

基于半监督谱核聚类的转子系统故障诊断*

李城梁, 马芸, 张锐, 魏伟

(西安导航技术研究所 西安, 710000)

摘要 针对机械系统故障诊断中对先验知识利用不足和在高维特征空间中诊断难的问题, 提出了一种基于成对约束和通过约束准则构造核函数的半监督谱核聚类方法。首先, 在训练集中利用先验知识建立约束点对, 即属于同一聚类的 must-link 点对和不属于同一聚类的 cannot-link 点对; 其次, 通过样本连接图的结构信息和约束点对信息设计核函数, 计算出投影矩阵; 最后, 在投影空间中使用 k -means 算法聚类。测试集的每个样本点找到在对应训练集中 k 个近邻样本的投影值, 计算局部投影矩阵, 从而可以在线计算出每个新来样本的投影值。实验表明, 该算法较相关比对算法聚类准确率更高, 可以满足转子系统故障诊断的实际需要。

关键词 成对约束; 半监督聚类; 故障诊断; 转子系统
中图分类号 TP391.4; TH17; TP18

引言

随着人工智能和计算机技术的飞速发展, 基于智能方法的机械故障诊断技术成为研究热点, 诸多智能方法已经被应用到机械故障诊断领域, 例如自组织特征映射(SOM)^[1]、支持向量机^[2]以及聚类算法^[3-4]等。但这些方法往往存在对先验知识利用不足以及在高维特征空间中诊断性能下降的缺陷。

为了克服这些问题, 已有学者开展了相关的研究。Jiang 等^[5]利用训练集全部样本数据的标签信息去引导 Laplacian 映射算法进行样本数据的降维, 提出了监督型流形学习的机械故障诊断方法。张育林等^[6]采用自适应局部线性嵌入对原始样本数据进行非线性降维, 应用递归调用规范切对低维空间数据进行聚类, 提出了一种自适应局部线性嵌入与谱聚类融合的故障诊断方法。基于半监督的聚类方法在故障诊断领域中有相关应用, 并取得优越的性能。毕锦烟等^[7]将基于半监督学习的模糊核聚类方法用于齿轮箱离群故障的检测。徐超等^[8]提出一种将改进半监督模糊 C-均值聚类算法应用于发动机磨损故障诊断。在无监督学习中通过图 Laplacian 的特征值和特征向量建立起来的核函数矩阵称之为谱核学习^[9]。近年来, 谱核学习方法在图像识别领域^[10]和故障诊断领域^[11]得到应用。

笔者提出了一种基于成对约束和通过约束准则构造核函数的半监督谱核聚类方法 (semi-supervised spectrum kernel clustering, 简称 S3KC)。

在训练集中利用先验知识建立约束点对, 通过样本连接图的结构信息和约束点对信息设计核函数, 计算出投影矩阵, 最后在投影空间中使用 k -means 算法聚类。测试集的每个样本点找到在对应训练集中 k 个近邻样本的投影值, 计算局部投影矩阵, 从而可以在线计算出每个新来样本的投影值。用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承实验数据对算法与相关比对算法进行了聚类精度比较实验, 结果表明该方法的优越性, 在实测数据上进行的实验也证明该方法可以满足转子系统故障诊断的实际需要。

1 谱核学习

给定数据集 $\chi = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中点对相似性信息可以由权值矩阵 $\mathbf{W} = (\omega_{ij})$ 得到, 其中权值矩阵为非负定的矩阵, ω_{ij} 表示 x_i 和 x_j 的相似度, 数据点和对应的权值矩阵可以构建图 $\mathbf{G} = \{\chi, \mathbf{W}\}$ 。图 \mathbf{G} 的 Laplacian 矩阵和正则化的 Laplacian 矩阵分别定义为 $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ 和 $\bar{\mathbf{L}} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2}$ 。其中: $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$, $d_i = \sum_j \omega_{ij}$ 。图 \mathbf{G} 上函数 f 的平滑性可以表示为

$$\Omega(f) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \omega_{ij} \left(\frac{f(x_i)}{\sqrt{d_i}} - \frac{f(x_j)}{\sqrt{d_j}} \right)^2 = f^T \bar{\mathbf{L}} f \quad (1)$$

