

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.05.005

基于隐马尔可夫的滚动轴承健康 状态评价方法研究^{*}

郑小霞,刘 静,魏彦彬,蒋海生
(上海电力大学 自动化工程学院,上海 200082)

摘要:滚动轴承是发电机内部最容易发生故障的部件之一,为了评价轴承的运行状态,保证发电机组的正常运行,提出了一种基于小波包-互补聚合经验模态分解(CEEMD)和变分贝叶斯-隐马尔可夫模型(HMM)的滚动轴承健康状态评价方法。首先,采用小波包-互补聚合经验模态分解对振动信号进行了降噪和特征提取,再将提取到的健康状态下的特征信号输入到变分贝叶斯-隐马尔可夫模型中进行了训练,最终将轴承的全周期特征信号输入到该模型中,分别用轴承退化实验数据和实验台实测数据对此模型进行了测试。研究表明:模型输出的对数似然概率值可作为指标进行状态评价;对数似然概率曲线的变化均能反映轴承的健康、劣化和失效的运行状态,该实验方法具有很好的适用性。

关键词:滚动轴承;小波包;互补聚合经验模态分解;变分贝叶斯;隐马尔可夫模型

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)05-0552-07

Evaluation of health status of rolling bearing based on hidden Markov

ZHENG Xiao-xia, LIU Jing, WEI Yan-bin, JIANG Hai-sheng

(School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200082, China)

Abstract: The rolling bearing was one of the most prone to failure components inside the generator. In order to evaluate the operating status of the bearings and ensure the normal operation of the generator set, based on wavelet packet complementary aggregation empirical mode decomposition and variational Bayes hidden Markov model, a method for rolling bearing health status evaluation was proposed. First, the wavelet packet-complementary empirical mode decomposition for signal denoising and feature extraction was used. The extracted feature signals in a healthy state were input into the variational Bayes-Hidden Markov model for model training. Then the characteristic signal of the full-period bearing was input into the model. The model was tested with bearing degradation experimental data and experimental rig measured data. The research results show that the log-likelihood probability value output by the model can be used as an indicator for state evaluation. The changes in the log-likelihood probability curve can reflect the health, deterioration and failure of the bearing. Therefore, the experimental method has good applicability.

Key words: rolling bearing; wavelet packet; complementary aggregation empirical mode decomposition(CEEMD); variational Bayes(VB); hidden Markov model(HMM)

0 引 言

滚动轴承在旋转机械上应用比较广泛,它的工作状态影响着运行机械的工作精度^[1]。滚动轴承是发

电机传动系统中最易受损的主要部件之一,若发生故障会对整个机组的运行状态产生很大影响,造成很大的经济损失^[2]。因此,为保证发电机组的可靠性和安全性,降低维修成本,并提高其运行效率,对滚动轴承

收稿日期:2020-09-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507098);上海市电站自动化技术重点实验室资助项目(13DZ2273800)

作者简介:郑小霞(1976-),女,山东烟台人,博士,副教授,硕士生导师,主要从事风电机组状态监测与故障诊断等方面的研究。E-mail:zhengxiaoxia@shiep.edu.cn

进行健康状态监测具有重要的意义^[3]。

滚动轴承的振动监测信号是非平稳的复杂信号,其频率成分复杂,且根据实际状况的影响,该信号会不断发生变化,谐波、干扰与故障特征频率之间也容易出现重叠现象。因此,采用传统的方法难以提取其故障信息^[4]。

小波包分解是一种典型的复杂非平稳信号处理方法,能对信号进行精确的处理,被广泛用于各类设备的状态监测中^[5,6]。文献[7]通过小波包分解提取信号特征,进行了发电机组齿轮箱的故障诊断。文献[8]为了解决运行中监测信号噪声的影响,基于小波包分解,提出了一种评价不同频带故障的方法。

互补聚合经验模态分解(CEEMD)是由 YEH J R^[9]提出的一种常用的信号特征提取方法,能对信号进行很好的分解,并减少重构误差的产生。文献[10]通过 CEEMD 方法,将风速划分为一组固有模式函数,并结合极限学习机(ELM)实现了对风速的预测,但是该方法不能完全消除模态混叠。

对于提取的故障特征信号,需要选择合适的模型来进行设备的健康状态评价。隐马尔可夫模型(HMM)是由 Leonard E. Baum 提出的一种描述随机过程的概率模型,该模型对于复杂的时间序列有很好的建模能力,被广泛应用于设备的寿命预测和状态评价^[11]。文献[12]通过隐马尔可夫模型进行了齿轮箱的功能退化检测,推导出了其性能的下降规律。但在实际应用中,隐马尔可夫模型容易出现过度拟合问题;而变分贝叶斯(VB)优化的隐马尔可夫(HMM)模型对发电机组轴承部件则有着更好的适用性。

