

考虑退化模式动态转移的健康状态自适应预测

李鑫^{1,2} 吕琛^{1,2} 王自力^{1,2} 陶小创³

摘 要 为了更加精确地在设备退化过程中对其健康状态进行预测, 本文深入研究了设备处于不同健康状态时的数据特点, 针对现有单一预测方法的特点与不足, 引入了退化模式的划分方法, 并对不同的预测模型与退化模式的关系进行分析. 进而建立“模式-模型”关联表, 并通过关联表优选预测模型, 实现了考虑退化模式动态转移的健康状态自适应预测以及剩余寿命估计. 最后, 以滚动轴承实验为实例, 对该轴承进行了健康状态预测与剩余寿命估计. 实验结果表明本方法较精确地预测了轴承的剩余寿命, 证明了方法的有效性.

关键词 退化模式动态转移, 健康评估, 自适应预测, 剩余寿命估计

引用格式 李鑫, 吕琛, 王自力, 陶小创. 考虑退化模式动态转移的健康状态自适应预测. 自动化学报, 2014, 40(9): 1889–1895

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.01889

Self-adaptive Health Condition Prediction Considering Dynamic Transfer of Degradation Mode

LI Xin^{1,2} LV Chen^{1,2} WANG Zi-Li^{1,2} TAO Xiao-Chuang³

Abstract This paper investigates the data characteristics of engineering equipment under different health conditions in order to realize more accurate health state prediction during its degradation process. An approach to classify the degradation modes is introduced to overcome the shortcomings of the single-prediction-method existing in current applications. Based on an analysis on the relationship between different prediction models and degradation modes, an association table “Mode-Model” is established, thereby the self-adaptive health condition prediction and residual life estimation can be achieved by optimal selection of prediction models, which considers the dynamic transfer of degradation mode. Finally, the efficiency of the proposed method is verified by a rolling bearing experiment.

Key words Dynamic transfer of degradation prediction, health assessment, self-adaptive prediction, residual life estimation

Citation Li Xin, Lv Chen, Wang Zi-Li, Tao Xiao-Chuang. Self-adaptive health condition prediction considering dynamic transfer of degradation mode. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(9): 1889–1895

随着高新技术的不断发展, 许多工程设备越来越复杂化、智能化和大型化, 其工作与运行环境也变得越来越苛刻. 而随之而来的设备故障所引起的停机事故造成的人员伤亡、财产损失也越来越难以承受. 这就对设备的可靠性、安全性以及维修经济性提出了很高的要求, 原来的事后维修与定期维修策略已经无法满足要求^[1]. 随着维修策略由事后修复性

维修 (Fail and fix, FAF) 逐渐转化为设备主动维护 (Predict and prevent, PAP), 设备的健康状态评估技术与预测技术作为实现主动维护策略的基础, 得到了广泛的关注^[2].

剩余寿命 (Remaining useful lifetime, RUL) 估计是设备视情维护和预测与健康管理的 (Prognostics and health management, PHM) 中的一项关键问题^[3]. 近几年来, 在设备剩余寿命、健康状态和可靠度预测等方向, 学术界提出了各种数学模型, 并且取得了一定的成果^[4]. 文献 [5] 针对产品的性能退化轨迹呈现为非线性特性, 且个体的性能退化数据为小样本的情形, 为了充分利用同类产品的性能退化数据进行特定个体的实时寿命预测, 从研究退化轨迹相似性的角度出发, 提出一类基于小波支持向量回归机 (Wavelet support vector regression, WSVR) 和模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 聚类的实时寿命预测方法. 针对自适应的滚动轴承故障预测, 文献 [6–7] 分别提出了概率和随机模型, 对于这两个模型, 需要估计一个带有材料相关常数的故障传播

收稿日期 2013-06-28 录用日期 2014-02-06
Manuscript received June 28, 2013; accepted February 26, 2014
国家自然科学基金 (61074083, 51105019), 国防技术基础项目 (Z132013B002) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61074083, 51105019), the Technology Foundation Program of National Defense (Z132013B002)
本文责任编辑 刘德荣
Recommended by Associate Editor LIU De-Rong
1. 北京航空航天大学可靠性与系统工程学院 北京 100191 2. 可靠性与环境工程技术重点实验室 北京 100191 3. 北京电子工程总体研究所 北京 100854
1. School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University, Beijing 100191 2. Science & Technology on Reliability & Environmental Engineering Laboratory, Beijing 100191 3. Beijing Institute of Electronic Engineering, Beijing 100854

