

滚动轴承性能退化的时序多元状态估计方法*

张 龙¹, 吴荣真¹, 周建民¹, 易剑昱¹, 徐天鹏¹, 王 良¹, 邹 孟²

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院 南昌, 330013)

(2. 中国铁路南昌局集团有限公司南昌车辆段 南昌, 330201)

摘要 滚动轴承性能退化评估是预诊断的前提和基础,对在役滚动轴承实施在线状态监测和性能退化评估具有重要意义。针对概率相似度量评估方法存在模型复杂、容易过早饱和等现象,提出一种基于自回归时序 (autoregressive model, 简称 AR) 模型和多元状态估计 (multivariate state estimation technique, 简称 MSET) 的滚动轴承性能在线评估方法,其中 AR 模型用于提取轴承振动信号的状态特征, MSET 模型用于重构 AR 模型系数。首先,提取正常运行状态下振动信号的 AR 模型系数构建 MSET 模型的历史记忆矩阵;其次,将待测信号的 AR 系数作为观测向量输入 MSET 模型中得到重构后的估计向量;最后,由原始 AR 系数和重构 AR 系数分别构造自回归模型,并各自完成对待测信号的时序建模,将两自回归模型所得残差序列的均方根值之差作为性能劣化程度指标。离散实验数据和全寿命疲劳实验数据分析结果表明,该方法能够有效检测早期故障,且具有与轴承故障发展趋势一致性更好等优点。

关键词 AR 模型;多元状态估计;滚动轴承;性能退化评估

中图分类号 TH133

引 言

实现接近零的停机时间和减少停机时间成本是预诊断的最终目标^[1]。然而,在实际发生故障之前,如果没有对剩余使用寿命的准确预测,就不可能实现预诊断的根本优势。性能退化评估是实现预诊断的前提与基础。滚动轴承是旋转机械的关键部件,一旦其发生故障,将直接影响到机械设备的正常安全运行甚至造成重大安全事故^[2]。因此,如何对滚动轴承实现在役状态监测和性能退化评估具有重要意义。

对设备的信号进行合适的状态特征提取是故障诊断与预测的前提^[3]。振动信号由于具有信息量大、易采集等优点而被广泛采用。常见的基于振动信号的设备状态特征提取可分为时域统计分析、频域分析、时频域分析及时序模型分析(如自回归滑动平均模型、自回归时序模型)等^[4-8]。其中,时序模型分析法,尤其是 AR 模型分析方法,因其模型参数具有表征系统状态的能力且对系统的状态变化敏感度高,而在故障诊断领域中应用广泛。如文献[9]直接用 AR 模型表征轴承振动信号系统,并将 AR 模型

的系数作为特征参数导入神经网络中实现了轴承的故障诊断。文献[10]直接利用 AR 模型的系数作为特征,采用隐马尔可夫模型对不同类型的轴承故障进行分类。

性能退化评估的本质是度量待测样本信号与无故障基准模型之间相似性。近年来,一些基于概率相似度的性能退化评估模型被相继提出,如隐马尔科夫模型(hidden Markov model, 简称 HMM)和高斯混合模型(Gaussian mixed models, 简称 GMM)等。基于概率相似度的评估模型的核心为建立无故障下的密度模型并以此进行异常检测。季云等^[11]通过狄利克雷混合模型(Dirichlet process mixture model, 简称 DPMM)获取设备最优退化状态数,建立其连续隐马尔科夫模型(continuous hidden Markov model, 简称 CHMM),将观测信号属于 CHMM 的概率值作为轴承性能退化量值。李巍华等^[12]利用小波包熵与 GMM 模型对轴承进行性能劣化估计,结果表明该方法能有效反映轴承在全寿命周期中的性能劣化过程。

基于特征提取的概率相似度评估模型期望通过合适的信号处理方法对相应数据进行深层次的信息

* 国家自然科学基金资助项目(51665013, 51865130);江西省自然科学基金资助项目(20161BAB216134, 20171BAB206028, 20152ACB21020);江西省研究生创新资金资助项目(YC2019-S243)

收稿日期:2019-12-09;修回日期:2020-07-06

挖掘,以提高特征对故障程度的敏感性、一致性等,但在实际应用中仍存在问题:①计算复杂,GMM及HMM等的训练和测试过程复杂;②过早饱和现象,当HMM等概率评估模型表明待测样本与无故障基准模型的相似度为零时,存在设备并未完全进入真正失效状态的状况,即模型极限值早于真实失效值。

基于重构的性能劣化评估模型核心为利用待测数据通过无故障基准模型进行重构,用待测数据重构前后的差异性来度量性能劣化程度。如奚立峰等^[13]以正常样本数据训练自组织映射神经网络,而轴承故障程度通过重构后待测样本与无故障基准模型偏离程度进行量化。重构模型的基本思路为通过重构偏离度(如欧式距离)来量化测试数据的故障程度,有效避免了概率相似度评估模型存在的过早饱和现象。

多元状态估计(multivariate state estimation technique,简称MSET)是由美国阿尔贡国家实验室开发的一种非参数建模方法^[14],其核心是建立系统或设备正常状态下的非参数模型,对输入的观测向量进行最优重构估计可得到输入的估计向量,利用估计向量和观测向量之间的差异性来反映系统或设备的健康状态。MSET实质为一种先进的模式识别方法,通过覆盖正常状态下的样本数据进行相似性建模,与传统神经网络相比,MSET模型具有模型简单、计算量小和模型物理意义明确等优点^[15-16]。

