

# 基于 ITD 和模糊聚类的齿轮箱故障诊断方法

段礼祥, 张来斌, 岳晶晶

(中国石油大学机械与储运工程学院, 北京 102249)

**摘要:**为提高齿轮箱故障诊断的准确性与效率,针对其振动信号非线性和非平稳性的特点,提出将固有时间尺度分解(ITD)和模糊聚类(FCM)相结合的齿轮箱故障诊断方法。首先对齿轮箱振动信号进行固有时间尺度分解,提取包含主要故障信息的前4个固有旋转分量(PRC),求取PRC的特征能量作为故障特征向量。然后利用模糊C-均值聚类算法对齿轮箱故障进行识别与诊断,并将该方法应用到现场齿轮箱的诊断中。结果表明,诊断结果与实际情况完全相符,该方法比经验模式分解与模糊聚类相结合的方法具有更高的计算速度和精度,为齿轮箱故障诊断提供了一种新的有效方法。

**关键词:**固有时间尺度分解;模糊C-均值聚类;齿轮箱;故障;诊断

**中图分类号:**TK 407      **文献标志码:**A

## Fault diagnosis method of gearbox based on intrinsic time-scale decomposition and fuzzy clustering

DUAN Li-xiang, ZHANG Lai-bin, YUE Jing-jing

(Faculty of Mechanical and Oil-Gas Storage and Transportation Engineering in China University of Petroleum, Beijing 102249, China)

**Abstract:** Considering the non-linear and non-stationary characteristics of vibration signals of gearbox, a new method based on intrinsic time-scale decomposition (ITD) and fuzzy center-means clustering (FCM) was proposed in order to diagnose gearbox's fault more accurately and effectively. Firstly, original vibration signals of gearbox were decomposed by ITD method. The first four proper rotation components (PRC) containing the main fault information were extracted and the PRC feature energy was calculated as fault feature vectors. Finally, faults of gearbox were identified by using FCM method. The results show that the diagnosis results of gearbox are totally in accordance with the actual situation in the application. The new method has high computation speed and accuracy compared with empirical mode decomposition (EMD), which provides a new efficient method for gearbox fault diagnosis.

**Key words:** intrinsic time-scale decomposition; fuzzy center-means clustering; gearbox; fault; diagnosis

对齿轮箱进行故障诊断,能够减少齿轮箱故障带来的经济损失,提高齿轮箱运行的可靠性和安全性。针对齿轮箱振动信号所具有的强烈的非平稳特性,信号处理方法主要有小波变换<sup>[1]</sup>、Wigner-Ville分布<sup>[2]</sup>、EMD分解<sup>[3]</sup>。然而,小波变换是对时频平面的一种机械格型分解,缺乏对所研究信号的自适应性<sup>[4]</sup>;Wigner-Ville分布作为时频分析方法,可同时从时域和频域对时间序列进行分析,但分析多分

量信号时易产生交叉项<sup>[5]</sup>;EMD分解具有很强的自适应性,能够有效地分析非线性与非平稳信号,但存在端点效应、模态混叠,筛选过程和计算复杂度高,不利于实时计算<sup>[6]</sup>等缺陷。而 Mark G. F. 和 Osorio I. <sup>[7]</sup>提出的固有时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)是一种新的非平稳信号时频分析方法。该方法能够精确地提取信号的瞬时特征,有较高的拆解效率和频率分辨率,可以实时处理大

量数据<sup>[8-9]</sup>。因此,笔者将 ITD 和模糊聚类(FCM)相结合应用到齿轮箱的故障诊断中以期取得更高的准确性与效率。

### 1 固有时间尺度分解算法

ITD 算法是将待分解的非平稳信号分解成一系列的固有旋转分量与一个单调的趋势分量之和,分解得到的每层固有旋转分量定义了瞬时频率、瞬时幅度等时频信息<sup>[10]</sup>。对于待分解的信号  $X_t$ , 定义一个基线提取算子  $L$ , 使得从信号  $X_t$  中抽取一个基线后剩下的余量信号成为一个固有旋转分量(proper rotation component, PRC)。信号  $X_t$  的一次分解的表达式为