* 国家自然科学基金资助项目(51075330, 50975231, 61003137, 61202185)
收稿日期: 2015-09-10; 修回日期: 2015-12-10

其中: $\mathbf{f} = (f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n))^T$ 。

$\Omega(f)$ 的值越小, 函数 f 越平滑。显然如果 ω_{ij} 的值比较大, 且 $f(x_i)$ 和 $f(x_j)$ 各自远离, 它将在函数中招致重罚。半正定矩阵 $\bar{\mathbf{L}}$ 对应的特征值和特征向量分别为 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 和 $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n)$, 其中: $0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_n, \|\mathbf{v}_i\| = 1$ 。如式(2)特征值越小, 表明特征向量在 \mathbf{f} 中的权重较大, 越能保证 \mathbf{f} 在图上的光滑性

$$\Omega(\mathbf{v}_i) = \mathbf{v}_i^T \bar{\mathbf{L}} \mathbf{v}_i = \lambda_i \quad (2)$$

传统的谱聚类方法使用最小的前 k 个(聚类数量)特征值对应的特征向量去揭示数据的聚类结构, 这证明了谱聚类的主要特性: 局部近邻信息被最优的保存, 近距离的数据点应该被分到同一聚类。

核方法也是分析数据点对关系的传统学习框架。在核学习中, 找到一个特征映射 $\Phi: \chi \rightarrow F$ 把原始特征空间中的数据映射到核特征空间中, 相当于找到一个核矩阵 $\mathbf{K} = (k_{ij})$, 其中: $k_{ij} = [\Phi(x_i), \Phi(x_j)]_F$ 。式(1)、式(2)的核函数形式为

$$\Omega(\Phi) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} \omega_{ij} \left\| \frac{\Phi(x_i)}{\sqrt{d_{ii}}} - \frac{\Phi(x_j)}{\sqrt{d_{jj}}} \right\|_F^2 = \bar{\mathbf{L}} \mathbf{K} \quad (3)$$

$$\Omega(\Phi) = \bar{\mathbf{L}} \mathbf{K} = \sum_{i=1}^n \beta_i \mathbf{u}_i^T \bar{\mathbf{L}} \mathbf{u}_i = \sum_{i=1}^n \beta_i \Omega(\mathbf{u}_i) \quad (4)$$

其中: \mathbf{u}_i 为特征向量, $\|\mathbf{u}_i\| = 1, i=1, 2, \dots, n; \beta_i$ 为特征值, $\beta_1 \geq \dots \geq \beta_n \geq 0; \mathbf{K} = \sum_{i=1}^n \beta_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T; \Omega(\mathbf{u}_i) = \mathbf{u}_i^T \bar{\mathbf{L}} \mathbf{u}_i$ 。

笔者将特征相似性和成对约束信息结合提出一种新的谱核方法以提高聚类精度。

2 带约束的半监督谱核学习

在训练集 $\chi = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中设定两个集合, 必须连接点对 must-link 集合 $M = \{(i, j)\}$ 和不可连接点对 cannot-link 集合 $C = \{(i, j)\}$, 设计出的新谱核 $\bar{\mathbf{K}}$ 要遵守这两个约束规则。由该思想通过最小化目标函数式(5)找到新谱核 $\bar{\mathbf{K}}$

$$L(\bar{\mathbf{K}}) = \sum_{i=1}^n (\bar{k}_{ii} - 1)^2 + \sum_{(i,j) \in M} (\bar{k}_{ij} - 1)^2 + \sum_{(i,j) \in C} (\bar{k}_{ij} - 0)^2 \quad (5)$$

设 $S = \{(i, j, t_{ij})\}$ 为约束点对集合, t_{ij} 是一个二进制变量, 当 x_i 和 x_j 属同一聚类时为 1, 否则为 0。特殊的 $(i, i, t_{ii}) \in S, t_{ii} = 1, i=1, 2, \dots, n$ 。式(5)可以写成

$$L(\bar{\mathbf{K}}) = \sum_{(i,j,t_{ij}) \in S} (\bar{k}_{ij} - t_{ij})^2 \quad (6)$$

