

# 基于声强信号分析和组合神经网络的发动机故障诊断<sup>\*</sup>

李增芳 何勇 徐高欢

**【摘要】** 建立了一个基于声强信号分析和组合神经网络的发动机故障诊断模型。该模型首先运用小波理论分析各类故障下发动机产生的声强信号,获取反映发动机工作状态的频带特征向量,然后将特征向量用于组合神经网络训练,进行故障模式识别。通过对3Y丰田2.0发动机的试验数据分析表明,这种模型可有效提高故障诊断的效率和准确率。

**关键词:** 发动机 故障诊断 小波包分析 组合神经网络 声强信号

**中图分类号:** TP183; TK418 **文献标识码:** A

## Engine Fault Diagnosis Model Based on Sound Intensity Analysis and Neural Network Integration

Li Zengfang<sup>1</sup> He Yong<sup>2</sup> Xu Gaohuan<sup>1</sup>

(1. Zhejiang Water Conservancy and Hydropower College, Hangzhou 310018, China

2. Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

### Abstract

A new engine fault diagnosis model based on sound intensity signal and BP neural network integration was proposed. Firstly, the sound intensity signals were decomposed and recomposed by using wavelet packets. Afterwards, the signal energy values were extracted from each frequency band, and were used as input features into the BP neural network integration for fault pattern recognition. It has been testified by the experimentation of the 3Y Toyota 2.0 engine and the results showed that it could increase the efficiency and accuracy of the system.

**Key words** Engine, Fault diagnosis, Wavelet packet, Neural network integration, Sound intensity

### 引言

发动机的声强信号中含有丰富的频率成分,发生故障时,其不同频率的幅频特性和相频特性将会发生不同程度的变化。因此运用声强信号分析方法可以测得处于不同故障状态下发动机的表面声学特征信息,从而建立发动机声强信号特征参数变化和发动机工作性能状态之间的非线性关系模型<sup>[1~4]</sup>。

发动机运转中辐射出的噪声信号属于非平稳信号,传统的基于平稳过程的信号处理方法,无法同时

兼顾信号在时域和频域中的全貌和局部化特征,而小波分析特别适合分析非平稳信号,并能同时提供非平稳信号时域和频域中的局部特征,小波分析在故障诊断领域中的应用非常广泛<sup>[5~6]</sup>。经小波包分解并信号重构后生成的特征参数进行建模的常用方法是神经网络模型。许多研究表明,当样本数较大且可分类时,采用组合式神经网络模型(neural network integration,简称NNI)可在抗噪能力和学习速度方面优于传统的单一神经网络模型<sup>[1]</sup>。本文应用小波分析和组合式神经网络分析发动机声强

收稿日期:2008-02-02

<sup>\*</sup> 浙江省自然科学基金资助项目(项目编号:Y104616)和浙江省水利厅资助项目(项目编号:RC0614)

李增芳 浙江水利水电专科学校机电工程系 副教授 博士,310018 杭州市

何勇 浙江大学生物系统工程与食品科学学院 教授 博士生导师,310029 杭州市

徐高欢 浙江水利水电专科学校教务处 讲师

信号特征与发动机性能状况,得出反映发动机故障声强信号的特征参数,并建立基于小波分析和组合神经网络的发动机声强信号故障诊断模型。

## 1 发动机故障诊断模型

发动机故障声强信号在降噪处理后,采用小波包技术分析发动机故障声强信号各个频带的信号组成,通过分解和重构,可获得反映不同发动机故障的频带信号能量特征,然后建立起系统状态和特征向量的样本集合,最后用归一化处理后的数据作为训练样本进行神经网络的训练,建立基于组合神经网络的发动机声强信号故障诊断模型,如图 1 所示。

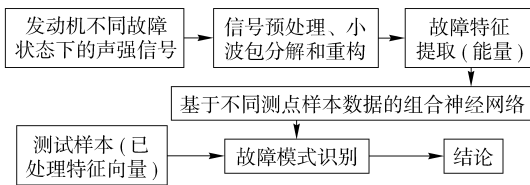


图 1 基于声强信号和组合神经网络的发动机故障诊断模型

Fig. 1 Fault diagnosis model of engines based on sound intensity and NNI

### 1.1 基于小波包分析的声强信号处理

对采集到的发动机故障声强信号经过去噪后,进行小波包分解,经对比分析,分解层数选择 3 层,小波类型选择 db4,选用 shannon 熵值,即分解提取第 3 层的 8 个频率成分信号特征的情况下,效果较好<sup>[5~7]</sup>。小波包的分解结构如图 2 所示。

