

Acoustic Emission Signal Source Recognition Based on Modal Theory and Modified GMM*

YANG Yong^{1,2}, LI Jing^{3*}, ZHU, Zuofu¹, DENG Aidong⁴

- (1.School of Information Engineering, Xuzhou College of Industrial Technology, Xuzhou Jiangsu 221140, China;
2.Key Laboratory of Underwater Acoustic Signal Processing of Ministry of Education, Nanjing Jiangsu 210096, China;
3.School of Information Engineering, Najing Audit University, Nanjing Jiangsu 211815, China;
4.National Engineering Research Center of Power Generation Control and Safety, Nanjing Jiangsu 210096, China)

Abstract: Based on the modal acoustic emission signal theory, an analysis and interception method using the acoustic log cepstrum statistical parameters as the feature parameters is proposed. According to the characteristic of the multiple modal acoustic emission signal, an acoustic emission source signal recognition system is proposed based on modified Gaussian mixture model. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed method could accurately recognize the acoustic emission signal source. Meanwhile the modified method could not only be applied to the recognition of emergency acoustic emission signals, but also be applied to the continuous type of acoustic emission signals.

Key words: acoustic emission signal; cepstrum; Gaussian mixture model; recognition

EEACC: 6130 doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2024.01.022

基于模态理论和改进 GMM 的声发射源识别研究*

杨勇^{1,2}, 李晶^{3*}, 朱作付¹, 邓艾东⁴

- (1.徐州工业职业技术学院信息工程学院, 江苏 徐州 221140; 2.东南大学水声信号处理教育部重点实验室, 江苏南京 210096;
3.南京审计大学信息工程学院, 江苏 南京 211815; 4.大型发电装备安全运行与智能测控国家工程研究中心, 江苏 南京 210096)

摘要: 基于模态声发射信号理论, 提出了一种利用声学对数倒谱统计参数作为声发射信号特征参数的分析与提取方法。从声发射信号多模态特性出发, 提出了一个基于改进高斯混合模型的声发射源信号识别系统。理论分析和实验结果表明, 该方法能准确地判断声发射信号源, 不仅能够应用于突发型声发射信号的识别, 而且可以应用于连续型声发射信号的识别。

关键词: 声发射信号; 倒谱; 高斯混合模型; 识别

中图分类号: TN912.3

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2024)01-0128-06

动静碰摩检测技术是汽轮机等大型旋转机械的一个重大研究课题。声发射信号分析与识别技术以其独特的优点为碰摩检测提供了一条新的途径^[1-4]。模态声发射^[5]是在传统谐振传感器参数声发射基础上, 与导波理论相结合发展起来的声发射监测技术。声发射模态分析理论认为声发射源信号中存在着多种模式的导波信号, 一般可分为四种类型的波: 扩展波、切变波、扭变波、弯曲波。大量的非 AE 源信号或噪声信号没有这种特征, 因此可以区分 AE 信号和非 AE 信号^[6-7]。虽然声发射信号的频响范围宽、信息量大、信噪比较高, 特别是在故障早期特征较弱时, 可以弥补振动信号对微弱碰摩不

敏感而容易造成漏判的缺陷, 在碰摩早期的故障诊断更具优越性, 但同时由于声发射源多样性、噪声干扰复杂性、频响信息量大导致计算量大、特征信号难以有效提取等情况, 使得其在实际应用中受到很大限制^[8]。

本文在考虑接收到的声发射信号存在衰落、时延、频率弥散现象和多模态特性等因素, 提出了一种利用声学对数倒谱参数作为声发射信号的特征参数的分析与提取方法; 同时从声发射信号多模态特性和计算代价大等特点出发, 提出了一个基于改进高斯混合模型的声发射源信号识别方法。理论分析和实验结果表明, 该方法能准确地判断声发射信号源,

项目来源: 国家工程中心创新能力建设项目(6750100000); 国家自然科学基金项目(52005267)

