

# 基于改进粒子群算法的提取齿轮磨损特征方法

赵志梅, 张黎烁

(河南工程学院 计算机科学与工程学院, 郑州 451191)

**摘要:** 针对轻微齿轮磨损故障信号在啮合频率和边频带上的幅值特征难以将其与正常信号区分的问题, 提出用 Laplace 小波提取信号的粘滞阻尼比作为一种冲击特征, 同时提取对冲击信号敏感的时域和频域峭度指标作为另外两种特征; 又由于传统 Laplace 小波匹配方法存在计算耗时和精度不高的缺点, 采用一种基于概率模型的改进粒子群算法以快速找到最佳匹配结果, 从而得到其阻尼参数; 将上述 3 种冲击特征用于农用拖拉机变速箱的齿轮磨损故障识别, 其结果表明提出的方法在错分率上比基于啮合频率和边频带幅值特征的方法降低了 12%。

**关键词:** 冲击特征; 齿轮磨损故障; Laplace 小波; 粒子群算法

## A Feature Extraction Method Based on Advanced Particle Swarm Optimization for Recognizing Wear Fault of Gear

Zhao Zhimei, Zhang Lishuo

(College of Computer Science and Engineering, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

**Abstract:** Due to the amplitude features of the meshing frequency and the side frequency useless to distinguish the normal status and the slight wear fault, three shock features are extracted in this paper. One of the features called viscous damping ratio is extracted by matching the Laplace wavelet with the acquired signals, while another two features are the kurtosis values in the time-domain and the frequency-domain. Since the traditional matching method of Laplace wavelet is time-consumed and accuracy-low, a new method is proposed based on an advanced particle swarm optimization algorithm, where a probability model is adopted. Experiments on using the three proposed features to recognize the wear fault of gear in a farm tractor show the proposed features obtain 0.12 lower in error rate than the amplitude features of the meshing frequency and the side frequency.

**Key words:** shock feature; wear fault of gear; Laplace wavelet; particle swarm optimization algorithm

### 0 引言

齿轮传动设备是农业机械中广泛应用的一种部件, 如拖拉机、收割机、挖坑机中使用的变速箱通常均为齿轮变速方式。齿轮的运行状态直接影响着传动效果和 Related 农业机械能否正常工作。目前齿轮传动设备的故障诊断技术已经能够很好地实现一些明显故障的诊断(如断齿、严重磨损等)<sup>[1-2]</sup>, 然而对于轻微磨损、点蚀等早期故障却难以有效解决<sup>[3-5]</sup>。上述问题的原因可以解释为: 齿轮发生断齿、磨损和点蚀等故障时, 齿轮在啮合位置会产生额外的冲击, 使得信号产生幅值和频率调制, 造成啮合频率、啮合频率倍频以及它们的边频带等特征频率的振动幅值发生变化, 这些变化即是判断齿轮故障的主要标准; 然而当齿轮故障比较轻微时, 啮合产生的额外冲击力度较小, 从而造成特征频率位置的幅值变化相对正常工况的幅值不够明显, 难以有效识别。因此, 提取新的特征用于齿轮轻微故障的诊断成为必要。

从齿轮故障状态下会引入额外冲击的特点出发, 利用 Laplace 小波与齿轮箱的振动信号相匹配, 提取得到的最佳匹配结果中的粘滞阻尼比作为一种冲击特征。在提取过程中, 设计

了一种改进的粒子群算法以显著提高匹配的速度和精度。其具体改进方法为: 利用当前种群的分布信息构建全局概率模型, 然后每代中的个体由粒子群算法和概率模型混合生成, 这样既保留了粒子群算法的快速收敛性能, 又避免了其易陷入局部最优的缺点。鉴于轻微故障诊断的困难性, 单一特征的识别效果有限, 因此考虑另外两种对冲击信号敏感的特征, 分别为时域和频域峭度指标。将这 3 个冲击特征综合应用于农业拖拉机传动系统中齿轮轻微磨损故障的识别, 其实验结果表明, 本文提出的方法明显好于几种对比方法。

