

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003125

基于协整和向量误差修正的轴承剩余寿命预测*

杜 望¹ 王衍学²

(1. 桂林电子科技大学 桂林 541004; 2. 北京建筑大学 北京 100044)

摘 要:针对传统机器学习出现“伪回归”问题,忽视非平稳序列间的长期依赖关系,提出协整理论和向量误差修正模型预测滚动轴承的性能退化趋势,进而预测其剩余使用寿命(RUL)。首先从振动信号中提取峭度值、峰峰值和均方根值,并分析其平稳性。然后检验3种时域特征的协整关系,根据检验结果来建立向量误差修正模型,并对模型进行残差分析,分析结果接近于高斯白噪声分布,表明模型良好。最后利用该模型预测轴承性能退化趋势和RUL,并使用均方根误差(RMSE)、平均百分比误差(MPE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和Theil不等系数来定量评估预测结果。实验结果表明,提出的向量误差修正模型相比于差分平均移动自回归-卡尔曼滤波模型,具有更高的预测精度,并简化了建模过程。

关键词:滚动轴承;协整理论;向量误差修正模型;剩余寿命预测

中图分类号: TN06; TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

RUL prediction method for rolling bearing based on cointegration system and vector error correction

Du Wang¹ Wang Yanxue²

(1. Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. Beijing University of Architecture, Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the problem of “pseudo regression” in traditional machine learning, ignoring the long-term dependence between non-stationary sequences, the cointegration theory and vector error correction model were proposed to predict the performance degradation trend of rolling bearings, and then predicted the remaining useful life (RUL). Firstly, extracted the kurtosis value, peak-to-peak value and root mean square value from the vibration signal, and analyzed its stability. Then, tested the cointegration relationship of the time domain features and established vector error correction models based on the test results, and performed the residual analysis. The analysis results were close to the Gaussian white noise distribution, indicating that the models were good. Finally, used the models to predict the bearing performance degradation trend and applied RUL, and RMSE, MPE, MAPE and the unequal coefficients of Theil to quantitatively evaluate the prediction results. Experimental results show that the proposed vector error correction model has higher prediction accuracy than the differential average moving autoregressive-Kalman filter model, and simplifies the modeling process.

Keywords: roller bearing; cointegration system; vector error correction model; remaining useful life prediction

0 引 言

滚动轴承作为旋转机械中重要零部件之一,在现代工业中有着广泛的应用^[1-2]。轴承出现缺陷,会导致整机设备故障,甚至可能造成巨大的经济损失和人员伤亡^[3]。

深入开展滚动轴承的故障诊断与剩余使用寿命(RUL)预测研究,对于减少停机时间、降低机组维护成本及保障设备操作人员的安全具有重要意义^[4-5]。

随着大数据和计算机技术的发展,基于数据驱动的滚动轴承RUL预测的研究和应用受到人们越来越多的关注^[6]。目前,较为常用的使用传感器振动数据的故障

预测方法主要有时间序列分析方法、卡尔曼滤波预测法、人工神经网络、灰色理论模型等^[7]。其中,时间序列分析方法不仅广泛应用在电价预测^[8]、油井产量预测^[9]、货运量预测^[10]等领域,而且在故障诊断及预测中也有很多成功的应用。文献[11]利用全矢谱内核主元分析模型(KPCA)和AR时序分析方法,能较好地预测出滚动轴承的运行状态和故障发展趋势;文献[12]提出了基于经验模态分解(EMD)和相关向量机-自回归模型,提高了航空发动机磨损故障的预测精度;文献[13]建立了ARMA与BP神经网络相结合的故障预测模型;文献[14]将自回归移动平均(ARMA)模型和长短时记忆(LSTM)网络结合起来,建立了基于ARMA-LSTM的光功率预测模型。

ARMA模型尽管已经广泛应用于故障预测领域,但由于ARMA模型只能处理单平稳时间序列,在故障预测领域中很难直接应用,ARMA的改进模型也只能处理单变量的平稳时间序列,没有考虑多变量之间可能存在的长期相互依赖关系。而实际中的滚动轴承故障信号序列往往具有非线性、随机性和复杂性等特点^[15],而且若干特征变量序列之间常常存在长期相互依赖的关系,这种关系会影响时间序列的短期动态响应^[16]。

针对上述问题,本文研究系统科学领域的协整理论和向量误差修正模型,探讨将其应用于滚动轴承RUL预测,以期提高预测精度并简化计算。滚动轴承性能退化的振动数据大多是非平稳时间序列,从中提取出来的时域特征通常也具有非平稳性。本文首先检验这些特征变量的协整关系,然后依此构建向量误差修正模型,最后对滚动轴承RUL进行预测。该系统利用向量误差修正模型来调整误差,有效利用了数据之间的长期均衡关系,提高了模型预测精度。实验结果表明,该模型在提高滚动轴承RUL预测性能的同时,可以简化建模过程。

1 协整理论及相关模型框架

协整理论是指多个非平稳变量的某种线性组合,是平稳的^[17]。Zhang等^[18]发现如果变量之间存在长期均衡关系,则均衡误差将显著影响变量之间的短期动态关系。针对具有协整关系的变量建立向量误差修正模型,能区分变量之间的长期均衡关系和短期动态关系,有效避免传统机器学习中的“伪回归”问题。本文基于协整理论和向量误差修正模型的轴承RUL预测框架如图1所示。

