

基于EMD与神经网络的煤岩界面识别方法*

王保平, 王增才, 张万枝

(山东大学机械工程学院 济南, 250061)

摘要 针对放顶煤中煤岩界面难以识别的问题,采用检测液压支架尾梁振动信号的方式进行了研究,提出一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition,简称EMD)和神经网络的识别方法。首先,对振动信号进行经验模态分解,得到多个固有模态分量(intrinsic mode functions,简称IMF);然后,对各IMF进一步分析以提取特征参数;最后,选择若干个包含主要信息的参数组成特征向量作为神经网络的输入来识别落煤和落岩两种情况,实现煤岩界面的自动识别。实验结果表明,分别以各IMF的能量、峭度和波峰因子组成的特征向量均可用于识别煤岩界面,且当以能量组成特征向量时比其他两种方式具有更高的识别率。

关键词 经验模态分解;神经网络;煤岩界面识别;综放开采

中图分类号 TP391.4; TH87

引言

煤岩界面自动识别技术是煤炭开采自动化的关键技术,对提高设备可靠性、保障工人安全和提高煤炭质量具有重要意义。许多研究者对此做了大量的研究,主要包括截割力检测法^[1-5]、记忆切割检测法^[6]、自然 γ 射线探测法^[7-9]和图像检测法^[10]。其中:截割力检测法和记忆切割检测法适用于采煤机截割时的煤岩界面识别,而无法检测放顶煤时的放落情况;自然 γ 射线探测法因传感器成本甚高而难以推广;图像检测法由于图像采集装置受放煤现场灰尘影响,难以获得理想的放落现场图像。

笔者采用分析液压支架尾梁振动信号的方式来解决放顶煤过程中煤岩界面识别问题。振动信号采集简便,能直接反应放落状况,且采集设备造价低,便于推广。在综放采煤过程中,煤或岩石下落撞击液压支架的尾梁,引起尾梁振动,由于煤和岩石力学性能不同,引起的振动也有区别。可以通过检测尾梁的振动达到煤岩界面识别的目的,其实质是模式识别,包括特征提取和状态识别。

对振动信号进行分析提取有效特征是识别成败的关键。由于傅里叶变换只能分析频率不随时间变化的平稳信号^[11],而尾梁的振动具有非平稳性,因此采用傅里叶变化进行分析则失去了意义。短时傅

里叶变换、小波分析和Wiger-Ville分布等非平稳信号的处理方法在不同程度上描述了非平稳信号的时变性,但是最终还是统一到傅里叶变换。基函数的选择不依赖于信号本身的信息,一旦选择了基函数,所得结果是某一固定频带的信号,与信号本身无关,不具有适应性,也就是说对于不同状况下的振动信号,以上方法的处理效果差异很大^[12]。EMD是Norden E. Huang提出的一种自适应分解方法,更适用于处理非平稳信号^[13]。该方法基于信号的局部特征时间尺度,把信号分解为若干个IMF之和,分解出的各个分量突出了数据的局部特征,对其进行分析可以有效把握原数据的特征信息。此外,由于每一个IMF所包含的频率成分不仅与采样频率有关,而且还随着信号本身的变化而变化,因此该方法是一种自适应的信号分解方法,具有很高的信噪比,更适用于非平稳信号分析。笔者采用EMD方法对尾梁振动信号进行分解,利用反向传播(back propagation,简称BP)神经网络对落煤和落岩两种情况下尾梁的振动进行识别,实现煤岩界面的智能识别。

1 EMD信号分析原理

EMD把非平稳信号分解为一系列表征信号特征时间尺度的IMF。每个IMF需满足:a.在整个信号波形中极值点的数量与过零点的数量必须相等,或

* 国家自然科学基金资助项目(编号:51174126)