综上所述,笔者利用AR模型提取信号的AR系数作为其特征向量,以此来表征信号的状态特征。将得到的AR系数作为观测向量输入由正常运行状态下得到的历史记忆矩阵中进行最优重构估计,结合提出的均方根之差作为故障程度指标实现轴承的性能劣化评估。

1 理论基础

1.1 AR模型

AR模型作为一种随机信号参数化建模的重要方法,其将随机信号定义为白噪声激励线性系统的响应,通过参数模型对信号进行描述^[17]。AR模型的参数对系统状态变化敏感,且能够表征系统状态特征,故将其作为多变量状态估计的输入参数。

取时间序列 $y(t)$,AR模型的分析阶数为 p ,则关于时间序列的 p 阶AR模型可以表示为

$$y(t) = L(t) + \sum_{j=1}^p \alpha_j y(t-j) \quad (1)$$

其中: $L(t)$ 为AR模型的残差; α_j 为第 j 项的系数。

AR模型参数估计的本质为选取合适的AR系数使模型的残差 $L(t)$ 为高斯白噪声。笔者用最小二乘法和贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion,简称BIC)分别计算模型系数和选择模型阶数。具体步骤如下:

1) 首先确定一个AR模型合适的分析阶数 p ,这里 p 分别取1,2, \dots ,300;

2) 通过最小二乘法分别求得各阶次下的自回归参数 $\alpha_j(j=1,2,\dots,300)$,构造式(1)所示的AR模型,进而得到残差 $L(t)$;

3) 分别计算各阶次残差 $L(t)$ 的BIC值,根据所得BIC值最小确定最优阶数。

1.2 多状态变量估计

MSET是由美国阿尔贡国家实验室开发的一种非参数建模方法^[14],早期应用于核电厂中传感器校验、工业设备检测及电子产品预测等领域^[18]。MSET的本质为利用系统正常运行状况下的历史数据,对各变量数据之间的内在联系进行充分挖掘,并根据所获得的知识完成目标对象的状态估计。

设在某一时刻 t_j ,观测到某一过程或者设备中有 n 个相互关联的变量,将其记为观测变量 $X(t_j)$,即

$$X(t_j) = [x_1(t_j) \quad x_2(t_j) \quad \cdots \quad x_n(t_j)]^T \quad (2)$$

其中: $x_i(t_j)$ 为 t_j 时刻状态变量 x_i 的测量值。

在MSET建模中,首先构建历史记忆矩阵 D 。 D 中的列数 m 代表着 m 个时刻的历史状态,行数 n 则代表具有相互关联性的 n 个状态变量。历史记忆矩阵 D 可用式(3)表示为

$$D_{n \times m} = [X(t_1) \quad X(t_2) \quad \cdots \quad X(t_m)] = \begin{bmatrix} x_1(t_1) & x_1(t_2) & \cdots & x_1(t_m) \\ x_2(t_1) & x_2(t_2) & \cdots & x_2(t_m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n(t_1) & x_n(t_2) & \cdots & x_n(t_m) \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (3)$$

通过合理的方法选择出历史记忆矩阵中的 m 个正常运行状态下的历史观测向量,而其所形成的子空间(用 $D_{n \times m}$ 表示)能够代表过程或设备在正常运行下的整个动态过程。历史记忆矩阵 D 作为MSET非参数建模方法的基础,也是对过程或设备在正常状态下运行特性的学习和记忆的过程。

在MSET动态建模中,模型的输入为某一时刻

过程或者设备的观测向量 X_{obs} , MSET 模型在对输入观测向量与历史记忆矩阵进行比较后输出对当前状态的估计向量 X_{est} 。对于任一输入观测向量 X_{obs} , MSET 模型都将对应生成一个 m 维的权值向量 W

$$W = [\omega_1 \quad \omega_2 \quad \cdots \quad \omega_m]^T \quad (4)$$

由历史记忆矩阵中 m 个观测向量进行加权线性组合可得到估计向量 X_{est} , 即

$$X_{\text{est}} = DW = D[\omega_1 \quad \omega_2 \quad \cdots \quad \omega_m]^T = \omega_1 X(t_1) + \omega_2 X(t_2) + \cdots + \omega_m X(t_m) \quad (5)$$

权重向量 W 代表该输入状态与历史记忆矩阵中各列的相似度, 其可通过残差向量 ϵ 最小化获得。其中残差向量 ϵ 为观测向量 X_{obs} 与估计向量 X_{est} 之间的差值, 即

$$\epsilon = X_{\text{est}} - X_{\text{obs}} \quad (6)$$

由残差极小化可求得权值向量 W 为

$$W = (D^T \otimes D)^{-1} (D^T \otimes X_{\text{obs}}) \quad (7)$$

其中: \otimes 为非线性运算符。

\otimes 可用来代替普通矩阵中乘积运算, 以此解决数据相关产生的共线性问题, 避免 $D^T \otimes D$ 所存在的不可逆现象, 从而扩大式(7)的适应范围^[19]。

笔者将两向量之间的 Euclidean 距离作为 MSET 方法中的非线性运算符, 即

$$\otimes(X, Y) = \sqrt{\sum_{z=1}^n (x_z - y_z)^2} \quad (8)$$

其中: x_i 和 y_i 为变量。

该非线性运算符的物理意义直观且明确, 通过空间几何距离来度量两个向量之间的相似度。当两个向量之间的相似性越高, 其几何距离越接近 0; 当两向量之间的差异性越大时, 其非线性运算的结果越大。式(7)直观地反映了观测向量与历史记忆矩阵中各列向量的相似性, 当输入的观测向量与历史记忆矩阵中各列向量相似程度越大时, 其对应的权值也越大; 反之则越小。将式(7)代入式(5)可得到 MSET 模型对过程或设备的最终预测结果, 即为估计向量 X_{est} , 可表示为

$$X_{\text{est}} = D(D^T \otimes D)^{-1} (D^T \otimes X_{\text{obs}}) \quad (9)$$

