

基于改进小波神经网络的滚动轴承故障诊断

姜涛 袁胜发

华中农业大学工学院, 武汉 430070

摘要 根据轴承故障产生的机理和常用故障特征参数的分析与提取方法, 针对滚动轴承系统的非线性和表面振动信号的非平稳特性, 采用小波分析法, 并对小波分析中容易产生频率混淆而进行改进小波包快速算法。试验结果表明, 改进的小波分析能减少频率混淆现象, 克服传统小波包快速算法中高低频重迭难以分辨的问题, 并利用小波频带分析技术对故障信号中含有的噪声信号进行分离。结合小波和神经网络的优势建立改进小波神经网络的结构模型, 研究小波神经网络的学习算法, 解决传统 BP 算法收敛速度慢和容易陷入局部极小值等问题, 从学习率和连接权值两个方面对算法进行改进。以 N205 型滚动轴承在试验台上所测取的试验数据进行网络训练, 用振动信号为网络输入向量给出训练结果。仿真实例分析结果表明, 采用改进的小波神经网络能够对滚动轴承故障进行分类, 且其收敛速度明显快于相同条件下的小波神经网络和改进的 BP 网络, 可有效实现滚动轴承的故障诊断。

关键词 小波变换; 神经网络; 滚动轴承; 模式识别; 故障诊断

中图分类号 TH 133.33 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2014)01-0131-06

机械设备诊断技术是一种了解和掌握设备在使用过程中的状态, 根据测得的信号进行分析和处理, 确定其整体或局部是否正常, 早期发现故障及其原因, 结合历史诊断状态并能预报故障发展趋势与确定对策的技术^[1]。随着现代工业技术的飞速发展, 生产设备日趋大型、高速、集成和智能化, 机械设备在生产中的地位变高, 设备的管理也越来越高, 能保证关键设备的正常运行直接影响一个行业的全面发展^[2]。在机械设备中, 回转机械通常占 90% 以上, 而滚动轴承又是各种旋转机械中应用最常见的一种通用部件且已广泛用于各种机器上, 它的运行状态正常与否, 往往直接影响到整台机器的性能^[3-4]。如果轴承在运行中发生故障, 就可能造成停机、停产, 甚至人员伤亡等重大损失, 因此, 滚动轴承故障诊断是机械设备故障诊断的重要内容之一, 也是当前故障诊断领域中研究的热门课题。

近年来, 新的故障诊断方法不断涌现, 其中应用较广泛的是时频分析方法。时频分析方法可以有效地描述轴承故障的特征信息。常用的时频分析方法有短时傅立叶变换和小波分析等。小波神经网络将

小波变换良好的时频局域化特性和神经网络的自学习功能相结合, 因而具有较强的逼近能力和容错能力。在结合方法上, 可以将小波函数作为基函数构造神经网络形成小波网络, 或者小波变换作为前馈神经网络的输入前置处理工具, 实现信噪分离, 并提取出对加工误差影响最大的状态特性, 作为神经网络的输入。

但是在小波包快速算法中, 由于小波滤波器是非理想的, 低频子带中会含有邻近的高频子带中部分分量, 而高频子带中也会含有邻近的低频子带部分分量。包含在低频子带中的部分高频子带分量和高频子带信号经过隔点采样后, 由于不满足采用定理将产生频率折叠混淆现象。信号中的成分越复杂, 分析结果中的频率混淆现象就越严重, 如果用于机械故障诊断则非常危险, 因为这些分量都不是真实的。针对小波包分解所固有的频率混淆现象, 笔者提出一种小波包分解与单节点重构的改进算法, 并针对传统 BP 网络收敛速度慢, 目标函数存在局部极小点等问题从连接权值调整和学习率调整两个方面对算法进行改进^[5-6]。

收稿日期: 2013-06-07

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2010PY016)

