层流率 (LAM) 等有效的特征参数, 从而定量地描述振动时间序列的动态特性。上述 4 个参数的基本含义及计算方法如表 1 所示。

表 1 中,  $N_m = N - (m-1)\tau$  表示重构相空间中向量个数,  $P(l)$  表示平行于主对角线线段中长度为  $l$  的分布概率,  $l_{\min}, l_{\max}$  分别表示 45° 线的最小、最大长度,  $P(v)$  表示垂直线段中长度为  $v$  的线段分布概率,  $v_{\min}, v_{\max}$  分别表示垂直线段的最小、最大长度。RR 主要描述递归图中递归点的密度; DET 主要描述平行于主对角线线段的递归点数与总递归点数的比值; ENTR 指标主要基于对角线长度频率分布的香农熵; LAM 主要描述递归图中垂直线段的递归点数与所有垂直结构包含的递归点数的比值。

表 1 四种参数的定义及计算方法  
Table 1 The definition and calculation methods of four parameters

参数	定义	计算方法
递归率	递归点在图上所占据的相对数量	$RR = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^{N_m} R_{i,j}$
确定性	递归图中平行于主对角线线段的递归点点数与总递归点数的比值	$DET = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^{l_{\max}} lP(l)}{\sum_{i,j=1}^{N_m} R_{i,j}}$
递归熵	对角线结构长度分布的香农熵	$ENTR = - \sum_{l=l_{\min}}^{N_m} p(l) \ln p(l)$
层流性	构成递归图中垂直线段的递归点与总的递归点的百分比	$LAM = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^{v_{\max}} vP(v)}{\sum_{v=1}^{v_{\max}} vP(v)}$

从物理意义上来说,RR 反映了轴承振动信号中特定状态出现的概率,ENTR 表征轴承振动信号的随机程度,而 DET 和 LAM 指标主要表征振动信号发散程度,能够有效区分少数发散递归点与其它有规律特定图案的递归点之间的特征。因此,在实际变工况环境下,上述 RQA 参数均能反映系统动力学特征以及轴承振动信号中的物理共性,故可作为故障诊断的特征参数。

### 2.2 轴承故障特征提取

轴承故障诊断中,时域分析法应用普遍,其直接统计与获取振动信号的幅值变化规律<sup>[19]</sup>。然而实际工业环境的外在摩擦力与负载因素使得时域振动信号呈现非线性,单独时域指标无法更好的描述振动信号的物理特性,故将时域统计分析方法中的峰峰值、有效值、方差和峭度指标与 RQA 中的递归率、确定性、层流性和递归熵指标相结合,组成轴承振动信号的特征向量,并使用类内类间距离来计算所提取特征的可分性指标,便于评估目标轴承数据与辅助轴承数据间进行迁移的能力,步骤如下。

1) 采用时域统计分析方法从轴承振动信号中提取出峰峰值、有效值、方差和峭度指标。

2) 采用坐标延迟的相空间重构方法对时域振动信号进行相空间重构,并构建递归图,提取 RR、DET、LAM、ENTR 指标,并与步骤 1) 所提取的 4 个特征值融合,构成 8 维的特征向量。

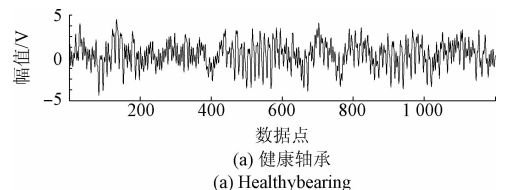
3) 采用类内类间距离判据衡量步骤 2) 所提取特征的可分性指标  $F^{[20]}$ :

$$F = \frac{|S_b|}{|S_w|}, \quad S_b = \sum_{i=1}^c P_i (\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_0) (\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_0)^T, \quad S_w = \sum_{i=1}^c P_i \Sigma_i, \quad \Sigma_i = E[(\mathbf{x}_i - \mathbf{u}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{u}_i)^T] \quad (3)$$

