

多小波系数特征提取方法在故障诊断中的应用*

赵志宏^{1,2}, 杨绍普², 刘永强²

(1. 石家庄铁道大学信息科学与技术学院 石家庄, 050043) (2. 河北省交通安全与控制重点实验室 石家庄, 050043)

摘要 针对机械故障的特征提取问题, 提出一种基于多小波系数的机械故障特征提取方法。首先, 对不同工况的机械振动信号进行多小波分解; 其次, 利用分解后各层多小波系数的统计特征包括最大值、最小值、均值和标准差作为该工况振动信号的特征向量; 最后, 利用支持向量机的方法对机械故障进行识别。对滚动轴承正常状况与内圈故障、滚动体故障、外圈故障 3 种故障及多种损伤程度的实测振动信号进行故障识别试验, 试验结果表明, 该方法用于机械故障诊断可以获得较高的识别率, 识别效果要优于基于单小波系数统计特征的识别方法, 具有一定的工程应用价值。

关键词 多小波; 故障诊断; 特征提取; 轴承; 支持向量机

中图分类号 TP277; TH17

引言

基于傅里叶变换的信号处理技术在机械故障诊断中得到广泛应用, 信号经过傅里叶变换后表示了信号在频域上的分布情况。但是, 傅里叶变换是对信号的一种整体变换, 也就是说对信号的表示或者完全在时域, 或者完全在频域。机械故障振动信号大多具有非平稳特性, 对于非平稳信号只了解信号在时域或频域的全局特性是不够的。小波变换可以实现振动信号的多尺度分析, 同时提取信号的全局和局部特征, 在机械故障特征提取中具有一些独特的优势^[1-4]。Lin 等^[5]研究表明, 信号经过单小波变换后可以增强其中的故障特征。Li 等^[6]使用 Harr 小波进行了转子不平衡、齿轮故障、滚动轴承故障诊断试验, 结果表明 Harr 小波用于机械故障诊断的可行性。Su 等^[7]提出一种基于 Morlet 小波的轴承滚动体故障诊断方法, 利用 Morlet 小波对原始振动信号进行滤波, 然后提取信号中的故障特征。

多小波是小波理论的新发展^[8-11], 它是由两个或两个以上的函数作为尺度函数生成的小波。为了区别多小波与传统意义下由一个尺度函数生成的小波, 称后者为纯量小波, 也称单小波。由于多小波可以同时拥有许多良好的性质, 如对称性、短支撑性、正交性和高阶消失矩等, 使得多小波比单小波具有更多的优势^[12-13]。袁静等^[14]利用多小波的方法

有效地揭示出齿轮箱早期裂纹的微弱故障特征信息, 并成功提取出机车滚动轴承外圈轻微擦伤故障的特征频率。何正嘉等^[15]进行了基于多小波的内积匹配试验, 试验结果表明, 多小波可以帮助基函数在内积匹配过程中更加准确地提取微弱故障特征, 可以作为信号分解的特征波形混合基来匹配信号中的多个特征信息, 实现复合故障耦合特征的一次性分离与提取。

目前多小波在机械故障诊断中的应用主要用于故障信号降噪、机械故障特征频率的提取。笔者提出一种新的基于多小波的特征提取方法, 利用振动信号多小波分解后多小波系数的统计特征作为机械故障特征信息进行故障诊断。机械故障诊断试验表明, 文中所提的方法可以有效地提取机械故障特征。另外, 与单小波变换后系数的统计特征作为故障特征进行比较, 结果表明, 基于多小波系数统计特征的方法可以获得更好的识别效果。

1 多小波介绍

与单小波变换不同, 多小波变换具有多个尺度函数与多个小波函数, 因此, 一般采用矩阵的形式。多尺度函数 $\varphi_1(t), \dots, \varphi_r(t)$ 须满足两尺度矩阵方程

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k \mathbf{G}_k \varphi(2t - k) \quad (1)$$

