

基于特征贡献率的机械故障分类方法^{*}

马 波^{1,2}, 赵 祎^{1,2}

(1. 北京化工大学高端机械装备健康监测及自愈化北京市重点实验室 北京, 100029)

(2. 北京化工大学发动机健康监测及网络化教育部重点实验室 北京, 100029)

摘要 为提高往复压缩机、航空发动机等复杂机械故障分类的准确率,依据特征参数对不同故障的敏感度存在差异的特性,提出一种狄利克雷过程混合模型(Dirichlet process mixture model,简称 DPMM)与贝叶斯推断贡献(Bayesian inference contribution,简称 BIC)相结合的分析方法。采用 DPMM 方法自学习机械振动信号高维特征的统计分布模型,并依据 BIC 理论计算得到各特征参数对模型的贡献率,通过对比观测数据与各类故障数据特征贡献率间的差异实现故障分类。试验结果表明,该方法的平均分类准确率比基于高斯混合模型(Gaussian mixture model,简称 GMM)的故障诊断方法的平均分类准确率提高 19.29%,比基于 Relief 算法的故障诊断方法的平均分类准确率提高 32.71%,且该方法的时效性高,泛化性能强,能够更有效地进行复杂机械故障分类。

关键词 故障诊断; 特征贡献率; 狄利克雷过程混合模型; 贝叶斯推断

中图分类号 TH17

引 言

往复压缩机、航空发动机、大型风电装备等重大装备由于结构复杂、激励源多及工作环境恶劣,故障率通常较高。建立可靠的故障诊断系统是保证这些装备安全运行的必需举措^[1]。人工神经网络(artificial neural network,简称 ANN)作为智能诊断技术的一种,已在复杂机械的故障诊断中取得了良好的应用效果^[2-3]。在工程实际中,由于没有大量故障样本用于训练神经网络,限制了 ANN 在机械故障诊断中的进一步发展与应用。支持向量机(support vector machine,简称 SVM)凭借其在处理小样本问题上的优越性,在机械故障诊断领域取得了广泛应用^[4-5]。然而 SVM 的诊断准确率受核函数影响较大,在没有对核函数进行复杂的优化建模条件下,其识别率无法达到最优。文献[6]将 Relief 算法与 K 邻近分类器相结合,实现了复杂旋转机械的故障智能诊断且诊断效果较 SVM 有所提升。在设备运行状态发生变化的过程中,某些激励信号产生的变化在叠加后的响应信号中体现不明显,由于该方法只针对设备响应信号进行分析,其诊断精度难以进一步提升。文献[7]提出了一种基于 GMM 的故障诊

断方法,该方法对设备各激励源所激发的激励信号进行深入分析,将各类故障数据的 GMM 作为分类指标,在给定观测数据的条件下,通过比较各故障模型的后验概率进行故障诊断,并取得了较好的诊断效果。然而其在构建机械振动信号高维特征的 GMM 时,分布分量的数目需人工设定,若选取不当,则所构建的模型难以符合信号实际的分布特点,使得某些种类故障数据的统计分布模型间差异不明显。因此,该方法的泛化性能较差。

DPMM 是非参数贝叶斯统计的基石,能够自学习出数据所服从的统计分布,无需人工设定分布分量数目,且狄利克雷过程(Dirichlet process,简称 DP)能够为模型参数的分布提供先验^[8]。凭借这些优点,DPMM 已在文本聚类、图像分割等方面的数据分布自学习上取得了良好的应用效果^[9-10]。因此,若能将 DPMM 应用到机械振动信号的统计分布自学习中,则对于提高复杂机械故障诊断准确率具有重要意义。为提高建模后诊断方法的泛化性能,需选出一种具有高区分度的分类指标。BIC 为突显复杂机械各类故障数据间的差异提供了新途径^[11]。BIC 是一种基于统计分布模型的特征评估算法,其算法原理是根据观测数据中各特征参数与统计分布模型中分布分量的相似度进行评估得到贡

^{*} 国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203303)
收稿日期:2018-07-26;修回日期:2018-09-25

献率(即权值)。基于 BIC 的方法通过确定贡献率最高的主导变量,实现了多种工业过程中故障的准确诊断^[12]。依据机械振动信号的特征参数对不同故障的敏感度存在差异这一特性,在准确构建出振动信号高维特征统计分布模型的基础上,计算特征贡献率并将其作为分类指标,能够突显各类故障数据间的差异。由于机械响应信号统计分布模型中的分布分量能够表征各激励信号所服从的分布,响应信号的特征贡献率则为特征参数在各激励信号分布中贡献率的综合表示,因此,该分类指标能够准确反应故障发生时各激励信号产生的细微变化。

