文章编号：1006-1355(2018)02-0168-05

运用EMD能量比和GA-BP网络诊断旋转机械故障

石启正[1]，续秀忠[2]

（1. 中港疏浚有限公司，上海 200120； 2. 上海海事大学 物流工程学院，上海 201306）

摘 要：针对旋转机械故障识别问题，提出一种基于EMD能量比和遗传算法优化（Genetic algorithm，GA）BP网络的故障识别方法，该方法综合EMD方法对非线性信号所具有良好的自适应性和GA-BP网络所具有的全局优化权值的特点，首先对振动信号进行EMD分解，获得各个IMF分量并提取振动信号的能量比特征向量；然后将特征向量输入GA-BP网络进行故障类型识别，并且与传统BP网络对比。结果表明，该方法能准确有效地识别出转子实验台的故障类型，使正确识别率明显提高。

关键词：振动与波；经验模态分解；内禀模态能量；遗传算法；BP网络；故障诊断

中图分类号：TP206+.3 **文献标志码**：A **DOI编码**：10.3969/j.issn.1006-1355.2018.02.032

Rotating Machinery Fault Diagnosis based on EMD Energy Ratio and GA-BP Network

SHI Qizheng[1], *XU Xiuzhong*[2]

（1. CHEC Dredging Co. Ltd., Shanghai 200120, China;
2. School of Logistics Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China）

Abstract : Problem of fault diagnosis of rotating machinery is studied. A diagnosis method based on EMD energy ratio and GA-BP network is proposed. In the method, the good adaptability of the EMD in nonlinear signal processing and the characteristic of GA-BP network in global optimization weighting are combined and employed. First of all, the faulty signal is processed by EMD to obtain intrinsic mode functions (IMF) and extract the vibration energy ratio eigenvectors. Then, the eigenvectors are input into GA-BP network to identify the fault type. The result is compared with that of the traditional BP network. It is shown that the proposed method can identify the mechanical faults accurately and effectively, and the correctness of the fault diagnosis is improved obviously.

Keywords : vibration and wave; empirical mode decomposition (EMD); intrinsic mode function (IMF) energy; genetic algorithm; BP network; fault diagnosis

旋转机械在工程中应用很广泛，且长期处于复杂的工作环境，很容易诱发各种故障。由于转子系统是旋转机械重要组成部分，转子系统发生故障的频率特别高，所以研究人员经常对其运行状态进行在线监测和预防故障。转子系统的故障信号具有非线性、不稳定特点，短时傅里叶算法和小波分析虽然能处理非线性、不稳定的信号，但是也是存在信号的能量泄露和小波基选择困难等问题[1]。而Huang等针对信号特点提出EMD分解算法，且算法本身具有自适应性，这个算法能够根据故障信号自身的特点，按照故障信号频率由高到低自行分解不同的IMF分量，研究IMF分量可以对旋转机械进行故障诊断[2]；张超等提出基于EMD能量熵和支持向量机的齿轮故障识别算法，首先采用EMD算法将故障信号进行分解为不同的IMF，计算不同IMF的能量熵来判断是否出现故障，提取的特征向量输入SVM进行故障识别[3]。

本文以转子实验台为研究对象，分别模拟转子正常状态、转子不平衡、不对中、支座松动和动静碰摩等故障信号。由于转子系统发生故障会导致不同频带能量也发生变化，可以对五种状态振动信号进行EMD分解，把计算每个IMF的能量比作为判断转

收稿日期：2017-07-21

作者简介：石启正（1991－），男，江苏省徐州市人，助理工程师，主要研究方向为机电系统故障诊断。
E-mail: 2234236533@qq.com

子实验台故障依据并且构建特征向量组，把GA-BP网络作为故障识别器，将构建好的特征向量输入网络模型中进行故障分类和识别。

1　信号特征参数的提取

1.1　EMD分解算法

EMD方法可依据振动信号本身的特征尺度，根据信号频率由高到低的顺序将振动信号分解有限个IMF分量和一个残留项，每个IMF分量既可以是线性的，也可以是非线性的[4]。而且IMF信号一般都是满足两个条件：