模型,这使得模型的应用和预测效果受限于故障传播模型的准确性.对于动态系统预测,文献[8]着眼于闭环环境下动态系统中的故障诊断问题.介绍了目前闭环系统故障诊断的研究意义,特别关注了开闭环故障诊断的不同,并概述了现有的闭环系统故障诊断方法.通过仿真实验比较了典型开环系统和闭环系统中故障诊断的不同性能.最后探讨了闭环系统故障诊断研究中亟待解决的问题以及未来可能的研究方向.文献[9]通过将电路特征性能参数和最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LS-SVM)预测算法相结合,对电力电子电路进行故障预测.文献[10]中将赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)、贝叶斯信息准则(Bayesian information criterions, BIC)以及费希尔信息准则(Fisher information criterions, FIC)等统计模型选择准则应用于自适应预测模型调节进行股票收益预测.文献[11]为模糊逻辑算法提出了一种自适应的训练技术,采用一个指数增长函数在训练过程中,相对过往数据给予当前数据更多的增益因子来进行动态系统的预测.文献[12]提出一个动态进化神经模糊推理系统(Dynamic evolving neural-fuzzy inference system, DENFIS),采用增量和混合学习方法以适应新的数据进而进行动态时间序列预测.

由于设备在健康状态的退化过程中,退化状态和退化模式往往随着时间不断地变化,通过改变单个模型的参数来实现健康状态的预测往往无法获得满意的效果.鉴于此,本文在对设备退化模式转移的研究基础上,提供了一种退化趋势分析及退化模式划分方法,并通过对退化模式与预测模型的关联性进行分析得出预测的最优模型,从而提出了一种考虑退化模式转移的自适应预测方法,为设备的健康状态预测以及剩余寿命估计提供了一种新思路.

1 设备健康状态退化模式的转移

在设备健康状态达到危险或者失效阈值前,预测其退化状态对于提高装备可用度,降低费用成本至关重要.通常,除了少数突发故障,大部分失效都有一个退化过程^[13].可以把设备的整个健康状态的变化过程分为两个阶段:第一阶段,即正常运行状态;第二阶段,即健康退化状态^[14].一旦设备健康状态进入第二阶段,对未来的退化趋势进行预报并进行维修指导是预测维修策略的关键和核心.

在预测过程中,通常假定退化状态在整个预测周期内是保持不变的,从而采用单个预测模型进行状态预测.然而,退化状态却可能会呈现出不同的退化模式(如图1所示).采用单个预测模型进行状态预测尽管对于一个特定的运行状况或者退化模式非

常有效^[15-16],但是由于不同退化模式中退化状态的潜在差异,单个预测模型即便是具有自适应参数调整能力的模型,由于模型自身条件限制也是很难捕捉各退化模式转移中退化状态动态变化的潜在特性.针对这一问题,在研究设备性能退化特点的基础上,提出健康趋势多预测模型自适应优选方法.在进行长期预测时,为了实现有效预测,必需考虑退化模式的转移,并根据退化模式的转移自适应地选择或切换合适的预测模型,进行设备的健康预测,最终结合失效阈值,进行设备的剩余寿命估计.

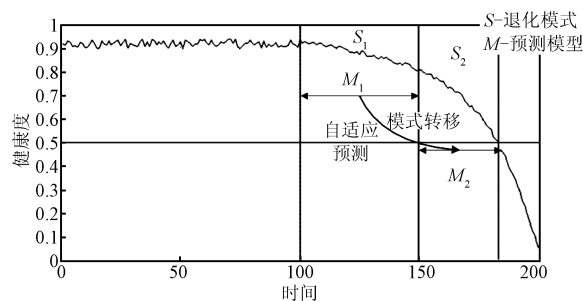


图1 退化模式的动态转移

Fig. 1 Dynamic transfer of degradation mode

2 健康状态自适应预测及剩余寿命预报

2.1 退化趋势分析及退化模式划分

健康退化状态评估是自适应预测及剩余寿命估计的基础,这涉及到当前退化状态的度量 and 退化趋势的分析,也为进一步分析退化规律和识别退化模式提供了基础.