基于上述说明,提出一种 DPMM 与 BIC 相结合的分析方法。采用 DDPM 方法自学习机械振动信号高维特征的统计分布模型,并依据 BIC 理论计算特征贡献率,通过分析观测数据与各类故障数据特征贡献率间的距离(即差异度),实现故障分类。试验结果证明了该方法的可行性与有效性。

1 理论基础

1.1 狄利克雷过程混合模型

若某层次模型的参数服从 DP 先验分布,则该模型被称为 DPMM。DP 定义为关于一组分布或者随机测度的分布,可以看作是推广的无限维狄利克雷分布。DP 的截棍构造^[13]表示如下

$$\varphi_k(\mathbf{v}) = v_k \prod_{l=1}^{k-1} (1 - v_l) \quad (1)$$

$$G = \sum_{k=1}^{\infty} \varphi_k(\mathbf{v}) \delta_{\eta_k} \quad (2)$$

其中: v_k 与 η_k 为两个独立的随机变量; $v_k \sim \text{Beta}(1, \alpha)$, $k = \{1, 2, \dots\}$; $\eta_k \sim G_0$, $k = \{1, 2, \dots\}$; α 与 G_0 分别为 DP 的尺度参数与基础分布; δ_{η_k} 表示中心为 η_k 的 Delta 函数。

用截棍法构建 DP,可得到 DPMM 的截棍构造表示

$$\boldsymbol{\eta} = \{\eta_k\}_{k=1}^{\infty} | G_0 \sim G_0 \quad (3)$$

$$\mathbf{v} = \{v_k\}_{k=1}^{\infty} | \alpha \sim \text{Beta}(1, \alpha) \quad (4)$$

$$Z_n | \mathbf{v} \sim \text{Mult}(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{v})) \quad (5)$$

$$X_n | z_n \sim p(x_n | \eta_{z_n}) \quad (6)$$

其中: Z_n 为指示变量且服从多项式分布; $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{v})$ 为混合模型的权重向量; X 为观测数据集; $\boldsymbol{\eta}$ 为混合模型的参数集,包括均值向量 $\boldsymbol{\mu}$ 与协方差矩阵 $\mathbf{M}^{\text{cov}}$ 。

向量 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{v})$ 用于产生指示变量 Z_n ,进而将 X_n 分配到指定的分布分量上,实现样本聚类。

1.2 模型的训练

采用平均场变分推断方法近似隐变量 $\mathbf{W} = \{\mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{Z}\}$ 在 DPMM 中的后验分布 $p(\mathbf{W} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$, 其中 $\boldsymbol{\theta} = \{\alpha, \lambda\}$ 为模型的超参。构造一个由变分参数 ϵ 索引的分布族 $q_{\epsilon}(\mathbf{W})$, 模型训练的目标是最小化 $q_{\epsilon}(\mathbf{W})$ 与 $p(\mathbf{W} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$ 间的 KL 散度

$$D[q_{\epsilon}(\mathbf{W}) \| p(\mathbf{W} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})] = E_q[\log q_{\epsilon}(\mathbf{W})] - E_q[\log p(\mathbf{W}, \mathbf{X} | \boldsymbol{\theta})] + \log p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\theta}) \quad (7)$$

利用 KL 散度为非负数的特点,对式(7)进行变换,得到

$$\log p(\mathbf{X} | \alpha, \lambda) \geq L \quad (8)$$

其中:

$$L = E_q[\log p(\mathbf{v} | \alpha)] + E_q[\log p(\boldsymbol{\eta} | \lambda)] + \sum_{n=1}^N \{E_q[\log p(Z_n | \mathbf{v})] + E_q[\log p(X_n | Z_n)]\} - E_q[\log q(\mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{Z})] \quad (9)$$

根据式(8),模型的训练目标转变为最大化边缘似然对数的下界 L 。

通过采用截断的截棍过程表示和因式分解假设,用于平均场变分推断的变分分布族可表示为

$$q(\mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{Z}) = \prod_{i=1}^{T-1} q_{\gamma_i}(v_i) \prod_{i=1}^T q_{\tau_i}(\eta_i) \prod_{i=1}^N q_{\varphi_i}(Z_n) \quad (10)$$

其中: $q_{\gamma_i}(v_i)$ 为 beta 分布; $q_{\tau_i}(\eta_i)$ 为拥有自然参数 τ_i 的指数分布族; $q_{\varphi_i}(z_n)$ 为多项分布;截断级 T 为能够被自由设置的变分参数。

