

基于半监督最大间隔字典学习的故障诊断方法^{*}

王维刚¹, 陶京¹, 刘占生²

(1. 东北石油大学机械科学与工程学院 大庆, 163318)

(2. 哈尔滨工业大学能源科学与工程学院 哈尔滨, 150001)

摘要 针对有标记故障样本不足及传统半监督诊断方法识别率低的问题, 提出基于半监督最大间隔字典学习算法 (semi-supervised max-margin dictionary learning, 简称 SSMMDL) 的故障诊断方法。该方法将无标记样本重构误差项添加至最大间隔字典学习算法模型中, 通过最小化无标记样本稀疏重构误差项、有标记样本稀疏重构误差项、支持向量机的损失函数正则项和分类间隔正则项, 实现字典和支持向量机的同步学习, 从而获得判别能力较强的字典。在此基础上, 运用稀疏编码获得测试样本的稀疏表示, 利用基于稀疏表示的分类器进行故障识别。通过对转子不同故障进行识别, 结果表明所提方法较相关对比算法识别准确率更高, 可以满足机械故障在线监测的需要。

关键词 故障诊断; 支持向量机; 稀疏编码; 半监督最大间隔字典学习

中图分类号 TH165.3; TP391.4; TP181

引 言

随着工业自动化程度的提高, 机械设备越来越复杂, 从中获取故障数据非常困难, 而且付出的代价也是巨大的。与此相反, 机器在服役内绝大多数时间运行是正常的, 因此获取设备正常工况数据是非常容易而且廉价的。基于可获得数据是否带有标签, 可将机械故障分类分为监督和非监督两类^[1]。当正常和故障状态的先验信息可获得时, 可用监督方法进行故障分类; 相反若没有先验信息, 需要采用非监督方法。当机械设备发生故障时, 振动信号将会偏离正常值, 而基于振动信号的诊断技术已广泛用于轴承^[2]、齿轮^[3]等设备的故障诊断中。近年来, 稀疏编码技术在人脸识别^[4]、图像分类^[5]等领域的成功应用, 文献[6-8]将其引用在机械故障诊断中, 例如: 文献[6]采用稀疏编码提取特征以进行机械故障诊断; 文献[7]将稀疏自动编码器融入深度神经网络, 实现非监督学习的特征提取, 感应电动机的故障诊断试验验证了方法有效性; 文献[8]提出了用于机械故障分类的半监督类标一致字典学习框架, 采用类标一致字典学习和自适应类标预测联合的技术, 故障

诊断实验验证了方法的优秀性能。

对于信号处理, 稀疏编码采用过完备字典中几个原子的线性组合近似表示输入信号, 其中字典的质量决定稀疏编码的性能。采用从训练样本中学习字典取代传统 Fourier 基或小波基进行编码, 取得了非常好的效果。为了能够得到较好表示信号的字典, 学者们提出了一些有效的字典学习方法^[9-13], 并证明了由监督学习构建的字典能产生较好的分类性能, 其中典型的监督字典学习方法包括判别 k 均值奇异值分解 (discriminative k -mean singular value decomposition, 简称 D-KSVD)^[12], 类标一致 k 均值奇异值分解 (label consistent k -mean singular value decomposition, 简称 LC-KSVD)^[13]。D-KSVD 将分类误差添加至 k 均值奇异值分解 (k -mean singular value decomposition, 简称 KSVD) 目标函数中, 以增强字典的表示能力。LC-KSVD 通过增加判别稀疏编码误差以提高 KSVD 模型的字典学习性能, 并且由判别稀疏编码误差、重构误差和分类误差形成联合问题。由于 D-KSVD 和 LC-KSVD 均为监督模型, 因此存在某些明显的缺点, 如过拟合导致的性能下降以及实际中缺乏信号先验知识而导致的应用受限。现场无标记振动数据容易获得, 若联合有标记和无标记数据来近似数据集几何结构, 可以增

^{*} 国家自然科学基金资助项目(50875056, 11472076); 中国石油科技创新基金资助项目(2016D-5007-0606); 东北石油大学“国家基金”培育基金资助项目(2017PYYL-4)
收稿日期: 2018-04-09; 修回日期: 2018-07-06

强表示能力和分类准确度,这也正是半监督学习能引起学者们^[14-15]广泛关注的原因。

为了探索更有效的字典学习算法,本研究在最大间隔字典学习(max-margin dictionary learning, 简称 MMDL)^[16]算法基础上,将廉价的、易获得的无标记样本构成的重构误差项引入到目标函数中,所提出 SSMMDL 算法定义的目标函数不仅包括有标记样本的重构误差项、支持向量机的损失函数和分类间隔两个正则项,而且包括无标记样本的重构误差项,不但实现了字典和分类器的同步学习,而且能利用标记样本充分表达数据的潜在结构。