收稿日期:2011-11-06;修改稿收到日期:2012-02-20

最多相差不能多于1个;b.在任一时刻分别由信号最大值与最小值组成的2个包络的均值为0。信号 $x(t)$ 的EMD过程具体如下^[14]。

1)找到信号的所有局部最大值,用3次样条拟合上包络,同理利用局部最小值拟合下包络,上、下包络包含信号的所有数据。

2)对上、下包络求均值 $m_1(t)$ 求得

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

3)判断 $h_1(t)$ 是否为IMF,如果不是,则以 $h_1(t)$ 作为原始数据重复步骤(1)和(2),直到 $h_1(t)$ 为IMF,此时记为

$$c_1(t) = h_1(t) \quad (2)$$

4)以 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ 作为待处理的信号再进行分解,得到第2个IMF: $c_2(t)$,以此类推 n 次,得到 n 个IMF

$$\begin{cases} r_2(t) = r_1(t) - c_2(t) \\ \vdots \\ r_n(t) = r_{n-1} - c_n(t) \end{cases} \quad (3)$$

此分解过程满足预先规定的条件后即可终止。其终止条件为:a.当分量或者剩余分量 $r_n(t)$ 变成比规定的预定值小 $c_n(t)$ 时;b.当 $r_n(t)$ 变成单调函数时。

通过以上分解,信号分解成 n 个IMF和一个剩余分量

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

其中: $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ 分别为信号 $x(t)$ 由高到低各频率段的成分; $r_n(t)$ 为剩余分量,代表信号的趋势项成分。

2 基于EMD和神经网络的识别方法

2.1 特征向量的提取

基于EMD方法振动信号特征向量的提取分以下3个步骤:

1)利用EMD方法对尾梁振动信号分解,得到各IMF。

2)对各IMF进一步分析,提取特征参数。为提取最佳的特征向量,分别计算了各IMF的能量、峭度和波峰因子,并对采用这3种特征向量的识别结果进行了比较。具体计算方法如下:

第 i 个IMF的能量 E_i 为

$$E_i = \int_0^T |C_i(t)|^2 dt \quad (5)$$

第 i 个IMF的波峰因子 CF_i 为

$$CF_i = \frac{\max |C_i(t)|}{\sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T C_i^2(t) dt}} \quad (6)$$

其中: T 为信号的时间长度;波峰因子反应了信号能量的集中程度。

第 i 个IMF的峭度 K_i 为

$$K_i = \frac{E(C_i(t) - \mu_i)^4}{\sigma_i^4} \quad (7)$$

其中: μ_i 和 σ_i 分别为第 i 个IMF的均值和标准差; E 为变量的期望值;峭度为描述信号尖峰度的一个参数。

3)选取代表振动信号主要特征的 k 个参数并进行归一化处理,构成特征向量 P 为

$$P = [P_1, P_2, \dots, P_k] \quad (8)$$

2.2 神经网络的设计

神经网络是根据生物神经系统发展起来的一种信息处理模式^[15]。人工神经网络通常通过一个基于数学统计学类型的学习方法得以优化,可以用来做人工感知方面的决定问题,即类似人一样具有简单的决定能力和判断能力。

神经网络设计主要是确定网络的类型、层数、各层神经元数目、各层的传递函数以及各节点的权值和偏差。选择具有一个输入层、一个隐层和一个输出层的BP神经网络,它是目前应用最为广泛的一种神经网络。输入层不包含神经元,其维数由特征向量的维数决定,维数由振动信号EMD后IMF的数目决定。由于EMD是一种自适应分解方法,分解后的IMF数目不确定,因此根据计算结果选择代表主要能量的前8个IMF作为输入。隐层传递函数选择为tansig函数。神经元数目根据样本数据计算的结果确定。笔者计算了隐层神经元数目分别为1~20时的误差,选择使误差最小时的数目。计算结果表明,为2时误差最小,因此隐层神经元数目为2。输出层神经元数目由模式种类数目决定,因为有落煤和落岩两种状态,所以输出层具有2个神经元,[1 0]代表落煤状态,[0 1]代表落岩状态,输出层训练函数为purelin函数。分别以两类振动数据样本训练网络得到各节点的权值和偏差。设计的网络结构模型如图1所示,IW{1,1}和 $b\{1\}$ 分别为隐层的权值和偏差,LW{2,1}和 $b\{2\}$ 分别为输出层神经的权值和偏差。