根据式(10),自由变分参数可表示为

$$\epsilon = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{T-1}, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_T, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N\} \quad (11)$$

通过迭代更新 ϵ 使得 L 逐步增大,最终得到一个局部最大值并获得模型参数。

1.3 贝叶斯推断贡献

BIC 是一种基于统计分布模型的特征评估算法,可用来表征观测数据中各特征参数对统计分布模型的贡献率。其算法可描述如下:对于任意一个训练样本 $\mathbf{Y}$,其统计分布模型记为 $\mathbf{C} = \{C_m | m = 1, 2, \dots, K\}$, 首先计算 $\mathbf{Y}$ 中各特征参数的平均值并得到一组特征向量 $\mathbf{y}$, 然后分别计算 $\mathbf{y}$ 在各分布分量 C_m 中的后验概率

$$p(C_m | \mathbf{y}) = \frac{\varphi_m p(\mathbf{y} | \eta_m)}{\sum_{m=1}^K \varphi_m p(\mathbf{y} | \eta_m)} \quad (12)$$

其中: K 为统计分布模型中分布分量的个数; η_m 为第 m 个分布分量的参数; φ_m 为第 m 个分布分量的权重。

$\mathbf{y}$ 中各特征参数与 C_m 的相似度可通过被分解的正则化马氏距离矩阵表示

$$\mathbf{M}\mathbf{d}_m = [\mathbf{s}^{(v)} (M_m^{\text{cov}} + \epsilon I)^{-\frac{1}{2}} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_m)]^2 \quad (13)$$

其中: $\boldsymbol{\mu}_m$ 与 M_m^{cov} 分别表示 C_m 的均值与协方差矩阵; ϵ 为一个较小的数值,用于移除 M_m^{cov} 病态; $\mathbf{s}^{(v)}$ 为 v 阶单位向量, v 的数值即为 $\mathbf{y}$ 中特征参数的数目。

若 $\mathbf{M}\mathbf{d}_m$ 在某特征维度上数值越大,则表明该特征对 C_m 的贡献率越高。

$\mathbf{y}$ 中各特征参数对统计分布模型 C 的贡献率可表示为

$$R = \sum_{m=1}^K p(C_m | \mathbf{y}) \mathbf{M}\mathbf{d}_m \quad (14)$$

在实际应用中, R 能够被归一化。

2 故障分类方法

复杂机械响应点的响应函数^[14]为

$$Y(t) = \sum_{m'=1}^{K'} F_{m'}(t) H_{m'}(t) \quad (15)$$

其中: $Y(t)$ 为 t 时刻响应点的响应信号; $F_{m'}(t)$ 为 t 时刻第 m' 个激励源的激励力函数; $H_{m'}(t)$ 为 t 时刻第 m' 个激励源到响应点的激励信号传递路径的传递函数; K' 为激励源数量。

由于设备激励信号变化过程服从某个未知分布,根据式(15),响应点响应信号的分布即为各未知分布的线性叠加。若设备发生故障,某些激励力响应函数会发生改变,使得响应点响应信号的分布产生相应变化。DPMM 能够自学习出数据所服从的统计分布,因此可准确表征不同故障振动信号的分布特点。复杂机械都是多自由度非线性系统,即高维非线性系统。高维系统所有可能状态的集合称为相空间^[15],若设备运行状态发生改变,其相空间必然发生变化。因此,构建设备振动信号的特征相空间矩阵,并将其作为 DPMM 的训练样本,能够提高模型的稳定性,使其更准确地表征设备在发生不同故障时的运行状态。

故障分类方法的流程如图 1 所示,主要包括构造特征相空间矩阵、训练模型、计算特征贡献率及故障分类 4 个部分。

2.1 特征相空间矩阵的构造

故障诊断实际上是一个模式识别问题,而特征的提取和选择是模式识别的关键。为了尽可能全面地反映设备运行状态,笔者从时域、时频域角度选取了机械故障诊断的常用特征,并依据往复压缩机运