综上所述,笔者提出一种基于小波包-互补聚合经验模态分解和变分贝叶斯-隐马尔可夫模型的滚动轴承健康状态评价方法,并利用轴承退化的实验数据对该模型进行验证。

1 基于小波包的 CEEMD 特征提取

互补聚合经验模态分解(CEEMD)适合非线性信号分析,可自适应地将复杂信号分解成由高频到低频的特征模态函数(IMF)^[13]。CEEMD 算法原理与 EEMD 算法一致,只是分解过程中加入了成对的白噪声,能够减少由白噪声引起的误差,更准确地对原始信号进行重构^[14]。

由于原始信号中的频率成分比较复杂,CEEMD 很难得到单分量 IMF。针对这一问题,可选择小波包分解(WPD)对原始振动信号进行预处理,以降低振动信号的复杂性,抑制 CEEMD 分解过程中出现模态混叠

问题。WPD 不仅能对低频部分进行分解,对高频信号也有很好的分解能力,保证其良好的分辨率。

应用小波包分解时,首先要根据分解的数据类型进行小波基函数的选取。笔者主要依据降噪后信号的完整度和准确度选择小波基函数。另外,小波包的分解层数的选取也很重要,分解层数过小,不能体现信号的细节信息;分解层数过大,计算量会增加。所以根据研究和计算,笔者采用 db3 小波基对原始信号进行 3 层分解,并计算第 3 层各节点信号的能量占比,取总能量高于 80%,且能量较大的信号进行重构,由此可以消除大部分的干扰信号,为下一步的 CEEMD 分解奠定基础。

采用改进的 CEEMD 方法,首先要对原始信号进行小波包降噪,以降低信号的频率分量,再利用 CEEMD 将降噪后的信号分解为 IMF 分量,根据相关系数选择有效分量进行重构,最后提取出故障的特征信号。

2 隐马尔可夫模型及其改进

2.1 隐马尔可夫(HMM)原理

HMM 模型是一种用来描述含有隐藏未知参数的马尔可夫过程的统计模型,其状态序列为隐藏的马尔可夫链随机生成的不可观测序列;每个状态生成一个观测,再由此产生的观测的随机序列,称为观测序列^[15]。

假设观测序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_T\}$, 可以表示为二变量过程 $(S, Y) = \{(s_t, y_t), t = 1, 2, \dots, T\}$ 。隐含过程 $\{s_t\}$ 是一个马尔可夫链。

隐马尔可夫模型可用 $\theta = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 来描述,分别定义为:

(1) 状态转移概率矩阵: $\mathbf{A} = \{a_{ij}, i, j \in S\}$, $a_{ij} =$

$P(s_t = j | s_{t-1} = i)$;

(2) 发射概率矩阵: $\mathbf{B} = \{b_{im}, i, m \in S\}$, $b_{im} =$

$P(y_t = m | s_t = i)$;

(3) 初始状态分布: $\pi = \{\pi_i, i \in S\}$, $\pi_i = P(s_1 = i)$

假设 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 和 π 之间相互独立,先验概率为:

$$P(\theta) = P(\pi)P(\mathbf{A})P(\mathbf{B}) \quad (1)$$

由于狄利克雷分布与似然项共轭,所以选择参数 π 、 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 的先验概率为 Dirichlet 分布:

$$P(\mathbf{A} | u^A) = \prod_{i=1}^I \text{Dir}(\{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iI}\} | u^A) \quad (2)$$

$$P(\mathbf{B} | u^B) = \prod_{i=1}^I \text{Dir}(\{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iM}\} | u^B) \quad (3)$$

$$P(\pi | u^\pi) = \prod_{i=1}^I \text{Dir}(\{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_I\} | u^\pi) \quad (4)$$

式中: u^A, u^B, u^π —狄利克雷分布参数; M —观测数目; I —状态数。

2.2 变分贝叶斯(VB)原理

在贝叶斯算法中,对参数边缘化过程中需要进行积分运算,这个计算会影响信号处理的可行性,所以此处采用变分贝叶斯来解决这个问题。

变分贝叶斯的一般思想是估计后验分布。假设后验分布为 $q(Z) = \prod_{i=1}^M q_i(Z_i)$, 也就是把 Z 分成相互独立的 M 个部分,而每个部分的分布 $q_i(Z_i)$ 都相对简单此时利用变分法求 $q_i(Z_i)$, 即:

$$\log p(Y) = \log p(Y, Z) - \log p(Z | Y) \quad (5)$$

$$\log p(Y) = \log \{p(Y, Z)/q(Z)\} - \log \{(p(Z | Y)/q(Z)\} \quad (6)$$

两边积分:

$$\log p(Y) = \int q(Z) \log \{p(Y, Z)/q(Z)\} dZ - \int q(Z) \log \{p(Z | Y)/q(Z)\} dZ \quad (8)$$

