

航空发动机转静径向碰摩位置智能识别技术研究

刘丽娟¹, 陈果¹, 李成刚², 冯国全², 王德友²

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; 2. 沈阳航空发动机设计研究所 强度振动技术中心, 沈阳 110015)

摘要: 获取航空发动机转静碰摩位置对于诊断发动机碰摩故障和改进设计具有重要意义, 基于航空发动机转子实验器的机匣振动加速度信号, 研究基于拉普拉斯特征映射 (Laplacian Eigenmaps, LE) 结合球结构支持向量机的径向碰摩位置智能识别方法。采用拉普拉斯特征映射算法提取碰摩样本的特征信息, 用网格搜索法优化拉普拉斯特征映射算法的相关参数; 将特征样本输入到球结构支持向量机分类器, 识别不同位置的碰摩样本; 利用实测的碰摩数据对该方法进行验证, 并与主成分分析法 (PCA) 所得特征样本分类结果进行比较, 结果表明, 该方法具有实用性和有效性。

关键词: 航空发动机; 转静碰摩; 拉普拉斯特征映射; 球结构支持向量机; 网格搜索法

中图分类号: V263.6; TP277 **文献标识码:** A

Intelligent recognition for radial rubbing location of an aero-engine rotor-stator

LIU Li-juan¹, CHEN Guo¹, LI Cheng-gang², FENG Guo-quan², WANG De-you²

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

2. Strength and Vibration Technique Center, Shenyang Aero-engine Design Institute, Shenyang 110015, China)

Abstract: In order to diagnose rubbing faults and improve design, it is very important to acquire the radial rubbing location of an aero-engine rotor-stator. Based on the casing vibration acceleration signals of an aero-engine rotor experimental rig, a method for the radial rubbing location identification using Laplacian eigenmaps (LE) and sphere support vector machine was investigated here. Firstly, Laplacian eigenmaps were used to extract the rubbing samples' features, their parameters were optimized with grid search method. Then, the characteristics of the samples were input to a sphere support vector machine to identify different locations of rubbing samples. Besides, with the actual rubbing data, the method was verified and compared with the corresponding results using the principal component analysis (PCA). The results showed the practicability and effectiveness of the method.

Key words: aero-engine; rotor-stator rubbing; Laplacian Eigen-maps; sphere support vector machine; grid search

转静碰摩故障是航空发动机中最常见的一种破坏性故障, 及时有效地确定碰摩发生的位置, 对研究碰摩故障原因、改进航空发动机设计具有重要意义。目前对碰摩位置识别的主要方法有声发射技术结合小波分析法^[1]及有限元模型结合遗传算法^[2]。实际应用中由于机械设备结构复杂, 如何从采集的复杂高维非线性数据中提取有效的故障特征, 提高后续分类识别的准确率, 成为故障诊断领域研究的重要内容。

拉普拉斯特征映射算法^[3-5]作为提取数据非线性特征的先进方法, 较之传统的线性降维方法在处理采集所得复杂高维及非线性故障信号时更能有效发现非线性高维数据的本质结构, 在维数约简与特征提取上

存在优势, 因而受到机器学习等相关领域重视。

支持向量机 (SVM) 为针对 2 类分类问题提出。在实际应用中大多为多类分类问题。常用的 SVM 多类分类方法主要有一对一方法^[6]、一对多方法^[7]、树 (层) 分类方法^[8-9]、 k -类 SVM 方法^[10]等, 这些方法都需要构造许多最优分类面, 计算量大、复杂度高。为减少计算量, 本文用球结构 SVM^[11] 解决多类分类, 即将同一类样本用一个超球体界定, 采用多个超球体识别多类样本。对每一类样本建立一个二次规划, 当新增一类时, 只需对新类别进行一个二次规划, 该算法解决多类分类时在复杂性与扩充性上具有一定优势。

本文将拉普拉斯特征映射法与球结构 SVM 多类分类法相结合应用于径向碰摩位置^[12]识别。采用拉普拉斯特征映射法对实测碰摩数据进行特征提取, 引入网格搜索法优化 LE 算法涉及的邻域参数 k 及嵌入维数 d ; 将所得特征训练样本作为输入按类别建立对应各类样本的球结构 SVM 多类分类器, 实现对碰摩位置识别。