1.1 特征提取

为了更好地反映滚动轴承在生命周期内的性能退化状态,提取了3种时域特征指标(峰峰值、均方根值和峭度值)对轴承进行剩余寿命预测,相关特征变量的公式如表1所示。

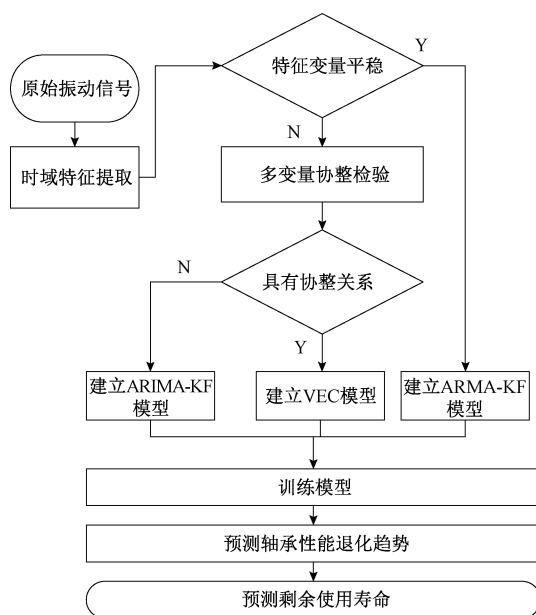


图1 基于协整理论和向量误差修正模型的轴承RUL预测框架

Fig. 1 Bearing RUL prediction framework based on cointegration theory and vector error correction model

表1 3种时域特征参数

Table 1 Three time-domain characteristic parameters

特征变量	公式
峰值	$F_p = \max(x(n))$
均方根	$F_{rms} = \sqrt{\sum_1^N x(n)^2 / N}$
峭度	$F_k = \sum_1^N x(n)^4 / N / F_{rms}^4$

1.2 协整性检验

设 k 维向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)'$, 若 X 满足 $X \sim I(d)$ 要求 X 的每个分量 $X_i \sim I(d)$; 存在非零向量 α , 使得 $\alpha'X \sim I(d-b)$, $0 < b \leq d$, 则称 X 为 d, b 阶协整, 记为 $X \sim CI(d, b)$, 简称 X 是协整的。向量 α 称为协整变量^[19]。

协整检验从检验的对象上可以分为2种: 一种是基于回归系数的检验, 如Johansen协整检验; 另一种是基于回归残差的协整检验, 如CRDW检验和ADF检验等。Johansen认为前者有更强的检验能力。以Johansen协整检验为例, 假设一个 k 维时间序列, $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{kt})'$, $t = 1, 2, \dots, n$ 。

一个 p 阶向量自回归过程可以写为:

$$x_t = Bz_t + A_1x_{t-1} + A_2x_{t-2} + \dots + A_px_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

式中: z_t 是趋势项、常数项等确定性项; ε_t 是高斯白噪声。在式(1)的两端减去 x_{t-1} , 并通过添项与减项, 可得:

$$x_t - x_{t-1} = (-x_{t-1} + x_{t-2} + A_1 x_{t-1} - A_1 x_{t-2}) + \cdots + (-x_{t-2} + x_{t-3} + A_1 x_{t-2} - A_1 x_{t-3} + A_2 x_{t-2} - A_2 x_{t-3}) + \cdots + (-x_{t-p-1} + x_{t-p} + A_1 x_{t-p+1} - A_1 x_{t-p} + \cdots + A_{p-1} x_{t-p+1} - A_{p-1} x_{t-p}) + \cdots + (-x_{t-p} + A_1 x_{t-p} - A_p x_{t-p}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

定义新参数,可将式(2)化成误差修正式:

$$\Delta x_t = \sum_{i=1}^{p-1} \Pi_i \Delta x_{t-i} + \Pi x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

式中: $\Pi_i = -(I_k + \sum_{j=1}^k A_j)$; $\Pi = -(I_k + \sum_{j=1}^p A_j)$ 。

若再记 $k \times k_{(p-1)}$ 阶参数矩阵及 $k_{(p-1)}$ 维列向量分别为 $\boldsymbol{\Gamma} = (\Pi_1, \Pi_2, \cdots, \Pi_{p-1})$ 与 $\boldsymbol{q}_t = (\Delta x'_{t-1}, \cdots, \Delta x'_{t-p+1})'$, 则式(3)可写成:

$$\Delta x_t = \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{q}_t + \Pi x_{t-p} + \varepsilon_t \quad t = 1, 2, \cdots, n \quad (4)$$

设 Π 的秩为 r , 当 $r=0$ 时, x_t 的元素的任意线性组合都是非平稳的; 当 $r=k$ 时, x_t 的元素的任意线性组合都是平稳的; 当 $0 < r < k$ 时, 假设 $x_{1-p}, x_{2-p}, \cdots, x_0$ 已知, 式(4)中的白噪声序列 $\varepsilon_t \sim N(0, \Omega)$, $t = 1, 2, \cdots, n$, 其对数似然函数为:

$$L(\boldsymbol{\Gamma}, \Pi, \Omega) = \frac{kn}{2} \log(2\pi) - \frac{n}{2} \log |\Omega| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \varepsilon'_t \Omega^{-1} \varepsilon_t \quad (5)$$