### 1 冲击特征的提取

齿轮轻微磨损故障下特征频率不够明显, 因此采用 3 种敏感度更高的特征作为评价故障与否的标准, 包括 Laplace 小波与待检信号最佳匹配时的粘滞阻尼比, 信号的时域和频域峭度指标。其中粘滞阻尼比的大小直接决定了冲击波形的衰减速度, 而啮合时齿轮故障的程度不同, 产生的冲击力度也不同, 其造成的冲击波形持续时间也不同, 因而粘滞阻尼比可以作为一种直接反映冲击情况的特征<sup>[6]</sup>。Laplace 小波的定义如下所示:

$$\varphi(\omega, \xi, \tau, t) = \begin{cases} Ae^{\frac{\xi}{\sqrt{1-\xi^2}}\omega(t-\tau)} e^{-j\omega(t-\tau)}, & t \in [\tau, \tau + W_s] \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $\omega = 2\pi f \in \mathbf{R}^+$  表示频率,  $\xi$  表示粘滞阻尼比,  $\tau$  表示时间参数,  $A$  表示幅值,  $W_s$  表示小波紧支区间的宽度。

对于一段信号  $x(t), t = 1, 2, \dots, T$ , 其与 Laplace 小波

收稿日期: 2013-12-17; 修回日期: 2014-02-08。

基金项目: 国家青年基金项目(61301232); 河南省教育厅自然科学研究重点项目(12A520013)。

作者简介: 赵志梅(1977-), 女, 江苏溧阳人, 讲师, 硕士, 主要从事智能识别与计算机技术方向的研究。

最佳匹配的结果实际是二者线性相关程度最大的时候, 因此只需要找到合适的频率  $\omega$ , 粘滞阻尼比  $\xi$  和时间参数  $\tau$ , 使得下式达到最大即可。

$$F(\omega, \xi, \tau, t) = \sqrt{2} \frac{|\langle \varphi(\omega, \xi, \tau, t), x(t) \rangle|}{\|\varphi(\omega, \xi, \tau, t)\|_2 \|x(t)\|_2} \quad (2)$$

式中,  $\langle \cdot \rangle$  表示求取两个向量的内积,  $\|\cdot\|_2$  表示求取向量的 2 范数。

峭度指标是一种针对时域或频域信号的具有统计意义的特征, 宏观上反映整个信号的变化情况, 比特征频率更不易受运动条件等干扰因素的影响。时域和频域谱峭度指标分别定义为:

$$K_t = \frac{\sum_{t=1}^T (x(t) - u_t)^4 / T}{\sigma_t^4} \quad (3)$$

式中,  $u_t$  表示时域信号  $x(t)$  的幅值均值, 而  $\sigma_t$  表示方差的正的平方根值。

$$K_f = \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - u_f)^4 / K}{\sigma_f^4} \quad (4)$$

式中,  $u_f$  表示频域信号  $s(k)$  的幅值均值, 而  $\sigma_f$  表示方差的正的平方根值,  $K$  为快速傅里叶变换后指定的频率范围内的最大谱线数,  $s$  表示各条谱线的幅值<sup>[7]</sup>。

## 2 改进粒子群算法的设计

Laplace 小波的具体波形由  $f$ 、 $\xi$  和  $\tau$  这 3 个参数决定, 目前常见的方法是通过三重循环逐个改变参数取值来尝试得到与信号  $x(t)$  的最大匹配值。由于计算量庞大, 往往需要离散设置这些参数的取值, 尽管如此其时间计算复杂度依然较高, 而且降低了匹配的精度。因此本文以最大化式 (2) 为优化目标, 以  $f$ 、 $\xi$  和  $\tau$  为变量, 采用粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO) 作为优化手段, 实现快速和高精度的匹配<sup>[8]</sup>。粒子群算法新个体的生成方法如式 (5) 所示:

$$\begin{aligned} v_{ij}(g+1) &= \omega_p v_{ij}(g) + c_1 r_1 (y_{ij}(g) - z_{ij}(g)) + \\ &\quad c_2 r_2 (y_{gj}(g) - z_{ij}(g)) \\ z_{ij}(g+1) &= z_{ij}(g) + v_{ij}(g+1) \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $v_{ij}$  表示第  $i$  个粒子 (个体) 在第  $j$  个变量上的速度,  $g$  表示当前代数,  $\omega_p$  表示速度的权重系数,  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $r_1$ 、 $r_2$  均为相应的系数,  $y_{ij}$  表示第  $i$  个粒子截止当前代所发现的最好值,  $y_g$  表示种群中目前发现的最好个体,  $z_{ij}$  表示第  $i$  个粒子的第  $j$  个变量。

在粒子群算法的设计过程中, 粒子群算法的强收敛性易造成算法出现早熟。为了防止陷入局部最优, 本文对粒子群算法进行了改进。其改进方法为: 对当前种群中的所有个体按照函数值的大小降序排列, 选择较优的前  $M$  个个体并假设它们服从正态分布, 通过计算这些个体在各个变量上的均值和方差, 即得到了式 (6) 所示的概率分布模型。然后利用该概率模型随机采样生成部分新的变量, 而剩余变量则由粒子群算法生成<sup>[9-10]</sup>。

$$u_{N_j} = \sum_i^M z_{ij}(g) / M, \sigma_{N_j} = \sqrt{\sum_i^M (z_{ij}(g) - u_{N_j})^2 / M} \quad (6)$$

式中,  $u_{N_j}$  和  $\sigma_{N_j}$  分别表示模型在第  $j$  个变量上的均值和方差。

改进粒子群算法的具体描述为:

(1) 设定当前种群为  $P(g)$ , 对于种群中的第  $i$  个个体  $z_i, i=1, 2, \dots, |P(g)|$ , 将  $f$ 、 $\xi$  和  $\tau$  的取值范围投影到  $[0, 1]$ , 分别与  $z_{i1}$ 、 $z_{i2}$  和  $z_{i3}$  相对应;

(2) 对于每个个体中的第  $j$  个变量,  $j=1, 2, 3$ , 随机生成一个  $[0, 1]$  之间的随机数, 若取值小于概率  $p_1$ , 则按照式 (5) 所示粒子群方式生成第  $j$  个变量, 否则从种群  $P(g)$  中选择目标函数最大的前  $M$  个个体, 按照式 (6) 构建概率模型, 并在该模型上随机采样生成第  $j$  个变量, 最终得到第  $i$  个试验解  $q_i(g)$ ;

(3) 若第  $j$  个变量是利用概率模型更新的, 那么粒子群算法中的速度向量的第  $j$  维保持不变, 即  $v_{ij}(g+1) = v_{ij}(g)$ ;

(4) 若  $q_i(g)$  的目标函数值  $F(q_i(g)) > F(z_i(g))$ , 则令  $z_i(g+1) = q_i(g)$ , 否则  $z_i(g+1) = z_i(g)$ ;

(5) 重复步骤②至④, 直到生成  $|P(g)|$  个新个体, 令  $g=g+1$ ;

(6) 若达到最大进化代数  $g_m$  或者最优目标函数值连续  $s$  代的变化小于指定的值, 即  $(F(y_{g_s}(g+1)) - F(y_{g_s}(g))) \leq \epsilon$ , 则算法停止, 最优解对应的变量  $y_{g_s}$  即为最佳粘滞阻尼比。

## 3 实验与分析

以某型  $4 \times 4$  轮式拖拉机的变速齿轮箱为实验平台, 在其输入轴的齿轮上制造某一个齿的轻微磨损故障, 然后在输入轴的一侧轴承的径向垂直方向安装加速度传感器, 监测齿轮箱在正常和轻微磨损下的振动信号, 其采样频率均为 5 120 Hz。将两种状态下的振动信号分别进行快速傅里叶变换 (FFT), 得到的频域信号如图 1 和图 2 所示。可以发现两图中的啮合频率分量以及边频带分量的幅值均相差不大, 难以有效将两类工况样本区分。