设 $\mathbf{C} = (c_{ij})$ 为约束, 表示矩阵, 即当 $(i, j) \in M$ 或者 $(i, j) \in C, c_{ij} = c_{ji} = 1, c_{ii} = 1$, 否则 $c_{ij} = 0$ 。令 $T = (t_{ij})$, 则可以将式(6)写成矩阵形式

$$L(\bar{\mathbf{K}}) = \|\mathbf{C} \circ (\bar{\mathbf{K}} - T)\|_F^2 \quad (7)$$

问题转化为优化式(7)

$$\begin{aligned} \min_{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m} \|\mathbf{C} \circ (\bar{\mathbf{K}} - T)\|_F^2 \\ \text{s. t. } \bar{\mathbf{K}} = \sum_{i=1}^m \beta_i \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^T \\ (\beta_1 \geq \beta_2 \geq \dots \geq \beta_m \geq 0) \end{aligned} \quad (8)$$

令 $F = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m) = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_m)^T, \Lambda = \text{diag}(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m), \mathbf{z} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)^T, \bar{k}_{ij} = \mathbf{y}_i^T \Lambda \mathbf{y}_j = \mathbf{z}^T (\mathbf{y}_i \circ \mathbf{y}_j), (\bar{k}_{ij} - t_{ij})^2 = \mathbf{z}^T \mathbf{y}_{ij} \mathbf{y}_{ij}^T \mathbf{z} - 2t_{ij} \mathbf{y}_{ij}^T \mathbf{z} + t_{ij}^2$, 其中 $\mathbf{y}_{ij} = \mathbf{y}_i \circ \mathbf{y}_j$ 。因此

$$\begin{aligned} \|\mathbf{C} \circ (\bar{\mathbf{K}} - T)\|_F^2 = \sum_{(i,j,t_{ij}) \in S} c_{ij}^2 (\bar{k}_{ij} - t_{ij})^2 = \\ \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{A} \mathbf{z} + \mathbf{b}^T \mathbf{z} + c \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\mathbf{A} = 2 \sum_{(i,j,t_{ij}) \in S} c_{ij}^2 \mathbf{y}_{ij} \mathbf{y}_{ij}^T; \mathbf{b} = -2 \sum_{(i,j,t_{ij}) \in S} c_{ij}^2 t_{ij} \mathbf{y}_{ij}; c = \sum_{(i,j,t_{ij}) \in S} c_{ij}^2 t_{ij}^2$ 。

去除 c , 优化问题式(8)最终转化为标准的二次规划问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{z}} \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{A} \mathbf{z} + \mathbf{b} \mathbf{z} \\ (\text{s. t. } \beta_1 \geq \beta_2 \geq \dots \geq \beta_m \geq 0) \end{aligned} \quad (10)$$

通过式(10)可以计算出 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$, 则新构造出的核矩阵 $\bar{\mathbf{K}}$ 可以通过 $\bar{\mathbf{K}} = \sum_{i=1}^m \beta_i \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^T = \mathbf{F} \Lambda \mathbf{F}^T$ 得到。在最终聚类应用中, 可以应用 k -means 聚类算法变换后的带约束的谱核空间 $\mathbf{F} \Lambda^{\frac{1}{2}}$ 上进行聚类分析。

在测试集中, 新来的每个样本点 \mathbf{x}_i 找到在训练集中 k 近邻点集 $\mathbf{X}_i^k = (\mathbf{x}_i^1, \mathbf{x}_i^2, \dots, \mathbf{x}_i^k)$ 和 X_i^k 在映射空间中对应的映射集合 $\mathbf{X}'_i^k = (\mathbf{x}'_i^1, \mathbf{x}'_i^2, \dots, \mathbf{x}'_i^k)$, 可以求出局部映射矩阵 $\mathbf{z}' = (\mathbf{X}_i^k)^\# \mathbf{X}'_i^k$, 其中 $(\cdot)^\#$ 表示矩阵的伪逆阵。新来的样本点 \mathbf{x}_i 的映射值 \mathbf{x}'_i 可以通过 $\mathbf{x}'_i = \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{z}'$ 计算得出^[4], 整体算法流程如下。

