

基于数据驱动的卫星锂离子电池寿命预测方法

艾力^{1,2}, 房红征^{2,3}, 于功敬², 樊焕贞^{2,3}

(1. 中国航天科工二院, 北京 100854; 2. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100041;

3. 北京市高速交通工具智能诊断与健康重点实验室, 北京 100041)

摘要: 锂离子电池由于具有工作电压高、质量轻、比能量高、寿命长和自放电率小等优点, 成为替代传统镍氢、镍镉电池的第3代航天器用储能电源; 寿命预测是锂离子电池健康管理的重要方面, 是掌握电源性能衰退趋势的重要手段, 锂离子电池寿命预测问题已成为电子系统健康管理领域的研究热点; 针对锂离子电池的寿命预测问题, 采用了NASA埃姆斯中心的锂离子电池地面试验采集的数据, 然后重点研究了3种基于数据驱动的方法, 并对锂离子电池的寿命进行了估计, 最后对各种预测方法的效果进行了评价; 实验结果表明, 文本提出的基于数据驱动的方法能够有效地用于锂离子电池寿命预测中, 在工程应用方面具有较高的实际价值。

关键词: 锂离子电池; 寿命预测; 数据驱动

Research on Data-driven Life Prediction Methods of Satellite Lithium-ion Battery

Ai Li^{1,2}, Fang Hongzheng^{2,3}, Yu Gongjing^{2,3}, Fan Huanzhen^{2,3}

(1. Second Academy, China Aerospace Science & Industry Corporation, Beijing 100854, China;

2. Beijing Aerospace Measure & Control Corp. Ltd, Beijing 100041, China; 3. Beijing Key Laboratory of

High-speed Transport Intelligent Diagnostic and Health Management, Beijing 100041, China)

Abstract: Lithium-ion battery has many advantages, such as high working voltage, light weight, high specific energy, long life and small self-discharge rate. It's a alternative to traditional Ni-Mh battery or Ni-Ca battery and which becomes the third generation power for space energy storage. Life prediction is an important aspect in health management of Lithium-ion battery, it is also an important mean to understand the power performance decline. The research on Life prediction method of Lithium-ion battery becomes a research hotspot in electronic health management system. Aiming at the life prediction methods of Lithium-ion battery, we adopted the experiment data which comes from the ground test sets of the NASA Ames Center. Then we studied three kinds of data-driven prediction methods, and estimated the life of Lithium-ion battery. At last, we analysed the effects of various prediction methods. Experimental results show that the proposed data-driven prediction method can be effectively used in life prediction of Lithium-ion battery, and it has strong practical value in engineering application.

Keywords: lithiumion battery; life prediction; data-driven

0 引言

锂离子电池由于具有工作电压高、体积小、质量轻、比能量高、寿命长和自放电率小等优点, 成为替代传统镍氢、镍镉电池的第3代航天器用储能电源^[1]。锂离子电池的寿命状态(state of life, SOL)是其可靠性研究的核心内容。锂离子电池的寿命具体分为以下3种:

- 1) 使用寿命: 电池在失效前在反复多次的充放电过程中累积可放电时间。
- 2) 循环寿命: 电池在失效前可反复充放电的总次数。
- 3) 存储寿命: 电池在失效前不同搁置状态下的可存储时间^[2]。

通常情况下, 剩余寿命预测指的是“循环寿命”, 其定义为在一定的充放电制度下, 容量下降到规定值前电池所经受的充放电循环次数。对于锂离子电池的许多应用而言, 锂离子电池

池在完全充电状态下, 实际容量下降至额定容量的70%~80%时视为失效。因此在本文中, 将以NASA埃姆斯中心的锂离子电池部分地面实验数据为基础, 采用不同的预测算法, 预测锂离子电池容量衰退到70%所进行的循环充放电周期, 由此实现锂离子电池的寿命预测。

1 寿命预测的方法的分类

通过针对国内外的研究现状进行分析, 常见的寿命预测方法大致可以分为3类:

- 1) 基于统计分布的预测方法: 利用历史失效数据, 通过拟合分布来进行预测。其中比较典型的方法是趋势外推法和自回归移动平均及其改进方法。
- 2) 基于数据驱动的预测方法: 利用模式识别和机器学习, 检测参数的变化来进行预测。其中比较典型的方法是人工神经网络、支持向量机、相关向量机和灰色理论等方法^[3-4]。
- 3) 基于模型驱动的预测方法: 利用系统物理模型和回归数据模型来进行预测。其中比较典型的方法是等效电路模型等^[5]。