1 字典学习和稀疏编码

在训练阶段,已知输入信号集 $\mathbf{X}=[x_1, \dots, x_N] \in \mathbf{R}^{m \times N}$, 求解过完备字典解的过程称为字典学习,如式(1)所示

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{S}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{S}\|_2^2 \quad \text{s. t. } \forall i, \|\mathbf{s}_i\|_0 \leq T \quad (1)$$

其中: $\|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{S}\|_2^2$ 为重构误差; $\mathbf{D}=[\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_K] \in \mathbf{R}^{m \times K}$ ($K > m$) 为过完备字典,由一组归一化基向量 $\{\mathbf{d}_j\}_{j=1}^K$ 构成; $\mathbf{S}=[\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N] \in \mathbf{R}^{K \times N}$ 为输入信号 X 的稀疏表示; $\|\cdot\|_0$ 为 l^0 范数,表示稀疏向量 \mathbf{s}_i 中非零元的个数; T 为 \mathbf{s}_i 满足的稀疏度阈值。

字典学习是在满足稀疏度约束条件下使重构误差最小而获得的。KSVD^[9]是一种求解式(1)的有效算法,通过将其分解为字典学习和稀疏编码两个子问题,并采用交替优化策略求解。

在测试阶段,已知字典 \mathbf{D} , 求解测试样本 \mathbf{x}^t 对应稀疏向量 \mathbf{s}^t 的过程称为稀疏编码,表示为

$$\min_{\mathbf{s}^t} \|\mathbf{x}^t - \mathbf{D}\mathbf{s}^t\|_2^2 \quad \text{s. t. } \|\mathbf{s}^t\|_{t_0} \leq T \quad (2)$$

稀疏编码通常利用追踪算法来求解,包括匹配追踪(matching pursuit, 简称 MP)^[17]、正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, 简称 OMP)^[18]以及基追踪(basis pursuit, 简称 BP)^[19], 此类方法计算简单、收敛快且能得到全局最优解。笔者采用 OMP 算法对测试信号进行稀疏编码。

2 半监督字典学习算法

为了充分利用大量廉价的、易获得的未标记样本,笔者提出半监督最大间隔字典学习算法,将未标记样本构成的重构误差项也引入到最大间隔字典学习算法的目标函数中,具体模型如下所述。

2.1 优化模型的建立

记类别标签向量 $\mathbf{V}=[y_1, \dots, y_N]$, 根据上述思想,将目标函数定义为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D}, \mathbf{S}, (\boldsymbol{\omega}, b)} & \sum_{i=1}^{N_u} \|\mathbf{x}_i^u - \mathbf{D}\mathbf{s}_i^u\|_F^2 + \beta \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 + \\ & \sum_{i=1}^{N_l} \left[\alpha \mathbf{x}_i^l - \mathbf{D}\mathbf{s}_i^l \right. \\ & \left. \gamma (1 - y_i (\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{s}_i^l + b))^2 \right] \\ \text{s. t. } & \forall i, \|\mathbf{s}_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (3)$$

其中: N_u 和 N_l 分别为无标记和有标记训练样本的数量; \mathbf{x}^u 和 \mathbf{x}^l 分别为样本来自无标记数据集和有标记数据集; \mathbf{s}^u 和 \mathbf{s}^l 分别为 \mathbf{x}^u 和 \mathbf{x}^l 的稀疏表示。

式(3)前两项均为重构误差项,第3项为支持向量机分类间隔正则项,第4项为损失函数项。系数 α, β 和 γ 控制上述项的权重。该目标函数包括 $\mathbf{D}, \mathbf{S}, [\boldsymbol{\omega}, b]$ ($\boldsymbol{\omega}$ 和 b 看作一个整体)3个决策变量,式(3)对于上述3个变量不是凸函数,但是当固定其中任意两个变量后,目标函数为凸函数。

2.2 模型的求解算法

当振动信号输入模型时,采用在稀疏编码、字典更新及支持向量机参量三者之间交替进行的方式求解上述模型。

首先,初始化字典 \mathbf{D} 及支持向量机参量 $[\boldsymbol{\omega}, b]$ 。该过程是在有监督条件下实现的。为了满足字典每个基向量都与某一故障类别有关,先采用文献[20]算法学习多个故障类别对应的子字典,然后将其合并为完整过完备字典,其形式如下

$$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \dots, \mathbf{D}_k, \dots, \mathbf{D}_M] = [\mathbf{d}_{1,1}, \dots, \mathbf{d}_{1,L}, \dots, \mathbf{d}_{k,1}, \dots, \mathbf{d}_{k,L}, \dots, \mathbf{d}_{M,1}, \dots, \mathbf{d}_{M,L}] \in \mathbf{R}^{m \times K} \quad (4)$$