当过程或设备正常运行时, MSET 的新输入观测向量 X_{obs} 位于过程记忆矩阵所代表的正常工作空间内, 与 D 矩阵中的部分历史观测向量距离较近, 相应其 MSET 的估计向量 X_{est} 与观测向量 X_{obs} 之间的残差小, 具有很高的重构精度。当过程或设备的健康状况发生改变, 开始出现故障时, 必然引起过程或设备动态特性的改变, 导致输入观测向量偏离原先的正常工作空间, 此时通过对历史记忆矩阵 D 中的历史观测向量进行组合将无法构造其对应的精确

预测值, 即估计向量 X_{est} 与观测向量 X_{obs} 之间的残差大, 预测精度下降。因此, 在故障诊断中可利用观测值与估计值之间的残差大小进行故障模式识别或性能退化评估, 这是由于观测向量和估计向量之间的差异包含着故障信息^[19]。

2 性能退化评估模型和自适应预警阈值

综上所述, 鉴于观测向量和估计向量之间的差异程度包含了故障信息, 故 MSET 能够通过滚动轴承正常运行状态下建立的非参数模型进行性能退化评估。但如何对观测向量与估计向量之间的偏离程度进行定量分析是一较大难题, 此外, 如何对模型的预警阈值进行合理的设定也是另一关键所在。以上两个问题是使用 MSET 模型进行性能退化评估的难点, 笔者将采用 2.1 和 2.2 两节中所阐述的方法解决上述问题。

2.1 性能退化评估模型

基于 MSET 的滚动轴承性能退化评估模型流程如图 1 所示, 可分为 MSET 模型的构建和预测两部分。在 MSET 模型的构建阶段中, 首先采集滚动轴承在正常状态下运行的历史样本数据, 然后利用 AR 模型对历史样本数据进行特征提取, 将得到的 AR 模型系数作为 MSET 模型的历史观测向量, 并选择合适的历史观测向量进行历史记忆矩阵构建。在 MSET 模型的预测阶段, 将待测滚动轴承振动信号的 AR 系数作为观测向量输入 MSET 模型中, 由于 MSET 模型中的历史记忆矩阵由正常状态下的历史观测向量组成, 当输入的观测向量是处于无故障或轻微故障状态所测得时, 其与历史记忆矩阵中各列向量的相似度高, 输出的估计向量 X_{est} (重构 AR 模型系数) 与观测向量 X_{obs} (原始 AR 模型系数) 之间的差异小, 预测精度高。但当输入信号的故障程度逐渐增加时, 其由 AR 模型所得的观测向量与正常状态下的历史记忆矩阵相似度也将逐渐减小, 经 MSET 模型所得的估计向量 X_{est} 与观测向量 X_{obs} 之间的差异将逐渐增大。

由于 MSET 模型输出的是估计向量 X_{est} , 即重构后的 AR 模型系数, 虽然待测样本信号的状态特征也隐藏其中, 但并不能直观地表明滚动轴承的性能劣化程度。因此, 先将经 MSET 模型重构后所得到的 AR 模型系数 (估计向量 X_{est}) 与原始待测样本信号的 AR 模型系数 (观测向量 X_{obs}) 分别代入待测

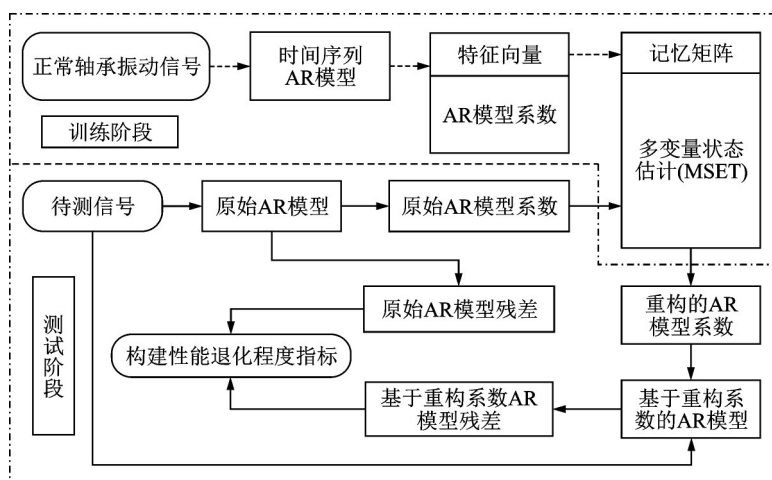


图 1 滚动轴承性能退化评估方法流程图

Fig.1 Procedure of bearing performance degradation assessment

样本信号的 AR 模型中,通过时序建模可得到各自残差序列,但仅通过两残差序列的直接对比也无法直观地揭示性能劣化程度。根据 AR 模型定义可知,由 X_{obs} 所得的原始残差序列信号的标准偏差小、能量小,而 X_{est} 所得到的残差序列信号情况相反。因此,笔者利用均方根值 (root mean of square, 简称 RMS) 能反映信号能量这一特点,同时考虑两残差序列之间的差异性反映了故障程度信息,故选择两残差序列的均方根值之差 (difference of root mean square value, 简称 DR) 作为故障程度指标,即可评估滚动轴承的性能退化程度,其具体表达式为

$$DR = |R_{est} - R_{obs}| \quad (10)$$

其中: R_{obs} 为原始观测信号 AR 模型系数下 AR 模型残差序列的均方根值; R_{est} 为经 MSET 模型重构后 AR 模型残差序列的均方根值。

