

基于改进粒子滤波算法的医疗锂电池 PHM 系统设计

何 成¹, 刘长春², 武 洋²

(1. 上海第二工业大学 智能制造与控制工程学院 副教授, 上海 201209;

2. 上海第二工业大学 环境与材料工程学院 硕士研究生, 上海 201209)

摘要: 针对维持生命的医疗电子设备的锂离子电池维修问题, 设计了一套故障预测与健康管理系统 (Prognostics and Health Management—PHM), 提出了 PHM 系统的实现框架; 通过搭建一套电池控制应力水平实验平台并将故障注入锂离子电池中, 来进行数据采集; 建立基于阿列纽斯模型 (Arrhenius Model) 的医疗电子设备的锂离子电池模型, 通过无迹粒子滤波 (Unscented Particle Filter—UPF) 算法和粒子滤波 (Particle Filter—PF) 算法计算出实时故障的概率并给出剩余寿命预测以及健康管理维护方法; 通过 Matlab 对比 UPF 和 PF 的预测剩余寿命的仿真结果与实验所测数据的吻合度, 选出 UPF 算法为最优算法并及时诊断故障, 为后续维护提供建议。

关键词: 医疗锂离子电池; 故障预测与健康管理系统; 阿列纽斯模型; 无迹粒子滤波算法

Electromedical Lithium Battery PHM System Design Based on Improved Particle Filter Algorithm

He Cheng¹, Liu Changchun², Wu Yang²

(1. School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University,

Shanghai 201209, China; 2. School of Environmental and Material Engineering,

Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

Abstract: Aiming at the maintenance of Li-ion battery for life-supporting medical electronic equipment, a set of prognostics and health management (PHM) was designed and the implementation framework of the PHM system was proposed. A data-acquisition process was conducted by constructing a battery-controlled stress level test platform and injecting faults into a lithium ion battery. A lithium-ion battery model based on the Arrhenius model of a medical electronic device was established. The probability of real-time failures was calculated by using the UPF and PF algorithms, and the remaining life prediction and health management maintenance methods was given. Comparing the simulation results of the predicted remaining life of Unscented Particle Filter and Particle Filter with the experimentally measured data through Matlab, the UPF algorithm was selected as the optimal algorithm and the faults were diagnosed in time to provide suggestions for subsequent maintenance.

Keywords: electromedical lithium-ion battery; prognostics and health management system; arrhenius model; unscented particle filter algorithm

0 引言

对于严重心律不齐、心脏跳动过缓等心脏病患者而言, 安装心脏起搏器等医疗电子设备可以达到可靠治疗的目的。在患者体内安装心脏起搏器等医疗电子设备后, 需对医疗电子设备的电池电量进行监测, 并进行实时故障预测与健康。防止由于医疗电子设备工作由于电池枯竭或者电池故障导致患者生命危险^[1-2]。医疗电子设备普遍使用锂电

池, 如果医疗电子设备中锂电池有毛病并停止工作, 那就会危及病人安全, 甚至导致严重的医疗事故。这种医疗电子设备中锂电池作为心脏起搏器、心脏除颤器的供电电源, 在心脏跳动不规律的病人的日常生活中起着重要的作用。如果这些医疗电子设备中锂电池在使用时不起作用, 后果十分严重, 有时甚至会导致死亡。为了解决这些问题, 医疗电子设备需要对关键部件锂电池进行实时监控, 及早发现故障, 合理制定维修计划。

1 电池故障模式

医疗电子设备中电池由于各种原因 (如电解液量的变化, 温度变化和电压变化) 而老化。腐蚀和过载也可能导致电池过早老化。如果锂电池的过放、过充、过流保护和维护程序不会定期执行, 电池老化和容量损耗就可能发生^[3]。

在所有的电池故障中, 容量损耗是最常见的之一。电

收稿日期: 2018-04-23; 修回日期: 2018-05-31。

基金项目: 上海第二工业大学研究生项目基金 (EGD18YJ0003)。

作者简介: 何 成 (1976-), 男, 上海人, 副教授, 工学博士, 主要从事故障预测与健康、智能制造方向的研究。

通讯作者: 刘长春 (1995-), 男, 江苏扬州人, 硕士研究生, 主要从事环境监测技术、智能制造方向的研究。

池损耗主要是由于 3 个原因造成的：电池放电深度过大导致电压升高增加了电池内部腐蚀的速度。当电池工作环境高于 35 摄氏度时导致容量开始下降，直接导致了电池容量的损耗。电池的容量降低了，电池的使用寿命自然也就缩短了。随着充放电倍率的增加，锂电池容量损失的差别更加明显，电池的充放电循环性能也就下降。