从图1中可以看出, 这3类方法预测的精度逐次提高, 但是相对的, 计算复杂度也越来越大, 适用范围越来越小。

在实际应用中, 将依据数据的样本量, 预测精度的要求和

收稿日期:2015-02-20; 修回日期:2015-03-06。

基金项目:北京市科委科技创新基地培育与发展工程专项项目(Z141101004414072)。

作者简介:艾力(1989-),男,湖北黄冈人,硕士生,主要从事故障预测与健康管理工作方向的研究。

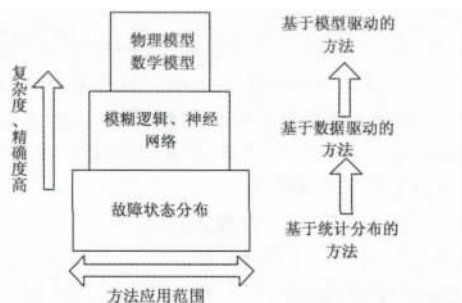


图1 寿命预测方法的分类

计算复杂度等具体情况来合理的选择其中的某类方法。鉴于数据驱动预测是锂离子电池寿命预测的主要方法,本文将分别选择自回归移动平均法、支持向量机法和粒子滤波法等3种数据驱动方法开展研究,进行锂离子电池的寿命预测,并对预测效果进行分析。

2 锂离子电池实验数据分析

本文采用的数据来源于 NASA 埃姆斯研究中心搭建的锂离子电池试验床^[6],电池采用市售的 18650 Li-ion battery,额定容量为 2Ah。数据集以 Matlab 数据存储的标准格式 *.mat 文件提供。文中选用的一组锂离子电池实验数据包含 4 个锂离子电池 (B5, B6, B7, B18),它们在室温下进行 3 组不同操作下的实验 (充电,放电和阻抗测量),同时记录监测数据。

1) 充电周期:采用 1.5 A 恒流充电直到电池电压达到 4.2 V,然后继续以恒压模式充电直到充电电流降到 20 mA,记录电池终端电压、电池输出电流、电池温度、充电器电压、充电器电流和数据采集时间。

2) 放电周期:采用 2A 恒流放电直到电池 B5、B6、B7 和 B18 的电压分别降到 2.7 V、2.5 V、2.2 V 和 2.5 V,记录电池终端电压、电池输出电流、电池温度、负载电压、负载电流、数据采集时间以及直到电池各自的截止电压为止 (2.7 V、2.5 V、2.2 V 和 2.5 V) 电池的放电容量。

3) 阻抗测量:使用电化学阻抗谱 (EIS) 测量电池内部阻抗,频率扫描从 0.1 Hz~5 kHz,记录传感器电流值、电池的电流值、两个电流的比值,根据原始数据计算得到电池阻抗、校准和平滑后的电池阻抗、电解质电阻的估计和电池转移电阻的估计。

4) 重复上述充电和放电周期时电池发生老化,同时进行阻抗测量观察电池内部参数随电池老化的发展。当电池的实际容量下降到至额定容量的 70% 时停止试验 (从 2 Ah 将至 1.4 Ah)。

已知电池的额定容量为 2 Ah,在电池的放电周期中记录了电池的实际容量,随着锂离子电池充放电循环的进行,四组电池的实际容量表现为下降的趋势。假设当实际容量退化至额定容量的 70% 时,锂离子电池视为失效,则 NASA 锂离子电池的失效阈值为 $2\text{Ah} \times 0.7 = 1.4\text{Ah}$,锂离子电池实际容量退化曲线和失效阈值的交点所对应的周期数即为锂离子电池的循环寿命。如果用于锂离子电池的剩余寿命预测,则从锂离子电池的预测起始点到失效阈值点之间的充放电循环次数为锂离子电池的剩余寿命。

