

PSO-COT 与 EEMD 的变转速 滚动轴承故障特征提取

高大涌¹, 付志鹏¹, 苑宗昊², 白雪飞¹

(1. 石家庄铁道大学 电气与电子工程学院, 河北 石家庄 050043;

2. 石家庄铁道大学 交通运输学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对滚动轴承在变转速工况下微弱故障特征难以提取的问题,提出了 PSO-COT 与 EEMD 的变转速滚动轴承故障特征提取方法。首先,通过粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)寻找最优过采样率,对采集到的滚动轴承振动信号进行过采样;然后,利用计算阶比跟踪(computed order tracking, COT)将过采样后的时域信号转变成角域的平稳信号;最后,通过集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)去噪,经过阶次谱分析滚动轴承故障特征阶次。实验表明该方法具有较好的故障特征提取精度,可以有效提取变转速工况下滚动轴承故障特征信息。

关键词:粒子群;计算阶比跟踪;EEMD;滚动轴承

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0373(2021)04-0053-06

旋转机械中发生故障最多的零部件便包括滚动轴承,特别是在负载比较大、转速变化剧烈的情況下^[1]。由于变转速工况下在时间域采集的振动信号不再具有周期性,表现为非平稳性,跟转速密切相关,那么传统的平稳信号的分析方法就不再适用,会产生“频谱模糊”现象^[2]。而阶比跟踪可以将时域的非平稳信号通过重采样技术转换为角域的平稳信号,再进一步分析。因此,展开阶比跟踪的变转速滚动轴承故障特征提取研究具有重要意义。

阶比跟踪主要分为硬件阶比跟踪和计算阶比跟踪。硬件阶比跟踪主要是通过安装专用的跟踪滤波器和采样装置,通过键相装置产生触发脉冲控制等角度采样。但是硬件阶比跟踪全部由硬件组成,成本高,不便于携带和安装。Potter^[3]首次提出计算阶比跟踪方法;Borghesani et al^[4]将计算阶比跟踪技术用于转速变化缓慢的轴承振动信号处理中,处理后的信号适用传统的平方包络谱;康海英等^[5]提出基于阶次跟踪和经验模态分解的滚动轴承包络解调分析方法,结果表明阶比跟踪技术可以有效地将时域非平稳信号转换为角域的平稳信号,避免出现“频谱模糊”现象,但经验模态分解本身存在模态混叠问题,会影响故障信息的准确判断;武英杰等^[6]将 VMD 和阶比跟踪技术用于滚动轴承故障诊断;栾孝驰等^[7]将计算阶次分析、3 次样条插值分析与包络谱分析相结合用于滚动轴承故障特征提取,但是由于噪声影响,使提取精度不高。PSO-COT 是利用粒子群寻找最优过采样率,对采集的振动信号进行过采样,这样在提高等角度重采样时,提高重采样的点落在等时间采样点上的几率,提高阶比跟踪的精度。近年来,阶比跟踪方法在处理变转速轴承信号领域得到广泛应用,可以有效地将时域的非平稳信号转换到角域的平稳信号,但是滚动轴承工作环境比较恶劣,单独的 PSO-COT 在处理变转速滚动轴承振动信号时噪声鲁棒性低。为此,结合 EEMD 的优势^[8-9],提出 PSO-COT 与 EEMD 的变转速滚动轴承故障特征提取方法,通过实验表明该方法具有较好的故障特征提取精度,准确提取变转速工况下滚动轴承故障特征信息。

收稿日期:2021-08-26 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxb.20210178

基金项目:国家自然科学基金重大项目(11790282);国家自然科学基金面上项目(12072207);石家庄铁道大学研究生创新资助项目(YC2020070)

作者简介:高大涌(1995—),男,硕士研究生,研究方向为信号处理和故障诊断。E-mail:gaodyyx@163.com

高大涌,付志鹏,苑宗昊,等.PSO-COT 与 EEMD 的变转速滚动轴承故障特征提取[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2021,34(4):53-58.