2 测试平台

为了获得测试数据，在正常和错误的条件下，为目标电池设计和建造一个测试平台。处理实验数据并提取适当的特征或条件指标 (Cis)，处理的数据结合适当的故障增长模型和称为无迹粒子滤波的新型估计算法被用于实现故障诊断和故障预测。测试平台由电池充放电模块和温度、电压、电流数据采集分析系统组成^[4-6]。

2.1 锂电池充放电模块

本次锂电池充放电管理使用的主芯片是 BQ24230，该芯片能够实现可编程输入电流，集成了动态电源路径管理，具有过压保护，可编程预充电和快速充电安全时间，具有 NTC 热敏电阻输入能实现电池的高温保护，该芯片具有状态指示灯能够指示充电状态和充电完成状态和电源良好指示灯。该芯片能够实现对电池的 3 个充放电阶段：预充放电、恒定电流和恒定电压充放电，并能够根据电池内部的温度实现对电池的充放电电流调整；该芯片集成充放电功率级和充放电电流感应功能具有高精度的电流和电压调节环路。该芯片的外围硬件电路如图 1 所示。

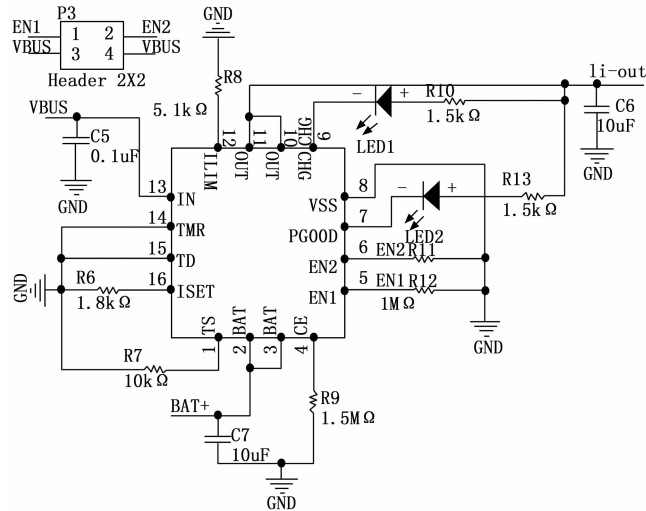


图 1 电池充放电模块

2.2 数据采集系统

本次锂电池状态信息采集是由主芯片 BQ27410 以及相对应得外围硬件电路实现的，具体的电路设计如图 2 所示。

该芯片适用于单节的锂离子电池应用，内部采用的是阻抗跟踪 (Impedance Track) 技术来实现对电池剩余电量、充电状态、电池电流、电池电压、老化程度等信息查询，同时通过温度传感器采集电池内部的实时温度。该芯片内部集成 LDO 可直接通过电池对芯片进行供电，内部集成处

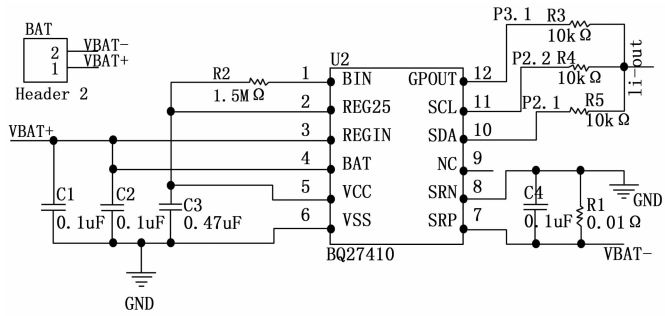


图 2 数据采集系统

理器，支持电池温度报告，可以配置电池的充电中断方式，该芯片的通信方式是 IIC 协议，只需通过上拉电阻就可以实现与处理器之间的通信，从而可以读取电池的状态信息。

2.3 故障注入

测试平台工作流程如图 3 所示，可充电植入式医疗电子设备中电池选择模拟人体的温度：37℃。在测试中，定期注入故障，直至电池达到故障状态并记录故障数据。故障注入包括以下安排：对锂电池逐步增加充放电周期数，直至电池的容量减少，导致容量损耗故障模式。

