

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

郑小霞, 李美娜

(上海电力学院自动化工程学院, 上海 200090)

摘 要: 考虑到风电机组运行时监测到的轴承、齿轮等易损部件的振动信号具有动态和非平稳特性,提出一种基于小波包分解和并行隐马尔科夫(parallel continuous hidden Markov model, PCHMM)的易损部件健康状态评价方法。该方法对采集的振动信号进行小波包分解,根据信号的采样频率和部件的故障特征频率选取小波包分解层数,提取各节点能量与总能量之比作为健康状态评价的特征向量,并应用并行隐马尔科夫模型建立易损部件的健康状态评价模型,为合理确定评价并行模型中各组成部分的权重,引入信息熵计算各部分权重,以模型输出的对数似然概率值作为状态评价指标。将模型用于轴承退化实验数据和现场数据的研究表明评价模型很好地反映了轴承的运行状态,评价指标在故障早期有很明显的变化,有利于及时发现易损部件的故障,降低维修成本。

关键词: 小波包; 隐马尔科夫模型; 风电机组; 易损部件; 状态评价

中图分类号: TM761

文献标识码: A

0 引 言

风电机组结构非常复杂且包含很多旋转机械,由于机组的运行环境十分恶劣,机械的部件更易疲劳老化,产生部件故障。轴承、齿轮和转子等成为风电机组的易损部件,例如主轴是风电机组的重要组成部分,大部分时间需要同时承受径向和轴向载荷,一旦出现故障更换需要约 2000 万¥。对这些易损部件的健康状态进行准确评价,有利于及时发现故障问题,合理安排维修策略,对提高风电场运行的可靠性和经济性有重要意义^[1]。

风电机组运行时监测的易损部件信号是动态和非平稳信号。小波包分解是一种典型的非平稳信号的处理方法,能够对信号进行更精细的处理,已被广泛应用于特征提取和状态监测^[2]。隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)是 1960 年代由美国数学家 Leonard E. Baum 等学者建立起的一种描述随机过程统计特性的概率模型,对于复杂的动态时间序列有很好的建模能力,被广泛应用于负荷预测、寿命预测和状态评价等领域中^[3,4]。文献[5]

通过提取轴承振动信号解调后的幅值作为隐马尔科夫模型输入特征对轴承进行故障诊断;文献[6]通过提取振动信号的小波包熵作为特征向量建立轴承性能的高斯混合评估模型;文献[7]基于隐马尔科夫建立数控机床的多性能参数多观察序列状态评估模型。对于轴承等机组易损部件,监测系统采集到的是一系列的连续振动信号,而连续 HMM 处理连续观测信号有很好的效果,并行连续 HMM 是连续 HMM 的扩展,能够更清晰地描述部件退化这类具有多维特征矢量及若干个状态转移的随机过程。因此本文提出一种基于小波包分解和并行隐马尔科夫的易损部件健康状态评价方法,并以轴承退化实验数据和现场数据对模型有效性进行验证。

1 基于小波包的振动信号特征提取

1.1 小波包分解原理

小波包是对小波分解所得到的低频部分进行进一步分解得到的,在多尺度分析中,设标准正交尺度函数 ϕ 和小波函数 ψ ,则有双尺度方程:

收稿日期: 2016-10-13

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

通信作者: 郑小霞(1978—), 女, 博士、副教授, 主要从事风力发电故障诊断与运行维护方面的研究。zhengxiaoxia@shiep.edu.cn

$$\begin{cases} \phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t-k) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t-k) \end{cases} \quad (1)$$

式中, h_k 、 g_k ——正交滤波器的低通与高通滤波系数。

令 $\mu_0(t) = \phi(t)$, $\mu_1(t) = \psi(t)$, $\mu_n(x)$ 定义为:

$$\begin{cases} \mu_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \mu_n(2t-k) \\ \mu_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \mu_n(2t-k) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\{\mu_n(t)\}$ ——由正交尺度函数确定的小波包。

$\mu_{j,k,n}(t)$ 称为尺度函数 ϕ 构造的小波库, 表达式为:

$$\mu_{j,k,n}(t) = 2^{j/2} \mu_n(2^j t - k) \quad (3)$$

式中, j ——尺度因子; k ——时间因子; n ——振荡因子。

将 $x(t)$ 与小波包函数做内积可得相应的小波包系数:

$$w_{j,n}(k) = \langle x, \mu_{j,n,k} \rangle = \int x(t) \mu_{j,n,k}(t) dt \quad (4)$$

3层小波包分解示意图如图1所示, 图树中的每个节点 $W(j,n)$ 对应1组小波包系数 $\{W_{j,n}(k)\}$ 。

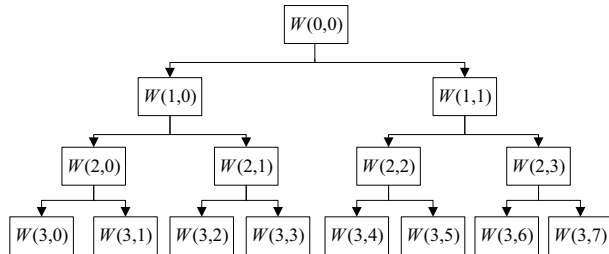


图1 三层小波包分解示意图

Fig. 1 Wavelet packet decomposition tree at three-layer

实际应用中, 通常要对小波包分解后的各节点信号进行特征提取, 以降低特征向量的维数, 提取小波包能量作为特征向量是一种常用的方法^[8]。第 j 层上节点 n 的小波包能量定义为:

$$E_{j,n} = \sum_{k=1}^{N_j} (w_{j,n}(k))^2 \quad (5)$$

式中, N_j ——第 j 层上各节点小波包系数数量。

各节点的小波包能量值对应的是不同频带上的信号能量大小, 当监测部件发生疲劳损伤或故障时, 则信号在某些频带上的能量会发生变化。

1.2 小波包基函数和分解层数的确定

应用小波包分解时首先要根据小波包分解的目的按不同的准则选取小波包基函数。对用于特征提取的小波包基, 目前较实用的方法是以识别信号特征的准确度或判断可靠性能力为标准来选择小波基。有研究表明, db 小波在轴承振动信号的特征提取上有很好的效果^[9]。另外小波包分解层数的选取也很重要, 分解层数过小, 不能很好地体现信号的细节信息; 分解层数过大, 会大大增加计算量, 同时容易造成频率混叠。通常在选取小波包分解层数 J_f 时要根据信号的采样频率 F_s 和部件的故障特征频率 F_d 按式(6)选取:

$$J_f \leq \log_2 \frac{F_s}{3F_d} - 1 \quad (6)$$

2 连续隐马尔科夫原理及参数初始化

2.1 隐马尔科夫原理

隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)是一种描述随机过程统计特性的概率模型, 如图2所示^[10]。其中一个随机过程是马尔科夫链, 具有有限个状态, 描述状态之间的随机转移; 另一个随机过程描述每个状态值和观测值之间的概率关系, 观察者只能观察到与系统状态相关的观测值, 而不能直接观测到隐藏的实际状态序列, 图中 A 、 B 分别为状态转移矩阵和观测值概率矩阵, π 为初始概率分布向量。

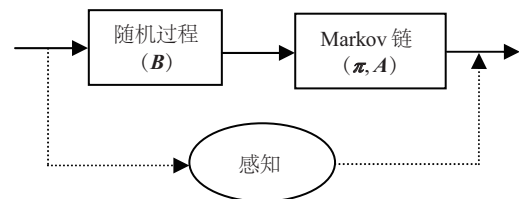


图2 HMM的基本原理

Fig. 2 Basic principle of HMM

HMM 通过对显性的观测值随机过程进行分析得出隐含的状态之间的变化, 这与实际中希望通过分析机组各部件的状态监测信号进而得出其健康状态是一致的。一个 HMM 由以下参数描述:

1) 状态个数 N : 马尔科夫链的状态数目记为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$, 则有时刻 t 处马尔科夫过程的状态 $q_t \in (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$ 。

2) 观测值个数 M : 每个状态对应的可能产生的观测值数目, 记 M 个观测值为 (v_1, v_2, \dots, v_N) , 记 t 时刻的观测值为 o_t , 则有 $o_t \in (v_1, v_2, \dots, v_N)$ 。

3) 初始概率分布向量 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$, 表示时刻 $t=1$ 时处于各状态的概率 $\pi_i = P(q_1 = \theta_i)$ 。

4) 状态转移矩阵 $A = (a_{ij})_{N \times N}$, 其中的元素 a_{ij} 表示由状态 θ_i 转移到状态 θ_j 的概率且满足:

$$0 \leq a_{ij} \leq 1, \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad (7)$$

5) 观测值概率矩阵 $B = (b_{jk})_{N \times M}$ 表示在 θ_j 状态下产生观测值 v_k 的概率。

根据观测值类型的不同, HMM 可分为离散隐马尔科夫 (DHMM) 和连续隐马尔科夫 (CHMM) 2 种类型。DHMM 中观测值概率矩阵的元素是离散的概率值, 而实际应用中更多情况是观测值是多维的连续信号。虽然连续信号可进行离散化, 但该过程可能会损失大量的有效信息^[11]。

2.2 连续隐马尔科夫原理

对于 D 维的连续信号, 任意 t 时刻的观测值都是一个 D 维向量, 记为 o_t , 此时观测值序列 $O = (o_1, o_2, \dots, o_t)$ 是一个观测向量矩阵。与 DHMM 不同的是, 观测值概率矩阵不是离散的概率值, 而是用一个连续概率密度函数来表示任意状态 θ_j 下的观测值概率分布 $b_j(o_t)$ 。由于高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) 可以任意精度逼近任意分布, 因此通常使用 GMM 来拟合各状态下的观测值概率密度函数, $b_j(o_t)$ 可表示为:

$$b_j(o_t) = \sum_{m=1}^{M_j} \omega_{j,m} b_{j,m}(o_t) = \sum_{m=1}^{M_j} \omega_{j,m} G(o_t, \mu_{j,m}, \Sigma_{j,m}) \quad (8)$$

式中, M_j —— 状态 θ_j 下高斯分量数量; $\omega_{j,m}$ 、 $\mu_{j,m}$ 、 $\Sigma_{j,m}$ —— 第 m 个高斯分布的权值、均值向量和协方差矩阵; $b_{j,m}(o_t)$ —— 状态 θ_j 的第 m 个高斯分布。

$$\begin{aligned} b_{j,m}(o_t) &= G(o_t, \mu_{j,m}, \Sigma_{j,m}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\Sigma_{j,m}|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(o_t - \mu_{j,m})^T \Sigma_{j,m}^{-1} (o_t - \mu_{j,m})\right) \end{aligned} \quad (9)$$

由定义可知, 权值 ω_j 和观测值概率密度函数 $b_j(o_t)$ 满足以下约束条件: $\sum_{m=1}^{M_j} \omega_{j,m} = 1$, $\omega_{j,m} \geq 0$, $\int b_j(x) dx = 1$, ($1 \leq j \leq N, 1 \leq m \leq M_j$)。

