基于小波包和 Elman 神经网络的液压泵故障诊断

刘红梅 王少萍 欧阳平超

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100083)

摘 要：针对液压泵出口故障检测信号信噪比低、难以进行故障特征提取的特点，及传统的 BP 网络进行故障诊断时网络学习具有收敛速度慢和学习、记忆不稳定的缺陷，提出了一种将小波包变换和改进 Elman 神经网络相结合，进行液压泵故障诊断的新方法. 利用具有紧支结构的小波函数对信号进行分解，削减小波系数以滤除信号中的噪声；单支重构以有效提取各频带的故障特征，并以频带能量作为识别故障的特征向量；应用改进的 Elman 神经网络建立从特征向量到故障模式之间的映射，实现液压泵故障分类. 试验结果表明，采用小波包和改进 Elman 神经网络相结合的方法可有效的实现液压泵故障的诊断.

关 键 词：小波包分析；Elman 神经网络；液压泵；故障诊断

中图分类号：TH 137

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2007)01-0067-05

Fault diagnosis based on wavelet package and Elman neural network for a hydraulic pump

Liu Hongmei Wang Shaoping Ouyang Pingchao

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Considering the low signal-to-noise, faint failure characteristics of hydraulic pump, and slow convergence speed and the instability of BP network, a new fault diagnosis method based on the wavelet package analysis and Elman neural network is presented. The wavelet package analysis is adopted to eliminate the noise in the actual signals and to extract the fault characteristics. Through signal decomposition and single reconfiguration with wavelet package, the noise can be eliminated from signals to strengthen the failure signal and to extract fault feature in every frequency bands effectively. Energy of various frequency bands acting as the fault feature vector is input into the improved Elman neural network to realize the mapping between the feature vector and the fault mode. The experiment results verified the effectiveness of the proposed method in the hydraulic pump fault diagnosis.

Key words: wavelet package analysis; Elman neural network; hydraulic pump; fault diagnosis

液压泵故障机理复杂，故障检测信号富含噪声，因此很难进行故障特征的提取. 小波包分析具有很强的特征提取功能，它能够同时在时域和频域中对信号进行分析，有效区分信号中的突变部分和噪声，实现信号的消噪和液压泵故障特征提取[1].

本文采用小波包分解方法对信号进行消噪，提取液压泵故障特征信号，通过小波包分析将信号分解到各频带中，以频带能量作为故障识别的特征向量，并结合神经网络进行液压泵的微弱故障诊断. 由于传统的 BP 神经网络学习收敛速度慢，不能保证收敛到全局最小点，网络的学习、记忆具有不稳定性. 因此，本文采用具有反馈环节的改进 Elman 神经网络进行故障特征的识别. 改进的 Elman 神经网络动态特性良好，训练速度快、学习记忆稳定、诊断结果可靠，特别适合于多故障

收稿日期：2006-01-05

基金项目：北京市自然科学基金资助项目(4012009)

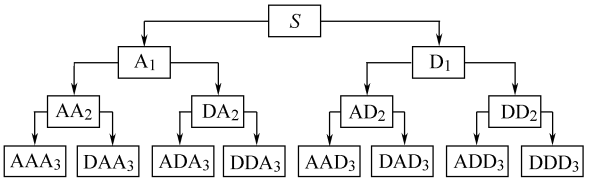
作者简介：刘红梅(1978—)，女，辽宁沈阳人，博士生，liuhongmeigg@tom.com.

的复杂模式识别.

1 小波包分析原理和故障特征提取

1.1 小波包分解

小波包的分解过程如图1所示[2].



S—原始信号;A—低通滤波;D—高通滤波.

图1 小波包分解示意图

小波包分析方法能对信号进行全面的时频分解,对多分辨率分析没有细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高了时频分辨率,可以更加有效地提取故障特征,这点对于故障诊断更具有价值[3].

1.2 小波包系数削减

原始信号可以用多小波包变换系数与其相应基函数相运算的线性组合表示.通常故障特征是由具有最大幅值的小波变换系数所表述的,因此为了选择和保留所需要的数据特征,必须选择出小波变换系数,将"不重要"的小波系数(通常代表噪声)设置为零,而选择"重要"的小波系数(通常幅值最大)保留下来,也即对信号进行消噪处理.

在小波包函数中每一个结点(i,j)都对应着相应的小波包系数$c_{ij}^k(k=1,2,\cdots,m)$.其中,k为在结点(i,j)上的小波系数的个数,(i,j)代表第i层第j个节点.