3 基于数据驱动的锂离子电池寿命预测方法

3.1 基于自回归移动平均的寿命预测方法研究

ARIMA 全称为自回归移动平均 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA) 是指将非平稳时间序列转化为平稳时间序列,然后将因变量仅对它的滞后值以及随机误差项的现值和滞后值进行回归的方法^[7]。其中 ARIMA (p, d, q) 称为自回归移动平均模型。AR 是自回归, p 为自回归项;MA 是移动平均, q 为移动平均项; d 为时间序列成为平稳时所做的差分次数。ARIMA 模型可分为 3 种: 1) 自回归模型 (简称 AR 模型); 2) 移动平均模型 (简称 MA 模型); 3) 自回归移动平均混合模型 (简称 ARIMA 模型)。一般来说,基于 ARIMA 模型的寿命预测流程如图 2 所示。

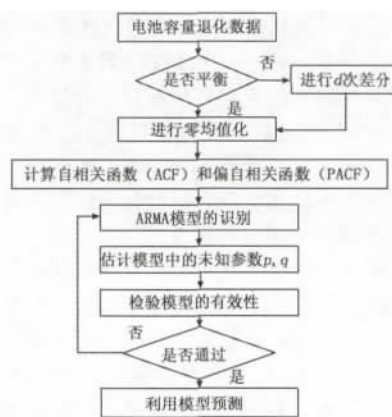


图2 基于 ARIMA 的寿命预测流程图

1) 平稳性判断:根据时间序列的散点图、自相关函数和偏自相关函数图,以 ADF 单位根检验其方差、趋势及其季节性变化规律,对序列的平稳性进行识别。一般情况下,包含长期趋势和周期性变化的时间序列一定是不平稳的。

2) 非平稳序列的平稳化处理:如果序列是非平稳的,并存在一定的增长或下降趋势,则需要对数据进行差分处理,在差分时确定差分的阶数,即 d 的取值。

3) 模型的识别与定阶:模型识别中最主要的工具是自相关函数和偏自相关函数。若平稳序列的偏相关函数是截尾的,而自相关函数是拖尾的,可判定序列适合 AR 模型且确定 p 值;若平稳序列的偏相关函数是拖尾的,而自相关函数时截尾的,则可判定序列适合 MA 模型且确定 q 值;若平稳序列的偏相关函数和自相关函数均是拖尾的,则序列适合 ARMA 模型且确定 p, q 值。

4) 模型有效性检验:模型参数确定后,应对拟合模型的适应性进行检验,实质是对模型残差序列进行白噪声检验,若残差序列确定为白噪声序列,则表明模型有效,可以用作预测分析的需要。

5) 模型预测:利用已通过检验的模型进行预测分析,通常有两种方法,即动态预测 (从预测样本的第一期开始计算多步预测) 和静态预测 (利用滞后因变量的实际值而不是预测值计算一步向前预测的结果),此处采用的即为静态预测。

3.2 基于支持向量机的寿命预测方法

支持向量机 (support vector machine, SVM) 方法是把样本点“升维”,即映射到高维甚至无穷维空间,再在高维空间

中采用处理线性问题的方法。实际上, SVM 法是以训练误差(期望风险)作为优化问题的约束条件,以置信范围值最小化作为优化目标的学习方法。算法的流程如图 3 所示^[8]。



图 3 基于 SVM 的寿命预测算法流程图

1) 构造正负样本: 对于时间连续数据序列 $S = (s_1, s_2, \dots, s_l)$, 采用 ϵ 一带的方法构造正负样本, 如式 (1):

$$\begin{aligned} y_i &= 1, x_i = (i, s_i + \epsilon) \\ y_i &= -1, x_i = (i, s_i - \epsilon) \end{aligned} \quad (1)$$

即 ϵ 一带是指以数据序列曲线为最优超平面 H , 数据序列沿纵轴依次上下平移 ϵ 所扫过的区域。 ϵ 取值不能过大或过小, 如果过小, 正负样本差异较小, 则模型复杂度较大。

2) 选择或构造核函数、设置惩罚因子: 常用的核函数有 d 阶次多项式核函数、高斯径向基 RBF 核函数、S 型核函数等, 也可以根据具体问题构造合适的核函数。当选择核函数为线性核函数, 表示不对输入数据进行空间变换。另外, 根据具体问题, 需要根据实验效果和经验, 设置合理的惩罚因子 C 。

3) 模型参数求解: 用核函数代替输入样本在另一特征空间的内积, 建立目标函数; 然后利用各种线性算法, 如二次规划的 Lagrange 算法, 求解样本在特征空间的最优分类面; 最后利用判别函数公式, 得到输入空间中的非线性模型, 即数据序列关于时间的预测模型。