2.2 自适应预警阈值

笔者所用的性能劣化程度指标 DR 是一个连续变化的参数,用以揭示滚动轴承偏离正常状况的程度。对该参数设定一种合理的预警阈值有助于设备维护人员及时掌握机器的性能状态。

由统计学中的 3σ 准则可知,对于一组符合正态分布或近似正态分布的数据,设该数据的标准差为 σ , 均值为 μ , 则样本数值落在 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 区间内的概率为 0.997 3。因此,可以近似认为相近故障程度下样本数据的 DR 值在一定程度上也符合正态分布。为避免偶然误差对实验结果产生影响,要求当连续多个样本的 DR 值超过由历史样本 DR 值所确定的 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 区间范围时,则认为当前时刻样本的故障程度发生较大改变^[17]。该自适应预警阈值根据 DR 值的 3σ 准则得到,可将未超过阈值的样本

归入正常样本范围内,并更新 DR 值的 3σ 区间。由于 DR 值变化趋势呈总体上升,故只计算自适应预警阈值上限 $\mu + 3\sigma$, 如式 (11) 所示

$$T(t) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^t D_i}{t} + 3 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^t (D_i - \frac{\sum_{i=1}^t D_i}{t})^2}{t}} & (t = [1, t_e]) \\ \frac{\sum_{i=1}^{t_e} D_i}{t_e} + 3 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{t_e} (D_i - \frac{\sum_{i=1}^{t_e} D_i}{t_e})^2}{t_e}} & (t = [t_e + 1, n]) \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\{D(i), i=1, 2, \dots, n\}$ 为 $t=[1, n]$ 时刻的 DR 值; $T(t)$ 为 t 时刻自适应预警阈值。

当第 1 次出现连续多个待测样本的 DR 值超过 t_e 时刻的预警阈值 $T(t_e)$ 时,定义该时刻为性能劣化开始时刻或故障程度加深时刻。本研究要求连续 3 个待测样本的 DR 值大于或等于 t_e 时刻的预警阈值 $T(t_e)$ 。

3 离散实验数据分析

离散实验数据在江苏千鹏所生产的 QPZZ-II 型齿轮轴承综合故障模拟实验台采集获得,其具体结构如图 2 所示。实验台包括上下两部分,上半部为齿轮传动部分,下半部为本次离散实验中所采用的转子轴承故障模拟部分,这两部分都由变频电机通过皮带对整个设备进行驱动。实验采用型号为 NU205EM 的内圈可拆式滚子轴承,在实验中处于最右端的轴承座内。对实验轴承的内圈进行电火花加工,加工的轴向凹槽深度一致且贯穿内圈,效果如

图 3 所示。图 3 中从右到左内圈故障宽度分别为 1.00, 0.17, 0.05 和 0 mm。本次离散实验的测试工况为:内圈转速为 1 218 r/min, 采样频率为 12 kHz, 径向施加 40 kg 的载荷。

从健康状态的滚动轴承信号中选择 40 个样本数据作为训练数据, 每组样本数据长度为 2 000, 然后再从无故障和 3 种不同故障程度实验中各采集 3 组数据作为测试样本数据, 其数据长度也为 2 000。图 4 为图 3 不同内圈故障程度的信号时域波形, 且由图 3 中从左往右 4 组内圈故障轴承所获得的振动信号时域波形图依次对应图 4(a), (b), (c) 和 (d)。可以看出随着内圈故障程度的加深, 振动信号的循环冲击现象以及振动幅值逐渐加大。

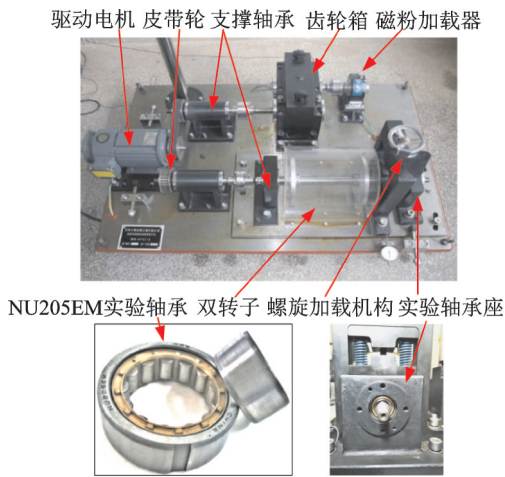


图 2 齿轮轴承综合故障模拟实验台
Fig.2 Test rig for bearing and gear fault simulation



图 3 不同故障程度的轴承内圈
Fig.3 Bearing inner ring of different fault degree

建立各样本的 AR 模型时, 不同的定阶准则所确定的样本阶数不一致, 不同健康状态的样本采用同样的定阶准则确定的阶数亦不相同。过高的模型阶数会导致过拟合现象, 实际中多通过测试误差来评价学习方法的泛化能力。此种评价方法依赖于测试数据集, 但有限的测试数据集可能导致评价结果不可靠。为此, 笔者主要采用 BIC 准则确定各训练样本的阶数, 取人工植入故障实验中 20 组正常状态下振动信号, 并分别计算其最优阶数, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 所用组别的最优 AR 阶数相近, 为减少后续工作计算量, 在离散实验中采用的 AR 阶