姜涛, 硕士研究生。研究方向: 智能化检测与控制技术。E-mail: gs_qg_jl@yahoo. cn

通信作者: 袁胜发, 副教授。研究方向: 机械故障诊断。E-mail: ysf@mail. hzau. edu. cn

1 原理与方法

1.1 小波包分析

多分辨率可以对信号在时频域内进行有效分解,但因其尺度函数是按照二进制变化的,所以在高频段其频率分辨率效果较差^[7-8]。小波包分解是能够提供更精细的信号分析方法,可以将频带进行多层次划分,并能根据被分析信号的特征自适应地选择相应频段,对多分辨率没有细分的高频部分进一步分解,从而提高时频分辨率^[9]。

尺度函数与小波函数的双尺度方程:

$$\begin{cases} u_{2n}(x) = \sum_{k \in Z} h_k u_n(2x - k) \\ u_{2n+1}(x) = \sum_{k \in Z} g_k u_n(2x - k) \end{cases}$$

式中 h_k 、 g_k 为正交共轭滤波器系数, $g_k = (-1)^k h_{1-k}$; $u_0(x)$ 为尺度函数, $u_1(x)$ 为小波函数。

小波包分解算法:

$$\begin{cases} d_l^{i,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{i+1,n} \\ d_l^{i,2n+1} = \sum_k g_{k-2l} d_k^{i+1,n} \end{cases}$$

小波包重构算法:

$$d_l^{i+1,n} = \sum_k (h_{l-2k} d_k^{i,2n} + g_{l-2k} d_k^{i,2n+2})$$

1.2 BP 神经网络的基本结构

BP 网络由输入层、输出层和隐含层组成,隐含

层可以是一层也可以是多层。每一层都可以有不同的节点数目,输出层和隐含层的每一个节点是一个神经元,每两层之间的节点采用完全连接方式,连接权值的强度可以不同,连接权值越大表明输出的影响越大^[10]。所有输入的神经元采用加权求和法。输入、输出向量分别用 x 和 y 表示,且 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$, 表示输入层、输出层分别有 n, m 个节点。输入、输出向量分别是 n 维和 m 维。图 1 是典型的 BP 网络结构图。

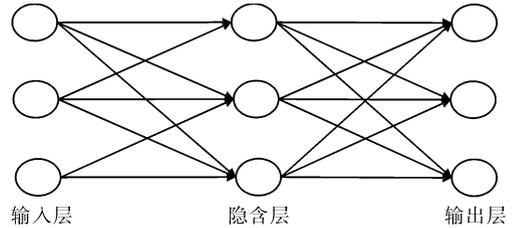


图 1 BP 网络结构

Fig. 1 BP network structure diagram

1.3 BP 网络与故障模式识别

BP 网络可以通过自身的学习机制自动完成决策区域,不需要事先给出任何模式的经验知识,属于一种自适应的模式识别技术。其网络特性由神经元特性、训练规则和学习决定,不仅可以不间断学习,而且当环境条件改变时还可以进行自身调整^[11-12]。因此 BP 网络广泛应用于故障模式识别等领域。图 2 所示是 BP 网络模式识别的诊断系统结构。

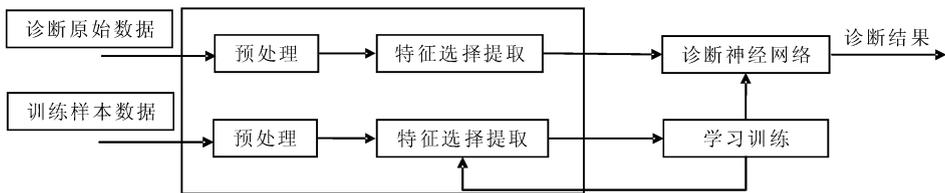


图 2 基于 BP 网络模式识别的诊断系统结构

Fig. 2 Diagnostic system based on structure of BP network pattern recognition

1.4 改进的小波神经网络

在小波包快速算法中,由于小波滤波器是非理想的,低频子带中会含有邻近的高频子带中部分分量,而高频子带中也会含有邻近的低频子带部分分量;包含在低频子带中的部分高频子带分量和高频子带信号经过隔点采样后,由于不满足采用定理将产生频率折叠混淆现象。这是小波包算法中所固有