这样 CHMM 模型参数可表示为 $\lambda = (\pi, A, \omega, \mu, \Sigma)$ 。CHMM 在重估观测值概率密度函数 $b_j(o_t)$ 时, 首先定义变量 $\gamma_t(j, m)$ 表示在给定的模型参数 λ 和观测值序列 O 的条件下, 模型在 t 时刻处于状态 θ_j 且对应该状态下的第 m 个高斯分布的联合概率, 即:

$$\gamma_t(j, m) = P(q_t = \theta_j, x_{j,m} = b_{j,m} | O, \lambda) \quad (10)$$

式中, $x_{j,m}$ —— 在 t 时刻状态 θ_j 的高斯分布; $b_{j,m}$ —— θ_j 第 m 个高斯分布。

$\gamma_t(j, m)$ 可根据前向算子 α 和后向算子 β 计算得到:

$$\gamma_t(j, m) = \frac{\alpha_t(j) \beta_t(j)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)} \cdot \frac{\omega_{j,m} G(o_t, \mu_{j,m}, \Sigma_{j,m})}{\sum_{k=1}^{M_j} \omega_{j,k} G(o_t, \mu_{j,k}, \Sigma_{j,k})} \quad (11)$$

则可得参数的重估公式为:

$$\tilde{\omega}_{j,m} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)}{\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{M_j} \gamma_t(j, k)} \quad (12)$$

$$\tilde{\mu}_{j,m} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m) o_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)} \quad (13)$$

$$\tilde{\Sigma}_{j,m} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m) (o_t - \mu_{j,m})(o_t - \mu_{j,m})^T}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, m)} \quad (14)$$

3 基于小波包和 PCHMM 的健康模型

3.1 并行隐马尔科夫健康模型结构

轴承、齿轮等风电机组易损部件的监测信号是一系列的振动信号, 应用小波包分解进行特征提取可得到一组多维的特征矢量。单一的 CHMM 模型难以将包含多维特征矢量及若干个状态转移的易损部件状态变化的随机过程描述清楚, 而 PCHMM 模型可以更清晰的描述多维特征观测序列的随机过程, 其结构示意图如图 3 所示。

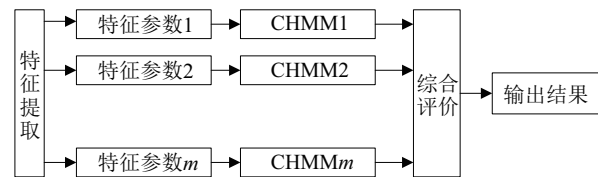


图3 PCHMM结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of PCHMM structure

根据 PCHMM 建立评价模型时,要综合考虑各维特征向量 CHMM 的输出,相当于是一个多属性评价问题,其中各属性权重的确定十分重要。信息熵能够度量信息的大小,因此本文将信息熵引入到各维特征向量 CHMM 输出的权重确定中,客观计算各维特征向量对应的 CHMM 在最后的的评价模型中所占的权重。

3.2 信息熵计算权重算法

信息熵是信息论中的重要概念,就一个系统而言,其信息熵越大表明其包含的信息量越大,丰富性越高。对于多属性评价问题,要考虑各属性的相对重要程度,最直接有效的方法就是给各属性赋予权重^[12]。信息熵能够定量衡量信息的多少和质量,客观的反映各属性的重要性,尤其是多属性评价问题,常用来确定评价模型中各属性的权重,因此本文采用信息熵计算各属性权重。属性的信息熵越大则其包含信息量越大,重要性越大。信息熵的具体定义为:设随机变量 X ,其可能出现的变量值为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ P_i 表示变量值 x_i 出现的概率, $P=\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 且满足 $P_i \geq 0$, $\sum P_i = 1$ 。则定义该变量 X 所包含信息的数学期望为信息熵:

$$H(X) = E[-\log_a P(x_i)] = -\sum_{i=1}^n P(x_i) \log_a P(x_i) \quad (15)$$

对数的底 a 不同计算的信息熵值也不同,通常情况可取 $a=e$ (e 为自然对数的底)。在解决多属性评价问题时,用信息熵来确定各属性的权重的具体实现步骤为:

1) 计算各属性的信息熵:对于有 m 个属性, n 个样本的矩阵 X :

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{pmatrix} \quad (16)$$

第 i ($i=1, 2, \dots, m$) 个属性的信息熵计算公式为:

$$H_i = -k \sum_{j=1}^n f_{ij} \ln f_{ij} = -\frac{1}{\ln n} \sum_{j=1}^n \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^n x_{ij}} \ln f_{ij} \quad (17)$$

2) 计算第 i 个指标的权重:

$$\omega_i = \frac{1 - H_i}{m - \sum_{i=1}^m H_i} \quad (18)$$

这样就得到了权重向量 $S=[\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m]$ 。将小波包分解后各节点系数建立的多个 CHMM 模型,采用信息熵为各 CHMM 赋予权重,来表示各

CHMM 的输出在最终的状态评价模型中所占比重,客观反映了提取的各节点信息的重要程度。

3.3 基于 k -means 的模型参数初始化

CHMM 模型很难直接获得,通常情况下都是通过观测值来间接认识模型,因此模型参数训练问题对于实际应用具有重要意义。Baum-Welch 算法通过寻求局部最优来优化参数模型,为了得到最接近全局最优解的局部最优解,应根据观测值序列对模型进行初始化。