式中: $c$  为类别数,  $S_w$  为类内散布矩阵,  $S_b$  为类间散布矩阵,  $P_i$  为第  $i$  类的先验概率,  $\Sigma_i$  为第  $i$  类的协方差矩阵,  $\mathbf{u}_i$  表示第  $i$  类样本集均值向量,  $\mathbf{u}_0$  为全局均值向量。 $F$  值越大表示  $c$  类故障的可区分性越好。

需要指出:相空间重构是进行信号递归定量分析的首要步骤,坐标延迟的相空间重构方法中延迟时间  $\tau$  和嵌入维数  $m$  对结果有着不同的影响,可利用互信息法和虚假临近点法<sup>[21]</sup>求得;传统时域统计分析中包括有量纲指标和无量纲指标两大类。有量纲指标中,均方根描述振动信号的能量,稳定性、重复性好<sup>[22]</sup>,同时随着故障的增大,均方根值、方差及峰峰值均会不同程度地改变。无量纲指标中,峭度对早期故障最为敏感的<sup>[23]</sup>,故选用上述指标作为轴承故障信号的时域特征。

试验选取 1 750 r/min、2 马力负载的条件下,健康轴承和内圈故障直径为 0.355 6 mm 的振动信号,如图 1 所示。接着对这两种振动信号分别进行相空间重构,如图 2 所示,图 2 中可以看出随着故障的出现,相应的递归图有着明显变化,且递归点增多聚集。提取表 1 中 4 个 RQA 特征参数,采用类内类间距离判据比较基于 RQA 与时域融合的特征对可分性指标的提升。其中,基于 RQA 与时域相结合的特征可分性指标  $F_1 = 17.335 0$ 、基于 RQA 特征可分性指标  $F_2 = 14.045 8$  以及时域特征的可分性指标  $F_3 = 7.455 7$ ,  $F_1 > F_2 > F_3$ ,即基于 RQA 与时域结合的特征提取方法优于单独 RQA 特征以及时域方法。



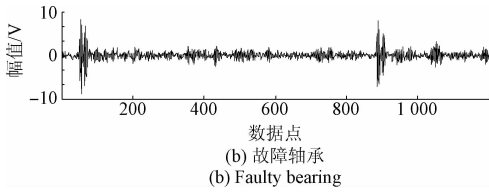


图1 轴承不同故障振动信号  
(转速: 1 750 r/min, 负载: 2 HP)

Fig.1 Bearing vibration signal of different fault types  
(Speed: 1 750 r/min, Load: 2 HP)