$$X_t = LX_t + (1 - L)X_t = L_t + H_t. \quad (1)$$

式中,  $L_t$  和  $H_t$  分别为一次分解后得到的基线信号和固有旋转分量。

假设  $\{\tau_k, k = 1, 2, \dots\}$  是信号  $X_t$  的局部极值所对应的时刻, 定义  $\tau_0 = 0$ 。为简化符号, 分别用  $X_k$ 、 $L_k$  表示  $X(\tau_k)$ 、 $L(\tau_k)$ 。假设  $L_t$  和  $H_t$  在  $[0, \tau_k]$  上有定义,  $X_t$  在  $[0, \tau_{k+2}]$  有定义, 在区间  $(\tau_k, \tau_{k+1})$  上的连续极值点之间定义一个分段线性基线提取因子  $L$ :

$$LX_t = L_t = L_k + \frac{L_{k+1} - L_k}{X_{k+1} - X_k}(X_t - X_k), \quad (2)$$

其中

$$t \in (\tau_k, \tau_{k+1}],$$

$$L_{k+1} = \alpha \left[ X_k + \frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k}(X_{k+2} - X_k) \right] + (1 - \alpha)X_{k+1}.$$

$\alpha$  是固有旋转分量幅度按线性比例提取的增益控制参数,  $\alpha \in (0, 1)$ , 通常取 0.5。

由式(2) 定义了基线信号之后, 定义一个固有旋转分量提取算子  $H$ :

$$HX_t \equiv (1 - L)X_t = H_t = X_t - L_t. \quad (3)$$

一次分解后得到一个基线信号  $L_t$  和一个固有旋转分量  $H_t$ , 后者表示信号中的局部相对高频成分。将基线信号  $L_t$  作为输入信号继续进行分解, 直到获得的基线信号变得单调或者小于某个预定值为止。这就将原信号分解成若干个从高到低不同频率段的固有旋转分量之和与一个单调趋势分量。信号  $X_t$  的整个分解过程可表示为

$$X_t = HX_t + LX_t = HX_t + (H + L)LX_t = (H(1 + L) + L^2)X_t = \dots = (H \sum_{k=0}^{p-1} L^k + L^p) X_t. \quad (4)$$

式中,  $HX_t \sum_{k=0}^{p-1} L^k$  为对信号  $X_t$  进行  $p$  次分解后得到的

$p$  个固有旋转分量之和;  $L^p X_t$  为单调趋势分量或在单调分量得到之前停止分解提取到的最低频率的基线信号。

ITD 方法提出了一种新的瞬时频率计算方法, 避免了 Hilbert 变换在计算瞬时频率时存在的边缘效应和偶尔出现负频率的问题<sup>[7]</sup>。对每一层分解得到的固有旋转分量进行单波分析, 可以快速计算信号局部的瞬时幅值、相位和频率。

瞬时幅值可表示为

$$A_t = \begin{cases} A_1, & t \in [t_1, t_3); \\ -A_2, & t \in [t_3, t_5). \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $A_1$  和  $A_2$  ( $A_1 > 0, A_2 > 0$ ) 分别为一个单波内两个上过零点  $t_1$  和  $t_5$  时刻之间正、负半波的极点幅度;  $t_3$  为下过零点时刻。

瞬时相位的计算公式为

$$\theta_t = \begin{cases} \frac{\pi}{2} \frac{x_t}{A_1}, & t \in [t_1, t_2); \\ \frac{\pi}{2} \frac{x_t}{A_1} + \left(1 - \frac{x_t}{A_1}\right) \pi, & t \in [t_2, t_3); \\ \frac{3\pi}{2} \left(-\frac{x_t}{A_2}\right) + \left(1 + \frac{x_t}{A_2}\right) \pi, & t \in [t_3, t_4); \\ \frac{3\pi}{2} \left(-\frac{x_t}{A_2}\right) + \left(1 + \frac{x_t}{A_2}\right) 2\pi, & t \in [t_4, t_5). \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $x_t$  为 ITD 分解后的固有旋转分量;  $t_2$  和  $t_4$  分别为正、负半波的极点时刻。

根据瞬时相位, 对其微分得到瞬时频率:

$$f_t = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta_t}{dt}. \quad (7)$$

### 2 模糊 C - 均值聚类算法

将有限样本集  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  划分成  $c$  类 ( $2 < c < n$ ), 用  $u_{ij}$  表示第  $j$  个样本对第  $i$  类的隶属度。分类结果用模糊矩阵  $\mathbf{U}_{c \times n}$  表示, 其元素  $u_{ij}$  具有如下性质:

- (1)  $u_{ij} \in [0, 1]$ ;
- (2)  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n$ ;
- (3)  $0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n, i = 1, 2, \dots, c$ .