在各模型参数中, π 和 A 决定了马尔科夫链的状态转移形式,有研究表明在马尔科夫链已确定的情况下,这 2 个参数初始值对模型最终结果影响不大^[13]。因此, π 和 A 在满足其参数约束条件前提下,可随机或均匀地给定初始值。观测值概率分布 B 的初始值对模型训练结果影响较大,本文采用 k -means 算法对 B 进行初始化。 k -means 算法是一种典型的基于目标函数的聚类算法,基本原理是^[14]:对于包含 n 个样本的数据集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 给定聚类数 k ,选定一目标函数对数据进行初始划分得到 k 类的初始聚类中心 c_1, c_2, \dots, c_k ,通过不断迭代更新聚类中心使得目标函数最优化,得到最优聚类。本文以误差平方和准则函数为目标函数:

$$J_e = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n d_{ij} \|x_j - c_k\|^2 \quad (19)$$

式 (19) 中,若 x_j 属于 k 类, $d_{ij}=1$, 否则 $d_{ij}=0$ 。 J_e 表示 c 个类别时对样本集合进行划分所产生的误差总和,聚类中心不同则 J_e 也不同,因此使 J_e 极小的聚类就是在该准则下的最优聚类。状态 θ_j 下的概率密度函数 $b_j(o_i)$ 由 M_j 个高斯元构成,应用 k -means 将训练观测序列分为 M_j 类,各类的均值作为 $b_j(o_i)$ 中均值向量 $\mu_{j,m}$ 的初值,计算各类数据的协方差矩阵作为 $\Sigma_{j,m}$ 的初值,取各类观测值个数占观测值总数的百分比为权重 $\omega_{j,m}$ 的初值。概率密度函数参数初始化步骤为:

- 1) 设定允许误差 ε , 令迭代步参数 $s=1$;
- 2) 初始化聚类中心,即 $c_m(s)$, $m=1, 2, \dots, M_j$;
- 3) 修正 d_{il} , $l=1, 2, \dots, T_k$

$$d_{il} = \begin{cases} 1, & \|o_l - c_m(t)\| = \min \|o_l - c_i(t)\| \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

- 4) 修正聚类中心 c_m :

$$c_m(s+1) = \sum_{l=1}^{T_k} d_{ml} o_l / \sum_{l=1}^{T_k} d_{ml} \quad (21)$$

5) 计算误差 e :

$$e = \sum_{m=1}^{M_j} \|c_m(s+1) - c_m(s)\| \quad (22)$$

6) 如果 $e < \varepsilon$, 则算法结束; 否则 $s = s + 1$, 转到步骤 3) 继续下一次迭代。

7) 初始化模型参数 $b_j(o_i)$:

$$\omega_{j,m} = \frac{N_m}{T_k}, \mu_{j,m} = \frac{\sum_{o_l \in c_m} o_l}{N_m}, \Sigma_{j,m} = \frac{1}{N_m} \sum_{o_l \in c_m} (o_l - \mu_{j,m})(o_l - \mu_{j,m})^T \quad (23)$$

式中, N_m —— 状态 θ_j 下第 m 个高斯分布包含的观测值个数。

3.4 易损部件健康状态模型的建立

由于风电机组运行环境很特殊, 而轴承、齿轮和转子等这些易损部件中每一种又对应着多种类型的故障, 很难取得非常完备的数据, 可将采集的健康状态下的信号作为模型训练样本建立正常状态下的健康状态模型, 通过将监测到当前数据输入模型, 得到当前状态与健康状态的接近度, 实现对部件的健康状态评价。对于建立的 PCHMM 模型, 每一个 CHMM 模型的输出为一个似然概率值, 表示当前输入样本的特征向量与健康状态的接近度, PCHMM 的最终输出是当前样本与所建立正常状态模型的接近度, 模型输出似然概率值越大, 部件的状态越接近健康状态。本文用模型输出的似然概率值来量化部件的健康状态评价结果, 基于小波包分解和 PCHMM 模型建立部件的健康状态评价模型建立的具体步骤如下:

1) 采用小波包分解对振动信号进行特征提取, 按式(5)确定分解层数 N , 提取 2^N 个节点的小波包能量, 并取各节点能量与总能量之比作为健康状态评价的特征向量;

2) 根据式(17)和式(18)计算各特征向量的权重 ω_i , $i = 1, 2, \dots, 2^N$;

3) 采用 k -means 算法对观测概率分布函数进行初始化, 将提取的特征向量作为训练样本, 应用 Baum-Welch 算法训练得到 2^N 个 CHMM 模型;

4) 将 2^N 个 CHMM 的输出按步骤 2) 中的权重线性组合得到最终的评价模型。

由于 CHMM 输出概率值较小, 所以常对结果取对数得到对数似然概率, 因此本文定义模型输出结果为对数似然概率值 DI :

$$DI(X) = \sum_{i=1}^{2^N} \omega_i \log(P(X|\lambda_i)) \quad (24)$$

式(24)中 $i = 1, 2, \dots, 2^N$, $P(X|\lambda_i)$ 是应用前向算法计算得到的各 CHMM 模型输出的似然概率值, DI 越大则当前状态越接近健康状态。

4 试验与结果分析

采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验证状态评价模型的有效性, 传感器布置示意图如图 4 所示^[15]。