极大化式(5), 可知 Ω 的估计与参数 Π_i 及 Π 无关, 总有 $\hat{\Omega} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t e'_t$, 其中 e_t 是 ε_t 的估计。将 $\hat{\Omega}$ 代入式(5), 并将与参数无关的常数归于 k_0 , 得:

$$L(\boldsymbol{\Gamma}, \Pi, \hat{\Omega}) = k_0 - \frac{n}{2} \log \left| \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t e'_t \right| \quad (6)$$

由式(4)考虑 $\Delta x_t - \Pi x_{t-p}$ 关于 $\boldsymbol{q}_t$ 的回归, 可得正规方程组:

$$\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \Delta x_t \boldsymbol{q}'_t = \boldsymbol{\Gamma} \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \boldsymbol{q}_t \boldsymbol{q}'_t \right) + \Pi \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_{t-p} \boldsymbol{q}'_t \right) \quad (7)$$

将式(7)中的 3 个积和矩阵分别记为 $\boldsymbol{M}_{01}$ 、 $\boldsymbol{M}_{11}$ 、 $\boldsymbol{M}_{p1}$, 则式(7)可简记为:

$$\boldsymbol{M}_{01} = \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{M}_{11} + \Pi \boldsymbol{M}_{p1} \quad (8)$$

因而, $\boldsymbol{\Gamma}$ 的 OLS 估计为:

$$\hat{\boldsymbol{\Gamma}} = \boldsymbol{M}_{01} \boldsymbol{M}_{11}^{-1} - \Pi \boldsymbol{M}_{p1} \boldsymbol{M}_{11}^{-1} \quad (9)$$

将式(9)代入式(4)中得:

$$\hat{\varepsilon}_t = e_t = (\Delta x_t - \boldsymbol{M}_{01} \boldsymbol{M}_{11}^{-1} \boldsymbol{q}_t) - \Pi (x_{t-p} - \boldsymbol{M}_{p1} \boldsymbol{M}_{11}^{-1} \boldsymbol{q}_t) \quad (10)$$

1.3 误差修正模型

传统的模型通常描述的是变量之间的一种“长期均衡”关系, 而实际的数据却是由“非均衡过程”生成的。因此, 建模时需要用数据的动态非均衡过程来逼近其长期均衡过程。

1) 误差修正模型

一阶自回归分布滞后模型为:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (11)$$

其中, $\varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2)$, $|\alpha_1| < 1$ 记为 $y^* = E y_t$, $x^* = E x_t$ 由于 $E \varepsilon_t = 0$, 在式(11)的两边取期望得:

$$y^* = \alpha_0 + \alpha_1 y^* + \beta_0 x^* + \beta_1 x^* \quad (12)$$

于是得:

$$y^* = \frac{\alpha_0 + (\beta_0 + \beta_1) x^*}{1 - \alpha_1} \quad (13)$$

记 $k_0 = \alpha_0 / (1 - \alpha_1)$, $k_1 = (\beta_0 + \beta_1) / (1 - \alpha_1)$, 则式(11)可写为:

$$y_t^* = E y_t = k_0 + k_1 E x_t \quad (14)$$

其中, k_1 是 y_t 关于 x_t 的长期乘数, 度量了 y_t 关于 x_t 的长期均衡关系。在式(11)的两端减去 y_{t-1} , 在右边加減 $\beta_0 x_{t-1}$ 得:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + (\alpha_1 - 1) y_{t-1} + \beta_0 \Delta x_t + (\beta_0 + \beta_1) x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (15)$$

式(15)右边加減 $(\alpha_1 - 1) x_{t-1}$, 并记 $\gamma = \beta_0 + \beta_1 + \alpha_1 - 1$ 得:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + (\alpha_1 - 1) (y_{t-1} - x_{t-1}) + \beta_0 \Delta x_t + \gamma x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (16)$$

由于 $\beta_0 + \beta_1 = k_1 (1 - \alpha_1)$, 式(15)又可改写为:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + (\alpha_1 - 1) (y_{t-1} - x_{t-1}) + \beta_0 \Delta x_t + \varepsilon_t \quad (17)$$

式(17)被称为误差修正模型(ECM)。当长期平衡关系是 $y^* = \theta x^*$ 时, 误差修正项是如 $y_t - \theta x_t$ 的形式, 它反映了 y 关于 x 的第 t 时点的短期偏离。由于式(11)中 $|\alpha_1| < 1$, 因而误差项的系数 $\alpha = (\alpha_1 - 1) < 0$, 称为调整系数, 表示在 $t-1$ 期 y_{t-1} 关于 x_{t-1} 之间偏差的调整速度。

2) 模型预测性能评价指标

为了定量地评价模型对轴承剩余使用寿命的预测性能, 本文选择了 4 种预测性能评价指标, 其公式如表 2 所示。4 种性能评价指标从不同角度来评价预测性能, 其值越小, 说明预测值与实际值越接近。

表 2 4 种预测性能评价指标

Table 2 Four prediction performance evaluation indexes

评价指标	公式
平均绝对误差 (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{y}_t - y_t $
平均绝对百分误差 (MAPE)	$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right $
Theil 不等系数	$Theil = \sum_{t=1}^n \frac{\sqrt{(\hat{y}_t - y_t)^2}}{ \hat{y}_t + y_t }$
均方根误差 (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}$