定义一个目标函数  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ ,  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$  表示各类样本到聚类中心的加权距离平方和<sup>[11]</sup>:

$$J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m (d_{ij})^2. \quad (8)$$

式中,  $m$  为加权指数,  $m \in [1, +\infty]$ ;  $\mathbf{V} = (\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2,$

$\dots, \mathbf{V}_i, \dots, \mathbf{V}_c)^T$  为聚类中心,  $\mathbf{V}_i$  为第  $i$  个聚类中心矢量;  $d_{ij}$  表示第  $j$  个样本到第  $i$  个聚类中心矢量的欧几里得距离, 即  $d_{ij} = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{V}_i\|$ 。

FCM 算法的实质就是寻找一组中心矢量, 使得目标函数  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$  达到最小值。通过对目标函数的优化, 找到  $u_{ij}$  和  $d_{ij}$  之间的关系, 通过 Lagrange 乘子法使  $J_m(\mathbf{U}, \mathbf{V})$  取极小值的必要条件为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left| \frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right|^{2/(m-1)}},$$

$$\mathbf{V}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}.$$

若样本集  $\mathbf{X}$ 、聚类数  $c$  和加权指数  $m$  已知, 就能通过迭代算法确定最佳模糊分类矩阵  $\mathbf{U}$  和聚类中心  $\mathbf{V}$ 。

### 3 工程应用

#### 3.1 基于 ITD 的齿轮箱故障特征提取

以新疆塔里木油田某作业区 3<sup>#</sup>、5<sup>#</sup> 往复式注水泵一级减速齿轮箱为对象, 齿轮箱型号均为 TD-8060, 输入轴转速为 1439 r/min, 大齿轮齿数  $Z_2 = 163$ , 小齿轮齿数  $Z_1 = 20$ 。转轴频率  $f_t = 1439/60 \approx 24$  Hz, 啮合频率  $f_z = 24 \times 20 \approx 480$  Hz。采样频率为 4 kHz, 振动测点位于输入轴轴承座垂直方向。选取这两台齿轮箱在不同时期分别处于正常、齿面磨损和齿根裂纹 3 种故障状态下的振动数据作为样本, 每组故障状态有 7 组样本, 前 5 组作为训练样本, 后 2 组作为测试样本, 即在 3 种故障状态的 21 组振动数据中前 15 组是训练样本, 后 6 组是测试样本。每组数据由 5 120 个采样点组成。

已知 3<sup>#</sup> 齿轮箱的第 10 个样本属于齿面磨损, 对其分别进行 ITD 和 EMD 分解, 结果如图 1 所示 ((a) 中编号从上到下依次为 PRC1、PRC2、PRC3、PRC4、PRC5、PRC6、PRC7、PRC8 和 r8, (b) 中编号从上到下依次为 imf1、imf2、imf3、imf4、imf5、imf6、imf7、imf8、imf9、imf10 和 r10)。ITD 分解耗时 0.078 s, EMD 分解耗时 0.436 s, 可见 ITD 算法在计算速度上优于 EMD 算法。这是因为 ITD 算法不用样条插值, 每分解一次就获得一个固有旋转分量, 每次分解只须迭代一次, 而 EMD 算法每获得一个 IMF 分量需要

经过多次迭代。由图 1 可以看出, 同 EMD 分解相比, ITD 分解层数少, 能够快速得到单调趋势项从而停止分解。虽然 ITD 分解和 EMD 分解都存在端点效应, 但是 ITD 方法产生的端点效应较小, 并且端点效应被限制在端点处, 不会向内传播从而影响整个数据序列。

