

基于数学形态滤波与 LMD 的农用电机齿轮故障诊断

臧云帆¹, 万舟^{1*}, 耿娜娜², 刘东生¹, 李枝荣³ (1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650000; 2. 陕西科技大学电气与信息工程学院, 陕西西安 710021; 3. 云南轻工业学/技校教务部, 云南昆明 650000)

摘要 由于农用电机中的齿轮运行环境恶劣, 早期故障的不易发现, 鉴于故障振动信号的非平稳性、非线性, 并存在于大量的噪声信号中, 很难提取故障特征。该研究采用数学形态滤波与局域均值分解相结合的方法。通过多结构多尺度数学形态滤波器对齿轮故障振动信号进行背景噪声滤除和振动信号提取, 结合局域均值分解对信号进行处理, 进而提取能量特征参数, 并作归一化处理, 最后采用 BP 神经网络对齿轮的各种运行状态进行分类识别。通过分析齿轮的正常状态, 磨损和断齿与基于 LMD 分解的诊断结果作比较, 该方法的故障识别率高于基于 LMD 和神经网络。

关键词 齿轮故障; 数学形态滤波; LMD; 故障特征频率; BP 神经网络
中图分类号 S220.7; TP206+.3 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2015)23-346-03

Agricultural Motor Gear Fault Diagnosis Based on Mathematical Morphology Filtering and LMD
ZANG Yun-fan¹, WAN Zhou^{1*}, GENG Na-na² et al (1. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650000; 2. School of Electrical and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710021)

Abstract Because of the bad gear running environment of agricultural machine, early failure of difficult to find, given the failure of non-stationary vibration signals, nonlinear, and exist in a lot of the noise signal is difficult to fault features, we use mathematical morphological filtering and combining local mean decomposition methods. Through a multi-structure multi-scale mathematical morphological filter for gear fault vibration signal to filter out background noise and vibration signal extraction, combined with local mean decomposition for signal processing, and then extract the energy characteristic parameters, and to make normalization process, and finally the use of BP neural network on various operating states to classify the gears. By analyzing the normal gear wear and broken teeth LMD-based diagnostic results compared with decomposition, fault identification rate of the method is higher than neural network-based LMD.

Key words Gear failure; Mathematical morphology filter; Local Mean Decomposition(LMD); The fault characteristic frequency; BP neural network

齿轮及齿轮箱作为农用电机传递动力、改变转速的常用零部件, 一旦发生故障就可能造成整套设备无法正常运行, 因此, 对齿轮的故障诊断非常重要。由于齿轮及齿轮箱运行环境恶劣、影响因素和环节多样、早期故障不易发现等原因, 容易造成齿轮磨损或断齿。齿轮故障振动信号具有非平稳、多分量幅值调制、周期性重复冲击等特点, 而且还会夹杂着复杂的噪声信号。笔者以齿轮故障特征频率为判据, 构造多结构、多尺度数学形态滤波器滤除背景噪声, 并提取冲击信号, 在此基础上对齿轮信号进行局部均值法分解, 得到若干个 PF 分量; 进而将 PF 分量中包括主要故障信息的分量进行进一步分析, 提取其能量特征参数以构成故障特征向量; 最后将其作为神经网络的输入样本, 并对神经网络进行训练及故障识别, 从而实现齿轮故障诊断。

1 齿轮振动信号特征分析

齿轮传动系统是一个较为复杂的机械系统, 齿轮异常时引起设备故障的重要原因之一, 从齿轮传动的失效形式看, 齿轮故障主要有断齿、磨损、齿面接触疲劳和擦伤等形式。设大齿轮转动速率为 n_1 , 齿轮齿数为 L_1 , 小齿轮转动速率为 n_2 , 齿轮齿数为 L_2 , 则齿轮的啮合频率及谐波频率为:

$$f_m = Nf_1L_1 = Nf_2L_2 = N\frac{n_1}{60}L_1 = N\frac{n_2}{60}L_2 (N=1, 2, 3, \dots) \quad (1)$$