后验分布 $p(Z | Y)$ 的估计和模型证据 $p(Y)$ 可表示为:

$$\log p(Y) = L(q) + KL(q \| p) \quad (9)$$

其中,定义:

$$L(q) = \int q(Z) \log \{p(Y, Z)/q(Z)\} dZ \quad (10)$$

$$KL(q \| p) = \int q(Z) \log \{p(Z | Y)/q(Z)\} dZ = - \int q(Z) \log \{q(Z)/(p(Z | Y))\} dZ \quad (11)$$

式中: $L(q)$ —下界; $KL(q \| p)$ — q 和真实后验 p 之间的 KL 。

使 KL 最小,相当于使 $L(q)$ 最大,最大化过程即是通过迭代潜在变量和参量的后验概率。

2.3 隐马尔可夫模型的改进

隐马尔可夫模型求解参数时采用的是极大似然估计(maximum likelihood estimate, MLE),没有考虑模型的复杂性。而对于一个隐马尔可夫模型而言,其复杂性与模型中的状态转移矩阵 A 的连通度、隐藏状态数量 t 和发射矩阵 B 中,每个隐藏状态对应观察状态的概率分布有关。所以,在实际应用中,如果有很多观察数据,拟合参数的数量可能会超过可用的数据量,造成结果的不准确。

为解决这个问题,笔者提出了一种变分贝叶斯算

法改进的隐马尔可夫模型,采用变分贝叶斯(VB)代替极大似然估计(MLE),来求解 HMM 中的模型参数,对发电机组复杂信号的建模具有更好的效果。

变分贝叶斯(VB)是一种在贝叶斯估计和机器学习领域中用于近似复杂积分的技术^[16]。在贝叶斯算法中,在参数边缘化时往往需要积分运算,而在进行实际信号处理时,该运算会影响信号处理的可行性。采用变分贝叶斯则可解决了一问题。

变分贝叶斯(VB)本质上是一种近似算法,即对难以求解的后验分布进行近似求解。在变分推断中,经常用一个简单分布 $q(Z; \varphi)$ 来近似复杂分布 $p(Z | Y, \theta_{old})$,从而得到一个局部最优,且有确定解的近似后验分布。

变分贝叶斯改进隐马尔可夫的具体步骤为:

在上文的 HMM 中,隐含状态和观测数据的似然函数为:

$$P(S, Y | \theta) = P(s_1)P(y_1 | s_1) \prod_{t=2}^T P(s_t | s_{t-1})P(y_t | s_t) = \pi_{s_1} \prod_{t=2}^T a_{s_{t-1}s_t} \prod_{t=1}^T b_{s_t y_t} \quad (12)$$

$$P(Y | \theta) = \sum_S \pi_{s_1} \prod_{t=2}^T a_{s_{t-1}s_t} \prod_{t=1}^T b_{s_t y_t} \quad (13)$$

由贝叶斯公式得出参数的后验密度为:

$$P(\theta | Y) = \frac{P(Y | \theta)P(\theta)}{\int P(Y | \theta)P(\theta) d\theta} \quad (14)$$

其中,分母中的积分是无法处理的,因此,此处引进变分贝叶斯作为一种处理方法。

边缘似然表示为:

$$P(Y) = \frac{P(S, Y, \theta)}{P(S, \theta | Y)} \quad (15)$$

两边对其取对数,再取关于后验分布 $q(S, \theta)$ 的期望,有:

$$\log P(Y) = - \iint q(S, \theta) \log \frac{P(S, \theta | Y)}{q(S, \theta)} dS d\theta \quad (16)$$

式中: $q(S, \theta)$ —潜在变量和参数的变分后验。

把它们的组合表示为 $Z(S, \theta)$ 。 $\log P(Y)$ 的估计可以通过使 KL 散度最小来实现,也等价为使下界最大。

下界可表示为:

$$L(q) = \int q(S, \theta) \log \left\{ \frac{P(S, Y | \theta)P(\theta)}{q(S, \theta)} \right\} dZ \quad (17)$$

$$L(q) = \iint q(S, \pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}) \log \left\{ \frac{P(S, Y | \pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}) P(\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})}{q(S, \pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})} \right\} d\pi d\mathbf{A} d\mathbf{B} \quad (18)$$