多小波函数 $\psi_1(t), \dots, \psi_r(t)$ 必须满足矩阵方程

* 国家自然科学基金资助项目(11172182, 11202141, 11472179)

收稿日期: 2013-02-24; 修回日期: 2013-04-03

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k \mathbf{H}_k \varphi(2t - k) \quad (2)$$

其中: $\mathbf{G}_k, \mathbf{H}_k$ 为 $r \times r$ 的系数矩阵。

GHM 多小波^[7]是目前应用最广泛的多小波函数,它是由 Geronimo, Hardin 和 Massopust 应用复杂的分形插值法得到。他们首先构造出具有短支撑、正交的、对称和具有二阶消失矩的两个尺度函数 $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2)^T$ 。接着,利用分形插值的手法,构造出了 $\Psi = (\psi_1, \psi_2)^T$,得到了 GHM 多小波。GHM 多尺度函数有 4 个系数矩阵: $\mathbf{G}_0, \mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2$ 和 \mathbf{G}_3 。

$$\mathbf{G}_0 = \begin{bmatrix} \frac{3}{5\sqrt{2}} & \frac{4}{5} \\ -\frac{1}{20} & -\frac{3}{10\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \mathbf{G}_1 = \begin{bmatrix} \frac{3}{5\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{9}{20} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{9}{20} & -\frac{3}{10\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \mathbf{G}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -\frac{1}{20} & 0 \end{bmatrix}$$

GHM 多小波函数有 4 个系数矩阵: $\mathbf{H}_0, \mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2$ 和 \mathbf{H}_3 。

$$\mathbf{H}_0 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{20} & -\frac{3}{10\sqrt{2}} \\ \frac{1}{10\sqrt{2}} & \frac{3}{10} \end{bmatrix}, \mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} \frac{9}{20} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{9}{10\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} \frac{9}{20} & -\frac{3}{10\sqrt{2}} \\ \frac{9}{10\sqrt{2}} & -\frac{3}{10} \end{bmatrix}, \mathbf{H}_3 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{20} & 0 \\ -\frac{1}{10\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix}$$

与单小波的分解和重构类似,多小波的分解公式^[16]如下

$$C_{j,k} = \sqrt{2} \sum_n \mathbf{H}_n C_{j-1, n+2k} \quad (3)$$

$$D_{j,k} = \sqrt{2} \sum_n \mathbf{G}_n C_{j-1, n+2k}$$

多小波的重构公式为

$$C_{j-1, n} = \sqrt{2} \sum_k (\mathbf{H}_n^T C_{j, n+2k} + \mathbf{G}_n^T D_{j, n+2k}) \quad (4)$$

其中: $C_{j,k}$ 为 r 维低频系数; $D_{j,k}$ 为 r 维高频系数。

研究与发展多小波的动机是多小波可以具备单小波无法同时满足的正交性、对称性、高阶消失矩等特性。另外,同时拥有多个尺度函数和小波函数可以匹配信号中的多种特征波形,使得多小波与单小波相比在动力学分析与机械故障诊断方面具备显著的优势。

2 基于多小波特征提取方法

多小波系数可以提供机械故障振动信号能量在

时域与频域的分布。因此,笔者利用振动信号经过多小波分解后得到的细节与近似系数作为机械故障诊断的特征。用来进行多小波分析的机械振动信号的数据段长度取为 1 024。将机械振动信号的每一个数据段进行四层多小波分解,得到多小波细节系数 (D_1, D_2, D_3, D_4) 与近似系数 A_1 。因为 GHM 多小波有两个尺度函数与小波函数,经过分解后,每个振动信号的数据段可以得到 2 048 个多小波系数。为了降低多小波系数作为特征向量的维数,将多小波系数的统计量用来作为故障诊断的特征。下面 4 种多小波系数的统计值用来作为机械故障的特征: a. 每个频带多小波系数的最大值; b. 每个频带多小波系数的最小值; c. 每个频带多小波系数的均值; d. 每个频带多小波系数的标准差。