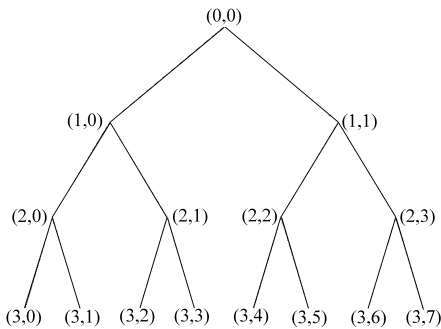


图 2 小波包分解结构图

Fig. 2 Wavelet packet structure

小波包分解和重构的算法具体描述如下:

(1) 将采样的信号进行小波包分解,分解层数根据信号的复杂程度而定,提取最后分解层中每个频率成分的信号特征。S 代表原始信号,小波包分解系数表示为  $X_{ij}$ ,即第  $i$  层的第  $j$  个点, $i=0,1,2,\dots,N;j=0,1,2,\dots,2^N,N$  表示分解层数。

(2) 对各小波包系数进行重构,提取各频带的信号,总信号为

$$S = \sum_{i=0, j=0}^{N, 2^N} S_{ij}$$

(3) 计算各频带信号的能量,设信号  $S_{ij}$  对应的能量为

$$E_{ij} = \int |S_{ij}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2$$

式中  $x_{jk}$ ——重构信号的离散点的值

(4) 系统在出现故障时会对各频带内信号的能量有比较大的变化,用能量元素构建特征向量为

$$\mathbf{T} = [E_{i0}, E_{i1}, E_{i2}, E_{i3}, \dots, E_{iN}]$$

最后为方便数据分析,需要对能量进行归一化处理,从而形成各类故障的特征向量。

### 1.2 组合神经网络的构建

组合神经网络模型由若干个子神经网络组成,子网络的结构特性会直接影响集成神经网络的诊断效果。子网络的组成原则为:使各子网络之间的相关性尽量小,即训练子神经网络的样本应尽量不同。不同测点上测得的各类故障声强信号之间相关性很小,因此可按不同测点对样本进行分组,然后将分组后的样本分别用于子神经网络的训练。同时,计算每组样本数目在总样本数目中所占的比例,并将比例值作为每组子网络的可信度  $e_g$ 。

前向神经网络具有很好的非线性映射能力,一个 3 层网络可以以任意精度逼近任何连续函数,因此本文子神经网络的学习算法采用带有冲量项的 BP 算法<sup>[8]</sup>。

对各子网络诊断结果进行融合的方法为改进的投票法,其原理为:设各子网络输出的故障诊断结果为矩阵  $e_g \mathbf{q}_{gh}$  (其中  $g$  为参加融合的子网络数目, $h$  为输出神经元数),融合算法为:  $f_l = \sum_{i=1}^g e_i |q_{il}|$  (其中  $l=1,2,3,\dots,h$ ),并设定当  $f_l \geq 0.5$  时,取值为 1,当  $f_l < 0.5$  时,取值为 0,从而形成新的诊断结果。

## 2 应用实例分析

以 3Y 丰田 2.0 发动机为研究对象,将发动机状态设置为进气氧传感器线束不通电故障、第 1 缸喷油嘴不喷油故障、第 2 缸喷油嘴不喷油故障、第 4 缸喷油嘴不喷油和无故障 5 种状态,并将这 5 种状态的网络期望  $f$  输出分别设定为 (001、010、011、100 和 101),每次只设置一种故障。测点分别设置在发动机中心轴线上距发动机缸盖前端 20 cm 和后端 20 cm、同时距缸盖上方 4 cm 的两个位置,然后用采样频率为 11 kHz 的声强信号设备采集无负荷下 800 r/min 怠速工况时的声强信号波形,每种状态下

各测点重复采集 8 次,得到不同状态下的声强信号波形。将声强信号文件进行 3 级小波包分解,在尺度 3 上形成了 8 个频带。对 8 个频带进行能量统计,并进行归一化处理,得到 1 个 8 维的特征向量,即神经网络的输入样本。本次试验共采集了 80 组样本,对应于正常状态和 4 种故障状态,每种状态