1 计算阶比跟踪

计算阶比跟踪技术的核心就是确定重采样的时间序列,首先确定每个恒定角度的时间,然后再对每个时间点进行插值,得到重采样信号。

计算阶比跟踪通常是假定短时间内转速为恒定,则可利用二次方程描述转速的转角

$$\theta(t) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 \quad (1)$$

式中, b_0 、 b_1 、 b_2 为待求系数。

将转速计采集的 3 个连续键相信号时间点 t_0 、 t_1 、 t_2 及对应角度 $\Delta\theta$ 代入式(2)中,求得 b_0 、 b_1 、 b_2 。

$$\begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & t_0 & t_0^2 \\ 1 & t_1 & t_1^2 \\ 1 & t_2 & t_2^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 \\ \Delta\theta \\ 2\Delta\theta \end{pmatrix} \quad (2)$$

得到系数 b_0 、 b_1 、 b_2 ,即可求得重采样的时间序列

$$t_n = \frac{1}{2b_2} [\sqrt{4b_2(n\Delta\theta - b_0) + b_1^2} - b_1] \quad (3)$$

式中, t_n 为第 n 点等角度采样时标; $\Delta\theta$ 为等角度采样间隔。

得到等角度采样时刻后,对振动信号进行插值就可以得到角域重采样信号。但是在对振动信号进行插值过程中,等角度采样时刻不一定落在等时间点上,会引入大量噪声,降低阶比跟踪故障特征提取精度。为解决这一问题,提出 PSO-COT 方法,利用 PSO 寻找最优过采样率,对采集的振动信号进行过采样,这样就会大大增加等角度采样时刻落在等时间采样点上的几率。

2 PSO 优化 COT

粒子群算法起源于鸟群觅食行为的研究,它主要是通过局部最优值来寻找全局最优,精度高、容易实现、收敛快。该算法将待优化参数作为粒子的位置,通过设定适应度函数来评价粒子位置的好坏,通过不断更新粒子的位置,来找到最优的粒子位置。计算阶比跟踪算法在等角度时刻进行插值的时候,不能保证插值点在等时间采样点上,使阶比跟踪精度变低。这样就需要对等时间采样点进行过采样,加大等角度插值点落在等时间采样点上的几率。用 PSO 寻找最优的过采样率可以使故障特征提取精度更高。

每次迭代中,粒子通过个体和群体 2 个极值不断更新自己的速度和位置,公式为

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (4)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中, ω 为权重; c_1 、 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 为随机数。

将过采样率作为粒子群优化参数,以计算阶比跟踪处理后的角域信号经 EEMD 降噪后的故障特征提取精度作为粒子的适应度函数。具体流程如下:

(1) 设定粒子的位置范围 p_{range} 和速度范围 v_{range} ,种群规模 sizepop ,权重 ω ,学习因子 c_1 、 c_2 ,进化次数 maxgen ,将过采样率作为粒子的位置,依据文献[10]定义的故障特征提取精度作为粒子的适应度函数。

$$\text{故障特征提取精度} = \frac{\max\{\text{特征阶次谱线能量}\}}{\text{average}\{\text{噪声能量}\}} \quad (6)$$

(2) 初始化粒子的速度和位置,并计算其适应度值,计算初始个体最优位置 p_g 和全局最优位置 g_{best} 。

(3) 根据式(4)和式(5)更新速度和位置,在迭代中计算更新的个体最优位置 p_g 和全局最优位置 g_{best} 。

(4) 若满足进化次数则停止,否则转至步骤(3)。

3 EEMD 算法

EEMD 是一种经典的噪声辅助信号分析方法,通过将给定幅值的高斯白噪声加入原信号,进行多次 EMD 分解并取平均,解决模态混叠的问题[11]。该方法利用高斯白噪声频率分布均匀的统计特性改变原信号极值点分布特性,使信号在不同特征尺度上具有连续性,避免对上下极值点包络拟合产生误差。具

体实现可归纳如下:

(1) 向原信号 $x(t)$ 添加幅值系数为 k 的高斯白噪声序列 M 次, 得到 $x_i(t) (i=1, 2, \dots, M)$ 。

(2) 将步骤(1)所得信号 $x_i(t)$ 分别进行 EMD 分解, 得到 N 个 IMF 分量 $c_{ij}(t) (j=1, 2, \dots, N)$ 和 1 个残余分量 $s_i(t)$ 。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N c_{ij}(t) + s_i(t) \tag{7}$$

式中, $c_{ij}(t)$ 为第 i 次分解的第 $j (j=1, 2, \dots, N)$ 个 IMF 分量; $s_i(t)$ 为第 i 次分解的残余分量。

(3) 对分解所得的 IMF 分量 $c_{ij}(t)$ 和残余分量 $s_i(t)$ 取平均值, 消除噪声对 IMF 分量的影响, 得到

$$c_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{ij}(t) \tag{8}$$

$$s(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M s_i(t) \tag{9}$$

由此, 原信号 $x(t)$ 被分解成为 N 个 IMF 分量 $c_j(t) (j=1, 2, \dots, N)$ 和 1 个残余分量 $s(t)$ 。

$$x(t) = \sum_{j=1}^N c_j(t) + s(t) \tag{10}$$

4 本文所提方法实现步骤

PSO-COT 与 EEMD 的变转速滚动轴承故障特征提取流程如图 1 所示。首先, 通过粒子群算法寻找最优的过采样率对采集的等时间间隔滚动轴承振动信号进行过采样; 然后, 经过计算阶比跟踪算法将过采样后的等时间间隔数据转换成等角度间隔数据; 最后, 经过 EEMD 算法去除信号中的噪声干扰, 通过阶次谱分析提取故障特征信息。

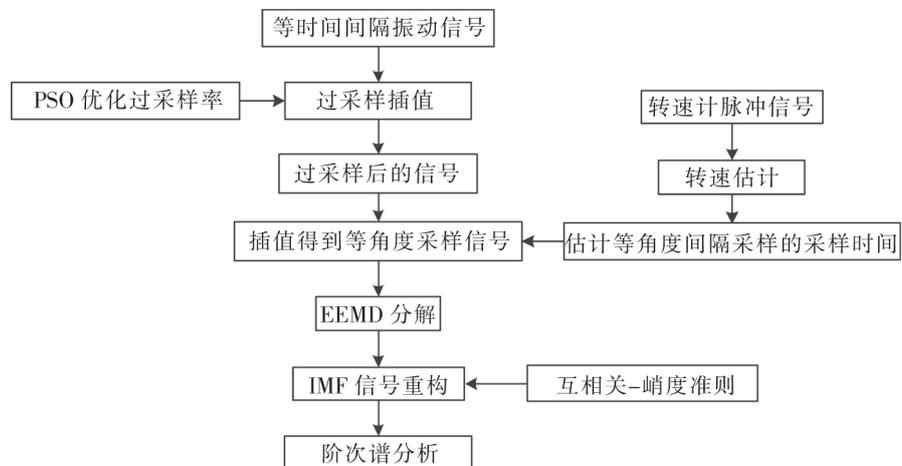


图 1 整体方案流程图

5 实验分析

为验证本文所提方法

在实际滚动轴承故障诊断中的有效性, 采用如图 2 所示 QPZZ-II 旋转机械故障实验台模拟滚动轴承外圈故障进行实验。轴承技术参数如表 1 所示, 采样频率为 25 600 Hz。

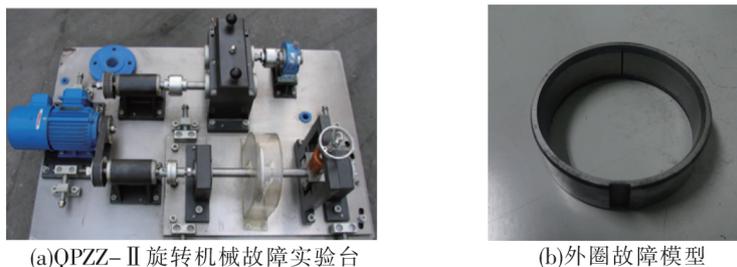


图 2 QPZZ-II 旋转机械故障实验台和外圈故障模型

表 1 轴承技术参数

型号	中径/mm	滚子直径/mm	接触角 α	滚子数
NU205EM	38.5	7.5	0	13

由旋转机械故障实验台获得的振动信号如图 3 所示,从图 3 可以看出信号振幅随时间逐渐变小,转速脉冲信号如图 4 所示。根据转速脉冲信号计算转速,如图 5 所示,从图 5 可以看出此实验是转速从平稳到降速的过程。经过计算阶比跟踪处理后的角域信号如图 6 所示。