基金项目: 国家安全重大基础科研项目 (613139); 国家自然科学基金资助项目 (61179057)

收稿日期: 2011-11-18 修改稿收到日期: 2012-02-29

第一作者 刘丽娟 女, 硕士生, 1986 年生

1 拉普拉斯特征映射算法

1.1 理论与算法

拉普拉斯特征映射作为有效的流形学习算法^[13-14],在一定程度上最优保持了原空间中数据点的局部分布情况。该算法认为高维空间中相近点投影到低维空间中的像也应相近,通过用两点间的加权距离作为损失函数,借助图拉普拉斯算子的谱性质进行求解,得到保持数据集某种局部信息的最优低维表示。该算法的实现步骤为:

(1) 构建邻接图。设样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, 用 k 近邻 ($k < n$) 方法计算每个样本点 x_i 的邻域 $\Omega(i)$, ($1 \leq i \leq n$)。若顶点 x_j 属于顶点 x_i 的 k -近邻点,则将 x_j 与 x_i 连接, $j \in \Omega(i)$ 。

(2) 构造邻接权值矩阵 W 。任意连接两顶点 x_i 与 x_j , 为该两顶点的边赋权值方法为:① 直接给顶点 x_i 与 x_j 相连的边赋予权值 $W_{ij} = 1$;② 用热核方程为每条边赋予权值 W_{ij} , 设定:

$$W_{ij} = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / t), t \in R \quad (1)$$

若顶点 x_i 与 x_j 不相连,则设 $W_{ij} = 0$ 。

(3) 特征映射。由样本集 X 与邻接权值矩阵 W 构造间接权值图 $G = \{X, W\}$, 图 G 的拉普拉斯算子定义为:

$$L = D - W \quad (2)$$

式中: D 为对角矩阵, 且 $D_{ii} = \sum_{j \neq i} W_{ij}$, 求解全局特征值问题即为求解广义特征值问题:

$$L\xi = \lambda D\xi \quad (3)$$

设 $\xi_0, \xi_1, \dots, \xi_{n-1}$ 为对应式(3)特征值 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_{n-1}$ 的特征向量。取 $2 \sim d+1$ 个特征值对应的特征向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_d$, 即得数据集对应的 d 维嵌入坐标。

1.2 参数优化

LE 在对样本集进行特征提取过程中, 邻域因子 k 及嵌入维数 d 的选择正确与否对提取低维流形特征结果影响较大。图 1 为 UCI 数据集集中的 Irisweighted 数据 (样本数 $N = 150$, 维数 $D = 5$, 类别数 $C = 3$) 采用 LE 特征压缩后的样本分布图, 分别由 '□'、'○' 及 '▽' 表示三种类别。图 1 (a)、图 1 (b) 分别采用 LE 方法选取不同邻域因子相同嵌入维数 ($d = 3$) 样本的分布图。从特征压缩结果可发现, 图 1 (b) 较图 1 (a) 使三类样本更易区分。图 1 (c)、图 1 (d) 分别采用 LE 方法取相同邻域因子 ($k = 50$) 不同嵌入维数所得样本的分布图, 图 1 (d) 较图 1 (c) 使三类样本更易区分。由此可见, 邻域因子 k 及嵌入维数 d 的选择会直接影响流形学习算法的映射质量与约简性能, 对后续分类识别意义重大。