在训练阶段输入训练集 $\chi = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 成对约束集合 $M = \{(i, j)\}, C = \{(i, j)\}$ 和聚类数 K , 输出每个训练样本对应的类标。具体步骤包括:

- 1) 构建稀疏对称的相似矩阵 $\mathbf{W} = (\omega_{ij})$;
- 2) 计算出正则化的图 Laplacian 矩阵 $\bar{\mathbf{L}} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{D}^{-1/2}$;
- 3) 计算出 $\bar{\mathbf{L}}$ 对应的最小 m 个特征值所对应的特征向量 $\mathbf{F} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m)$;
- 4) 求解二次规划问题式(10), 得出 β_1, β_2, \dots ,

β_m ,使其对角化 $\Lambda = \text{diag}(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$;

5) 用 $F\Lambda^{\frac{1}{2}}$ 计算训练样本的投影值,应用 k -means 聚类算法在投影空间进行聚类。

测试阶段具体步骤包括:

1) 新来的每个样本点 x_i 找到在训练集中 k 近邻点集 $\mathbf{X}_i^k = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^k)$ 和 \mathbf{X}_i^k 在映射空间中对应的映射集合 $\mathbf{X}'_i^k = (x'_i{}^1, x'_i{}^2, \dots, x'_i{}^k)$;

2) 计算出局部映射矩阵 $\mathbf{z}' = (\mathbf{X}_i^k)^{\#} \mathbf{X}'_i^k$;

3) 新来的样本点 x_i 的映射值 x'_i 可以通过 $x'_i = x_i \mathbf{z}'$ 计算得出;

4) 对测试集应用 k -means 聚类算法在投影空间进行聚类。

3 半监督谱核聚类算法在转子系统中的应用

由图1可知,应用本研究方法对转子系统进行故障诊断。首先,从传感器采集转子系统振动信号(振动加速度或位移信号),将历史数据作为训练数据加窗分段并提取特征,构成训练样本集合;然后,将训练集和选取的约束点对输入该聚类算法中,可以得出训练样本的投影结果和聚类结果。在测试阶段,新进入样本找出训练集中 k 近邻点集,计算出局部映射矩阵和新样本的映射值,最后用 k 均值聚类算法进行聚类得出最终的故障诊断结果。

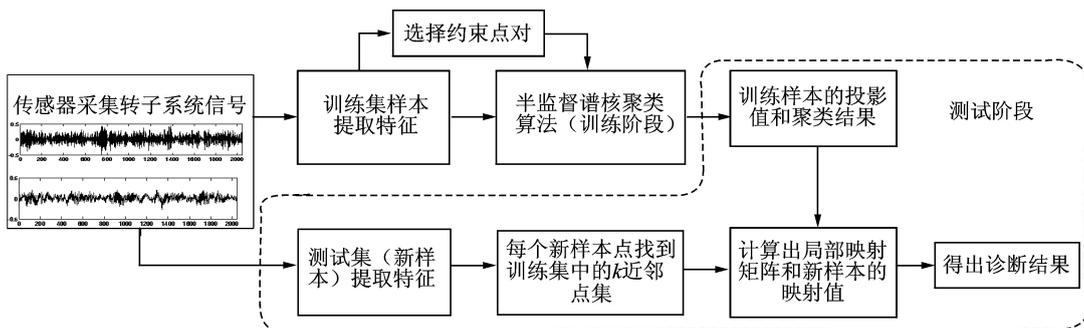


图1 基于半监督谱核聚类算法的转子系统故障诊断模型

Fig. 1 The flow chart of fault diagnosis of rotor system base on proposed method

4 实验验证

4.1 性能分析

应用对象选择来自美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承实验数据^[12],滚动轴承型号为6203-2RS JEM SKF,采样频率为12 kHz。选择内环、外环、滚动体的损伤直径为0.5334 mm的故障状态以及正常状态下的振动数据,每组数据通过建立样本的特征空间。首先通过滑动时间窗来计算得到每一样本的特征向量,本实验中,滑动时间窗中包含2048个采样点,滑动步长为半个窗长。通过加窗后每组信号得到的样本数为64,4组信号共计样本数为256。笔者用15种无量纲特征来构建特征空间,特征包括均值、中位数、方差、偏斜度、最小值、求和、标准误差、标准差、峭度、值域、最大值、奇异熵、EMD能量熵、频域最大值和均值的比值以及频域的均方误差。笔者用方差取1的高斯核函数来计算特征空间中的样本点之间的权值距离。图2分别为截取1个滑动窗内4种正常状态下的信号图,在