16 组样本,部分数据如表 1 所示。从各列数据来看,不同故障之间的数据有很好的区分度,有利于后续决策建立。其中小部分特征向量存在一些偏差,经过倾听原始声文件,发现这些信号在采集过程中附带了其他的环境噪声,因此在故障声强信号采集过程中,一定要注意噪声的影响。

表 1 声强信号与故障状态的试验数据(部分)

Tab.1 Part of the testing data of the sound intensity and fault condition

序号	$E_{30}$	$E_{31}$	$E_{32}$	$E_{33}$	$E_{34}$	$E_{35}$	$E_{36}$	$E_{37}$	$f$
1	0.635 79	0.373 36	0.282 62	0.283 54	0.178 83	0.268 80	0.300 66	0.318 54	001
2	0.614 16	0.384 87	0.299 88	0.288 94	0.202 20	0.267 80	0.307 72	0.306 56	001
3	0.612 53	0.375 83	0.299 84	0.294 07	0.189 61	0.273 86	0.310 95	0.315 51	001
4	0.612 11	0.383 58	0.309 40	0.304 52	0.194 63	0.264 16	0.307 82	0.295 49	001
5	0.604 59	0.381 60	0.307 09	0.296 00	0.205 39	0.267 03	0.309 99	0.312 00	001
6	0.610 12	0.383 03	0.299 54	0.290 75	0.201 98	0.264 64	0.313 36	0.312 67	001
7	0.601 76	0.371 92	0.316 81	0.293 80	0.199 57	0.256 58	0.329 04	0.314 53	001
8	0.660 70	0.379 10	0.308 32	0.299 48	0.181 35	0.260 69	0.330 64	0.317 05	001
9	0.593 68	0.371 30	0.303 96	0.301 78	0.216 43	0.293 93	0.315 86	0.305 33	010
10	0.607 61	0.376 78	0.288 05	0.281 68	0.213 10	0.305 51	0.305 28	0.307 55	010
11	0.610 38	0.376 84	0.285 36	0.285 62	0.212 22	0.304 10	0.299 63	0.308 42	010
12	0.635 79	0.373 36	0.282 62	0.283 54	0.178 83	0.268 80	0.300 66	0.318 54	010

对采集样本按测点的不同进行分类,形成 2 组新样本,然后分别用于 2 组子神经网络的训练。这样组合神经网络模型就由 2 组子神经网络(即 NNI1、NNI2)组成,由于分类后的 2 组子神经网络的训练样本数均一样,因此可信度  $e$  值均为 0.5。设 NN0 为由原始数据样本训练的单一神经网络,然后分别对 2 组新训练样本及原始样本进行标准化规范处理,并在 Matlab 软件上编写 BP 神经网络程序进行训练学习,目标误差为 0.001,其中输入层神经元个数为 8、隐含层神经元个数为 17、输出神经元个数为 3<sup>[8~9]</sup>,然后分别进行训练和测试。单一神经

网络和组合神经网络的训练时间、诊断测试结果、拟合精度如表 2 所示,其中实际设置的故障分别为 {001, 010, 011, 100, 101}。通过对 NNI 网络和 NN0 网络的比较可知,经过原始样本分组的 NNI 网络训练精度得到了一定的提高,能更好地满足系统故障诊断要求。通过 20 个测试样本的诊断结果比较,NNI 组合网络模型的误诊率为 5%,NN0 神经网络的误诊率为 20%,其主要原因为:NNI 各子神经网络的模型精度相对较高,同时由于可从不同测点对故障进行融合诊断,从而能有效地降低多测点下因样本间出现干涉而得出错误结论的概率。

表 2 两套神经网络模型比较

Tab.2 Comparison of neural network between NN0 and NNI

网络模型	诊断结果比较训练					时间/s	拟合精度
NN0	0.310 9	0.004 2	0.013 6	0.394 9	1.164 6	14.5	0.001 4
	-0.161 9	1.000 5	1.013 0	0.537 0	-0.059 9		
	0.714 9	0.305 6	1.129 5	0.727 7	0.605 2		
NNI1	10.011 5	0.081 1	-0.308 2	1.203 0	1.095 3	4.64	0.000 8
	0.333 4	0.960 6	1.196 5	-0.352 9	0.044 5		
	0.533 6	0.144 0	1.175 4	-0.339 6	0.888 4		
NNI2	-0.083 6	-0.011 7	0.215 7	0.605 8	1.044 5	6.25	0.000 9
	0.143 2	1.069 3	0.638 4	0.236 4	-0.007 5		
	0.743 7	0.098 9	1.189 5	-0.346 0	0.988 9		