2 实验验证

2.1 滚动轴承加速寿命试验

本文实验数据由美国辛辛那提大学智能维护系统中心(IMS)提供^[20]。该轴承加速退化实验的试验台和传感器装置如图2所示,4个 Rexnord ZA-2115 双排轴承安装在同一个旋转轴上面。该轴正常工作时的转速稳定在 2 000 r/min。该轴承和旋转轴之间使用了弹簧机构,向其施加的径向载荷为 6 000 lbs。所有轴承均采用润滑油强制润滑,润滑油的流量和温度由润滑系统来调节。在每个轴承上均安装了 2 个 PCB 353B33 High Sensitivity Quartz ICP Accelerometer 传感器(分别为水平和竖直方向)。所有的轴承故障都发生在超过设计使用寿命之后。

该实验的振动数据由 NI DAQ Card 6062E 每 10 min 采集一次,采样频率为 20 kHz,共采集到 984 个 ASCII 数据文件。实验结束后,轴承 1 出现明显的外圈故障。实验过程中,轴承 1 共采集了 4 个通道的振动数据。轴承 1 发生外圈故障时,通道 1 中采集到的振动数据近似于突变,通道 4 中的振动数据可看作渐变,而 2、3 通道中的数据没有明显变化。因此,本实验采用轴承 1 的第 1 和第 4 通道的全寿命周期数据,分别简记为轴承 1-1 和 1-4。为了验证所提方法的有效性,将前面 800 个数据文件作为训练集,后面的数据作为测试集。

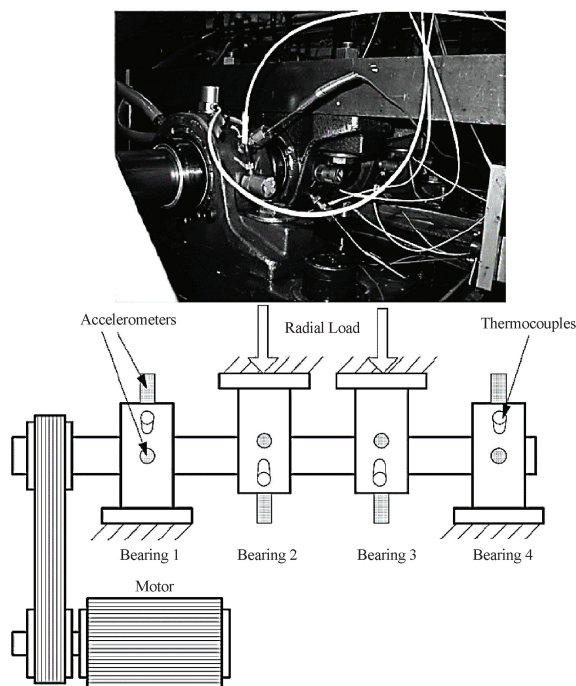


图2 IMS轴承加速寿命实验平台

Fig. 2 Accelerated life test platform of IMS bearing

2.2 特征提取与协整检验

轴承 1-1 和 1-4 的振动信号及其 3 种时域指标(峭度值、峰峰值和均方根值),如图 3 和 4 所示。从图 3、4 可直观看出,3 种时域指标都是非稳态变量,ADF 检验定量验证了其非平稳特性。利用 Johansen 协整检验,发现 3 种时域特征具有 2 个协整关系,因而建立向量误差修正模型。

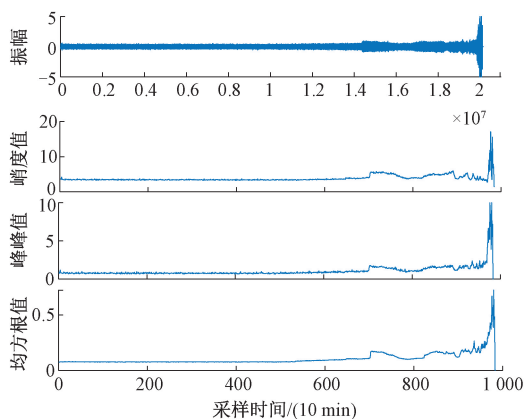


图3 轴承 1-1 振动信号及其时域特征

Fig. 3 Vibration signal of bearing 1-1 and its time-domain characteristics

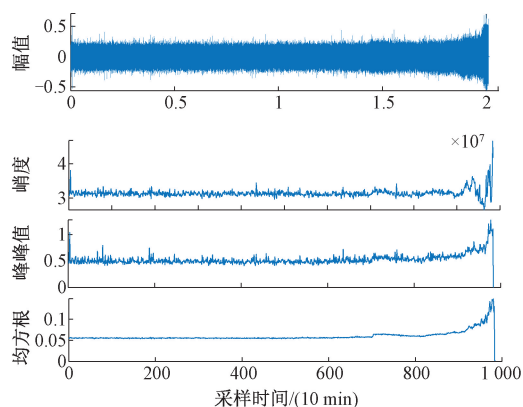


图4 轴承 1-4 振动信号及其时域特征

Fig. 4 Vibration signal of bearing 1-4 and its time-domain characteristic

2.3 模型评估

图 5 和 6 所示为轴承 1-1 和 1-4 三种时域特征输入到误差修正模型后得到的残差。从图 5 可看出,在拟合值范围内,残差值近似于在以 0 为中心的两边对称分布,只在突变出有较大的残差值,说明预测值和真实值之间的误差是随机的。图 6 说明该模型对轴承 1-4 仍有良好的模拟性能。

