

基于小波包参数模型的滚动轴承智能故障诊断*

李健宝, 彭 涛

(湖南工业大学电气与信息工程学院 株洲, 421008)

摘要 针对平稳自回归模型无法准确描述滚动轴承振动信号的非平稳性, 提出一种结合小波包分解与自回归模型的故障特征提取方法, 以提取能准确反映轴承运行状态的特征向量。首先, 通过小波包变换对滚动轴承运行时产生的非平稳振动信号进行分解, 得到一系列刻画原始信号特征的系数; 然后, 利用自相关算法对各系数建立自回归模型, 并将自回归模型的参数作为特征向量; 最后, 采用支持向量机分类器对提取的特征向量进行故障分类, 从而实现滚动轴承的智能故障诊断。仿真结果表明该方法的有效性。

关键词 故障诊断; 小波包; 自回归模型; 支持向量机; 滚动轴承

中图分类号 TP206+.3

引 言

滚动轴承故障诊断的目标是通过提取机器运行状态的特征参数并建立特征参数与运行状态之间的关系来监测系统所处的状态。一般有 3 个步骤: a. 故障振动信号的获取; b. 故障特征的提取; c. 故障的识别或诊断。其中最为关键的是故障特征的提取。

轴承运行时的振动信号是一种典型的时间序列, 很难用一个完全确定的数学函数来表达。传统的时间序列分析方法所用的自协方差函数和自谱函数都是非参数模型, 而现代时序分析方法通过将观测数据拟合为一个参数模型, 实现对系统内在结构和动态特征的近似描述^[1]。自回归(AR)参数模型是在假定信号为平稳随机的条件下建立的, 而滚动轴承振动信号往往含有大量的非平稳成分, 因而对其建立 AR 参数模型与实际情况有较大误差。小波包能将信号分解为一系列刻画原始信号特征的系数^[2-4], 对小波包分解后的结点系数建立 AR 参数模型, 可大大减小模型误差, 提高模型的性能, 从而有效实现滚动轴承振动信号特征的提取。

支持向量机(SVM)^[5]是在统计学习理论基础上发展起来的一种新的机器学习方法, 它较好地解决了小样本、非线性和高维模式识别等实际问题, 已被成功应用于模式识别与故障诊断^[6-7], 成为当前机

器学习领域的研究热点。

笔者对滚动轴承振动信号先进行小波包分解, 然后建立各结点系数的自回归模型, 将自回归模型参数作为特征向量来表征轴承所处的状态, 再利用支持向量机对滚动轴承的运行状态进行模式识别和故障分类。通过与常用特征提取方法^[8-12]进行对比仿真试验, 结果显示了本文方法的优越性。

1 小波包自回归模型的建模

1.1 小波包变换

小波包变换通过对小波变换^[13]中没有细分的高频部分进行分解, 从而提高了频率分辨率。对待分解信号 $x(t)$ 进行小波包分解, 当分解到第 N 层时, 可得到 2^N 个子频带, 图 1 为 $N=3$ 时的小波包数据分解关系, 其中 d_{30} 代表第 3 层第 0 个结点的系数, 其他依此类推。

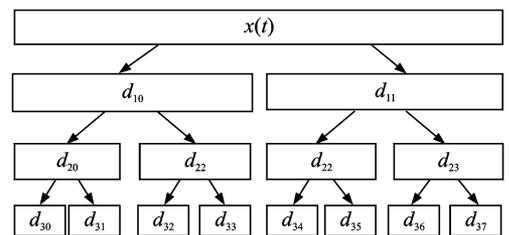


图 1 3 层小波包分解

* 国家自然科学基金资助项目(编号:60774069);中国博士后科学基金资助项目(编号:20070410462);湖南省科技厅科技计划资助项目(编号:2007FJ4142);湖南省教育厅科技计划资助项目(编号:07C005)