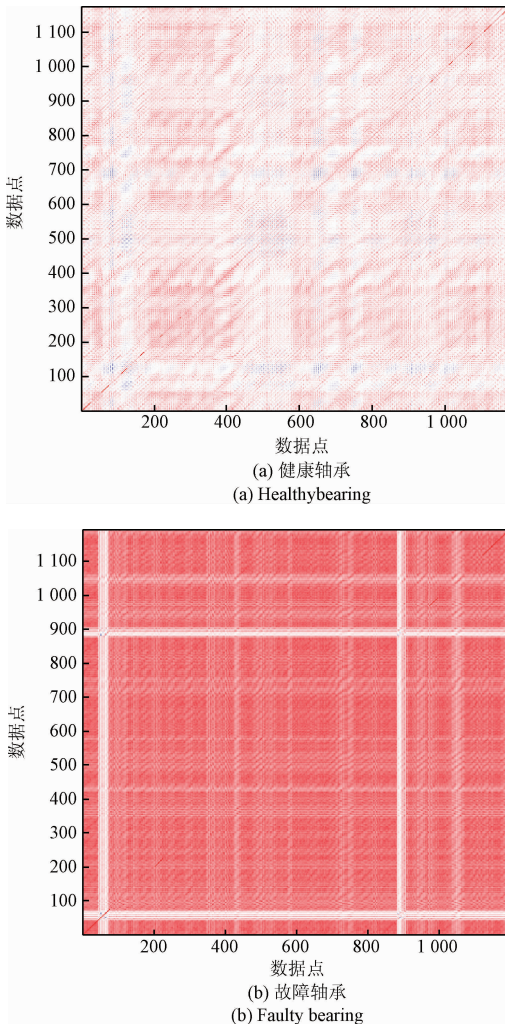


图2 轴承不同故障振动信号对应的递归图

Fig.2 The recurrence plot of vibration signal under different fault types

### 3 基于迁移学习的轴承故障诊断

#### 3.1 基本定义

针对目标轴承故障诊断振动数据较少,通过传统机器学习无法构建泛化能力高的故障诊断模型情况,采用

迁移学习手段,通过引入大量与目标轴承分布特性不同但相关的辅助轴承故障数据来帮助实现故障诊断,如利用相邻轴承或不同工况下目标轴承振动数据来帮助构建故障分类模型。

设训练数据集为:

$$T = \{T_p, T_a\}; T_p = \{(\mathbf{x}_i^p, y_i^p)\}, i = 1, 2, \dots, N_p;$$

$$T_a = \{(\mathbf{x}_i^a, y_i^a)\}, i = 1, 2, \dots, N_a \quad (4)$$

式中:  $T_p$  和  $T_a$  为目标和辅助振动训练数据集;  $\mathbf{x}_i^p$  和  $y_i^p$  分别为目标振动训练数据集中第  $i$  个样本的特征向量和对应的故障标识,  $\mathbf{x}_i^a$  和  $y_i^a$  分别为辅助振动训练数据集中第  $i$  个样本的特征向量和对应的故障标识;  $N_p$  和  $N_a$  分别为目标和辅助振动数据集样本数,一般  $N_p \ll N_a$ 。基于辅助集的迁移学习分类器设计目的是:通过辅助集的帮助,解决目标振动训练样本不足的问题,提高分类模型的精度。

#### 3.2 改进 LSSVM 模型

基于辅助数据集的迁移算法<sup>[24]</sup>通过利用与目标集不同的辅助数据集来提高分类器的分类精度。该方法适用于目标训练样本不足以训练出一个分类精度较高的分类器的情况,通过辅助数据集的帮助,使得分类器在小样本的学习过程中,逐步提高分类精度。

大多数机器学习的目的是寻求最优化的预测值  $h(\mathbf{x}_i)$ ,使得  $h(\mathbf{x}_i)$  与真实标签  $y_i$  之间的损失函数  $L(h(\mathbf{x}_i), y_i)$  最小,通常可以表示为优化问题:

$$\min J(h) = \sum_i L(h(\mathbf{x}_i), y_i) + \lambda D(h) \quad (5)$$

为了实现迁移学习,基于辅助数据集的迁移算法对目标函数进行了改进,在原有目标函数的基础上,加入辅助集的损失函数,可表示为:

$$\min J'(h) = \sum_i^{N_p} L(h(\mathbf{x}_i^p), y_i^p) + \gamma \sum_i^{N_a} L(h(\mathbf{x}_i^a), y_i^a) + \lambda D(h) \quad (6)$$

式中:  $N_p$  和  $N_a$  分别为目标和辅助振动数据集样本数,  $D(h)$  为防止过学习而设置的惩罚函数,  $\gamma$  和  $\lambda$  为平衡各部分损失的参数。

对 SVM 算法,可采用将目标集与辅助集同时学习的策略,即在原规划的目标函数和约束条件中,分别增加辅助集的惩罚函数和约束条件,使 SVM 在迭代学习的过程中,受到辅助集的影响,从而提高其分类精度。上述研究借助二次规划来求解向量,而 LSSVM 在保持 SVM 优点的基础上,通过用误差平方代替原来的松弛变量,将二次规划的求解问题转化为求解线性方程组,从而简化运算<sup>[25]</sup>。受此启发,对 LSSVM 进行针对性的改进,提出了基于辅助集的改进 LSSVM 模型。

根据 LSSVM 理论,假设有非线性函数  $\varphi(\mathbf{x}_i)$ ,可以将输入空间  $R^n$  映射到一个高维特征空间  $Z$ 。非线性函

数的空间估计特性为:

$$y(x) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b \quad (7)$$

式中:  $\boldsymbol{\omega} \in Z, b \in R$ , 且  $\boldsymbol{\omega}$  和  $b$  是待确定的参数。