对上式关于参量 θ 状态 S 的后验求偏导,可得到 VBM-step 和 VBE-step 中的迭代方程:

(1) VBM-step:

$$q(\pi) = \text{Dir}(\{\pi_1, \dots, \pi_k\} | \{\omega_1^{(\pi)}, \dots, \omega_k^{(\pi)}\}) \quad (19)$$

其中: $\omega_j^{(\pi)} = u_j^{(\pi)} + \langle \delta(s_1, j) \rangle_{q(s_1:r)}$

$$q(\mathbf{A}) = \prod_{j=1}^k \text{Dir}(\{a_{j1}, \dots, a_{jk}\} | \{\omega_{j1}^{(\mathbf{A})}, \dots, \omega_{jk}^{(\mathbf{A})}\}) \quad (20)$$

其中: $\omega_{jj'}^{(\mathbf{A})} = u_{jj'}^{(\mathbf{A})} + \sum_{t=2}^T \langle \delta(s_{t-1}, j) \delta(s_t, j') \rangle_{q(s_1:r)}$

$$q(\mathbf{B}) = \prod_{j=1}^k \text{Dir}(\{b_{j1}, \dots, b_{jm}\} | \{\omega_{j1}^{(\mathbf{B})}, \dots, \omega_{jm}^{(\mathbf{B})}\}) \quad (21)$$

其中: $\omega_{jm}^{(\mathbf{B})} = u_{jm}^{(\mathbf{B})} + \langle \delta(s_t, j) \delta(y_t, m) \rangle_{q(s_1:r)}$

(2) VBE-step:

$$\tilde{\pi} = \{\tilde{\pi}_j\} = \exp[\Psi(\omega_j^{(\pi)}) - \Psi(\sum_{j=1}^k \omega_j^{(\pi)})] \quad (22)$$

$$\tilde{\mathbf{A}} = \{\tilde{a}_{jj'}\} = \exp[\Psi(\omega_{jj'}^{(\mathbf{A})}) - \Psi(\sum_{j=1}^k \omega_{jj'}^{(\mathbf{A})})] \quad (23)$$

$$\tilde{\mathbf{B}} = \{\tilde{b}_{jm}\} = \exp[\Psi(\omega_{jm}^{(\mathbf{B})}) - \Psi(\sum_{j=1}^k \omega_{jm}^{(\mathbf{B})})] \quad (24)$$

式中: $\tilde{\pi}, \tilde{\mathbf{A}}, \tilde{\mathbf{B}}$ —修正参数; Ψ —digamma 函数。

此时,模型为 $\tilde{\theta} = (\tilde{\pi}, \tilde{\mathbf{A}}, \tilde{\mathbf{B}})$ 。笔者将变分贝叶斯改进的隐马尔可夫模型称为变分贝叶斯-隐马尔可夫模型(VB-HMM)。

此处仍应用前向-后向算法,有:

$$\alpha_t(s_t) = \frac{1}{\tilde{\zeta}_t(y_t)} \left[\sum_{s_{t-1}} \alpha_{t-1}(s_{t-1}) \tilde{p}(s_t | s_{t-1}) \right] \tilde{p}(y_t | s_t) \quad (25)$$

$$\beta_t(s_t) = \sum_{s_{t+1}} \beta_{t+1}(s_{t+1}) \tilde{p}(s_{t+1} | s_t) \tilde{p}(y_{t+1} | s_{t+1}) \quad (26)$$

当下界 $L(q)$ 的变化小到可忽略时,VBEM 算法停止,可得出后验概率 $q(\tilde{\pi}, \tilde{\mathbf{A}}, \tilde{\mathbf{B}})$ 和前向-后向概率。

设前向概率值为 DI ,其可表示为:

$$DI = \sum \log(P(Y | \tilde{\theta})) \quad (27)$$

2.4 发电机组健康模型的建立

发电机组运行环境特殊,且难以取得完备的运行

数据,故笔者将采集的健康状态信号作为模型训练样本,建立变分贝叶斯-隐马尔可夫(VB-HMM)健康状态模型;再将监测到的当前数据输入到模型中,得到当前状态与健康状态的接近度,实现对轴承的健康状态评价。

在所建立的 VB-HMM 模型中,每一组数据对应一个对数似然概率值,来表示健康状态评价结果。

建立发电机组滚动轴承健康状态评价模型的具体步骤如下:

(1)采用小波包分解对轴承振动信号进行预处理,提取能量较大且总能量高于80%的节点信号;

(2)将步骤(1)提取的节点信号进行 CEEMD 分解,取相关系数大于0.9的IMF分量作为特征信号;

(3)用健康数据训练健康状态模型;