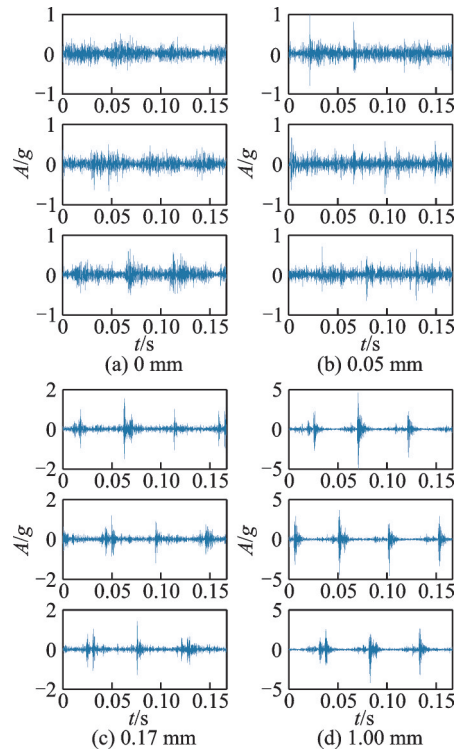


图 4 不同程度的内圈故障信号
Fig.4 Vibration of different inner race fault severity levels

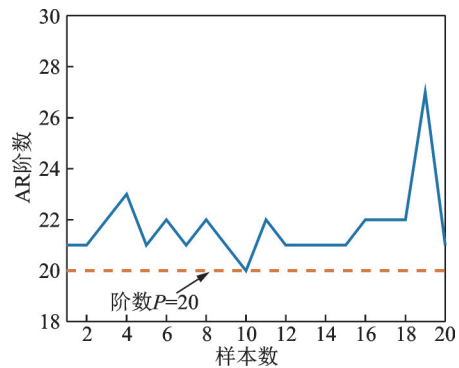


图 5 20 个无故障信号的最优阶数图
Fig.5 Optimal orders of 20 signals without bearing faults

数均为 20。

将健康状况下样本数据的 AR 模型系数作为历史观测向量, 并以此构建出 MSET 模型的历史记忆矩阵。分别对无故障和 3 种不同故障程度的内圈样本数据进行 AR 模型系数提取, 以此作为观测向量依次输入前述构建的 MSET 模型中, 将得到的重构向量(即重构后的 AR 模型系数)代入原待测样本信号的 AR 模型中, 结果如图 6 所示。图 6 中 mean 为 3 个样本经重构后的平均 DR 值(无量纲)。从图 6 中可以得出以下几点: ①无故障样本信号的 DR 值最小, 且 3 个样本的 DR 均值为 0.002 36, 接近于 0, 这是由于无故障待测样本与历史记忆矩阵中各向量相似程度高, 估计向量与观测向量的差异性小, 两残差

序列的能量差异程度不大,故其DR值接近0;②当轴承故障程度由0过渡到0.05 mm时,其样本数据的平均DR值增大18倍,说明该方法能够检测到系统的细微变化,对滚动轴承早期故障具有较好的敏感性;③从无故障到1 mm故障程度信号的DR值呈递增趋势,说明随着故障程度的加深,DR值也增加,表明DR值具有表征故障程度的能力。

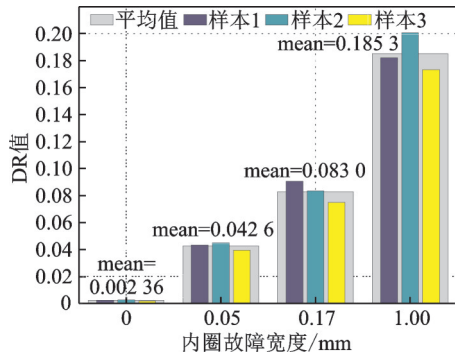


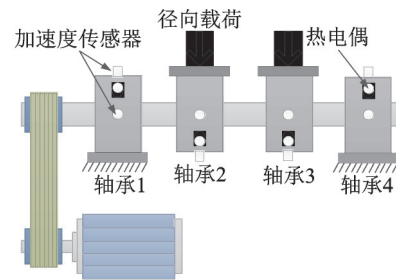
图6 不同程度内圈故障信号的DR值

Fig.6 DR value of inner circle fault signal with different degree

4 全寿命疲劳实验数据分析

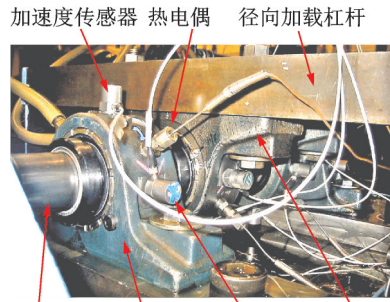
工业实际中轴承故障的发生和发展是一个连续演化的过程,而离散实验只能反映出DR值具有表征故障程度的能力,不能反映故障的连续变化过程,因此具有一定的局限性。为进一步验证笔者所提方法在轴承全寿命评估中的有效性和可行性,利用美国University of Cincinnati^[20]所提供的轴承全寿命数据进行分析与验证。该轴承疲劳实验台的具体结构示意图如图7(a)所示,图7(b)为实验台的局部图。