(1) 针对不含辅助数据集的训练样本  $T_p$ , 优化问题式(5)变为:

$$\min_{\boldsymbol{\omega}, e} J(\boldsymbol{\omega}, e) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{\gamma_p}{2} \sum_{i=1}^{N_p} e_i^2, \quad \gamma_p > 0$$

$$\text{s. t. } y_i \{ \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b \} = 1 - e_i, \quad i = 1, 2, \dots, N_p \quad (8)$$

式中:  $\gamma_p$  为正则化系数,  $e_i$  为误差函数。

(2) 针对含辅助数据集  $T_a$  的训练样本  $T$ , 优化问题式(6)变为:

$$\min_{\boldsymbol{\omega}, e} J(\boldsymbol{\omega}, e) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{\gamma_p}{2} \sum_{i=1}^{N_p} e_i^2 + \frac{\gamma_a}{2} \sum_{i=N_p+1}^{N_p+N_a} e_i^2$$

$$\text{s. t. } y_i \{ \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b \} = 1 - e_i \quad i = 1, 2, \dots, N_p$$

$$y_i \{ \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b \} = 1 - e_i \quad i = N_p + 1, \dots, N_p + N_a \quad (9)$$

式中:  $\gamma_p, \gamma_a$  分别为目标数据和辅助数据的正则化系数, 均大于 0,  $e_i$  为误差函数。

优化问题式(9)的求解步骤如下:

(1) 构建 Lagrange 函数如下:

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, e, a) = J(\boldsymbol{\omega}, e) - \sum_{i=1}^{N_p} a_i \{ y_i (\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b) - 1 + e_i \} - \sum_{i=N_p+1}^{N_p+N_a} a_i \{ y_i (\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b) - 1 + e_i \} \quad (10)$$

式中:  $a_i \in R (i = 1, 2, \dots, (N_p + N_a))$  为 Lagrange 因子, 符号不受限制。

(2) 对  $L$  分别求  $(\boldsymbol{\omega}, b, e, a)$  的偏微分, 并令其为零, 如下式所示:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = \boldsymbol{\omega} - \sum_{i=1}^{N_p+N_a} a_i y_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^{N_p+N_a} a_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \Rightarrow a_i = \begin{cases} \gamma_p e_i, & i = 1, 2, \dots, N_p \\ \gamma_a e_i, & i = N_p + 1, N_p + 2, \dots, N_p + N_a \end{cases} \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \Rightarrow y_i (\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b) - 1 + e_i = 0 \end{cases} \quad (11)$$

(3) 整理式(11), 并消去变量  $\boldsymbol{\omega}$  和  $e_i$ , 最终得到如下矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\gamma}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \bar{\mathbf{I}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{\mathbf{I}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

令  $M = N_p + N_a$ , 式(12)中:  $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ ;  $\bar{\mathbf{I}} = [1, 1, \dots, 1]_{M \times 1}$ ;  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_M]^T$ ;  $\boldsymbol{\Omega}$  是一个  $M \times M$  对称矩阵, 且  $\Omega_{ij} = y_i y_j \boldsymbol{\varphi}(x_i)^T \boldsymbol{\varphi}(x_j) = y_i y_j K(x_i, x_j)$ ,  $K$  为核函数,  $\boldsymbol{\gamma} = \text{diag} \{ \underbrace{\gamma_p, \dots, \gamma_p}_{N_p}, \underbrace{\gamma_a, \dots, \gamma_a}_{N_a} \}$

利用式(13)求得参数  $\mathbf{a}$  和  $b$ 。

$$\begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \boldsymbol{\Omega} + \boldsymbol{\gamma}^{-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{\mathbf{I}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

(4) 得到加入辅助集的改进 LSSVM 函数估计表达式:

$$y(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^{N_p+N_a} a_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (14)$$

综上, 基于改进 LSSVM 迁移学习的基本策略是: 在 LSSVM 原有的优化问题基础上, 通过在原目标函数和约束条件中分别增加辅助集的惩罚函数和约束条件, 实现迁移的目的。根据此原理, 考虑 4 种辅助集的使用方法。