根据健康状态评估得出的健康度曲线仅能从表面整体地呈现设备的健康退化趋势,尽管健康度曲线可能呈现出非线性波动退化或者线性剧烈退化的规律,但是这些判定可能会涉及更多的主观经验成分.为了更深入地分析健康状态的退化特性及模式转移特点,需要对健康状态的退化进行更为深入的分析.退化率平稳波动表征健康状态变速恶化,退化率直线上升表征健康状态急剧加速恶化.因此,选择依据健康状态的退化趋势和瞬时退化率综合划分不同的退化模式,具体的退化规律分析及退化模式划分过程如图2所示.

2.2 退化状态、预测模型关联分析

为了在不同退化模式下动态自适应地选择最合适的预测模型,需要在退化模式与预测模型之间关联分析基础之上建立“模式-模型”对照表.

在退化模式与预测模型关联关系的学习过程中,针对任意一个退化模式,用每个待选预测模型对其进行预测,并根据预测精度赋予各预测模型奖励值.本文选择预测的绝对误差作为奖励值,奖励值最小

的预测模型即为该退化模式的最优预测模型。经过学习, 可输出如图 3 的“模式-模型”对照表, 表中每一行代表不同的退化模式, 每一列代表待选预测模型, R 值为学习过程中预测模型的奖励值。每一行中最小的 R 值所对应的列, 即为该退化模式所对应的最优预测模型。

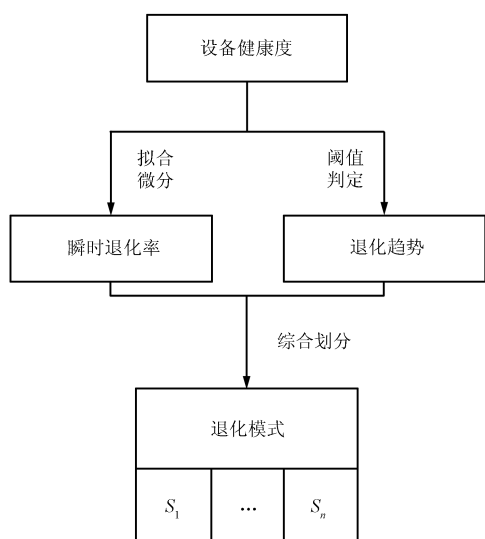


图 2 退化规律分析及退化模式划分过程

Fig. 2 Analysis of degradation law and the process of differentiating degradation modes

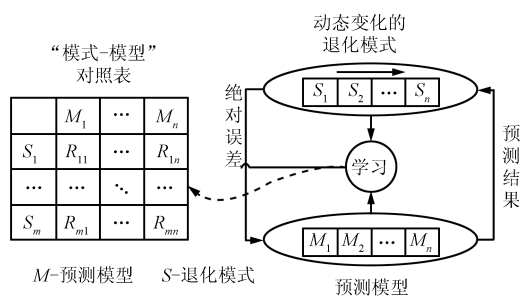


图 3 多预测模型自适应优选方法

Fig. 3 Method using multi-model in self-adaptive prediction

2.3 基于健康状态自适应预测的剩余寿命估计

健康状态评估是自适应预测的基础, 对获取的状态监测数据选择自组织特征映射 (Self-organizing maps, SOM) 网络进行健康状态评估。根据健康状态评估结果, 结合预先设定的预警阈值, 可检测健康状态是否进入第二阶段。由于退化过程中第一阶段为正常阶段, 不执行预测。在健康状态进入第二阶段, 即开始退化后, 启动预测。由于健康评估结果是离散值, 无法计算瞬时退化率, 因此, 可采用多元高斯函数对健康评估结果进行拟合。