收稿日期: 2022-06-16 修改日期: 2022-08-25

不仅能够应用于突发型声发射信号的识别,而且可以应用于连续型声发射信号的识别。

1 声发射信号倒谱特征提取

因为传统的声发射信号参数受到噪声和干扰的影响较大,因此使用常用的声发射信号参数,如波击计数、振铃计数、幅度、能量计数、上升时间等识别效果不太理想。考虑到声发射源信号为随机非平稳信号,其统计分析特征更能反映其特性。同时,为了能够用传统数字信号处理技术来分析非平稳的声发射源信号,我们可采用基于短时平稳信号的方法来处理^[9]。本文中我们从声发射的模态特性出发,提出了声发射信号对数倒谱特征参数分析提取方法。

假定传感器接收到的声发射信号 $\xi(t)$ 为:

$$\xi(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \alpha_i \xi_i(t - \tau_i) \quad (1)$$

式中:声发射信号 $\xi(t)$ 最多可有 N 个模态波($\xi_0(t - \tau_0), \xi_1(t - \tau_1), \dots, \xi_{N-1}(t - \tau_{N-1})$) 叠加而成, τ_i 为模态波 ξ_i 到达传感器的时延, α_i 取 0 或 1, 取 0 表示传感器没有收到该模态波 $\xi_i(t)$, $\xi_i(t)$ 为窄带随机过程, 即:

$$\xi_i(t) = \xi_{ci}(t) \cos(\omega_i t) - \xi_{si}(t) \sin(\omega_i t) \quad (2)$$

$\xi_{ci}(t), \xi_{si}(t)$ 为窄带随机过程 $\xi_i(t)$ 的同相分量和正交分量, ω_i 为其中心角频率。由式(1)和式(2)可知,声发射源信号在频域上可看作是多个可分离的窄带随机过程之和,在时域上随着传感器离声源距离愈来愈远,由于各模态波传播速度不同,各模态波波形渐渐分开,到了一定程度,有的模态波甚至消失了。根据声发射源信号的这个规律,可以构建一组以模态波的中心频率为中心,以不大于窄带随机过程带宽为带宽长度的滤波器。由于各模态波在频域上变化比较缓慢,因而各滤波器的能量输出变化也比较缓慢,而噪声和干扰是随机变化的,因此,可将声发射源通过一个滤波器组输出的能量用来区分声发射源信号和噪声信号。

在声信号处理与识别中,倒谱系数在噪声环境下表现出更强的稳健性,并且能够消除由于模态和环境不同带来的影响,这一特性与声发射源识别的情况类似,对于声发射源识别来说需要寻找一种稳健性好,而且能够消除由于设备材质不同对声发射源信号的影响。

对于碰磨声发射源信号来说,考虑到目前主要研究的频段为 100 kHz~300 kHz,而且各频点对声发射判决的贡献也不同,因此,基于倒谱系数的声发射信号参数提取过程如下:

①将声发射源信号 $\xi(t)$ 进行短时傅里叶变换得到其频谱 $X(k, \omega_k)$;

$$X(k, \omega_k) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \xi[m] w[k-m] e^{-j\omega_k m} \quad (3)$$

②用一组三角形滤波器(M 为滤波器数目,在实际过程中, M 一般为 24),在频域对能量谱进行带通滤波,可以看作是用一组滤波器的频率响应对幅度谱进行加权,得到加权后的能量谱 $E_{mel}(k)$,如式(4)所示。这组带通滤波器的中心频率按对数刻度排列,每个滤波器三角形两个底点的频率分别等于相邻两个滤波器的中心频率。

$$E_{mel}(k) = \frac{1}{A_l} \sum_{k=L_l}^{U_l} |V_l(\omega_k) X(k, \omega_k)|^2 \quad k=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

$$A_l = \sum_{k=L_l}^{U_l} |V_l(\omega_k)|^2 \quad (5)$$

式中: $V_l(\omega)$ 为第 l 个对数刻度滤波器的频率响应, L_l, U_l 为各个滤波器在非零取值区间的最低频率和最高频率,引入 A_l 主要是根据带宽对滤波器作归一化处理。

