

文章编号:1005-0523(2018)05-0099-05

基于 ARMA 的滚动轴承振动数据预测

周建民,张臣臣,王发令,黎 慧

(华东交通大学机电与车辆工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:为实现对滚动轴承的振动数据预测,本文提出一种基于自回归滑动平均(ARMA)模型的预测方法。首先截取滚动轴承全寿命周期的早期无故障数据作为样本,计算截取样本序列的自相关系数和偏相关系数,然后采用最小信息准则(AIC)对 ARMA 定阶,运用最小二乘法估计参数建立 ARMA 模型,将轴承同工况与类工况下的数据输入到已建立的 ARMA 模型中,得到的轴承预测数据与实际故障数据进行对比,计算预测的准确率。结果表明:该方法可以准确预测轴承的实际状态,且同工况相对于类工况下的预测效果更优。

关键词:滚动轴承;振动数据;最小信息准则;ARMA 模型

中图分类号:TH133

文献标志码:A

轴承是旋转机械中常用的部件并且是其工作失效的主要故障源^[1],由于轴承在运转过程中会经历从正常到失效的状态,如果能够实时监测轴承的运行状态就可以预防轴承故障的发生,从而避免不必要的经济损失。AR 模型可以获取信号时变特性,模型中参数会随样本点而改变,因而能够较好的应用于反映轴承的状态及诊断等方面,并且用 AR 模型提取特征,能够有效的降低数据的维数^[2]。参数化 ARMA 模型能准确地描述动态系统的客观规律,其自回归参数对工况的变化规律反映最敏感,在小损伤识别、降噪、可操作性强等方面有明显的优势。

崔建国等^[3]提出了基于遗传算法的 ARMA 模型,对模型的阶数进行优化,提高了精度。Li Fucui 等^[4]将高阶统计量(HOS)引入 ARMA 估计器中,消除了噪声的影响,并证明了其在振动信号处理和故障检测方面具有良好的性能。刘丽华^[5]研究了时变非平稳时间序列应用于滚动轴承故障诊断的可行性。Xu HB^[6]提出了一种基于 ARMA 模型的双谱分布特征和模糊 c 均值聚类分析的故障识别方法,成功实现了故障识别。武建军等^[7]通过 ARMA 提取振动信号中的振型参数、阻尼比、振型系数,然后利用 BP 神经网络进行模式识别,实验证明,该方法可以达到很好的识别效果。韩清鹏等^[8]对基于 ARMA 模型的滚动轴承偏载条件下保持架断裂故障诊断进行了效果验证,判断故障程度。ARMA 模型相比 AR 与 MA 模型计算更为复杂。

本文针对滚动轴承故障程度随时间的变化,介绍了 ARMA 模型的适应性,给出了轴承故障预测模型参数的标定和调整方法,针对 ARMA 模型计算复杂问题,对原始数据差分处理,并用最小信息准则和最小二乘法优化了模型参数为模型定阶,然后对同工况与类工况下的轴承加速疲劳寿命实验数据进行验证,说明了此方法的可行性。

收稿日期:2018-05-01

基金项目:国家自然科学基金(51865010,51665013)

作者简介:周建民(1975—),男,教授,博士,研究方向为智能诊断,无损检测。

1 ARMA 模型

自回归滑动平均模型 $ARMA(p, q)$ 的一般式可表示为^[9]

$$Y_t = \sum_{j=1}^p a_j Y_{t-j} + \alpha_t - \sum_{k=0}^q b_k \varepsilon_{t-k} \quad (1)$$

其中: p 为自回归阶数; q 为移动平均阶数; $a_j (j=1, 2, \dots, p)$ 为自回归参数; $b_k (k=1, 2, \dots, q)$ 为移动平均参数, α_t 是一个均值为 0, 方差为 σ_α^2 的高斯白噪声过程。

$ARMA(p, q)$ 模型具有自相关系数和偏自相关系数均拖尾的性质, 当 $q=0$ 时, $ARMA(p, q)$ 就退化成了 $AR(p)$ 模型, 当 $p=0$ 时, $ARMA(p, q)$ 就退化成了 $MA(q)$ 模型。选择 $ARMA$ 用于滚动轴承的振动数据预测, 就是要分析待测序列样本的偏相关系数和自相关系数, 从而选择合适的模型来拟和待测序列, 也就是所谓的模型定阶。

$ARMA$ 预测流程如下^[10]:

- 1) 判断待测序列的平稳性。若待测样本为不平稳的序列, 则对序列进行差分运算使其转变为平稳的随机序列, 然后进行均值化处理;
- 2) 计算差分后待测序列的自相关系数 ACF 和偏相关系数 PACF, 再次判断平稳性;
- 3) 运用最小二乘法计算出模型的参数值, 使用 AIC 准则定阶;
- 4) 对得到的模型进行检验, 并进行合理的优化;
- 5) 用以上步骤得到的最优模型来预测未知序列数据。