其中:字典 \mathbf{D} 由 M 类故障对应的 M 个子字典组成; \mathbf{D}_k 为第 k 类故障对应的子字典; $L=K/M$ 为各子字典基向量的数量; $\{\mathbf{d}_{k,j}\}_{j=1}^L$ 为属于第 k 个子字典的基向量; $[\boldsymbol{\omega}, b]$ 的初始化可以通过求解最大间隔字典学习模型求解。

其次,在 t 次迭代时,固定 $\mathbf{D}, [\boldsymbol{\omega}, b]$, 求样本 \mathbf{x}_i 的解稀疏表示 \mathbf{s}_i 。若 \mathbf{x}_i 为无标记样本,则直接采用 OMP 算法求解式(2)即可;若 \mathbf{x}_i 为有标记样本,则稀疏编码问题转换为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{s}_i} & \alpha \mathbf{x}_i - \mathbf{D}\mathbf{s}_i \Big|_F^2 + \gamma (1 - y_i (\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{s}_i + b))^2 \\ \text{s. t. } & \forall i, \|\mathbf{s}_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (5)$$

除去与 \mathbf{s}_i 无关的项,化简后的目标函数为

$$\begin{aligned} J(\mathbf{s}_i) = & \text{Tr}(-2\alpha \mathbf{x}_i^T \mathbf{D}\mathbf{s}_i + \alpha \mathbf{s}_i^T \mathbf{D}\mathbf{D}^T \mathbf{s}_i) + \\ & \gamma ((1+b^2)N + \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{s}_i \mathbf{s}_i^T \boldsymbol{\omega} + 2b(\mathbf{s}_i U)^T \boldsymbol{\omega} - 2(\mathbf{s}_i V)^T \boldsymbol{\omega}) \end{aligned} \quad (6)$$

该目标函数的梯度和 Hessian 矩阵分别如式(7)和式(8)所示。

$$\nabla J(\mathbf{s}_i) = -2\alpha \mathbf{D}^T \mathbf{x}_i + 2\alpha \mathbf{D}^T \mathbf{D} \mathbf{s}_i + 2\gamma \omega \omega^T \mathbf{s}_i + 2\gamma b \omega \mathbf{U}^T - \gamma \omega \mathbf{V}^T \quad (7)$$

$$\nabla^2 J(\mathbf{s}_i) = (2\alpha \mathbf{D}^T \mathbf{D} + 2\gamma \omega \omega^T) \otimes \mathbf{I} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{U} = [1, \dots, 1] \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 。

该目标函数的 Hessian 矩阵半正定, 因此目标函数 $J(\mathbf{s}_i)$ 为凸函数, 即优化模型为一个有约束的凸优化问题, 采用拉格朗日-拟牛顿法便可求得全局最优解。

然后, 固定 $\mathbf{S}, [\omega, b]$, 更新字典 \mathbf{D} 。按照文献[13]在线字典学习的方法更新字典 \mathbf{D} 。先计算系数

矩阵 $\mathbf{B}_i = \sum_{i=1}^t \mathbf{x}_i \mathbf{s}_i^T$, 再根据信号是有标记还是无标记

确定更新字典的方法。算法 1 为字典更新的步骤。

算法 1: 字典更新

步骤 1: 输入当前字典 \mathbf{D}_{i-1} , 初始化 $j=1$, 计算 \mathbf{A}_i 和 \mathbf{B}_i

$$\mathbf{A}_i = \sum_{i=1}^t \mathbf{s}_i \mathbf{s}_i^T = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_i] \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_i = \sum_{i=1}^t \mathbf{x}_i \mathbf{s}_i^T = [\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_i] \quad (10)$$

步骤 2: 更新字典的第 j 列, 公式为

$$\mathbf{u}_j = \frac{1}{\mathbf{A}_{j,j}} (\mathbf{b}_j - \mathbf{D} \mathbf{a}_j) + \mathbf{d}_j \quad (11)$$

$$\mathbf{d}_j = \frac{1}{\max(\|\mathbf{u}_j\|_2, 1)} \mathbf{u}_j \quad (12)$$

步骤 3: $j=j+1$, 返回步骤 2, 直至 $j=K$ 。

步骤 4: 重复步骤 2~步骤 3, 直至收敛。

最后, 固定 \mathbf{S}, \mathbf{D} , 更新参量 $[\omega, b]$ 。式(3)变为

$$\min_{\omega, b} \beta \|\omega\|_2^2 + \gamma \sum_{i=1}^N (1 - y_i (\omega^T \mathbf{s}_i + b))^2 \quad (13)$$

