

基于 EEMD 的滚动轴承故障特征 主元分析和 PNN 建模

席剑辉¹, 韩彦哲¹, 苏荣辉², 傅莉¹

(1. 沈阳航空航天大学 自动化学院, 沈阳 110036; 2. 沈阳飞机工业(集团)有限公司, 沈阳 100850)

摘要:利用滚动轴承各种工作状态下测量得到的声发射信号,建立了一种基于总体平均经验模态分解(EEMD)与概率神经网络(PNN)的滚动轴承故障特征提取和诊断方法。通过 EEMD 对信号进行自适应时频分解,在不同频段上分析本征模态函数(IMF)分量;计算 IMF 的能量值并做能量贡献分析,确定主元分量以组成故障特征向量;利用 PNN 网络实现故障特征向量与故障模式之间的函数映射,进行故障诊断。仿真结果和试验数据的对比证明了提出方法的有效性。

关键词:滚动轴承;声发射;总体平均经验模态分解;概率神经网络

中图分类号:TH133.33; TP206.3

文献标志码:A

文章编号:1000-6656(2014)07-0074-05

EEMD-Based Failure Characteristics Principal Component Analysis of Rolling Bearing and PNN Modelling

XI Jian-hui¹, HAN Yan-zhe¹, SU Rong-hui², FU Li¹

(1. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2. AVIC Shenyang Aircraft Corporation, Shenyang 100850, China)

Abstract: Using acoustic emission signal measured under different running state of rolling bearing, a fault feature extraction and diagnosis method for rolling bearing based on the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and the probabilistic neural network (PNN) was built. Firstly, the EEMD method was applied to adaptively decompose the signal in time-frequency domain, and the intrinsic mode functions (IMFs) in different frequency bands were analyzed. Then the energy of IMFs was computed, and a failure feature vector was formed by the principal components selected according to the energy contribution analysis. Using PNN to approximate the functional mapping between the feature vector and the fault mode, the failure diagnosis could be realized. Comparison between simulation results and experiment data proves that the proposed method is effective.

Keywords: Rolling bearing; Acoustic emission; Ensemble empirical mode decomposition(EEMD); Probabilistic neural network(PNN)

滚动轴承是传动机械中重要的基础部件,也是最容易损坏的机械零件之一。在运行过程中,滚动轴承故障(表面损伤、裂纹和磨损等)会引起接触面的弹性冲击而产生声发射信号,该信号蕴涵了丰富的碰磨信息,因此可以利用声发射来监测和诊断滚

动轴承故障^[1]。SAAD 等研究了滚动轴承的内、外圈故障几何尺寸与声发射信号参数的关系以及转速、载荷对声发射信号的影响^[2]。张颖等利用滚动轴承故障特征频率与声发射撞击计数间的对应关系,建立了基于周期性声发射撞击计数的滚动轴承故障诊断方法^[3]。在这些方法中,故障特征量的提取是工况监视与故障诊断的重要步骤。因为声发射信号具有明显的非平稳特征,所以有必要采用适合于处理非平稳信号的特征提取方法。

时频分析方法能同时提供信号的时域和频域

收稿日期:2013-08-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61074090);航空基金资助项目(2011ZD54011)

作者简介:席剑辉(1975—),女,副教授,主要从事故障检测与诊断工作。

的局部信息,在特征提取和故障诊断研究中得到重视。常见的时频分析方法如小波变换具有可变的时频窗口,但不具有自适应调整功能,只是对时频平面的机械格型分割^[4]。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)将复杂的多分量信号自适应地分解为若干个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量之和,然后对每个 IMF 分量进行 Hilbert 变换求出瞬时频率和瞬时幅值,从而得到原始信号完整的时频分布^[5-6]。但是对于混入间断事件的信号,EMD 会出现模态混叠现象,影响分解效果。总体平均经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法^[7-8],是对 EMD 的改进,在原始信号中加入高斯白噪声,利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,使得整个信号在不同频率尺度上都具有连续性,弥补了间断事件造成的尺度缺失,从而有效抑制模态混叠问题。

概率神经网络(Probabilistic Neural Networks, PNN)^[9]是径向基网络的一种,适合于模式分类。该网络的优势在于用线性学习算法可完成非线性学习算法的功能,同时保持非线性算法的高精度等特性。将 EEMD 和 PNN 结合起来对滚动轴承声发射信号进行故障诊断。笔者利用 EEMD 分解得到 IMF 分量;再通过能量贡献分析得到主元分量作为故障特征向量;采用 PNN 网络对特征向量进行分类建模;通过典型 N205EM 轴承故障试验证明了方法的有效性。