收稿日期:2010-01-18;修改稿收到日期:2010-06-22

1.2 小波包系数的自回归建模

对小波包分解后的各个结点系数分量 $d_{IJ}(n)$, $I=1,2,\dots,N$ 为分解层数; $J=0,1,\dots,2^I-1$ 为第 I 层第 J 个结点; $n=0,1,\dots,N_1, N_1$ 为结点系数长度,可建立如下 AR(p)模型

$$d_{IJ}(n) = - \sum_{i=1}^p a_p(i) d_{IJ}(n-i) + \varepsilon(n) \quad (1)$$

其中: $\varepsilon(n)$ 为零均值和方差为 σ^2 的白噪声信号; p 为模型的阶次; $a_p(i), i=1,2,\dots,p$ 为模型的自回归参数,可采用自相关算法求得^[1]。

2 支持向量机分类器原理

SVM 是一种建立在统计学习理论和结构风险最小原理基础上的新型学习机器。对于两类线性不可分样本,通过一个非线性映射 $\varphi(x)$ 将其映射到高维特征空间中,并用核函数 $K(X, X_i)$ 代替高维特征空间中的点积运算,最后通过寻找最优分类超平面建立最优分类函数,使样本得到正确区分。

对给定的两类样本集 $\{(X_i, y_i)\} (i=1,2,\dots,N), y_i \in \{1, -1\}$ 表示类别, $X \in R^n$ 。利用 SVM 原理可得到如下的最优分类函数^[14]

$$f(X) = \text{sgn}\left\{\left(\sum a_i^* y_i K(X, X_i) + b^*\right)\right\} \quad (2)$$

SVM 实质上是一种二类分类器,实际应用中,通常需要进行多类分类,可以利用上述方法构造多个二类分类器,通过求解多个分类超平面而获得多类分类问题的最优解。

3 基于小波包参数模型与 SVM 的滚动轴承故障识别方法

首先对待分解信号 $x(t)$ 进行 3 层小波包分解,得到 8 个结点系数;然后建立各结点系数的 AR 模型,将 AR 模型参数作为轴承的运行状态特征向量;最后利用 SVM 对轴承的运行状态进行识别。具体步骤如下:

1) 小波包分解

对来自传感器的含有大量噪声的原始信号进行低通滤波等预处理,得到待分解信号 $x(t)$,进行 3 层小波包分解得到各结点系数 $d_{IJ}, I=3, J=0,1,\dots,7$ 。

2) 建模

对 $d_{IJ} (I=3, J=0,1,\dots,7)$ 建立式(1)的 AR 模型,估计出其自回归特征参数向量 $a_p^{(J)}(j)$ 。此处,

$a_p^{(J)}(j) (J=0,1,\dots,7; j=1,2,\dots,p)$ 表示第 J 个结点系数的第 j 个 AR 特征参数,并构造特征向量 $X_i = [a_p^{(0)}(1), \dots, a_p^{(0)}(p), \dots, a_p^{(7)}(1), \dots, a_p^{(7)}(p)] (i=1, 2, \dots, N)$ 为第 i 个样本)。由特征向量 X_i 构造出训练样本集 $\{(X_i^{\text{train}}, y_i)\}$ 和测试样本集 $\{(X_j^{\text{test}}, y_j)\}$, 其中 $y_i, y_j \in \{1, 2, 3, 4\}$ 为分类器目标输出值(1 为轴承正常, 2 为内环故障, 3 为滚珠故障, 4 为外环故障)。

3) 建立 SVM 分类器

利用训练样本对 SVM 分类器进行训练。由于本文所用 SVM 分类器是两类分类,而本试验中轴承的运行状态类型不止两类;因此,要构造多个 SVM 分类器,每两类训练一个分类器,对于一个 k 类分类问题,需要有 $k(k-1)/2$ 个分类器。