的特性,信号中的成分越复杂,分析结果中的频率混淆现象越严重。如果用于机械故障诊断则很危险,因为这些分量都不是真实的^[13-14]。

针对小波包分解所固有的频率混淆现象,笔者提出一种小波包分解与单节点重构的改进算法。与常规的小波包分解算法相比,小波包分解与单节点重构的改进算法多出了 2 个算子 \bar{C} 和 \bar{D} 。2 个算

子的计算式如下。

算子 $\square C$ 的计算式为：

$$\begin{cases} X_k = \sum_{n=0}^{N_j-1} x(n)W^{kn}, 0 \leq k \leq \frac{N_j}{4} \\ \text{或者} \frac{3N_j}{4} \leq k \leq N_j, X_k = 0, \end{cases}$$

其他 $\tilde{x}(n) = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{N_j-1} X_k W^{-kn}$

式中， N_j 表示 2^j 尺度的数据长度； $k = 0, 1, \dots, N_j-1$ ； $n = 0, 1, \dots, N_j-1$ ； $\tilde{X}^{(n)}$ 为算子 $\square C$ 的输出。

算子 $\square D$ 的计算式为：

$$\begin{cases} X_k = \sum_{n=0}^{N_j-1} x(n)W^{kn}, \frac{N_j}{4} \leq k \leq \frac{3N_j}{4} \\ X_k = 0, \end{cases}$$

其他 $\tilde{x}(n) = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{N_j-1} X_k W^{-kn}$

式中 $\tilde{X}^{(n)}$ 为算子 $\square D$ 的输出。

小波包分解与单节点重构的改进算法实际上就是对卷积的结果作快速傅立叶变换，然后将频谱中多余的频率成分的谱值置零，再对置零后的频谱作傅立叶逆变换，以快速傅立叶逆变换的结果代替与小波滤波器卷积的结果，继续进行小波包分解与重构。图 3 所示是小波包分解与单节点重构的改进算法在 MATLAB 中的实现。

1.5 滚动轴承故障诊断

选择 N205 型滚动轴承在旋转机械振动及故障模拟试验平台上进行试验。数据分别在正常轴承、内圈故障轴承、外圈故障轴承和滚动体故障轴承 4 种状态下采集，采样频率均为 12kHz。内圈故障

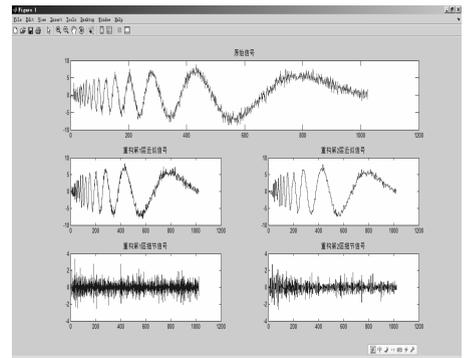


图 3 小波包分解与单节点重构的改进算法仿真
Fig.3 Wavelet packet decomposition and simulation algorithm of single node reconfiguration

和滚动体故障数据在转速 1 774 r/min 下采集，正常轴承数据在转速 1 773 r/min 下采集，外圈故障数据在转速 1 772 r/min 下采集，其旋转频率分别为 29.56、29.52、29.52 Hz。

对已知 4 种故障类型的滚动轴承信号进行数据采集后，经过时域和频域分析，提取幅值参数和频域参数作为神经网络的训练样本对神经网络进行学习。本试验采用特征参数：均值、峰峰值、均方差、偏度因子、峭度因子、内圈故障、外圈故障、滚动体故障的特征频率幅值作为神经网络的输入量；正常轴承(0 0 0 0)、内圈故障(0 0 0 1)、外圈故障(0 0 1 0)、滚动体故障(0 1 0 0)作为神经网络的 4 个输出量。经过数据规范化处理后的部分样本如表 1 所示。

根据以上的理论和推导，可构造一个输入节点 N 为 8 和输出节点 I 为 4 的 3 层小波神经网络。根据隐层节点数的确定规则公式，可知隐含层神经元节点数为 [5, 15] 之间的数，针对本试验的故障样本数量以及经验公式在实际网络训练中的调试，最终可以确定隐层节点数为 12。惯性因子的通常取值为