ITD 算法自适应地将齿轮箱振动信号分解成一系列具有不同时间尺度的固有旋转分量和一个单调趋势项, 这些固有旋转分量的频率段从高到低依次排列, 处于高频部分的固有旋转分量包含了故障的主要信息。分别对 3<sup>#</sup>、5<sup>#</sup> 齿轮箱在 3 种状态下的 21 组数据进行固有时间尺度分解, 选取包含主要故障信息的前 4 个固有旋转分量 PRC, 计算各个 PRC 能量  $E_i$  以及总能量  $E$ , 得到 PRC 特征能量  $E_i/E$ , 进而构造故障特征向量  $\mathbf{T} = [E_1/E, E_2/E, E_3/E, E_4/E]$ 。表 1、2 分别为 3<sup>#</sup>、5<sup>#</sup> 齿轮箱的 21 组数据样本所对应的故障特征向量。

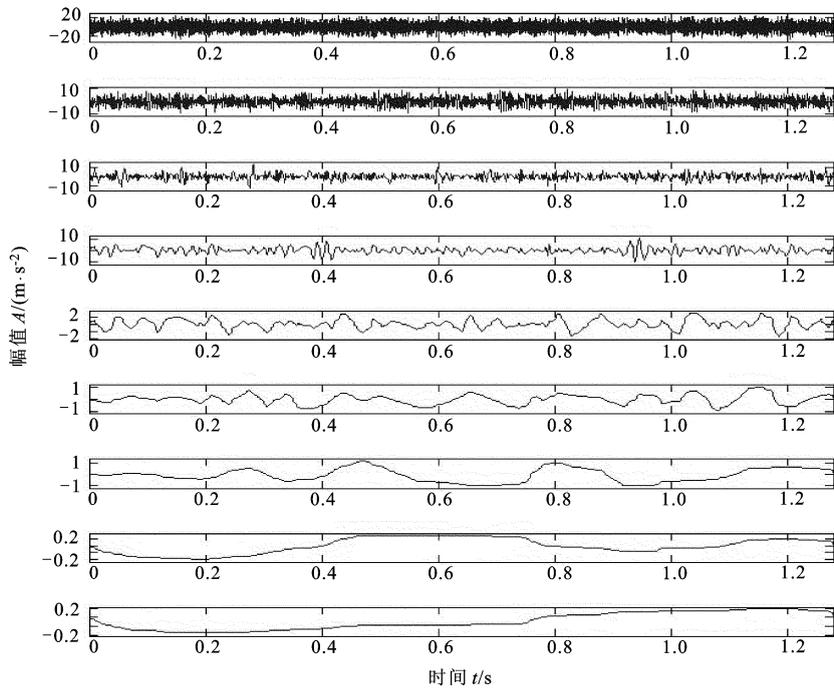
$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt = \sum_{j=1}^n |x_{ij}|^2, \quad i = 1, 2, 3, 4; \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

$$E = \left( \sum_{i=1}^4 |E_i|^2 \right)^{1/2}.$$

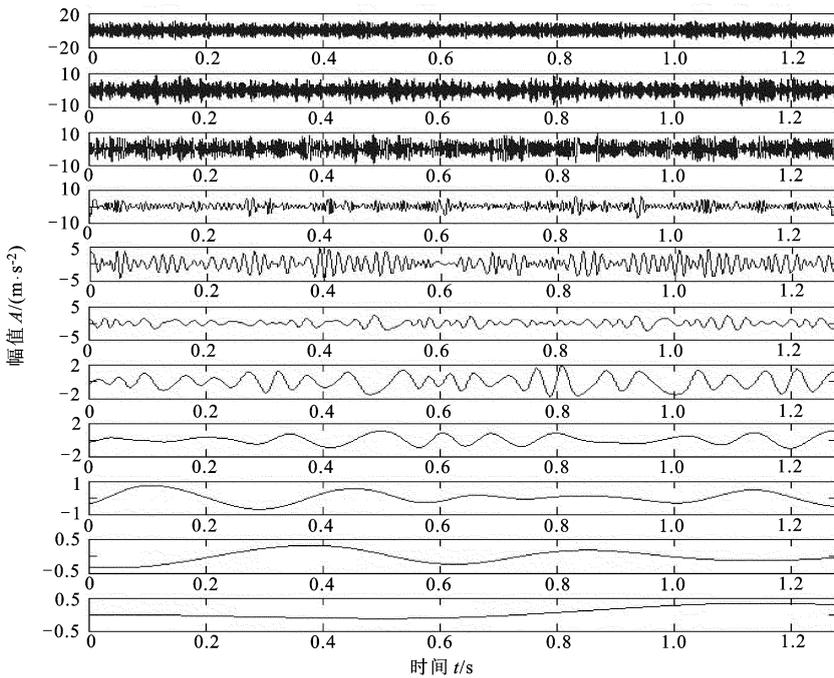
表 1 3<sup>#</sup> 齿轮箱的 21 组数据样本所对应的故障特征向量