3 试验

3.1 试验数据

轴承试验所用的实测振动加速度数据^[17]来自于 Case Western Reserve University, 该数据可以在网上下载,已成为机械故障诊断的一个基准测试数据集。其中滚动轴承的型号为 SKF6205, 有 4 种类型: 正常、滚动体故障、内圈故障以及外圈故障, 轴承的损伤状况是单一损伤, 是利用电火花机分别在内圈、外圈和滚动体人工加工制作。损伤的直径有 4 种: 0.177 8, 0.355 6, 0.533 4 和 0.711 2 mm。利用风机来调节电机的负载, 产生的载荷分别为 0, 735, 1 470, 2 205 W。振动加速度传感器垂直安装在感应电机输出轴支撑轴承上方的壳上进行数据采集。文中选用采样速率为 12 kHz、转速为 1 797 r/min、载荷为 0 的数据进行试验, 将不同故障类型、不同损伤程度的轴承分为 10 种工况进行诊断, 同时测试该方法对故障类型及损伤程度的识别能力, 轴承十种工况的振动加速度时域信号如图 1 所示。

3.2 轴承不同工况多小波系数比较

将轴承不同工况的振动信号进行多小波 4 层分解可以得到 5 个频带, 利用各频带的最大值、最小值、均值和标准差作为特征, 得到 20 维的特征向量。轴承正常状态、滚动体故障、内圈故障、外圈故障典型样本不同频带的多小波系数的特征值如表 1 所示。从表 1 可以看到, 4 种工况样本的多小波系数的统计特征明显不同, 因此, 可以利用多小波系数作为机械故障诊断的特征。