(4)将样本数据输入到健康状态模型中,得到对数似然概率值,对训练结果进行分析。

3 实验信号分析

3.1 实验台参数

此处笔者利用美国辛辛那提大学智能维护系统中心(IMS Center)提供的轴承全寿命疲劳试验数据进行轴承的退化过程验证。

该实验装置包括4个双列滚子轴承,笔者在每个轴承外座处安装一个采样频率为20 kHz的PCB353B33加速度传感器,并对轴承施加266 689 N的径向力。

实验中轴承传感器的布置示意图如图1所示。

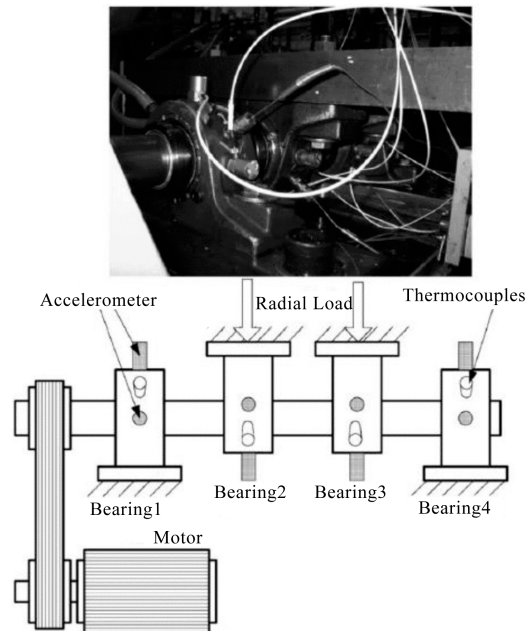


图1 传感器布置示意图

3.2 小波包分解

笔者将轴承的部分故障原始信号进行小波包分解;采用 db3 小波基,将信号分解为 3 层,此时可保证故障信号完整,且可最大限度地消除干扰信号。

进行小波包分解后,第 3 层的 8 个频带节点的能量分布如图 2 所示。

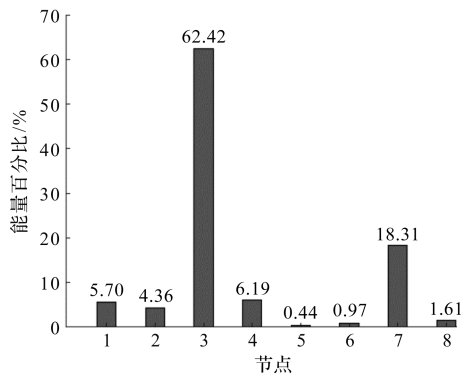


图 2 轴承故障振动信号频带能量分布

由图 2 可看出:轴承故障振动信号的能量主要集中在节点 3 和节点 7,占到总能量的 80% 以上,因此,此处对节点 3 和节点 7 进行重构。

原始信号和重构后的信号频域波形如图 3 所示。

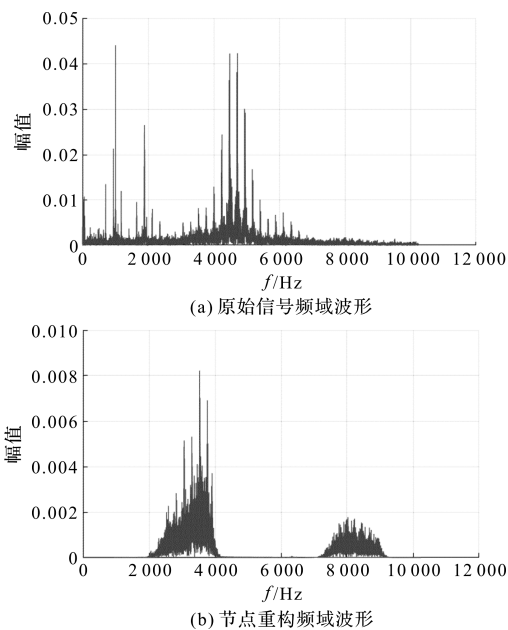
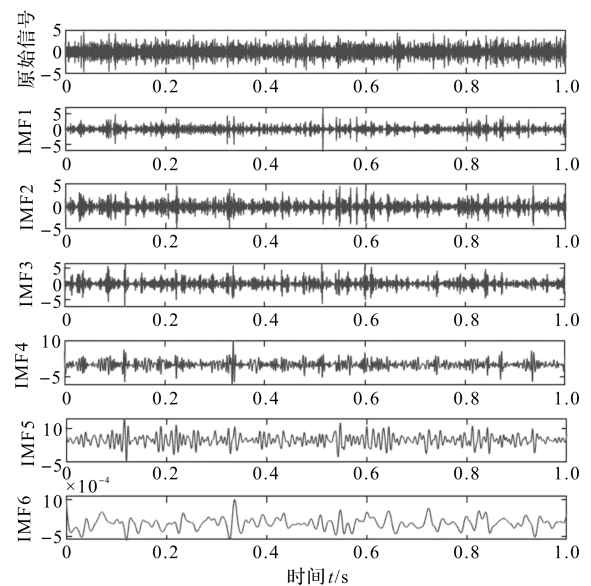