(1) 从整个信号分解过程来看，信号的极值个数和过零个数一致相同或者只相差一个；

(2) 从某个信号具体细节部分来看，振动信号的极大值包络线和极小值包络线在任何一点处的平均值都是零。则重构振动信号可表示为

$$x(t)=\sum_{i=1}^{n}c_i(t)+r_{n+1} \tag{1}$$

式中：$c_i(t)$ 是振动信号的第 i 个IMF分量，r_{n+1} 为振动信号的残留项。

1.2　基于EMD能量比的特征提取方法

针对转子实验台进行故障识别，关键是获取有效的特征向量。由于转子实验台振动信号具有非平稳性和非线性，当转子实验台发生不同故障时，必将导致各个子频带的能量大小发生变化，所以本文提出基于EMD能量比的特征提取方法[5－6]。基于EMD能量比特征提取方法，本质是在EMD分解的基础上引入一种有效地提取转子实验台故障特征的方法。

基于EMD分解的能量比特征提取方法基本步骤为：

（1）针对转子实验台的不同故障状态的信号进行EMD分解，可以获得不同频率的IMF分量；

（2）求频带信号的总能量。对故障信号采用EMD分解后，分解计算各个IMF分量能量 E_i 。

$$E_i=\int_{-\infty}^{\infty}\left|c_i(t)\right|^2\mathrm{d}t \quad i=1,2,\cdots,n \tag{2}$$

（3）构造归一化特征向量。$T=[E_1,\ E_2,\ E_3,\ \cdots,E_i]$，对各个IMF分量进行归一化处理，其中 $E=\left(\sum_{i=1}^{n}\left|E_i\right|^2\right)^{1/2}$，归一化的特征向量为

$$T'=[E_1/E,E_2/E,E_3/E,\cdots,E_i/E] \tag{3}$$

2　基于GA-BP网络的故障识别模式

2.1　GA-BP网络模式

传统BP网络是采用梯度下降算法来获取网络权值，依据反向误差来调节网络层的权值和阈值，让网络误差满足要求[7]。而BP网络的初始权值和阈值大多数都是通过Nguyen-Widrow算法随机产生，这种方式具有很大的随机性和不确定性，致使BP网络训练时间过长且精度低，收敛速度过慢。而遗传算法随机搜索能力强，容易找到整个网络中最优解，并且找到满足要求的初始权值和阈值[8]。

GA-BP网络模型的基本思想：把BP网络训练数据结果误差的倒数当作适应度函数，根据网络偏差来调节BP网络的连接权值和阈值大小，直到达到设定目标要求，就可以得到优化后的网络模型[9]。GA-BP网络模型的流程如图1所示。