上述模型为一个标准的支持向量机分类问题, 可采用共轭梯度等方法来求解。

2.3 无标记样本学习

关于无标记样本属于故障中的已有类别还是新类别, 文中采用基于信号稀疏编码概率模型的选择准则进行判断。

考虑输入信号 x 的稀疏表示 $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_K]^T$ 。一旦字典确定了其类别, 就不会再变。此时可用与基向量 \mathbf{d}_j 相关的稀疏系数 s_j 计算信号 x 处在与字典基向量 \mathbf{d}_j 同一类别的概率。将同一类与字典基向量相关稀疏表示的绝对值加起来并归一化, 就得到信号的类别概率分布。具体讲, 假设有 M 类分类问题, 每类用 L 个基向量表示, $L \times M = K$ 。已知字典 \mathbf{D} , 信号 x 属于类别 l 的概率为

$$p_l(x) = \Pr(L(x) = l | D) = \frac{\sum_{j: L(\mathbf{d}_j) = l} |\mathbf{s}_j|}{\sum_j |\mathbf{s}_j|} \quad (14)$$

其中: L 为一个数据点或字典基向量映射到一个特定的类标签 $l \in \{1, \dots, M\}$ 。

计算信号 x 的类概率分布公式为 $\mathbf{P}(x) = [p_1(x), \dots, p_M(x)]^T$ 。概率分布表示字典区分输入信号的能力。为了量化输入信号区分性的置信度, 计算其稀疏表示的熵

$$\text{Ent}_l(x) = - \sum_{l=1}^M p_l(x) \log p_l(x) \quad (15)$$

如果字典对某输入信号有高的区别性, 则期望稀疏表示的较大值集中在某字典基向量上, 因此该信号的类别就最大可能地属于与字典基向量对应的类别。从定量角度, 设置概率分布的两个熵阈值: 上限值 φ_h 和下限值 φ_l 。如果信号熵值比下限值 φ_l 小, 表明该信号关于当前字典是一个区分性强的输入信号, 且由此确定该信号的类别。于是该信号自动添加到有标记数据集中, 进一步求解新字典。如果信号熵值比上限值 φ_h 高, 有两层含义: a. 该信号是不确定信号; b. 当前字典不能很好地表示该信号。该不确定点可能靠近决策边界, 也可能为新类别数据, 因此对于字典学习这些信号是非常关键的。首先用训练数据的稀疏表示近似其类属性, 然后产生熵值分布作为确定阈值的基础。按照手动标记预估上限值 φ_h , 最优的 φ_l 通过对训练集 5 次交叉验证来确定。模型中 α, β 和 γ 也通过交叉验证来确定。

概括提出的半监督最大间隔字典学习策略。先在完全监督下初始字典及支持向量机参量; 随着未标记训练样本依次输入, 给定当前字典, 计算稀疏表示的概率分布, 并评价样本的置信度。如果熵值低于下限值, 自动标记该样本为对应类别。在极少情况下, 如果熵值超过上限值, 要求用户标记该数据新的类别。若样本熵值位于上限值与下限值区间, 则将其从样本中删除。算法 2 为本算法的伪代码。

算法 2: 半监督最大间隔字典学习策略

输入: 训练样本 $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_N]$ 和对应标签 \mathbf{V} , 系数 α, β 和 γ , 上限值 φ_h 和下限值 φ_l 。

输出: \mathbf{D} 和 $[\omega, b]$ 。

初始化: 初始化 $D_0[\omega_0, b_0], A_0 = 0, B_0 = 0$ 。

for $t=1, \dots, N$

 输入训练样本 x_t

 if x_t 是无标记样本

 用式(2)计算其稀疏表示 s_t

用式(15)计算 $Ent(x_i)$

if $Ent(x_i) < \varphi_l$

$$L(x_i) = \operatorname{argmax}_j p_j(x)$$

$$A_i = A_{i-1} + \alpha s_i s_i^T; B_i = B_{i-1} +$$

用算法 1 更新字典 D_i

elseif $Ent(x_i) > \varphi_h$

$$L(x_i) = l$$

endif

endif

用式(5)计算其稀疏表示 s_i

$$A_i = A_{i-1} + s_i s_i^T; B_i = B_{i-1} + x_i s_i^T$$

用算法 1 更新字典 D_i

用式(13)更新 $[\omega, b]$

endfor

2.4 基于稀疏表示的分类方法

记测试样本为 x' , 从算法 2 得到字典 D , 根据式(2)计算其稀疏表示 s' 。当 s' 在字典上的响应满足式(16)时, 则判定该测试样本属于第 k 类

$$\text{label}_{s'} = \operatorname{arg max}_k s'_k \quad (16)$$

其中: $s'_k = \sum_{l=1}^L s'_{k,l}$, 表示测试样本的稀疏表示对应第 k 个子字典上的响应; $\text{label}_{s'}$ 为 k , 表示该测试样本属于第 k 类。

