

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002918

基于VMD相对能量熵和自适应ARMA模型的轴承性能退化趋势动态预警*

陈剑^{1,2} 夏康¹ 黄凯旋¹ 刘幸福¹

(1. 合肥工业大学 机械工程学院 合肥 230009; 2. 安徽省汽车NVH技术研究中心 合肥 230009)

摘要: 为了有效监测滚动轴承性能退化趋势及其指标异常波动,提出了一种基于变分模态分解(VMD)的相对能量熵和自回归滑动平均(ARMA)模型的滚动轴承性能退化趋势动态预警方法。方法利用VMD对滚动轴承寿命数据进行分解,得到有限带宽固有模态函数(BLIMFs);对该BLIMFs分量的能量进行相对熵分析,提取滚动轴承性能退化特征,得到VMD相对能量熵的轴承性能退化评估指标;该相对能量熵值作为输入供ARMA模型进行动态回归预测。试验结果表明,该方法能有效监测滚动轴承性能退化趋势、指标的异常波动,验证了所提方法的有效性。

关键词: 变分模态分解;相对能量熵;ARMA模型;滚动轴承;性能退化

中图分类号: TH165.3;TN911.23 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Dynamic prediction of bearing performance degradation trend based on VMD relative energy entropy and adaptive ARMA model

Chen Jian^{1,2} Xia Kang¹ Huang Kaixuan¹ Liu Xingfu¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Automotive NVH Engineering & Technology Research Center Anhui Province, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to effectively monitor the rolling bearing performance degradation trend and its abnormal fluctuations, a dynamic early warning method of rolling bearing performance degradation trend based on the relative energy entropy of variational mode decomposition (VMD) and the adaptive ARMA model is proposed. Methods VMD was used to decompose the life data of rolling bearing to obtain band-limited intrinsic mode functions (BLIMFs). The energy of the BLIMFs component is analyzed by relative entropy, and the characteristics of rolling bearing performance degradation are extracted to obtain the bearing performance degradation evaluation index of VMD relative energy entropy. The energy entropy value extracted by VMD decomposition is used as an input for ARMA model for dynamic regression prediction. The test results show that this method can effectively monitor the degradation trend of rolling bearing performance and the abnormal fluctuation of indexes, and verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: variational mode decomposition; relative energy entropy; ARMA model; rolling bearing; performance degradation

0 引言

滚动轴承发生故障会直接导致旋转机械设备重大事故。正常的滚动轴承从开始出现异常到最终失效是一个循序渐进的过程,其性能退化要经历失效的不同阶段。实时监测和准确预测滚动轴承的性能退化趋势,提前给出故障早期预警,对保障旋转机械长期安全运行具有重

大意义^[1-2]。

通过采集滚动轴承运行过程中的振动信号,并对振动信号进行分析处理,提取出有效的轴承性能退化特征是目前评估轴承性能退化中常用的方法。但如何从具有非线性、非平稳性、长时间序列的轴承振动信号中提取有效的退化特征,是目前众多学者的研究关注的重点。熊国良等^[3]将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)与核马氏距离相结合,有效识别出故障程度变化,

但 EMD 的存在端点效应和模态混叠的影响不容忽视。王玉静等^[4]针对 EMD 不足,加入高斯白噪声的准则,提出改进优化的集合经验模态分解方法并结合奇异值分解(SVD)来提取振动信号的特征,实现了滚动轴承故障位置及性能退化程度的智能诊断,但集合经验模态分解(EEMD)方法并没有从根本上解决 EMD 缺陷,依然存在自身理论的缺陷和模态混叠等干扰,导致降噪效果并不十分理想。2014 年 Dragomiretskiy 等^[5]提出一种新的自适应信号处理方法——变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),相比于 EMD、EEMD,该方法摒弃了传统时域递归筛选的方式,通过迭代搜寻变分模型的最优解来确定每个分量的中心频率与带宽,有效抑制了端点效应和模态混叠现象。李奕江等^[6]将 VMD 分解与隐马尔科夫模型(HMM)相结合方法,准确分辨出轴承的磨损状态,并与 EMD-HMM 对比,验证了该方法的优越性。童清俊等^[7]提出一种基于 VMD 和嵌入选择 NPE 的滚动轴承性能评估方法,并讨论了对于传统主成分分析(PCA)与 NPE 方法的优越性。王斐等^[8]将 VMD 分解得到的各分量奇异值,结合信号的时域特征指标、复杂度指标组成特征向量,利用支持向量描述构建评估模型,很好的揭示了滚动轴承性能退化规律。付文龙等^[9]将 VMD 分解应用在水电机组振动监测中,结合 SVR 的优势有效预测了水电机组振动趋势。