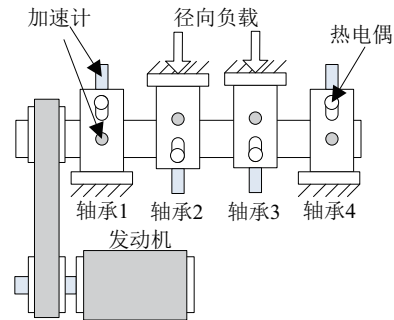


图4 传感器布置示意图

Fig. 4 Schematic diagram of sensor arrangement

整个实验装置由 4 个型号为 ZA-2115 的双列滚子轴承, 由交流电机驱动并通过带传动以 2000 r/min 的恒转速带动轴承旋转。实验中对轴承施加 266689 N 的径向力, 在每个轴承座外安装 1 个 PCB353B33 加速度传感器, 采样频率为 20480 Hz。轴承的参数和特征频率分别如表 1 和表 2 所示。

表1 ZA-2115轴承参数

Table 1 Bearing parameter of ZA-2115

参数	数值	参数	数值
接触角/(°)	15.17	滚子直径/mm	8.407
节径/mm	71.501	滚子数量	16
内径/mm	54.686	—	—

表2 ZA-2115轴承特征频率

Table 2 Bearing characteristic frequency of ZA-2115

部件	保持架	滚动体	外圈	内圈
特征频率/Hz	14.775	139.92	296.93	236.41

选用疲劳试验寿命数据中 SET-2 中的 984 组

数据作为实验数据,对应的轴承 1 出现外圈故障而失效。为消除轴承磨合期的影响,将实验前 4 组数据去掉,剩余 980 组数据作为监测数据,并应用前 20 组轴承健康运行数据训练得到评价模型,其余 960 组为待评价样本。为便于分析先对数据进行预处理,将每组数据等分成 20 段,即每段 1024 点,再对每段数据进行小波包分解,选用 db3 小波基,外圈故障频率 296.93 Hz,采样频率为 20480 Hz,按式(6)计算得 $J_f = 3.5$,所以对振动信号进行 3 层分解。对第 3 层的 8 个节点提取各节点小波包能量 $E_i, i = 1, 2, \dots, 8$,提取各节点小波包能量与总能量比 E'_i ,构成轴承健康状态特征向量集 $E' = (E'_1, E'_2, \dots, E'_8)$:

$$E'_i = \frac{E_i}{\sum_{i=1}^8 E_i} \quad (25)$$

每一组分 20 段,每段小波包 3 层分解后提取一个 8 维特征向量,980 组数据得到由 19600 个 8 维特征向量构成的特征集 $E'_{19600 \times 8}$,结果如图 5 所示。

从图 5 可看出,提取的特征向量集数据在实验前段时间里特征值较稳定,随着实验进行,各维特征向量值的波动幅度逐渐加剧,在后期发生故障时特征值有非常明显的波动,因此提取的特征向量集较好的反映了轴承由健康到失效的过程,以此向量集作为健康状态评价特征集较合理。选取前 20 组作为训练数据,每一个节点提取的能量特征建立一个 CHMM 模型。选取 CHMM 状态数为 3,选用 2 个高斯元构成概率观测值分布函数,轴承健康状态

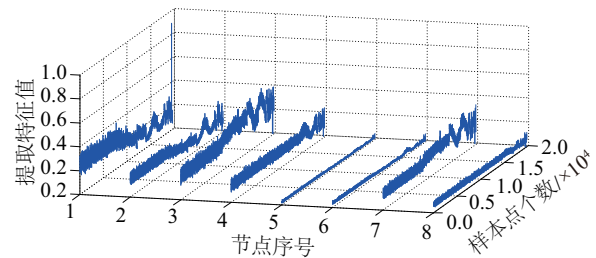


图5 所有样本小波包分解后提取的特征集

Fig. 5 Feature sets extracted from all samples after wavelet packet decomposition

表3 各节点CHMM观测值概率分布各初始化参数值

Table 3 Initialization parameter values of CHMM observation value probability distribution

项目		状态 1			状态 2			状态 3		
		ω	μ	Σ	ω	μ	Σ	ω	μ	Σ
节点 1	GMM1	0.4722	0.2601	2.9×10^{-5}	0.2486	0.3135	0.0002	0.3167	0.1955	0.0001
	GMM2	0.5278	0.2416	3.0×10^{-5}	0.7514	0.2814	5.8×10^{-5}	0.6833	0.2216	4.55×10^{-5}
节点 2	GMM1	0.7210	0.1746	2.3×10^{-5}	0.6689	0.1360	1.7×10^{-5}	0.5168	0.1487	1.25×10^{-5}
	GMM2	0.2790	0.1935	6.8×10^{-5}	0.3311	0.1195	4.4×10^{-5}	0.4832	0.1606	1.35×10^{-5}
节点 3	GMM1	0.5316	0.1918	1.8×10^{-5}	0.7079	0.1761	2.9×10^{-5}	0.7315	0.2247	3.95×10^{-5}
	GMM2	0.4684	0.2071	2.2×10^{-5}	0.2921	0.1548	7.9×10^{-5}	0.2685	0.2504	1.0×10^{-4}
节点 4	GMM1	0.7178	0.1608	2.1×10^{-5}	0.5243	0.1358	1.1×10^{-5}	0.3214	0.1080	4.35×10^{-5}
	GMM2	0.2823	0.1800	7.2×10^{-5}	0.4758	0.1471	1.2×10^{-5}	0.6786	0.1232	1.65×10^{-5}
节点 5	GMM1	0.7139	0.0282	8.6×10^{-7}	0.3405	0.0182	1.4×10^{-6}	0.4654	0.0256	4.4×10^{-7}
	GMM2	0.2861	0.0320	3.5×10^{-6}	0.6596	0.0210	5.5×10^{-7}	0.5346	0.0234	4.1×10^{-7}
节点 6	GMM1	0.6910	0.0307	1.1×10^{-6}	0.7512	0.0403	1.8×10^{-6}	0.4623	0.0365	8.6×10^{-7}
	GMM2	0.3089	0.0262	2.5×10^{-6}	0.2488	0.0459	7.0×10^{-6}	0.5373	0.0335	7.9×10^{-7}
节点 7	GMM1	0.4854	0.1410	1.1×10^{-5}	0.3038	0.1052	1.9×10^{-5}	0.7167	0.1539	1.95×10^{-5}
	GMM2	0.5146	0.1304	8.8×10^{-6}	0.6962	0.1194	1.3×10^{-5}	0.2833	0.1713	7.0×10^{-5}
节点 8	GMM1	0.2626	0.0878	2.1×10^{-5}	0.4771	0.0703	3.19×10^{-6}	0.6847	0.0583	4.4×10^{-6}
	GMM2	0.7374	0.0772	5.9×10^{-6}	0.5229	0.0645	2.9×10^{-6}	0.3153	0.0503	1.0×10^{-5}