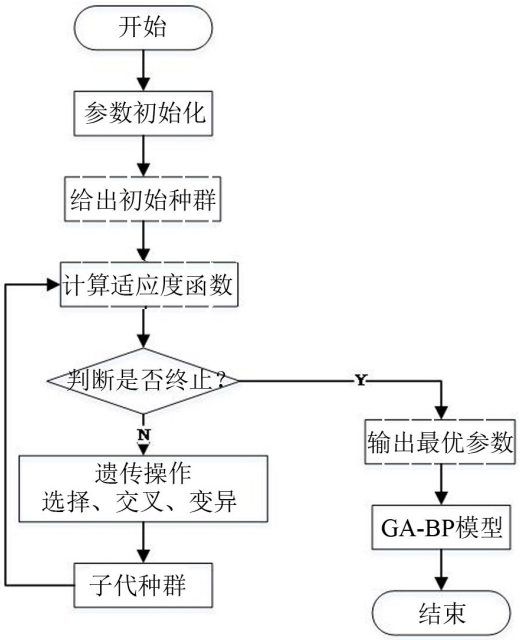


图1 GA-BP网络模型实现基本流程

2.2　基于遗传算法优化BP网络的基本步骤

采用遗传算法优化BP网络的初始权值和阈值的基本步骤如下[10]：

（1）根据训练样本数据和故障编码，确定BP网络基本结构，主要包括输入层、隐含层、输出层3个部分，以确定BP网络的权值和阈值；

（2）对BP网络连接权值和阈值进行编码，依据BP网络基本结构形式确定染色体的长度，其长度由BP网络的输入层节点、隐含层节点和输出层节点连接权值及阈值等元素组成，即

$$L=L_{\mathrm{in}}L_m+L_m+L_{\mathrm{out}}L_m+L_{\mathrm{out}} \tag{4}$$

式中：L_{in} 为输入层神经元个数；L_m 为隐含层神经元个数；L_{out} 为输出层神经元个数。

（3）产生初始群体，随机产生 N 个初始染色体，对每个染色体进行编码，N 个染色体可以构成了1个群体，以这 N 个染色体作为初始点开始进化；

（4）寻求最优适应度函数值，假如满足目标要求，则转向步骤（7）。用适应度来表示个体或解的优劣性，并且能有效地指导遗传算法沿着最佳优化组合方式进行搜索，而且不会导致陷入BP网络的局部最优的情况。判断BP网络性能的指标是BP网络实际输出与期望输出的误差，可以定义适应度函数

$$Fit(f(x))=c_{\max}-f(x) \tag{5}$$

式中：$f(x)$为理想目标函数；$c_{\max}$为$f(x)$的最大值。

（5）选择、交叉与变异。当群体数目为P，每个个体i的适应度值为$Fit(f(i))$，定义选择概率P_{si}为

$$P_{si}=\frac{Fit(f(i))}{\sum_{i=1}^{p}Fit(f(i))} \tag{6}$$

交叉概率P_c和变异概率P_m是遗传算法的两个重要参数。按照下式计算P_c和P_m

$$P_c=\begin{cases}P_{c1}-\dfrac{(P_{c1}-P_{c2})/(f-f_{avg})}{f_{\max}-f_{\text{avg}}}, & f\geqslant f_{\text{avg}}\\ P_{c1} & f<f_{\text{avg}}\end{cases} \tag{7}$$

$$P_m=\begin{cases}P_{m1}-\dfrac{(P_{m1}-P_{m2})/(f-f_{avg})}{f_{\max}-f_{avg}}, & f\geqslant f_{\text{avg}}\\ P_{m1} & f<f_{\text{avg}}\end{cases} \tag{8}$$

式中：f表示种群个体的适应度；f_{avg}和$f_{\max}$分别表示种群中个体适应度的均值和最大适应度；P_{c1}、P_{m1}、P_{c2}、P_{m2}均为常数，通常$P_{c1}=0.9$，$P_{c2}=0.6$，$P_{m1}=0.1$，$P_{m2}=0.01$。

（6）通过种群的选择、交叉和变异等操作，产生新个体和新种群，将新产生种群转向步骤（4）。

（7）迭代终止条件。迭代终止条件一般是指目标函数$f(x)$达到最小，将满足要求的初始权值、阈值应用到BP网络训练过程中。

3 转子实验台故障诊断

3.1 实验数据采集

以东方所研制的INV1612型转子实验台来模拟转子系统常见的故障种类，具体结构如图2。

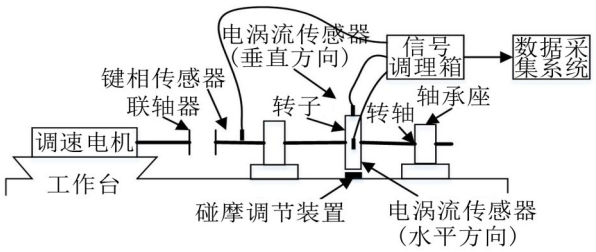


图2 转子实验台模型

分别模拟转子正常状态、不平衡、不对中、支座松动和动静碰摩等典型转子系统故障。设置转子系统的转速为4 200 r/min，采集振动信号的频率为2 048 Hz，采样时间为60 s。