式中, f_1 和 f_2 分别是主动轮和从动轮的旋转频率。

不论齿轮运行正常与否, 齿轮啮合频率及谐波时刻都存在,

但是不同运行状态下的振动信号是不同的。因此, 在机械设备故障诊断时可以通过研究齿轮振动信号的啮合频率及谐波来判断。

1.1 齿轮振动分析 假设大、小齿轮在运行时都做匀速旋转, 在不考虑任何外在因素影响的情况下, 可用式(2)表示齿轮沿节圆切线的位移。

$$s_i(t) = s_0 + s_u(t) \quad (2)$$

式中, s_0 是 $t=0$ 时的初始位置(常数); $s_u(t)$ 为齿轮匀速转动的位移。

小齿轮的旋转位移在齿轮运行时会出现较小的偏差, 该研究定义位移误差为齿轮实际位移与理想的匀速转动位移之差, 在任何情况下任何齿轮的传动系统中这种误差都是不可能避免的。设 $s_e(t)$ 表示位移误差, 则从动轮实际的总位移为:

$$s(t) = s_i(t) + s_e(t) = s_0 + s_u(t) + s_e(t) \quad (3)$$

式(3)中的匀速转动位移可表示为:

$$s_u(t) = v_0t = 2\pi\rho f_r t \quad (4)$$

式中, $s_e(t)$ 为周期函数; v_0 为与节圆相切的节线速度; ρ 为节圆半径; f_r 为轴旋频率。齿轮在振动时会产生啮合频率和轴旋转频率, 它们之间的关系用公式表示为:

$$f_m = Lf_r \quad (5)$$

式中, L 为齿轮的齿数。

在实际应用中, 齿轮运动的位移误差就是齿轮振动的位移信号, 通过分析齿轮频率的组成将总的位移误差分为基于轴旋转频率的位移误差和基于齿轮啮合频率的位移误差。因此, 齿轮误差为:

$$s_e(t) = s_{em}(t) + s_{er}(t) \quad (6)$$

式中, $s_{er}(t)$ 为基于轴旋转频率的位移; $s_{em}(t)$ 为基于齿轮啮合频率的位移。

1.1.1 啮合振动。 由于齿轮的均匀磨损、齿轮匹配不良、静态载荷引起的弹性形变以及在制造过程中所产生的误差等使齿轮的轮齿剖面 and 理想渐开线之间存在一定的偏离, 这种偏离会造成啮合振动, 可用以下数学模型表示:

$$s_{em}(t) = \sum_{n=0}^{N_m} A_n \cos(2\pi n f_m t + \alpha_n)$$

(7)

式中, N_{em} 为谐波次数。

1.1.2 旋转振动。 在机械设备运转时, 由于齿轮出现局部异常、轴偏心或未校直以及不均匀动态载荷等情况, 就会引起齿轮间的偏差, 从而造成齿轮旋转振动。齿轮旋转振动位移表示为:

$$s_{er}(t) = \sum_{n=0, n \neq kL}^{N_r} B_n \cos(2\pi n f_r t + \beta_n)$$

(8)

式中, n, k 为正整数; L 为齿轮的齿数。

1.2 齿轮振动的数学模型 由式(2)~(8)得, 在一般情况下, 齿轮沿啮合线平移运动的总位移可用初始位移、匀速运动及 2 个三角序列的和来表示, 即:

$$s(t) = s_0 + v_0 t + \sum_{n=0}^{N_m} A_n \cos(2\pi n f_m t + \alpha_n) + \sum_{n=0, n \neq kL}^{N_r} B_n \cos(2\pi n f_r t + \beta_n)$$

(9)

通过对上式求一阶与二阶导数, 可得速度和加速度, 即:

$$v(t) = v_0 - \sum_{n=0}^{N_m} 2\pi n f_m A_n \sin(2\pi n f_m t + \alpha_n) + \sum_{n=0, n \neq kL}^{N_r} 2\pi n f_r B_n \sin(2\pi n f_r t + \beta_n)$$

