

文章编号:1005-0523(2019)05-0091-06

# 结合 CEEMDAN 和灰度关联分析方法的滚动轴承性能退化评估

周建民,余加昌,张 龙,胡艳斌

(华东交通大学载运工具与装备教育部重点实验室,江西 南昌 330013)

**摘要:**针对大型机械设备中滚动轴承容易发生故障的问题,提出一种将自适应噪声的完备经验模态分解(CEEMDAN)和灰度关联分析相结合的滚动轴承性能退化评估方法。首先利用 CEEMDAN 对轴承全寿命周期的振动信号进行分解,得到能量熵特征,其次以正常状态下的特征矢量作为灰度关联分析的参考序列,然后计算轴承全寿命周期内的特征矢量与正常特征矢量的关联度,作为性能退化过程的定量评估指标,结果表明该方法能及时发现早期故障,并能很好的描述轴承退化的各个阶段。最后利用基于 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法对评估结果的正确性进行了验证。

**关键词:**滚动轴承;CEEMDAN;灰度关联分析;性能退化评估

**中图分类号:**TH133

**文献标志码:**A

滚动轴承是机械设备的重要组成部分,其健康状况监测与故障诊断一直是近年来国内外研究的重点<sup>[1-2]</sup>。滚动轴承的振动加速度信号中隐含着反映故障部位及程度的有用信息,因此对其进行有效的分析成为了研究轴承性能退化评估的基础<sup>[3]</sup>。

在实际工业生产中,机械设备故障的发展都存在着一个从轻微到严重的过程,在轴承运行过程中,通过主观判断轴承的性能状态,决定是否更换或继续使用该轴承都不是最好的选择,充分掌握轴承的故障演变过程,对经济的损失和灾难性事故的发生都有着不可估量的意义<sup>[4]</sup>。针对滚动轴承振动故障信号不平稳问题,陈小东,熊国良等<sup>[5]</sup>根据 S 变换和非负矩阵分解的方法提取滚动轴承的特征,运用支持向量机实现滚动轴承不同故障类型的分类。窦东阳等<sup>[6]</sup>根据 EMD 和 Lempel-Ziv 指数的方法有效的识别了滚动轴承的单元点损伤故障程度,实例显示 Lempel-Ziv 综合指标随着故障的演变过程而发生相应的变化。蔡艳平等<sup>[7]</sup>对滚动轴承故障信号做 EMD 分析,将其分解成多个固有模态函数(intrinsic mode function,IMF)分量,在此基础上计算不同频带 IMF 分量谱平方包络的峭度,最后选取由 IMF 分量自动构建的最佳包络来进行故障诊断。王志坚,韩振南等<sup>[8]</sup>选取 MED 作为 EEMD 的前置滤波器,然后对敏感的本征模态函数进行循环自相关函数解调分析,从而准确地诊断了轴承的故障类型。

上述研究都取得了一定的成果,但这些方法仍然存在着一一定的不足,比如训练支持向量机模型(SVM)需要大量的故障数据样本,而在实际生产中,无法获取大量故障数据样本,EMD 是有效的时频分析方法,能很好的处理非平稳信号,但其在分解过程中会出现模态混叠现象且伴有虚假分量的产生。EEMD 在此基础上对其进行了改进,该方法通过在信号中添加白噪声,对加入白噪声的信号进行 EMD 分解,然后对分解的结果进行平均处理,这样能有效的改善模态混叠现象,但 EEMD 在对每一个构造信号的分解都是独立的,这

收稿日期:2019-03-18

基金项目:国家自然科学基金项目(51865010)

作者简介:周建民(1975-),男,教授,博士,研究方向为智能检测与故障诊断。

就会造成不同的构造信号分解结果的数量可能会不一样,使得不相对应的 IMF 分量间进行了平均运算,没有从根本上解决模态混叠的问题。CEEMDAN 在此基础上作了进一步的改进,该方法通过在每次分解后的余量中添加特定的白噪声,然后进行平均运算,从根本上解决了模态混叠和虚假分量的问题。同时又由于当轴承发生故障时,振动信号不同频率的能量幅值分布都会发生相应的变化,能量熵能够准确的识别这种变化,因此本文将 IMF 能量熵作为性能退化评估的特征。CEEMDAN 虽然能够提取轴承振动信号的非平稳部分,但必须结合适当的模型才能有效的对轴承进行性能退化评估。灰度关联分析方法的计算量小,能够有效地降低算法时间和空间的复杂度,而且对样本的多少和有无规律没有特殊要求。因此本文利用 CEEMDAN 提取轴承的故障特征,结合灰度关联分析模型对滚动轴承进行性能退化评估。