对于声发射信号而言,各频率成分对识别的贡献不相同,而且随着接收点距离的变长,高频的信号衰减大,因此应加重低频成分的比重。一种方法是引入对数函数,即滤波器中心频率为:

$$\frac{\ln[1 + \alpha(f_i - f_{\min}) / (f_{\max} - f_{\min})]}{\ln(1 + \alpha)} = \frac{i}{24} \quad i=1, 2, \dots, M \quad (6)$$

式中: α 为系数($\alpha > 0$), $f_i (i=1, 2, \dots, M)$ 为 M 个滤波器的中心频率, f_{\min} 为下限频率,这里为 100 kHz, f_{\max} 为上限频率,这里为 300 kHz。通过式(6)可求得各滤波器的中心频率。

则各个滤波器的带宽为:

$$B_i = \begin{cases} f_2 - f_{\min} & i=1 \\ f_{i+1} - f_{i-1} & 1 < i < M \\ 2(f_{\max} - f_{M-1}) & i=M \end{cases} \quad (7)$$

根据式(6)、式(7)可构建一组三角形滤波器,每个滤波器三角形两个底点的频率分别等于相邻两个滤波器的中心频率。

③将滤波器组的输出取对数,然后对其作 $2M$ 点逆离散余弦变换得到修正的对数倒谱特征参数,如下式所示:

$$C_n = \sum_{k=1}^M \lg E_{mel}(k) \cos[\pi(k-0.5)n/M] \quad n=1, 2, \dots, L \quad (8)$$

式中: L 为对数倒谱系数的个数,实际过程中,倒谱系数个数一般取 12~16,本文取 $L=12$ 。由于 0 阶倒

谱系数反映频谱能量,所以在谱失真测度定义中通常不采用 0 阶倒谱系数。

2 基于改进 GMM 的声发射源识别模型的提出

高斯混合模型(Gaussian Mixed Model, GMM)可精确地对声信号特征的统计分布特性进行描述,已成为当今声信号特征识别的主流技术^[10]。基于 GMM 的这个特点,本文将之应用于声发射源信号识别中。

根据上面的分析,声发射源信号由多个模态波组成,而在传播过程中,由于材料和路径等原因,到达接收点的声发射信号存在着衰落和时延,如果对声发射信号只采用一个模型来训练和识别的话,不仅模型很难收敛,而且效果不理想。基于这点考虑,可以把每个模态波单独用一个 GMM 模型进行训

练,由于每个模态波相对于整个声发射信号而言,起伏较缓慢,因此,训练算法容易收敛,并且识别模型输出似然比也比较稳定。与其他模式识别不同的是,声发射识别只需要知道声发射信号是否存在,而并不需要明确知道接收端模态波的具体情况。因此,在判决之前将各模态波模型的输出似然比合并得到总似然比。最后针对总似然比进行判决。基于 GMM 的声发射源识别模型如图 1 所示。

图 1 中的声发射源识别模型由训练和识别两个阶段组成。短时分帧是将来自传感器的整个待训练或识别的声发射源信号序列分成一个个长为 512 点的短时帧,在短时帧的基础上根据式(8)提取 12 维对数倒谱参数(去除第 0 维倒谱参数)组成 12 维的声发射源信号特征参数。

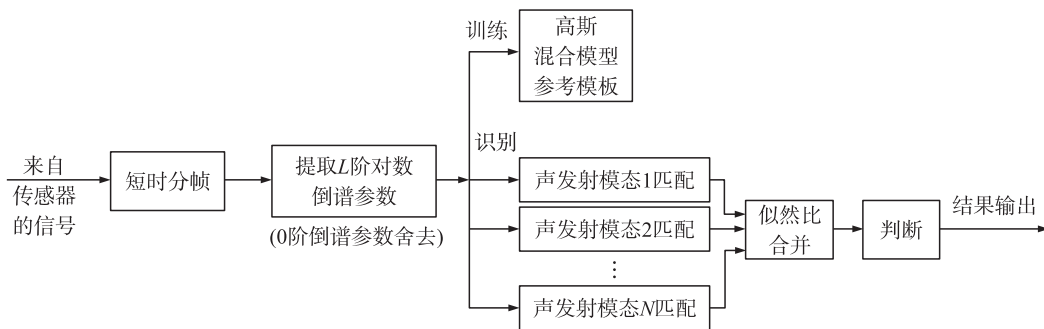


图 1 基于模态波理论和改进 GMM 的声发射源识别模型

模态波理论认为声发射源信号一般可能由四种类型的波:扩展波、切变波、扭变波、弯曲波组成,则图 1 模型中对于每一类型的波都有一个高斯模型来对应,以供训练和识别。

GMM 是 M 成员密度的加权和,可以用如下形式表示:

$$p(\mathbf{x}|\lambda) = \sum_{i=1}^M a_i b_i(\mathbf{x}) \quad (9)$$

这里 \mathbf{x} 是一 D 维随机向量; $b_i(\mathbf{x}), i=1, \dots, M$, 是成员密度; $a_i, i=1, \dots, M$, 是混合权值。每个成员密度是一 D 维变量的关于均值矢量 $\boldsymbol{\mu}_i$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_i$ 的高斯函数,形式如下:

$$b_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_i)' \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_i)\right\} \quad (10)$$

式中:混合权值满足条件: $\sum_{i=1}^M a_i = 1$ 。

完整高斯混和密度的模型参数由所有成员密度的均值矢量、协方差矩阵和混合权值参数化得到。这些参数聚集一起表示为:

$$\lambda_i = \{a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i\} \quad i=1, \dots, N \quad (11)$$

对于基于模态理论的声发射源信号识别,每一个模态波可由一个高斯混合模型和它的模型参数 λ_i 表示。

对于 T 个测试矢量的序列 $X = \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$, 它的 GMM 概率可以写作:

$$P(X|\lambda) = \prod_{i=1}^T p(\mathbf{x}_i|\lambda) \quad (12)$$

式(12)适用于单模态的模式识别,但声发射信号在一段时间内可能经历模态的转换及多模态可能共存,采用上式就不可能达到最佳,因此作如下处理:

$$p(\mathbf{x}_i, \lambda) = \sum_{i=1}^N a_i p(\mathbf{x}_i|\lambda_i) \quad (13)$$

式(13)引入了最大比合并, a_i 为各支路的加权,与对应支路的概率 $p(\mathbf{x}_i|\lambda_i)$ 有关,概率大的支路加权系数大,概率小的支路加权系数小,最大比合并要优于其他合并方法。简单分析起见,可令 $a_i = p(\mathbf{x}_i|\lambda_i)$, 则式(13)可为:

$$p(\mathbf{x}_i, \lambda) = \sum_{i=1}^N p(\mathbf{x}_i|\lambda_i)^2 \quad (14)$$

将式(14)得到的每帧似然概率 $p(\mathbf{x}_i|\lambda)$ 代入式(12)就得到了总似然概率 $P(X|\lambda)$ 。如果该值大于

门限则认为有声发射信号存在。

但是,从上面的式(12)或式(14)可知,传统的 GMM 模型中,每一帧声信号的得分值是通过每个成员的输出概率函数计算出的输出概率值。正确的输出概率函数的估计需要一定数量的训练数据进行训练得到。在声发射信号识别系统中,用于各模态 GMM 训练的语料可能较少,给 GMM 的学习带来一定困难。因而本文提出了一种改进的 GMM 模型,在改进的 GMM 中,每一帧声信号的得分值是每个成员通过用模糊矢量量化法(Vector Quantization, VQ)误差尺度取代传统 GMM 的输出概率函数,利用模糊矢量量化误差值取代传统 GMM 的输出概率值而得到的^[11]。即它的模型参数由混合权值和每个成员的模糊矢量量化码本组成,对于某个类别的模型,每一帧声发射信号的得分值就是该帧声发射信号与每个成员码本的量化误差值的加权和。识别系统对每个类别都预备一个相应的模型,利用各成员的码本逐帧计算输入序列的量化误差值,并计算所有输入帧的累积误差值。即将式(14)的每帧似然概率 $p(\mathbf{x}_i|\lambda)$ 用 VQ 的误差尺度取代,然后代入改进后的式(17),就得到了总的量化误差值的加权和,如果该值小于门限则认为有声发射信号存在。