(10)

$$a(t) = - \sum_{n=0}^{N_m} (2\pi n f_m)^2 A_n \cos(2\pi n f_m t + \alpha_n) - \sum_{n=0, n \neq kL}^{N_r} (2\pi n f_r)^2 B_n \cos(2\pi n f_r t + \beta_n)$$

(11)

通过对齿轮振动信号产生原因进行分析, 得出正常齿轮的低频信号是近似正弦波的啮合波形, 且其振动信号是周期性的衰减波形; 在频率域中, 低频处包含齿轮轴旋转频率及其高次谐波 $m f_r (m = 1, 2, 3, \dots)$, 反映在功率谱上则主要包含啮合频率及其谐波分量, 即有 $n f_m (n = 1, 2, 3, \dots)$, 其中啮合频率占主要部分, 高次谐波一次衰减。齿轮的典型故障主要有: 齿轮偏心、均匀磨损、齿轮不同轴、齿轮局部异常、齿轮不平衡以及齿距误差^[2]。

2 信号处理与分析

经过反复实验, 此次实验验证的齿轮采样频率采用 25.6 kHz, 电机转速采用 1 500 r/min, 大、小齿轮齿数分别为 38、22, 因此输入轴回转频率 $f_1 = 16.67$ Hz, 输出轴回转频率 $f_2 = 9.65$ Hz, 其啮合频率为 $f_m = 366.74$ 。数学形态滤波与 LMD 分解的步骤如图 1 所示。

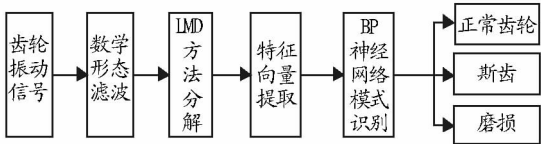


图1 数学形态滤波与 LMD 分解原理

2.1 数学形态滤波 首先求出齿轮在正常、磨损故障、断齿故障 3 种运行状态下的自适应结构元素。按照自适应结构元素的产生原理, 将不同运行状态下所测得的实验数据加载到信号分析处理程序中, 求出不同运行状态下的结构元素参数, 如表 1 所示。

表 1 不同运行状态下的结构元素

类别	参数	取值范围
正常	L	[4, 18]
	H	[0, 0.672 8]
磨损故障	L	[4, 18]
	H	[0, 0.283 6]
断齿故障	L	[4, 17]
	H	[0, 0.525 6]

注: L 为结构元素长度尺度; H 为结构元素高度尺度。

根据以上求出的结构元素对实测齿轮数据进行基本的形态运算, 分别以齿轮在正常状态、磨损故障、断齿故障时信号的强度系数为敏感结构元素的判据, 求出在基本形态运算下, 不同运行状态对应的敏感结构元素^[9], 结果见表 2。

表 2 在基本形态运算下齿轮各故障状态的敏感结构元素

基本形态算子	正常	磨损故障	断齿故障
膨胀	长度为 18 的 =	长度为 5 的 ○	长度为 10 的 ●
腐蚀	长度为 18 的 =	长度为 5 的 ○	长度为 10 的 =
开	长度为 16 的 =	长度为 5 的 =	长度为 10 的 ▲
闭	长度为 18 的 △	长度为 5 的 ▲	长度为 12 的 =
开闭	长度为 18 的 =	长度为 5 的 =	长度为 12 的 ●
闭开	长度为 16 的 △	长度为 5 的 ●	长度为 12 的 =