4) 模型训练及预测: 利用 SVM 原理训练模型, 构造核函数矩阵并求解线性方程组, 计算出拉格朗日乘子。得到 SVM 预测模型后, 对输入向量进行预测输出, 实现单步预测。

3.3 基于粒子滤波的寿命预测方法

粒子滤波 (particle filtering, PF) 是通过寻找一组在状态空间传播的随机样本来近似的表示概率密度函数, 用样本均值代替积分运算, 进而获得系统状态的最小方差估计的过程, 其用于寿命预测的算法框架如图 4 所示, 可以分为以下几步^[9-10]:

1) 退化特征时间序列的获取。根据原始测量数据, 提取适合预测建模的退化特征。

2) 先验模型知识。结合退化特征时间序列, 根据经验或历史数据确定预测模型, 以及模型参数的分布情况。

3) 粒子样本初始化。由先验概率 $p(x_0)$ 随机产生粒子群 $x_{0,i=1}^{N_s}$, 所有粒子权值为 $1/N_s$ 。

4) 递推预测。利用状态转移方程 (由预测模型推导得到) f 预测 $k+1$ 时刻的未知参数 x_{k+1}^i 。

5) 粒子状态更新。根据该时刻的新观测值, 计算粒子样本与观测值的似然概率密度函数, 并以此更新粒子权值且归一化, 则可得 k 时刻未知参数 x 的最小均方估计为 $\hat{x}_k \approx$

$$\sum_{i=1}^{N_s} w_k^i x_k^i$$

6) 重采样。根据上一步中粒子权值大小进行重采样, 得到新的粒子样本集 $\{x_{0,k}^i, i=1, 2, \dots, N_s\}$ 。

7) 时刻 $k=k+1$, 有新的观测值, 则转到第 2) 步; 没有

新的观测值, 继续。

8) 预测。以当前的状态转移方程和模型参数值, 对所有粒子样本进行状态预测, 至指定时刻或达到预先设定的阈值。根据 N_s 个粒子在指定时刻对应的预测值 x_i 或达到指定阈值的时间, 进行统计, 得到 x 在指定时刻的概率密度分布或 x 达到某一阈值时间的概率密度分布。

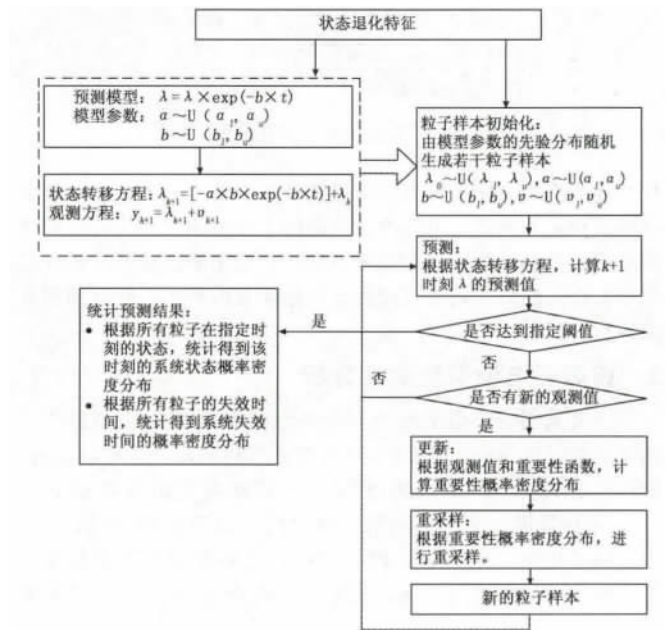


图 4 基于粒子滤波的寿命预测算法框架

4 锂离子电池寿命预测结果比较分析

4.1 基于自回归移动平均的寿命预测结果分析

从四组锂离子电池样本数据中选取 B6 号电池作为验证案例, 则 B6 号电池整个寿命周期的容量衰退曲线如图 5 所示, 横轴表示充放电循环的次数, 纵轴表示容量。