投影空间中原始空间降到4维。

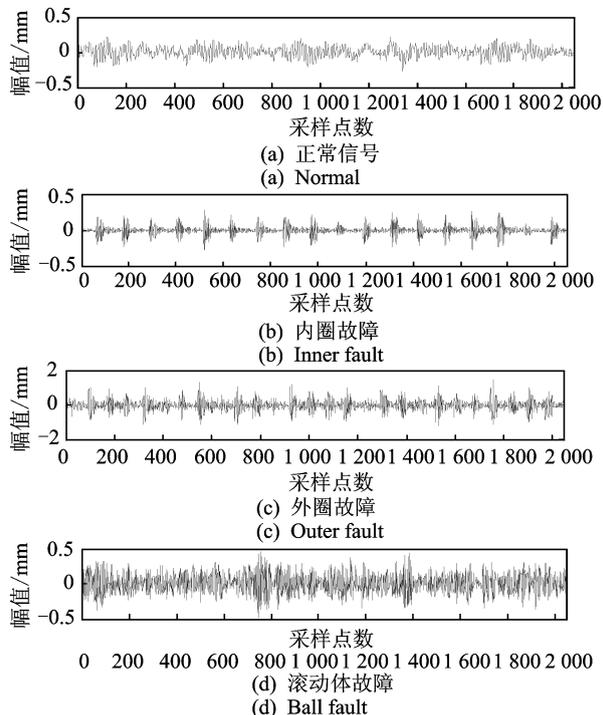


图2 截取1个Outer fault滑动窗内的信号图

Fig. 2 The segmentation of signal in one slide window

投影结果和聚类精度分别用样本距离矩阵灰度图和聚类误差率式(11)来表示

$$1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta(l_i, l'_i) \quad (11)$$

其中: l_i 和 l'_i 分别表示对样本 x_i 的真实类标和聚类结果得到的类标,如果两者相等 $\delta(\cdot) = 1$, 否则为 0。

为了可以将投影得到的无量纲的 4 维数据结果可视化,笔者用 3 幅三维可视化图对投影的结果进行显示,图 3 所示为约束点数为 16 情况下的投影结果。图 3(a)为在第 1,2,3 主分量上的投影图,图 3(b)为在第 1,2,4 主分量上的投影图,图 3(c)为在第 2,3,4 主分量上的投影图。从投影结果可以得知,不同类之间距离较远,同类之间距离较近。将本方法和其他典型的聚类方法如半监督核 k 均值算法(SSKK)、谱学习(SL)、正则化图割算法(Ncuts),对比在设置集合 M 和 C 约束点对个数变化的情况下的聚类精度。图 4(a)为原始特征空间样本距离矩阵

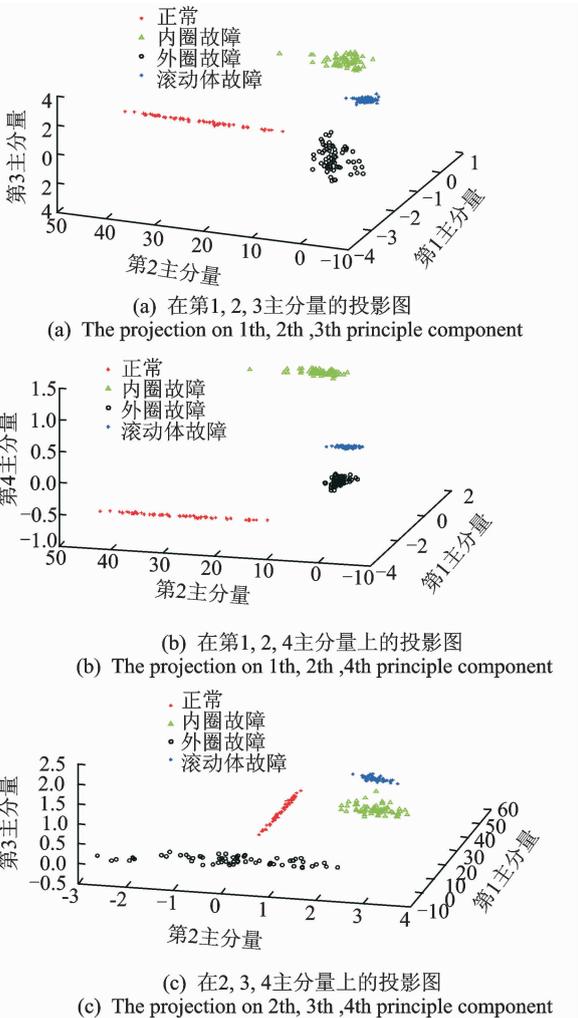
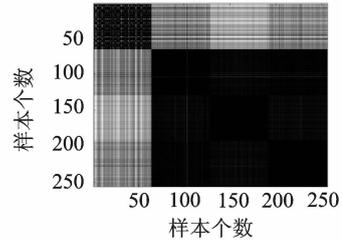