表 4 各节点特征向量CHMM模型状态转移矩阵A

Table 4 State transition matrix A of feature vector CHMM model

节点 1			节点 2			节点 3			节点 4		
0.3168	0.6832	0	0.1077	0.8923	0	0.3263	0.6737	0	0.0001	0.9999	0
0	0.0040	0.9960	0	0.1160	0.8840	0	0.0039	0.9961	0	0.1435	0.8565
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
节点 5			节点 6			节点 7			节点 8		
0.0071	0.9929	0	0.1868	0.8132	0	0.3444	0.6556	0.0006	0.9994	0	0.0006
0	0.0002	0.9998	0	0.0002	0.9998	0	0.0057	0	0.0679	0.9321	0
0	0	1.0000	0	0	1	0	0	1	0	0	1

表 5 各节点CHMM观测值概率分布优化后各参数值

Table 5 Optimized parameter values of CHMM observation value probability distribution

项目		状态 1			状态 2			状态 3		
		ω	μ	Σ	ω	μ	Σ	ω	μ	Σ
节点 1	GMM1	0.1144	0.2459	0.0495	0.1995	0.2465	0.0446	0.3069	0.2480	0.0299
	GMM2	0.8856	0.2460	0.0080	0.8005	0.2465	0.0104	0.6931	0.2481	0.0059
节点 2	GMM1	0.9923	0.1521	0.0016	0.8292	0.1512	0.0026	0.2835	0.1530	0.0072
	GMM2	0.0077	0.1521	0.0232	0.1708	0.1512	0.0171	0.7165	0.1532	0.0022
节点 3	GMM1	0.0661	0.2016	0.0370	0.8489	0.2003	0.0050	0.6450	0.1989	0.0046
	GMM2	0.9339	0.2017	0.0044	0.1511	0.2003	0.0316	0.3550	0.1989	0.0149
节点 4	GMM1	0.9878	0.1422	0.0197	0.2834	0.1405	0.0142	0.4291	0.1404	0.0068
	GMM2	0.0122	0.1422	0.0201	0.7166	0.1406	0.0072	0.5709	0.1405	0.0040
节点 5	GMM1	0.9731	0.0239	3.9×10^{-6}	0.6682	0.0236	0.0001	0.2706	0.0238	0.0003
	GMM2	0.0269	0.0239	0.0006	0.3318	0.0236	0.0003	0.7294	0.0238	4.3×10^{-5}
节点 6	GMM1	0.9789	0.0342	0.0001	0.7471	0.0349	0.0002	0.5051	0.0343	0.0003
	GMM2	0.0211	0.0343	0.0012	0.2529	0.0349	0.0008	0.4949	0.0343	0.0003
节点 7	GMM1	0.9261	0.1338	0.0021	0.8127	0.1359	0.0029	0.3562	0.1349	0.0077
	GMM2	0.0739	0.1340	0.0162	0.1873	0.1359	0.0138	0.6438	0.1349	0.0024
节点 8	GMM1	0.0085	0.0666	0.0044	0.2219	0.0669	0.0030	0.7025	0.0664	0.0004
	GMM2	0.9915	0.0666	1.9×10^{-6}	0.7781	0.0669	0.0008	0.2975	0.0664	0.0018

变换是典型的无跨越左右型 CHMM,因此初始概率分布矩阵 $\pi=(1,0,0)$,平均初始化初始状态转移矩阵 A :

$$A=\begin{bmatrix}0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

(26)

将样本分为 3 类对应 3 种状态,每种状态下的数据再用 k -means 算法分成 2 类,对应由 2 个高斯分布构成的观测概率分布,按式(23)对 ω 、 μ 和 Σ 初始化,初始化参数值如表 3 所示。完成对模型初始化后,采用 Baum-Welch 算法对模型参数进行优化,

设定阈值 $the<10^{-7}$,若 2 次迭代模型输出结果差值小于阈值则停止算法。优化过程中采用多条观测序列进行模型训练,每一个 CHMM 都由 20 条序列进行训练,所以 Baum-Welch 算法中的重估公式要使用修正后的多条观测序列公式进行重估。最终得到优化后的模型参数如表 4 和表 5 所示。

应用 PCHMM 建立评价模型时,根据信息熵计算权重公式得到各 CHMM 的权重为 $S=(0.1020, 0.1083, 0.1060, 0.1243, 0.1590, 0.1444, 0.1134, 0.1426)$ 。将待检测的 960 组数据输入模型中,得到