4) 未知状态样本的分类和故障识别

用训练好的 SVM 多类分类器对测试样本进行故障模式识别。

4 试验

部分数据来自美国 Case Western Reserve 大学轴承数据中心提供的数据,轴承几何尺寸和试验设备见文献[15]。信号的采样频率为 48 000 Hz,原始信号通过低通滤波等预处理后,以 1 024 个采样点为一组,得到正常、内环故障、外环故障及滚动体故障等各种状态下的待分解信号。按照本文方法,对每一组信号进行 3 层小波包分解。图 2 为各状态下的振动信号时域图,图 3~图 6 为各状态下的振动信号经小波包分解后的系数波形图。由图 3~图 6 可以看出,结点系数差别很大,有效刻画了原始信号的特征。对各结点系数建立 AR 参数模型即可有效提

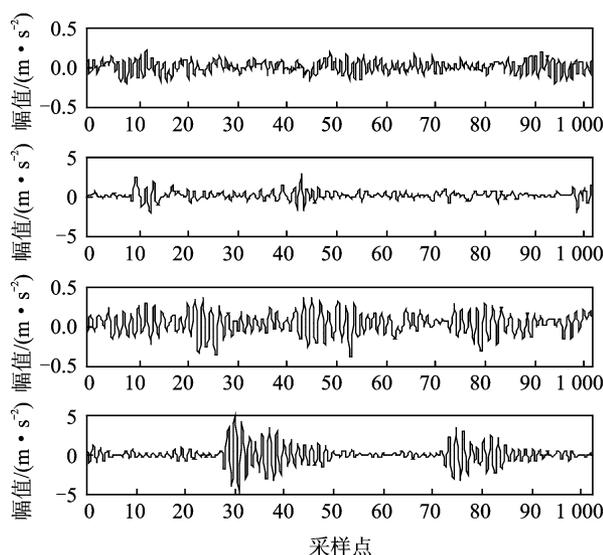


图2 各状态下的时域波形