3.2 振动信号特征向量提取

对于5种状态下采集的故障信号，将每种状态信号以每1 024个采样点为1组数据，每种故障信号采集60组数据，5种故障信号一共采集300组数据。分别对每组振动信号进行EMD分解，提取能量比特征参数，其特征参数结果如图3至图7所示。

从图3至图7可以看出，对于转子实验台采集的五种故障信号采用EMD分解，多数保留9阶IMF分量，说明故障信息主要分布在9阶IMF分量中。从左到右分别代表振动信号从高频到低频排列顺序，在不同故障状态下转子实验台能量比在各个阶次区间下的分布完全不同，但是从6到9阶次IMF的能量比相对于其它阶次都很小，本文对比忽略不计，减少构建特征向量的维度和计算量。计算每组振动信号的IMF的能量比，构建特征向量。

3.3 基于GA-BP网络的故障识别

在每种故障中的60组数据中随机选择45组数据作为训练样本，剩下的数据用作测试样本，表1为部分故障信号归一化的IMF能量比样本数据。

转子实验台模拟正常状态、转子不平衡、不对中、支座松动和动静碰摩等故障，一共5种工况，分别对五种状态进行编码：正常状态（1,0,0,0,0）；转子不平衡（0,1,0,0,0）；不对中（0,0,1,0,0）；支座松动（0,0,0,1,0）；动静碰摩（0,0,0,0,1）。