3 故障诊断方法的过程

基于半监督最大间隔字典学习的故障诊断流程如图 1 所示, 该方法主要包括以下步骤:

1) 先用多结构元素差值形态滤波器对原始振动信号(包括训练和测试信号)降噪^[21], 再用平滑伪

维格纳-威尔分布(smoothed pseudo wigner-ville distribution, 简称 SPWVD)^[22] 技术将时域信号转换为时频表示;

2) 采用三次样条插值方法^[23] 压缩时频表示, 构建故障样本;

3) 将有标记和无标记高维训练故障样本输入到半监督最大间隔字典学习算法中, 输出字典;

4) 对测试样本, 经稀疏编码后得到对应稀疏表示, 采用基于稀疏表示的分类方法识别测试样本的类别标签。

4 实例分析

本试验数据来自模化汽轮机转子试验台, 如图 2 所示。该试验台包括动力系统、转子系统、润滑系统及振动信号采集分析系统 4 部分, 其中转子系统由 3 跨转子、两个轮盘、一个模化太阳轮转子、3 个联轴器及 4 个滑动轴承(其参数为长径比为 0.625、半径间隙比为 2‰、轴承直径为 40 mm)组成。在 4 个轴承上分别安装两个 BENTLY 3000XL8 mm 电涡流位移传感器, 用以测量轴承水平和垂直方向振动信号。采样频率为 1 600 Hz, 在转速为 3 000 r/min 下分别测取正常状态、不平衡故障、不对中故障、地脚松动故障、径向碰磨故障及油膜涡动故障(分别记为 f_1, f_2, \dots, f_6) 6 种工作状态的振动信号各 200 组, 任选 100 组为训练样本, 剩余 100 组为测试样本。其中, 正常状态的样本是在转子安装调试、动平衡后采集的样本; 不平衡故障样本是在两个轮盘零相位处的平衡孔上分别添加 5, 10 g 不平衡配重后采集的样本; 不对中故障样本是在抬高中间两个轴承标高 0.08 mm 后采集的样本; 地脚松动故障样本是在松动中间两个轴承地脚螺栓后采集的样本; 径向碰磨故障样本是利用摩擦棒与轮盘发生碰磨后采集的样本; 对于油膜涡动故障, 是转速升高至一阶临界转速之上, 而未达到一阶临界转速二倍时采集的样本。图 3, 4 分别为转子油膜涡动故障的时域波形图、频谱图、SPWVD 时频图像及压缩图像。

为了减小数据规模, 在半监督字典学习前, 采用图像缩放技术中的双三次插值算法, 将 SPWVD 1024×1024 时频矩阵压缩至 30×30 矩阵, 如图 4 所示。为防止过度拟合的产生, 本算法所有系数的选取均采用交叉验证法自动完成。另外, 为了保证结果的客观性及对比的公正性, 所有试验结果均为运行 20 次后的平均值。为防止产生过拟合现象, 所提算法中的 3 个正则项系数均采用交叉验证

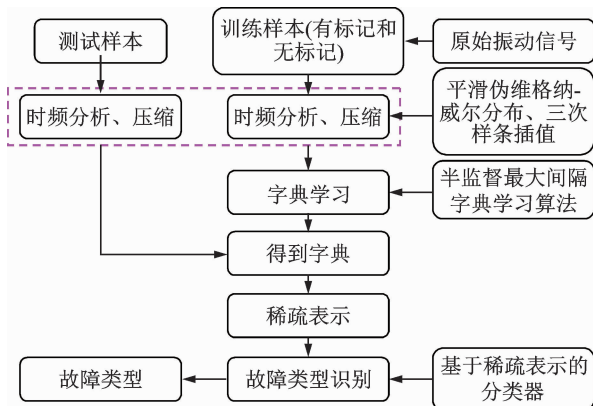


图 1 基于半监督最大间隔字典学习的故障诊断流程

Fig. 1 Flowchart of fault diagnosis based on semi-supervised max-margin dictionary learning