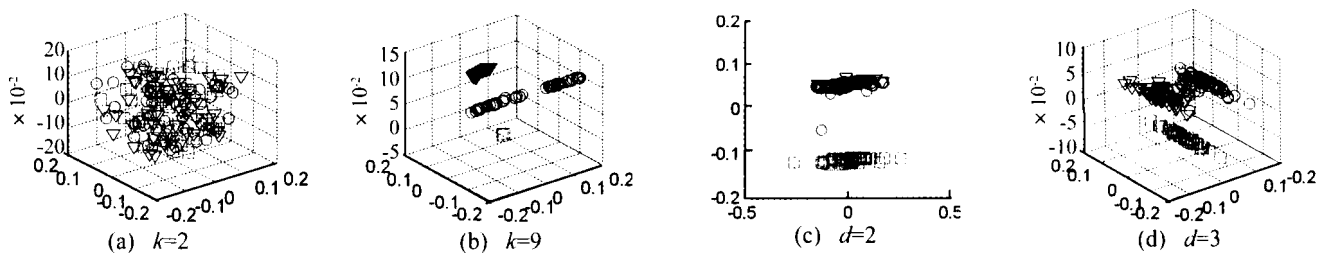


图 1 不同 k, d 对应的特征样本

Fig. 1 Feature samples of different k and d

一般 k, d 的确定主要靠经验及大量试验。为克服经验设定对特征提取的影响, 本文采用网格搜索法结合 Silhouette 指标^[15] 定量评价 LE 降维质量, 从而确定合理的参数。设样本集由 N 类 C_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 构成, $a(x)$ 为样本 x ($x \in C_i$) 与同类其它样本的平均距离, $d(x, C_j)$ 为样本 x 与另类 C_j 所有样本的平均距离, 记为:

$$b(x) = \min\{d(x, C_j), j = 1, 2, \dots, N, j \neq i\} \quad (4)$$

得样本 x 的 Silhouette 指标为:

$$S = \frac{b(x) - a(x)}{\max\{b(x), a(x)\}} \quad (5)$$

样本集中所有样本的 Silhouette 指标平均值 \bar{S} 反映了聚类结果的质量, 值越大表示聚类质量越好, 降维效果越能逼近原始数据的拓扑结构。根据给定的样本

集, 选择邻域因子 k 及嵌入维数 d 的取值范围, 由两者取值范围组合成网格区域。在该区域内使特征压缩后的样本集 Silhouette 指标平均值取值最大时对应的 k 与 d 即为最优参数。据该参数得到样本集特征压缩后的特征样本。

根据 Irisweighted 数据特点, 选择邻域因子 k 的取值范围 $[1, 50]$ 及嵌入维数 d 的取值范围 $[1, 5]$, 采用网格搜索法优化 LE 参数后对 Irisweighted 数据进行特征压缩。图 2 为不同 k 与 d 所对应的样本集特征压缩后的 \bar{S} 变化曲线, 从图中发现, 当 k 取 3, d 取 2 时所得的样本集对应的 \bar{S} 值最大。图 3 为 k 取 3, d 取 2 对应的样本集特征压缩后的样本分布, 此时三类样本得到有效区分, 且同一类样本聚的很紧密, 有利于后续分类识别。