1 基于 EEMD 的 IMF 分解

EEMD 在信号中多次随机添加白噪声,再分解成若干 IMF 分量之和。各个 IMF 平均频率从大到小排列,每个 IMF 代表了信号中蕴含的一个内在特征模式,有利于信号的特征提取工作。设观测序列为 $x(t)$, t 为采集时间,按以下步骤对信号进行 EEMD 分解。

Step1 在 $x(t)$ 中第 i 次添加一定强度的高斯白噪声得到 $\hat{x}_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。 N 为设定循环次数。

Step2 识别 $\hat{x}_i(t)$ 的所有极值点,分别利用极大值点和极小值点拟合出上包络线 $u(t)$ 和下包络线 $v(t)$ 。

Step3 求上、下包络的平均曲线 $m(t)$ 为:

$$m(t) = \frac{u(t) + v(t)}{2} \quad (1)$$

$$h_1(t) = \hat{x}_i(t) - m(t) \quad (2)$$

式中: $h_1(t)$ 为对 $\hat{x}_i(t)$ 的第 1 次处理结果。

进一步应用 $h_1(t)$ 代替,与 $h_1(t)$ 相应的上、下包络线为 $u_1(t)$ 和 $v_1(t)$,重复这个过程,即:

$$m_1(t) = \frac{u_1(t) + v_1(t)}{2} \quad (3)$$

$$h_1(t) = \hat{x}_i(t) - m(t) \quad (4)$$

以此类推,设 $h_{k-1}(t)$ 为第 $k-1$ 次处理结果, $k = 1, 2, \dots, h_{k-1}(t)$ 的上、下包络线分别为 $u_{k-1}(t)$ 和 $v_{k-1}(t)$, 于是:

$$m_{k-1}(t) = \frac{u_{k-1}(t) + v_{k-1}(t)}{2} \quad (5)$$

$$h_k(t) = h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t) \quad (6)$$

判断 $h_k(t)$ 是否满足 IMF 条件,即 $h_k(t)$ 的极值点个数和过零点的数目相等或最多差 1 个;且由 $h_k(t)$ 局部极大值构成的上包络和由 $h_k(t)$ 局部极小值构成的下包络的均值为零。不满足时则重复 Step3 中式(5)、式(6)的过程;满足则得到第 i 次添加白噪声后的第 1 个 IMF 分量 $c_{i1}(t)$, 即:

$$c_{i1}(t) = h_k(t) \quad (7)$$

Step4 将 $c_{i1}(t)$ 从信号中分离出来,可得余量:

$$r_i(t) = \hat{x}_i(t) - c_{i1}(t) \quad (8)$$

Step5 对余量信号重复 Step2~Step4,可得 n 个 IMF 分量 $c_{ij}(t)$, $j = 1, \dots, n$ 。 n 为 IMF 分量个数,可视余量 $r_n(t)$ 表现为单调信号或其值小于预先给定的值而设定。

Step6 重复 Step1~Step5,对 N 次 IMF 分解结果求平均:

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \quad (9)$$

式中: $c_j(t)$ 为对信号 $x(t)$ 进行 EEMD 分解最终得到的第 j 个 IMF, $j = 1, \dots, n$ 。

因为添加的白噪声在整个时频空间是均匀分布的,利用白噪声频谱均衡分布的特点来均衡信号中的中断区域,可以较为理想地去除模态混叠^[10],而且每次分解添加了不同的白噪声,噪声之间不相关,对所有的 IMF 分量求平均会抵消噪声影响,最终获得有用的真实信号。

2 带主元分析的 PNN 故障诊断建模

PNN 网络是由径向基函数网络发展而来的一种前馈型神经网络,网络结构如图 1 所示^[11-12],由输入层、模式层、求和层和输出层组成。

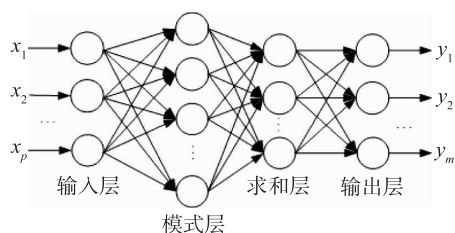


图1 概率神经网络模型

设网络输入向量为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$, p 为输入维数。训练样本数为 M , 则模式层神经元个数为 M , 令输入层到模式层第 j 个神经元的连接权值为 W_j , 其值即为第 j 个训练样本值, 模式层输出为:

$$\varphi_j(X) = \exp\left[-\frac{(X - W_j)^T(X - W_j)}{2\sigma^2}\right] \quad (10)$$