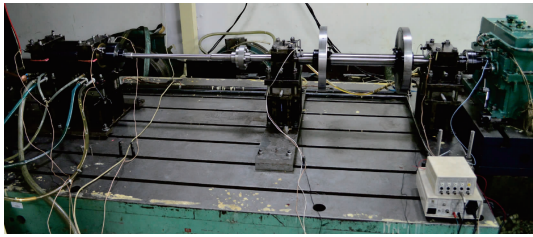


图2 模化汽车机转子试验台

Fig. 2 Modelling steam turbine rotor test stand

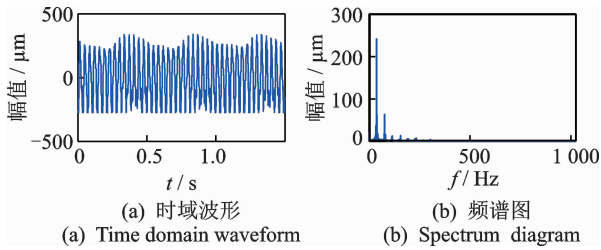


图3 油膜涡动故障的时域波形图及频谱图

Fig. 3 Time domain waveform and frequency spectrum of oil whirl fault

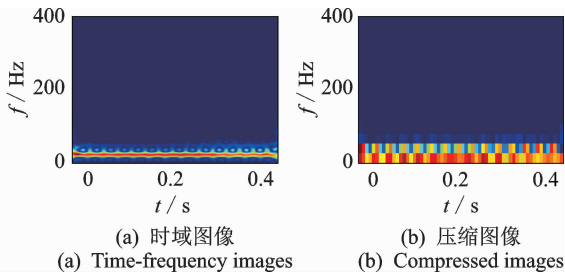


图4 油膜涡动故障的 SPWVD 时频图像及其压缩图像

Fig. 4 SPWVD time-frequency images and compressed images of oil whirl fault

法自动选取。关于熵阈值上限值 φ_h 和下限值 φ_l 确定,先采用训练数据的稀疏编码来粗略估计其类别分布,通过熵值分布确定 φ_h 为 0.6,从而进行人工标记,而最优 φ_l 值可对训练数据集通过交叉验证法进行选择。本算法所得计算结果均为独立运行 20 次的平均值,以确保结果的客观性。现从以下 3 个方面分析笔者所提方法的有效性。

1) 分析时频字典的特性。从训练集选取压缩时频图像进行子字典学习,其中子字典长度为 30,原子个数为 5,经 SSMMDL 算法得到转子 6 种工作状态的子字典(如图 5)。可以看出,每种工作状态对应的时频原子波形都有瞬时脉冲,但是每类子字典对应的脉冲幅值大小均不相同,这样不同故障的测试样本就得到不同的稀疏编码,为故障识别奠定基础。

2) 针对所提方法,验证未标记样本对故障诊断

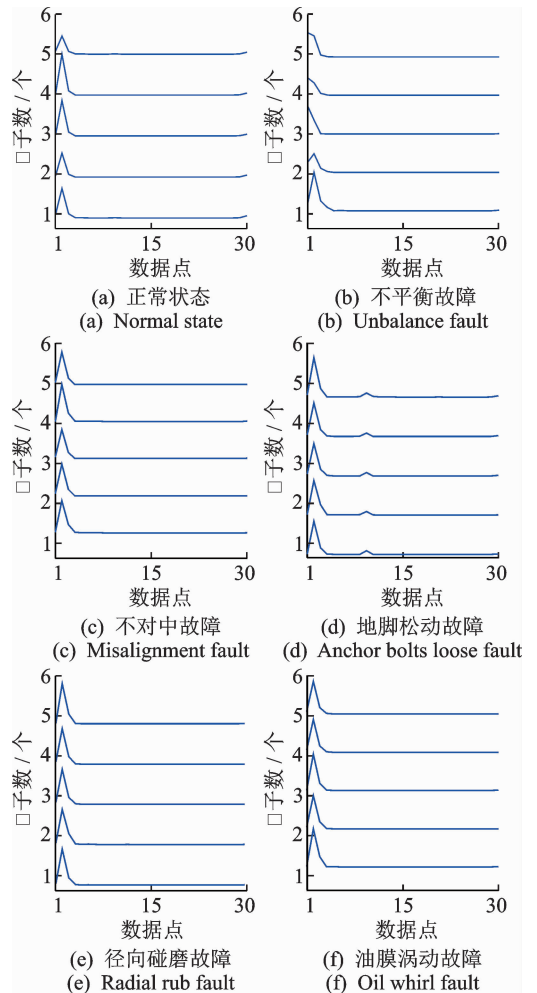


图5 从转子振动数据得到的各类子字典

Fig. 5 Sub-dictionary of each class learned from rotor vibration data

性能的改善状况,以及有标记样本与未标记样本不同比例对性能的影响规律。在 100 组训练集中分别选择有标记样本数为 40,60 和 80,并设置不同未标记样本数,测试不同比例下所提方法的分类准确率,并将其与仅采用有标记样本(对应未标记样本数为 0)的最大间隔字典学习算法进行对比,结果见表 1。