将所有小波包系数的绝对值$|c_{ij}^k|$与一门限值λ_{ij}进行比较.如果系数的幅值小于λ_{ij},则将系数的值设为零,其他情况下系数的值则为c_{ij}^k,即

$$c_{ij}^k=\begin{cases}c_{ij}^k & |c_{ij}^k|\geqslant\lambda_{ij}\\ 0 & |c_{ij}^k|<\lambda_{ij}\end{cases}\tag{1}$$

λ_{ij}滤掉了幅值较小的小波包系数,保留了包含瞬态现象的"重要"的小波包系数.用每一小波包结点上的系数的均方根值作为设定标准,选择

$$\lambda_{ij}=\sqrt{\frac{1}{k}\sum_1^k(c_{ij}^k)^2}\tag{2}$$

经过以上处理后再提取故障特征,消除了部分噪声,对于机械故障诊断提取特征信号尤为重要,特别是对于液压泵的故障诊断.

1.3 单支重构与特征向量提取

设c_{ij}^k为原始信号经过小波包分解及消噪后的第i层第j个节点的小波包分解系数,对每一个小波包结点的分解系数单支重构,可提取各频带范围的时域信号.以S_{ij}表示c_{ij}^k的单支重构信号,则原始信号为

$$S=\sum_{j=1}^{2^i}S_{ij}\tag{3}$$

式中,i表示小波包分解的层数.

当液压泵出现故障时,会对各频带内信号的能量有较大的影响,因此以各频带信号S_{ij}的能量为元素构造特征向量,可有效提取故障特征.

由于S和S_{ij}均为随机信号,设S_{ij}对应的能量为E_{ij},则有

$$E_{ij}=\int_{t_1}^{t_2}|S_{ij}(t)|^2\mathrm{d}t=\sum_{k=1}^{n}|x_{ij}^k(t)|^2\tag{4}$$

式中,$x_{ij}^k(t)$为S_{ij}的离散点的幅值.

特征向量$\boldsymbol{T}_1$构造如下:

$$\boldsymbol{T}_1=[E_{i1},E_{i2},E_{i3},\cdots,E_{i2^j}]^{\mathrm{T}}\tag{5}$$

当能量较大时,E_{ij}通常是一个较大的数值,在数据分析上会带来一些不便.因此,可对$\boldsymbol{T}_1$进行归一化处理,令

$$E=\left|\sum_{n=1}^{2^j}|E_{ij}|^2\right|^{1/2}\tag{6}$$

则有

$$\boldsymbol{T}=|E_{i1}/E,E_{i2}/E,E_{i3}/E,\cdots,E_{i2^i}/E|^{\mathrm{T}}\tag{7}$$

$\boldsymbol{T}$即为归一化的特征向量.

在故障特征的提取过程中,要适当选择i值,若i值过小,则不能有效提取故障特征,若i值过大,$\boldsymbol{T}$的维数大,会影响诊断的速度.

2 神经网络诊断

$\boldsymbol{T}$提取之后,可利用神经网络的联想记忆和分类功能进行在线故障诊断.

2.1 改进的Elman网络结构

基本的Elman网络利用标准的BP算法仅能辨识一阶动态模型,动态记忆功能有限,为提高网络的动态记忆能力,本文采用改进Elman网络对多故障进行复杂模式识别.它是在前馈网络同层节点间引入互反馈与自反馈,可以更好地实现非线性映射的模式识别,同时关联节点的自反馈连接也在很大程度上精简了网络的规模,提高了学习速度.其网络结构如图2所示,其中网络的外部输入为$u(k)$,输出为$y(k)$,隐层输出为$x(k)\in\mathbf{R}^n$,关联节点的输出为$x_c(k)\in\mathbf{R}^n$;α为关联节点的自反馈系数.

整个网络的输入、输出关系可表示如下[4]:

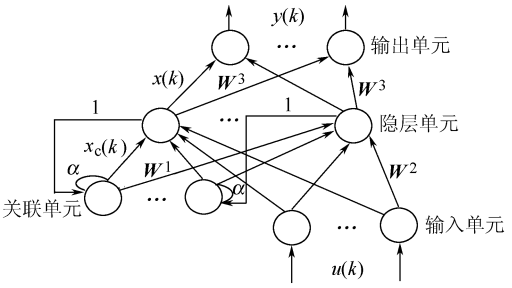


图 2　改进的 Elman 网络结构图

$$\left.\begin{aligned} x(k) &= \boldsymbol{f}(\boldsymbol{W}^1 x_c(k) + \boldsymbol{W}^2 u(k)) \\ x_c(k) &= \alpha x(k-1) + x(k-1) \\ y(k) &= \boldsymbol{g}(\boldsymbol{W}^3 x(k)) \end{aligned}\right\} \tag{8}$$