方法 1 将优化目标函数中的  $\gamma_a$  置为 0, 删除掉第 2 个约束条件, 其意义在于仅通过有限的目标振动数据构建分类决策模型, 没有使用大量的辅助数据, 效果等同于标准 LSSVM。

方法 2 将优化目标函数中的  $\gamma_p$  置为 0, 删除掉第 1 个约束条件, 这样将式(9)变为:

$$\min_{\boldsymbol{\omega}, e} J(\boldsymbol{\omega}, e) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{\gamma_a}{2} \sum_{i=1}^{N_p} e_i^2, \quad \gamma_a > 0$$

$$\text{s. t. } y_i \{ \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b \} = 1 - e_i, \quad i = 1, 2, \dots, N_a \quad (15)$$

相比方法 1, 方法 2 仅通过辅助振动数的训练来据构建分类决策模型, 无法保证该模型在目标数据上的分类效果。

方法 3 设将优化目标函数中  $\gamma_a = \gamma_p$ , 约束条件保持不变, 在设辅助振动数据和目标振动数据完全等价的基础上, 基于辅助振动数据和目标振动数据训练出来的分类模型, 当目标振动数据样本极少时, 方法 3 近似等价于方法 2, 同理, 当辅助振动数据样本极少时, 方法 3 近似等价于方法 1。

方法 4 完整保留式(9)的基础上, 通过交叉验证对目标函数中的  $\gamma_a$  和  $\gamma_p$  进行优化, 约束条件保持不变, 在衡量辅助振动数据和目标振动数据之间异同性的基础上, 基于辅助振动数据和目标振动数据训练出来的分类模型。

最后, 轴承故障的多分类可通过构造和结合多个两类分类器实现<sup>[26]</sup>。相对于“一对多”和“一对一”方式, 决策二叉树法先将所有类别划分为两个子类, 每个子类又划分为两个子类, 以此类推, 直到划分出最终类别, 仅需要构造  $K-1$  个子分类器 ( $K$  为类别数)。因此, 本文采用决策二叉树法实现多分类。

## 4 实验研究与性能分析

### 4.1 实验环境与参数

实验数据来自美国凯斯西储大学轴承数据中心, 振

动信号由图3所示的轴承测试系统测得,系统由2马力的电机(左),测力计(右)以及控制电路组成,轴承型号为SKF6205。轴承为单一损伤,是由电火花机分别在轴承内圈、滚珠和外圈加工制成,损伤直径分别为0.177 8、0.355 6、0.533 4和0.711 2 mm。将16通道的加速度传感器垂直固定在电机输出轴支撑轴承上方的壳上进行数据采集,采样频率为12 kHz。

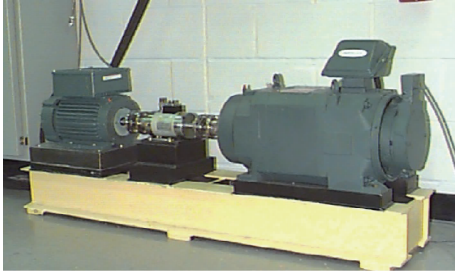


图3 轴承测试系统

Fig. 3 The bearing test system

选取1 750 r/min、2 马力负载的条件下,故障直径分别为0.355 6 mm的内圈、外圈、滚珠故障作为目标数据;1 772 r/min、1 马力负载的条件下,故障直径分别为0.355 6 mm的内圈、外圈、滚珠故障作为辅助数据。根据式(3),相应的可分性参数如表2和3所示。

表2 目标数据不同类别间的可分性参数

Table 2 The separability of different categories within target data

特征类别	时域指标	RQA	RQA + 时域统计参数
内圈与外圈	$F=0.011 6$	$F=3.532 7 \times 10^{-6}$	$F=0.059 0$
内圈与滚珠	$F=0.072 5$	$F=0.181 6$	$F=2.021 4$
外圈与滚珠	$F=0.132 6$	$F=0.142 4$	$F=1.850 0$