注: = 表示直线型结构元素; △ 表示上三角型结构元素; ▲ 表示下三角型结构元素; ○ 表示上半圆型结构元素; ● 表示下半圆型结构元素。

根据表 2 所提取出来的敏感结构元素, 分别构造齿轮正常、磨损故障、断齿故障下的最佳自适应形态滤波器。该研究只需构造 3 个自适应形态滤波器, 分别是膨胀 + 腐蚀、开 + 闭、开闭 + 闭开。用所构造的数学形态滤波器分别对信号进行处理, 然后将处理结果求和并取平均值作为最终选取的数学形态滤波器, 处理结果见表 3。由表 3 可知, 信号经数学形态滤波后, 齿轮各种运行状态下的特征频率均得到突显, 3 种运行状态下的分辨率也较原来有所增加。将形态腐蚀、膨胀、开、闭及其组合形式所构成的数学形态滤波器的处理结果进行分析对比可知, 开 + 闭数学形态滤波器能有效区分故障特征频率强度系数, 膨胀 + 腐蚀、开闭 + 闭开数学形态滤波器的处理效果相对较差, 而通过对大量实验数据进行处理后发现以上结论基本一致。因此该研究对该齿轮特征信息提取时建议采用数学形态开 + 闭均值滤波器进行处理^[3-4]。

表 3 不同运行状态下齿轮故障特征频率强度系数

基本形态算子	正常	磨损故障	断齿故障
原始信号	0.003	0.008	0.032
膨胀 + 腐蚀	0.008	0.021	0.035
开 + 闭	0.014	0.036	0.059
开闭 + 闭开	0.018	0.023	0.058

2.2 局域均值分解 局域均值分解可以将复杂度、瞬时频率成分较多的原始信号分解为若干个乘积分量(PF)之和,这些 PF 分量都有一定的物理意义,且每一个 PF 分量都是由一个包络信号和一个调频信号相乘得到的,该过程也称为“筛选”过程。

该研究采用自适应波形匹配延拓的局域均值分解方法对不同运行状态下(正常、磨损故障、断齿故障)自适应多结构多尺度数学形态滤波基础上的齿轮信号进行局域均值分解^[4],结果见图 2~4。