根据退化状态的变化趋势与瞬时退化率, 可以将退化状态划分为不同的退化模式, 标记为 $S_1, \dots, S_m$, 并将各个不同的预测模型分别标记为 $M_1, \dots, M_n$ 。在长期预测中, 随着退化模式的动态转移, 根据退化状态水平及瞬时退化率水平综合判别当前的退化模式, 并依据“模式-模型”关联表切换至最为适合的预测模型, 继续进行预测。最后, 结合设定的失效阈值, 进一步估计剩余寿命。自适应健康状态预测及剩余寿命估计流程如图 4 所示。

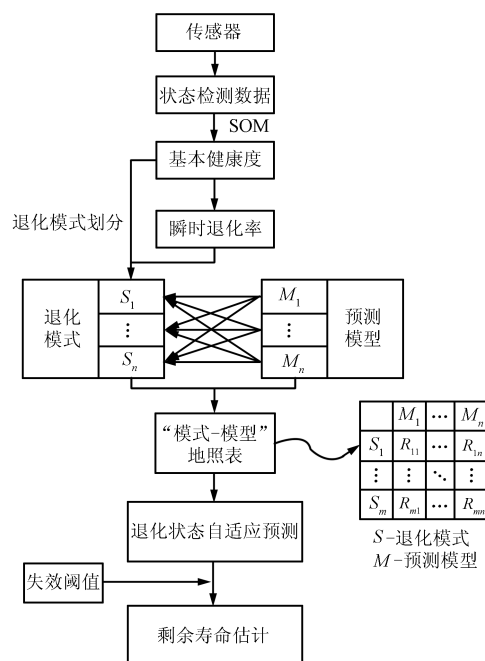


图 4 自适应健康状态预测及剩余寿命估计流程

Fig. 4 The flowchart of self-adaptive health condition prediction and residual life estimation

3 案例应用

轴承作为机械传动过程中起固定和减小载荷摩擦系数的关键部件, 在许多设备中起到重要的作用, 并且轴承失效造成的关键设备致命停机常有发生, 因此选择轴承作为退化状态预测及剩余寿命估计的研究对象。

3.1 实验设置

试验台组成与结构关系如图 5 所示, 4 个轴承安装在一根轴上, 转轴转速稳定在 2000 rpm, 并通过一个弹簧装置对轴和轴承施加 6000 磅的径向载荷, 所有轴承被强制润滑。选择加速度振动传感器采集振动信号, 采样频率设定为 20 kHz。

3.2 健康状态评估及状态划分

选用轴承 1 的状态监测数据作为输入, 经过能量特征提取及健康状态评估, 得出该轴承的健康状

态评估结果 CV (Confidence value) 值, 并应用 8 元高斯函数对离散 CV 值进行拟合:

$$f(x) = \sum_{i=1}^8 a_i e^{-\frac{(x-b_i)^2}{c_i^2}}$$

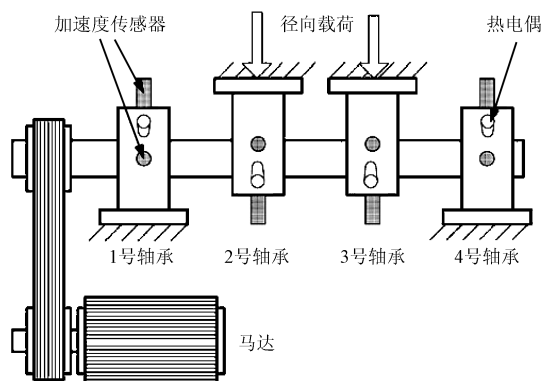


图 5 轴承实验台设置

Fig. 5 Bearing test-bed

健康状态评估及其拟合结果如图 6 所示, 对拟合的结果, 进行微分计算可得出健康状态的瞬时退化率, 结果如图 7 所示, 纵坐标为轴承健康度 CV 值, 横坐标为时间, 每一个单位时刻代表一个评估间隔的时长。