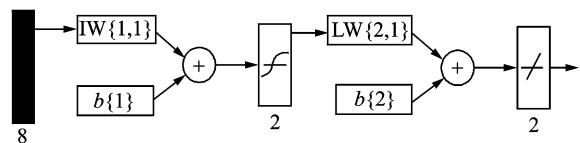


图1 BP神经网络模型

3 实验及结果

在地面模拟了综放开采放顶煤时的情况,为使样本数据具有广泛代表性,用煤和岩石分别由高处落下对液压支架尾梁的前、中、后3个部位进行碰撞冲击,模拟现场放落情况,液压支架型号为ZFS7200。放顶煤时,尾梁的振动响应取决于两个因素:a.内在因素,即尾梁的结构和材料等固有特征;b.外在因素,即煤或岩对尾梁的冲击碰撞。本研究中的分析信号为尾梁的冲击振动信号,液压支架是否承受载荷不影响振动信号,因此在模拟放顶煤过程中无需对支架施加载荷。采用加速度计传感器分别对振动情况进行采集,采样频率为8.192 kHz,信号长度为500 ms。图2(a)和图2(b)分别为落煤和落岩时尾梁的振动信号,图3(a)和图3(b)为相应的EMD后的结果, $c_1 \sim c_{11}$ 依次为频率由高到低的成分, r_{11} 为剩余分量,代表了信号的趋势。根据式(5)计算出各个IMF的能量,然后归一化处理。图4(a)和4(b)为各IMF归一化后的能量。可以看出,落煤时尾梁振动的能量主要分布在前5个IMF,且分布较为平均。落岩、尾梁振动能量主要集中在第1个IMF。由于信号分解后的各IMF依次代表了信号从高频到低频的部分,因此可以得到用于识别振动信号类型的特征:落岩相对于落煤时,尾梁振动信号的能量更多地集中在代表信号高频部

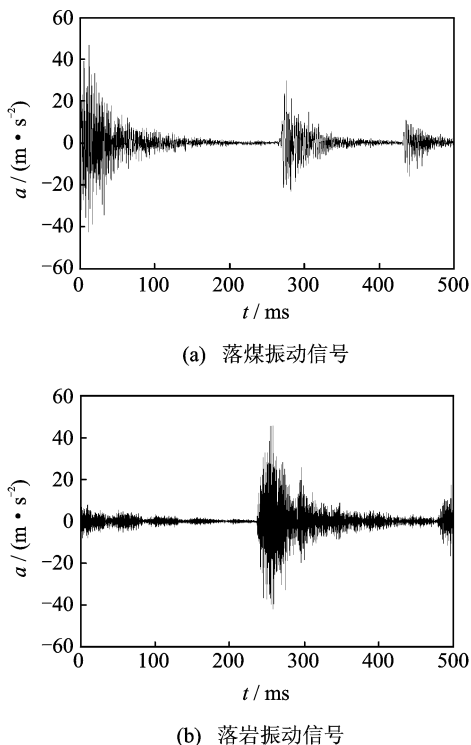
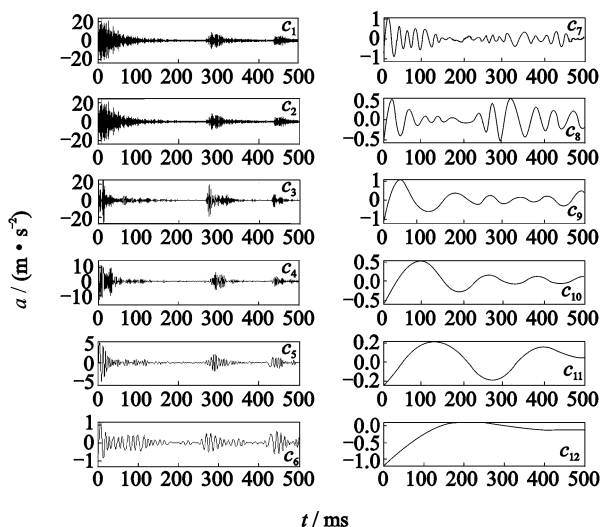
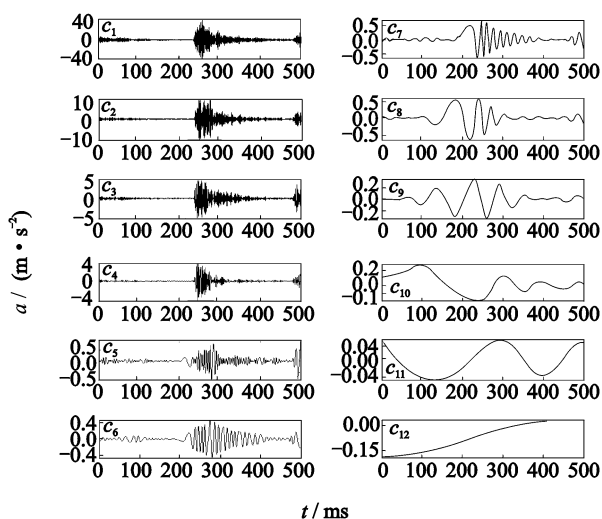