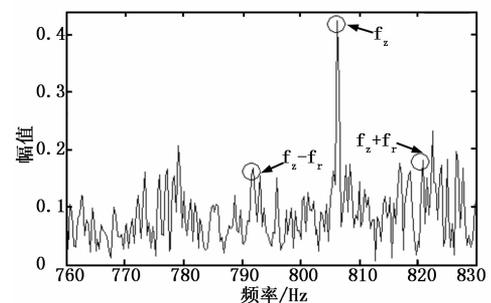


图 1 正常状态下的齿轮特征频率分布情况

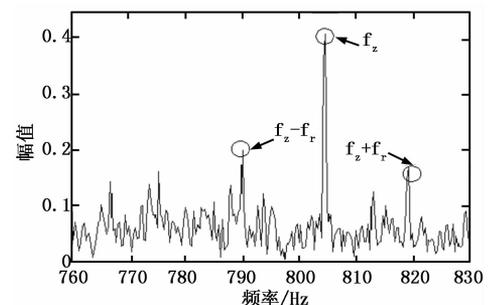


图 2 轻微磨损状态下的齿轮特征频率分布情况

为了将上述两类信号有效区分, 本文首先将每类信号划分

为等长的 100 段信号，每段信号的长度与输入轴旋转约 10 圈的时间相等。然后利用本文提出的方法提取每段信号的粘滞阻尼比、时域和频域峭度指标。这样每类信号都对应得到 100 个样本。在提取粘滞阻尼比时采用本文提出的基于概率模型的改进粒子群算法，其相关参数设置为：种群  $P$  为 100， $M$  值为 70，概率值  $p_1$  为 0.5，最大进化代数  $g_m$  为 50，连续代数  $s$  为 10，极小值  $\epsilon$  为  $10^{-8}$ ， $\omega_p$  取值为 0.75， $c_1$ 、 $c_2$  均为 1.49， $r_1$ 、 $r_2$  均在  $[0, 1]$  之间随机取值，速度  $v$  的正负方向最大值分别为 1.2 和 -1.2。提取的 3 种特征取值在两类样本上的分布情况如图 3 所示。