由于训练样本数据为225组5维向量组和5种

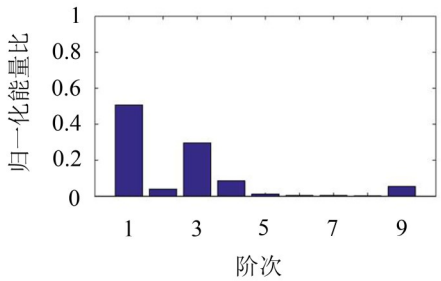


图3 正常状态下EMD分解能量图

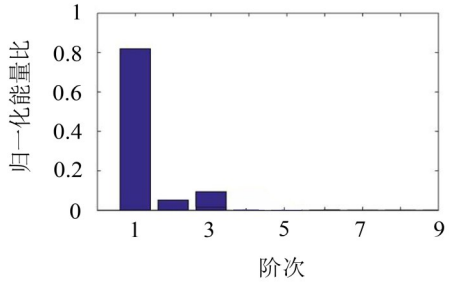


图4 不平衡状态下EMD分解能量图

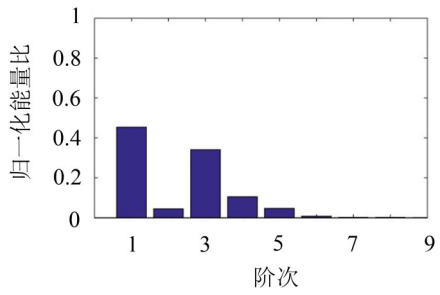


图5 不对中状态下EMD分解能量图

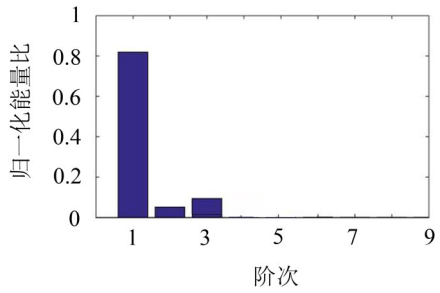


图6支座松动状态下EMD分解能量图

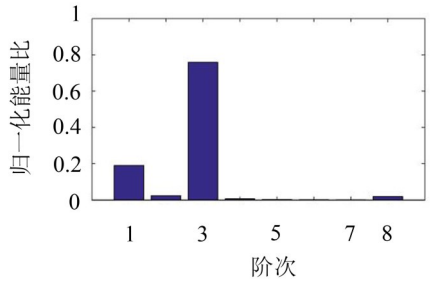


图7 动静碰摩状态下EMD分解能量图

故障，所以设置BP网络的输入层节点数为5，输出层节点数为5，而隐含层的节点数根据公式 $l=\sqrt{m+n}+\alpha$ 确定，m 和 n 分别为输入层节点数和输出层节点数，$\alpha\in(1,\ 10)$，所以BP神经网络的隐含层节点数为13。

设置GA-BP神经网络基本参数：设置种群数目为60，最大遗传代数为70，交叉概率和变异概率分别为0.65和0.01，代沟因子为0.95，从而产生初始种群。利用遗传算法搜索得到最优初始权值和阈值。将225组训练样本数据分别输入BP网络和GA-BP网络中，进行样本数据训练并且保存好网络模型，得到遗传算法优化过程中的误差曲线如图8所示，满足误差要求。然后把测试样本数据输入训练好的BP网络和GA-BP网络中，得出最后输出结果见表2。表2中1至5组数据是BP网络测试样本输出结果；5至10组数据是GA-BP网络测试样本输出结果。两种网络模型识别故障正确率见表3，两种网络模型误差对比见表4。

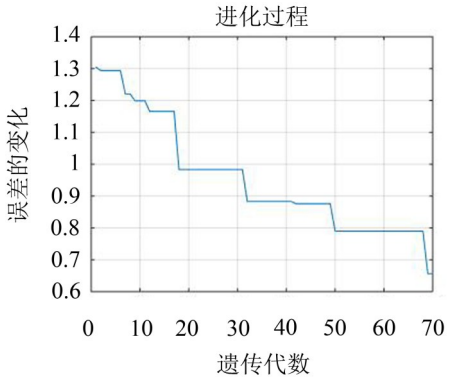


图8 误差进化曲线

从表3中很明显看出GA-BP网络识别率都在90 %以上，而BP网络识别对于转子正常状态识别率低于90 %，可见GA-BP网络的识别效果优于BP网络模型，说明运用遗传算法搜寻网络的最优初始权值和阈值很有效果，而且证明了采用EMD提取能

表1 部分不同故障下归一化的IMF能量比样本数据

故障类型		阶次1	阶次2	阶次3	阶次4	阶次5
正常	工况1	0.506 7	0.038 9	0.295 6	0.085 0	0.011 4
	工况2	0.512 1	0.038 8	0.245 8	0.145 3	0.007 2
	工况3	0.493 0	0.032 6	0.206 3	0.175 4	0.016 5
不平衡	工况1	0.804 2	0.062 4	0.127 1	0.001 0	0.000 5
	工况2	0.813 6	0.013 0	0.172 9	0.009 4	0.002 3
	工况3	0.802 6	0.012 8	0.171 0	0.007 7	0.001 8
不对中	工况1	0.453 9	0.044 0	0.340 8	0.104 5	0.046 7
	工况2	0.493 7	0.052 7	0.360 9	0.048 6	0.029 4
	工况3	0.522 9	0.051 0	0.309 1	0.100 1	0.008 2
支座松动	工况1	0.800 2	0.069 9	0.015 8	0.090 6	0.001 0
	工况2	0.825 1	0.045 3	0.014 3	0.085 5	0.004 7
	工况3	0.789 1	0.068 0	0.018 8	0.087 3	0.009 1
动静碰摩	工况1	0.189 9	0.022 6	0.758 8	0.006 4	0.002 2
	工况2	0.213 2	0.021 7	0.743 2	0.003 2	0.002 4
	工况3	0.227 4	0.025 9	0.728 2	0.004 3	0.001 8