通过表 1 的试验结果可以看出,未标记样本的加入使故障诊断准确率得到提高;训练样本总数相同,但未标记和有标记样本数比例增加时,故障诊断准确率也随之增加;故障诊断准确率随有标记样本数增加而增加。从训练样本中包含的有标记样本数和无标记样本数来看,基于 SSMMDL 半监督字典学习算法的识别率高于有监督学习算法的识别率,而且随着未标记样本数的增加,算法的识别率随之提高,验证了方法的优越性。

3) 将所提方法 SSMMDL 与 MMDL,LC-KSVD,D-KSVD、稀疏表示分类器(sparse representa-

表 1 不同有标记样本和未标记样本比例下 SSMMDL 算法的分类性能

Tab. 1 Classification performance of SSMMDL algorithm under different ratio of labeled samples and unlabeled samples

序号	训练样本数		测试样本数	识别率/%
	有标记	未标记		
1	40	0	100	97.12
2	40	30	100	97.28
3	40	60	100	97.32
4	60	0	100	97.34
5	60	20	100	97.75
6	60	40	100	98.56
7	80	0	100	97.94
8	80	20	100	98.89

tion based classifier, 简称 SRC)^[21] 进行对比, 以进一步验证所提方法的优越性。设置 $\varphi_{high} = \varphi_{low} = 0$, 即所有新样本全部进行标记, SSMMDL 与其他几种字典学习方法的对比结果如图 6 和表 2 所示。可以看出, 笔者所提方法的识别率优于其他方法, 尤其当有标记样本数较少时, 所提方法更显示了优越的性能。MMDL 是一种有监督的最大间隔字典学习, 仅利用有标记样本实现字典和分类器的同步学习, 因此分类性能低于 SSMMDL。D-KSVD 和 LC-KSVD2 均为监督方法, 利用有标记

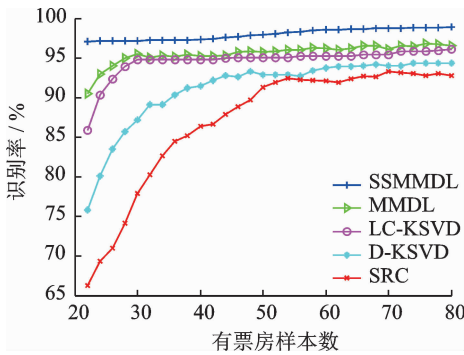


图 6 SSMMDL 与其他方法的识别率随样本数的变化趋势
Fig. 6 Change trend of recognition rates of SSMMDL and other three methods with labeled sample number

表 2 SSMMDL 与其他方法的分类性能

Tab. 2 Classification performance of SSMMDL and other methods

方法	t/s	最高识别率/%
SRC	0.136	93.30
D-KSVD	0.117	94.32
LC-KSVD2	0.121	96.10
MMDL	0.253	96.55
SSMMDL	0.310	98.89

样本进行训练和分类, 因此分类性能尚可。由于 SRC 是一种无监督方法, 分类性能最差。而从运行效率角度, 尽管所提方法的运行时间比其他 3 种方法耗时稍多, 但完全可以满足在线监测的要求。通过上述的对比分析可知, 基于 SSMMDL 的半监督字典学习算法体现了一定的优越性。

5 结束语

笔者提出一种基于 SSMMDL 算法的故障诊断方法。首先, 从原始振动信号的 SPWVD 分布中提取时频域特征, 并构建训练样本集; 然后, 通过所提 SSMMDL 算法从训练样本集学习字典; 最后, 通过字典求解测试样本的稀疏表示, 并利用基于稀疏表示的分类器实现故障模式识别, 得到测试样本的故障类型。运用时频分析方法构建高维故障样本, 该样本能揭示非平稳信号的频率成分及时变特征, 为构建判别性较强的字典打下基础。所提方法能够充分利用无标记样本的信息, 通过将无标记样本稀疏重构误差项添加至优化模型, 提高了故障诊断模型的判别能力。试验结果表明, 随着未标记样本数量的增加, 故障识别率随之提高。转子故障诊断结果验证了所提半监督字典学习算法的优越性, 相比其他算法, 不但提高了识别率, 而且能用于在线监测中。

参 考 文 献

[1] Chappelle O, Scholkopf B, Zien A. Semi-supervised learning [M]. Cambridge, Massachusetts, USA: Massachusetts Institute of Technology Press, 2010: 1-12.