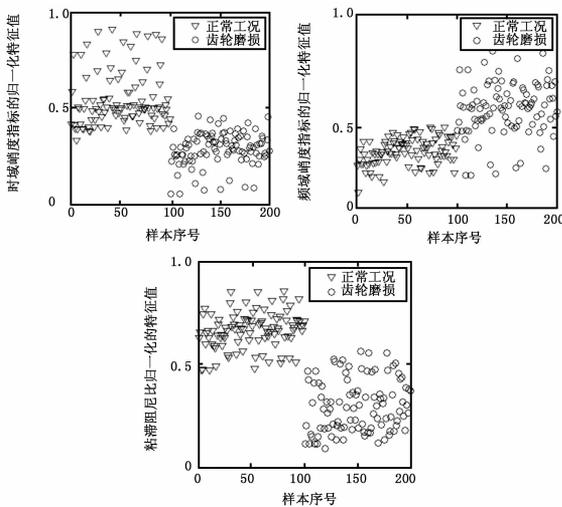


图 3 3 种提取的特征取值在样本上的分布情况

由图中结果可见，这 3 种特征已经能较为粗略的把这两类工况区分，仅一些边界区域的样本的特征取值存在重叠，难以直观的区别。

为了更好地说明本文方法的性能，本文进一步利用模糊  $k$  均值聚类对这 3 种特征构成的样本数据集进行聚类，结果对比如表 1 所示。

表 1 3 种特征提取方法下的聚类结果对比

	正常样本划分正确数(个)	故障样本划分正确数(个)	错分率(%)
$A_1$	92	100	4
$A_2$	86	93	10.5
$A_3$	90	78	16

其聚类结果如表 1 中  $A_1$  一栏所示。同时采用另外两种特征构成的数据集与本文特征提取方法构成的数据集进行对比，

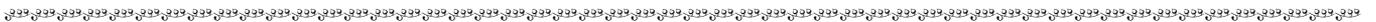
第一种方法将粘滞阻尼比特征去除，仅由时域和频域的峭度指标构成新的数据集，其聚类结果如表 1 中  $A_2$  一栏所示。第二种对比方法以每段信号的啮合频率  $f_z$ 、边频带频率  $f_z \pm f_r$  的振动幅值为特征 ( $f_r$  为输入轴的旋转频率)，对这些特征构成的样本数据集进行聚类，其结果如表 1 中  $A_3$  一栏所示。表中结果显示本文提出的方法可以更好地将正常与轻微磨损故障区别，使得错分率最低，并且所有轻微磨损故障的样本均得以正确划分。此外，在  $A_1$  和  $A_2$  的对比结果中， $A_1$  中两类样本的正确划分数量均高于  $A_2$ ，这表明粘滞阻尼比特征的提取有助于进一步提高聚类识别的质量。

#### 4 结束语

提出了一种利用粘滞阻尼比和时域、频域峭度指标识别农用拖拉机变速箱齿轮轻微磨损故障的方法。在提取粘滞阻尼比特征时，提出了一种基于概率模型的改进粒子群算法用于精确和快速实现 Laplace 小波与信号的最佳匹配。最后，齿轮轻微磨损故障的识别实验结果表明了本文提出的识别方法比基于特征频率的识别方法更有效，而且本文提出的基于粒子群优化的粘滞阻尼比特征提取算法能够更好的帮助轻微磨损故障的识别。

#### 参考文献:

- [1] 邓 森, 杨军锋, 杨 朴, 等. 基于混沌粒子群优化 LS-SVM 的发动机磨损状态监测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (8): 1853-1856.
- [2] 陆 韬, 李占芳, 徐翊峰. 基于 EMD 的提升机齿轮箱故障诊断 [J]. 煤矿机械, 2009, 30 (7): 210-211.
- [3] 林近山, 陈 前. 基于多重形分去趋势波动分析的齿轮箱故障特征提取方法 [J]. 振动与冲击, 2013, 32 (2): 97-101.
- [4] 林近山. 基于近似熵的齿轮箱状态监测与故障诊断 [J]. 机械传动, 2013, 37 (1): 87-89, 93.
- [5] 崔 伟, 李淑东. 神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用 [J]. 仪器仪表与分析监测, 2013, (1): 8-11.
- [6] 王 飞, 缙 锦. 基于多变异粒子群优化算法的模糊关联规则挖掘 [J]. 计算机科学, 2013, 40 (5): 217-223.
- [7] 靳雁霞, 师志斌. 一种基于空间混沌序列的量子粒子群优化算法及其应用 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30 (4): 61-64.
- [8] 李 蓉, 于德介, 陈向民, 等. 基于阶次分析与循环平稳解调的齿轮箱复合故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2013, 24 (10): 1320-1327.
- [9] 毕锦烟, 李巍华. 基于半监督模糊核聚类的齿轮箱离群检测方法 [J]. 机械工程学报, 2009, 45 (10): 48-52.
- [10] 崔玲丽, 高立新, 蔡力钢, 等. 基于循环平稳解调的齿轮裂纹早期故障诊断研究 [J]. 振动工程学报, 2008, 21 (3): 274-278.



(上接第 1577 页)

- [3] Data Device Corporation. MIL - STD - 1553 DESIGNER'S GUIDE (sixth edition) [Z]. Data Device Corporation. 2003.
- [4] 周远林, 吴 忠, 丑武胜. 基于 BU-61580 的 1553B 总线接口设计 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (35): 65-68.
- [5] TMS320C3X General-Purpose Applications User's Guide [Z]. Texas Instruments. 1998.

- [6] 谢拴勤, 宋 捷, 宋怀达. 基于 FPGA+DSP 的 1553B 总线通用接口设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (1): 183-186.
- [7] 史军芳. 基于 SOPC 的 1553B 总线通用接口设计 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (5): 727-730.