## 1 基本原理

### 1.1 CEEMDAN 算法

为了方便叙述,分解结果中的模态分量用  $IMF_k$  表示,其中得到的  $IMF_1$  与 EEMD 中  $IMF_1$  的计算方法相同。定义操作符  $E_j(\cdot)$  为原始信号通过 EMD 分解的第  $j$  个模态分量,  $No_i(t)$  为高斯白噪声,满足条件为  $N(0,1)$ ,若待处理信号为  $x(t)$ ,则 CEEMDAN 的算法步骤可描述如下:

步骤 1:利用 EEMD 算法分解得到的第 1 个模态分量为

$$IMF_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_{1i} \quad (1)$$

步骤 2:在第一阶段( $k=1$ )计算第 1 个余量

$$r_1(t) = r_0(t) - IMF_1 \quad (2)$$

步骤 3:分解  $r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(No_i(t))$ , ( $i=1, 2, \dots, I$ ) 到第 1 个模态分量,则第 2 个模态分量表示为

$$IMF_2[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1(t) + \varepsilon_1 E_1(No_i(t))) \quad (3)$$

步骤 4:对于  $k=2, 3, \dots, K$ , 计算第  $k$  个余量

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - IMF_k \quad (4)$$

步骤 5:分解  $r_k(t) + \varepsilon_k E_k(No_i(t))$ , ( $i=1, 2, \dots, I$ ) 到第 1 个模态分量,第  $k+1$  个模态分量可表示为

$$IMF_{k+1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k(t) + \varepsilon_k E_k(No_i(t))) \quad (5)$$

步骤 6:将  $k$  加 1, 返回步骤 4, 重复步骤 4 至步骤 6, 直到当残差余量的极值点小于 3 时, 停止分解。最终的分解结果为

$$x(t) = \sum_{k=1}^k IMF_k + r_k(t) \quad (6)$$

### 1.2 能量熵

当轴承出现故障时,在振动信号中频率分布会发生改变,与此同时,故障振动信号的能量分布也会发生相应的改变。因此有必要引入能量熵的概念<sup>[9]</sup>。

将轴承的原始振动信号  $x(t)$  进行 CEEMDAN 分解,得到  $n$  个 IMF 分量,通过计算得到相应的能量  $E_1, E_2, \dots, E_n$ 。假设忽略残余分量,根据 CEEMDAN 分解具有正交性的原理,分解出的 IMF 分量之和会等于原始振动信号,同时又由于分解出的 IMF 分量具有不同的频率成分,其能量分布会出现不同的差异,因此 CEEMDAN 能量熵值的定义如下

$$H_{En} = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (7)$$

式中,  $p_i = E_i/E$  表示第  $i$  个本征模函数  $IMF_i$  的能量占总能量 ( $E = \sum_{i=1}^n E_i$ ) 的比重。

### 1.3 灰度关联分析评估模型介绍

灰度关联分析是根据关联度来描述不同事物间相关程度的一种灰色统计理论方法。霍迎秋,唐晶磊等<sup>[10]</sup>将不同的苹果病斑特征输入灰度关联分析模型中,实验结果表明,灰度关联分析模型对苹果不同病斑的识别率高达 85.41%。灰度关联分析能更好的描述因素间的灰色关系,当某系统已知部分信息,又有部分信息缺失时,可以用灰度关联分析来对其进行讨论和分析,根据关联系数得到每个因素对于系统的关联度,模型的主要步骤如下:

步骤 1:首先对目标样本和待测样本进行特征提取,并将得到的特征作为灰度关联分析模型的输入特征向量。

步骤 2:计算待测样本特征向量与目标样本特征向量之间的距离,记为  $\Delta=\Delta(1),\Delta(2),\dots,\Delta(n); \Delta(k)=|f_0(k)-f(k)| (k=1,2,\dots,n)$ ;组成距离矩阵序列  $\Delta$  为: $\Delta(i)=[\Delta(1),\Delta(2),\dots,\Delta(n)]$ 。

步骤 3:计算两级差,即求距离序列矩阵  $\Delta$  中的最大值和最小值,分别记为  $\max Value$  和  $\min Value$

$$\begin{aligned} \min Value &= \min(\Delta) = \min \Delta(k) \\ \max Value &= \max(\Delta) = \max \Delta(k) \end{aligned} \quad (8)$$

步骤 4:计算待测样本特征向量  $F_0$  与目标样本特征向量  $F$  的关联系数  $\varepsilon(k)$

$$\varepsilon(k) = \frac{\min Value + \rho \times \min Value}{\Delta(k) + \rho \times \max Value} \quad (k=1,2,\dots,n) \quad (9)$$

式中,  $\rho$  为分辨系数,取值范围为  $[0,1]$ ,本模型中取为 0.5。依次计算待测样本特征向量  $F_0$  与目标样本特征向量  $F$  的关联系数  $\varepsilon(k)$  组成关联系数矩阵

$$\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon(k)] = [\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n)] \quad (10)$$

步骤 5:根据关联系数矩阵计算待测样本特征向量  $F_0$  与目标样本特征向量  $F$  的关联度  $R_k, R_k$  是关联系数矩阵  $\boldsymbol{\varepsilon}$  的加权和。最后根据关联度  $R_k$  判断待测样本与目标样本的关联程度

$$R_k = \sum_{k=1}^n \varepsilon(k) \quad (11)$$

## 2 结合 CEEMDAN 能量熵和灰度关联分析的滚动轴承性能评估

首先提取轴承振动信号的能量熵特征,以轴承正常状态下的能量熵作为参考序列,待测状态下的能量熵为比较序列,计算它们之间的关联度,然后根据关联度对滚动轴承进行性能退化评估,结合 CEEMDAN 能量熵和灰度关联分析的滚动轴承性能退化评估方法流程图如图 1 所示。

具体步骤如下:

1) 利用 CEEMDAN 算法计算出滚动轴承振动信号的若干个 IMF 分量,进而得到 IMF 能量熵特征;

2) 以轴承正常状态下的能量熵特征为参考序列,待测状态下的能量熵为比较序列,输入灰度关联分析模型,根据关联度指标对轴承进行性能退化评估。

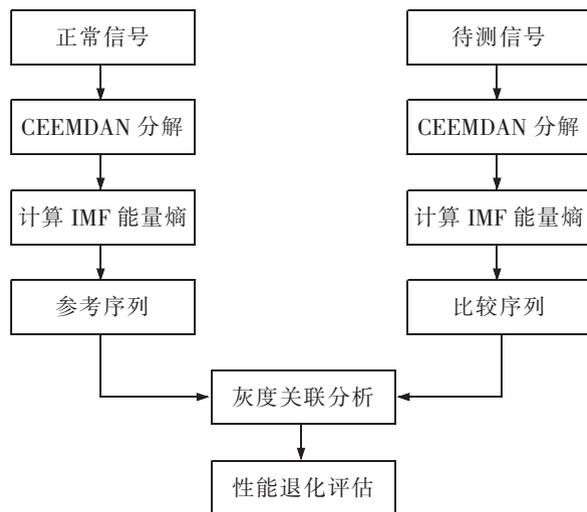


图 1 结合 CEEMDAN 能量熵和灰度关联分析的轴承性能退化评估流程图

Fig.1 Flow chart of bearing performance degradation assessment combined with CEEMDAN energy entropy and gray scale correlation analysis