表 1 规范化处理后的部分样本

Table 1 Part of the sample after normalization

样本序号 No. sample	Vm	SV	Vp-p	SK	KU	VOF	VIF	VBF	F0	F1	F2	F3
1	0.090	0.196	0.100	0.216	0.174	0.214	0.114	0.829	0	0	0	0
2	0.150	0.094	0.122	0.156	0.096	0.039	0.396	0.386	0	0	0	1
3	0.095	0.102	0.110	0.089	0.145	0.145	0.143	1.000	0	0	0	0
4	0.099	0.122	0.087	0.146	0.132	0.039	0.039	0.344	0	0	0	1
5	1.000	0.235	0.556	1.000	1.000	1.000	0.874	0.886	0	0	1	0
6	0.252	0.369	0.331	0.451	0.212	0.150	0.144	0.250	0	0	0	0
7	0.949	0.988	1.000	0.456	0.557	0.975	0.700	1.000	0	0	1	0
8	0.255	0.152	0.263	0.874	0.532	0.145	0.144	0.191	0	0	0	0
9	0.168	0.588	0.899	0.457	0.325	0.705	0.571	0.339	0	1	0	0
10	0.042	0.035	0.068	0.350	0.653	0.000	0.000	0.000	0	0	0	0
11	0.484	0.986	0.584	0.262	0.486	0.487	0.443	0.550	0	1	0	0
12	0.057	0.055	0.684	0.955	0.421	0.000	0.039	0.000	0	0	0	0

0.80~0.95,本试验取值 0.92。选择最佳的隐层节点个数和优化的惯性因子后,再通过大量的仿真试验选取不同的学习率进行训练网络。经反复测试,本试验选取的优化学习率为 0.01。

2 结果与分析

小波网络结构确定后,可抽取故障样本作为神经网络的学习对象对其进行训练,并选择适当的初始值,在训练过程中反复对连接权值进行调整,使各参数均达到了设计的要求。通过 MATLAB 进行大量的仿真试验,可得到这样的结果:采用小波网络需要 563 次训练才能收敛,此时的最大误差为 0.01 (图 5);采用改进的 BP 网络也需要 108 次才能收敛(图 6);采用改进后的小波神经网络只需要 61 次训练就能达到收敛的要求(图 7)。

为验证试验结果,再次进行大量测试,结果显示:采用类似小波网络的参数进行仿真,在误差要求最大为 0.01 时,需要 400~700 步;采用改进的 BP 网络在误差要求最大为 0.01 时,仍需要 80~120 步才能达到收敛;采用改进的小波网络通常只需要 30~60 步就能收敛。这表明在相同条件下,改进后的小波网络具有更快的收敛速度。

网络训练完成后,故障诊断模型经过调整就能以权值、阈值、网络结构的形式存在于网络中,将知识分布于每个神经元上。该系统具有学习效率高,容错能力强的特点,对没有遇见过的故障也有良好的判断能力。即使输入部分故障现象是错误信息,系统也可以进行综合判断,给出较为理想的结果。当输入任意故障信号特征值时,通过故障诊断网络就可以判读滚动轴承相应的故障类型。表 2 是 8 组学习样本输入训练好的故障诊断网络得到的诊断结果。由表 2 可知,经过网络诊断后可以很好地识别滚动轴承,内圈故障、外圈故障及滚动体故障误差均