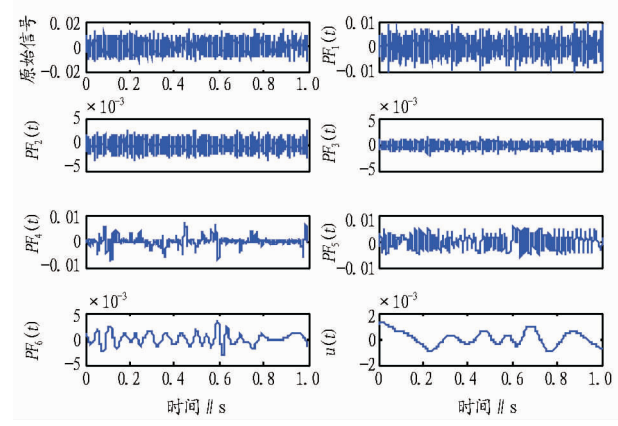


图2 齿轮正常状态下 LMD 分解

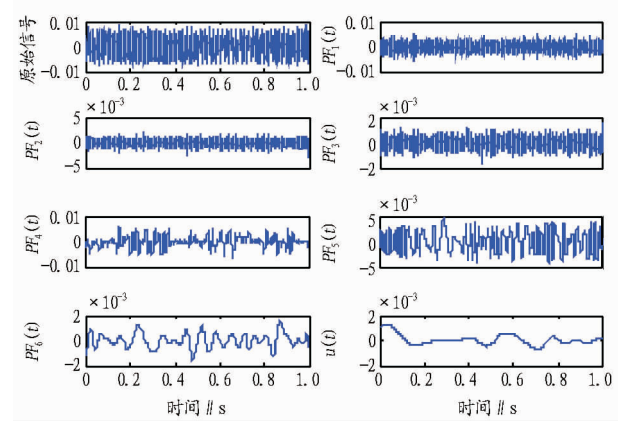


图3 齿轮磨损状态下 LMD 分解

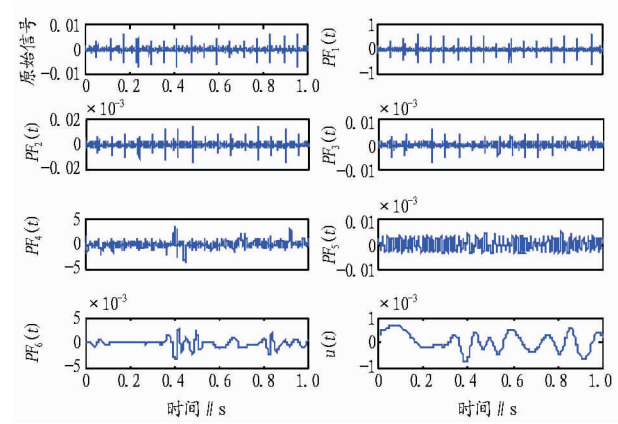


图4 齿轮断齿状态下 LMD 分解

经局域均值分解后的各 PF 分量分别表示一组特征尺度下的平稳信号,而齿轮的故障特征可以通过能量特征参数来

反映。选取前 4 个 PF 分量作为特征向量提取的基础,并求它们的总能量 E_i 。

3 基于 BP 神经网络的齿轮故障诊断方法

对齿轮故障振动信号进行自适应多结构多尺度数学形态滤波和局域均值分解,求出归一化后的向量即故障特征向量 $T^{[6]}$;采用 BP 神经网络进行分类,将前 4 个 PF 分量的故障特征向量 T 作为神经网络的输入。然后根据隐含层节点数确定方法确定隐含层节点数为 9,网络输出分别对应正常齿轮、磨损和断齿 3 种状态,即网络结构为 $4 \times 9 \times 3$ 层,其中特征输入参数为 4,隐含层为 9,输出为 3 种故障模式^[6]。输出矩阵的状态编码分别为:正常齿轮[1,0,0];磨损故障[0,1,0];断齿[0,0,1]。每种模式分别用 15 个样本进行训练,每个样本有 12 600 个数据,经过 800 次训练后,网络误差达到要求,即算法的学习速率为 0.1,训练截止误差为 0.001,网络训练至收敛。最后将每种状态模式下的 5 个测试样本输入到神经网络中进行分类识别,网络输出结果全部通过测试。表 4 分别给出了 3 种运行状态对应 3 种模式测试样本的识别结果。

表 4 基于数学形态滤波和 LMD 预处理器的故障识别结果

信号状态	E_1/E	E_2/E	E_3/E	网络输出
正常	0.994 7	0.089 8	0.049 9	(0.999 4,0.009 2,0.000 5)
磨损	0.992 6	0.077 0	0.047 2	(0.001 2,0.988 8,0.002 4)
断齿	0.995 9	0.083 4	0.035 8	(0.002 5,0.005 1,0.987 2)

对齿轮各种运动状态的振动信号直接进行 LMD 分解,求出归一化后的向量即故障特征向量 T ;采用上述所述 BP 神经网络分别对正常齿轮、磨损和断齿 3 种故障模式进行训练测试。表 5 给出了 3 个分别对应 3 种模式测试样本的识别结果。

表 5 基于 LMD 预处理器的故障识别结果

信号状态	E_1/E	E_2/E	E_3/E	网络输出
正常	0.975 2	0.076 2	0.032 2	(0.978 2,0.007 5,0.000 4)
磨损	0.973 0	0.071 2	0.031 6	(0.000 8,0.799 9,0.001 5)
断齿	0.976 3	0.074 5	0.030 2	(0.001 9,0.003 8,0.971 4)

由表 4、5 对比可知,单独的 LMD 分解不能将齿轮原始信号中所有噪声信号进行滤除,而多结构多尺度数学形态滤波和 LMD 分解相结合的方法首先采用数学形态滤波将齿轮原始信号中的背景噪声进行滤除,然后采用 LMD 分解得到故障信息的能量特征参数,最后采用神经网络对齿轮故障进行分类识别,因此该方法对故障诊断更为敏感。