2.4 轴承性能退化趋势及剩余使用寿命预测

为了探究基于协整系统向量误差修正模型的预测轴

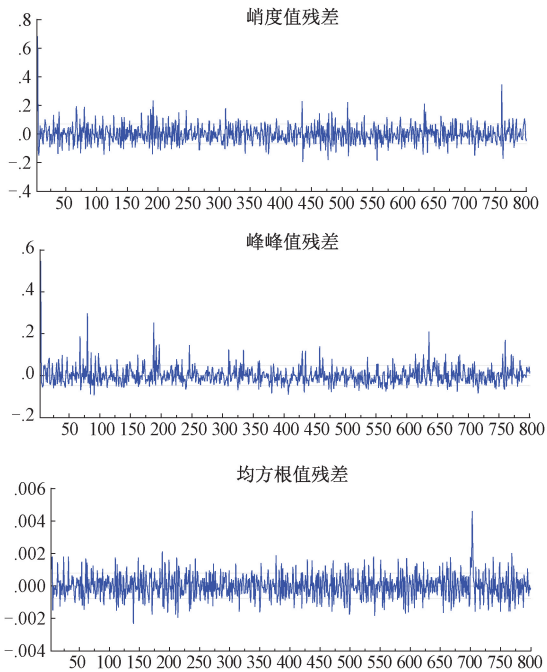


图 5 轴承 1-1 误差修正模型残差

Fig. 5 Bearing 1-1 error correction model residual

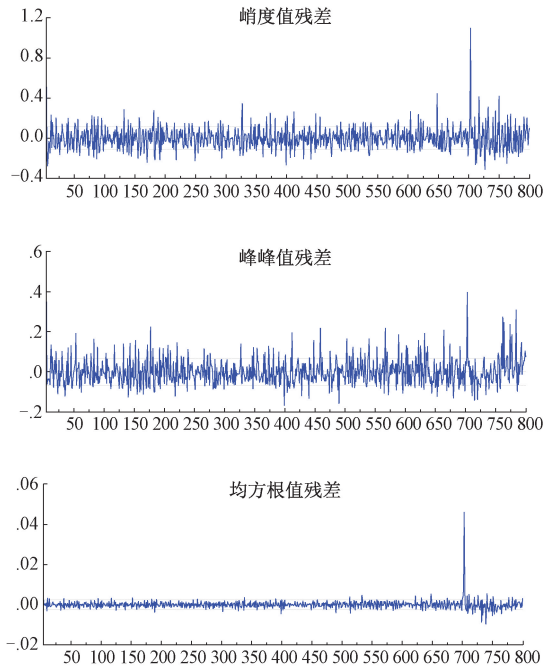


图 6 轴承 1-4 误差修正模型残差

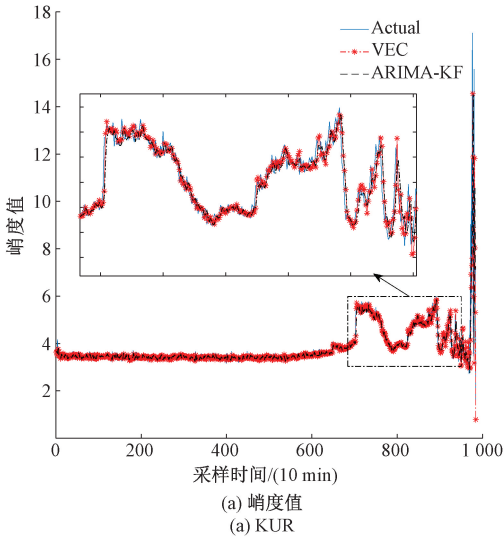
Fig. 6 Bearing 1-4 error correction model residual

承剩余使用寿命的性能,实验结果与基于差分移动平均自回归的卡尔曼滤波 (ARIMA-KF) 模型的预测性能进行对比。实验所用数据来自于图 2 的轴承 1,其原始振动信号及 3 种时域特征如图 3 和 4 所示。从图 3 和 4 可直观发现,轴承振动信号的振幅随着轴承性能退化过程而