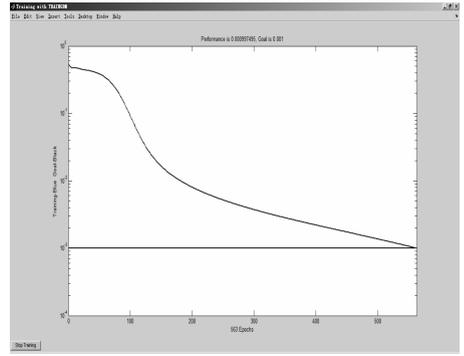


图 5 小波网络误差训练曲线

Fig. 5 Wavelet network training error curve

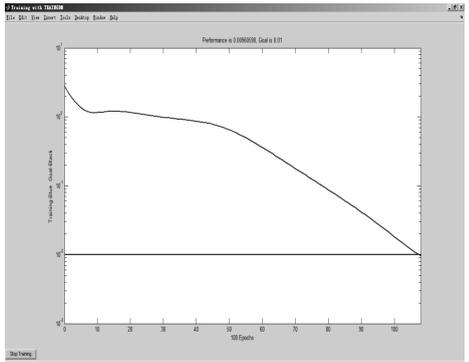


图 6 改进的 BP 网络误差训练曲线

Fig. 6 Training of BP neural network improved error curve

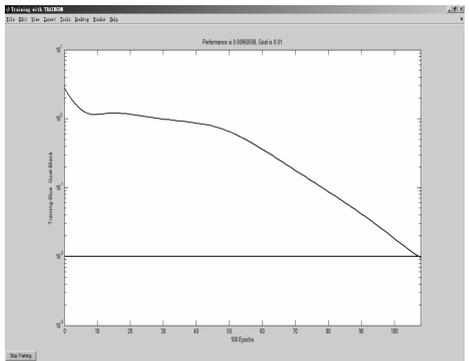


图 7 改进后的小波网络误差训练曲线

Fig. 7 Wavelet network training error curve after improvement

表 2 故障诊断结果

Table 2 The fault diagnosis

样本序号 No. sample	V _m	SV	V _{p-p}	SK	KU	VOF	VIF	VBF	F0	F1	F2	F3
1	0.089	0.196	0.092	0.232	0.170	0.213	0.110	0.702	0.006	0.000	0.003	0.004
2	0.149	0.093	0.120	0.150	0.094	0.039	0.390	0.382	0.001	0.008	0.007	0.932
3	0.094	0.101	0.109	0.148	0.144	0.145	0.143	1.000	0.005	0.003	0.100	0.001
4	0.096	0.122	0.086	0.136	0.147	0.039	0.039	0.344	0.002	0.008	0.003	0.006
5	1.000	0.235	0.566	0.788	0.998	1.000	0.874	0.886	0.001	0.003	0.004	0.003
6	0.253	0.369	0.331	0.443	0.157	0.150	0.144	0.250	0.002	0.004	0.007	0.006
7	0.949	0.988	0.765	0.566	0.460	0.975	0.700	1.000	0.004	0.000	0.007	0.000
8	0.235	0.145	0.264	0.867	0.457	0.145	0.144	0.191	0.009	0.007	0.001	0.003

小于0.01。这与预先设定的滚动轴承故障情况相符,说明网络训练是成功的,且收敛速度快并有较高的诊断准确性。

3 讨论

小波分析是近年来迅速发展起来的新兴学科,它能将信号频带进行多层次划分,对信号提供频带更加精细的分析方法,同时能够根据信号的特征自适应地选择相应频段与信号频谱相匹配。神经网络则具有自学习、自适应、鲁棒性、容错性等优点。小波网络就是结合了两者的优点而产生的。但是,传统的小波神经网络存在频率混淆和收敛速度慢、容易陷入局部极小值等问题。

笔者从理论上分析了滚动轴承典型故障产生的机理,提出一种改进版的故障诊断新方法,即改进的小波网络用于滚动轴承的故障诊断。试验结果表明,改进的小波包分析可应用于故障诊断。滚动轴承振动信号具有非线性和非平稳性的特点,引入小波分析方法可以针对故障中的奇异信号进行分离,而且小波分析良好的时频局部化特性可克服傅立叶变换只能在整体上分析的缺陷。但小波包快速分解方法也有一个明显的缺陷,即在信号分离的过程中,高频与低频之间会出现频率混淆的现象,这能直接影响到故障诊断的结果。为解决这一问题,本试验对小波包快速分解法进行了提升,在原有的基础上新增2个算子。尽管算法变得复杂化了,但是解决了频率混淆的现象,增加了特征提取的精确度。

针对传统算法收敛速度慢以及容易陷入局部极小等问题,笔者从连接权值和学习率两个方面对算法进行改进。连接权值调整法实质上就是在网络权值调整的过程中对学习步长的选择,当选择步长较大时会得到较快的学习速率,这样也就加快了收敛速度,但是容易产生振荡而使网络不稳定;当选择步长较小时可以避免网络不稳定,但是收敛的速度也会变慢。学习步长调整的一般规则是:在连续迭代几步过程中,若新误差大于旧误差时则学习步长减小;若新误差小于旧误差时学习步长增大。调整学习速率的做法就是改变学习速率,使算法在按步骤进行收敛的过程中每一步的学习速率都发生改变,而不是固定不变。学习速率的改变要遵循一定的规律,即每一步的步长尽可能大一些,但又要保证训练