式中: $j=1, \dots, M$; σ 为平滑参数。

模式层变换可以判断当前输入与各训练样本之间的相似程度。

求和层神经元个数与已知的故障模式类别数一致, 设为 H , 其输出为:

$$f_i(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}\sigma^p} \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \varphi_j(X) \quad (11)$$

式中: $i=1, \dots, H$; N_i 为训练样本中属于第 i 类模式的样本个数, 所以求和层实际得到的是各类故障模式的概率密度函数。

输出层神经元是一种竞争神经元, 神经元数目等于 H , 其作用是接收求和层输出的各类故障模式的概率密度函数, 计算得:

$$\max_{i=1, \dots, H} (P_i) = \max_{i=1, \dots, H} [h_i l_i f_i(X)] \quad (12)$$

令上式最大值的角标为 k ; h_i 为第 i 个故障模式的先验概率, $h_i = N_i/M$; l_i 为将属于第 i 类模式的故障特征样本 X 错误划分的代价因子, 正确判断时, 该值为 0; 在输出层中令第 k 个神经元输出为 1, 其它神经元的输出为 0。通过这一过程, 网络就将输入向量分类到某一类最可能正确的模式, 从而完成模式分类。

滚动轴承不同故障产生的主要冲击频率不一样, 导致声发射信号同一频带对应的信号内在模式复杂性会有所变化, 相同频带的信号能量会有较大的差别。因此可采用 EEMD 分解的 IMF 分量能量值作为特征参数。考虑不同故障的声发射信号主元特征不同, 对 IMF 分量引入主元分析过程, 提取不同故障的主元特征, 同时减少输入维数, 降低 PNN 建模难度。方法框图如图 2 所示。

具体诊断步骤为:

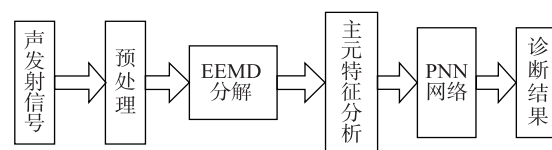


图2 基于 EEMD 和 PNN 网络的滚动轴承故障诊断框图

(1) 对采集的声发射信号进行噪音滤除等预处理。

(2) 对声发射信号进行 EEMD 分解, 计算 IMF 分量的能量值 $E_j, j=1, \dots, n$,

$$E_j = \sum_t c_j(t)^2 \quad (13)$$

(3) 预定阈值 $0 < \eta_0 < 1$, 计算得:

$$\eta_k = \frac{\sum_{i=1}^k E_i}{\sum_{j=1}^n E_j} \quad (14)$$

如果 $\eta_k > \eta_0$, 则选择前 k 个 IMF 分量构造能量特征向量 T 如下:

$$T = [E_1 \ E_2 \ \dots \ E_k] \quad (15)$$

(4) 对 T 作归一化处理, 输入到 PNN 网络。训练网络进行分类识别。

3 声发射试验

3.1 试验方案

采用型号为 N205EM 的圆柱滚子轴承进行声发射检测试验, 利用江苏千鹏旋转机械故障模拟平台来模拟滚动轴承的工作状态, 如图 3 所示。试验中通过对轴承的内、外圈和滚柱切割沟槽来模拟滚动轴承的局部损伤故障, 缺陷宽度为 1 mm。采用北京声华 SAEU2S 数字声发射测试系统进行信号的采集工作, 测试原理如图 4 所示。

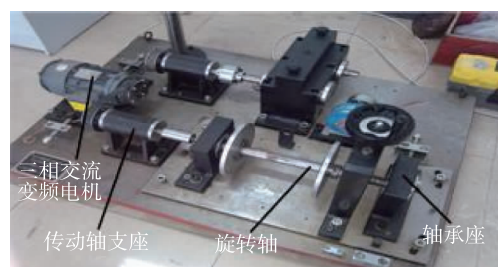


图3 滚动轴承故障模拟试验台

传感器采用 SR150M 型, 固定在如图 3 轴承座的正上方, 前置放大器放大倍数为 40 dB。试验中电机转速为 300 r/min, 采样频率为 1 000 kHz。分别采集轴承正常, 内、外圈故障和滚柱故障 4 种运行