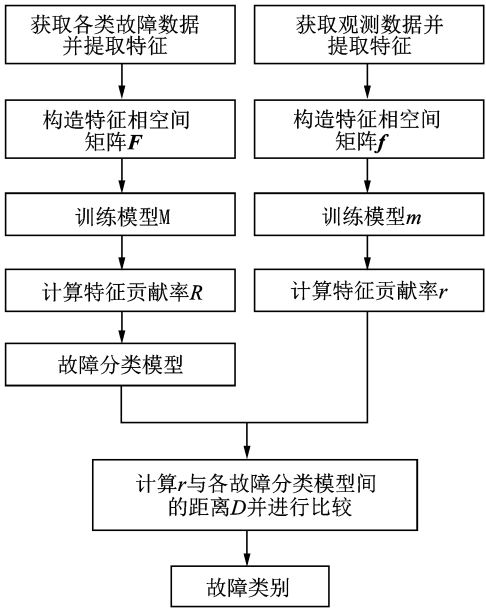


图 1 故障分类方法流程图

Fig. 1 Flow diagram of fault classification method

动特点增加了角度域特征。在运用类内类间距离准则对特征进行优化后,最终得到 34 个最优特征,如表 1 所示。获取 N 组不同类型故障的训练样本 $X_i, i \in [1, N]$, 提取特征并构造特征相空间矩阵 $\mathbf{F}_i, i \in [1, N]$

$$\mathbf{F}_i(a) = \begin{bmatrix} f_{1,1} & \cdots & f_{1,p} \\ \vdots & & \vdots \\ f_{q,1} & \cdots & f_{q,p} \end{bmatrix}_{q \times p} \quad (a \in [1, b]) \quad (16)$$

其中: b 为每个训练样本中包含的数据组数; $\mathbf{F}_i(a)$ 为第 a 组数据的特征矩阵; $f_{e \times g}$ 为第 e 个测点信号的第 g 个特征; q 为监测点数量; p 为特征数量。

2.2 模型训练

将 $\mathbf{F}_i$ 作为 DPMM 的训练样本,其与式(6)中观测数据集 $\mathbf{X}$ 相对应。输入样本后,采用平均场变分推断方法近似隐变量 $\mathbf{W}_i = \{\mathbf{v}_i, \boldsymbol{\eta}_i, \mathbf{Z}_i\}$ 在模型中的后验分布 $p(\mathbf{W}_i | \mathbf{F}_i, \boldsymbol{\theta}_i)$ 。在求得变分分布族后,通过迭代变分参数 ϵ_i ,使 $\log p(\mathbf{F}_i | \boldsymbol{\theta}_i)$ 的下界 L 达到一个局部最大值,进而求得各分布分量的权重与参数。

利用 DPMM 方法自学习出的机械不同故障振动信号的统计分布模型 $M_i, i \in [1, N]$ 可表示为

$$\mathbf{v}_i = \{\mathbf{v}_{i,k}\}_{k=1}^{\infty} | \alpha \sim \text{Beta}(1, \alpha) \quad (17)$$

$$\boldsymbol{\eta}_i = \{\boldsymbol{\eta}_{i,k}\}_{k=1}^{\infty} | G_0 \sim G_0 \quad (18)$$

$$\mathbf{Z}_{i,n} | \mathbf{v}_i \sim \text{Mult}(\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{v}_i)) \quad (19)$$

$$\mathbf{F}_{i,n} | \mathbf{z}_{i,n} \sim p(\mathbf{F}_{i,n} | \boldsymbol{\eta}_{i,z_{i,n}}) \quad (20)$$

其中: $\boldsymbol{\eta}_i$ 和 $\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{v}_i)$ 分别表示该分布模型的参数集与权重向量。

2.3 特征贡献率的计算

对于给定的 $\boldsymbol{F}_i$, 首先计算其中各特征参数的平均值并得到一组特征向量 $\boldsymbol{y}_i$, 然后分别计算 $\boldsymbol{y}_i$ 在 M_i 各分布分量中的后验概率

$$p(C_m | \boldsymbol{y}_i) = \frac{\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{v}_i)_m p(\boldsymbol{y}_i | \boldsymbol{\eta}_{i,m})}{\sum_{m=1}^K \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{v}_i)_m p(\boldsymbol{y}_i | \boldsymbol{\eta}_{i,m})} \quad (21)$$

其中: K 为 M_i 中分布分量的个数。

$\boldsymbol{y}_i$ 中各特征参数与 $C_{i,m}$ 的相似度可表示为

$$\boldsymbol{M}\boldsymbol{d}_{i,m} = [\boldsymbol{s}^{(v)} (M_{i,m}^{\text{cov}} + \epsilon \boldsymbol{I})^{\frac{-1}{2}} (\boldsymbol{y}_i - \boldsymbol{\mu}_{i,m})]^2 \quad (22)$$

根据式(14), 计算各类故障数据的特征贡献率并将其作为分类模型

$$R_i = \sum_{m=1}^K p(C_{i,m} | \boldsymbol{y}_i) \boldsymbol{M}\boldsymbol{d}_{i,m} \quad (i \in [1, N]) \quad (23)$$