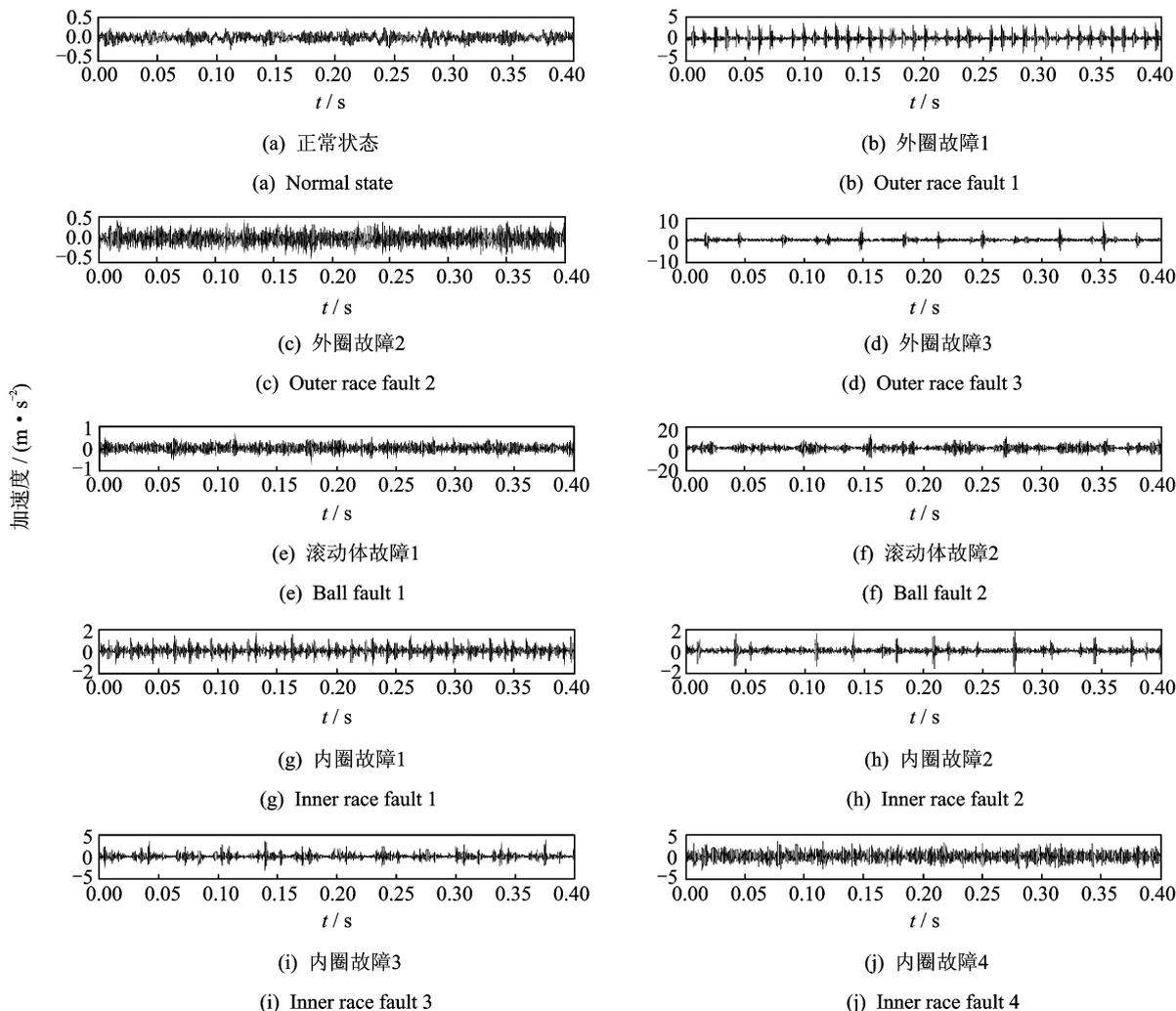


图1 种轴承工况信号的时域波形

Fig. 1 The time waveform of the bearing signal

表1 4种工况信号的特征

Tab. 1 The extracted features bearing from four classes

数据集	特征	多小波系数				
		D_1	D_2	D_3	D_4	A_4
正常	最大值	0.035 8	0.045 2	0.176 4	0.496 2	0.569 2
	最小值	-0.043 2	-0.051 2	-0.222 9	-0.434 6	-0.368 1
	均值	$1.521 0 \times 10^{-6}$	0.000 2	-0.000 7	0.002 1	0.044 6
	方差	0.011 3	0.014 5	0.064 5	0.174 4	0.143 1
内圈故障	最大值	0.855 5	1.798 6	1.490 5	1.267 7	0.646 9
	最小值	-0.962 3	-1.609 9	-2.004 8	-1.236 1	-0.433 1
	均值	0.000 1	0.003 4	0.000 8	-0.006 7	0.053 8
	方差	0.151 3	0.296 8	0.385 0	0.330 3	0.194 7
滚动体故障	最大值	0.271 7	0.694 0	0.828 1	0.255 6	0.402 3
	最小值	-0.276 7	-0.623 3	-0.761 0	-0.254 2	-0.255 1
	均值	$-1.584 4 \times 10^{-5}$	0.001 0	-0.001 7	-0.002 6	0.052 8
	方差	0.076 6	0.150 3	0.181 7	0.092 7	0.106 9
外圈故障	最大值	2.074 7	4.734 3	5.175 4	0.949 5	0.560 1
	最小值	-2.086 9	-4.847 6	-5.174 6	-1.150 3	-0.371 1
	均值	-0.000 1	-0.006 8	-0.005 9	-0.002 1	0.114 5
	方差	0.417 0	0.796 0	0.872 9	0.252 1	0.163 2

3.3 基于 SVM 的轴承故障诊断

测试数据集的选择参考文献[18-19]的方法,每个样本的采样点数为 1 024,数据集中共有 1 302 个样本。随机选择其中的 300 个样本作为训练数据集,其余的 1 002 个样本用于测试。除了正常样本外,轴承故障测试样本的数目大约是训练样本数目的 3 倍,这是考虑到工程应用中故障样本比正常样本难以得到。用于测试的数据集的详细描述见表 2。