2 实验与结果分析

本节实验采用的全寿命周期数据是美国航空航天局 (NASA) 提供的公开数据, 这些数据是在美国辛辛那提大学 (University of Cincinnati) 智能维护系统 (intelligent maintenance systems, IMS) 中心获得的^[11]。

2.1 ARMA 滚动轴承同工况预测

同工况预测, 指在同一工况下, 利用滚动轴承的前期数据序列来预测其未来的数据序列。此类预测适用于独特工况或独特轴承的在线监控情况, 在其有效预测未来运行数据的情况下, 及时安排维修或更换, 防止故障停机和设备损坏。

在 IMS 第二次实验中, 轴承 1 因外圈出现严重故障而失效。本实验采用轴承 1 的全寿命周期数据, 在全寿命周期中共采集 984 个数据, 截取数据段 441~640 共 200 个绝对值处理后的振动信号数据作为 $ARMA$ 预测样本, 再从这 200 个数据中截取 101~160 共 60 个振动数据用来训练 $ARMA$ 模型, 由频谱图可得, 待测时间序列中含有部分不平稳趋势, 然后对其进行两次差分运算, 消除信号趋势性。图 2 为经过两次差分后的序列和原序列对比图。

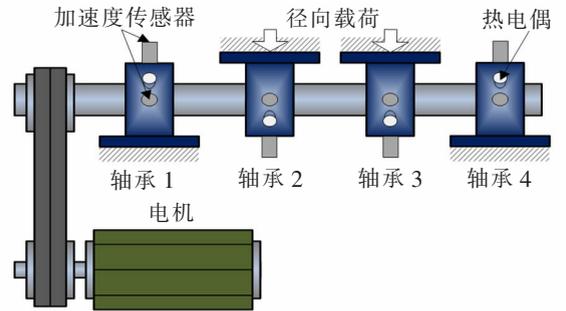


图 1 试验装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of test device

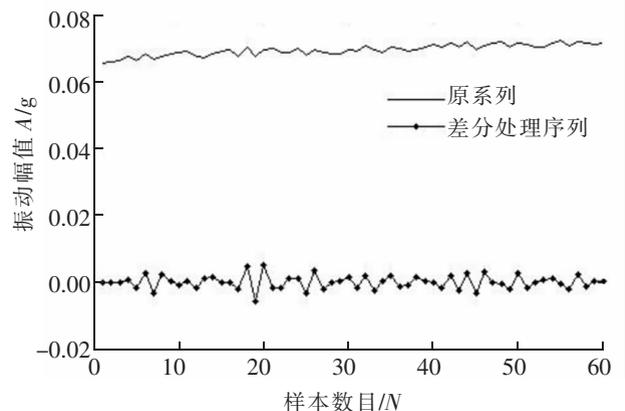


图 2 同工况下训练序列差分前后对比图

Fig.2 Comparison before and after the differential for “the same condition” prediction

对差分处理后的数据进行标准化处理,防止模型参数被数据的分布范围大小所影响,计算自相关系数和偏相关系数,进而为模型定阶,用最小二乘法估计模型参数,计算模型的残差方差和 AIC 值,运用 AIC 准则为模型定阶,最终确定模型为 ARMA(5,4)。求得 ε_t 的自相关系数 $Acc=-0.0576$ 趋近于 0, ε_t 可看作是白噪声,则得到的模型是合适的,再采用迭代的方式,预测后面的 30 个数据,经过逆向处理,最终预测结果如图 3 所示。

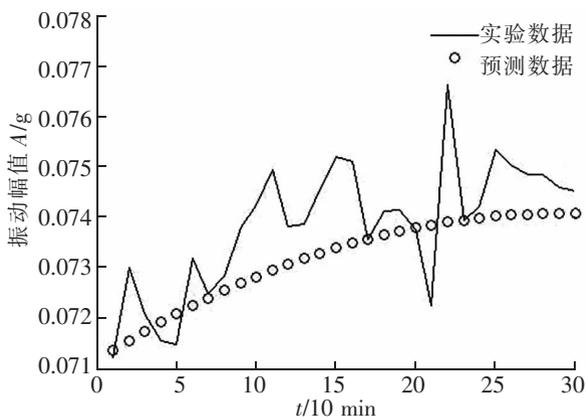


图 3 同工况下预测数据与实际数据对比图

Fig.3 Comparison between forecast data and actual data for "the same condition" prediction