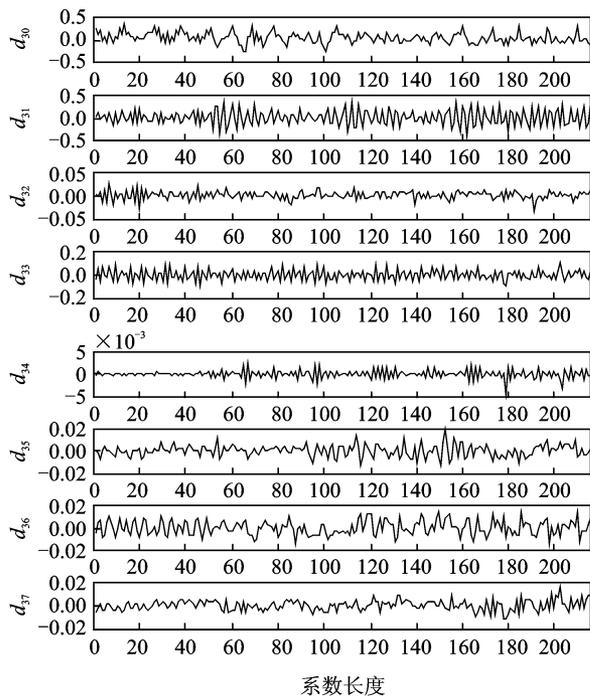


图3 正常状态下各结点系数

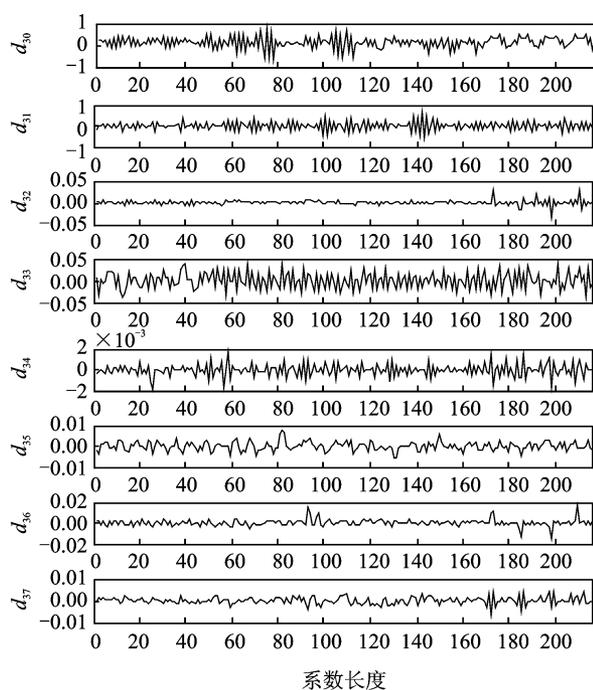


图5 滚动体故障下各结点系数

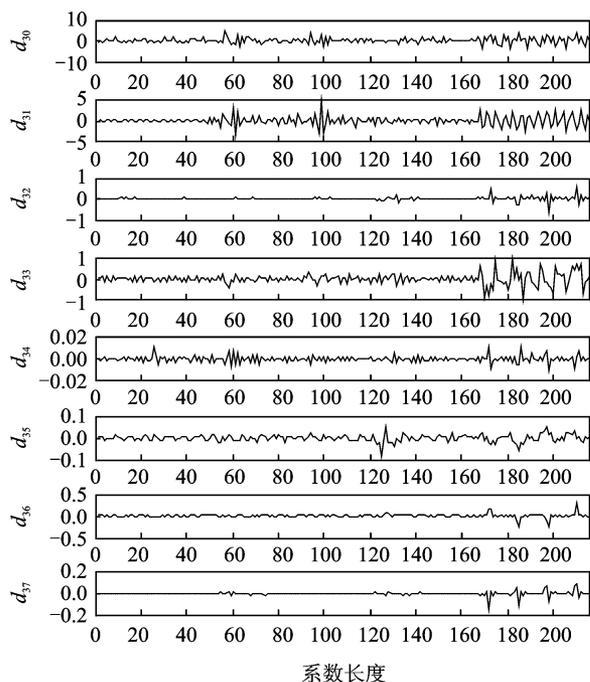


图4 内环故障下各结点系数

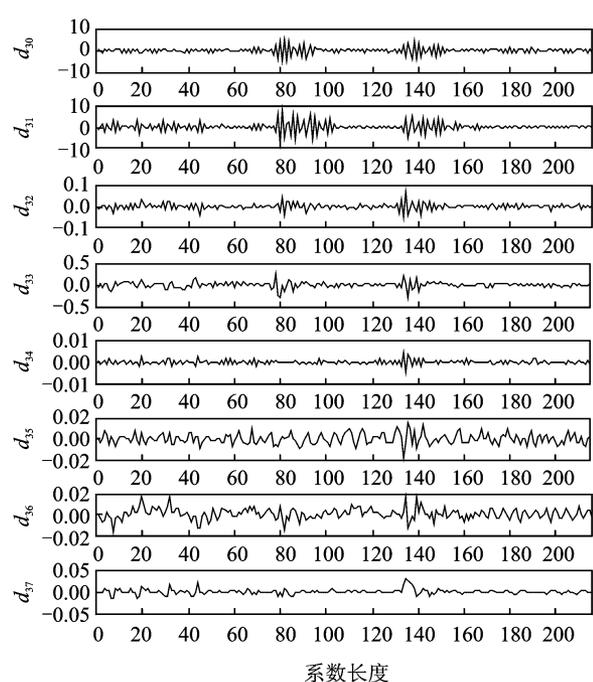


图6 外环故障下各结点系数

取原始信号的特征向量。

试验中,对各结点系数建立20阶AR模型,从而获得160个AR参数作为每一组信号的特征向量。从每种状态下随机抽取10组共40组特征向量作为训练样本建立SVM分类器,用剩下的样本作为测试样本,利用建立的SVM分类器进行故障识别与分类,并与下面两种常用特征提取方法进行了对比试验:

1) 对振动信号进行3层小波包分解再重构,采用各窄带信号的归一化能量作为特征向量^[8-10];

2) 对信号直接建立其 p 阶AR参数模型,以AR参数作为特征向量(p 取20)^[11-12]。

在不同故障点大小、不同负载和不同转速情况下进行仿真试验,试验结果如表1所示。表中:a表明正常状态;b表明内环故障状态;c表明滚动体故障状态;d表明外环故障状态;A表明以小波包分解

表1 不同条件下各类状态的正确识别率

故障点 大小/cm	负载 /W	转速/ (r · min ⁻¹)	状态	训练 样本数	测试 样本数	SVM 正确识别率/%		
						A	B	C
0.017 78	0	1 797	a	10	228	94.50	100	100
0.017 78	0	1 797	b	10	228	89.91	94.95	95.87
0.017 78	0	1 797	c	10	229	88.13	94.43	98.63
0.017 78	0	1 797	d	10	227	95.85	94.93	100
0.035 56	735	1 772	a	10	462	100	99.12	100
0.035 56	735	1 772	b	10	362	85.89	88.94	93.18
0.035 56	735	1 772	c	10	464	84.08	86.15	91.63
0.035 56	735	1 772	d	10	463	89.18	86.16	96.25
0.053 34	1 470	1 750	a	10	463	100	100	100
0.053 34	1 470	1 750	b	10	469	86.78	88.89	97.60
0.053 34	1 470	1 750	c	10	465	82.09	87.49	92.31
0.053 34	1 470	1 750	d	10	466	87.26	88.60	95.18

后得到的8个窄带信号的归一化能量作为信号的特征向量,利用SVM进行状态识别的结果;**B**表明以每组信号直接建立20阶AR模型的参数作为特征向量,利用SVM进行状态识别的结果;**C**表明用本文方法获得的小波包AR模型参数作为特征向量,利用SVM进行状态识别的结果。由表1可知,相同的条件下,使用相同的分类器,该方法的正确识别率明显高于其他两种方法,试验结果说明了该方法的有效性。

5 结束语

经小波包变换之后得到的各结点系数较为准确地刻画了原始信号的特征,建立的AR模型可以有效地提高模型性能和特征提取的有效性,使用SVM多类分类器具有更强的分类能力。试验结果表明,本文方法能有效、准确识别滚动轴承的故障类别。

参 考 文 献

[1] 吴今培,孙德山. 现代数据分析[M]. 北京:机械工业出版社,2006.

[2] Rubini R, Meneghetti U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001,15(2):287-302.

[3] Yary G Y, Lin K C. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000,47:650-667.

[4] 吴延军,赵艳,吕维雪. 小波包分解及其参数模型[J]. 应用声学,1998(3):25-29.
Wu Yanjun, Zhao Yan, Lü Weixue. Wavelet packet

decomposition and its parametric model[J]. Applied Acoustics, 1998(3):25-29. (in Chinese)