轴承各时刻的对数似然概率值曲线如图6所示。

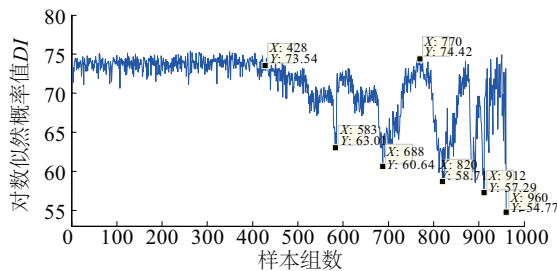


图6 轴承各时刻模型输出对数似然概率值曲线

Fig. 6 Bearing model output log likelihood probability

图6中对数似然概率值曲线在实验开始的一段时间里即1~428组, DI 值较大, 这是由于轴承处于健康状态, 表明模型对正常健康状态的评价是有效的。随着时间推移轴承在实验过程中逐渐偏离了健康状态, 性能开始劣化, 曲线也呈现下滑趋势, 对应429~583组数据。之后轴承经过不断磨损, DI 曲线不断震荡, 对应584~912组, 在此期间曲线不断达到新的极低点。实验后期轴承出现严重磨损, 曲线出现了较高频的震荡, 并在最后下降到曲线的最低点, 对应913~960组。可看出, 整个曲线较清晰的描述了轴承从健康状态逐步劣化至失效的变化过程, 而且能反映出轴承的早期故障, 说明本文所提的健康状态评价模型能够准确合理的评价部件的健康状态。

5 模型实用性验证

为验证模型的实用性, 以某风电场中正在运行的某台机组为对象, 该机组传动结构及测点布置如图7所示。

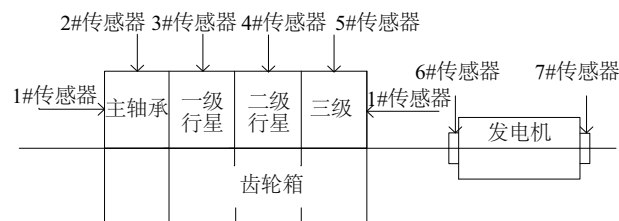


图7 机组传动结构及测点布置示意图

Fig. 7 Schematic diagram of transmission

Structure and sensor arrangement

考虑到机组振动监测系统7#传感器采集的运行数据对应着发电机驱动端轴承的健康状态, 所以采用7#传感器振动数据对模型的实用性进行验证。本文选用50组健康状态下监测的振动数据进

行模型训练, 首先对数据进行小波包分解, 对数据进行预处理时, 由于该风电场振动监测系统的采样频率为25000 Hz, 将每组数据等分成24段, 即每段2048个点, 再利用db3小波基对每段数据进行小波包分解。其中分解层数按式(6)确定, 外圈故障频率358.2 Hz, 计算得 $J_f = 3.5$, 所以对振动信号进行3层分解, 并对第3层的8个节点提取轴承健康状态下的特征向量集 $E_{1200 \times 8}$ 。采用训练后得到PCHMM的模型参数, 各CHMM权重为 $S = (0.1429, 0.1022, 0.1408, 0.1290, 0.1244, 0.1078, 0.1258, 0.1271)$ 。为了显示轴承的状态变化, 本文选取30组正常数据输入模型, 并以输出结果作为正常状态下的参考值, 在10~12月份的监测数据中, 每个月按相同间隔选取连续的20组数据作为待评估样本, 1月份数据按相同间隔选取300组数据, 则共有390组数据构成待评价样本, 将这些数据输入评价模型得到轴承这段时间的对数似然概率值曲线, 如图8所示为前138组的概率值曲线。

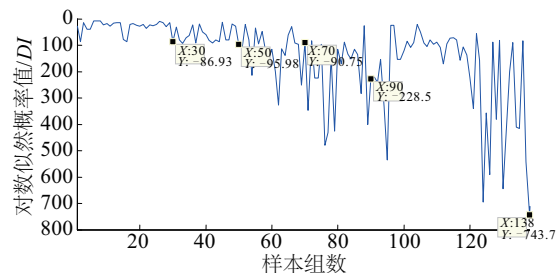


图8 轴承前138组输出对数似然概率值曲线

Fig. 8 Bearing model output log likelihood probability

从图8可看出, 对应轴承正常状态下的前30组数据, 输入评价模型后得到对数似然概率值(DI 值)基本约为-25。30组到50组样本对应10月份监测数据, 得到的 DI 值接近-100, 相比较于正常值有所下降, 但整体 DI 值还没有明显的偏离正常状态 DI 值。50组到70组对应11月份监测数据的 DI 值, 有了明显小的震荡, 轴承可能已开始有所磨损。70组到90组对应12月份监测数据的 DI 值, 基本在-400~-100之间, 可看出 DI 值有明显的下降, 90组到390组对应1月份监测数据的 DI 值, 可看出这段时间的 DI 值在-700~-100之间震荡, 较正常状态的 DI 值下降很多, 并在第138组时低至-743.7。由此可判断, 11月份开始轴承已开始出现损伤, 11~1月份(次年) DI 值整体处于逐渐下降的趋势, 轴承损伤程度有所加深, 而在1月份 DI 值出

现明显下降并不断震荡,此时可确定轴承已损伤。而厂家 1 月份的振动监测分析报告指出该机组发电机驱动端轴承的时域信号中有明显的外圈故障频率冲击,轴承出现损伤。由此可见,本文得出的分析结论与报告振动监测报告结论一致,符合实际情况,从而也验证了本文建立的易损部件状态评价模型的实用性。