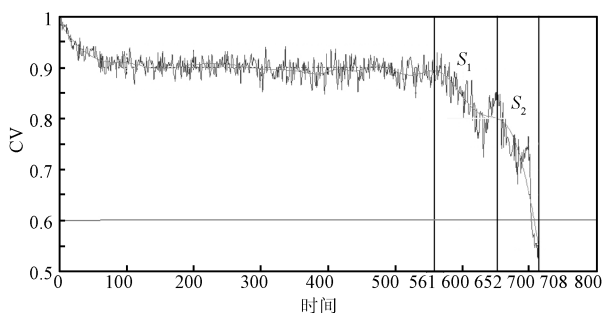


图 6 轴承健康状态评估及其拟合结果

Fig. 6 The fitting results of health condition estimation of the bearing

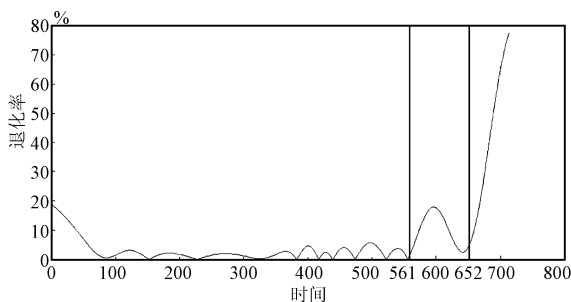


图 7 轴承瞬时退化率曲线

Fig. 7 Instantaneous degradation rate of the bearing

3.3 预测模型的选择

目前, 已有较多模型能够用于预测系统健康状态。本案例中, 针对轴承的健康状态预测, 选取常用的两种预测模型: 适合线性系统预测的自回归移动平均 (Auto regressive moving average, ARMA) 模型和适合非线性系统预测的 Elman 递归神经网络 (Elman recurrent neural network, ERNN) 模型。

1) 自回归移动平均 (ARMA) 模型

一个典型的 ARMA 模型可以标示为 ARMA(p, q), 其数学模型可表达为^[17]

$$y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (1)$$

从式 (1) 可以看出, ARMA 模型是由自回归过程 (Auto regressive, AR) 和移动平均过程 (Moving average, MA) 两部分组成的。

a) 自回归系数 $\{\varphi_i\}$ ($i = 1, \dots, p$) 建立了 t 时刻的预测值与之前 p 时刻的时间序列值之间的线性关系, 这一部分可称之为自回归 (AR). p 阶的 AR 模型即 AR(p) 可定义为

$$y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

b) 移动平均系数 $\{\theta_i\}$ ($i = 1, \dots, q$) 建立了 t 时刻的预测值与之前 q 时刻的随机干扰序列之间的线性关系, 这一部分可称之为移动平均 (MA). 随机干扰序列是一个零均值白噪声序列. q 阶的 MA 模型即 MA(q) 可定义为

$$y_t = \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (3)$$

AR 模型和 MA 模型的阶数可由 AIC 信息准则 (AIC)、自相关函数 (Auto correlation function, ACF) 或者偏相关函数 (Partial auto correlation function, PACF) 估计得出. 由 ARMA 模型的结构及定义分析可知, 它适合于线性系统的预测。

2) Elman 递归神经网络 (ERNN)

Elman 神经网络是由 Elman 提出的一种典型的局部递归全局前馈的动态递归型神经网络^[18]. ERNN 神经网络一般可分为 4 层: 输入层、隐含层、连接层、输出层. 隐含层单元的传递函数可采用线性或非线函数; 连接层又称为上下文层或状态层, 它用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值, 可以认为是一步延时算子, 达到记忆的目的, 从而使系统具有适应时变特性的能力, 能直接反映动态过程系统的特性. 这种网络的本质特征是在处理单元之间既有前馈连接又有内部的反馈连接, 网络的输出不仅

取决于当前的输入, 而且和先前的网络内部状态有关, 体现出较好的动态特性.