过程不失稳定。

针对滚动轴承的典型故障,应用改进的小波网络进行实例诊断。在滚动轴承故障诊断试验中对4种故障类型的振动信号分别进行数据采集,经过归一化处理作为神经网络的训练样本对神经网络进行学习。通过大量仿真实例,采用改进的小波神经网络能够很好地对故障进行分类,并且收敛速度明显要快于相同条件下BP神经网络和未进行改进的小波神经网络。这表明改进的小波神经网络训练是成功的,且具有较高的诊断准确性,适用于轴承及其他机械故障诊断。

参 考 文 献

- [1] 何正嘉, 警艳阳, 孟庆丰, 等. 机械设备非平稳信号的故障诊断原理及应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [2] ANDREW K S J, DAMING L, DRAGAND B. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(7): 1483-1510.
- [3] HENG R B W, NOR M J M. Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition [J]. *Applied Acoustics*, 1998, 53: 211-226.
- [4] 李光. 轴承故障诊断仪的设计与研制[D]. 沈阳: 沈阳理工大学图书馆, 2007.
- [5] 陈鹏. 基于神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究与应用[D]. 成都: 四川大学图书馆, 2006.
- [6] 赵志宇. 基于小波变换的滚动轴承故障诊断系统的研究与开发[D]. 大连: 大连理工大学图书馆, 2005.
- [7] 周伟. 基于 MATLAB 的小波分析应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2010: 10-11.
- [8] PENG Z K. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18: 199-221.
- [9] 张俊. 基于小波分形和神经网络的滚动轴承故障诊断[D]. 北京: 北京交通大学图书馆, 2009.
- [10] 李冬梅. 基于时延相关解调与 B 样条模糊神经网络的轴承故障诊断[D]. 成都: 西南交通大学图书馆, 2008.
- [11] 杨勇. EMD 和模糊神经网络在滚动轴承故障诊断中的研究与应用[D]. 太原: 太原理工大学图书馆, 2008.
- [12] 董正良. 无刷直流电机 BP 神经网络控制的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学图书馆, 2010.
- [13] 杨勇, 程珩, 陈法法. 基于小波包和 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. *煤矿机电*, 2008, 22(2): 123-145.
- [14] 杨建国. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 130-133.

Rolling bearing faults diagnosis based on the improved wavelet neural network

JIANG Tao YUAN Sheng-fa

College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract This paper deals with the analysis of the bearing fault mechanism and the extraction method of fault characteristic parameters. A wavelet analysis method was introduced and an improved wavelet packet algorithm was put forward to reduce the frequency aliasing in wavelet analysis after a full consideration of the nonlinear system and the uneven surface vibration signals of rolling bearings. The improved wavelet analysis method largely avoided the frequency aliasing phenomenon and overcame the problem of indistinguishable high and low frequency overlapping in the traditional wavelet packet algorithm. The new analysis method can also separate the noise signal containing the fault signal by using wavelet frequency band. A structural model of the improved wavelet neural network was built by the combination of the advantages of wavelet and neural network. To solve the problem that the convergence speed of traditional BP algorithm is slow and easy to fall into local minima, the algorithm of wavelet neural networks was studied so as to improve it from two aspects: the learning rate and the connection weights. A simulation was then carried out and in the process, N205 type rolling bearing was tested on the test bench and the test data were used in the training network. The results of the network training were obtained by using the vibration signal as input vector for the network. Through the simulation example, it can be found that the improved wavelet neural network can well classify faults, and its convergence speed is obviously faster than of the wavelet neural network under the same condition and the improved BP network, which proves that it can effectively diagnose the faults of rolling bearings.

Key words wavelet transform; neural network; rolling bearing; pattern identification; fault diagnosis

(责任编辑:陈红叶)