4 结论

由于数学形态学可以保持细节和抑制噪声,而 LMD 方法是一种自适应信号分解方法^[8],该研究首先采用多结构多尺度数学形态滤波对故障信息进行背景噪声滤除^[9],然后采用局域均值分解得到故障信息的能量特征参数,最后利用 BP 神经网络对齿轮故障进行分类识别。在实验中,分别对齿轮正常、磨损故障和断齿故障 3 种不同的运行状态进行多

(下转第 387 页)

凉爽,夏无酷暑,冬无严寒,四季分明^[4]。进入 21 世纪以来,受全球气候变化的影响,极端天气事件明显增多,气象灾害的突发性、反常性、难以预见性日益突出。灾害发生的地域和事件往往超出了过去的一般认识和传统经验,对工农业生产和防灾减灾工作提出了巨大挑战,需要在工农业生产和日常生活中高度警惕,提高防灾意识。

2.1 光照 枣庄市年平均日照时数一般在 2 055.0 ~ 2 270.7 h,日照时数地理分布的特点为山区丘陵多于平原洼地;无霜期较长,全市平均无霜期在 284.4 ~ 303.5 d。从地形与无霜期看,山区、坡地无霜期比一般平地长 20 ~ 25 d。

2.2 温度 枣庄市气候温和,年平均气温在 14.5 ℃ 左右,严寒酷暑日数较少,历史上极端最低气温 -17.1 ℃,连续低于 -8.0 ℃ 的低温天气一般不会超过 3 d。历史上极端最高气温 40.9 ℃,连续高于 35 ℃ 的高温在 2014 年 7 月 18 ~ 23 日出现 6 d,是历史极值。水热条件比较优越,冷量(7.2 ℃ 以下低温条件)1 200 ~ 1 600 h。

2.3 降水 枣庄市年降水量一般在 695.0 ~ 825.8 mm,是山东省降雨量较充沛的地区之一,同时具有雨量充沛、雨热同期的气候特点^[4]。适宜充沛的降水量给农业、林果业创造了合适的生存环境,有利于作物的生长发育,对种植业的发展是非常有利的,因为在许多地区降水仍然是作物生长、丰收的主要限制因子。

2.4 土壤与地形 山东省大部分土壤属于中性沙土壤,有不少地区的土壤 pH 在 7.0 以下。枣庄市土壤分为棕壤土、褐土、潮土、砂礓黑土和水稻土 5 个土类,80 个土种^[5]。棕壤土分布较广,土壤疏松,通气性良好,土壤表层有机质含量多大于 50 mg/g,最高的可达 140 mg/g,pH 5.5 ~ 6.5。因此,根据土壤特性在栽培蓝莓时对土质要进行适当的土壤改良。在增加土壤的酸性时,可以在土壤改良时添加硫磺、硫酸铝等(具体使用量需进行实际测算),以期达到或接近适合蓝莓生长的 pH。枣庄地处鲁中南低山丘陵南部地区,属于黄淮冲击平原的一部分。除地处东北部的山亭区山区丘陵地较多外,其余大部分地区为平原地带,大部分土地坡度基本上不超过 10°。

2.5 枣庄市蓝莓生产现状 枣庄地区蓝莓种植面积随着科

学技术的推广正在不断发展壮大。主要蓝莓种植地有东北部山亭区的部分乡镇、东南部台儿庄区的涧头镇和西部薛城区的沙沟镇及常庄镇,其中,山亭区的部分乡镇和台儿庄区的涧头镇大多是分散种植;薛城区的沙沟镇、常庄镇是集中种植,目前种植面积达 20 hm²。

3 结论与对策

综上所述,枣庄地区的气候、土壤、地理等条件符合种植蓝莓的基本条件,根据冷温量的统计来看适合引种优质的北方高丛、半高丛及矮丛蓝莓。在引种时最好把土壤改良到 pH 5.0 左右效果最好。枣庄地区种植蓝莓具有以下优势:

(1)种植优势。山东省是我国水果生产和出口大省,水果种植面积、水果年产量、出口量和货值 2001 ~ 2008 年连续 8 年保持全国第一,这些成绩均有利于蓝莓这一新兴水果的基地开发和栽培技术推广。

(2)政策优势。政府非常重视水果业及蓝莓种植业的发展。蓝莓是多年生植物,从投产到收益需要 2 年以上时间,而农民投资力度有限。因此政府相继出台了资金投入、土地流转、租地价格、税收、苗木和暖棚补贴等一系列政策措施;且始终坚持了以农业为基础的战略发展方针,逐步加大对土地的投入,制定引种发展蓝莓的多项优惠政策。

(3)其他优势。枣庄地区水果及其他农产品加工基础较好,京福高速、京沪高铁南北贯穿,交通运输便利;江北水乡、铁道游击队等著名旅游景点,使旅游消费显著;劳动力价格相对较低,均为蓝莓种植业的发展创造了条件。

蓝莓产业的引种发展不仅受气象等条件的影响,还受其他因素的约束,如技术、品种、市场、病虫害防治等。因此必须进行全面的科学分析,制定并采取行之有效的技术措施,提高蓝莓的产量、质量和效益,增加果农收入。

参考文献

- [1] 申岩. 蓝莓露地栽培技术[J]. 天津农业科学, 2009, 15(3): 63.
- [2] 徐文茹. 浅谈蓝莓种植技术[J]. 农民致富之友, 2013(10): 141.
- [3] 李亚东, 姜惠铁, 张志东, 等. 中国蓝莓产业化发展的前景[J]. 沈阳农业大学学报, 2001(3): 41.
- [4] 高淦. 枣庄市农村土地流转现状与对策[D]. 泰安: 山东农业大学, 2010: 26.
- [5] 周玉亮. 枣庄市生态农业区划与模式研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2010: 18.

(上接第 348 页)

结构多尺度数学形态滤波和局域均值分解,提取局域均值分解的能量特征向量,并作归一化处理,最后通过 BP 神经网络进行分类^[10]。此外,将该方法分别与基于 LMD 与神经网络的齿轮故障识别结果进行比较,发现基于数学形态滤波与 LMD 分解相结合的方法具有更高的识别能力。

参考文献

- [1] 盛兆顺. 设备状态监测与故障诊断技术及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2003.
- [2] LOU X S. Fault detection and diagnosis for rolling element bearing[D]. Case Western Reserve University, 2000: 28 ~ 35.
- [3] MARAGOS P, SCHAFFER R W. Morphological filters - part I: Their set - theoretic analysis and relation to linear shift invariant filters[J]. IEEE Trans on ASSP, 1987, 35(8): 1153 ~ 1169.

- [4] MARAGOS P, SCHAFFER R W. Morphological filter-Part II: Their relation to median order statistic and stack filters[J]. IEEE Trans on ASSP, 1987, 35(8): 1170 ~ 1184.
- [5] CUI B Z, WANG Z B, PAN H X. The study of lcal wave noise reduction based on the correlation analysis[C]//2012 International Conference on Advances in Mechanics Engineering (ICAME). Advances in Mechanics Engineering, 2012: 707 ~ 710.
- [6] 龙泉, 刘永前, 杨勇平. 基于粒子群优化 BP 神经网络的风机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2012, 33(1): 120 ~ 125.
- [7] 杨建伟, 蔡国强, 姚德臣. 基于小波包变换和 BP 网络的铁道车辆滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国铁道科学, 2010, 31(6): 68 ~ 73.
- [8] 史美丽. 基于 LMD 的滚动轴承故障诊断研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011: 35 ~ 45.
- [9] 章立军, 杨德斌, 徐金梧, 等. 基于数学形态滤波的齿轮故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2007, 43(2): 71 ~ 75.
- [10] 龙泉, 刘永前, 杨勇平. 基于粒子群优化 BP 神经网络的风机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2012, 33(1): 120 ~ 125.