式中,$\boldsymbol{W}^1$,$\boldsymbol{W}^2$,$\boldsymbol{W}^3$ 分别为关联节点到隐层、输入层至隐层以及隐层到输出层的连接权矩阵;$\boldsymbol{f}(\cdot)$ 和 $\boldsymbol{g}(\cdot)$ 分别为隐层单元和输出单元的激发函数所组成的非线性向量函数.

2.2　学习算法

由于对关联节点上增加了自反馈连接,故改进的 Elman 网络可利用标准 BP 学习算法进行系统辨识.具体算法如下[5]:

$$\left.\begin{aligned} &\Delta w_i^3 = \eta \delta^0 x_i(k) \\ &\Delta w_i^2 = \eta \delta_i^h u(k-1) \\ &\Delta w_{ij}^1 = \eta (\delta^0 w_i^3) \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^1} \\ &\delta^0 = (y_d(k) - y(k)) g'(\cdot) \\ &\delta_i^h = (\delta^0 w_i^3) f_i(\cdot) \\ &\frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^1} = f_i(\cdot) x_j(k-1) + \alpha \frac{\partial x_i(k-1)}{\partial w_{ij}^1} \\ &i,j = 1,2,\cdots,n \end{aligned}\right\} \tag{9}$$

式中,η 为学习速率.与动态反向传播算法比较可以发现,改进的 Elman 网络利用标准的 BP 学习算法就能达到基本 Elman 网络利用动态反传算法所达到的效果[6].

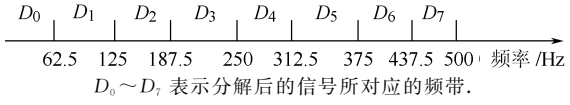
3　液压泵故障诊断试验分析

本文用 SCY 柱塞式液压泵作为试验对象,其转速为 5 280 r/min,相应的轴频率为 88 Hz,轴承为径向推力轴承 F42205LU,轴承滚动体直径 d=6.75 mm,轴承节园直径 D=38.5 mm,轴承接触角 α=0°.根据液压泵故障机理分析,选择信号的最大分辨率为 ω_{max}=500 Hz.在该泵上预先设置了 12 μm 的球头松动,并在轴承的外圈加工宽为0.5 mm、深为 1.5 mm 的小槽模拟轴承外圈裂纹和断裂故障;在轴承内圈加工宽为 0.5 mm、深为 1.5 mm 的小槽模拟轴承内圈裂纹和断裂故障.

下面分别对液压泵正常情况、球头滑靴松动故障、配流盘磨偏故障、液压泵轴承内环故障和液压泵轴承外环故障 5 种运行状态下液压泵壳体处测得的振动信号进行处理.

根据液压泵配流盘偏磨故障机理分析可知,故障特征常常存在于某一频段内,这样其他频率段的信号在故障特征提取时属于噪声信号.为了有效地提取故障特征,应对信号进行消噪处理.小波包分解信噪分离的途径是在所关心的频率成分下,通过小波包分解,只保留所关心的频带的小波变换的结果,将其他通道的变换结果置零,再重新合成信号,提取各频带能量作为特征向量.

对液压泵壳体振动信号进行小波分解,提取信号的特征向量.采用的小波函数为 db 家族的 db3 函数,因为它能够捕捉到最大的能量信号,将原始信号进行小波包的 3 层分解,分解后信号的各频带位置示意图如图 3 所示.



$D_0 \sim D_7$ 表示分解后的信号所对应的频带.

图 3　各频带位置示意图

序号为 n 的小波包分解对应的频带为

$$(n\omega_{max}/2^N, (n+1)\omega_{max}/2^N) \tag{10}$$

式中,N 为分解层数;ω_{max} 为最大分辨率.第 3 层各个频段对应的频率为(62.5n,62.5(n+1)),进行小波系数削减(消噪).图 4 为液压泵出口振动信号在小波消噪前后的示意图,很明显原始振动信号中含有大量的噪声,信号的随机性强,利用小波包分解进行消噪,可以有效地去除噪声信号.