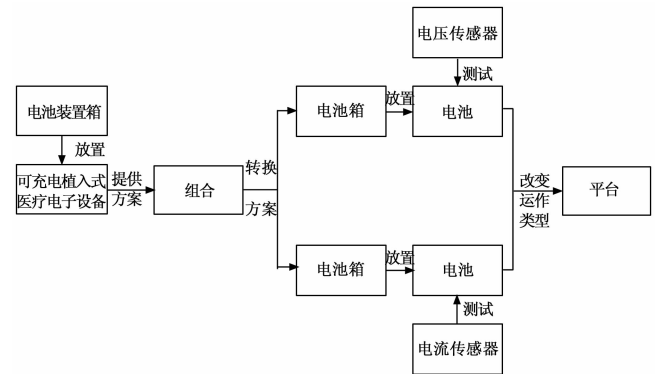


图 3 测试平台工作流程

3 特征提取和选择

锂离子电池的寿命特征参数通常情况下是指能够表征电池健康状态的参量，通过在一定的运行工作环境下对锂离子电池特征参数的选择从而实现锂电池 RUL (Remaining Useful Life) 的估计^[7-8]。提出等压降放电时间的概念：锂离子电池在一定情况下，从一高电位恒流放电到一低电位所用的时间，这个时间即为等压降放电时间：

$$t_i(HI) = |t_{V_H} - t_{V_L}|, i = 1, 2, 3, \dots, k \dots$$

式 (1) 中， $t_i(HI)$ 是第 i 个充放电循环寿命周期时所产生的等压降放电时间差； t_{V_H} 为高电压时所对应的时间； t_{V_L} 为低电压时间所对应的时间。在锂离子电池剩余寿命预测中，由于锂电池充放电循环周期 c 既与剩余容量 Q 有关，又与等压降放电时间 t 都有关，也就是说只要控制锂电池充放电循环周期 c 的变化，就可以得出 t 和 Q 的关系。故采用一阶偏相关系数分析法分析在控制锂电池充放电循环周期 c 不变的情况下，等压降时间 t 与剩余容量 Q 之间的相关关系：

$$r_i Q_c = \frac{r_i Q - r_{n,r} Q_c}{\sqrt{1-r_c^2} \sqrt{1-r_Q^2}}$$

计算得出相关系数 r 在 0.6~0.8 区间中, 说明锂电池充放电过程中等压降时间 t 和剩余容量 Q 之间的关系为强相关, 因而选择等压降放电时间 t 以及电池容量 Q 作为锂离子电池特征参数。在改变温度的条件下, 进行充放电实验, 测得可充电植入式医疗电子设备中电池的电压以及容量, 记录下实验数据, 运用 Matlab 软件将实验数据导入其中并进行粒子滤波算法和无迹粒子滤波算法的对比运算, 绘制出容量变化曲线, 根据容量变化曲线, 设定电池报废阈值, 一旦容量在充满电后低于电池报废阈值, 即认定电池报废, 医疗电子设备无法正常工作。同时, 根据容量变化曲线的趋势, 利用粒子滤波算法和无迹粒子滤波算法预测其剩余寿命, 给出相应的维护建议, 以便医疗人员能够及时发现并解决医疗电子设备电池故障问题。

4 建模: 阿列纽斯模型

因为经验模型具有阶数低, 结构简单, 利于工程实现等优点, Thomas 等人根据锂离子电池的功率衰退相对值与时间, 温度和 SOC (State of Charge) 的实验数据, 推导出电池储存寿命的完全经验模型。实验表明电池功率与温度存在 Arrhenius 关系^[9-10], 由于医疗电子设备锂电池充放电实验是在改变温度的条件下进行的, 需要测得可充电植入式医疗电子设备中电池的电压以及容量, 因而考虑用阿列纽斯模型来描述电池的损耗演变, 选择合适的温度预测值 (K) 来表示体温条件:

Arrhenius Model: (阿列纽斯模型)

$$\begin{cases} R(k+1) = R(k) + \alpha(k) \cdot e^{-C_1/C_2 \cdot T} + \gamma_1(k) \\ \alpha(k+1) = \alpha(k) + \gamma_2(k) \\ T = f(k) \\ Feature(k) = R(k) + n(k) \end{cases} \quad (3)$$