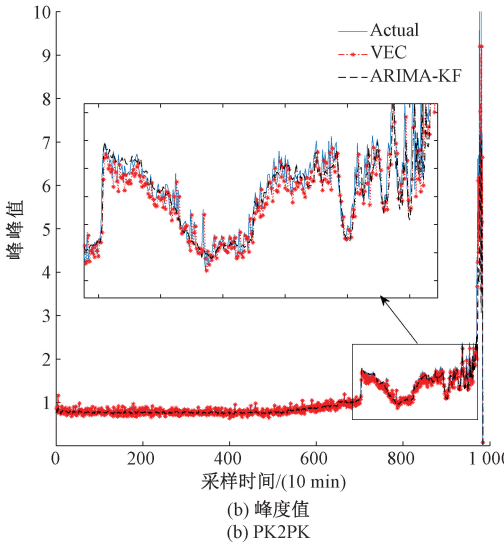
增加。

图 7 和 8 所示分别是轴承 1-1 和 1-4 的时域特征预测结果。从图 7(a)~(c)可以直观地看出,轴承 1-1 在出现大故障前有 2 次小的早期故障。轴承 1-1 故障的出现方式接近于突变,因为轴承 1-1 的 3 种时域特征幅值大小在经过 2 次早期故障后又趋于稳定,而且其稳定值接近于发生早期故障前的幅值。然而,经过短暂的稳定时间后,就出现突然的大故障,几乎没有出现幅值逐渐增大的阶段。由图 8(a)~(c)可看出,轴承 1-4 在出现大故障前有一次小的早期故障。随后,该故障以逐渐增大的方式不断演变,因为轴承 1-4 的 3 种时域特征幅值大小均是逐渐增大的。

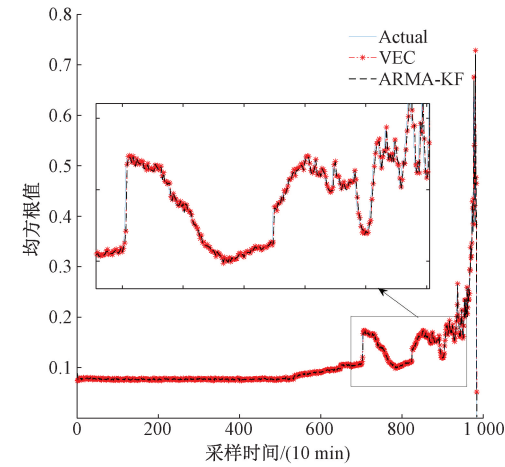
观察图 7 和 8 的局部放大图,VEC 拟合值更接近真实值,尤其是在发生故障的幅值剧烈变化阶段,VEC 模型预测性能更优。对比图 7(d)和 8(d)可知,3 种时域特征在预测轴承剩余使用寿命时都表现良好,但是,前者的均方根值波动比较大。整体而言,3 种特征都具有很好