6 结 论

结合小波包分解和 HMM 的优点,本文建立基于小波包和 PCHMM 的易损部件健康状态评价模型,并采用标准轴承数据对模型的有效性进行验证,所提出方法能很好地反映易损部件的性能退化过程,为运行维护策略制定提供参考。

[参考文献]

- [1] Joselin Herbert G M, Iniyar S, Goic R. Performance reliability and failure analysis of wind farm in a developing country [J]. *Renewable Energy*, 2010, 35 (12): 2739—2751.
- [2] 沈艳霞,周文晶,纪志成,等. 基于小波包与SVM的风电变频器故障诊断[J]. *太阳能学报*, 2015, 36(4): 785—791.
- [2] Sheng Yanxia, Zhou Wenjing, Ji Zhicheng, et al. Fault diagnosis of converter used in wind power generation based on wavelet packet analysis and SVM [J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2015, 36(4): 785—791.
- [3] 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.
- [3] Yin Xinglu, Xiao Xianyong, Sun Xiaolu. Bus load forecasting model selection and variable weights combination forecasting based on forecasting effectiveness and Markov chain-cloud model [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2015, 35(3): 114—119.
- [4] 蒋 乐,刘俊勇,魏震波,等. 基于马尔可夫链模型的输电线路运行状态评价及其风电评估[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(13): 51—58, 80.
- [4] Jiang Le, Liu Junyong, Wei Zhenbo, et al. Overload control method of transmission lines considering wind power characteristics [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(13): 51—58, 80.
- [5] Ocak H, Loparo K A. HMM- based fault detection and diagnosis scheme for rolling element bearings [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2005, 127 (4) : 299 — 306.
- [6] 李巍华,戴炳雄,张绍辉. 基于小波包熵和高斯混合模型的轴承性能退化评估[J]. *振动与冲击*, 2013, 32 (21): 35—40.
- [6] Li Weihua, Dai Bingxiong, Zhang Shaohui. Bearing performance degradation assessment based on wavelet packet entropy and Gaussian mixture model [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(21): 35—40.
- [7] 邓 超,孙耀宗,李 嵘,等. 基于隐Markov模型的重型数控机床健康状态评估[J]. *计算机集成制造系统*, 2013, 19(3): 552—558.
- [7] Deng Chao, Sun Yaozong, Li Rong, et al. Hidden Markov model based on the heavy-duty CNC health state estimate [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2013, 19(3): 552—558.
- [8] Ekici S, Yildirim S, Poyraz M. Energy and entropy-based feature extraction for locating fault on transmission lines by using neural network and wavelet packet decomposition [J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(4): 2937—2944.
- [9] Li Fucai, Meng Guang, Ye Lin, et al. Wavelet transform-based higher order statistics for fault diagnosis in rolling element bearings [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2008, 14(11): 1691—709.
- [10] Chen Changhong, Liang Jimin, Zhao Heng, et al. Factorial HMM and parallel HMM for gait recognition [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2009, 39(1): 114—123.
- [11] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, 77(2): 257—286.
- [12] 安学利,周建中,向秀桥,等. 基于信息熵理论和Parks聚类分析的水电机组振动故障诊断[J]. *大电机技术*, 2009, (4): 9—12.
- [12] An Xueli, Zhou Jianzhong, Xiang Xiuqiao, et al. Vibration fault diagnosis of hydraulic generating units based on information entropy theory and parks clustering analysis [J]. *Large Electric Machine and Hydraulic Turbine*, 2009, (4): 9—12.
- [13] 韩纪庆,张 磊,郑轶然. 语音信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [13] Han Jiqing, Zhang Lei, Zheng Yiran. Voice signal

- processing [M]. Beijing: Tsinghua university Press, 2002.
- [14] 汪司飞, 黄 斐. 基于 K -均值聚类的 KPCA 在故障诊断中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(4): 120—123, 130.
- [14] Wang Sifei, Huang Fei. Application of K -means clustering-based KPCA in fault diagnosis [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(4): 120—123, 130.
- [15] Lee J, Qiu H, Yu G, et al. Rexnord Technical Services. Bearing Data Set [EB/OL]. Cincinnati, USA: University of Cincinnati & NASA Ames Prognostics Data Repository, 2007. <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>, 2016-10-13.

HEALTH STATE EVALUATION BASED ON WAVELET PACKET AND PCHMM FOR VULNERABLE COMPONENTS OF WIND TURBINES

Zheng Xiaoxia, Li Meina

(College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Wind turbines have bearings, gears and other vulnerable components and the vibration signals have dynamic and non-stationary characteristics. A health condition evaluation based on wavelet packet decomposition and parallel continuous hidden Markov model is proposed in this paper. The collected vibration signals are decomposed by wavelet packet and the wavelet packet decomposition level is selected according to the sampling frequency of the signal and the fault characteristic frequency of the component. The ratio of energy and total energy of each node is extracted as the feature vector of health state evaluation, then PCHMM is applied for health stage evaluation model of vulnerable components. In order to reasonably determine the weight of each component in the parallel model, we introduce information entropy to calculate the weight of each part. The log likelihood probability of model output is used as the state evaluation index. The model used in bearing degradation simulation of experimental data and field data show that the evaluation model well reflects the bearing running state and evaluation indicators in the early fault has obvious changes. The proposed method can detect the fault of damageable parts and reduce the maintenance cost.

Keywords: wavelet packets; hidden Markov models; wind turbines; vulnerable components; state evaluation