自回归滑动平均(auto-regressive moving average, ARMA)模型是一种对时间序列分析的模型,可以获取信号的时变特性,考虑之前值与随机误差对当前值的影响,能够准确地表达动态系统的客观规律。涂文涛等^[10]提出 BP 神经网络和 AR 模型相结合的方法,评估滚动轴承失效退化程度,并与 BP 自身预测模型作对比,AR 模型在性能预测上结果更优。李锋等^[11]利用量子加权长短时记忆神经网络模型预测轴承的退化趋势,将小波包能量熵误差作为状态退化指标,通过实验表明该方法具有较高的预测精度,但无法模拟退化过程中的随机突变。张继冬等^[12]针对人工建立性能退化指标费时费力问题,提出全卷积神经网络预测方法,提高了轴承寿命预测精度,但卷积神经网络是一种静态模型且需要大量数据。Lu 等^[13]针对现有轴承退化预测模型仅适用于特定工作条件下,提出了一种结合变量遗忘因子递归最小二乘和 ARMA 的预测算法,经验证该模型能准确预测轴承退化趋势。

综上所述,本文提出了一种基于 VMD 相对能量熵和自适应 ARMA 模型结合的滚动轴承性能退化趋势动态预警方法,首先利用 VMD 可以自适应地将信号分解成不同频率成分的有限带宽固有模态函数(BLIMFs)分量,结合相对熵可以反映两个概率分布的相似度的能力,得到的 VMD 相对能量熵指标能够很好地反映轴承性能退化程度,然后利用 ARMA 模型对轴承性能退化趋势动态预

测,并设置合理的预警阈值,实现了滚动轴承故障的提前预警。

1 基本原理介绍

1.1 VMD

VMD 是一种基于经典维纳滤波、希尔伯特变换及频率混合这 3 个概念构造的自适应信号分解方法。该方法摒弃了 EMD 方法的循环筛选过程,首先根据约束条件建模,然后使用二次惩罚因子法和拉格朗日乘子法求得约束变分问题的最优解,在频域内不断更新各个分量的中心频率及带宽得到一系列有限带宽的固有模态函数,方法如下。

1) 对每一个 BLIMF 分量 $u_k(t)$, 通过 Hilbert 变换得到其解析信号:

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) \cdot u_k(t) \quad (1)$$

2) 对各解析信号预估一个中心频率, $e^{-j\omega_k t}$, 将各模态的频谱调制到相应的基带:

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) \cdot u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

3) 计算式(2)中解调信号的 2 范数,估计各模态的带宽,得到的约束变分模型为:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

式中: $u_k = \{u_1, \dots, u_k\}$ 为分解的 K 个 BLIMF 分量; $\omega_k = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 为各模态的中心频率。

4) 引用二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 $\lambda(t)$ 使约束变分问题转换成无约束变分问题。扩展的 Lagrange 表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (4)$$

利用交替方向乘子法(alternate direction method of multipliers, ADMM)交替更新 $u_k^{n+1}(t)$ 、 ω_k^{n+1} 、 $\lambda^{n+1}(t)$ 寻求 Lagrange 表达式的鞍点,求得最优解为各 BLIMFs 的模态函数及中心频率。

1.2 相对熵

相对熵,又称 KL 散度,主要用来描述两个随机概率事件的差异程度,可以衡量滚动轴承各运行状态之间的信号相似程度^[14]。信号之间的差异越大,则相对熵越大;反之,信号之间的差异越小,则相对熵越小,其具体的定义如下:

$$H(p, q) = \sum_{k=1}^K p_k \log \frac{p_k}{q_k} \quad (5)$$

式中: $p = \{p_1, \dots, p_k\}$, $q = \{q_1, \dots, q_k\}$ 为两个概率分布, 这两个概率分布的差异越大, $H(p, q)$ 越大; 反之, $H(p, q)$ 越小。

1.3 ARMA 模型

ARMA 模型是一种典型的时间序列模型, 其由两部分组成, 自回归过程 (AR) 和移动平均过程 (MA)。AR 模型是用变量自身的历史数据对自身进行预测, 描述当前值与历史值的关系。MA 模型是 AR 模型中的误差项的累积, 来消除预测中的随机波动。因此, ARMA 模型的一般式可表示为^[15]:

$$y_i = \mu + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{i-i} + \varepsilon_i + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{i-i} \quad (6)$$

式中: μ 是常数项; γ_i 是自相关系数; ε_i 是误差; θ_i 是误差系数; p 和 q 为模型阶数。

ARMA 模型预测流程如下。

1) 判断待测序列的平稳性, ARMA 模型只能处理平稳时间序列, 若待测序列为不平稳的序列, 则对序列进行差分运算使其变为平稳的随机序列。首先要对待测序列进行 ADF (augmented dickey-fuller) 检验^[16], 判断序列是否为平稳序列; 如果待测序列为不平稳序列, 则需对序列进行差分运算使其变为平稳的随机序列。

2) 确定 AR 和 MA 模型阶数 p 和 q , 在实际应用中, 模型的阶数通常是未知的, 需要根据待测数据来适当地判定。HQ (Hannan-Quinn) 准则^[17]通过拟合模型的精度和复杂度寻找最佳的平衡点来取得最小值, 进而确定模型的最佳阶次, 其定义如下:

$$HQ(p, q) = \ln \sigma^2 + (p + q + 1) \frac{D \cdot \ln(\ln(N))}{N} \quad (7)$$