表 2 轴承数据集描述
Tab. 2 The bearing dataset

轴承状况	损伤大小/ mm	训练 样本数	测试 样本数	分类 标签
正常	0	30	208	1
	0.177 8	30	88	2
内圈 故障	0.355 6	30	88	3
	0.533 4	30	89	4
滚动体 故障	0.711 2	30	87	5
	0.177 8	30	89	6
外圈 故障	0.711 2	30	87	7
	0.177 8	30	89	8
外圈 故障	0.355 6	30	88	9
	0.533 4	30	89	10

故障识别选用支持向量机作为分类器。这是考虑到支持向量机(support vector machine,简称 SVM)的泛化能力强,对维数不敏感,特别适用于高维、小样本、非线性情况下的模式分类。SVM 最初是用于两类问题的分类,针对多类问题的 SVM 算法有“一对多”,“一对一”等方法。Hsu 等^[20]指出“一对一”SVM 分类方法优于其他方法。这里选用“一对一”的 SVM 方法用于轴承多种工况的识别,核函数选择径向基核函数,其中 $\sigma=1, C=100$ 。

应用多小波分解后各频带系数的统计量作为特征,对表 2 所示的数据集进行分类实验,识别结果如表 3 所示。从表中可以看到,大部分轴承故障的识别率较高,其中外圈故障的识别率稍低,1 002 个测试样本的总识别率达到 96.61%,取得了较好的识

表 3 基于多小波系数识别结果

Tab. 3 The recognition rate of multiwavelet coefficients

轴承类型	识别率/%	轴承类型	识别率/%
正常	100	滚动体故障 1	100
内圈故障 1	100	滚动体故障 2	100
内圈故障 2	100	外圈故障 1	100
内圈故障 3	91.01	外圈故障 2	97.73
内圈故障 4	86.21	外圈故障 3	86.52

别效果。说明文中提出的方法可以用来进行轴承故障诊断,同时还具有对损伤程度进行识别的能力。

3.4 与单小波的比较

为了说明文中方法的有效性,与使用基于单小波系数的方法进行比较,单小波采用文献中使用较多的 db4 小波。使用 db4 小波对轴承振动信号进行四层分解,同样利用分解后每个频带的系数的最大值、最小值、均值、标准差作为特征,使用 SVM 作为分类器,数据集的选择同多小波的实验,识别结果如表 4 所示,总的识别率为 92.51%。从表 3~4 对比可知,多小波系数的识别率要高于单小波系数的识别率。由于多小波与单小波相比具有多个小波基函数,能够更好地与机械故障信号进行匹配,因此多小波系数可以更好地表示机械故障的特征。

表 4 基于单小波系数识别结果

Tab. 4 The recognition rate of wavelet coefficients

轴承类型	识别率/%	轴承类型	识别率/%
正常	100	滚动体故障 1	98.88
内圈故障 1	97.73	滚动体故障 2	100
内圈故障 2	100	外圈故障 1	89.89
内圈故障 3	76.40	外圈故障 2	95.45
内圈故障 4	79.31	外圈故障 3	77.53

4 结束语

笔者提出一种基于多小波系数的机械故障特征提取方法。首先将机械振动信号进行四层多小波分解,然后利用各层多小波系数的最大值、最小值、均值与标准差作为特征。试验结果表明,多小波系数能反映机械设备工况的变化。最后利用轴承内圈故障、外圈故障、滚动体故障及轴承正常振动信号进行机械故障诊断试验,取得了较高的识别率,并与基于单小波系数作为特征进行了比较,表明基于多小波系数的故障识别率要优于基于单小波系数的方法。