### 3 实验验证

#### 3.1 试验台介绍

本文所使用的数据为滚动轴承全寿命周期试验数据,来源于 Cincinnati 大学 IMS<sup>[11]</sup>(智能维护系统),试验台如图 2 所示。交流电机通过皮带联接到轴上作为动力源输出动力,在同一个输出轴不同位置上分别安装 4 个滚动轴承,输出轴的转速恒定为 2 000 r/min,轴承型号为美国 Rexnord ZA-2115 双列球轴承。试验用到的 8 个高灵敏度石英加速度传感器 PCB 353B33 分别被安装在各轴承垂直与水平方向上。振动加速度数据每 10 min 采集 1 次,快照持续时间为 1 s,数据采集的长度为 20 480 个点。试验后期轴承 1 出现严重外圈故障,故本文采用轴承 1 的数据进行性能退化评估。

#### 3.2 性能退化评估结果

利用 CEEMDAN 算法对滚动轴承振动信号进行分解并计算每个对应的能量熵,由于每组数据的前 10 个 IMF 能量熵幅值较高,后 3 个幅值很小,如下图 3 所示(其余样本后 3 个能量熵幅值均很小)。因此本文选取每组数据的前 10 个 IMF 能量熵,构成  $984 \times 10$  的矩阵作为性能退化评估的特征。

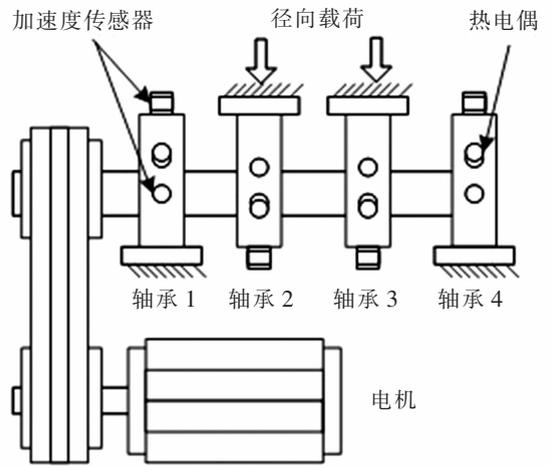
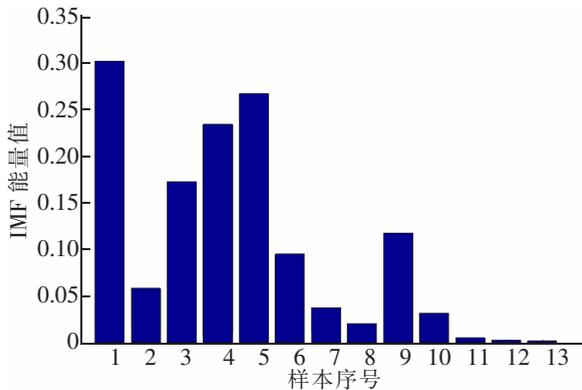
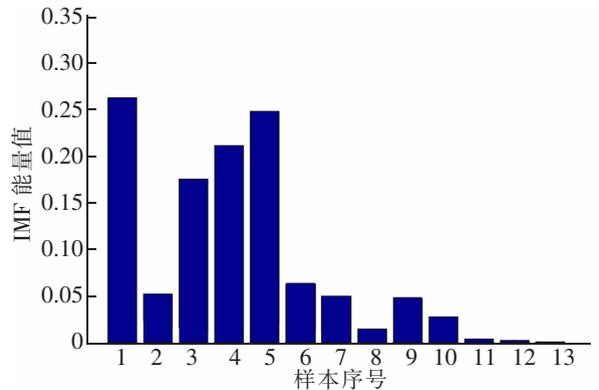


图 2 试验台示意图

Fig.2 Schematic diagram of test bed



(a) 第 100 组(正常状态)IMF 能量分布



(b) 第 800 组(正常状态)IMF 能量分布

图 3 轴承 IMF 能量熵分布

Fig.3 Bearing IMF energy entropy distribution

选取前 100 组正常数据的 IMF 能量熵为参考序列,全寿命周期数据的能量熵为比较序列,得到全寿命周期数据能量熵与正常数据能量熵的关联度,滚动轴承全寿命性能退化评估结果如图 4(a)所示,其中 510~570 组数据的评估结果如图 4(b)所示。