式中: σ^2 是拟合方差; D 是表征权重的常数, 取 $D > 2$; N 是拟合数据的个数。

3) 训练模型, 并对得到的模型进行 DW (Durbin-Watson) 统计量检测残差序列自相关性, 验证模型合理性。该统计量的取值范围为 $[0, 4]$, 当 DW 值接近 0 和 4 时, 即残差序列存在自相关性, 模型不合理, 需要进一步优化; 而 DW 的值接近于 2 时, 即残差序列不相关, 模型合理。

4) ARMA 模型预测分析。

2 基于 VMD 相对能量熵和自适应 ARMA 模型轴承性能退化趋势预警方法

本文建立的滚动轴承退化趋势预警方法分为两个部分, 基于 VMD 相对能量熵的轴承退化性能指标的建立和 ARMA 模型动态预测, 其操作流程, 如图 1 所示。

详细步骤如下。

1) 为了消除滚动轴承磨合阶段及在采集阶段随机信

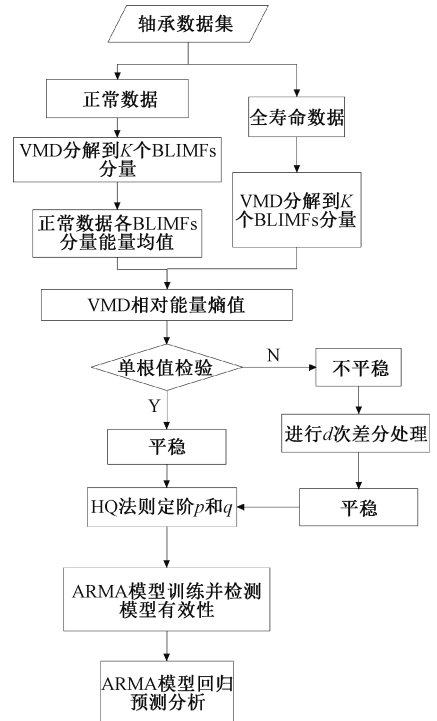


图 1 VMD 相对能量熵和 ARMA 模型结合的趋势预警方法流程

Fig. 1 Flow chart of trend prediction method combining VMD relative energy entropy and ARMA model

号的影响, 取前 n 个采集的滚动轴承正常信号, 进行 VMD 分解, 然后获取 n 组 K 个 BLIMFs 分量的能量均值 $E_n = \{E_n^1, E_n^2, \dots, E_n^K\}$ 。

2) 对采集了 M 个样本的轴承性能退化数据进行 VMD 分解, 得到时间序列下的能量值 $E_i = \{E_i^1, E_i^2, \dots, E_i^K\}$ 。

3) 计算所有样本在不同 BLIMF 分量下的总能量 $E^k = \sum_{i=1}^M E_i^k + E_n^k$ 。

4) 计算不同 BLIMF 分量下 E_n 和 E_i 能量占总能量的比值 $p_i^k = E_i^k / E^k$; $q_n^k = E_n^k / E^k$ 。

5) 根据相对熵的定义得到 VMD 相对能量熵 (relative energy entropy, REE) 为 $REE_i = \sum_{k=1}^K \left| p_i^k \log \frac{p_i^k}{q_n^k} \right|$ 。

6) 将上述得到的 VMD 相对能量熵指标进行平稳化处理, 然后利用 HQ 法则定阶 p 和 q , 建立合理的 ARMA 训练模型, 并对下一时刻的值进行预测, 获得相应预测值。

3 实验数据分析

3.1 数据来源

实验数据来自合肥工业大学航空发动机主轴轴承试

验机上采集的轴承寿命实验数据。轴承选用 NU1010,其详细参数如表 1 所示,实验平台如图 2 所示。实验工况为转速 2 000 r/min、加载 25 kN、采样频率为 20 480 Hz。采集了轴承从正常运行到失效的轴承性能退化过程数据,共采集到 565 个样本,时间跨度为 28.5 h。

表 1 轴承 NU1010 的参数
Table 1 Bearing NU1010 parameters

参数	数值
内径/mm	50
外径/mm	80
轴承宽度/mm	16
额定动载荷/kN	32
额定静载荷/kN	36
滚动体个数	19

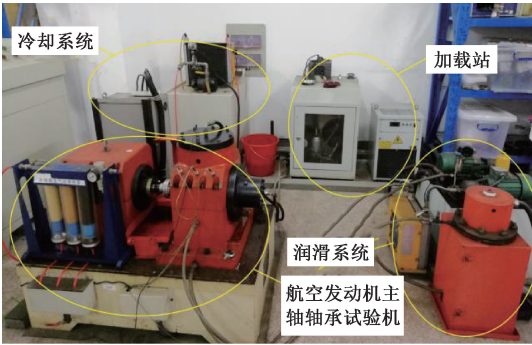


图 2 轴承信号采集实验平台

Fig. 2 Bearing signal acquisition experimental platform

3.2 轴承性能退化监测实验

利用 VMD 方法处理信号时需要预先设定模态分量 K 的个数,然而实际信号复杂多变,对于一组轴承的性能退化数据, K 值呈递减趋势。为了更好地从轴承性能退化数据中提取有效信息,取前期轴承正常信号,计算 VMD 各模态分量和原始信号的谱相关系数^[18],确定 VMD 参数 $K=10$,然后运用上述方法建立了一个有效监测轴承性能退化的指标序列,如图 3 所示。