式 (3) 中: C_1 , C_2 和 m 是固定的模型参数; $R(k)$ 是时刻 k 的电池内阻值; $\alpha(k)$ 是未知模型参数在时间 k 处的估计值; T 是以开尔文度为单位的预测的环境温度, 指定为 k 的函数; γ_1 和 γ_2 是高斯白噪声信号; n 是一个统一的白噪声信号。

由 Arrhenius 方程得出植入式医疗电子设备中锂离子电池的寿命公式:

$$t_{life} = \left\{ \frac{\exp\left(a_0 + \frac{a_1}{T}\right) / \left(1 + \exp\left(a_0 + \frac{a_1}{T}\right)\right)}{\exp\left(b_0 + \frac{b_1}{T} + b_2 \times SOC\right)} \right\}^+$$

式 (4) 中: T 是以开尔文度为单位的预测的环境温度, 指定为 k 的函数; a_0 , a_1 , b_0 , b_1 和 b_2 均为模型参数初始值。

5 医疗锂电池故障预测与健康管理系统无迹粒子滤波框架

锂离子电池寿命退化可以由反复充放电循环过程中, 利用电池容量的衰减来表征锂电池的健康状态 SOH^[11]:

$$SOH = \frac{Q}{Q_{rated}} \times 100\% \quad (5)$$

式中, Q_{rated} 为额定容量; Q 为第 i 个充放电周期的容量。

医疗锂电池故障预测与健康管理系统的寿命预测流程如图 4 所示, 当医疗锂电池当前的实际容量降低到其额定容量的 70% 时, 锂电池将呈现指数加速衰减特性, 可以将此时的医疗电子设备中锂电池判断为不可靠的失效状态, 并将失效状态显示给医护人员以便及时更换医疗锂电池防止出现医疗事故。在医疗锂电池故障预测与健康管理系统的无迹粒子滤波算法的框架上, 利用无损卡尔曼滤波 (UKF - Unscented Kalman Filter) 产生粒子滤波的重要性密度函数^[12-13]。由于 UKF 产生的重要性概率密度函数与真实状态概率密度函数的支集重叠部分更大, 所以 UKF 的估计精度也就更高^[14-15]。UPF 利用 UKF 来更新每一个粒子, 所得粒子的均值和方差用于更新下次采样的新粒子, 融入最新的观测知识, 使新的粒子群的概率分布更接近于真实的概率密度分布^[16-18]。正因为如此, UPF 算法能够在每一次粒子更新中进行自我纠正, 从而拥有更高的滤波精度。所以在粒子数相同的情况下, UPF 算法的医疗锂电池剩余寿命预测和故障预测精度要优于 PF 算法, 这使得基于改进粒子滤波算法 (即无迹粒子滤波算法) 的医疗锂电池剩余寿命预测以及故障预测结果更加准确。

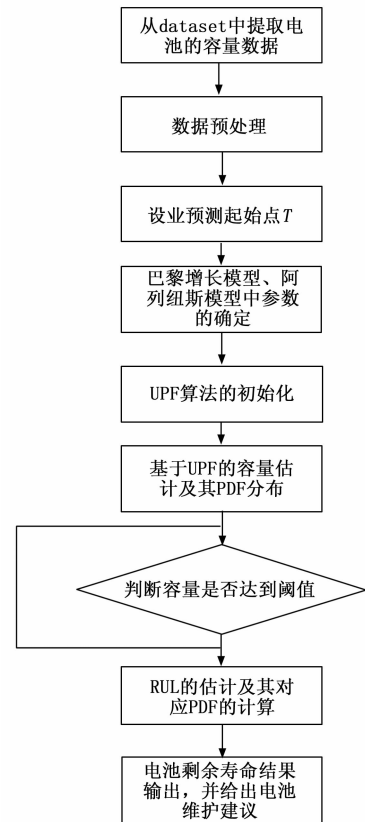


图 4 医疗锂电池故障预测与健康管理系统的无迹粒子滤波框架

Q_0 ($Q_0 = Q_{rated}$) 为所测医疗锂电池的初始容量, Q_1, \dots, Q_k 依次分别为前面所测量的 k 个容量数据值, 运用所测数据 Q_1, \dots, Q_k 以及初始容量 Q_0 对医疗锂电池剩余寿命进行基于 UPF 算法的预测分析, 所得的概率密度函数

如下：

$$P(L_{k+p} | Q_{0,k} \approx \sum_{i=1}^N w_i^k \delta(L_{k+p} - L_{k+p}^i) \quad (6)$$