由图 4 可以看出,选取的小波消噪的全局阈值为 1.049,对液压泵出口振动信号进行小波包分解的目的是消除信号的噪声,有效提取故障频段.

图 5 和图 6 为经过小波消噪处理后配流盘偏磨和滑靴松动信号频谱图.从中可看出在不同故障情况下各频带能量分布和大小不同.因此,将各种故障情况下的振动信号经过小波消噪处理后,计算各频带能量,将其进行归一化处理(如表 1 所

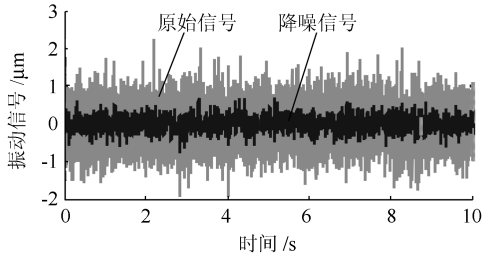


图 4　故障振动信号及其消噪信号

示)后作为神经网络的输入.网络的期望输出如表2所示.因此,根据输入 $\boldsymbol{T}$ 的维数和液压泵故障类型数确定 Elman 神经网络输入、输出层结点数分别为8和5,隐层结点数根据经验选为10,隐层和输出层的激活函数均选用对数 Sigmoid 函数.

为了利用改进 Elman 神经网络识别液压泵故障,首先必须对网络进行训练.将归一化后的样本送入 Elman 网络进行训练,为了验证训练所得网络得正确性,对于每种工况选择一个检验样本送入神经网络得到网络输出,如表3.从表3可以看出,在4种工况下 Elman 网络对应单元得输出分别为0.923 4,0.945 1,0.878 8,0.754 3,0.954 1.比较表2的理想输出和表3的实际输出可以看出,采用 Elman 神经网络诊断的准确率是很高的,实验证明,故障诊断的准确率高达95%以上.

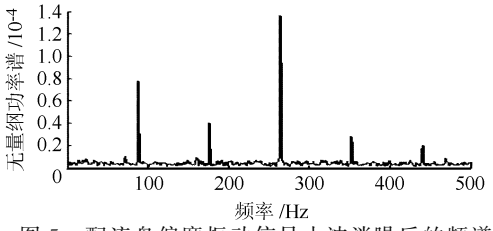


图5 配流盘偏磨振动信号小波消噪后的频谱图

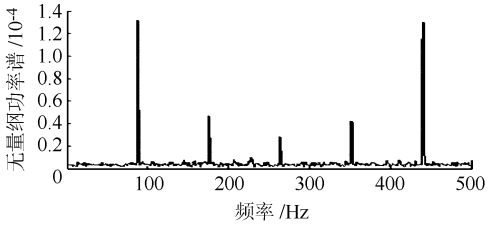


图6 滑靴松动振动信号小波消噪后的频谱图

表1 T 值

故障类型	E_1/E	E_2/E	E_3/E	E_4/E	E_5/E	E_6/E	E_7/E	E_8/E
正常情况	0.179 2	0.511 8	0.321 9	0.507 8	0.160 7	0.343 8	0.223 5	0.388 0
滑靴松动	0.177 4	0.640 0	0.103 6	0.296 3	0.422 8	0.468 8	0.122 1	0.172 4
	0.176 1	0.633 3	0.107 0	0.300 2	0.409 3	0.500 7	0.100 4	0.194 9
配流盘磨偏	0.052 0	0.160 4	0.627 5	0.115 3	0.032 8	0.048 0	0.746 3	0.654
	0.051 2	0.166 2	0.648 0	0.116 0	0.030 6	0.049 0	0.726 6	0.071 9
轴承内环损伤	0.041 1	0.112 5	0.058 4	0.119 0	0.036 8	0.064 9	0.049 7	0.979 8
	0.042 6	0.117 6	0.562	0.118 5	0.034 7	0.066 0	0.050 1	0.965 8
轴承外环损伤	0.117 3	0.261 2	0.175 9	0.293 2	0.838 1	0.191 9	0.128 0	0.213 3
	0.119 2	0.267 3	0.174 3	0.290 1	0.832 5	0.193 7	0.125 8	0.207 5

表2 Elman 网络的期望输出

状态	输出节点				
	1	2	3	4	5
正常情况	1	0	0	0	0
滑靴松动	0	1	0	0	0
配流盘磨偏	0	0	1	0	0
轴承内环损伤	0	0	0	1	0
轴承外环损伤	0	0	0	0	1