3.4 预测模型自适应优选结果

采用 ERNN、ARMA(2, 1) 和 ARMA(3, 2) 三个预测模型分别进行退化模式 S_1 和 S_2 的预测. 针对退化模式 S_1 中, 选择时刻 528 和 597 之间的 CV 值作为预测模型的训练输入, 时刻 598 和 652 之间的 CV 值作为预测模型的测试输入, 并计算各预测模型的预测平均绝对误差. 针对退化模式 S_2 , 时刻 632 到 676 之间的 CV 值作为预测模型的训练样本, 时刻 677 和 708 之间的 CV 值作为预测模型的测试样本, 并计算各预测模型预测结果的平均绝对误差. 根据不同退化模式下, 各预测模型的预测效果即平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE), 构建“模式-模型”对照表. 表 1 中, ERNN 和 ARMA(3, 2) 分别为退化模式 S_1 和 S_2 的最适合预测模型. 在退化模式 S_1 和 S_2 下, ERNN 和 ARMA(3, 2) 的预测结果与真实值最为接近, 如图 8~10 所示.

表 1 “模式-模型”对照表

Table 1 Comparison of modes and models

	ERNN	ARMA (2,1)	ARMA (3,2)	min	Model
S_1	0.00076	0.04268	0.00671	0.00076	ERNN
S_2	0.00237	0.03165	0.00133	0.00133	ARMA (3,2)

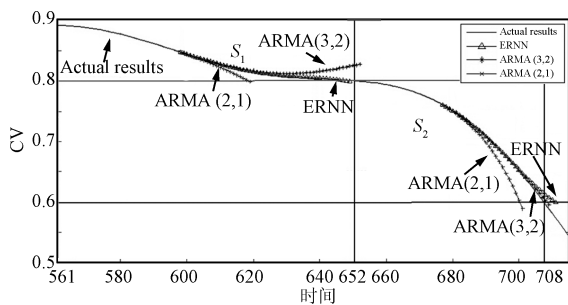


图 8 所选预测模型在退化模式 S_1 、 S_2 中的预测效果

Fig. 8 Predicted results using the selected models in S_1 and S_2

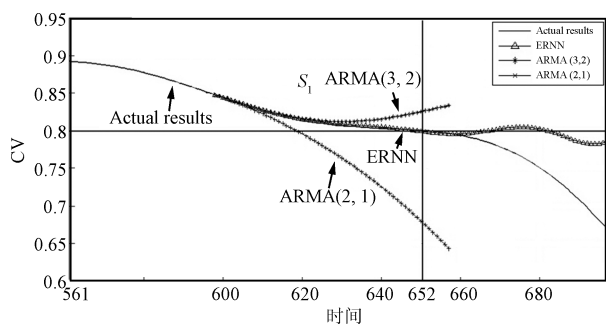


图 9 所选预测模型在退化模式 S_1 中的预测效果

Fig. 9 Predicted results using the selected models in S_1

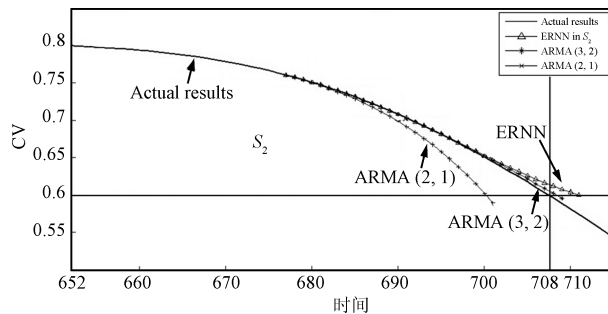


图 10 所选预测模型在退化模式 S_2 中的预测效果

Fig. 10 Predicted results using the selected models in S_2

通过第 2.2 节的分析可知, ERNN 适合于非线性动态系统的预测, ARMA 适合于线性系统的预测. 由于在退化模式 S_1 下, 健康状态呈曲线形式退化且瞬时退化率呈非线性波动趋势, 因此 ERNN 模型适用于退化模式 S_1 下健康状态的预测; S_2 对应的健康状态呈直线形式剧烈下降且瞬时退化率呈直线上升, 因此 ARMA 模型适合该退化模式下健康状态的预测. 综合以上结论, 预测模型自适应优选结果与理论分析完全一致.

3.5 健康状态自适应预测及剩余寿命估计

如图 8 所示, 尽管 ERNN 和 ARMA(3, 2) 能够分别在退化模式 S_1 、 S_2 下很好地预测退化趋势, 但是在长期预测中, 如果涉及退化模式的动态转移, 很难达到满意的预测结果.