表3 目标数据与辅助数据间同类别的可分性参数

Table 3 The separability of the same category between target data and auxiliary data

特征类别	时域指标	RQA	RQA + 时域统计参数
内圈与内圈	$F=27.646 7$	$F=52.487 3$	$F=10.774 0$
外圈与外圈	$F=5.528 9$	$F=6.516 0$	$F=2.524 4$
滚珠与滚珠	$F=34.068 8$	$F=0.114 0$	$F=9.267 \times 10^{-4}$

由表2可以看出,相比时域方法和RQA,RQA与时域统计参数融合方法提高了目标轴承数据不同类别间的可分性。同理,表3中,相比时域方法和RQA,RQA与时域统计参数结合方法降低了目标轴承与辅助轴承间同类别的可分性,更有利于迁移学习的实现。

## 4.2 特征提取与性能分析

### 1) 辅助集使用方法性能分析

采用上节讨论过的4种辅助集不同使用方法,将1 750 r/min、2 马力负载的条件下,故障直径分别为0.355 6 mm的内圈、外圈、滚珠故障作为目标数据;1 772 r/min、1 马力负载的条件下,故障直径分别为0.355 6 mm的内圈、外圈、滚珠故障作为辅助数据。同时辅助样本为目标样本5倍,目标数据量以及不同的辅助集使用方法对诊断结果影响如表4所示。

表4 故障诊断正确率

Table 4 The accuracy of fault diagnosis

目标样本数	方法 I	方法 II	方法 III	方法 IV
3 组	52.31	76.71	81.64	82.86
6 组	65.33	86.34	88.44	94.29
9 组	71.79	89.73	91.39	95.24
12 组	76.13	90.88	93.50	95.24
15 组	79.33	92.36	95.24	96.19
18 组	81.47	94.52	97.17	98.10

从表4可以发现,随着原始数据的逐渐增多,4种方法的分类正确率呈现上升趋势;对比方法1和方法4当目标数据量较小时,机器学习无法有效诊断,而迁移学习能保证82%以上的正确率。方法2对目标域测试集的分类精度均大于方法1,且两域训练集合并后训练(方法3),分类精度有所提升,表明目标数据和辅助数据相关性较大。方法4的分类性能优于方法3,表明引入辅助集,并对辅助数据进行合理约束能够有效提升轴承诊断精度。方法4既能保证目标域训练集对建立分类器的主导作用,又能学习辅助数据域已有知识,优于方法1、方法2和方法3。

### 2) 特征选取性能分析

同时本文利用辅助集方法4进行特征选取性能分析,目标集和辅助集设置同实验1),最终诊断正确率如表5所示。

表5 不同特征分类比较

Table 5 The comparison of results between different features

目标样本数	时域指标	RQA	RQA + 时域指标
3 组	82.56	81.90	86.86
6 组	85.71	84.76	94.29
9 组	92.38	86.67	95.24
12 组	94.29	88.57	95.24
15 组	95.31	88.57	96.19
18 组	96.19	90.48	98.10

表5中,在基于辅助集的故障诊断中,相比单纯使用RQA特征值,RQA特征值与时域统计参数融合的特征提取方法更有效,平均提升6.89%;而单纯使用时域特征的效果介于两者中间。

### 3) 迁移学习与传统机器学习性能对比分析

最后对传统机器学习与迁移学习进行性能比较,机器学习采用标准LSSVM算法,参数设置如下:(1)随机从原始振动数据抽取样本数为3、6、9、12、15、18、30、40和50组;(2)测试振动数据样本为35组;(3)随机从辅助振动数据抽取5倍于目标振动数据;(4)均值统计次为50,其诊断正确率如图4所示。