2.4 故障分类

计算观测数据的特征贡献率 r , 并将其与各分类模型 $R_i (i \in [1, N])$ 进行比较, 其间的差异反映了观测数据与各类故障数据的相似程度。由于特征贡献率维度较高, 难以通过直接观察判断其间的差异, 因此, 提出一种基于距离的差异度表示方法

$$D_i = \sum_{l=1}^L (r_l - R_{i_l})^2 \quad (i \in [1, N]) \quad (24)$$

其中: L 为特征种类的数目。

将特征贡献率间的差异表示为一个数值, 能够直观有效地进行故障分类。

3 试验验证

3.1 故障数据

所提出的方法通过将设备振动信号中各激励信号成分进行准确区分, 并在此基础上计算特征贡献率进行故障分类。往复压缩机作为复杂机械装备的一种, 激励源较多, 其响应点的响应信号与结构相对简单的机械装备的响应信号相比包含有更多的激励信号成分, 由故障引起的激励信号的细微变化在叠加后的响应信号中更难以体现。该装备故障数据较为丰富, 易于获取。因此, 笔者采用往复压缩机不同类型故障的振动数据验证提出方法的有效性。

以 4 缸往复压缩机为例说明振动信号监测传感器的测点布局, 如图 2 所示。加速度传感器安装在十字头上方的中体测点, 速度传感器安装在曲轴箱

壳体上。传感器的采样频率为 10 240 Hz, 往复压缩机转速为 300 r/min, 采样长度为往复压缩机运转的 2 个周期。

表 1 特征类型说明

Tab. 1 Introduction of feature types		
域	特征类型	数量
时域	峰值;有效值;峭度;形态因子;脉冲因子	5
时频域	3 层小波包分解后第 3 层 8 个频带的峰值;3 层小波包分解后第 3 层 8 个频带的有效值	16
角度域	1 个周期内气阀开启关闭角度在 $-15^{\circ} \sim 15^{\circ}$ 范围内的 4 个峰值所对应的角度到 180° 的距离; 1 个周期内气阀开启关闭角度在 $-15^{\circ} \sim 15^{\circ}$ 范围内的 4 个有效值; 1 个周期内峰值所对应的角度到 180° 的距离; 1 个周期内换向角度在 $-15^{\circ} \sim 15^{\circ}$ 范围内的 2 个峰值所对应的角度到 180° 的距离; 1 个周期内换向角度在 $-15^{\circ} \sim 15^{\circ}$ 范围内的 2 个有效值	13

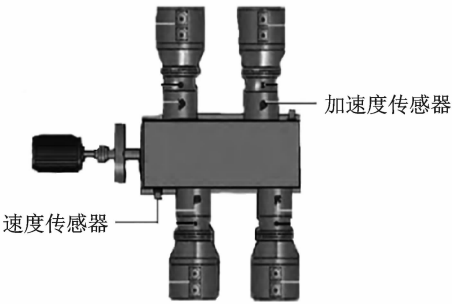


图 2 传感器测点布局

Fig. 2 Layout of sensor measuring points

用于试验的故障案例数据均采集于石化企业的生产现场, 如表 2 所示。由于各企业生产需求不同, 同类故障案例中往复压缩机的结构形式及负荷状态不尽相同。从 6 种不同类型故障案例数据中各选取 1 组作为训练数据, 其余作为测试数据。对各组数据进行样本划分, 综合考虑模型训练效率和故障分

表 2 故障案例数据详情

Tab. 2 Details of fault case data		
故障类型	案例总数量	用于测试的案例数量
活塞杆断裂	4	3
活塞组件磨损	15	14
拉缸	5	4
液积	4	3
撞缸	4	3
气阀泄漏	9	8

类准确率,每个样本包含的数据组数设为 400,划分后的各组数据均包含丰富的样本。从 6 组训练数据中各随机选取 1 个样本用于构建分类模型,从测试数据中各随机选取 1 个样本用于对所提方法进行测试。为了减少随机因素的影响,试验重复进行 20 次。