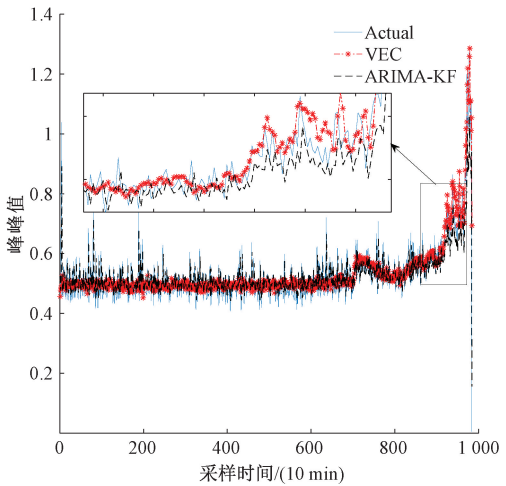
(a) 峭度值
(a) KUR



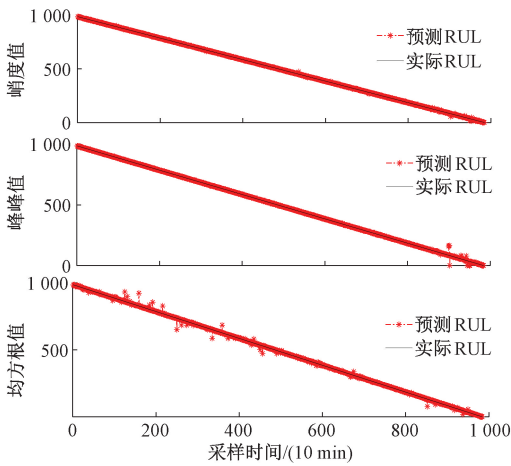
(b) 峰值
(b) PK2PK



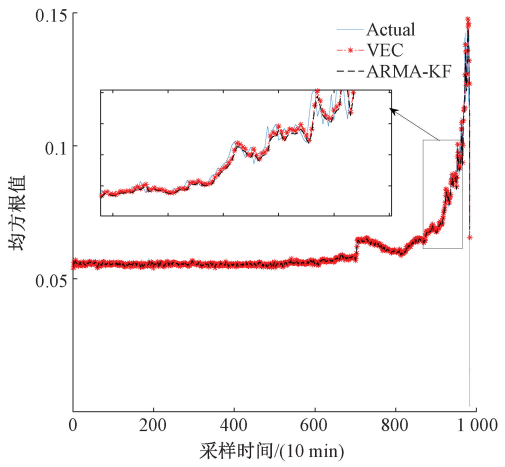
(c) 均方根
(c) RMS



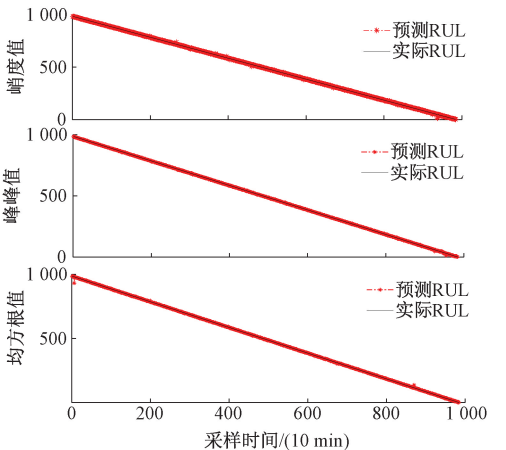
(b) 峰度值
(b) PK2PK



(d) 3种特征的RUL 预测结果
(d) RUL prediction results of three characteristics



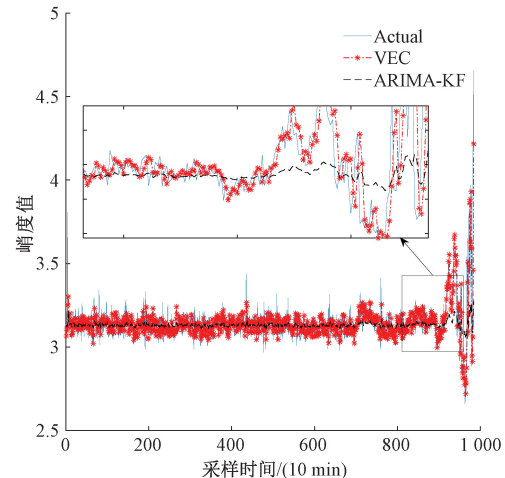
(c) 均方根
(c) RMS



(d) 3种特征的RUL 预测结果
(d) RUL prediction results of three characteristics

图 8 轴承 1-4 时域特征预测结果

Fig. 8 Prediction results of bearing 1-4 in time domain



(a) 峭度值
(a) KUR

2.5 实验结果分析

图 7(d) 与 8(d) 结果表明,对于渐变故障,3 种时域

特征都有良好的预测性能,而对于突变故障,峭度值和峰峰值指标对滚动轴承 RUL 预测结果更稳定,更适合用来预测轴承 RUL。

为了进一步定量分析所提方法对于轴承剩余使用寿命的预测性能,使用了 RMSE、MAE、MAPE 和 Theil 不等系数等指标来评价模型的预测性能。表 3 为轴承 1-1 和

1-4 的预测性能评价指标。从表 3 可看出,对峭度值和峰峰值而言,VEC 模型在多个预测性能指标上都占有明显优势,尤其是在 MAPE 指标上优势更明显。在均方根指标中,VEC 模型 预测性能指标也占有略微优势。由此可见,VEC 模型 在简化建模过程的同时,预测精度也远远高于 ARIMA-KF。

表 3 3 种时域特征的预测性能指标对比

Table 3 Comparison of prediction performance indexes of three time domain features

特征	模型	预测性能指标							
		轴承 1-1				轴承 1-4			
		RMSE	MAE	MAPE	Theil 不等系数	RMSE	MAE	MAPE	Theil 不等系数
峭度值	ARIMA-KF	0.759 9	0.192 8	4.304 6	0.096 4	0.115 2	0.064 0	1.983 4	0.018 4
	VEC	0.657 5	0.165 1	3.941 8	0.083 7	0.097 6	0.055 9	1.764 5	0.015 5
峰峰值	ARIMA-KF	0.411 1	0.118 2	144.659 3	0.162 6	0.093 1	0.054 3	23.516 5	0.089 4
	VEC	0.387 6	0.098 5	7.392 0	0.158 5	0.062 7	0.035 1	6.380 0	0.058 3
均方根值	ARIMA-KF	0.023 7	0.004 4	25.466 88	0.097 8	0.005 6	0.001 2	7.603 6	0.044 0
	VEC	0.023 6	0.004 4	2.446 9	0.097 3	0.005 4	0.001 1	1.526 9	0.037 6

3 结 论

为提高滚动轴承故障和 RUL 预测精度并简化建模过程,提出一种基于协整理论和向量误差修正模型的轴承剩余使用寿命预测方法。提取三种时域特征分别反映轴承性能的退化过程,并预测剩余使用寿命,发现 3 种特征在预测轴承逐渐退化的过程时均表现良好,但在预测轴承的突变故障时,均方根值的波动性较大。通过实验探究分析,所提方法在轴承剩余使用寿命的预测精度上优于 ARIMA-KF 模型,且简化了建模过程。

参考文献

[1] WANG Y, XIANG J, MARKERT R, et al. Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines: A review with applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016,66-67: 679-698.

[2] 于重重,宁亚倩,秦勇,等. 基于 T-SNE 样本熵和 TCN 的滚动轴承状态退化趋势预测 [J]. 仪器仪表学报, 2019,40(8) :39-46.

YU ZH ZH, NING Y Q, QIN Y, et al. Prediction of rolling bearing condition degeneration trend based on T-SNE sample entropy and TCN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(8) :39-46.

[3] WEI Z, WANG Y, HE S, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection [J]. Knowledge Based Systems, 2017,116: 1-12.

[4] WANG Y, LI H, YANG J, et al. Sparse coding based RUL prediction and its application on roller bearing prognostics [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy

Systems, 2018, 34(6) : 3719-3733.

[5] 马超,王少红,徐小力,等. 基于 CSBP 的滚动轴承故障智能诊断方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12) :58-63.

MA CH, WANG SH H, XU X L, et al. Intelligent diagnosis method of rolling bearing faults based on CSBP [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(12) : 58-63.