图 3 原始信号和小波包分解后的频域波形

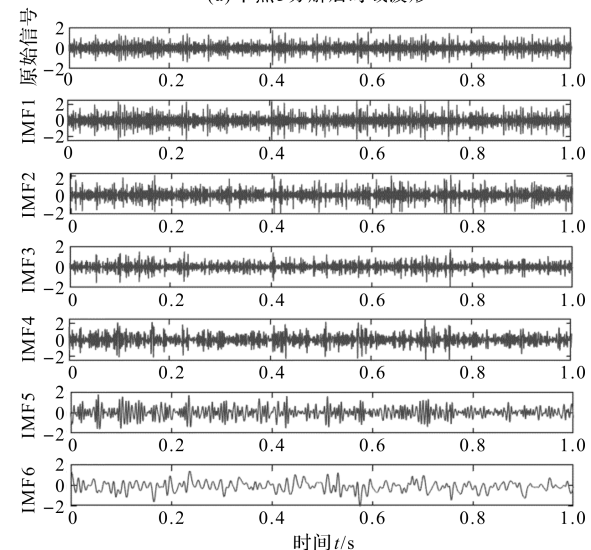
3.3 CEEMD 信号分解

对轴承的原始振动信号进行小波包降噪预处理后,笔者根据能量分布提取能量较高的节点 3 和节点 7,再进行 CEEMD 分解,以消除其他干扰信号和虚假分量,提取出故障的特征信号。

节点 3 和节点 7 分解后,IMF 分量的时域波形如图 4 所示。



(a) 节点 3 分解后时域波形



(b) 节点 7 分解后时域波形

图 4 IMF 分量时域波形

两节点重构后的 IMF 分量与小波分解后的原信号的相关系数如表 1 所示。

表 1 IMF 分量与小波分解后的原信号的相关系数

IMF 分量	节点 3 相关系数	节点 7 相关系数
IMF1	0.996 798 194 739 916	0.963 240 487 785 529 0
IMF2	0.120 586 961 021 553	0.022 110 511 138 853 2
IMF3	0.000 193 771 833 975 3	0.000 184 997 249 471 882
IMF4	0.000 205 971 977 597 7	2.495 579 715 946 25e-05
IMF5	0.000 223 621 172 275 4	1.952 916 216 862 72e-05
IMF6	0.000 132 935 629 372 0	3.498 639 955 307 45e-07

提取相关系数高于 0.9 的分量作为故障特征信号,其余 IMF 信号与原信号相似性较低,作为干扰信号舍去。

3.4 变分贝叶斯-隐马尔可夫健康模型的建立

笔者选择辛辛那提大学轴承疲劳数据中的 SET-2

中的 849 组数据作为实验数据,建立轴承的全寿命周期曲线。每组数据有 20 480 个数据。为方便后面的计算,把每组数据分为 20 段,每段 1 024 个数据;选择其中的 200 组健康状态数据训练健康状态的模型参数,剩余的 649 组作为测试数据;将所有数据进行小波包分解,并根据上文中的分析提取 3、7 节点的数据进行 CEEMD 分解,提取相关系数高于 0.9 的 IMF 分量作为特征向量,进行健康模型训练。