Table 1 Fault feature vectors of 21 samples of 3<sup>#</sup> gearbox

序号	故障状态	$E_1/E$	$E_2/E$	$E_3/E$	$E_4/E$
1	正常	0.9054	0.3783	0.1427	0.1296
2		0.8957	0.3748	0.1948	0.1390
3		0.8832	0.4022	0.2070	0.1237
4		0.9019	0.3863	0.1799	0.0709
5		0.8990	0.3815	0.1880	0.1043
6	齿面 磨损	0.9408	0.3194	0.0968	0.0596
7		0.9394	0.3252	0.0994	0.0432
8		0.9412	0.3181	0.1034	0.0481
9		0.9334	0.3365	0.1031	0.0550
10		0.9330	0.3436	0.0975	0.0437
11	齿根 裂纹	0.9850	0.1283	0.0941	0.0671
12		0.9783	0.1705	0.0881	0.0775
13		0.9808	0.1608	0.1039	0.0370
14		0.9828	0.1480	0.0981	0.0513
15		0.9814	0.1633	0.0918	0.0421
16	待 识 别	0.8935	0.3907	0.1993	0.0963
17		0.8983	0.3905	0.1697	0.1087
18		0.9347	0.3318	0.1177	0.0484
19		0.9269	0.3564	0.0964	0.0678
20		0.9825	0.1321	0.1051	0.0785
21		0.9814	0.1577	0.0911	0.0609



(a) ITD分解



(b) EMD分解

图1 3#齿轮箱的第10个样本的ITD、EMD分解结果

Fig. 1 Decomposition results of the 10th sample using ITD and EMD

表 2 5<sup>#</sup> 齿轮箱的 21 组数据样本所对应的故障特征向量

Table 2 Fault feature vectors of 21 samples of 5<sup>#</sup> gearbox

序号	故障状态	$E_1/E$	$E_2/E$	$E_3/E$	$E_4/E$
1	正常	0.8570	0.4982	0.1268	0.0343
2		0.8378	0.5312	0.1210	0.0349
3		0.8439	0.5135	0.1476	0.0482
4		0.8647	0.4872	0.1172	0.0341
5		0.8064	0.5776	0.1223	0.0334
6	齿面 磨损	0.9205	0.3566	0.1490	0.0569
7		0.9212	0.3483	0.1675	0.0451
8		0.9096	0.3679	0.1844	0.0576
9		0.9248	0.3377	0.1589	0.0740
10		0.9068	0.3773	0.1743	0.0711
11	齿根 裂纹	0.9462	0.3033	0.1076	0.0329
12		0.9556	0.2780	0.0900	0.0380
13		0.9396	0.3234	0.1055	0.0390
14		0.9338	0.3442	0.0910	0.0358
15		0.9476	0.3057	0.0894	0.0252
16	待 识 别	0.8300	0.5469	0.1038	0.0357
17		0.8555	0.4978	0.1367	0.0397
18		0.9173	0.3647	0.1519	0.0509
19		0.9305	0.3295	0.1478	0.0614
20		0.9408	0.3247	0.0904	0.0362
21		0.9364	0.3345	0.1004	0.0341

### 3.2 基于 FCM 的齿轮箱故障状态识别

表 1 中前 15 组数据为 3<sup>#</sup> 齿轮箱的已知故障样本,将其作为建立 3<sup>#</sup> 齿轮箱聚类标准的训练样本。确定样本的最佳分类数  $c=3$ ,用 A、B、C 表示。FCM 聚类中,模糊加权指数  $m$  的范围为 1.5 ~ 2.5,一般选取中间值 2<sup>[12]</sup>。通过对 3<sup>#</sup> 齿轮箱的 15 组训练样本进行模糊 C-均值聚类,得到分类矩阵  $U_3$  和聚类中心  $V_3$ 。分类矩阵  $U_3$  如表 3 所示,其中的数值表示聚类后各样本对各个类别的隶属度。