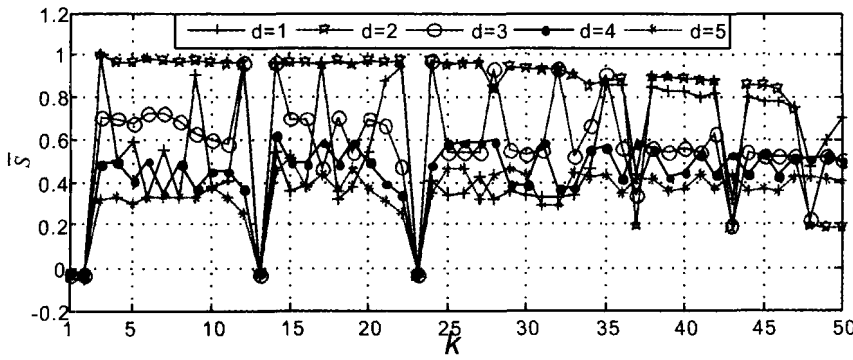


图2 k, d 对 \bar{S} 的影响
Fig. 2 \bar{S} of different k and d

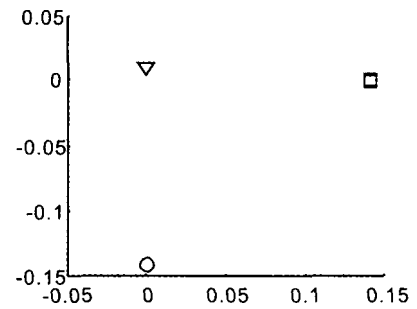


图3 特征压缩后样本分布图
Fig. 3 Distribution of samples after compressing

2 球结构支持向量机多类分类

对 $k(k \geq 2)$ 类的分类问题, 构造 k 个样本集合 $A^m (m=1, \dots, k)$ 。每个样本集合 A^m 代表同一类样本, 包含 n^m 个样本 $x_i^m (i=1, 2, \dots, n^m)$ 。对每一类样本对应的集合 $A^m (m=1, \dots, k)$ 构造一个球 B^m, a^m, R^m 分别为球 B^m 的球心和半径的平方, 其中 R^m 尽可能最小, 同时球 B^m 又能尽量包含 A^m 中的所有样本, 为实现错误划分和区域范围之间的折中, 引入松弛变量 ξ_i^m , 满足:

$$\begin{cases} \min L(R^m, a^m, \xi_i^m) = R^m + C^m \sum_i \xi_i^m \\ \text{s. t. } (x_i^m - a^m)(x_i^m - a^m)^T \leq R^m + \xi_i^m \\ \xi_i^m \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, n^m) \end{cases} \quad (6)$$

得到 Lagrange 函数为:

$$\begin{aligned} L(R^m, a^m, \Lambda^m, \xi_i^m) = & R^m + C^m \sum_i \xi_i^m - \\ & \sum_i \alpha_i^m \{ R^m + \xi_i^m - [(x_i^m, x_i^m) - 2(a^m, x_i^m) + \\ & (a^m, a^m)] \} - \sum_{i=1} \gamma_i^m \xi_i^m, \quad (i = 1, 2, \dots, n^m) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\Lambda = \{\alpha_i^m\}$, 对应的 Lagrange 系数 $\alpha_i^m \geq 0, \gamma_i^m \geq 0$ 。将式(7)分别对 a, R 求偏微分, 并令其等于 0, 将原问题转换为对偶问题:

$$\begin{cases} \max L(\alpha_i^m) = \sum_i \alpha_i^m (x_i^m, x_i^m) - \sum_i \sum_j \alpha_i^m \alpha_j^m (x_i^m, x_j^m) \\ \text{s. t. } \sum_i \alpha_i^m = 1, (0 \leq \alpha_i^m \leq C^m) \end{cases} \quad (8)$$

引入高斯径向基核函数 $(x, y) \rightarrow K(x, y)$, 即:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (9)$$

得对应的优化方程为:

$$\begin{cases} \max L(\alpha_i^m) = \sum_i \alpha_i^m K(x_i^m, x_i^m) - \sum_i \sum_j \alpha_i^m \alpha_j^m K(x_i^m, x_j^m) \\ \text{s. t. } \sum_i \alpha_i^m = 1, (0 \leq \alpha_i^m \leq C^m) \end{cases} \quad (10)$$

对每个类别求解式(10)的二次规划问题, 产生 k 个球, 每个球代表一类。对新样本点 x , 要判断其属于

哪个类别, 计算其到各球心距离的平方, 即:

$$R_x^m = K(x, x) - 2K(x, a^m) + K(a^m, a^m) \quad (m = 1, \dots, k) \quad (11)$$

将样本 x 到各球心距离平方 R_x^m 与各球半径平方 R^m 比较: ① 当样本点 x 仅落在第 i 类球内, 则样本 x 属于第 i 类; ② 当样本点 x 不被任何一个球所包含, 则样本 x 属于离它距离最近的那个球所在类别; ③ 当样本点 x 落在多个球的公共区域即被多个球所包含, 则分别用过两球(假设为球 B^i 与 B^j) 交点且垂直于两球球心(a^i 与 a^j) 连线 $a^i a^j$ 的平面将两球分开, 根据 $a^i x$ 到 $a^i a^j$ 的投影在平面的哪侧, 即属于哪类。对球结构支持向量机的多类分类算法, 详见文献[11]。