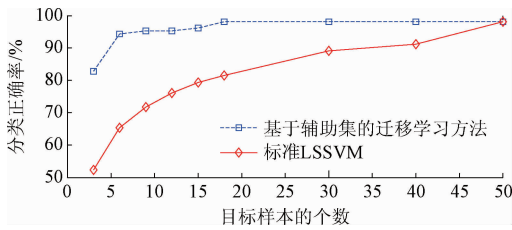


图4 与标准LSSVM模型的比较

Fig. 4 The comparison of results between transfer learning and standard LSSVM

由图4可知,当目标轴承数据不足以训练出有效的故障分类模型时,基于辅助集的迁移学习算法能有效提升轴承诊断精度,最大能提升30.5%。随着目标轴承数据逐渐增多,提升比例逐渐降低,迁移的效果越来越不明显。当目标领域的训练样本达到50组时,两者均能达到很好的性能,此时无采用迁移学习的必要。

## 5 结 论

利用递归定量分析提取轴承故障的非线性特征,与传统时域特征相结合组成特征向量,利用改进LSSVM方法实现了迁移学习在故障诊断领域的应用。

1) 将RQA提取的RR、DET、ENTR、LAM等特征和峰值、有效值、方差和峭度指标一起组成特征向量输入改进LSSVM模型中,为迁移学习提供具备足够故障区分能力的特征。

2) 改进LSSVM模型将目标数据与辅助数据同时进行学习的策略,相比标准LSSVM方法,在训练样本不足条件下诊断性能提升明显,同时,相比方法1、方法2和方法3,方法4既能保证目标域训练集的主导地位,又能充分利用辅助数据的知识。

### 参考文献

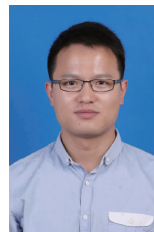
[1] 胥永刚,孟志鹏,赵国亮. 基于双树复小波变换的轴承复合故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 447-452.  
XU Y G, MENG ZH P, ZHAO G L. Study on compound fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree

complex wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(2): 447-452.

- [2] WU S D, WU C W, WU P H, et al. Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine [J]. Entropy, 2012, 8(8): 2650-2654.
- [3] 蒋永华,程光明,阚君武,等. 基于NGA优化SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(12): 2684-2689.  
JIANG Y H, CHENG G M, KAN J W, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on NGA optimized SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(12): 2684-2689.
- [4] 姜久亮,刘文艺,侯玉洁,等. 基于内积延拓LMD及SVM的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(6): 104-108.  
JIANG J L, LIU W Y, HOU Y J, et al. Bearing fault diagnosis based on integral waveform extension LMD and SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(6): 104-108.
- [5] PANDYA D H, UPADHYAY S H, HARSHA S P. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(10): 4137-4145.
- [6] 杨先勇,周晓军,张文斌,等. 基于局域波法和KPCA-LSSVM的滚动轴承故障诊断[J]. 浙江大学学报:工学版, 2010(8): 1519-1524.  
YANG X Y, ZHOU X J, ZHANG W B, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on local wave method and KPCA-LSSVM [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2010(8): 1519-1524.
- [7] 隋文涛,路长厚, WILSON W, 等. 基于模拟退火与LSSVM的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 119-122.  
SUI W T, LU CH H, WILSON W, et al. Bearing fault diagnosis using simulated annealing algorithm and least squares support vector machines [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 119-122.
- [8] 熊庆,张卫华,陆天炜,等. 基于 $\alpha$ 稳定分布参数估计的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(2): 238-244.  
XIONG Q, ZHANG W H, LU T W, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter estimate of alpha-stable distribution [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2): 238-244.
- [9] 庄福振,罗平,何清,等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.  
ZHUANG F ZH, LUO P, HE Q, et al. Survey on transfer learning research [J]. Journal of Software, 2015,