整台实验设备由电机、主轴、测量系统、润滑系统和加载装置等5大部分组成。其中,电机为驱动装置,带动主轴上4个轴承座内的双列滚柱轴承(型号均为ZA-2115)转动,主轴转速为2 kr/min。为缩短实验所需时间,利用杠杆机构在轴承座2和3上施加26.67 kN的径向载荷。通过轴承结构参数和转速计算可得内圈故障频率约为297.9 Hz、外圈故障频率约为236.4 Hz。在实验过程中,每隔10 min对4个轴承的振动信号进行一次采样,采样频率为20 kHz,采样时间为1.024 s。疲劳实验共采集到984组数据,每组数据都含有4列长为20 480的数据,依次对应图7(a)中的4个轴承。本研究分析的数据是第1列,即图7(a)中的轴承1。疲劳实验结束后对各轴承进行拆解,从图8可以看出,轴承1的外圈已经产生严重故障。



(a) 实验台整体示意图

(a) Overall schematic diagram of test bench



(b) 实验台局部照片

(b) Partial photos of test bench

图7 滚动轴承疲劳实验台

Fig.7 Test rig for bearing run-to-failure test

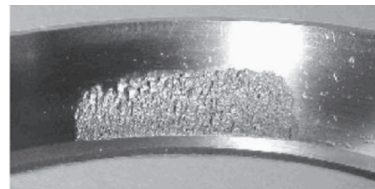


图8 轴承1外圈失效

Fig.8 The failed outer race of bearing 1

除去最后两组异常的轴承振动信号,对剩下的982组原始数据分别计算其AR模型系数。根据BIC准则,分别计算前30组数据的AR模型最优阶数,其结果如图9所示。从图9可以看出,前30组数据的最小阶数为29。为减少后续相应工作计算量,全寿命疲劳实验分析中的AR模型阶数均取为29。在全寿命分析实验中,选择前250个时刻的样本数据构建正常状态基准模型,若将250个样本的AR模型系数全部作为历史观测向量构建历史记忆矩阵,由离散实验分析结果可知,将正常状态下的待测样本代入MEST模型时其DR值接近于0,不利于自适应预警阈值的构建。因此,笔者利用前100个时刻的样本数据构建历史记忆矩阵,后150个样本作为训练样本构建自适应预警阈值。

利用所提性能退化模型对全寿命周期982个样本进行分析,滚动轴承性能评估曲线如图10所示,其中实线为本研究的故障程度指标DR值,虚线为式(11)所得到的自适应预警阈值。考虑到噪声的干

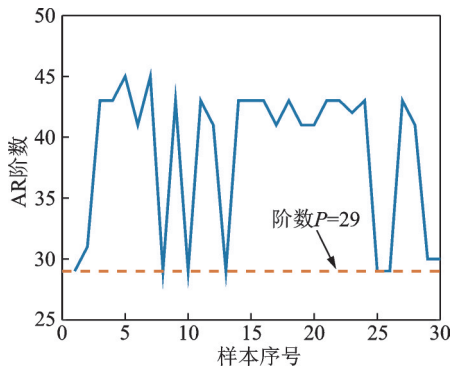


图9 全寿命过程前30组数据最优阶数

Fig.9 Optimal orders of the first 30 groups of run-to-failure data

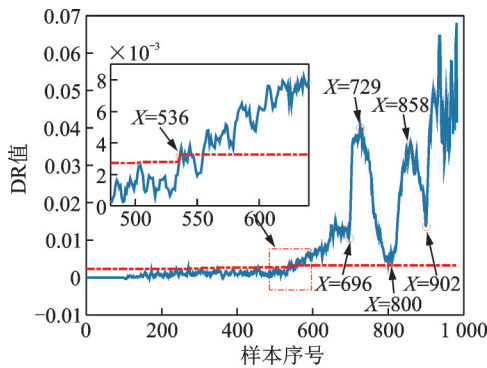


图10 轴承全寿命过程DR值

Fig.10 DR values of bearing run-to-failure test

扰以及故障程度存在渐变等特点,对所得到的DR值做5点平滑处理,即图中每时刻所得到的DR值均由其本身与前后各两个点通过线性拟合所得。

由图10可以看出,DR值曲线整体呈现上升趋势,表明DR值与轴承故障发展趋势的一致性较好。此外还可以看出,滚动轴承性能退化评估总体可分为4个阶段,即健康阶段、早期故障阶段、中度故障阶段以及极度恶化至失效阶段。在图10中,滚动轴承测试样本的DR值于536时刻出现连续3个时刻的DR值大于或等于自适应预警阈值,说明该时刻的观测向量已开始偏离历史记忆矩阵,轴承开始出现早期故障;在536~696时刻,轴承振动信号的DR值总体呈现上升趋势,并在696时刻后出现DR值阶跃增长现象,说明在536时刻后,观测向量与历史记忆矩阵的偏离程度不断增加,轴承劣化程度一直在加重,且在697时刻开始到达中度故障程度;在697~902时刻,轴承测试样本信号的DR值总体变化趋势为先增后减再增再减,测试样本DR值出现往复波动,可视为轴承性能退化阶段开始出现“故障磨平-再度劣化”的过程,其中在729~800时刻,由于存在故障剥落点逐渐被磨平的现象,因轴承故障而产生的冲击减小,测试样本的观测向量与历史记忆

矩阵的偏离程度减小,故待测样本的DR值也随之减小,而在801~858时刻中,轴承性能再度劣化,冲击特征再次加强,测试样本的观测向量与历史记忆矩阵的差异性变大,因而DR值增大;在903~982时刻,测试样本DR值曲线总体呈现上升趋势,虽在后半段的DR值曲线有一定的波动,这表明轴承的“磨平-劣化”现象更加显著,同时该过程所需的时间也大大减少,表明轴承性能急剧恶化。