模糊矢量量化是在矢量量化中引入模糊集思想,利用模糊聚类(Fuzzy Clustering)算法代替传统的 K 均值算法设计矢量量化器的一种方法。下面以模糊 c 均值(Fuzzy C -means, FCM)聚类算法为例,来介绍模糊矢量量化技术。

模糊 c 均值聚类是在引入模糊 c 划分后,对传统 K 均值聚类算法的模糊推广,它通过隶属度函数引入不确定性思想,实现对硬聚类算法的有效扩展,在实际应用中取得了非常优良的效果,在同样码本尺寸的情况下,通过模糊 c 均值聚类分析可以减少码本的量化误差。首先定义模糊 c 均值聚类算法目标函数,如式(15)所示:

$$J_{\text{FCM}}(X, U, Y) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^J u_k^m(X_i) d(X_i, Y_k) \quad (15)$$

式中: $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ 为某一训练观察矢量序列; $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_J\}$ 为各类聚中心组成的码本; $U = \{u_1, u_2, \dots, u_J\}$ 为一个模糊 c 均值隶属度函数集, $u_k(x)$ 是第 k 个类聚中心即第 k 个码字的隶属度函数,它满足 $0 \leq u_k(x) \leq 1 (1 \leq k \leq J, \sum_{k=1}^J u_k(x) = 1)$; $m \in [1, \infty)$ 代表模糊度; $d(X_i, Y_k)$ 表示距离。根据目标函数的模糊 c 均值类聚算式如式(16)所示:

$$\left\{ \begin{aligned} Y_k &= \frac{\sum_{i=1}^N u_k^m(X_i) \cdot X_i}{\sum_{i=1}^N u_k^m(X_i)} & 1 \leq k \leq J \\ u_k(X_i) &= \left(\sum_{j=1}^J \frac{d(X_i, Y_k)^{\frac{2}{m-1}}}{d(X_i, Y_j)^{\frac{2}{m-1}}} \right)^{-1} & 1 \leq k \leq J, \\ & & 1 \leq i \leq N \end{aligned} \right. \quad (16)$$

最小累积误差的计算是可以通过维特比(Viterbi)算法实现。其计算公式给定如下:

$$D = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^M a_i d(\mathbf{x}_i, C_i) \quad (17)$$

这里 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$ 表示输入时间序列; $a_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 是混合权值; C_i 表示与成员 i 相对应的码本; $d(\mathbf{x}_i, C_i)$ 表示 \mathbf{x}_i 和 C_i 间的距离,该距离定义如下:

$$d(\mathbf{x}_i, C_i) = \min_j d(\mathbf{x}_i, c_j), \quad c_j \in C_i \quad (18)$$

可以通过下面的维特比算法求取最小累积误差距离:

$$\left\{ \begin{aligned} &\text{令 } t = 1, 2, \dots, T \quad i = 1, 2, \dots, M \\ &g(t) = \min_i \{g(t-1) + d(\mathbf{x}_t, C_i)\} \\ &D = g(T) \end{aligned} \right. \quad (19)$$

此处 $g(t)$ 表示输入时间部分序列 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_t$ 与模型间的最小累积距离。对于一个给定的输入时间序列,识别系统将利用各类别模型逐帧计算该序列的量化误差值,如果该值小于门限则认为有声发射信号存在。式(18)是采用最近邻准则(Nearest Neighbor, NN)计算误差的。也可以采用其他误差准则,如 K 近邻准则(K-Nearest Neighbor, KNN),即:

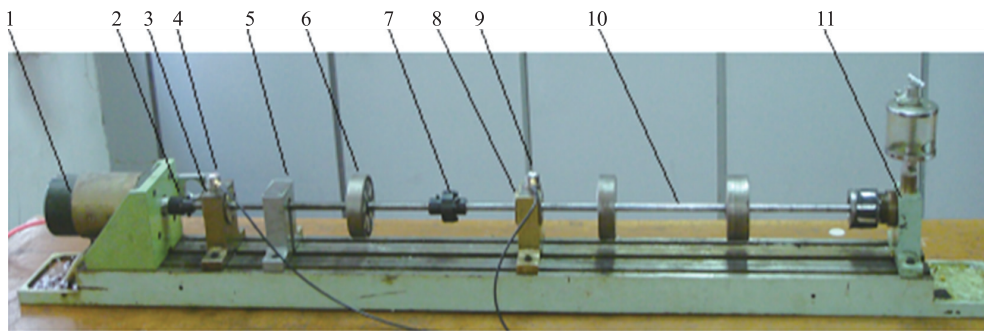
$$d(\mathbf{x}_i, C_i) = \sum_{k=1}^K d_k \quad (20)$$

式中: d_k 表示 \mathbf{x}_i 和 C_i 中所有码字的第 k 个最小距离。也可以采用概率形式,如式(21)所示:

$$-\lg P(\mathbf{x}_i | i) = -\lg \left(\sum_{k=1}^K e^{-d_k} \right) \quad (21)$$

3 实验与性能分析

本实验采用 3 支承 2 跨转子系统,如图 2 所示。3 个轴承都是流体动力润滑滑动轴承,摩擦点靠近电机,声发射传感器 1 接近摩擦点,传感器 2 位于联轴器另一端。通过两处声发射信号波形,可用于分析声信号传播的衰减及经过非连续介质耦合后信号畸变情况。本文中是对更接近真实声源信号的传感器 1 采集的信号进行分析。



1. 电动机; 2. 柔性联轴器; 3. 轴承座1; 4. 声发射传感器1; 5. 碰摩钉支架; 6. 圆盘; 7. 刚性联轴器;
8. 轴承座2; 9. 声发射传感器2; 10. 转子; 11. 轴承座3

图 2 碰摩声发射试验台

实验设备指标:

①PXR15 谐振式传感器, 带宽为 100 kHz ~ 300 kHz, 灵敏度为 65 dB;

②PXPA II 宽带前置放大器, 带宽为 15 kHz ~ 3 MHz, 增益为 40 dB;

PXMA 四通道信号调理装置, 增益 1 倍、10 倍、100 倍可调;

③PCI-9812 高速采集卡, 12 位精度, 20 M 采样频率;

④ICS 工控机, P4, 2.8G CPU, 1024 M DDR, 120G HDD。

为减少机械及电磁噪声获得较为纯净的碰摩声发射信号, 实验时关闭实验室其他电子设备, 并将转子转速定在 600 r/min, 设定采样频率为 5 MHz。

3.1 声发射信号倒谱特征参数性能分析

为了分析声发射信号倒谱特征参数对声发射源信号识别性能的贡献, 用类间、类内距离比来进行量度, 见表 1。

表 1 声发射信号倒谱特征参数的类内、类间距离

类别	距离	类间距离	类内距离	类间类内之比
12 阶对数倒谱特征参数	欧氏距离	1.230 0	1.099 1	1.119 0
	汉明距离	3.069 1	2.784 1	1.102 3
	加权倒谱距离	25.206 6	21.035 5	1.198 2

从表 1 中可看出, 采用不同距离尺度时对数倒谱特征参数的类间类内比是有变化的, 其中以加权倒谱距离为最优, 说明采用该距离尺度可以提高识别性能。

3.2 噪声环境下声发射信号识别系统的测试

为了比较传统 GMM 和本文提出的改进 GMM 声发射信号识别系统的性能, 实验中, 采用断铅实验数据作为训练 (20 s), 采用动态摩擦实验数据作为测试 (测试时间约为 10 s)。识别方法采用传统

GMM ($M=16$) 和改进 GMM ($M=18$) 进行声发射信号识别系统的性能比较, 特征参数采用 12 阶的对数倒谱特征参数。

表 2 给出了高斯白噪声环境下采用传统 GMM 和本文提出的改进 GMM 声发射信号识别系统的性能比较。从表中可看出, 在不同的信噪比条件下, 与传统 GMM 模型相比, 采用本文提出的改进 GMM 模型的声发射信号识别系统的性能均有提高, 但不同信噪比情况下的性能提高并没有一定的规律性, 这说明性能提高较多的可能是训练数据较少的情况, 因为 GMM 的训练数据较少时, 可能会给 GMM 的学习带来一定困难, 影响了训练得到模型的精度。因此, 利用本文提出的改进 GMM 的声发射信号识别系统具有一定的鲁棒性。