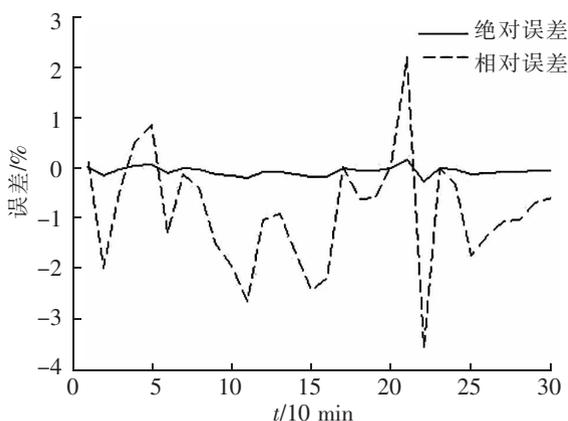


图 4 同工况下预测误差分析

Fig.4 Prediction error analysis for "the same condition" prediction

最后,对这 30 个预测数据进行误差分析(见图 4),得到其预测准确率为 $V_r=0.9887$,表明此次预测比较成功。说明在同工况下,基于 ARMA 滚动轴承振动数据预测可以达到相当不错的效果。

2.2 ARMA 滚动轴承类工况预测

类工况预测,指利用现有的某工况下的滚动轴承的运行数据,来预测其他类似工况下同型号不同轴承的数据序列。此类预测适用于无法实现在线监测的场合,利用已有的类工况数据或者模拟工况下的数据来训练模型,再把当前工况下的数据代入模型,对当前工况下的轴承运行数据进行预测。

在 IMS 第二次实验中,最终轴承 1 出现严重外圈故障而失效,而轴承 4 虽然性能严重退化但未达到失效点。两者在类工况的条件下运行,可作为这里的研究样本,即用轴承 1 的数据训练预测模型,再将轴承 4 的数据代入得到的模型中,从而预测出轴承 4 当前时间点之后的运行数据。

本实验截取轴承 1 的前 200 个振动数据作为类工况下的 ARMA 预测样本,从这 200 个数据中截取 101~160 共 60 个数据来训练 ARMA 模型,可得与同工况下的数据类似结果,在时间序列中含有不平稳趋势,采用与同工况实验相同的方法进行差分运算处理,将两次差分后的序列和原序列作对比,见图 5。

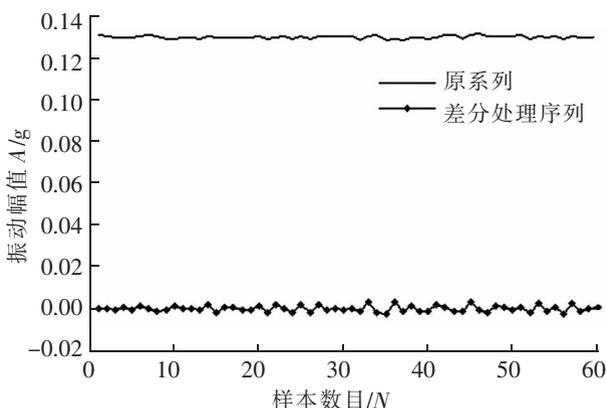


图 5 类工况下训练序列差分前后对比图

Fig.5 Comparison before and after the differential for "the similar condition" prediction

然后对数据进行标准化处理(防止数据的分布范围大小影响了模型参数),再计算自相关和偏相关系数,用最小二乘法估计模型参数,计算模型的残差方差和 AIC 值,根据 AIC 值为模型定阶,最终确定模型为 ARMA(5,4),求得 ε_t 的自相关系数 $Acc=-0.1501$ 趋近于 0,可看 ε_t 作为白噪声,则获得的模型是合适的。然后把轴承 4 的实测数据输入预测模型,采用迭代的方式,预测后面的 30 个数据,再经过逆向处理,最终预测结果如图 6 所示。

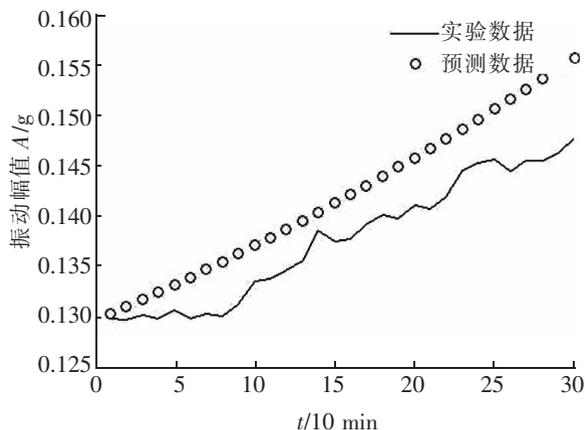


图6 类工况下预测数据与实际数据对比图

Fig.6 Comparison between forecast data and actual data for "Similar condition" prediction