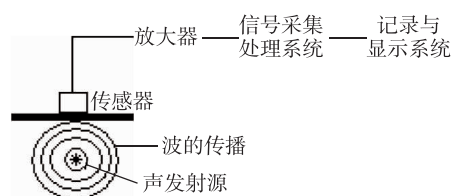
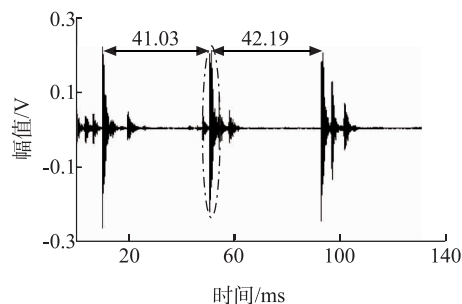
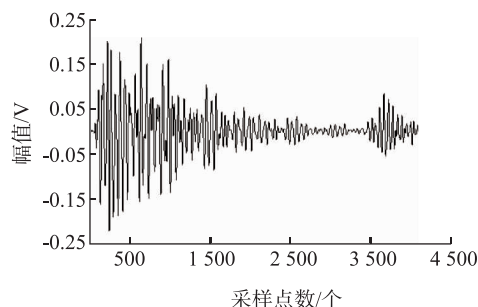


图4 声发射检测原理图

状态下的声发射信号。以滚动轴承外圈故障情况为例,图 5(a)给出了采集的声发射信号,图 5(b)为 5(a)图圈出部分的局部放大结果,可见声发射波形具有指数衰减的性质。



(a) 外圈故障声发射波形



(b) 局部放大图

图5 外圈故障的滚动轴承声发射信号

滚动轴承在受载运转的过程中,其损伤点与轴承的其它元件之间会产生周期性的撞击,从而产生周期性的呈指数衰减的声发射信号,这些信号的周期正对应着轴承的故障特征频率。外圈故障特征频率 f_0 计算公式为^[13]:

$$f_0 = \frac{z}{2} \left[1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right] f_s \quad (16)$$

式中: z 为轴承滚动体的个数; d 为滚动体的直径; D 为轴承直径; α 为接触角; f_s 为轴承的旋转频率。

试验中轴承 N205EM 的参数如下: $z=12$, $d=7.5 \text{ mm}$, $D=39 \text{ mm}$, $\alpha=0^\circ$ 。当旋转轴以 300 r/min 的速度旋转时,其外圈故障的特征频率为 $f_0 = 24.231 \text{ Hz}$ 。从图 5 可以看出,第 1 个周期 $f_0 = 1/0.04103 = 24.372 \text{ Hz}$,第 2 个周期 $f_0 = 1/0.04219 =$

23.702 Hz ,与理论计算结果非常接近,说明了所测声发射信号的有效性。同理可测内圈和滚动体故障的声发射信号,但其时域特征表现复杂,没有外圈周期性冲击明显,需要进一步研究。

3.2 特征提取与故障诊断仿真结果

令 $N=100$,高斯白噪声的幅值系数取 0.02 倍信号的标准偏差。计算不同频段上的能量值,设定阈值 $\eta_0=0.97$,最终可选取 IMF 主元分量为 8 个。由图 6 可以看到故障信号自适应地分解到不同的时间尺度上,使得 IMF 分量能够更加准确地表征故障特征。对正常状态、内圈和滚动体故障下的声发射信号做相同处理,并与外圈故障特征向量统一,建立包含 8 个 IMF 分量的特征向量。