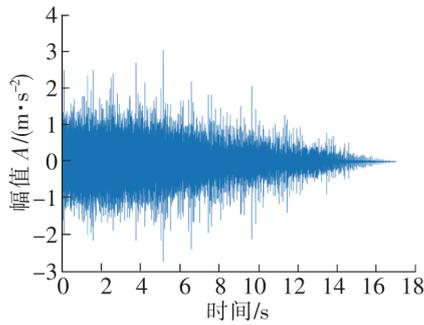


图 3 实测信号时域图

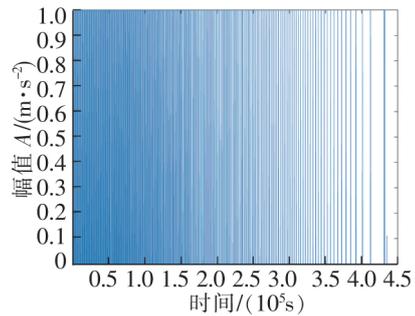


图 4 转速脉冲信号

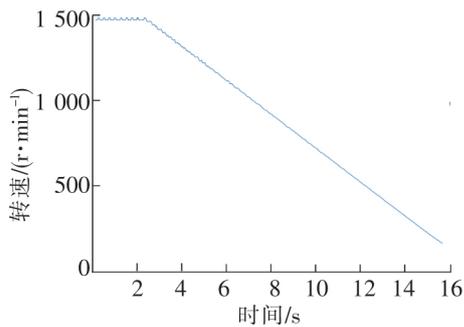


图 5 转速信号

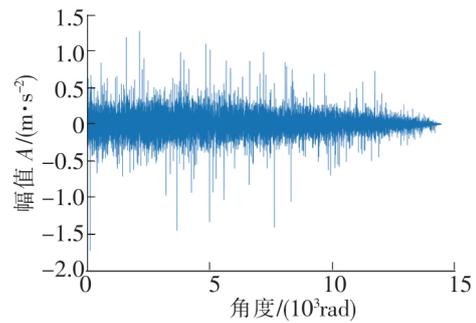


图 6 等角度采样信号

将角域信号进行 EEMD 分解去噪, EEMD 分解结果如图 7 所示, EEMD 分解出 12 个 IMF 分量和 1 个残余分量。根据互相关系数峭度准则^[12]选取包含故障有效 IMF 分量相加重构。将重构后的信号进行阶次谱分析, COT 结合 EEMD 处理后阶次谱如图 8 所示。实验用轴承的理论阶次为 5.28^[13], 从图 8 可以看到 1 倍阶次 5.288 和 2 倍阶次 10.57, 此时根据式(6)计算故障特征提取精度为 $0.0279/0.0026=10.7307$ 。

粒子群算法参数设定为 p_{range} 为 $[1 \sim 50]$, v_{range} 为 $[-20 \sim 20]$, 种群规模 $size_{pop}=10$, $\omega=1$, 学习因子 $c_1=c_2=1.5$, 进化次数 $maxgen=20$ 。采用粒子群优化算法优化过采样率, 对振动信号进行过采样, 以故障特征提取精度为适应度函数, 粒子群迭代寻优过程如图 9 所示。粒子群寻优结果为粒子最优位置为 3, 适应度为 23.68。此时, 过采样后等角度采