表 3 3<sup>#</sup> 齿轮箱的 15 个训练样本的分类矩阵以及聚类结果 (ITD+FCM)

Table 3 Classification matrix and clustering results of 15 training samples of 3<sup>#</sup> gearbox (ITD+FCM)

序号	A	B	C	聚类结果
1	0.0694	0.1626	<b>0.7680</b>	C
2	0.0282	0.0505	<b>0.9212</b>	C
3	0.0208	0.0399	<b>0.9393</b>	C
4	0.0643	0.1985	<b>0.7372</b>	C
5	0.0030	0.0069	<b>0.9900</b>	C
6	0.0221	<b>0.9667</b>	0.0111	B
7	0.0182	<b>0.9726</b>	0.0091	B
8	0.0139	<b>0.9794</b>	0.0068	B
9	0.0014	<b>0.9976</b>	0.0010	B
10	0.0153	0.9748	0.0099	B
11	<b>0.9769</b>	0.0173	0.0058	A
12	0.9176	0.0637	0.0187	A
13	0.9012	0.0785	0.0203	A
14	<b>0.9872</b>	0.0100	0.0028	A
15	0.9385	0.0493	0.0122	A

按照隶属度最大原则,表 1 中样本 1 ~ 5 属于 C 类,样本 6 ~ 10 属于 B 类,样本 11 ~ 15 属于 A 类。因此得到 A 类代表齿根裂纹, B 类代表齿面磨损, C 类代表正常状态。聚类中心  $V_3$  的第 1、2、3 行分别是 A、B、C 类的聚类中心,分别对应齿根裂纹、齿面磨损和正常状态。将表 1 中的后 6 组待识别样本与聚类中心  $V_3$  进行再聚类,其模糊隶属度和识别结果如表 4 所示。

表 4 3<sup>#</sup> 齿轮箱的 6 个测试样本的识别结果 (ITD+FCM)

Table 4 Identification results of 6 test samples of 3<sup>#</sup> gearbox (ITD+FCM)

序号	齿根裂纹	齿面磨损	正常	识别结果
16	0.0145	0.0328	0.9527	正常
17	0.0086	0.0220	<b>0.9694</b>	正常
18	0.0241	<b>0.9571</b>	0.0188	齿面磨损
19	0.0430	0.9134	0.0436	齿面磨损
20	0.9272	0.0528	0.0200	齿根裂纹
21	<b>0.9951</b>	0.0039	0.0011	齿根裂纹

同理,对 5<sup>#</sup> 齿轮箱的 15 组训练样本进行模糊 C-均值聚类,得到分类矩阵  $U_5$  (表 5) 和聚类中心  $V_5$ 。按照隶属度最大原则,表 2 中样本 1 ~ 5 属于 III 类,样本 6 ~ 10 属于 II 类,样本 11 ~ 15 属于 I 类。因此, I 类代表齿根裂纹, II 类代表齿面磨损, III 类代表正常状态。将表 2 中的后 6 组待识别样本与聚类中心  $V_5$  进行再聚类,其模糊隶属度与识别结果见表 6。

$$V_3 = \begin{bmatrix} 0.9674 & 0.0853 & 0.0663 & 0.2187 \\ 0.5154 & 0.7464 & 0.1233 & 0.1516 \\ 0.1261 & 0.9434 & 0.8167 & 0.7285 \end{bmatrix}$$

$$V_5 = \begin{bmatrix} 0.9108 & 0.1318 & 0.0780 & 0.1934 \\ 0.7500 & 0.2585 & 0.7568 & 0.7080 \\ 0.2436 & 0.8109 & 0.3679 & 0.2372 \end{bmatrix}$$

表 5 5<sup>#</sup> 齿轮箱的 15 个训练样本的分类矩阵以及聚类结果 (ITD+FCM)

Table 5 Classification matrix and clustering results of 15 training samples of 5<sup>#</sup> gearbox (ITD+FCM)

序号	I	II	III	聚类结果
1	0.0220	0.0217	0.9563	III
2	0.0047	0.0047	0.9906	III
3	0.0731	0.1482	0.7787	III
4	0.0603	0.0472	0.8924	III
5	0.0540	0.0568	0.8892	III
6	0.0353	0.9408	0.0239	II
7	0.1196	0.7910	0.0894	II
8	0.0514	0.8920	0.0566	II
9	0.0725	0.8703	0.0572	II
10	0.0558	0.8820	0.0622	II
11	0.9603	0.0240	0.0157	I
12	0.9389	0.0369	0.0242	I
13	0.9528	0.0291	0.0181	I
14	0.9636	0.0187	0.0177	I
15	0.9266	0.0377	0.0357	I