为比较隐马尔可夫模型(HMM)和变分贝叶斯-隐马尔可夫模型(VB-HMM)的区别,此处采用相同的数据分别对两种模型进行训练和测试,得到的结果如图 5 所示。

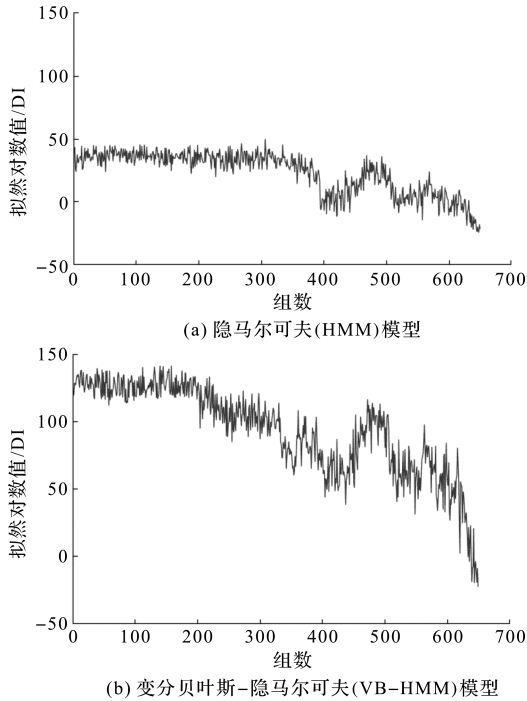


图 5 似然对数曲线

图 5 中,为方便进行比较,两个曲线图取相同的纵坐标。从纵坐标来看,图 5(a)曲线的极值相差 70 个单位的 DI 值,图 5(b)中极值相差 150 个单位的 DI 值,所以图 5(b)中的曲线变化趋势更加明显。

由图 5 可明显看出:200 组后,图 5(b)曲线开始明显下降,但图 5(a)曲线没有表现出下降趋势;330 组后,图 5(b)曲线开始有大幅度振荡,图 5(a)中只有较小幅度振荡。由此可见,变分贝叶斯-隐马尔可夫(VB-HMM)模型更适合轴承健康模型的建立。

再用图 5(b)对实验台轴承的健康状态进行分析。图 5(b)中,进行轴承健康状态检测的有 649 组数据。在实验开始的 1 组~200 组中,曲线很平稳,且对数似然概率值(DI)较大,说明这 200 组数据是健康数据,轴承处于健康状态;随着时间推移,201 组~330 组的

曲线开始缓慢下降,表明轴承性能逐渐偏离健康状态,开始劣化;在实验后期,331 组~649 组数据的曲线开始有较大波动且下降严重,并在最后下降到最低点,表明轴承性能处于严重受损状态。

由此可以看出:整个曲线可以描述轴承从健康状态到逐步劣化,再到失效的整个过程。所以,本文的健康状态评价模型能够准确地评价轴承的健康状态。

4 实验台实测数据分析

为了进一步说明采用变分贝叶斯-隐马尔可夫模型对轴承数据进行准确评价的有效性,笔者采用滚动轴承加速实验平台的数据进行验证。采用测量装置采集滚动轴承整个寿命周期的振动信号。其中,加速度计型号为 DYTRAN3035B,振动信号的采样频率为 25.6 kHz;每次采样间隔为 10 s,采样个数为 2 560 个;滚动轴承的转速为 1 800 r/min,载荷为 4 000 N。

笔者将轴承振动信号的部分故障数据进行特征提取。首先对原始振动数据进行小波包分解预处理,分解后的能量分布如图 6 所示。

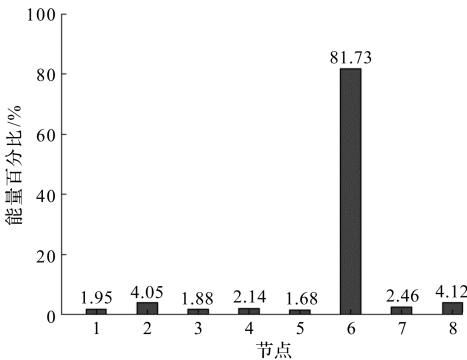


图 6 轴承故障振动信号频带能量分布

图 6 中,该轴承信号的能量集中在节点 6,所以笔者提取节点 6 进行信号重构,并进行 CEEMD 分解。

各 IMF 分量与小波分解后的信号的相关系数如表 2 所示。

表 2 IMF 分量与小波分解后的原信号的相关系数

IMF 分量	节点 6 相关系数
IMF1	0.972 078 531 709 831
IMF2	0.005 055 551 774 090 42
IMF3	0.000 408 602 602 508 645
IMF4	1.566 415 464 277 19e-05
IMF5	1.788 233 316 870 21e-05
IMF6	1.771 813 853 090 36e-06

笔者取相关系数高于 0.9 的 IMF 分量,作为特征信号进行模型训练;选取 1 860 组平台数据建立变分贝叶斯-隐马尔可夫模型。其中,取 600 组健康数据进

行模型训练,取 1 260 组数据进行测试。

笔者将每组数据分成 10 段,每段 256 个点,得到的轴承的对数似然曲线如图 7 所示。

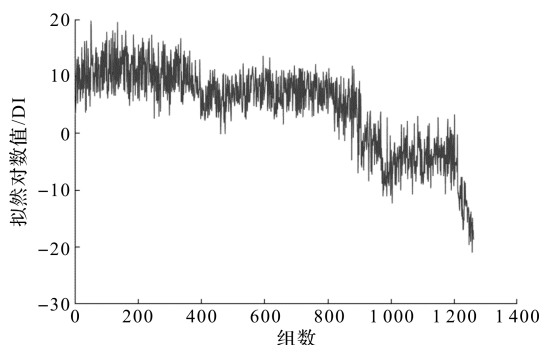


图 7 似然对数曲线

从图 7 的实验台轴承全寿命周期曲线可知:

(1)前 400 组数据的 DI 值较大,表明轴承处于健康状态;(2)第 400 组开始,数据的 DI 值开始降低,表明此时轴承开始劣化并保持劣化状态继续运行;(3)第 900 组数据, DI 值进一步降低,表明轴承状态持续劣化;(4)从 1 200 组数据到运行结束,轴承的 DI 值持续降低并出现最低点,表明轴承加速劣化直至失效。

由此可见,本文中的实验方法对实测平台数据仍然适用。

5 结束语

结合小波包-CEEMD 特征提取和 VB-HMM 的优点,笔者提出了一种基于小波包-互补聚合经验模态分解和变分贝叶斯-隐马尔可夫模型的滚动轴承健康状态评价方法,建立了发电机组滚动轴承部件的健康状态评价模型;采用标准轴承数据和实验台实测数据进行了验证,很好地反映了轴承部件的性能退化过程,为制定运行维护策略提供了参考。

研究结果表明:该模型输出的对数似然概率值可作为指标进行状态评价;对数似然概率曲线的变化均能反映轴承的健康、劣化和失效的运行状态,该实验方法具有很好的适用性。

参考文献 (References):

[1] 孙占民,唐旭明,万浩,等.基于改进基本尺度熵的轴承退化特征分析方法研究[J].机电工程,2020,37(5):517-521.

- [2] 赵洪山,李浪.基于最大相关峭度解卷积和变分模态分解的风电机组轴承故障诊断方法[J].太阳能学报,2018,39(2):350-358.
- [3] 李永亭,齐咏生,杨苗,等.一种 W 型结构元素的自适应数学形态学及其在风电机组轴承故障诊断中的应用[J].太阳能学报,2020,41(1):192-200.
- [4] 江志农,胡明辉,冯坤,等.阶次跟踪能量算子与奇异值分解结合的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2018(11):52-56.
- [5] 郑小霞,李美娜.基于小波包和并行隐马尔科夫的风力机易损部件健康状态评价[J].太阳能学报,2019,40(2):370-379.
- [6] 涂志松.基于小波包和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J].机电工程技术,2020,49(12):208-211.
- [7] 刘志刚,赵晓燕,张涛,等.基于小波包-神经网络的电厂发电机组故障诊断研究[J].机械传动,2018,42(8):179-182.
- [8] DING Jian-ming, DING Cheng-cheng. Automatic detection of a wheelset bearing fault using a multi-level empirical wavelet transform[J]. Measurement, 2019, 134(5):179-192.
- [9] YEH J R, SHIEH J S. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2):135-156.
- [10] WU Chun-ying, WANG Jian-zhou, CHEN Xue-jun. A novel hybrid system based on multi-objective optimization for wind speed forecasting[J]. Renewable Energy, 2020, 146(7):149-165.
- [11] 尹星露,肖先勇,孙晓璐.基于预测有效度和马尔科夫-云模型的母线负荷预测模型筛选与变权重组合预测[J].电力自动化设备,2015,35(3):114-119.
- [12] LI Jian-lan, ZHANG Xu-ran, ZHOU Xing. Reliability assessment of wind turbine bearing based on the degradation-Hidden-Markov model[J]. Renewable Energy, 2019, 132(3):1076-1087.
- [13] 金燕,钟金金.基于小波包改进阈值方法的电能质量信号消噪[J].机电工程,2011,28(8):1012-1014,1018.
- [14] 杨伟才,廖英英,刘永强.基于自适应 EEMD 及改进滑动峰态解调的滚动轴承故障提取方法[J].轴承,2019(1):54-60.
- [15] 周建民,张臣臣,张龙,等.基于融合模糊 C 均值与隐马尔科夫模型的滚动轴承的退化状态识别[J].机械设计与研究,2019,35(3):83-86.
- [16] 张文倩,王瑛,张红梅,等.基于变分贝叶斯的数据分类算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2017,18(2):89-94.

[编辑:雷敏]

本文引用格式:

郑小霞,刘静,魏彦彬,等.基于隐马尔科夫的滚动轴承健康状态评价研究[J].机电工程,2021,38(5):552-558.

ZHENG Xiao-xia, LIU Jing, WEI Yan-bin, et al. Evaluation of health status of rolling bearing based on hidden Markov[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(5):552-558.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>