3 基于拉普拉斯特征映射与球结构 SVM 碰摩位置识别

3.1 转静碰摩数据获取

本文利用航空发动机转子实验器进行碰摩实验, 通过丹麦 B&K4508 型加速度传感器和 NI USB9234 数据采集器测取涡轮机匣上、下、左、右四个方向的振动加速度, 如图 4 所示。定义碰摩位置为: 碰上、碰下、碰左、碰右及不碰(正常); 对各碰摩位置状态采用单通道、双通道及全通道方式提取数据信息进行碰摩位置识别。其中单通道方式指一个通道数据; 双通道指利用两个相互垂直的通道数据, 通道组合包括通道 1 + 通道 2、通道 2 + 通道 3、通道 3 + 通道 4、通道 4 + 通道 1 四种情况; 全通道指利用所有通道的数据。每种碰摩位置状况在每种通道组合方式下采集 100 组数据进行研究。

3.2 基于 LE 与球结构 SVM 的碰摩位置识别过程

本文对任意通道组合方式提取 500 组样本数据, 经频谱分析得信号频谱, 对频谱进行归一化处理后, 直接对频谱数据用本文所提基于 LE 与球结构 SVM 相结合方法实现碰摩位置识别:

(1) 采用 LE 算法对归一化后的频谱数据进行特征压缩。对碰摩样本使用 LE 算法时, 通过网格搜索法

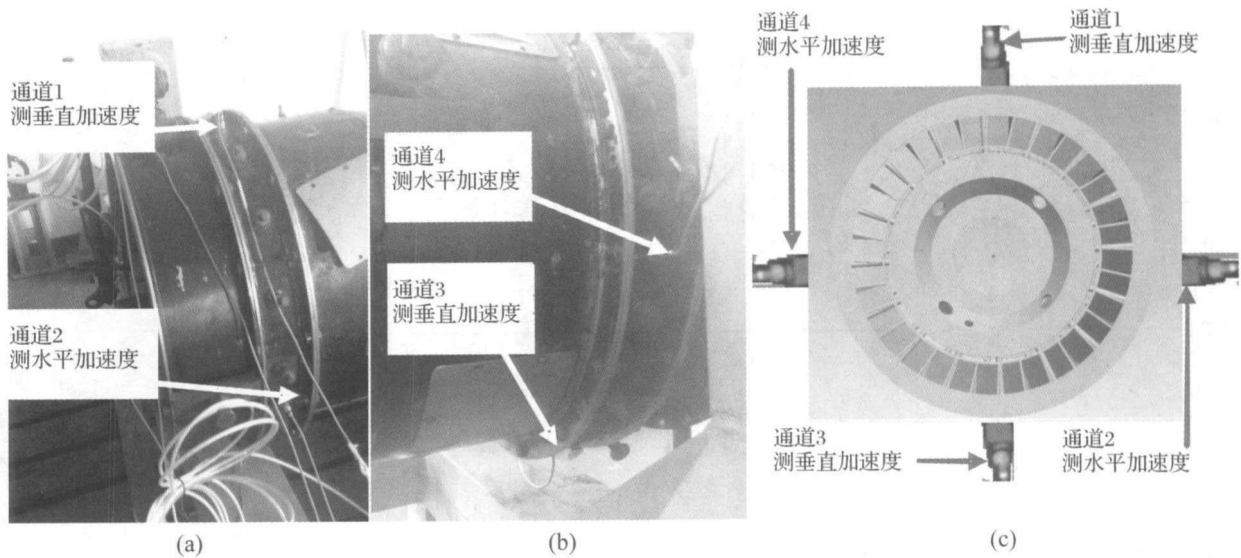


图4 航空发动机转子实验器不同碰摩部位实验

Fig. 4 Rubbing location experiment on Aero-engine rotor experimental rig

寻找最优邻域因子 k 及嵌入维数 d , 从而能有效提取反应发生碰摩及不同位置产生碰摩故障时的 5 类状态所对应样本的敏感特征。

(2) 对每种状态的样本随机选择半数 (50 组数据) 作为训练样本, 建立当前类样本对应的球。建立每一类对应的球结构模型所涉及的惩罚系数 C 和核函数参数 σ 。采用网格搜索, 5-fold 交叉验证, 为提高模型的泛化能力, 在建立每类样本对应的球结构模型时限定支持向量所占训练样本的比例不超过 0.1, 并在此基础上实现对两参数寻优。