3.2 试验结果及分析

该方法的试验结果如图 3 所示,可以看到,20 次试验的分类准确率均为 100%,充分说明提出的方法可以准确识别往复压缩机不同故障模式下的 6 种健康状况。为了比较,使用文献[7]方法(GMM 方法)与基于 Relief 算法的故障诊断方法(Relief 方法)诊断相同的数据。测试 GMM 方法时,分布分量的数目设置为 3。测试 Relief 方法时,使用与提出方法相同的距离计算方法来表示不同特征权重间的差异。两种对比方法的试验结果也示于图 3 中。观察分类结果可以看出:GMM 方法 20 次试验的分类准确率在 60%~94.29%范围内,变化幅度较大,分类精度不稳定;Relief 方法的 20 次试验分类准确率在 62.86%~74.29%范围内波动,准确率整体偏低。为了定量对比 3 种方法的分类精度,计算 20 次试验的平均分类准确率以及相应的标准差,如表 3 所示。可以看到,在分类精度方面,所提方法最高,其平均分类准确率为 100%;Relief 方法最低,其平均分类准确率仅为 67.29%。在分类稳定性方面,所提方法最稳定,其分类准确率的标准差为 0;GMM 方法最不稳定,其分类准确率的标准差高达 8.54%。当训练样本相同时,提出的方法训练模型的时耗较少,具有更高的时效性。以上结果表明,笔者所提方法的故障分类能力相比于其他两种方法均有明显优势。

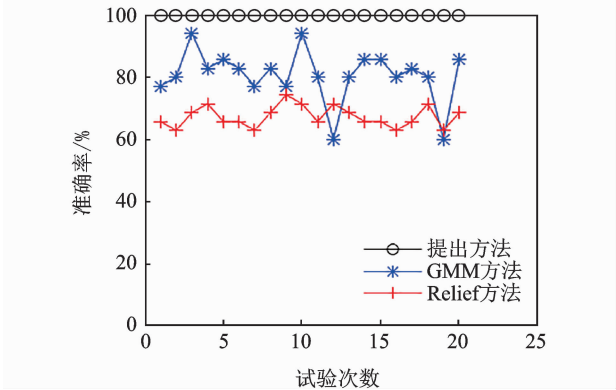


图 3 20 次试验中的分类准确率

Fig. 3 Classification accuracy of 20 tests

表 3 3 种方法的试验结果对比

Tab. 3 Comparison of test results of the three methods

方法	平均分类 准确率/%	准确率的 标准差/%	训练模型 的时耗/s
本研究方法	100.00	0	2.31
GMM 方法	80.71	8.54	3.40
Relief 方法	67.29	3.40	—

通过对图 3 的观察,发现 GMM 方法的第 12 次与第 19 次试验只获得了 60%的分类准确率,第 3 次与第 10 次试验却获得了 94.29%的分类准确率,因而以第 12 次与第 19 次试验为代表具体分析。表 4 为 2 次试验的结果详情,可以看到,GMM 方法在 2 次试验中都无法对撞缸、液积以及拉缸故障进行准确分类。

表 4 试验结果详情

Tab. 4 Details of test results

故障类型	第 12 次试验中 准确预警的 案例数量	第 19 次试验中 准确预警的 案例数量
活塞杆断裂	3	3
活塞组件磨损	12	12
拉缸	0	0
液积	0	0
撞缸	0	0
气阀泄漏	6	6

以撞缸故障为例,GMM 方法对 20 组测试样本的故障分类效果如图 4(a)所示。通过观察可以看出,在给定测试样本的条件下,撞缸、液积与拉缸故障模型的后验概率(无量纲)较为接近,存在误报警现象。GMM 方法由于在构建往复压缩机振动信号的 GMM 时,分布分量的数目需人工设定,难以准确表征信号实际的分布特点,导致撞缸、液积与拉缸故障数据的统计分布模型间差异较小,无法进行准确的故障分类。

DPMM 由于可以自动确定准确的分布分量数目,能够更精确地表征往复压缩机振动信号的分布特点。将 GMM 方法中的 GMM 更换为 DPMM,并用相同测试样本对修改后的方法(DPMM 方法)进行对比测试,试验结果如图 4(b)所示。可以看出,拉缸故障模型与撞缸及液积故障模型有了明显区分,且撞缸故障模型的后验概率较 GMM 方法有所提升。然而撞缸与液积故障模型间差异不明显,依然存在误报警现象。所提方法将特征贡献率作为分