表3 测试样本的输出

状态	输出节点				
	1	2	3	4	5
正常情况	0.923 4	0.016 0	0.053 8	0.001 2	0.017 4
滑靴松动	0.049 9	0.945 1	0.001 4	0.051 5	0.029 8
配流盘磨偏	0.033 8	0.000 5	0.878 8	0.049 2	0.034 0
轴承内环损伤	0.023 0	0.025 3	0.032 2	0.754 3	0.019 1
轴承外环损伤	0.041 9	0.024 5	0.008 0	0.064 8	0.954 1

4 结 论

根据液压泵故障信号的特点,应用小波包分析的方法对信号进行消噪,并提取信号频带的特征量,同时采用改进的 Elman 神经网络建立故障和征兆之间的非线性关系.实验数据和分析结果表明:①小波包分析能够将信号进行多层次的划分,根据被分析信号的特征,自适应的选择相应的频带,从而提高信号的时-频分辨率,在时域和频域上有效突出故障信息,实现微弱故障的高效诊断.②改进的 Elman 神经网络训练速度快、学习记忆稳定,能够实现多故障的复杂模式识别.③小波包与 Elman 神经网络的结合可方便地实现液压泵地精密诊断,准确率很高.

参考文献(References)

[1] Goumas S K, Zervakis M E. Classification of washing machines vibration signals using discrete wavelet analysis for feature extraction[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2002, 51(3):497-508

[2] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002:116-117
Peng Yuhua. Wavelet transformation and engineering design [M]. Beijing: Science Publishing House, 2002:116-117(in Chinese)

[3] 胡昌华，张军波. 基于 MABLAB 的系统分析与设计——小波分析[M]. 西安：西安电子科技大学出版社，2001:209－211
Hu Changhua, Zhang Junbo. System analysis and design based on Matlab—Wavelet analysis[M]. Xi'an: Xi'an Electronic Technology Publishing House, 2001: 209－211(in Chinese)

[4] 王少萍. 液压泵计算机辅助测试及故障诊断研究 [D]. 北京：北京航空航天大学自动控制系，1994
Wang Shaoping. Computer aided test and fault diagnosis to hydraulic pump [D]. Beijing: Dept of Automation Control, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1994(in Chinese)

[5] 宋友，柳重堪，李其汉. 基于小波包分解的早期碰摩故障诊断研究[J]. 北京航空航天大学学报，2003，29(1):87－90
Song You, Liu Chongkan, Li Qihan. Early rub-impact fault diagnosis based on wavelet packet decomposition[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 29(1):87－90(in Chinese)

[6] 翁海娜，房建成，杨功流，等. 基于调频高斯小波变换的导航传感器故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报，2002，28(4):477－480
Weng Haina, Fang Jiancheng, Yang Gongliu, et al. Fault diagnosis for navigational sensors based on modulated gaussian wavelet transformation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 28(4): 477～480 (in Chinese)

(责任编辑:刘登敏)

(上接第 31 页)

参考文献（References）

[1] 马绍民，章国栋. 综合保障工程 [M]. 北京：国防工业出版社，1995:12－15
Ma Shaomin, Zhang Guodong. Integrated support engineering[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1995:12－15(in Chinese)

[2] Zhang Wenjin, Kang Rui, Guo Linhan, et al. Study on military equipment support modeling and simulation[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2005, 18(2):142－146

[3] 杨为民，屠庆慈，盛一兴. 民用飞机蒙特卡罗可靠性仿真[J]. 北京航空航天大学学报，1992(1):16－23
Yang Weimin, Tu Qingci, Sheng Yixing. Monte-Carlo simulation of commerctal aircraft reliability[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1992(1): 16－23(in Chinese)

[4] Warrington Les, Jones Jeffery A, Davis Neil. Modelling of maintenance, within discrete event simulation[C]// Proceedings of the Annual Reliability and Maintainability Symposium. Seattle: IEEE, 2002: 260－265

[5] Blanchard Benjamin S, Fabrycky Wolter J. Systems engineering and analysis[M]. 3rd ed. New Gersey: Prentice-Hall, 2002:412－413

[6] Law A M, Kelton W D. Simulation modeling and analysis [M]. 3rd ed. New York: McGraw-Hill, 2000:439－459

[7] Gupta P, Bazargan M, McGrath R N. Simulation model for aircraft line maintenance planning[C]// Proceedings of the Annual Reliability and Maintainability Symposium. Tampa: IEEE, 2003:387－391

(责任编辑:娄　嘉)