由图 3 可以看出,VMD 相对能量熵在 440 组之前一直保持平稳状态,均没有明显的波动,说明此时轴承为正常运行状态。在 440~550 组,轴承的 VMD 相对能量熵指标逐渐脱离之前正常值,并随着时间的进行熵值波动增大,说明轴承开始出现早期故障,并伴随着故障的磨平加深。在 550 组之后,VMD 相对能量熵急剧增大,远远超过正常值,此阶段轴承处于失效阶段。拆卸检验也发现滚子和内圈严重磨损。由此可知,VMD 相对能量熵能够指示轴承运行状态的变化,可以监测轴承的异常变化。

通过分析可知,可以设置某一值做为监测轴承性能退化指标的阈值,当 VMD 相对能量熵指标超过阈值时给

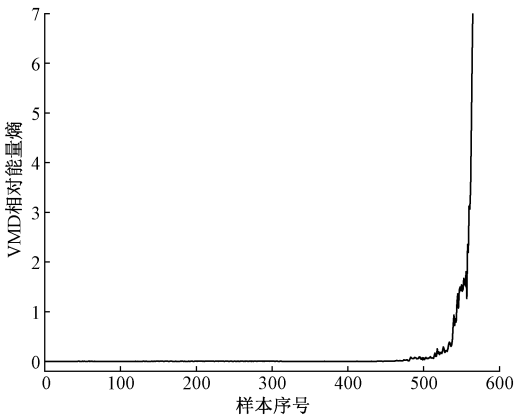
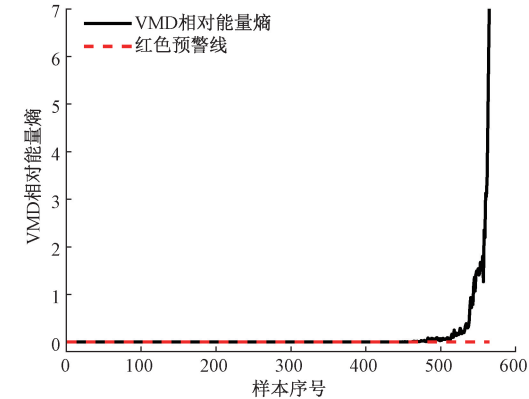


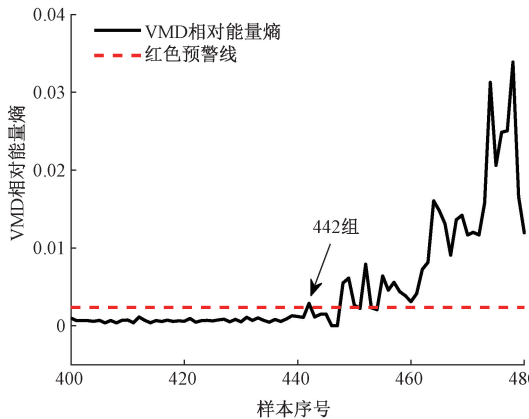
图 3 滚动轴承性能退化指标

Fig. 3 Performance degradation index of rolling bearing

出故障报警。本文使用正态分布的“ 3σ 原则”确定阈值^[19],检测异常点。当数据点与其数据的数学期望之差的绝对值大于 3 倍标准差时,即 $|x_i - E(x)| > 3\sigma$ 时,有 99.73% 概率将该数据点判定为异常数据,如图 4 所示,在 442 组 VMD 相对能量熵已反映出滚动轴承性能出现退化,发生了早期故障。



(a) VMD相对能量熵全寿命图
(a) VMD relative energy entropy full life



(b) 局部放大图
(b) Partial amplification

图 4 轴承性能退化预警线

Fig. 4 Bearing performance degradation warning line

为了进一步说明本文方法的优越性,结合相对熵同样利用 EMD 分解、小波分析算法进行滚动轴承性能退化评估,得到滚动轴承全寿命周期性能退化指标,结果如图 5、6 所示。可以看出 EMD 相对能量熵在 447 组检测出早期故障,并且前期出现误报。小波相对能量熵在 448 组检测出早期故障。3 种方法检测到的早期故障点如表 2 所示。