表 2 两种模型测试样本输出结果和理想编码

组号	故障特征实际输出					理想编码
1	0.989 0	0.000 1	0.003 2	0.003 6	0.004 7	10 000
2	0.169 7	0.963 2	0.000 4	0.000 2	0.000 3	01 000
3	0.010 6	0.000 2	0.949 3	0.001 8	0.000 0	00 100
4	0.001 6	0.004 0	0.000 2	0.994 0	0.000 9	00 010
5	0.000 7	0.000 1	0.025 6	0.000 4	0.998 9	00 001
6	0.994 1	0.000 7	0.008 0	0.000 0	0.000 2	10 000
7	0.000 1	0.999 3	0.002 4	0.000 0	0.000 1	01 000
8	0.000 2	0.000 1	0.996 1	0.007 8	0.000 0	00 100
9	0.000 0	0.018 7	0.000 3	0.986 5	0.000 1	00 010
10	0.003 7	0.000 2	0.000 1	0.000 0	0.998 7	00 001

表 3 两种网络识别率对比

故障类型	测试样本	BP网络识别率	GA-BP网络识别率
正常状态	15	86.6 %	93.3 %
不平衡	15	93.3 %	93.3 %
不对中	15	93.3 %	100 %
支座松动	15	100 %	100 %
动静碰摩	15	100 %	100 %

表 4 两种网络模型误差对比

网络模型	测试样本误差	训练样本误差
BP网络	1.095 1	0.795 6
GA-BP网络	0.619 8	0.503 2

量比的方法是可行且有效果的。

从表4可知，采用遗传算法优化后的权值和阈值使得测试样本误差和训练样本误差均有不同程度下降，让BP网络的识别效果有了很大程度的改善。

4 结 语

本文研究对象是东方所的转子实验台，分别模拟了转子正常状态、转子不平衡、不对中、支座松动和动静碰摩等故障，采用EMD算法对故障信号进行分解，获得含有故障信息的IMF分量，然后分别计算各个IMF分量的能量比，并且构造特征向量组，为后面故障识别做准备。利用遗传算法优化BP网络的初始权值和阈值，来构建GA-BP网络模型。对构建好的特征向量进行故障识别，并且和BP网络模型作对比，结果发现利用本文提出的方法对转子实验台进行故障识别能获得很高的正确率，为以后旋转机械状态监测与识别提供有效手段。

参考文献：

[1] 王皓，周峰. 基于小波包和BP神经网络的风机齿轮箱故障诊断[J]. **噪声与振动控制**，2015，35（2）：164-170.

[2] HUANG N E，SHEN Z，LONG S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]. Proceedings of the Royal Society of London Series, 1998, 454: 903-995.

[3] 张超，陈建军，郭迅. 基于EMD能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. **振动与冲击**，2010，29（10）：114-119.

[4] 于德建，程军圣. EMD方法在齿轮故障诊断中的应用[J]. **湖南大学学报**，2002，29（6）：48-51.

[5] 张涛，陆森林，周海超，等. 内禀模态特征能量法在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. **噪声与振动控制**，2011，31（3）：125-128.

[6] LIU B, R IEMENSCHNEIDER S, XU Y. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing,** 2006（20）: 718-734.

[7] 赵志华，吴力，殷海双. 基于紧致型小波神经网络的往复泵故障诊断[J]. **噪声与振动控制**，2013，33（5）：150-154.

[8] 边霞，米良. 遗传算法理论及其应用研究进展[J]. **计算机应用研究**，2010，27（7）：2426-2429.

[9] 高瑞鹏，尚春阳，江航. 遗传算法结合小波神经网络的列车车轮扁疤故障检测方法[J]. **西安交通大学学报**，2013，47（9）：88-91.

[10] 李锋，汤宝平，刘文艺. 遗传算法优化最小二乘支持向量机的故障诊断[J]. **重庆大学学报**，2010，33（12）：14-20.