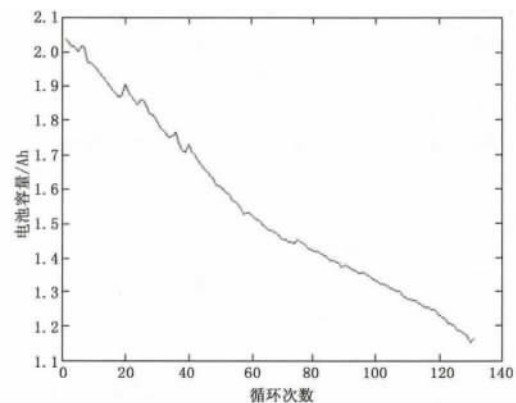


图 5 锂离子电池全寿命周期数据曲线

锂离子电池原始数据和预测数据曲线如图 6 所示, 曲线具有明显递减的趋势, 是一个非平稳时间序列。在原始数据中, 选取前 60 个数据点作为基础, 构建 ARIMA (p, d, q) 模型, 尝试对其进行一次差分, 即进行数据平稳化处理, 结果表明平稳, 可得出 d 等于 1。利用序列自相关函数, 偏自相关函数, AIC、BIC 准则估计出 p, q 分别为 4, 1。然后对后续点

进行预测,当电池容量下降到 1.4 Ah 时所对应的周期点即为预测值。原始数据与预测数据之间的误差曲线如图 7 所示,预测结果的误差在 0.02 Ah 以下,准确度较高。在失效阈值 $EOL=1.4$ Ah 时,锂离子电池的寿命预测误差小于 2 次。

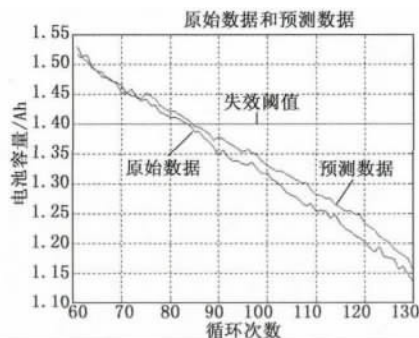


图6 锂离子电池原始数据与预测数据

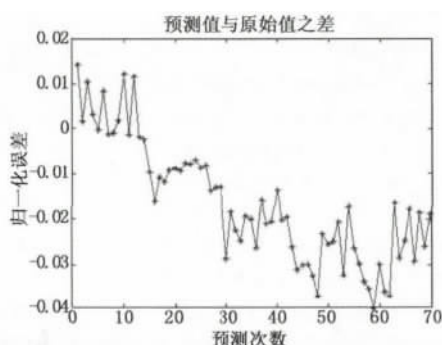


图7 基于 ARIMA 预测的误差曲线

4.2 基于支持向量机的寿命预测结果分析

SVM 是通过最小化经验风险与结构风险之和来求解的。它采用最小二乘线性系统作为损失函数,用一组等式方程代替了原来的求解过程,因此加快了求解速度,该方法已被应用到模式识别和非线性函数拟合且效果明显,如图 8 所示。在失效阈值为 $EOL=1.4$ Ah 时,锂离子电池的寿命预测误差小于 11 次。图 9 所示为预测误差曲线,从曲线发散的趋势不难看出,基于 SVM 的寿命预测误差较大,根本原因是锂离子电池容量衰退数据量太小,不足以建立精确的预测模型。

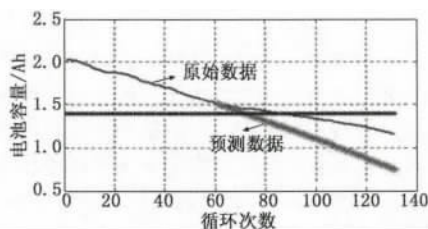


图8 锂离子电池原始数据与预测数据

4.3 基于粒子滤波的寿命预测结果分析

基于粒子滤波的预测结果如图 10 所示,预测起始点 $T=60$,粒子数目 $N=500$,系统噪声和观测噪声的协方差为 $R=0.0001$ 和 $Q=0.0001$ 。实验过程中的粒子退化率为 0.99384,在可控范围之内。在失效阈值为 $EOL=1.4$ Ah 时,锂离子电池的寿命预测的误差在 3~21 次之间。