由图 4 可知,第 1~532 组数据关联度基本保持不变,第 532 组后连续多组数据的关联度呈减小趋势,且其后的关联度均低于第 532 组处的关联度,因此可认为第 1~532 组轴承处于正常状态,即第 533 组数据处轴承出现了早期故障。在第 688 组数据处出现明显下降,表明轴承故障开始恶化,并在急剧下降后出现上升阶段,说明在此阶段故障加深后又渐渐磨平,最后在第 886 组数据又开始急剧下降,说明此时轴承接近失效。

由上述分析,可将滚动轴承从正常到失效分为 4 个阶段,第 1~532 组正常阶段;第 533~688 组出现早期故障并逐渐加深;第 689~886 组故障急剧加深并逐渐磨平;第 887 组以后轴承出现严重故障接近失效。若能在轴承出现早期故障时开始维护并在轴承临近失效时及时更换,可节约成本并避免安全事故的发生。

RMS(root mean square)代表振动信号能量,常用于识别轴承故障程度,当轴承的性能状态发生变化时,

其值也会发生相应的变动。计算全寿命周期数据的 RMS 值,其结果如图 5 所示,RMS 值从第 702 组数据开始出现上升趋势,显然 RMS 无法发现早期故障。

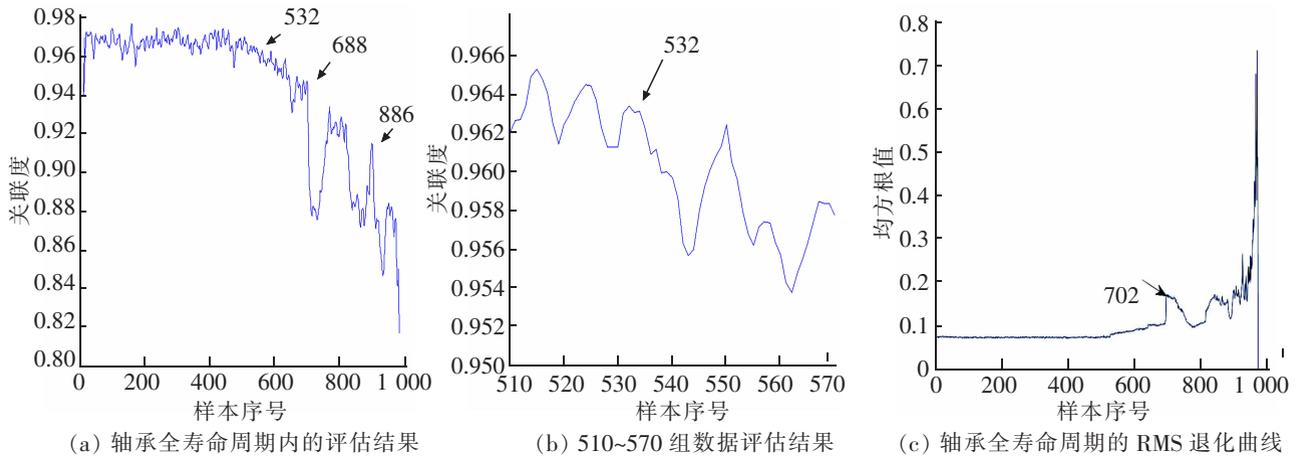


图 4 轴承 IMF 能量熵分布  
Fig.4 Bearing IMF energy entropy distribution

### 3.3 评估结果的验证

在滚动轴承加速疲劳试验的后期,轴承 1 因为外圈故障而损坏。本文采用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法对原始振动信号进行验证,首先将待检验数据进行 CEEMDAN 分解,得到相应的 IMF 分量,然后根据相关系数和峭度系数准则筛选出相关系数和峭度系数较大的分量进行重构,最后对重构信号进行包络谱分析,第 533 组数据评估结果如图 5 所示。从图中可以看出轴承开始出现了与外圈故障频率(236.4 Hz)很接近的 230.5 Hz 成分及其倍频(460.9 Hz 和 691.4 Hz)谱线。采用同样的方法对第 533 组之前的数据进行解调,均没有发现与 236.4 Hz 相近的突出谱线成分。由此可知,轴承 1 在第 533 个样本处发生了外圈初始故障,与评估结果相符。