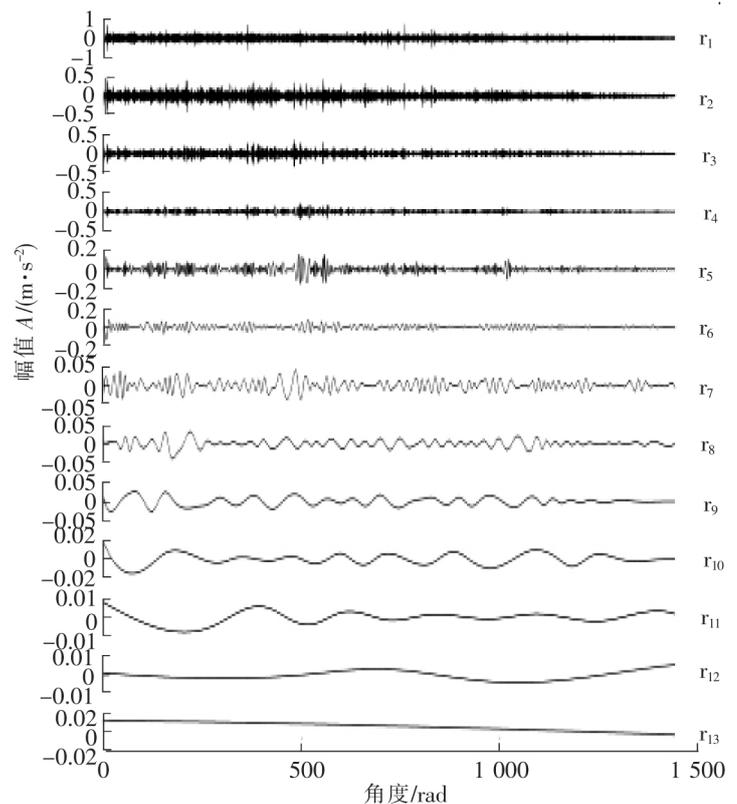


图 7 EEMD 分解结果

样点落在等时间采样点上的数据个数为 218 个, 而不经过程序处理的等角度采样点落在等时间采样点上的数据个数为 163 个, 过采样增加了等角度采样点落在等时间采样点上的数据个数。PSO-COT 结合 EEMD 的处理结果如图 10 所示。

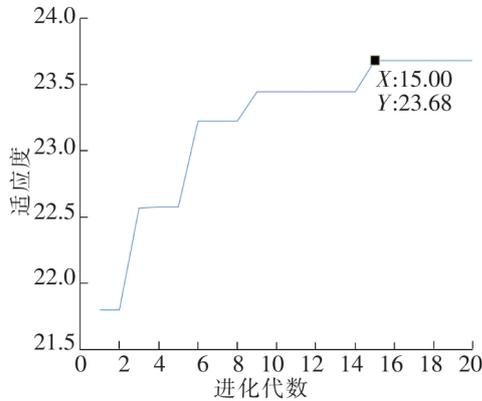


图 9 PSO 寻优迭代过程曲线

从图 10 可以看出 1 倍阶次 5.288 和 2 倍阶次 10.57 以及 3 倍阶次 15.86 清晰可见, 与理论计算值完美契合, 符合滚动轴承外圈故障机理, 可以判断出轴承发生了外圈故障。此时的故障特征提取精度为 $0.079\ 68/0.003\ 364=23.68$ 。

综上所述, 本文所提方法优于 COT 结合 EEMD 方法, 本文方法的故障特征提取精度达到 23.68, 比 COT 结合 EEMD 的故障特征提取精度 10.730 7 高出 120%。阶次谱阶次及其 2、3 倍阶次清晰可见, 可以有效提取变转速工况下滚动轴承故障特征。

6 结论

针对滚动轴承在变转速工况下微弱故障特征难以提取的问题, 提出了 PSO-COT 与 EEMD 的变转速滚动轴承故障特征提取方法。通过 PSO 寻找最优过采样率, 对振动信号进行过采样, 增加了等角度插值时刻落在等时间采样点上的几率, 再结合 EEMD 对等角度采样数据进行去噪处理, 使滚动轴承故障特征提取精度大大提高。通过试验验证了本文方法的工程适用性和有效性, 对变转速工况下滚动轴承故障诊断具有重要意义。