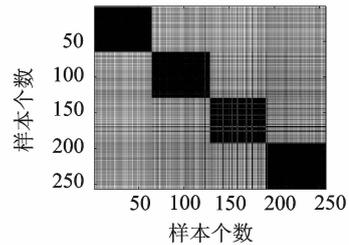
图 3 约束点对数为 16 情况下数据的投影结果
Fig. 3 The projection in the case which the number of constraint pairs is 16

灰度图,其中像素点颜色越深,表示对应的样本点对距离越近。可以看出,在原始的特征空间中,内圈、外圈、滚动体这 3 种状态样本不同类之间距离近,产生混叠。图 4(b)是应用本研究方法,集合 M 和 C 中约束点对数分别在 20 时的投影空间样本距离矩阵灰度图,可以看出 4 种状态样本不同类之间距离远,同类之间距离近。



(a) 原始特征空间距离矩阵灰度图

(a) The grayscale of the distance matrix in original feature space



(b) 投影空间中距离矩阵灰度图

(b) The grayscale of the distance matrix in projection feature space

图 4 距离矩阵灰度图

Fig. 4 The grayscale of the distance matrix

由图 5 可以得出,笔者提出的方法的聚类误差率最低。谱聚类方法和本研究方法优于半监督核 k 均值算法,表明约束点对的应用在这两种算法上是有效的,正则化图割算法性能较半监督核 k 均值算法差。随着约束点对数的增加,SSKK, SL 和 S3KC 聚类误差率都在下降,但 S3KC 下降最快,并在约束点对数为总样本点数的 12.5%(16 对)时聚类误差为 0,再增加约束点对数时聚类误差保持 0 不变,充分说明该方法在约束对的信息传播性能上较前 3 种方法具有优势。

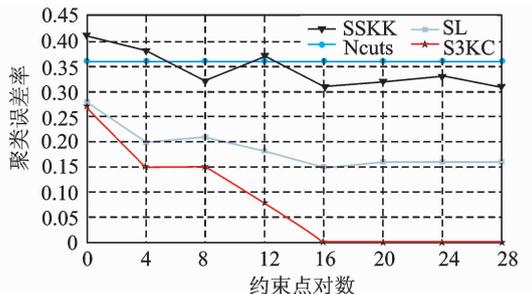


图 5 不同数量约束点对时的聚类误差率

Fig. 5 Clustering error in different number of constraint pairs

实验中用到的计算机的微处理器配置为 2.14 GHz Inter(R) Core(TM)2 Duo CPU, 2 GB RAM, 算法 S3KC, SSKK, SL 和 Ncuts 的运算时间分别为 15, 18, 17 和 21 s。由于本算法是用二次规划进行的优化求解, 在优化过程中仅用了 0.2 s, 所以该算法在计算效率上同样具有优势。