图2 两种情况下的振动信号



(a) 落煤信号的IMF



(b) 落岩信号的IMF

图3 两种振动信号的IMF

分的前几个IMF。取代表主要能量的前5个IMF组成特征向量为

$$P = [E_1, E_2, E_3, E_4, E_5] \quad (9)$$

同样,根据式(6)和式(7)可以计算出各IMF分量的峭度和波峰因子进行归一化,并组成特征向量。

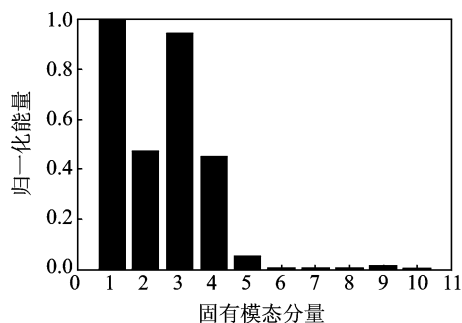
数据样本分别由尾梁前、中和后3个部位落煤和落岩时各60组振动信号组成,共120组。选择50组落煤振动信号和50组落岩振动信号共100组作为训练样本,其余10组落煤和10组落岩振动信号共20组为测试数据。设置神经网络的学习率为0.05,初始权值和偏差为0~1之间的随机值,利用100组训练样本对网络进行训练,确定网络各节点的权值和偏差,结果如表1所示。以20组测试数据作为设计的神经网络的输入进行识别,结果如表2所示。识别结果接近[1 0],表示为落煤时尾梁的振动信号,接近[0 1]则表示

表1 权值和偏差

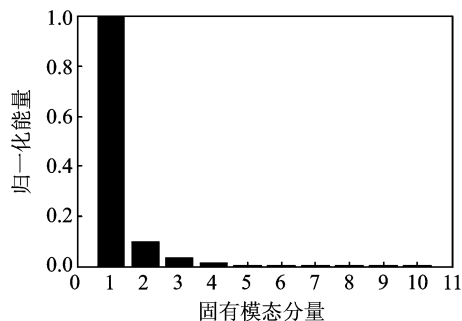
| | 隐层 | 输出层 |
|----|---|----------------------|
| 权值 | {6.959 2 3.808 9 1.916 415.208 60.9322 2 13.172 5-5.741 5-16.243 3} | {-0.500 01;0.500 01} |
| 偏差 | {-36.3716} | {0.500 02;0.499 98} |