- [5] Vapnik V, Levin E L, Cun Y. Measuring the VC-dimension of a learning machine[J]. Neural Computation, 1994,6:851-876.
- [6] Wang Li, Zhou Xinli, Wei Xunkai. Fault diagnosis method based on support vector machines and its application [J]. Fire Control & Command Control, 2006,31(4):9-11.
- [7] 吴德会. 一种基于支持向量机的齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2008,28(4):338-42.
Wu Dehui. Gearbox fault diagnosis based on SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008,28(4):338-342. (in Chinese)
- [8] 田野,陆爽. 基于小波包和支持向量机的滚动轴承故障模式识别[J]. 机床与液压,2006(16):236-240.
Tian Ye, Lu Shuang. Fault pattern recognition of rolling bearing based on wavelet packet and support vector machine[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2006(16):236-240. (in Chinese)
- [9] 李世玲,李治,李合生. 基于小波包能量特征的滚动轴承故障监测方法[J]. 系统仿真学报,2003(1):76-80.
Li Shiling, Li Zhi, Li Hesheng. The method of roller bearing fault monitoring based on wavelet packet energy feature[J]. Journal of System Simulation, 2003(1):76-80. (in Chinese)
- [10] 吴斌,尉询楷,刘国庆,等. 支持向量机的滚动轴承状态监测[J]. 火力与指挥控制,2006(11):85-87.
Wu Bin, Wei Xunkai, Liu Guoqing, et al. Rolling bearing status monitoring based on support vector machines [J]. Fire Control & Command Control, 2006(11):85-87. (in Chinese)
- [11] 柳新民,邱静,刘冠军. 基于AR-连续HMM的故障诊

断模型及应用[J]. 机械科学与技术, 2005(3): 350-352.

Liu Xinmin, Qiu Jing, Liu Guanjun. A diagnosis model based on AR-continuous HMM and its application [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2005(3): 350-352. (in Chinese)

[12] 陆爽,侯跃谦. 基于 AR 模型和径向基神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2004(5): 10-14.

Lu Shuang, Hou Yueqian. Fault diagnosis of rolling bearing based on AR model and radial basis function neural networks[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2004(5): 10-14. (in Chinese)

[13] Tafreshi R, Ahmadi H, Sassani F, et al. Informative wavelet algorithm in diesel engine diagnosis[C]// Intelligent Control; Proceedings of the IEEE. Washington DC: IEEE Press, 2002: 361-366.

[14] 沈志熙,黄席樾,马笑潇. 基于 EMD 和支持向量机的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1): 19-22.

Shen Zhixi, Huang Xiyue, Ma Xiaoxiao. Fault diagnosis of diesel engine based on empirical model decomposition and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 19-22. (in Chinese)

[15] Case western reserve university bearing data center [EB/OL]. [2010-01-18]. http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/welcome_overview.htm.

第一作者简介:李健宝,男,1979年6月生,硕士研究生。主要研究方向为信号处理与故障诊断。曾发表《基于 AR 模型和 KFDA 的滚动轴承故障诊断》《华中科技大学学报》2009 年第 37 卷增刊)等论文。

E-mail: yourgrantly@163.com.

第五届全国振动利用工程学术会议暨第四次全国超声电机技术研讨会

联合征文通知

为促进振动利用工程、超声电机技术及其相关研究方向的进一步发展,第五届全国振动利用工程学术会议暨第四次全国超声电机技术研讨会将于 2012 年 10 月 13—15 日在南京召开。

本次会议是由中国振动工程学会振动利用与控制专业委员会、国家自然科学基金委员会和南京航空航天大学联合主办,由南京航空航天大学承办。欢迎全国各高等院校、科研院所、工矿企业、国防军工、仪器仪表等从事振动领域工作和超声电机技术及其应用的专家、学者和工程师们踊跃投稿,积极参加这次学术交流盛会,共同探讨振动学科和超声电机技术发展、交流研究成果和心得体会。本次会议期间同时举办振动测量仪器、振动利用装置、超声电机及其相关仪器设备展览会。欢迎研制或生产上述仪器设备的单位前来参展!

重要日期: 2012 年 5 月 1 日前提交摘要(500 字); 2012 年 6 月 1 日前发摘要接收通知; 2012 年 9 月 1 日前全文提交。摘要及全文提交邮箱: CV5-WU4@nuaa.edu.cn。

会议秘书处: 南京市御道街 29 号南京航空航天大学 359 信箱,南京航空航天大学精密驱动研究所,邮编: 210016,电话: 025-84891812, 025-84896661,电传: 025-84893075,电子邮箱: CV5-WU4@nuaa.edu.cn,联系人: 杨淋博士 13601457730,彭瀚旻博士 13851654791。