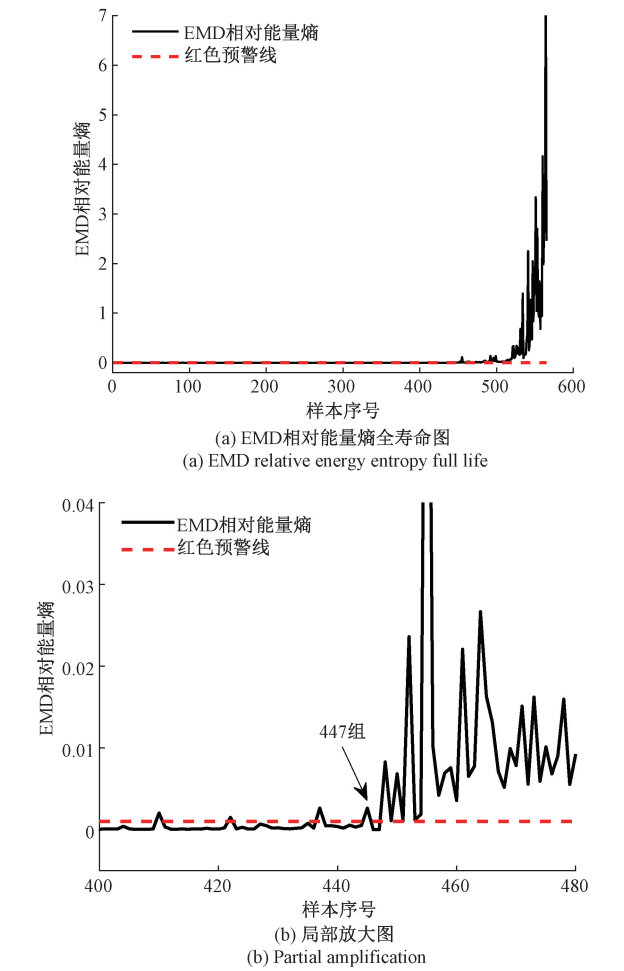


图 5 EMD 相对能量熵轴承性能退化预警线
Fig. 5 EMD relative energy entropy bearing performance degradation warning line

现根据 VMD 相对能量熵的变化,对 410 组、440 组、442 组数据进行 Hilbert 包络谱分析,结果如图 7 所示。从图 7 可以清晰的发现内圈故障特征频率及其倍频处的突出值,由此说明,本文所提的方法 VMD 相对能量熵能准确的表征出滚动轴承早期故障,对轴承性能退化更为敏感,能更好监测轴承运行状态,并及时给出异常报警。

3.3 ARMA 模型趋势预测

为方便 ARMA 模型预测,对 VMD 相对能量熵指标先进行对数处理。从 3.2 节可以明显看出,VMD 相对能量熵为非平稳数据,需对处理后数据进行 1 阶差分,得到

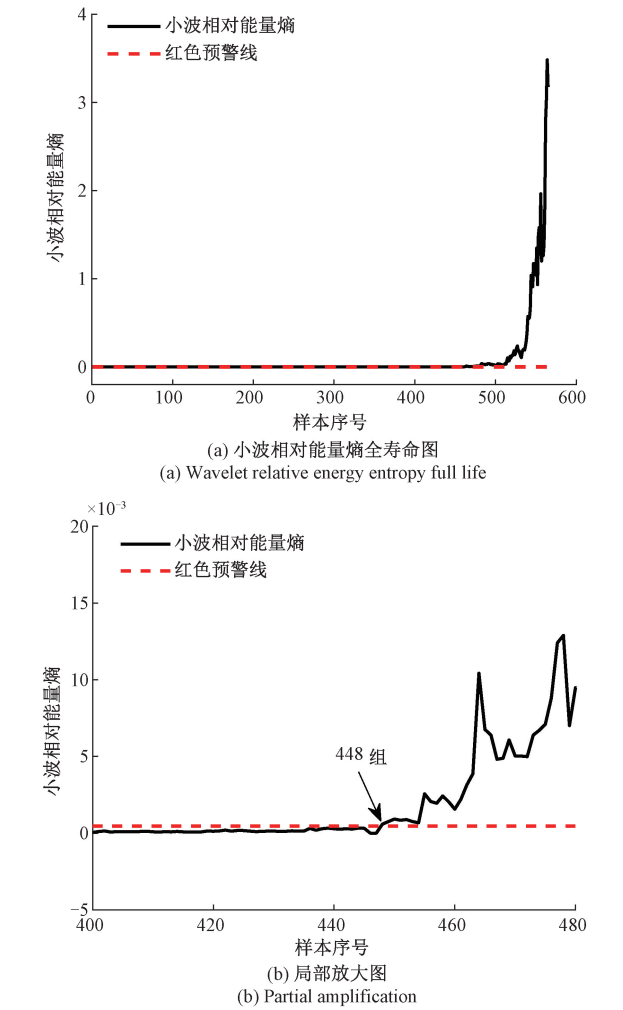


图 6 小波相对能量熵轴承性能退化预警线
Fig. 6 Wavelet relative energy entropy bearing performance degradation warning line