### 3 结束语

提出了一种基于声强信号分析和组合式神经网络推理的发动机故障诊断方法,为发动机故障诊断提供了一种新的诊断方法和思路。该方法针对发动机声强信号特征参数变化和故障状态之间的非线性关系,采用小波包分解重构理论分析了发动机的声

强信号,并形成了反映发动机故障状态的神经网络训练样本,通过对组合网络与单一网络的误诊率、训练时间和拟合残差的对比分析,组合神经网络在诊断精度和学习速度方面要优于单一神经网络,说明采用小波分析和组合式神经网络的发动机声强信号故障诊断方法是有效且实用的。

### 参 考 文 献

- 1 魏少华,陈效华,常思勤. 声强直接测定法在发动机故障诊断中的应用[J]. 农业机械学报,2007,38(3):171~175.  
Wei Shaohua, Chen Xiaohua, Chang Siqin. Direct method for sound intensity acquisition applied in engine fault diagnosis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2007,38(3):171~175. (in Chinese)
- 2 吕琛,王桂增,邱庆刚. 基于声信号小波包分析的故障诊断[J]. 自动化学报,2004,30(4):554~559.  
Lü Chen, Wang Guizeng, Qiu Qinggang. Fault diagnosis based on wavelet packet of sound signal[J]. Acta Automatica Sinica, 2004,30(4):554~559. (in Chinese)
- 3 Abe T, Anderton D. Digital acoustic intensity techniques in gasoline engine noise studies[C]. SAE Paper 820363,1982.
- 4 Takaaki Musha, Jun-ichi Taniguchi. Measurement of sound intensity using a single moving microphone[J]. Applied Acoustics,2005,66(5):579~589.
- 5 王奉涛,马孝江,邹岩 ■,等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. 农业机械学报,2004,35(5):177~180.  
Wang Fengtao, Ma Xiaojiang, Zou Yankun, et al. Local power feature extraction method of frequency bands based on wavelet packet decomposition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004,35(5):177~180. (in Chinese)
- 6 张军,陆森林,和卫星,等. 基于小波包能量法的滚动轴承故障诊断[J]. 农业机械学报,2007,38(10):178~181.  
Zhang Jun, Lu Senlin, He Weixing, et al. Vibrating diagnosis of rolling bearings based on wavelet packet energy feature [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2007,38(10):178~181. (in Chinese)
- 7 徐高欢. 基于 SVM 和噪声分析的发动机诊断系统[D]. 大连:大连理工大学,2007.  
Xu Gaohuan. Engine fault diagnosis system based on sound intensity analysis and SVM[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2007. (in Chinese)
- 8 李增芳,何勇. 基于粗糙集与 BP 神经网络的发动机故障诊断模型[J]. 农业机械学报,2005,36(8):118~121.  
Li Zengfang, He Yong. Study on fault diagnosis model of misfire in engines based on rough set theory and neural network technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2005,36(8):118~121. (in Chinese)
- 9 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLABR2007 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2007.

(上接第 218 页)

- 4 Smith D C, Bernhard R J. Computation of acoustic shape design sensitivity using a boundary element method [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 1992, 114(11): 127~132.
- 5 Salagame R R, Belegundu A D, Koopman G H. Analytical sensitivity of acoustic power radiated from plates [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 1995, 117(11): 43~48.
- 6 Lamancusa J S. Numerical optimization techniques for structural-acoustic design of rectangular panels[J]. Comput. Struc., 1993, 48(4): 661~675.
- 7 Williams E G. Fourier acoustics: sound radiation and nearfield acoustic holography [M]. London: Academic Press, 1999.
- 8 Veronesi W A, Maynard J D. Near-field acoustic holography (NAH) II. holographic reconstruction algorithms and computer implementation[J]. Journal of Acoustic Society of America, 1987, 81(5): 1 307~1 322.