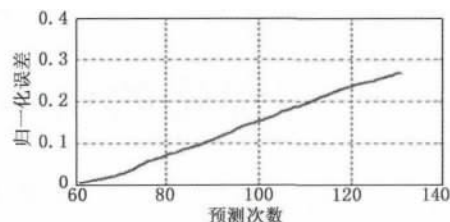


图9 基于 SVM 预测的误差曲线

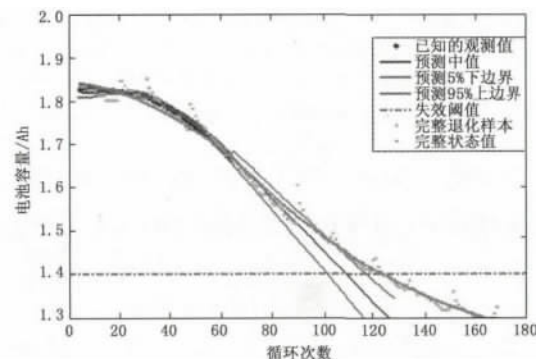


图10 锂离子电池原始数据与预测数据

4.4 3种数据驱动寿命预测比较分析

由 3 种寿命预测方法的分析结果可知,它们在某种程度上都可以实现卫星锂离子电池的寿命预测,但预测结果有较大差异。其中,训练的样本点数都为 60 组,预测失效阈值都为 $EOL=1.4$ Ah,基于 SVM 的预测方法和基于 PF 的预测结果都不是太理想,其主要原因有以下几点:

1) 少量历史数据。锂离子电池寿命的表征量“电池容量”具有少量历史数据,随着充放电过程进行,逐渐获取数据,因此在预测过程中很难获取大量历史数据,所以循环寿命预测是一个根据少量历史数据进行预测的问题,无法提供大量的历史数据进行建模训练,导致训练误差较大。

2) 模型难建立。锂离子电池的寿命退化过程是由于电池内部复杂的电化学反应导致的,同时受外界因素如温度、负载等的影响,使得其退化过程的物理模型十分复杂、失效机理难分析,同时电池的剩余使用寿命与影响因素之间没有一个固定的可遵循的规律,因此很难用一个准确的数学模型来清晰的表示这种电池的寿命退化过程。

3) 不确定性。针对于寿命预测的问题,只给出一个单点的预测结果,信息量少,不利于决策者做出基于寿命预测结果的维修决策,因此单点预测结果的可信性低,参考价值小,所以带有不确定度表达的寿命预测结果是很必要的。

另外,由于本文可用的锂离子电池容量退化数据仅为 4 组,由此得到的预测结果并不能完全表明 3 种方法的优劣。但是,研究表明,在数据量足够大且不考虑计算复杂度的情况下,基于模型驱动的预测方法精确度最高,所以国内外最前沿的寿命预测方法主要集中在此方面。

目前,在锂离子电池寿命预测研究领域有以下两个发展趋势^[11]:

1) 混合预测技术研究:锂离子电池系统复杂,人们对寿
(下转第 1272 页)

- [C]. 2013, Part I, LNAI 7894: 108-177.
- [6] Shimizu M, Kakuya H, Yoon W K, et al. Analytical inverse kinematic computation for 7-DOF redundant manipulators with joint limits and its application to redundancy resolution [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24 (5): 1131-1142.
- [7] Hildenbrand D, Zamora J, Eduardo B C. Inverse kinematics computation in computer graphics and robotics using conformal geometric algebra [J]. Advances in Applied Clifford Algebras, 2008 (18): 699-713.
- [8] Koker R. Reliability-based approach to the inverse kinematics solution of robots using Elman's networks [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2005 (18): 685-693.
- [9] Chen H, Chen W S, Xie T. Wavelet network solution for the inverse kinematics problem in robotic manipulator [J]. J Zhejiang Univ. SCIENCE A, 2006, 7 (4): 525-529.
- [10] Chiddarwar S S, Babu N R. Comparison of RBF and MLP neural networks to solve inverse kinematic problem for 6R serial robot by a fusion approach [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010 (23): 1083-1092.
- [11] Jose' Antonio Marti'n H, Javier de Lope, Matilde Santos. A method to learn the inverse kinematics of multi-link robots by evolving neuro-controllers [J]. Neurocomputing, 2009 (72): 2806-2814.
- [12] Oyama E, Agah A, MacDorman K F, et al. A modular neural network architecture for inverse kinematics model learning [J]. Neurocomputing, 2001, 30 (40): 797-805.
- [13] Karlik B, Aydin S. An improved approach to solution of inverse kinematics problem for robot manipulators [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010 (23): 1083-1092.
- [14] Koker R. A neuro-simulated annealing approach to the inverse kinematics solution of redundant robotic manipulators [J]. Engineering with Computers, 2013 (29): 507-515.
- [15] Koker R. A genetic algorithm approach to a neural-network-based inverse kinematics solution of robotic manipulators based on error minimization [J]. Information Sciences, 2013 (222): 528-543.
- [16] Reza K A, Tehrani A K, Tajdari M. A dual neural network for kinematic control of redundant manipulators using input pattern switching [J]. J. Intell. Robot System, 2011 (63): 101-113.
- [17] 郝轶宁, 王军政, 汪首坤, 等. 基于神经网络的六自由度摇摆台位置正解 [J]. 北京理工大学学报, 2003, 23 (6): 736-739.
- [18] Li Z M, Li C G, Lv S J. A method for solving inverse kinematics of PUMA560 manipulator based on PSO-RBF network [C]. International Conference on Natural Computation, 2012: 298-301.
- [19] 杨国军, 崔平远. 机械手逆运动学神经网络算法研究 [J]. 中国机械工程, 2002, 13 (3): 249-251.
- [20] Niku S B. 机器人学导论分析、控制及应用 (第二版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [21] Corke P. Robotics, vision and control [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 137-139.
- [22] 卞学良, 杜清, 马振书, 等. 危险弹药机器人机械臂运动学仿真分析 [J]. 现代制造工程, 2010 (6): 137-140.
- [23] Haykin S. 神经网络与机器学习 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.