由表3和表4、表5和表6可得,3<sup>#</sup>和5<sup>#</sup>齿轮箱的所有样本的识别结果与实际情况全部相符,表明基于ITD和FCM的方法对齿轮箱故障诊断是有效的。

表6 5<sup>#</sup>齿轮箱的6个测试样本的识别结果(ITD+FCM)

Table 6 Identification results of 6 test samples of 5<sup>#</sup>gearbox (ITD+FCM)

Table with 5 columns: 序号, 齿根裂纹, 齿面磨损, 正常, 识别结果. Rows 16-21.

3.3 ITD+FCM 与 EMD+FCM 对比

以3<sup>#</sup>齿轮箱为例,对其在正常、齿面磨损和齿根裂纹3种故障状态下的21组原始振动数据,分别进行EMD分解,提取前4个IMF分量,计算各个IMF能量E'\_i以及总能量E',构造故障特征向量T'=[E'\_1/E', E'\_2/E', E'\_3/E', E'\_4/E']。同样以前15组故障特征向量作为训练样本,采用FCM方法进行聚类分析,得到分类矩阵U'和聚类中心V'。

V' = [0.9472 0.1403 0.0696 0.2158; 0.2952 0.7976 0.7161 0.2294; 0.0884 0.4546 0.9098 0.5617]

表7为15个训练样本的分类矩阵以及聚类结果,表8为6组待识别样本相对于各类聚类中心的模糊隶属度和最终的识别结果。

表7 3<sup>#</sup>齿轮箱的15个训练样本的分类矩阵以及聚类结果(EMD+FCM)

Table 7 Classification matrix and clustering results of 15 training samples of 3<sup>#</sup>gearbox (EMD+FCM)

Table with 5 columns: 序号, A, B, C, 聚类结果. Rows 1-15.

表8 3<sup>#</sup>齿轮箱的6个测试样本的识别结果(EMD+FCM)

Table 8 Identification results of 6 test samples of 3<sup>#</sup>gearbox (EMD+FCM)

Table with 5 columns: 序号, 齿根裂纹, 齿面磨损, 正常, 识别结果. Rows 16-21.

对比表3和表7、表4和表8,可知两种方法的聚类结果都正确,但采用ITD+FCM方法计算得到的各个样本的模糊隶属度的精度总体上高于EMD+FCM方法的,如表3、4中加粗字体所示。另外,ITD+FCM方法总共耗时1.45s,EMD+FCM方法总共耗时10.467s。因此,在计算速度和模糊隶属度的计算精度方面,ITD+FCM方法要优于EMD+FCM方法;ITD算法比EMD算法更适合用于齿轮箱故障特征的提取。

4 结束语

对现场采集的正常状态、齿面磨损和齿根裂纹3种状态下的齿轮箱振动信号进行固有时间尺度分解(ITD)和模糊C-均值聚类分析,实现了对齿轮箱故障的准确诊断。ITD算法适合分析非线性、非平稳信号,能自适应地将任意复杂信号分解成若干频率依次降低的固有旋转分量和一个单调趋势项。ITD算法不仅能够克服EMD算法的端点效应的缺陷,而且能够准确地提取出故障特征,计算速度快。模糊C-均值聚类算法的聚类效果好,分类效率高。将ITD与FCM相结合,为齿轮箱故障诊断提供了一种新的有效方法。

参考文献:

[1] SARAVANAN N, RAMACHANDRAN K I. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN) [J]. Expert Systems with Applications, 2010,37(6):4168-4181.
[2] 沈国际, 陶利民, 温熙森, 等. 基于Wigner分布的齿轮箱振动信号相位估计[J]. 机械工程学报, 2004, 40(9):185-189.
SHEN Guo-ji, TAO Li-min, WEN Xi-sen, et al. Phase estimation of gearbox vibration signal based on Wigner distribution[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(9):185-189.