表2 信号识别结果

| 序号 | 类别 | 能量 | | 峭度 | | 波峰因子 | |
|-------|----|----------|----------|---------|---------|---------|----------|
| 1 | 落煤 | 1.0002 | -0.0002 | 1.0000 | 0.0000 | 0.8946 | 0.1049 |
| 2 | 落煤 | 1.002 3 | -0.002 3 | 1.000 0 | 0.000 0 | 1.655 1 | -0.656 4 |
| 3 | 落煤 | 1.000 2 | -0.000 2 | 1.000 0 | 0.000 0 | 0.894 6 | 0.104 9 |
| 4 | 落煤 | 1.002 3 | -0.002 3 | 1.000 0 | 0.000 0 | 1.654 8 | -0.656 4 |
| 5 | 落煤 | 1.001 9 | -0.001 9 | 1.000 0 | 0.000 0 | 0.645 4 | 0.354 4 |
| 6 | 落煤 | 1.000 2 | -0.000 2 | 0.991 9 | 0.008 1 | 0.515 4 | 0.484 8 |
| 7 | 落煤 | 1.001 2 | -0.002 2 | 1.000 0 | 0.000 0 | 0.638 2 | 0.263 8 |
| 8 | 落煤 | 1.000 5 | -0.000 3 | 1.000 0 | 0.000 0 | 0.863 5 | 0.256 3 |
| 9 | 落煤 | 1.001 2 | -0.001 1 | 1.000 0 | 0.000 0 | 1.382 5 | 0.536 7 |
| 10 | 落煤 | 1.000 2 | -0.001 2 | 1.000 0 | 0.000 0 | 0.836 4 | 0.267 1 |
| 11 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.000 0 | 1.000 0 | 0.013 2 | 0.987 6 |
| 12 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.210 1 | 0.789 9 | 0.248 5 | 0.751 9 |
| 13 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.846 2 | 0.153 8 | 1.013 1 | -0.011 9 |
| 14 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.452 1 | 0.547 9 | 0.640 8 | 0.358 9 |
| 15 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.077 1 | 0.922 9 | 0.398 3 | 0.602 0 |
| 16 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.000 0 | 1.000 0 | 0.224 7 | 0.776 1 |
| 17 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.065 1 | 0.931 2 | 0.102 2 | 0.913 9 |
| 18 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.083 5 | 0.934 6 | 0.253 5 | 0.851 3 |
| 19 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.000 0 | 1.000 0 | 0.213 1 | 0.765 7 |
| 20 | 落岩 | -0.000 1 | 1.000 1 | 0.065 4 | 0.921 2 | 0.256 3 | 0.801 2 |
| 识别率/% | | 100 | | 95 | | 90 | |



(a) 落煤归一化能量



(b) 落岩归一化能量

图4 归一化IMF能量

示为落岩时的尾梁振动信号。可以看出,振动信号经过经验模态分解后,以IMF的能量组成特征向量时对全部信号进行了正确识别,识别率为100%;以峭度组成特征向量时对落岩信号13识别错误,识别率为95%;以波峰因子为特征向量时落岩振动信号13和14识别错误,识别率为90%。

4 结论

1) 通过检测液压支架尾梁的振动信号,对放顶煤过程中的煤岩界面进行识别。针对振动信号的非稳定性特点,利用EMD方法对尾梁振动信号分解得到各IMF,进一步分析可提取煤岩界面的特征。

2) 分别以各IMF的能量、峭度和波峰因子组成特征向量作为BP神经网络的输入,均可实现煤岩界面的自动识别。识别结果表明,以IMF的能量组成的特征向量对于识别两类振动信号更为敏感,比采用其他两种方式具有更高的识别率。