(3) 求出 5 种状态的球结构模型各自对应的拉格朗日乘子 α_i^m , 球心 a^m 及半径平方 R^m , $m = 5, i = 1, 2, \dots, 50$ 。

(4) 将每类剩余的半数样本组合成测试样本集, 求出每个测试样本 x 到每个球模型距离的平方 R_x^m , 判断测试样本所属类别。

考虑到样本选择的随机性, 对 (2) ~ (4) 过程重复 10 次, 取 10 次识别结果的平均值作为最终识别率。

3.3 实验与结果

本文采用 LE 算法对所得碰摩样本进行特征压缩

时, 选择邻域因子 k 的取值范围 $[1, 50]$, 嵌入维数 d 的取值范围 $[1, 10]$, 通过网格搜索法, 结合 Silhouette 指标, 得到邻域因子 k 和嵌入维数 d 的最优值, 如表 1 所示。

在各通道组合方式下, 分别用最优的邻域因子 k 及嵌入维数 d 的参数值进行特征提取, 为验证本文 LE 特征提取方法的有效性, 在最优特征维数下, 采用 PCA 方式进行特征压缩, 对 LE 算法及 PCA 算法所得特征样本分别输入到球结构支持向量机中进行学习。

表 2 为五类状态在各通道组合方式下分别采用 PCA 和 LE 进行特征提取后建立的对应各类球结构模型所用支持向量比例和测试样本的识别率。从表 2 看出, 各通道组合方式下各状态对应的球结构支持向量机学习结果所得模型的支持向量比例很少, 表明模型具有很强的泛化能力, 说明所建模型的有效性。采用 LE 方式对样本实行特征压缩后, 在相同嵌入维数下, LE 特征压缩较 PCA 特征压缩结果明显好, 识别率明显高。由此可见, LE 特征压缩比 PCA 特征压缩能更有效地提取特征空间中的敏感特征, 更有利于碰摩部位识别。

表 1 LE 算法最优参数

Tab.1 Optimized results of LE parameters

通道组合	通道 1	通道 2	通道 3	通道 4	通道 1+2	通道 2+3	通道 3+4	通道 4+1	全通道
邻域因子 k	6	5	3	3	4	2	2	3	2
嵌入维数 d	4	5	5	4	5	4	5	4	4

表2 识别结果比较

Tab.2 Comparison of recognition results

通道组合	PCA 方式特征提取					识别率	LE 方式特征提取					识别率
	各类球模型的支持向量比例						各类球模型的支持向量比例					
	正常	碰上	碰下	碰左	碰右		正常	碰上	碰下	碰左	碰右	
通道1	0.06	0.10	0.06	0.06	0.04	0.928	0.08	0.08	0.04	0.04	0.04	0.968
通道2	0.06	0.10	0.08	0.04	0.10	0.820	0.08	0.08	0.04	0.08	0.08	0.904
通道3	0.06	0.06	0.04	0.10	0.10	0.752	0.10	0.08	0.04	0.04	0.04	0.968
通道4	0.04	0.08	0.08	0.08	0.10	0.908	0.08	0.06	0.08	0.06	0.08	0.988
通道1+2	0.06	0.10	0.04	0.10	0.04	0.872	0.04	0.04	0.10	0.06	0.10	0.972
通道2+3	0.04	0.08	0.06	0.08	0.06	0.704	0.10	0.08	0.04	0.08	0.04	0.984
通道3+4	0.04	0.08	0.04	0.06	0.08	0.960	0.08	0.04	0.04	0.04	0.04	0.996
通道4+1	0.10	0.08	0.10	0.08	0.04	0.972	0.04	0.08	0.08	0.08	0.08	0.992
全通道	0.04	0.08	0.08	0.04	0.04	0.920	0.04	0.04	0.08	0.08	0.04	0.996