当健康退化状态进入退化模式 S_1 时, ERNN 模型能够很好地预测退化状态发展趋势, 但是在 S_2 时, 该模型的潜在退化过程识别和预测效果明显下降. 因此, 当 CV 值低于报警阈值 0.8 且瞬时退化率呈直线垂直上升时, 可判定退化状态进入退化模式 S_2 , 根据“模式-模型”对照表选择 ARMA(3, 2) 预测未来的退化状态, 直至预测的 CV 值达到失效阈值. 根据达到失效阈值时的预测步长及数据信号采样评估间隔期, 可估计剩余寿命. 预测结果如图 11 所示.

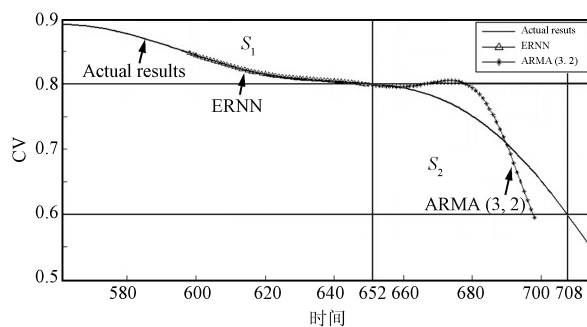


图 11 所提自适应预测方法的预测效果

Fig. 11 Results of self-adaptive prediction

为了更好地进行比较,在不考虑退化模式转移的情况下,分别单独用 ERNN 模型与 ARMA 模型对轴承的健康状态进行预测,并得到相应的寿命预测结果.表 2 给出了经过自适应预测以及各个使用模型预测得出的剩余寿命估计结果.可以看到,相较于过去未考虑退化模式的转移而使用单个预测模型进行预测的方法,本文所提方法估计结果误差率仅为 0.09,具有更高的预测精度,预测结果较满意,从而验证了所提方法的有效性.

表 2 剩余寿命估计结果
Table 2 Results of residual life estimation

	寿命	误差率
真实值	111	
ERNN	132	0.19
ARMA(2, 1)	95	0.14
ARMA(3, 2)	79	0.29
本文所提方法	101	0.09

4 结 语

对于某一设备而言,其退化过程可能经过多种退化模式.由于模型本身的局限性,仅通过改变模型的参数实现设备整个退化过程的预测,往往精度不够.本文通过对系统健康状态的退化趋势和瞬时退化率的分析,结合退化状态,将设备的退化过程划分为不同的退化模式,并且选取比较具有代表性的 ERNN、ARMA(2, 1) 和 ARMA(3, 2) 预测模型展开退化状态适应性研究.在选取各退化模式对应的最优预测模型之后,结合设定的失效阈值,估计设备的剩余寿命.最后,选择轴承实验数据进行方法的验证,剩余寿命估计结果的误差率仅为 0.09,与采用单个预测模型进行状态预测的方法相比具有更高的精度,验证了本方法的有效性,为设备的主动维护以及健康管理,提供了强有力的支持.

References

1 Guo Tao-Hong. Discussion on equipment repair system. *Railway Freight Transport*, 2000, (5): 31–33
(郭韬红. 设备维修制度的探讨. 铁路货运, 2000, (5): 31–33)

2 Sun Bo, Kang Rui, Xie Jin-Song. Research and application of the prognostic and health management system. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, **29**(10): 1762–1767
(孙博, 康锐, 谢劲松. 故障预测与健康管理系统研究和应用现状综述. 系统工程与电子技术, 2007, **29**(10): 1762–1767)

3 Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Zhou Dong-Hua. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(5): 530–541
(司小胜, 胡昌华, 周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计. 自动化学报, 2013, **39**(5): 530–541)

4 Wu Ming-Qiang, Fang Hong-Zheng, Yi Da-Wei. Fault prognostic approach and application technique research of complex system. *Computer Measurement & Control*, 2010, **18**(1): 70–77
(吴明强, 房红征, 伊大伟. 复杂系统故障预测方法与应用技术研究. 计算机测量与控制, 2010, **18**(1): 70–77)