4.2 两类突发性故障诊断实验

通过转子实验台驱动特殊加工过的扇叶来模拟航空发动机扇叶突发性断裂故障和扇叶异物吸附实验。实验之前, 通过调整扇叶中的 1 片叶片的固定松紧程度, 使其能在一定的转速下通过离心力作用将其甩出, 从而模拟航空发动机扇叶突发性断裂的故障。在扇叶转动过程中, 用带有磁性的金属块投向叶片, 金属片通过磁力吸附在转动的叶片上可以模拟航空发动机扇叶突发性吸附故障。笔者所用的实验数据是该实验台在 400, 600 r/min 两种转速下采集到的突发性断裂数据和突发性吸附数据, 共 6 组数据。用电涡流传感器采集滚轴垂直方向上的振动位移信号, 采样频率设定为 512 Hz, 采样时间为 20 s。图 6 为两种转速下扇叶吸入故障和扇叶断裂故障信号图。为了能够说明本研究方法故障诊断的有效性, 所用实验数据只是截取故障发生后的信号。原始样本特征空间同样由上组实验的 15 维特征构成。每一种转速下每一类分别有 47 个训练样本和

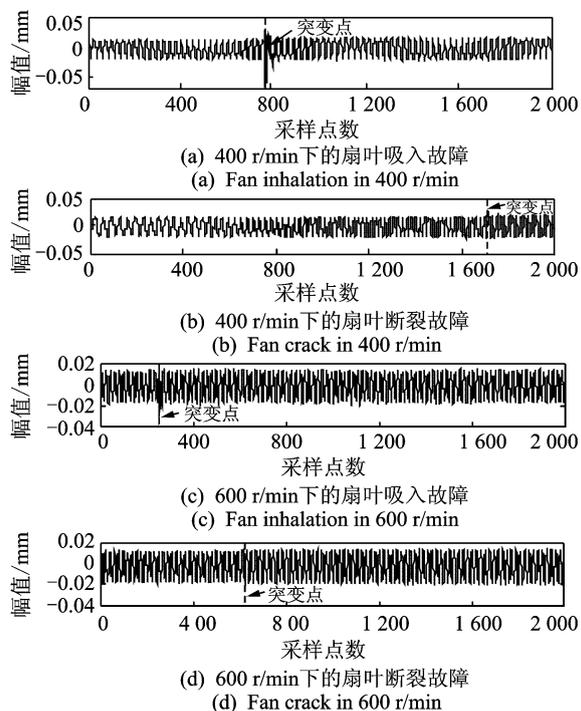
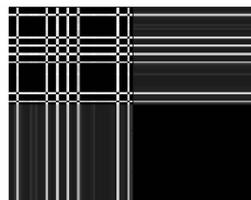


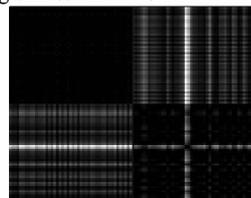
图 6 两种转速下扇叶吸入故障和扇叶断裂故障信号图
Fig. 6 The signal of fan inhalation and fan crack in two speed

47 个测试样本, 每一组训练集中集合 M 和 C 中约束点对数分别为 10。

如图 7(a), (b) 分别表示两种转速下训练集样本在原始特征空间中的距离矩阵灰度图, 可以看出, 在原始特征空间中扇叶断裂故障和扇叶吸附故障样本产生严重混叠。



(a) 400 r/min 转速下两类故障训练集样本在原始特征空间中的距离矩阵灰度图
(a) The grayscale of the distance matrix of two class training data set in 400 r/min



(b) 600 r/min 转速下两类故障训练集样本在原始特征空间中的距离矩阵灰度图
(b) The grayscale of the distance matrix of two class training data set in 600 r/min

图 7 不同转速下两类故障训练集样本在原始特征空间中的距离矩阵灰度图

Fig. 7 The grayscale of the distance matrix of two class training data set in different speed

从表 1 的实验结果可以看出, 扇叶断裂故障样本和扇叶吸附故障样本在原始特征空间中产生混叠的情况下, 诊断正确率均可以达到 90% 以上, 表明该方法在故障诊断的应用中是有效的。

表 1 本研究方法得出的突发故障诊断结果

Tab. 1 Fault diagnosis results obtained in proposed method

测试集	样本总数	诊断出断裂故障数	诊断出吸附故障数	诊断准确率
400 r/min 下的两类故障	94	38	56	0.904
600 r/min 下的两类故障	94	43	51	0.957