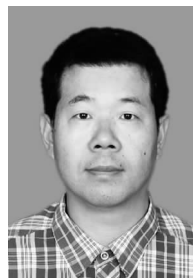
[2] 余发军, 周凤星, 严保康. 基于字典学习的轴承早期故障稀疏特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(6): 181-186. Yu Fajun, Zhou Fengxing, Yan Baokang. Bearing initial fault feature extraction via sparse representation based on dictionary learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(6): 181-186. (in Chinese)

[3] Li Jimeng, Zhang Yungang, Xie Ping. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 91: 499-508.

[4] Feng Zhizhao, Yang Meng, Zhang Lei, et al. Joint discriminative dimensionality reduction and dictionary learning for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(8), 2134-2143.

[5] Wang Jinjun, Yang Jianchao, Yu Kai, et al. Locality-constrained linear coding for image classification[J]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2010, 119

- (5): 3360-3367.
- [6] 唐贵基, 王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合稀疏编码收缩的齿轮微弱故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2015, 28(3): 478-486.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Weak feature extraction of gear fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and sparse code shrinkage[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(3): 478-486. (in Chinese)
- [7] 孙文珺, 邵思羽, 严如强. 基于稀疏自动编码深度神经网络的感应电动机故障诊断[J]. 机械工程学报, 2016, 52(9): 65-71.
Sun Wenjun, Shao Siyu, Yan Ruqiang. Induction motor fault diagnosis based on deep neural network of sparse auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(9): 65-71. (in Chinese)
- [8] Jiang Weiming, Zhang Zhao, Li Fanzhang, et al. Joint label consistent dictionary learning and adaptive label prediction for semisupervised machine fault classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016, 12(1): 248-256.
- [9] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(1): 4311-4322.
- [10] 郭亮, 姚磊, 高宏力, 等. 基于字典学习和稀疏编码的振动信号去噪技术[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 752-756.
Guo liang, Yao lei, Gao Hongli, et al. Adaptive Denoising for vibration signal based on dictionary learning and sparse coding[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 752-756. (in Chinese)
- [11] Pham D, Venkatesh S. Joint learning and dictionary construction for pattern recognition[C]// IEEE Conference Computer Vision Pattern Recognition. Anchorage, AK, USA: IEEE Computer Society, 2008, 1-8.
- [12] Zhang Qiang, Li Baoxin. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition[C]// 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA, USA: IEEE Computer Society, 2010: 2691-2698.
- [13] Jiang Zhuolin, Lin Zhe, Davis L S. Label consistent K-SVD: learning a discriminative dictionary for recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(11): 2651-2664.
- [14] 李城梁, 马芸, 张锐, 等. 基于半监督谱核聚类的转子系统故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3): 562-567.
Li Chengliang, Ma Yun, Zhang Rui, et al. Rotor system fault diagnosis based on semi-supervised spectrum kernel clustering[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3): 562-567. (in Chinese)
- [15] Zhang Zhao, Chow T W S, Zhao Mingbo. Trace ratio optimization based semi-supervised nonlinear dimensionality reduction for marginal manifold visualization[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2013, 25(5): 1148-1161.
- [16] 段菲, 章毓晋. 一种面向稀疏表示的最大间隔字典学习算法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2012, 52(4): 566-570.
Duan Fei, Zhang Yujing. Max-margin dictionary learning algorithm for sparse representation[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2012, 52(4): 566-570. (in Chinese)
- [17] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [18] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [19] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [20] Yang Meng, Zhang Lei, Yang Jian, et al. Metaface learning for sparse representation based face recognition[C]// IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010, 119(5): 1601-1604.
- [21] 钟先友. 旋转机械故障诊断的时频分析方法及其应用研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2014.
- [22] Szmajda M, Gorecki K, Mroczka J. Gabor transform, spwvd, gabor-wigner transform and wavelet transform-tools for power quality monitoring[J]. Metrology and Measurement Systems, 2010, 17(3): 383-396.
- [23] 王会鹏, 周利莉, 张杰. 一种基于区域的双三次图像插值算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(19): 216-218.
Wang HuiPeng, Zhou Lili, Zhang Jie. Region-based Bicubic Image Interpolation Algorithm[J]. Computer Engineering, 2010, 36(19): 216-218. (in Chinese)



第一作者简介:王维刚,男,1976年3月生,博士、副教授。主要研究方向为故障诊断、模式识别和机器学习。曾发表《Classification of time-frequency images based on locality-constrained linear coding optimization model for rotating machinery fault diagnosis》(《Journal of Mechanical Engineering Science》2015, Vol. 229, No. 18)等论文。
E-mail: wwg@nepu.edu.cn