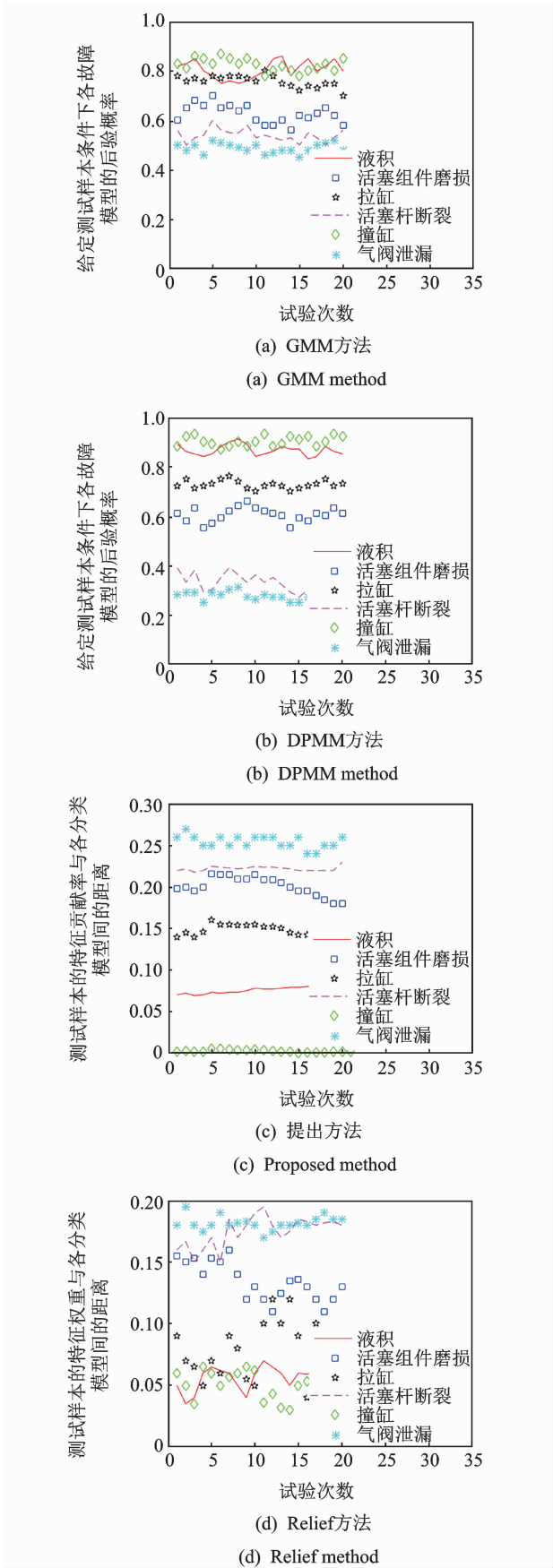


图 4 撞缸故障分类效果

Fig. 4 Classification effect for cylinder collision fault

类指标,其试验结果如图 4(c)所示。可以看到,测试样本的特征贡献率与撞缸故障分类模型间的距离(无量纲)远小于其与拉缸故障分类模型间的距离,20 次试验的分类准确率达到 100%。该方法所构建的撞缸与液积故障的分类模型如图 5 所示,通过比较可以看出,机组发生不同故障后,各特征参数的贡献率(无量纲)会发生相应变化,两种分类模型间有着较明显的区别。因此,在准确表征振动信号分布特点基础上,将特征贡献率作为分类指标,能够突显不同故障数据间的差异。

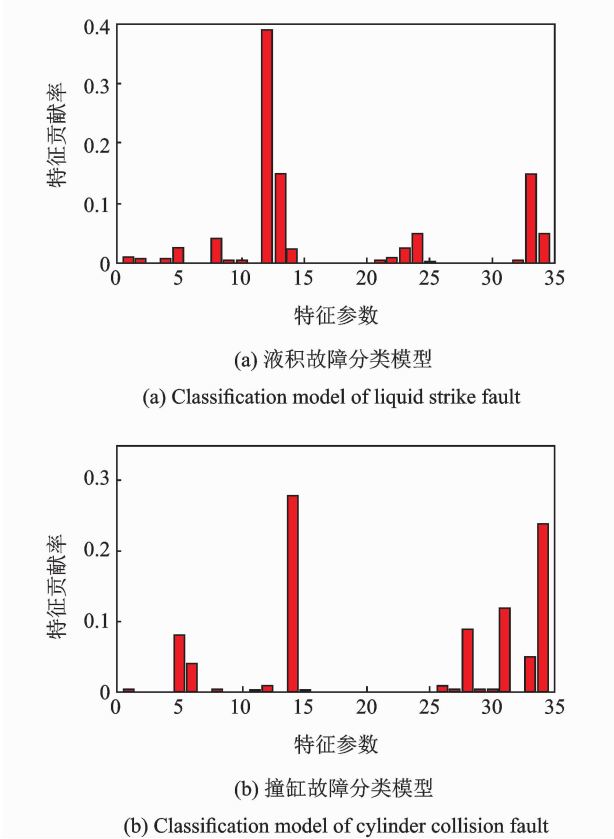


图 5 故障分类模型

Fig. 5 Fault classification models

与提出方法的分类方式相近,Relief 方法将特征权重作为分类指标,通过比较测试样本的特征权重与各类故障数据特征权重间的距离(无量纲)进行故障分类。然而该方法仅对设备响应信号进行分析,由于某些激励信号的变化在叠加后的响应信号中体现不明显,通过该方法计算得到的特征权重中难以包含有效的故障信息,且由于往复压缩机振动信号呈现非平稳性,该分类指标稳定性较差。观察图 4(d)可以看出,测试样本的特征权重与各分类模型间的距离波动较大,难以进行准确的故障分类。