参 考 文 献

- [1]郝高岩. 基于阶次分析的滚动轴承非平稳工况故障诊断方法研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2016.
- [2]王贞云, 刘永强, 廖英英. 基于阶次分析的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 汽车工程师, 2016(7):46-50.
- [3]Potter R. A new order tracking method for rotating machinery[J]. Sound and Vibration, 1990, 7: 30-34.
- [4]Borghesani P, Ricci R, Chatterton S, et al. A new procedure for using envelope analysis for rolling element bearing diagnostics in variable operating conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1):23-35.
- [5]康海英, 栾军英, 郑海起, 等. 基于阶次跟踪和经验模态分解的滚动轴承包络解调分析[J]. 机械工程学报, 2007(8): 119-122.
- [6]武英杰, 辛红伟, 王建国, 等. 基于 VMD 滤波和极值点包络阶次的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(14):102-107.
- [7]栾孝驰, 沙云东. 降速工况下滚动轴承微弱故障特征信号提取新方法[J]. 机械设计与制造, 2020(3):207-210.
- [8]Shi Y C, Jiang Y Y, Gao H F, et al. A modified EEMD decomposition for the detection of rolling bearing faults[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 548/549:369-373.

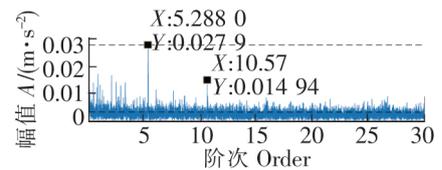


图 8 COT 结合 EEMD 处理结果

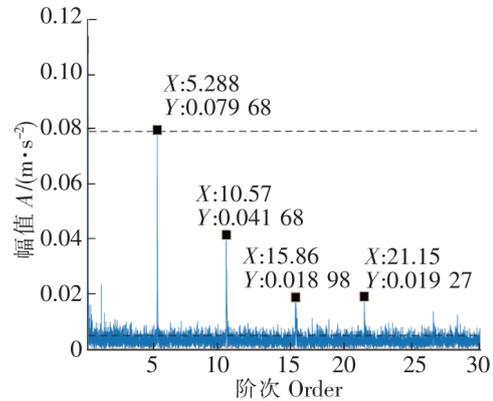


图 10 PSO-COT 结合 EEMD 处理结果

- [9]李翠省,刘永强,廖英英. EEMD 降噪和谱峭度法在铁路货车轴承故障诊断中的应用[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2017, 30(1):70-75.
- [10]马增强,柳晓云,张俊甲,等. VMD 和 ICA 联合降噪方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(13): 201-207.
- [11]李亚超,刘政,马增强. 一种改进的 EEMD 算法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2016, 29(4):66-71.
- [12]李慧聪,刘永强,廖英英,等. 基于互相关—峭度和小波软阈值的 EEMD 降噪方法研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2018, 31(4):19-24.
- [13]王贞云. 变转速工况下旋转机械轴承故障诊断方法研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学, 2017.

Fault Feature Extraction of Variable Speed Rolling Bearing Based on PSO-COT and EEMD

Gao Dayong¹, Fu Zhipeng¹, Yuan Zonghao², Bai Xuefei¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

2. School of Traffic and Transportation, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to extract weak fault features of rolling bearing under variable speed conditions, a fault feature extraction method of variable speed rolling bearing based on PSO-COT and EEMD was proposed. Firstly, particle swarm optimization (PSO) was used to find the optimal oversampling rate and oversampling the collected rolling bearing vibration signal. Then, the over-sampled time-domain signal was transformed into a stationary signal in the angular domain by computed order tracking (COT). Finally, the noise was removed by ensemble empirical mode decomposition (EEMD), and the fault characteristic order of rolling bearing was analyzed by order spectrum. The experiments show that this method has good fault feature extraction accuracy and can effectively extract the fault feature information of rolling bearing under variable speed conditions.

Key words: particle swarm optimization; calculate order tracking; EEMD; rolling bearing