5 Hu You-Tao, Hu Chang-Hua, Kong Xiang-Yu, Zhou Zhi-Jie. Real-time lifetime prediction method based on wavelet support vector regression and fuzzy c-means clustering. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(3): 331–340
(胡涛, 胡昌华, 孔祥玉, 周志杰. 基于 WSVR 和 FCM 聚类的实时寿命预测方法. 自动化学报, 2012, **38**(3): 331–340)

6 Li Y, Billington S, Zhang C, Kurfess T, Danyluk S, Liang S. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1999, **3**(1): 103–113

7 Li Y, Kurfess T R, Liang S Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2000, **4**(5): 747–762

8 Zhou Dong-Hua, Liu Yang, He Xiao. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **15**(8): 1933–1943
(周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述. 自动化学报, 2013, **39**(11): 1933–1943)

9 Jiang Yuan-Yuan, Wang You-Ren, Cui Jiang, Sun Feng-Yan. Research on fault prediction method of power electronic circuits based on least squares support vector machine. *Electric Machines and Control*, 2011, **15**(8): 64–68, 74
(姜媛媛, 王友仁, 崔江, 孙凤艳. 基于 LS-SVM 的电力电子电路故障预测方法. 电机与控制学报, 2011, **15**(8): 64–68, 74)

10 Bossaerts P, Hillion P. Implementing statistical criteria to select return forecasting models: What do we learn? *Review of Financial Studies*, 1999, **12**(2): 405–428

11 Wang W. An adaptive predictor for dynamic system forecasting. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**(2): 809–823

12 Wang, P, Vachtsevanos G. Fault prognostics using dynamic wavelet neural networks. *AIEDAM*, 2001, **5**(4): 349–365

13 Djurdjanovic D, Lee J, Ni J. Watchdog agent — an infotronics-based prognostics approach for product performance degradation assessment and prediction. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, **7**(3–4): 109–125

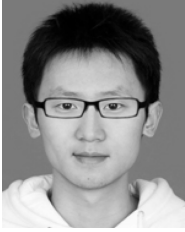
14 Wang W B. A two-stage prognosis model in condition based maintenance. *European Journal of Operational Research*, 2007, **82**(3): 1177–1187

15 LeBaron B, Weigend A S. A bootstrap evaluation of the effect of data splitting on financial time series. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1998, **9**(1): 213–220

16 Armano G, Marchesi M, Murru A. A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, 2005, **70**(1): 3–33

17 Erdem E, Shi J. ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction. *Applied Energy*, 2011, **88**(4): 1405–1414

18 Elman J L. Finding structure in time. *Cognitive Science*, 1990, **4**(2): 179–211



李 鑫 北京航空航天大学可靠性与系统工程学院硕士研究生. 主要研究方向为故障诊断, PHM 理论及其应用.

E-mail: hanklx@gmail.com

(**LI Xin** Master student at the School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University. His research interest covers fault diagnosis and prognostics and health management (PHM).)



吕 琛 北京航空航天大学可靠性与系统工程学院副教授. 主要研究方向为故障诊断, PHM 理论及其应用. 本文通信作者. E-mail: luchen@buaa.edu.cn

(**LU Chen** Associate professor at the School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University. His research interest covers fault diagnosis

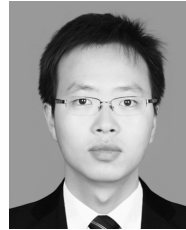
and prognostics and health management (PHM). Corresponding author of this paper.)



王自力 北京航空航天大学可靠性与系统工程学院教授. 主要研究方向为故障诊断, 工程系统工程, 质量工程, 可靠性系统工程. E-mail: wzl@buaa.edu.cn

(**WANG Zi-Li** Professor at the School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University. His research interest covers fault diagnosis,

system engineering, quality engineering, and reliability engineering.)



陶小创 北京电子工程总体研究所助理工程师. 主要研究方向为故障诊断, PHM 理论及其应用.

E-mail: taoxiaochuang1988@163.com

(**TAO Xiao-Chuang** Assistant engineer at the Research Center of Electronic Engineering of Beijing. His research interest covers fault diagnosis,

prognostics and health management (PHM) theory and its application.)