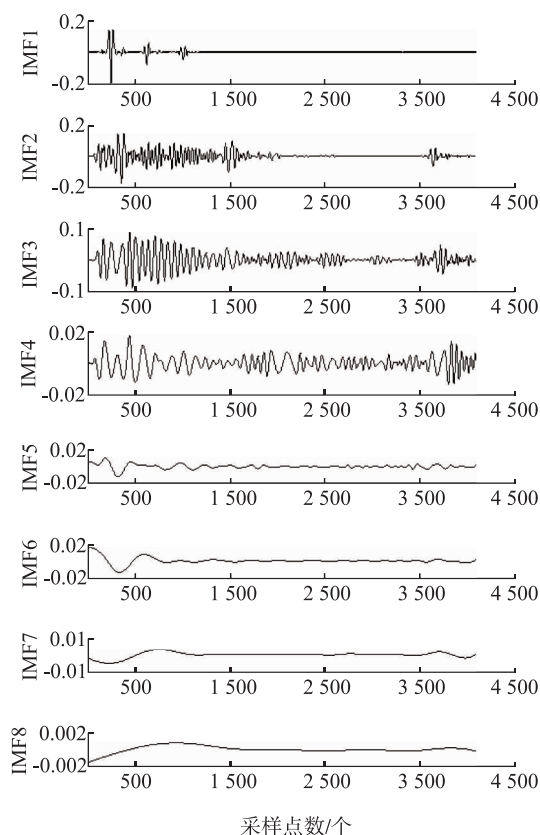


图6 具有外圈故障的滚动轴承声发射信号的 EEMD 分解结果

设定 PNN 输入向量为 $T=[E_1, E_2, \dots, E_8]$, 4 个输出分别对应正常、外圈故障、滚柱故障和内圈故障 4 种模式。分析采集数据,每种模式下得到的训练样本和测试样本数目如表 1 所示。PNN 网络节点数分别为 8, 44, 4, 4。仿真结果表明网络对训练样本分类正确率为 100%,测试样本中仅有 2 个识别有误,对于测试样本总的分类正确率为

93.1%。

表 1 声发射采集信号分布情况

样本	正常	外圈故障	滚柱故障	内圈故障
训练样本数	10	12	10	12
测试样本数	5	8	8	8

为说明该方法仿真结果的有效性,选择两种比较方法。一种为采用小波变换提取特征向量,输入到 PNN 中,选择 db5 小波基进行 5 层小波分解,同样选取不同频带的能量值作为 PNN 输入;另一种为选择 BP 网络进行故障诊断建模,仿真结果如表 2 所示,表中给出的是测试样本识别错误数及诊断正确率。

表 2 测试样本仿真结果比较

样本	正常	外圈故障	滚柱故障	内圈故障	诊断正确率/%
EEMD+PNN	0	0	2	0	93.10
EEMD+BP	0	0	4	2	79.31
小波变换+PNN	0	0	3	2	82.76

由表 2 可以看出,因为 EEMD 分解是依据信号本身进行的自适应分解,依赖于信号本身包含的变化信息,因此对故障信息更为敏感,可以达到较高的识别率。采用 PNN 网络实现轴承的故障诊断,在小故障样本集的情况下可以提高网络训练效率和识别率。

4 结论

利用 EEMD 方法将滚动轴承运行过程中的声发射信号分解到不同的频段,通过能量贡献分析从中提取能量集中频段的能量值作为故障特征参数输入 PNN 网络,在小故障样本集下取得了满意的分类结果。研究成果对进一步开展滚动轴承的状态监测、故障诊断及旋转机械系统的健康维护工作提供了参考。

参考文献:

[1] 袁俊,沈功田,吴占稳,等. 轴承故障诊断中的声发射检测技术[J]. 无损检测,2011,33(4):5-11.

[2] AI-DOSSARY S, HAMZAH R I R, MBA D. Observations of changes in acoustic emission waveform for varying seeded defect sizes in a rolling element bearing [J]. Applied Acoustics,2009,70(1):58-81.

[3] 张颖,苏宪章,刘占生. 基于周期性声发射撞击计数的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承,2011(6):38-41.

[4] 程军圣,史美丽,杨宇. 基于 LMD 与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2010,29(8):141-144.

[5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A-Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998,454:903-995.

[6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum[J]. Annual Review of Fluid Mechanics,1999,31:417-457.

[7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2009,1(1):1-41.

[8] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(11):106-111.

[9] SPECBT D F. Probabilistic neural network [J]. Neural Networks,1990,3:109-118.

[10] 李辉,郑海起,唐力伟. 基于 EEMD 和 THT 的齿轮故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(4):496-500.

[11] 杜德润,仇德伦,李爱群,等. 神经网络技术在土木工程健康监测中的应用[J]. 无损检测,2004,26(8):383-387.

[12] 陈佳,傅攀. 基于小波包和概率神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 四川兵工学报,2011,32(5):58-61.

[13] 余永增,韩龙,戴光. 基于声发射的滚动轴承故障诊断方法[J]. 无损检测,2010,32(6):416-419,423.

欢迎网上投稿 欢迎订阅 欢迎刊登广告