表 2 不同算法检测出的故障时间点

方法	检测到的早期故障时间点
本方法	第 442 组
EMD-REE	第 447 组
Wavelet-REE	第 448 组

VMD 相对能量熵的平稳时间序列,如图 8 所示。

通过 HQ 信息准则对差分后的数据自动选择 p 和 q 阶数,如图 9 所示,得到 ARMA 模型阶次为(1,3)。采用 DW 检验残差序列,得到 $DW=2.01$,残差序列可看作为白噪声,认为模型是合适的。

取前 80%实测数据,进行 ARMA 模型训练预测,并对下一步数据进行预测,并与给定的判定阈值进行比较,如果在阈值范围内,则把实测数据更新在已有数据中,实现模型单步动态预测;如果超过阈值,则给出报警,进行

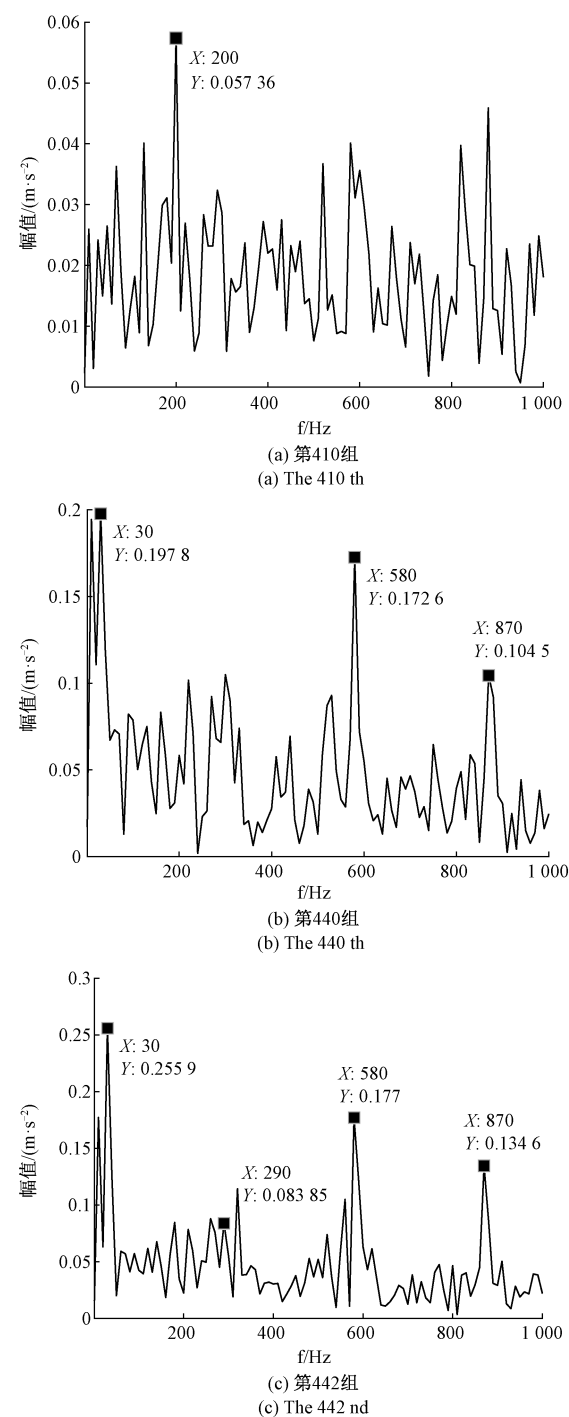


图 7 不同序列的振动信号包络谱分析
Fig. 7 Envelope spectrum analysis of vibration signals with different sequences

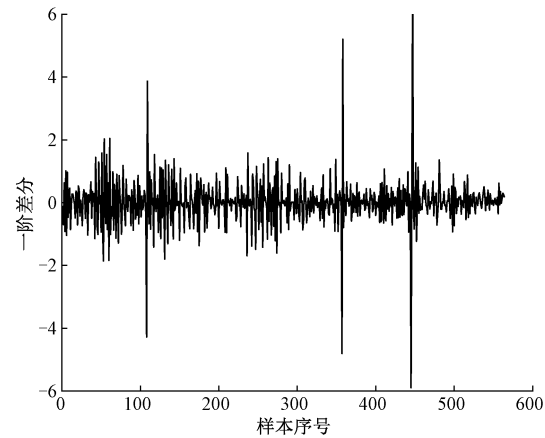


图 8 VMD 相对能量熵 1 阶差分平稳图
Fig. 8 First order difference stationary graph of VMD relative energy entropy