[6] HINCHI A Z, TKIOUAT M. Rolling element bearing remaining useful life estimation based on a convolutional long-short-term memory network [J]. Procedia Computer Science, 2018,127: 123-132.

[7] 李向前. 复杂装备故障预测与健康管理关键技术研究 [D]. 北京:北京理工大学, 2014.

LI X Q. Research on key technologies of complex equipment failure prediction and health management [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014.

[8] 张金良,王明雪. 基于 EEMD,SVM 和 ARMA 组合模型的电价预测 [J]. 电力需求侧管理, 2020,22(3) : 63-68.

ZHANG J L, WANG M X. Electricity price prediction based on EEMD, SVM and ARMA combined model [J]. Power Demand Side Management, 2020, 22(3) : 63-68.

[9] 谷建伟,隋顾磊,李志涛,等. 基于 ARIMA-Kalman 滤波器数据挖掘模型的油井产量预测 [J]. 深圳大学学报(理工版), 2018,35(6) :575-581.

GU J W, SUI G L, LI ZH T, et al. Oil well production prediction based on ARIMA-Kalman filter data mining model [J]. Journal of Shenzhen University (Science and Technology Edition), 2018,35(6) : 575-581.

[10] 惠倩倩. 基于 ARMA 模型的公路货运量预测及分

- 析[J]. 经济研究导刊, 2020(12): 35-37.
- HUI Q Q. Road freight volume forecast and analysis based on ARMA model [J]. Introduction to Economic Research, 2020(12): 35-37
- [11] 高亚娟, 陈磊, 林辉翼, 等. 全矢 KPCA 和 AR 模型结合的滚动轴承故障预测方法[J]. 机械设计与制造, 2019(11): 20-24.
- GAO Y J, CHEN L, LIN H Y, et al. A rolling bearing fault prediction method based on the combination of KPCA and AR models [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2019(11): 20-24.
- [12] 范庚, 马登武. 基于 EMD 和 RVM-AR 的航空发动机磨损故障预测模型[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1746-1749.
- FAN G, MA D W. Aero-engine wear failure prediction model based on EMD and RVM-AR [J]. Computer Measurement and Control, 2013, 21(7): 1746-1749.
- [13] 吴明辉, 许爱强, 周小程, 等. 基于时间序列分析的动调陀螺仪故障预测研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(2): 321-324.
- WU M H, XU A I Q, ZHOU X C H, et al. Research on fault prediction of dynamic gyro based on time series analysis [J]. Computer Measurement and Control, 2014, 22(2): 321-324.
- [14] 付浩, 王圣达, 姜山, 等. 基于 ARMA-LSTM 的光功率预测方法[J]. 光通信技术, 2019, 43(1): 20-23.
- FU H, WANG S H D, JIANG S H, et al. Optical power prediction method based on ARMA-LSTM [J]. Optical Communication Technology, 2019, 43(1): 20-23.
- [15] 田晶, 王英杰, 王志, 等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 144-151.
- TIAN J, WANG Y J, WANG Z H, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD and airspace related noise reduction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 144-151.
- [16] 陈禹伸. 基于协整理论与相关系数的配对交易策略研究[D]. 南京: 南京大学, 2016.
- CHEN Y S H. Research on paired trading strategy based on co-integration theory and correlation coefficient [D]. Nanjing: Nanjing University, 2016.
- [17] 赵欣, 王爽心, 刘如九. 基于灰色关联和协整理论的风功率组合预测研究[J]. 太阳能学报, 2017, 38(5): 1299-1306.
- ZHAO X, WANG S H X, LIU R J. Research on wind power combination forecasting based on grey correlation and cointegration theory [J]. Journal of Solar Energy, 2017, 38(5): 1299-1306.
- [18] ZHANG J, LI H, SHI X, et al. Wavelet-nonlinear cointegration prediction of irrigation water in the irrigation district [J]. Water Resources Management, 2019, 33(8): 2941-2954.
- [19] 钱名军, 李引珍, 江涌, 等. 基于协整和误差修正的货车保有量测算模型[J]. 铁道学报, 2019, 41(11): 10-17.
- QIAN M J, LI Y Z H, JIANG Y, et al. The calculation model of truck ownership based on cointegration and error correction [J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(11): 10-17.
- [20] DU W, WANG Y. Stacked convolutional LSTM models for prognosis of bearing performance degradation[C]. Prognostics and System Health Management Conference, 2019.

作者简介



杜望, 2016 年于广东海洋大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为机械故障诊断与剩余使用寿命预测。

E-mail: duwang1631@163.com

Du Wang received his B. Sc. degree from Guangdong Ocean University in 2016. He is currently a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research interest includes machine fault diagnosis and RUL prognosis.



王衍学, 2009 年于西安交通大学获得博士学位, 2010~2011 年加拿大渥太华大学博士后, 现为北京建筑大学教授、博士生导师, 主要研究方向为装备故障诊断与智能维护、剩余寿命与健康管理及信号处理与特征提取等。

E-mail: wyx1999140@126.com

Wang Yanyue received his Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2009 and postdoctoral fellow at the University of Ottawa in Canada from 2010 to 2011. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Beijing University of Architecture. His main research interests include equipment fault diagnosis and intelligent maintenance, RUL prognosis and health management, signal processing and feature extraction etc.