- [3] GAI G H. The processing of rotor startup signals based on empirical mode decomposition [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006,20(1):222-235.
- [4] 林近山. 基于本征时间尺度分解算法的齿轮箱故障诊断[J]. *机械传动*, 2011,35(9):51-53.  
LIN Jin-shan. Fault diagnosis of gear box based on intrinsic time-scale decomposition algorithm [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2011,35(9):51-53.
- [5] 郭艳平, 颜文俊. 基于 EMD 和优化 K-均值聚类算法诊断滚动轴承故障[J]. *计算机应用研究*, 2012,29(7):2555-2557.  
GUO Yan-ping, YAN Wen-jun. Fault diagnosis of bearing based on empirical mode decomposition and K-means clustering [J]. *Application Research of Computers*, 2012,29(7):2555-2557.
- [6] 安金坤, 田斌, 易克初, 等. 基于 ITD 的跳频信号跳速估计算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011,33(1):166-169.  
AN Jin-kun, TIAN Bin, YI Ke-chu, et al. Intrinsic time-scale decomposition based algorithm for the hop rate estimation of frequency hopping signal [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011,33(1):166-169.
- [7] MARK G F, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. *Proc R Soc A*, 2007, 463:321-342.
- [8] 安学利, 蒋东翔, 陈杰, 等. 基于 ITD 和 LS-SVM 的风力发电机组轴承故障诊断[J]. *电力自动化设备*, 2011,31(9):10-13.  
AN Xue-li, JIANG Dong-xiang, CHEN Jie, et al. Bearing fault diagnosis based on ITD and LS-SVM for wind turbine [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2011,31(9):10-13.
- [9] AN Xue-li, JIANG Dong-xiang, CHEN Jie, et al. Application of the intrinsic time-scale decomposition method to fault diagnosis of wind turbine bearing[J]. *Journal of Vibration and Control*, 2012,18(2):240-245.
- [10] 安金坤, 田斌, 孙永军, 等. 一种基于 ITD 算法的直扩信号检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(5):1178-1182.  
AN Jin-kun, TIAN Bin, SUN Yong-jun, et al. An algorithm for direct sequence spread spectrum signal detection based on intrinsic time-scale decomposition [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5):1178-1182.
- [11] 印兴耀, 叶端南, 张广智. 基于核空间的模糊聚类方法在储层预测中的应用[J]. *中国石油大学学报:自然科学版*, 2010,36(1):53-59.  
YIN Xing-yao, YE Duan-nan, ZHANG Guang-zhi. Application of kernel fuzzy C-means method to reservoir prediction [J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2010,36(1):53-59.
- [12] 王朝晖, 姚德群, 段礼祥. 基于模糊聚类的油田往复压缩机气阀故障诊断研究[J]. *机械强度*, 2007,29(3):521-524.  
WANG Zhao-hui, YAO De-qun, DUAN Li-xiang. Study on the method of oil field reciprocating compressor valve fault diagnosis based on fuzzy clustering [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2007,29(3):521-524.

(编辑 沈玉英)

(上接第 132 页)

- [8] 卜海永. 电控液压可变燃气门的设计开发[D]. 济南:山东大学能源与动力工程学院, 2010.  
BU Hai-yong. Design and development of the electronically controlled hydraulically actuated variable valve system [D]. Jinan: School of Energy and Power Engineering, Shandong University, 2010.
- [9] 杜喜云. 电控多点喷射天然气发动机的开发[D]. 长春:吉林大学汽车工程学院, 2007.  
DU Xi-yun. Development of electronic controlled multi-point injection CNG engine [D]. Changchun: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2007.
- [10] 常思勤, 刘梁. 高功率密度的动圈式永磁直线电机; 中国, CN101127474B [P]. 2010-07-14.
- [11] 常思勤, 葛文庆. 一种气体燃料电控喷射装置: 中国, 201110332554. 8 [P]. 2011-10-28.
- [12] 葛文庆, 常思勤, 孙宾宾, 等. 一种大功率发动机气体燃料电控喷射装置的流量特性研究[J]. *南京理工大学学报*, 2012,36(4):699-673.  
GE Wen-qing, CHANG Si-qin, SUN Bin-bin, et al. Flow characteristics of electronically controlled gas fuel injection device for heavy-duty engine [J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2012, 36(4):699-673.

(编辑 沈玉英)