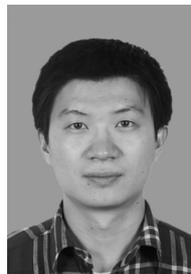
5 结束语

在转子系统故障诊断的实际应用中容易得到成对约束的先验知识, 充分有效地利用这些先验知识可以提高聚类的性能。笔者将谱核学习方法引入到转子系统故障诊断中, 提出了一种基于成对约束和通过约束准则构造核函数的半监督谱核聚类方法。在训练集中利用先验知识建立约束点对, 通过样本

连接图的结构信息和约束点对信息设计核函数,计算出投影矩阵,然后在投影空间中进行聚类。测试集的每个样本点找到在对应训练集中 k 个近邻样本的投影值,计算局部投影矩阵,从而可以在线计算出每个新来样本的投影值。用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承试验数据对算法与相关比对算法进行了聚类精度比较实验,结果表明该方法的优越性。在实测数据上进行的实验也证明该方法可以满足转子系统故障诊断的实际需要。

参 考 文 献

- [1] Kohonen T, Self-organization and associative memory [M]. Berlin: Springer, 1988: 95-127.
- [2] Yuan Shengfa, Chu Fulei. Fault diagnostics based on particle swarm optimisation and support vector machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(4): 1787-1798.
- [3] 崔宝珍, 王泽兵, 潘宏侠. 小波分析-模糊聚类法用于滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(2): 151-154.
- Cui Baozhen, Wang Zebing, Pan Hongxia. Application of wavelet analysis-cluster fuzzy to fault diagnosis of roller bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2): 151-154. (in Chinese)
- [4] 周云龙, 王锁斌, 赵鹏. 基于改进 k-均值聚类算法的风机振动分析[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(3): 437-440.
- Zhou Yunlong, Wang Suobin, Zhao Peng. Fan fault analysis based on time domain features and improved k-means clustering algorithm[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(3): 437-440. (in Chinese)
- [5] Jiang Quansheng, Jia Minping, Hu Jianzhong, et al. Machinery fault diagnosis using supervised manifold learning[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23: 2301-2311.
- [6] 张育林, 庄健. 一种自适应局部线性嵌入与谱聚类融合的故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(1): 77-82.
- Zhang Yulin, Zhuang Jian. Fusion of adaptive local linear embedding and spectral clustering algorithm with application to fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(1): 77-82. (in Chinese).
- [7] 毕锦烟, 李巍华. 基于半监督模糊核聚类的齿轮箱离群检测方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(10): 48-52.
- Bi Jinyan, Li Weihua. Semi-supervised kernel-based fuzzy clustering for gear outlier detection[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(10): 48-52. (in Chinese)
- [8] 徐超, 张培林, 任国全, 等. 基于改进半监督模糊 C-均值聚类的发动机磨损故障诊断[J]. 机械工程学报, 2011, 47(17): 55-59.
- Xu Chao, Zhang Peilin, Ren Guoquan, et al. Engine wear fault diagnosis based on improved semi-supervised Fuzzy C-means clustering[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17): 55-59. (in Chinese)
- [9] Zhang Tong, Ando R. Analysis of spectral kernel design based semi-supervised learning. [C]// Neural Information Processing Conference. [S. l.]: Springer, 2006.
- [10] Li Zhenguo, Liu Jianzhuang, Tang Xiaou. Constrained clustering via spectral regularization. [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2009.
- [11] 李志农, 王心怡, 张新广, 等. 基于全矢谱核函数主元分析的旋转机械故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2008, 27(7): 55-58.
- Li Zhongnong, Wang Xinyi, Zhang Xinguang, et al. Fault diagnosis method for rotating machinery based on full vector spectrum and kernel principle component analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(7): 55-58. (in Chinese)
- [12] The Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data center fault test data[EB/OL]. [2011-01-01]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/>.



第一作者简介:李城梁,男,1987年2月生,博士生。主要研究方向为故障诊断、模式识别。曾发表《Semi-supervised adaptive parzen gentleboost algorithm for fault diagnosis》(《IEEE ICPR》2012)等论文。
E-mail: licous@mail.nwpu.edu.cn