4 结论

本文将拉普拉斯特征映射算法与球结构支持向量机的多类分类算法相结合实现碰摩位置识别。对转静碰摩数据采用拉普拉斯特征映射法提取出敏感特征,引入网格搜索法结合 Silhouette 指标自动优化选择 LE 算法中涉及的邻域因子 k 及嵌入维数 d ;对特征压缩后的样本采用球结构支持向量机的多类分类法进行分类识别,在建立每类样本各自对应的球结构模型时采用网格搜索法结合交叉验证的方式对相关参数实现寻优。最后利用航空发动机转子实验器进行不同碰摩位置的模拟实验,利用本文方法进行碰摩部位的智能识别,并与传统的 PCA 方法进行对比。结果表明,采用 LE 方法能有效提取故障样本的非线性特征,达到特征空间信息的有效融合从而提取敏感特征,有效实现了转静碰摩位置识别。

参考文献

- [1] Wang Q, Chu F. Experimental determination of the rubbing location by means of acoustic emission and wavelet transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248(1): 91-103.
- [2] 卢文秀, 褚福磊, 郭丹. 基于遗传算法的碰摩位置辨识 [J]. 清华大学学报, 2005, 45(2): 208-211.
LU Wen-xiu, CHU Fu-lei, GUO Dan. Rubbing location identification based on genetic algorithms [J]. Journal of Tsinghua University, 2005, 45(2): 208-211.
- [3] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering [G]. Advances in NIPS 14. Cambridge, MA: MIT Press, 2001: 585-591.
- [4] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation (S0899-7667), 2003, 15(6): 1373-1396.
- [5] 蒋全胜, 贾民平, 胡建中, 等. 基于拉普拉斯特征映射的故障模式识别方法 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(20): 5710-5713.
JIANG Quan-sheng, JIA Min-ping, HU Jian-zhong, et al. Method of fault pattern recognition based on laplacian eigenmaps [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(20): 5710-5713.
- [6] Krebel U H G. Pairwise classification and support vector

machines [M]. USA: Advances in Kernel Methods. MIT Press, 1999: 255-268.

- [7] Bottou L, Comès C, Denker J, et al. Comparison of classifier methods: a case study in handwritten digit recognition [C]. // Proceedings of the 12th IAPR International Conference. Jerusalem, Israel: [s. n.], 1994: 77-82.
- [8] Guo G, Li S, Chan K. Face recognition by support vector machines [C]. Proceedings of the International Conferences on Automatic Face and Future Recognition, 2000: 196-201.
- [9] Friedhelm S, Gunther P. Tree-structured support vector machines for multi-class pattern recognition [C]. // Proceedings of the 2th International Workshop on Multiple Classifier System, London, UK: Springer-Verlag, 2001: 409-417.
- [10] Bredensteiner E J, Bennett K P. Multicategory classification by support vector machine [J]. Computational Optimization and Applications, 1999, 12(1-3): 53-79.
- [11] 朱美琳, 刘向东, 陈世福. 用球结构的支持向量机解决多分类问题 [J]. 南京大学学报, 2003, 39(2): 153-158.
ZHU Mei-lin, LIU Xiang-dong, CHEN Shi-fu. Solving the problem of multi-class pattern recognition with sphere-structured support vector machines [J]. Journal of Nanjing University, 2003, 39(2): 153-158.
- [12] 袁胜发, 褚福磊. 球结构支持向量机在转轴碰摩位置识别中的应用 [J]. 振动与冲击, 2009, 28(8): 70-73.
YUAN Sheng-fa, CHU Fu-lei. Diagnostic approach to detect rub-impact fault of shaft based on sphere support vector machines [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(8): 70-73.
- [13] Huang N E, Wu M, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society London (Series A), 1998, 454: 903-995.
- [14] Seung H S, Daniel D L. The manifold ways of perception [J]. Science (S0036-8075), 2000, 290(5500): 2268-2269.
- [15] 李志雄, 严新平. 独立分量分析和流形学习在 VSC-HVDC 系统故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(2): 44-48.
LI Zhi-xiong, YAN Xin-ping. Independent component analysis and manifold learning with applications to fault diagnosis of VSC-HVDC systems [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(2): 44-48.