为验证笔者所提方法的优越性,利用峭度作为滚动轴承全寿命疲劳实验的故障程度指标,进行对比分析,全寿命过程峭度演化曲线如图11所示。由图11可以看出,以峭度为故障程度指标所得到的自适应预警阈值在646时刻报警,相比于由MSET模型所得到的预警时刻晚110时刻。

为验证MSET模型方法的有效性,对536号样本数据的原始信号以包络谱谱峰因子^[21]为优化指标进行自适应带通滤波,对所得到的滤波信号进行包络谱分析,其结果如图12所示。由图12可以看出,滤波后振动信号中噪声成分减少,时域图中出现较为明显的脉冲现象,且在包络谱中出现与外圈故障频率相近的1倍频230.5 Hz,2倍频460.9 Hz和3倍频691.4 Hz,故可认为轴承在此时刻发生了外圈故障,验证了方法的有效性相较于传统方法的优越性。

查阅相关文献,发现部分文献中的早期故障点为534号样本^[22],利用文献[21]相同方法对534号样本进行包络谱分析,其结果如图13所示。由图13可以看出,滤波后振动信号中噪声成分减少,时域图中出现较为明显的脉冲现象,且在包络谱中也出现与外圈故障频率相近的1倍频230.5 Hz和2倍频460.9 Hz,可以确定此时也已发生外圈故障。虽然本研究方法在536号样本时刻预警,但与实际发生故障时刻较为接近,且与传统峭度作为故障程度指标所得到的646时刻自适应预警阈值相比,仍具有一定的优势。

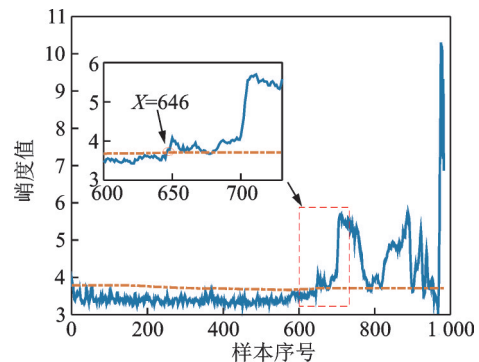


图11 轴承全寿命过程峭度值

Fig.11 Kurtosis values of bearing run-to-failure test

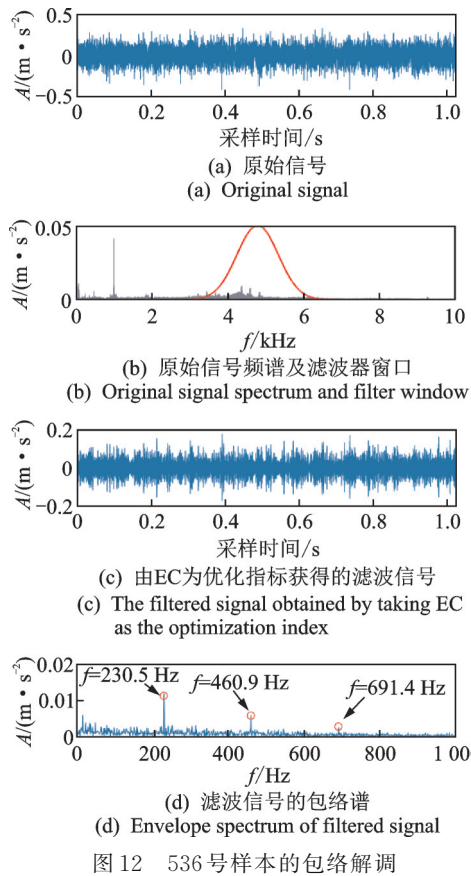


图12 536号样本的包络解调

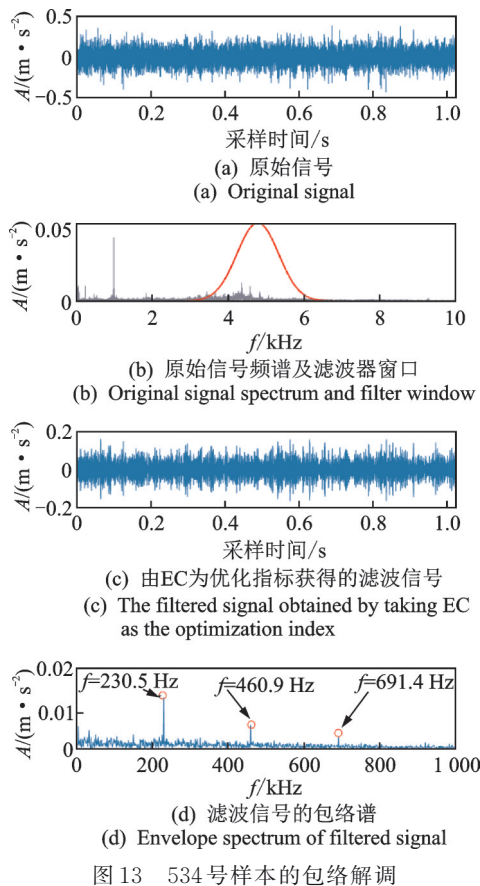


图13 534号样本的包络解调

5 结 论

1) 通过对人工植入故障数据的分析,验证了由AR模型和MSET结合所得的DR值能区分轴承的不同故障程度,且具有表征故障程度的能力。

2) 通过全寿命疲劳实验数据分析处理,发现在整个性能退化曲线中,故障程度指标DR值与故障发展趋势的一致性更好。相比与传统的时域指标,该方法能更为及时地发现轴承早期故障,为设备维护提供更为精确的数据基础。

参 考 文 献

[1] LIU J, DJURDJANOVIC D, NI J, et al. Similarity based method for manufacturing process performance prediction and diagnosis [J]. Computers in Industry, 2007, 58(6): 558-566.