- 26(1):26-39.
- [10] 李巍华,刘雯.基于图论和直推式支持矢量机的齿轮早期故障诊断[J].机械工程学报,2010,46(23):82-88.  
LI W H, LIU W. Gear incipient fault diagnosis using graph theory and transductive support vector machine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(23):82-88.
- [11] INOUE E, RABBANI M, MITSUOKA M. Investigation of nonlinear vibration characteristics of agricultural rubber crawler vehicles[J]. AMA-Agricultural Mechanization in Asia Africa and Latin America, 2014, 40(1):89-93.
- [12] ZHANG S, LI W. Bearing condition recognition and degradation assessment under varying running conditions using NPE and SOM [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014(5):1-10.
- [13] TIAN Y, MA J, LU C, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine[J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 90(8):175-186.
- [14] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10):1345-1359.
- [15] DAI W, YANG Q, XUE G R, et al. Boosting for transfer learning [C]. Proceedings of the 24th international conference on Machine learning, 2007:193-200.
- [16] SHELL J, COUPLAND S. Fuzzy transfer learning: methodology and application[J]. Information Sciences, 2015, 293(2):59-79.
- [17] 肖涵,李友荣,吕勇.基于递归定量分析与高斯混合模型的齿轮故障识别[J].振动工程学报,2011,24(1):84-88.  
XIAO H, LI Y R, LV Y. Gear fault recognition based on recurrence quantification analysis and Gaussian mixture model [J]. Journal of Vibration Engineering, 2011, 24(1):84-88.
- [18] 赵鹏,周云龙,孙斌.递归定量分析在离心泵故障诊断中的运用[J].振动、测试与诊断,2010,30(6):612-616.  
ZHAO P, ZHOU Y L, SUN B. Application of recurrence quantification analysis to fault diagnosis of centrifugal pump [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6):612-616.
- [19] SAMANTA B, AL-BALUSHI K R. Artificial neural network based fault diagnostics of rolling element bearings using time-domain features[J]. Mechanical systems and signal processing, 2003, 17(2):317-328.
- [20] LIU X, BO L. Identification of resonance states of rotor-bearing system using RQA and optimal binary tree SVM[J]. Neurocomputing, 2015, 152(C):36-44.
- [21] MA Z, WEN G, JIANG C. EEMD independent extraction for mixing features of rotating machinery reconstructed in phase space [J]. Sensors, 2015, 15(4):8550-8569.
- [22] 何正嘉,陈进,王太勇,等.机械故障诊断理论及应用[M].北京:高等教育出版社,2010.  
HE ZH J, CHEN J, WANG T Y, et al. Theories and applications of machinery fault diagnosis [M]. Beijing: High Education Press, 2010.
- [23] PAN Q, HE T, SHAN Y, et al. Fault diagnosis of gears based on local mean decomposition combing with kurtosis[J]. Journal of Vibroengineering, 2014, 16(6):2639-2648.
- [24] WU P, DIETTERICH T G. Improving SVM accuracy by training on auxiliary data sources[C]. Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning, 2004:871-878.
- [25] FENG H, LIANG W, ZHANG L. State monitoring and early fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet energy entropy and LS-SVM[J]. Journal of Computers, 2013, 8(8):2150-2155.
- [26] 郭兴明,张文英,袁志会,等.基于EMD关联维数和多重分形谱的心音识别[J].仪器仪表学报,2014,35(4):827-833.  
GUO X M, ZHANG W Y, YUAN Z H, et al. Heart sound recognition based on EMD correlation dimension and multi-fractals pectrum [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(4):827-833.

## 作者简介



陈超,分别在2011年和2014年于江苏大学获得学士学位和硕士学位,现为东南大学仪器科学与工程学院博士研究生,主要研究方向为故障诊断。

E-mail: chofy123@163.com

**Chen Chao** received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Jiangsu University in 2011 and 2014, respectively. He is now pursuing his Ph. D. degree in the School of Instrument Science and Engineering, Southeast University. His main research interest is fault diagnosis.



严如强(通讯作者),分别在1997年和2012年分别于中国科学技术大学获得学士学位和硕士学位,2007年于美国马萨诸塞大学阿默斯特分校获得博士学位,现为东南大学教授、博士生导师,主要研究方向为机械系统状态监测与故障诊断、信号处理、无线传感网络。

E-mail: ruqiang@seu.edu.cn

**Yan Ruqiang** (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees from University of Science and Technology of China in 1997 and 2002, and received his Ph. D. degree in 2007 from University of Massachusetts, Amherst. He is now a professor and Ph. D. supervisor in Southeast University. His main research interests include machine condition monitoring and fault diagnosis, signal processing, and wireless sensor networks.