图 9 HQ 法则选定 p 和 q 阶数
Fig. 9 Select the order of p and q by HQ rule

565 组) 提前了约 315 min(每 3 min 采样 1 次) 给出报警。图 4 中 VMD 相对能量熵指标给出 442 组发生了早期故障, 但 442~460 组阶段是在预警线上下波动, 460 组之后才真正超出预警线, 为消除误报影响, 在 460 组给出预警是合理的。因此, 在轴承性能退化预警线以内, ARMA 模型可以很好的监测轴承波动异常, 提前给出轴承的故障预警。在故障后期, 预测值并未很好地逼近真实值, 主要原因为轴承故障的后期特征具有一定地随机性及变化程度剧烈, 导致了轴承后期失效阶段的预测有一定误差。

4 结 论

本文提出基于 VMD 相对能量熵和自适应 ARMA 模型的轴承性能退化趋势动态预警方法。方法利用 VMD 对振动信号处理, 并结合相对熵的定义, 得到 VMD 相对能量熵的轴承性能退化评估指标, 设置预警阈值结合

故障检测。如图 10 所示, 其中实际值用实线表示, 预测值用虚线表示, 红色虚线为预警线。可以看出, 在轴承早期故障 VMD 相对能量熵的预测值与实际值变化趋势基本一致, 建立的 ARMA 模型预测值在第 460 组超过阈值预警线, 给出故障报警, 此时相较于轴承后期失效(第

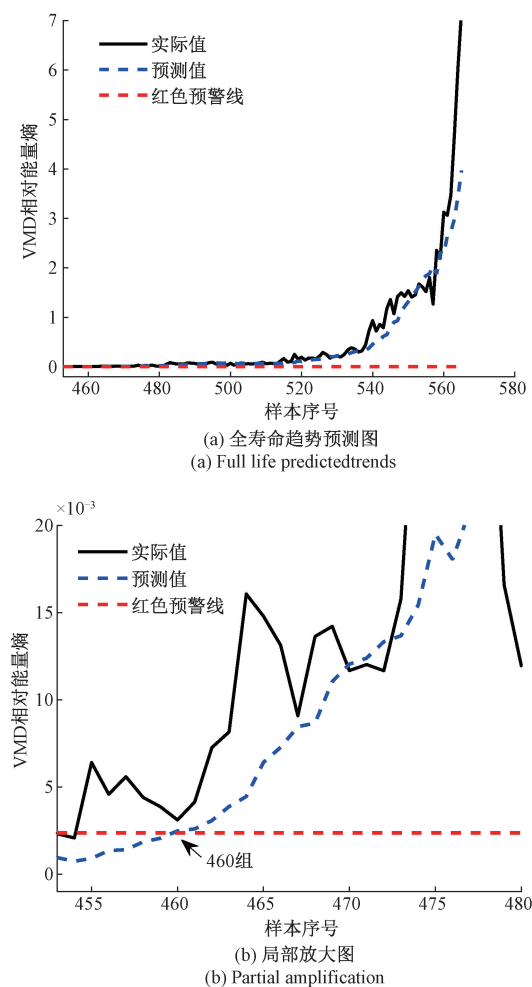


图 10 ARMA 模型预测值与实际值对比

Fig. 10 Comparison between predicted value and actual value of ARMA model

ARMA 模型准确地给出早期故障预警。实验数据分析验证了该方法的可行性和有效性,得到结论如下。

1) 提出一种新的轴承性能退化指标——VMD 相对能量熵。轴承全寿命实验信号分析结果表明,该指标能很好地表征轴承的运行状态,准确衡量滚动轴承性能退化情况。

2) 对比分析结果表明,结合 3 σ 报警阈值与基于 EMD 和小波分析的相对能量熵相比,提出的 VMD 相对能量熵指标监测轴承性能退化状态更为有效、准确。

3) 利用 HQ 准则对 ARMA 模型参数选择进行了自适应。自适应 ARMA 模型能够较好地刻画轴承性能退化趋势,实现了轴承性能退化的在线实时监测评估。

参考文献

- [1] 王恒,马海波,徐海黎,等. 机械设备性能退化评估与预测研究综述[J]. 机械强度,2013,35(6):716-723.
WANG H, MA H B, XU H L, et al. Review on

machinery performance degradation assessment and prognostics[J]. Journal of Mechanical Strength, 2013, 35(6):716-723.