(上接第 1265 页)

命预测的精度要求也越来越高, 单一的预测理论往往很难满足现实期望的目标。将多种预测技术有效结合起来, 取多种预测技术的优势, 弥补单一技术的缺陷, 已成为现在寿命预测技术的主流发展趋势。因此对于混合预测技术的选取和结果的处理也是预测技术中的一个热点。

2) 不确定性研究: 预测方法中各种资源 (测量误差和系统误差, 未来环境负载和使用情况、模型假设) 的不确定性可能引起寿命预测结果的偏差, 对于预测的结果的评价要考虑这些不确定性因素。因此, 发展一些方法和理论用来描述不确定性的界限 (上、下界限) 和置信水平是必要的, 预测方法应用中也要尽量降低不确定性因素。

5 结论

本文在总结国内外锂离子电池寿命预测方法的基础上, 以 NASA 埃姆斯中心的地面试验数据为原始样本, 分别研究并提出了三类数据驱动的锂离子电池寿命预测方法的原理和步骤, 从而为实现锂离子电池剩余使用寿命预测提供了基本思路, 验证结果表明提出的方法能够有效的用于锂离子电池寿命预测。卫星锂离子电池准确的寿命预测将有助于实现卫星电源系统的视情维修和提高系统的可靠性, 具有重要的研究和实用价值。

参考文献:

- [1] 罗伟林, 张立强, 吕超, 等. 锂离子电池寿命预测国外研究现状综述 [J]. 电源学报, 2013 (1): 140-144.

- [2] 王红. 卫星锂离子电池剩余使用寿命预测方法及应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [3] 房红征, 马好东, 罗凯, 等. 基于遥测数据的航天器长期性能预示方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (7): 1792-1797.
- [4] 房红征, 史慧, 韩立明, 等. 基于粒子群优化神经网络的卫星故障预测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (7): 1730-1734.
- [5] Chen B, Ma H D, Fang H Z, et al. An approach for state of charge estimation of Li-ion battery based on Thevenin equivalent circuit model [A]. Prognostics and System Health Management Conference [C]. Hunan, 2014: 647-652.
- [6] Saha B, Goebel K. Modeling lion battery capacity depletion in a particle filtering framework [A]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society [C]. 2009.
- [7] 贾治宇, 康锐. 基于 ARIMA 模型的备件消耗预测方法 [J]. 兵工自动化, 2009, 28 (6).
- [8] 裴晨, 陈全世, 林成涛. 基于支持向量机回归的电池 SOC 估计方法研究 [J]. 电源技术, 2007, 31 (3): 242-243.
- [9] Goebel K, Saha B, et al. Prognostics in battery health management [J]. IEEE Instrumentation and Measurement Magazine, 2008, 11 (4): 33-40.
- [10] Liu G. A Study on remaining useful life prediction for prognostic applications [D]. Louisiana: University of New Orleans Theses and Dissertations, 2011.
- [11] 解冰. 基于支持向量机的锂离子电池寿命预测方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.