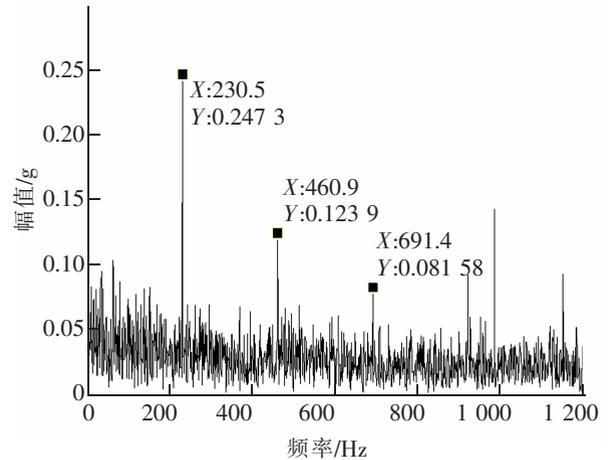


图 5 第 533 组数据的包络谱  
Fig.5 Envelope spectrum of data for Group 533

## 4 结论

本文利用 CEEMDAN 方法将轴承振动信号分解并计算出能量熵特征,然后以前 100 组数据 IMF 能量熵作为参考序列,全寿命周期数据的 IMF 能量熵作为比较序列,计算两组序列之间的关联度,从而对滚动轴承的性能状态进行了有效的评估,与常规监测指标(如 RMS 等)相比,能更早的发现早期故障,最后通过 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法对评估结果的正确性进行了验证。

### 参考文献:

- [1] 唐贵基,邓飞跃. 基于改进谐波小波包分解的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(1):144-151.
- [2] 徐玉秀,原培新. 极大熵谱法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术,2001,20(4):576-579.

- [3] 张龙,黄文艺,熊国良,等. 基于 TEPAR 与 GMM 的滚动轴承性能退化评估[J]. 仪器仪表学报,2014,35(8):1772-1779.
- [4] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报,2013,49(1):63-72.
- [5] 陈小东,熊国良,张磊. 基于 S 变化和 NMF 的轴承故障诊断方法[J]. 华东交通大学学报,2016,33(5):59-63.
- [6] 窦东阳,赵英凯. 基于 EMD 和 Lempel-Ziv 指标的滚动轴承损伤程度识别研究[J]. 振动与冲击,2010,29(3):5-8.
- [7] 蔡艳平,李艾华,石林锁,等. 基于 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析[J]. 振动与冲击,2011,30(2):167-172.
- [8] 王志坚,韩振南. 基于 MED-EEMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 农业工程学报,2011,30(23):70-78.
- [9] 张超,陈建军,郭迅. 基于 EMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2010,29(10):217-261.
- [10] 霍迎秋,唐晶磊,尹秀珍. 基于灰度关联分析的苹果病害识别方法研究[J]. 实验技术与管理,2013,30(1):49-51,55.
- [11] NASA. Bearing Data Set in NASA Ames Prognostics Data Repository[EB/OL].2015-03-26[2015-06-15].<http://ti.arc.nasa.gov/project/prog-nosticdata-repository>.

## Performance Degradation Evaluation of Rolling Bearing Based on CEEMDAN and Gray Correlation Analysis

Zhou Jianmin, Yu Jiachang, Zhang Long, Hu Yanbin

(Key Laboratory of Conveyance and Equipment of the Ministry of Education, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that rolling bearings are prone to failure in large mechanical equipment, an evaluation method for rolling bearings' performance degradation is proposed, which combines the complete empirical mode decomposition (CEEMDAN) of adaptive noise with the grey correlation analysis. Firstly, by using CEEMDAN to decompose the vibration signal of the whole life time of bearing, the energy entropy feature was obtained. Then, by taking the characteristic of the normal vector as reference variables of gray correlation analysis, the correlation degree was calculated between the feature vector and the normal vector of the bearing's whole life time as a quantitative evaluation index in the process of performance degradation. The results show that the method can figure out early failure and describe the bearing degradation at each stage. Finally, CEEMDAN and Hilbert envelope demodulation were used to verify the validity of the evaluation results.

**Key words:** rolling bearing; CEEMDAN; grey correlation analysis; performance degradation assessment