参 考 文 献

- [1] Ren Fang, Yang Zhaojian, Xiong Shibo. Study on the coal-rock interface recognition method based on multi-sensor data fusion technique[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003,16(3):321-324.
- [2] 廉自生,刘混举,李文英.基于切割力响应的煤岩界面识别技术研究[J].山西机械,1999,2:25-27.
Lian Zisheng, Liu Hunju, Li Wenying. Study on the coal-rock interface recognition based on the responses of shearer's cutting force [J]. Shanxi Machinery, 1999,2:25-27. (in Chinese)
- [3] 赵栓峰.多小波包频带能量的煤岩界面识别方法[J].西安科技大学学报,2009,29(5):584-588.
Zhao Shuanfeng. Coal-rock interface recognition based on multi wavelet packet energy[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2009,29(5):584-588. (in Chinese)
- [4] Ren Fang, Yang Zhaojian, Xiong Shibo, et al. Application of wavelet packet decomposition and its energy spectrum on the coal-rock interface identification[J]. Journal of Coal Science and Engineering, 2003,9(1):109-112.
- [5] 任芳,刘正彦,杨兆建,等.扭振测量在煤岩界面识别中的应用研究[J].太原理工大学学报,2010,41(1):94-96.
Ren Fang, Liu Zhengyan, Yang Zhaojian, et al. Application study on the torsional vibration test in coal-rock interface recognition[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2010,41(1):94-96. (in Chinese)
- [6] 梁义维,熊诗波.基于神经网络和 Dempster-Shafer 信息融合的煤岩界面预测[J].煤炭学报,2003,28(1):86-90.
Liang Yiwei, Xiong Shibo. Forecast of coal-rock interface based on neural network and dempster-shafter theory [J]. Journal of China Coal Society, 2003,28(1):86-90. (in Chinese)
- [7] 王增才,王汝琳,徐建华.自然 γ 射线法在采煤机摇臂调高中检测煤层厚度的研究[J].煤炭学报,2002,27(4):425-429.
Wang Zengcai, Wang Rulin, Xu Jianhua. Research on coal seam thickness detection by natural Gamma ray in shearer horizon control [J]. Journal of China Coal Society, 2002,27(4):425-429. (in Chinese)
- [8] 秦剑秋,孟惠荣.自然 γ 射线煤岩界面识别传感器的理论建模及实验验证[J].煤炭学报,1996,21(5):513-516.
Qin Jianqiu, Men Huirong. Establishent of a theoretical model of sensor for identification of coal and rock interface by natural Yray and underground trials [J]. Journal of China Coal Society, 1996,21(5):513-516. (in Chinese)
- [9] 张俊梅,范迅,赵雪松.采煤机自动调高控制系统研究[J].中国矿业大学学报,2002,31(4):415-418.
Zhang Junmei, Fan Xun, Zhao Xuesong. Automatic horizon control system of coal mining machine [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2002,31(4):415-418. (in Chinese)
- [10] 孙继平.基于图像识别的煤岩界面识别方法研究[J].煤炭科学技术,2011,39(9):77-79.
Sun Jiping. Study on identified method of coal and rock interface based on image identification [J]. Coal Science and Technology, 2011,39(9):77-79. (in Chinese)
- [11] 程军圣,于德介,杨宇.EMD方法在转子局部碰摩故障诊断中的应用[J].振动、测试与诊断,2006,26(1):24-27.
Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. Application of EMD to local rub-impact fault diagnosis in rotor systems [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2006,26(1):24-27. (in Chinese)
- [12] 夏天,王心晴,肖云魁,等.应用EMD-AR谱提取柴油机曲轴轴承故障特征[J].振动、测试与诊断,2010,30(3):318-321.
Xia Tian, Wang Xinqing, Xiao Yunkui, et al. Feature extraction from crank-shaft bearing fault of diesel engine using empirical mode decomposition and auto regressive model spectrum technology [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010,30(3):318-321. (in Chinese)
- [13] Huang N E, Shen Z, Long S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis [J]. Proceeding of the Royal Society, 1998,454(1971):903-995.
- [14] 何正嘉,訾艳阳,张西宁.现代信号处理及工程应用 [M].西安:西安交通大学出版社,2007:22-25.
- [15] 张德丰. MATLAB神经网络应用设计 [M].北京:机械工业出版社,2009:92-108.



第一作者简介:王保平,男,1978年11月生,博士研究生。主要研究方向为数字信号处理和模式识别。曾发表《Application of wavelet packet energy spectrum in coal-rock interfac recognition》(《Key Engineering Materials》2011, Vol. 474)等论文。

E-mail:jnwbp@hotmail.com