4 结 束 语

提出了一种 DPMM 与 BIC 相结合的机械故障分类方法。该方法基于机械振动信号的高维特征参数,采用 DPMM 方法自学习高维特征的统计分布模型,并依据 BIC 理论计算各特征参数在统计分布中的贡献率,通过比较观测数据与各类故障数据特征贡献率间的差异实现故障分类。试验结果表明:相对于基于 Relief 算法的故障分类方法,提出的方法能够深入分析设备各激励信号产生的细微变化,使分类指标中包含更丰富的故障信息;与基于 GMM 的故障诊断方法相比,提出的方法能够更准确地表征机械振动信号的分布特点并突显各类故障数据间的差异。该方法能够实现复杂机械常见故障的准确分类,时效性高,泛化性能强,具有重要的工程应用价值。

参 考 文 献

[1] 雷亚国,何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(9):129-135.
LEI Yaguo, HE Zhengjia. Advances in applications of hybrid intelligent fault diagnosis and prognosis technique[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(9):129-135. (in Chinese)

[2] 唐友福,刘树林,刘颖慧,等. 基于非线性复杂测度的往复压缩机故障诊断[J]. 机械工程学报, 2012, 48(3):102-107.
TANG Youfu, LIU Shulin, LIU Yinghui, et al. Fault diagnosis based on nonlinear complexity measure for reciprocating compressor[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(3):102-107. (in Chinese)

[3] 雷亚国,贾峰,周昕,等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21):49-56.
LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21):49-56. (in Chinese)

[4] 崔建国,严雪,蒲雪萍,等. 基于动态 PCA 与改进 SVM 的航空发动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1):94-99.
CUI Jianguo, YAN Xue, PU Xueping, et al. Aero-engine fault diagnosis based on dynamic PCA and improved SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1):94-99. (in Chinese)

[5] AI Y T, CHEN C L, TIAN J, et al. SVM diagnosis method of rotor vibration faults based on integration of information exergy[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(10):2464-2470.

[6] 王雪冬,赵荣珍,邓林峰. 基于 KSLPP 与 RWKNN

的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2016, 35(8): 219-223.
WANG Xuedong, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Rotating machinery fault diagnosis based on KSLPP and RWKNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(8):219-223. (in Chinese)

[7] YU G, LI C N, SUN J. Machine fault diagnosis based on Gaussian mixture model and its application[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 48(1/4):205-212.

[8] FERGUSON T. A Bayesian analysis of some nonparametric problems[J]. Annals of Statistics, 1973, 1(2): 209-230.

[9] HUANG R Z, YU G, WANG Z J. Dirichlet process mixture model for document clustering with feature partition[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 25(8):1748-1759.

[10] GRANELL R, AXON C J, WALLOM D C H. Clustering disaggregated load profiles using a Dirichlet process mixture model[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 92(4):507-516.

[11] YU J. A particle filter driven dynamic Gaussian mixture model approach for complex process monitoring and fault diagnosis[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(4):778-788.

[12] YU J. A new fault diagnosis method of multimode processes using Bayesian inference based Gaussian mixture contribution decomposition[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(1): 456-466.

[13] BLEI D. Variational inference for Dirichlet process mixtures[J]. Journal of Bayesian Analysis, 2006, 1(1):121-143.

[14] 伍先俊,吕亚东,隋富生. 工况传递路径分析法原理及其应用[J]. 噪声与振动控制, 2014, 34(1):28-31.
WU Xianjun, LÜ Yadong, SUI Fusheng. Basic theory of operational transfer path analysis and its application [J]. Noise and Vibration Control, 2014, 34(1):28-31. (in Chinese)

[15] 陈予恕. 机械故障诊断的非线性动力学原理[J]. 机械工程学报, 2007, 43(1):25-34.
CHEN Yushu. Nonlinear dynamical principle of mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(1):25-34. (in Chinese)



第一作者简介:马波,男,1977 年 7 月生,博士、副教授。主要研究方向为机械故障诊断与机器学习。曾发表《基于专家思维的多维度故障诊断方法》(《机械工程学报》2017 年第 53 卷第 23 期)等论文。
E-mail:mabo@mail. buct. edu. cn