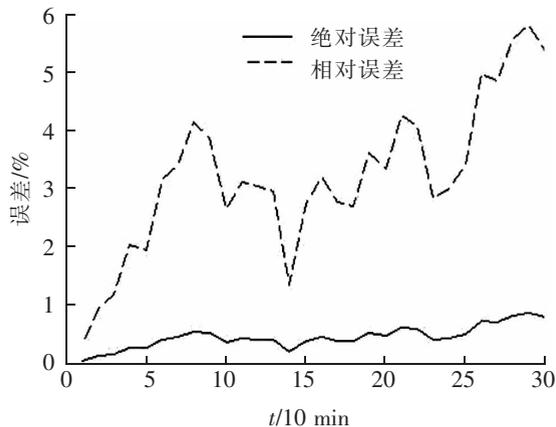


图7 类工况下预测误差分析

Fig.7 Prediction error analysis for "the similar condition" prediction

最后,同样对这30个预测数据进行误差计算分析,得出类工况下的预测准确率为 $V_r=0.9679$,说明此次预测效果还可以接受。同时,从图7中可以看出,随着预测步数的增加,预测的偏差逐渐增大,说明此类预测不适合长时间的预测。

3 结论

本文概述了时间序列、ARMA模型及其预测方法和流程;用IMS中心故障轴承数据建立ARMA模型,对滚动轴承分别进行了同工况预测和类工况预测,并各自做了相应的预测结果分析,能预测出轴承所处状态。实验结果表明,该方法预测的结果比较理想,是一种有效的轴承故障诊断方法。

参考文献:

- [1] 周建民,黎慧,张龙,等. 基于EMD和逻辑回归的轴承性能退化评估[J]. 机械设计与研究,2016,32(5):72-75.
- [2] 周建民,郭慧娟,张龙. 基于隐马尔科夫模型的滚动轴承性能退化评估[J]. 华东交通大学学报,2017,34(4):110-116.
- [3] 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.
- [4] LI F C, YE L, ZHANG G C, et al. Bearing fault detection using higher-order statistics based ARMA model[J]. Key Engineering Materials, 2007, 347: 271-276.
- [5] 刘丽华. 基于时变非平稳时间序列分析的故障诊断方法研究[D]. 北京:北京化工大学,2008.
- [6] XU H B. Fault identification of bearings based on bispectrum distribution of ARMA model and FCM method[J]. Journal of South China University of Technology, 2012, 40(7): 78-82.
- [7] 唐艳群. 对时间序列的基于模型聚类的探讨[D]. 广州:中山大学,2007.
- [8] 韩清鹏,李天成,李晨晨,等. 基于ARMA模型的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程技术,2018,47(1):68-71.
- [9] 翟利波. 基于时间序列分析的剩余寿命预测模型[D]. 西安:西安电子科技大学,2014.
- [10] 夏瑞花. 基于时间序列分析的滚动轴承的故障诊断[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2006.
- [11] LEE J, QIU H, YU G, et al. Bearing Data Set [EB/OL](2015-05-04). <http://ti. Arc.nasa.gov/tech/dash /pcoe/prognostic-data-repository>.

Rolling Bearing Vibration Data Prediction Based on ARMA

Zhou Jianmin, Zhang Chenchen, Wang Faling, Li Hui

(School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper presented a prediction method based on the regression sliding average (ARMA) model to achieve the vibrational data prediction of rolling bearings. Firstly, the early failure data of the full life cycle for the rolling bearings were selected as samples to calculate the autocorrelation coefficient and the deviation correlation coefficient of its truncated sequence. Then, the minimum information criterion (AIC) was adopted to order the ARMA model. By using the least square estimation parameter, the ARMA model was established. And the bearing data under the same and similar working conditions were input to the established ARMA model. The comparison between prediction data and the actual failure data was made to calculate the prediction accuracy. The research results show that this method can accurately predict the actual state of the bearing and the prediction result of the same working condition is better than that of the similar working condition.

Key words: rolling bearing; vibration data; minimum information criterion; ARMA model

(上转第 59 页)

Research on Influencing Factors of Port Transformation and Upgrading Based on Structural Equation Model

Wang Jiaojiao, Feng Xuejun, Jiang Liupeng

(College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Chinese ports are in a critical period of transforming development and realizing the transformation and upgrading. It is an urgent demand for the development of ports to scientifically define the influencing factors of transformation and upgrading. However, the factors influencing port transformation and upgrading are complex, multi-layered and difficult to quantify. In this article, various influencing factors and their relationships were explored comprehensively, and a structural equation model for the influencing factors of transformation and upgrading of ports was established based on the sampling data and the questionnaire survey. The effect of each influencing factor on port transformation and upgrading was quantitatively analyzed. Besides, a set of key factors were set up. The conclusion may provide theoretical and decision-making basis for port transformation and upgrading.

Key words: port; transformation and upgrading; influencing factors; structural equation model(SEM)