- [2] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems: Reviews, methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1-2):314-334.
- [3] 熊国良,毛志德,张龙,等. 经验模态分解与核马氏距离的滚动轴承性能退化评估[J]. 机械设计与研究, 2019,35(4):96-100,104.
XIONG G L, MAO ZH D, ZHANG L, et al. Bearing performance degradation evaluation based on EMD and kernel mahalanobis distance[J]. Machine Design and Research, 2019,35(4):96-100,104.
- [4] 王玉静,姜义成,康守强,等. 基于优化集合 EMD 的滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2013, 34(8):1834-1840.
WANG Y J, JIANG Y CH, KANG SH Q, et al. Diagnosis method of fault location performance degradation degree of rolling bearing based on optimal ensemble EMD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8):1834-1840.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [6] 李奕江,张金萍,李允公. 基于 VMD-HMM 的滚动轴承磨损状态识别[J]. 振动与冲击,2018,37(21):61-67.
LI Y J, ZHANG J P, LI Y G. Wear state recognition of rolling bearings based on VMD-HMM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018,37(21):61-67.
- [7] TONG Q J, HU J Z, JIA M P, et al. Rolling bearing performance degradation evaluation by VMD and embedding selection-based NPE[J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2019, 35(4):408-416.
- [8] 王斐,房立清,赵玉龙,等. 基于 VMD 和 SVDD 的滚动轴承早期微弱故障检测和性能退化评估研究[J]. 振动与冲击,2019,38(22):224-230,256.
WANG F, FANG L Q, ZHAO Y L, et al. Rolling bearing early weak fault detection and performance degradation assessment[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019,38(22):224-230,256.
- [9] 付文龙,周建中,张勇传,等. 基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测[J]. 振动与冲击,2016,35(8):36-40.
FU W L, ZHOU J ZH, ZHANG Y CH, et al. Vibration trend prediction of hydroelectric generating unit based on OVMD and SVR[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016,35(8):36-40.

- [10] 涂文涛,刘韬,刘浩炜,等. BP与AR模型在轴承性能退化评估和预测中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(11):79-88.
- TU W T, LIU T, LIU H W, et al. Application of BP and AR model in performance degradation assessment and prediction of bearings [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(11):79-88.
- [11] 李锋,陈勇,向往,等. 基于量子加权长短时记忆神经网络的状态退化趋势预测[J]. 仪器仪表学报,2018,39(7):217-225.
- LI F, CHEN Y, XIANG W, et al. State degradation trend prediction based on quantum weighted long short-term memory neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(7):217-225.
- [12] 张继冬,邹益胜,邓佳林,等. 基于全卷积层神经网络的轴承剩余寿命预测[J]. 中国机械工程,2019,30(18):2231-2235.
- ZHANG J D, ZOU Y SH, DENG J L, et al. Bearing remaining life prediction based on full convolutional layer neural networks [J]. China Mechanical Engineering, 2019,30(18):2231-2235.
- [13] LU Y, LI Q, PAN Z, et al. Prognosis of bearing degradation using gradient variable forgetting factor RLS combined with time series model[C]. IEEE Access, 2018:1-1.
- [14] 任广建,朱金福,卢朝阳. 基于相对熵理论的航路网络鲁棒性研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2019,43(5):820-824,831.
- REN G J, ZHU J F, LU CH Y. Research on robustness of air route network based on relative entropy theory [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2019,43(5):820-824,831.
- [15] 崔建国,赵云龙,董世良,等. 基于遗传算法和ARMA模型的航空发电机寿命预测[J]. 航空学报,2011,32(8):1506-1511.
- CUI J G, ZHAO Y L, DONG SH L, et al. Life prognostics for aero-generator based on genetic algorithm and ARMA model[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2011,32(8):1506-1511.
- [16] LI Q, LIANG S, YANG J G, et al. Long range dependence prognostics for bearing vibration intensity chaotic time series[J]. Entropy, 2016, 18(1):23.
- [17] 王基,杨琪斌,刘树勇,等. 信息熵和HQ准则在最大Lyapunov指数计算中的应用[J]. 振动与冲击,2017,36(1):129-133.
- WANG J, YANG Q B, LIU S Y, et al. Application of information entropy and HQ rule in estimating largest lyapunov exponent[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017,36(1):129-133.

- [18] 陈剑,庄学凯,吕伍佯,等. 基于IVMD和马田系统的滚动轴承故障检测方法[J]. 计量学报,2019,40(6):1083-1087.
- CHEN J, ZHUANG X K, LV W Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearing using modified mahalanobis-taguchi system based on IVMD [J]. Acta Metrological Sinica, 2019, 40(6):1083-1087.
- [19] 张西宁,雷威,李兵. 主分量分析和隐马尔科夫模型结合的轴承监测诊断方法[J]. 西安交通大学学报,2017,51(6):1-7,109.
- ZHANG X N, LEI W, LI B. Bearing fault detection and diagnosis method based on principal component analysis and hidden Markov model[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017,51(6):1-7,109.

作者简介



陈剑,现为合肥工业大学教授、博士研究生导师,主要研究方向为汽车NVH与CAE、机械低噪声设计、机械故障诊断。

E-mail:hfgd8216@126.com

Chen Jian is a professor and Ph. D. supervision at Hefei University of Technology now. His main research interests include automobile NVH and CAE, low-noise design of mechanical product, and fault diagnosis of machinery.



夏康,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断与运行状态监测。

E-mail:787802333@qq.com

Xia Kang is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology now. His main research interests include fault diagnosis and operation condition monitoring of machinery.



黄凯旋,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断和深度学习。

E-mail:645148349@qq.com

Huang Kaixuan is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology now. His main research interests include mechanical fault diagnosis and deep learning.



刘幸福,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断与故障分类。

E-mail:995879427@qq.com

Liu Xingfu is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology now. His main research interests include mechanical fault diagnosis and fault classification.