表 2 高斯白噪声环境下声发射信号的识别率

单位: %

特征参量	SNR(高斯白噪声)				
	5	10	20	30	∞
传统 GMM	28.3	50.8	76.7	83.7	94.1
改进 GMM	32.8	68.3	79.9	95.1	95.8

4 小结

由于目前声发射信号识别还没有一种很好的方法和公认的模型, 本文针对声发射信号的特点, 首先分析了传感器接收到的声发射信号存在的衰落、时延、频率弥散现象和多模态特性, 给出了声发射信号的数学表达式; 在此基础上提出了以对数倒谱参数作为声发射信号识别特征参数, 并给出了分析提取方法; 同时从声发射信号多模态特性和计算代价大等特点出发, 提出了一个基于改进高斯混合模型的声发射源信号识别方法。理论分析和实验结果表明, 本文依据模态理论提出的声发射信号对数倒谱参数和改进高斯混合模型的识别系统能够有效地应

用于声发射信号分析和检测中,在此基础上稍加改进也可应用于声发射信号定位中。

参考文献:

- [1] 丁千,陈予恕.汽轮发电机组摩擦振动研究现状[J].汽轮机技术,2005,47(5):321-323.
- [2] 苏文胜.滚动轴承振动信号处理及特征提取方法研究[D].大连:大连理工大学,2010.
- [3] 邓艾东.基于声发射的旋转机械碰摩故障诊断基础问题研究[D].南京:东南大学,2008.
- [4] Mohd S, Holford K M, Pullin R. Acoustic Emission Source Location in Steel Structures Using a Wavelet Transform Analysis and Modal Location Theory[C]//30th European Conference on Acoustic Emission Testing, Granada, Spain, 2012;1210-1221.
- [5] Surgeon M, Wevers M. Modal Analysis of Acoustic Emission Signal from CFRP Laminates[J]. NDT & E International, 1999,32(6):311-322.
- [6] McLaskey G C, Glaser S D, Grosse C U. Beamforming Array Techniques for Acoustic Emission Monitoring of Large Concrete Structures[J]. Journal of Sound and Vibration, 2010,329(12):2384-2394.
- [7] He T, Pan Q, Liu Y, et al. Near-Field Beamforming Analysis for Acoustic Emission Source Localization[J]. Ultrasonics 2012,52(5):587-592.
- [8] He T, Xiao D H, Pan Q, et al. Analysis on Accuracy Improvement of Rotor-Stator Rubbing Localization Based on Acoustic Emission Beamforming Method[J]. Ultrasonics, 2014,54(1):318-329.
- [9] 邓艾东,包永强,赵力.基于高斯混合模型的转子碰摩声发射识别方法研究[J].机械工程学报,2010,46(15):52-58.
- [10] Yang J, Liao X, Yuan X, et al. Compressive Sensing by Learning a Gaussian Mixture Model from Measurements[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1):106-119.
- [11] 杨彦,赵力.基于 FVQMM 的说话人识别方法[J].数据采集与处理,2015,30(6):1233-1239.



杨 勇(1981—),男,河北涉县人,工学博士,副教授,研究方向为矿井信息处理,信号与信息处理, YongYang@cumt.edu.cn;



李 晶(1982—),女,汉族,天津蓟县人,工学博士,中级工程师,主要研究方向为信号与信息处理、模式识别、机器学习, lijing@nau.edu.cn;



朱作付(1968—),男,江苏新沂人,教授,研究方向为算法设计,软件工程, 65112208@qq.com;



邓艾东(1968—),男,四川仪陇人,研究方向为旋转机械故障诊断、测控技术、智能仪器、风力发电技术, dnh@seu.edu.cn。