参 考 文 献

[1] Peng Zhike, Chu Fulei. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(2): 199-221.
 [2] 于志伟, 苏宝库, 曾鸣. 小波包分析技术在大型电机转子故障诊断系统中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(22): 161-165.
 Yu Zhiwei, Su Baoku, Zeng Ming. Application of

- wavelet packet in fault diagnosis system of large scale DC motor rotor[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(22): 161-165. (in Chinese)
- [3] 陈伟,贾庆轩,孙汉旭. 利用小波包和 SVDD 的分拣机轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5): 762-766,862
Chen Wei, Jia Qingxuan, Sun Hanxu. Bearing fault detection for Sorting machine using wavelet packet and SVDD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5):762-766,862. (in Chinese)
- [4] 杨世锡,胡劲松,吴昭同,等. 旋转机械振动信号基于 EMD 的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 102-107.
Yang Shixi, Hu Jinsong, Wu Zhaotong, et al. The comparison of vibration signals' time-frequency analysis between emd-based HT and WT method in rotating machinery [J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(6): 102-107. (in Chinese)
- [5] Lin Jing. Feature extraction of machine sound using wavelet and its application in fault diagnosis [J]. NDT & E International, 2001, 34(1): 25-30.
- [6] Li Li, Qu Liangsheng, Liao Xianghui. Haar wavelet for machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(4): 1773-1786.
- [7] Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhu Hong, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(5): 1458-1472.
- [8] Chui Charles K, Lian Jianao A. A study of orthonormal multi-wavelets[J]. Applied Numerical Mathematics, 1996, 20(3): 273-298.
- [9] Geronimo J, Hardin D, Massopust P R. Fractal functions and wavelet expansions based on several scaling functions [J]. Journal of Approximation Theory, 1994, 78(3): 373-401.
- [10] Donovan G, Geronimo J S, Hardin D P, et al. Construction of orthogonal wavelets using fractal interpolation functions [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis,1996, 27(4):1158-1192.
- [11] Strela V. Multiwavelets: Theory and applications[D]. Massachusetts,USA;Massachusetts Institute of Technology, 1996.
- [12] Strela V, Heller P N, Strang G, et al. The application of multiwavelet filterbanks to image processing [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 1999, 8(4): 548-563.
- [13] Khadem S E, Rezaee M. Development of vibration signature analysis using multiwavelet systems [J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 261(4): 613-633.
- [14] 袁静,何正嘉,王晓东,等. 平移不变多小波相邻系数降噪方法及其在监测诊断中的应用 [J]. 机械工程学报, 2009, 45(4): 155-160.
Yuan Jing, He Zhengjia, Wang Xiaodong, et al. Translation-invariant multiwavelets denoising using neighboring coefficients and its application to monitoring and diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(4): 155-160. (in Chinese)
- [15] 何正嘉,袁静,訾艳阳,等. 机械故障诊断内积变换原理与验证 [J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(2): 175-185,337.
He Zhengjia, Yuan Jing, Zi Yanyang, et al. Inner product principle of mechanical fault diagnosis and validation[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2): 175-185,337. (in Chinese)
- [16] Strang G, Strela V. Short wavelets and matrix dilation equations [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 1995, 43(1): 108-115.
- [17] The case western reserve university bearing data center website. Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. (2011-11-12) [2011-11-12]. <http://cse-groups.case.edu/bearingdatacenter/home>.
- [18] Zhang Long, Xiong Guoliang, Liu Hesheng, et al. Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(8): 6077-6085.
- [19] 赵志宏,杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 640-644.
Zhao Zhihong, Yang Shaopu. Roller Bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4):640-644. (in Chinese)
- [20] Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.



第一作者简介:赵志宏,男,1972年8月生,博士、副教授。主要研究方向为机械故障诊断、信号处理、非线性动力学。曾发表《基于独立分量分析与相关系数的机械故障特征提取》(《振动与冲击》2013年第32卷第6期)等论文。
Email: hb_zhaozhihong@126.com