[2] 周东华,魏慕恒,司小胜.工业过程异常检测、寿命预测与维修决策的研究进展[J].自动化学报,2013,39(6): 711-722.
ZHOU Donghua, WEI Muheng, SI Xiaosheng. A survey on anomaly detection, life prediction and maintenance decision for industrial processes [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 711-722. (in Chinese)

[3] 张龙,成俊良,杨世锡,等.基于时序模型和自联想神经网络的齿轮故障程度评估[J].振动与冲击,2019,38(2): 18-24.
ZHANG Long, CHENG Junliang, YANG Shixi, et al. Fault severity assessment for gears based on AR model and auto-associative neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(2): 18-24. (in Chinese)

[4] HONARVAR F, MARTIN H R. New statistical moments for diagnostics of rolling element bearings [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 1997, 119: 425-432.

[5] 罗毅,甄立敬.基于小波包与倒频谱分析的风电机组齿轮箱齿轮裂纹诊断方法[J].振动与冲击,2015,34(3): 210-214.
LUO Yi, ZHEN Lijing. Diagnosis method of turbine gearbox gearcrack based on wavelet packet and cepstrum analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(3): 210-214. (in Chinese)

[6] TANG B, LIU W, SONG T. Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-Ville distribution [J]. Renewable Energy, 2010, 35(12): 2862-2866.

[7] 马伦,康建设,孟妍,等.基于Morlet小波变换的滚动轴承早期故障特征提取研究[J].仪器仪表学报,2013,34(4): 920-926.

- MA Lun, KANG Jianshe, MENG Yan, et al. Research on feature extraction of rolling bearing incipient fault based on Morlet wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(4): 920-926. (in Chinese)
- [8] 于德介,程军圣,杨宇. 基于EMD和AR模型的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2004, 17(3): 84-87.
- YU Dejie, CHENG Junsheng, YANG Yu. A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model [J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(3): 84-87. (in Chinese)
- [9] BAILLIE D C, MATHEW J. A comparison of autoregressive modeling techniques for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1996, 10(1): 1-17.
- [10] HASAN O, KENNETH L A. HMM-based fault detection and diagnosis scheme for rolling element bearings [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2005, 4(127): 299-366.
- [11] 季云,王恒,朱龙彪,等. 基于DPMM-CHMM的机械性能退化评估研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(23): 170-174.
- JI Yun, WANG Heng, ZHU Longbiao, et al. Performance degradation assessment for mechanical equipment based on DPMM-CHMM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(23): 170-174. (in Chinese)
- [12] 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.
- 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. (in Chinese)
- [13] 奚立峰,黄润青,李兴林,等. 基于神经网络的球轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2007, 43(10): 137-143.
- XI Lifeng, HUANG Runqing, LI Xinglin, et al. Residual life predictions for ball bearing based on neural networks [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(10): 137-143. (in Chinese)
- [14] SINGER R M, GROSS K C, HERZOG J P, et al. Model-based nuclear power plant monitoring and fault detection: theoretical foundations [C] // ISAP '97 International Conference on Intelligent System Application to Power Systems. Seoul, United States: [s.n.], 1997: 60-65.
- [15] GUO P, INFELD D, YANG X. Wind turbine generator condition-monitoring using temperature trend analysis [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(1): 124-133.
- [16] 郭鹏,徐明,白楠,等. 基于SCADA运行数据的风电机组塔架振动建模与监测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(5): 128-135.
- GUO Peng, XU Ming, BAI Nan, et al. Wind turbine tower vibration modeling and monitoring driven by SCADA data [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(5): 128-135. (in Chinese)
- [17] 何翔,高宏力,郭亮,等. 基于AR模型和谱熵的自适应小波包络检测[J]. 中国机械工程, 2017, 28(3): 348-352.
- HE Xiang, GAO Hongli, GUO Liang, et al. Adaptive wavelet envelope detection based on AR model and spectral entropy [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(3): 348-352. (in Chinese)
- [18] 郭鹏, DAVID Infield, 杨锡运. 风电机组齿轮箱温度趋势状态监测及分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(32): 129-136.
- GUO Peng, DAVID Infield, YANG Xiyun. Wind turbine gearbox condition monitoring using temperature trend analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(32): 129-136. (in Chinese)
- [19] 刘涛,刘吉臻,吕游,等. 基于多元状态估计和偏离度的电厂风机故障预警[J]. 动力工程学报, 2016, 36(6): 454-460.
- LIU Tao, LIU Jizhen, LÜ You, et al. Early fault warning of power plant fans based on MSET and the deviation degree [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2016, 36(6): 454-460. (in Chinese)
- [20] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4): 1066-1090.
- [21] 张龙,熊国良,黄文艺. 复小波共振解调频带优化方法和新指标[J]. 机械工程学报, 2015, 51(3): 129-138.
- ZHANG Long, XIONG Guoliang, HUANG Wenyi. New procedure and index for the parameter optimization of complex wavelet based resonance demodulation [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3): 129-138. (in Chinese)
- [22] 薛冬. 滚动轴承故障诊断及性能退化评估[D]. 吉林: 东北电力大学, 2019.



第一作者简介:张龙,男,1980年11月生,副教授。主要研究方向为机械故障诊断与健康维护。曾发表《复小波共振解调频带优化方法和新指标》(《机械工程学报》2015年第51卷第3期)等论文。
E-mail: longzh@126.com。