6 粒子滤波与无迹粒子滤波仿真结果及对比分析

将医疗锂电池的充放电循环寿命的失效阈值设定为医疗锂电池额定容量的 70% (即 60 mAH)，因而医疗锂电池循环寿命即为容量降低到额定容量的 70% 时所对应的锂电池充放电循环周期次数。利用医疗锂电池退化样本数据对阿列纽斯模型参数进行初始化，再分别利用医疗锂电池充放电循环周期次数为前 50 Cycle 和前 80 Cycle 的退化样本数据进行 PF 和 UPF 的模型参数更新。紧接着，分别以 50 Cycle 和 80 Cycle 为医疗锂电池预测起始时刻进行故障预测以及剩余寿命 (RUL) 预测。最后，在更新医疗锂电池阿列纽斯模型的同时，将基于 UPF 和 PF 算法的 RUL 预测结果进行对比和误差分析，验证基于改进的粒子滤波算法 (即 UPF 算法) 对医疗锂电池进行剩余循环寿命预测的优势。运用 Matlab 进行仿真验证分析，设定初始化粒子总数目为 200，在进行基于 PF 和 UPF 算法的剩余寿命预测时，两种算法方式的有效样本粒子数如表 1 所示。

表 1 基于 PF 和 UPF 算法的剩余寿命预测时有效粒子数

| 算法 | PF | UPF |
|------|-----|-----|
| 有效粒子 | 127 | 162 |

以 50 Cycle 和 80 Cycle 为医疗锂电池预测起始时刻进行剩余寿命 (RUL) 预测结果如图 5，图 6，图 7 和图 8 所示。

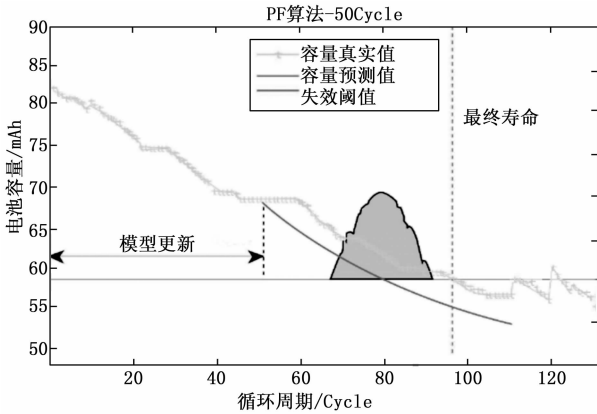


图 5 在 50 Cycle 时 PF 预测结果

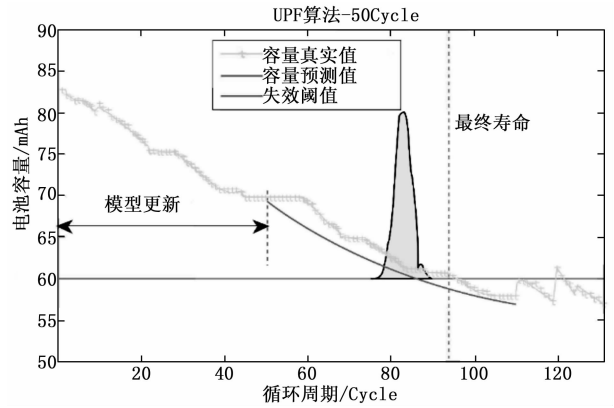


图 6 在 50 Cycle 时 UPF 预测结果

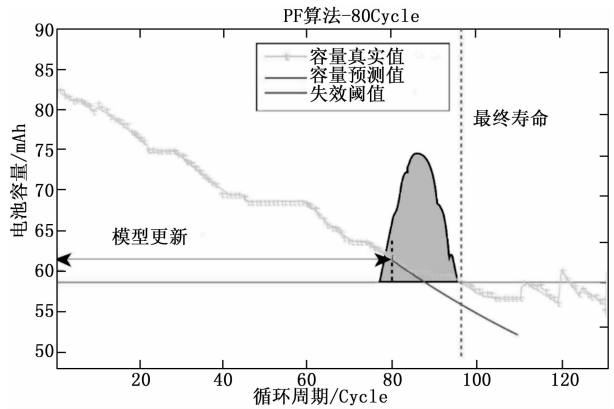


图 7 在 80 Cycle 时 PF 预测结果

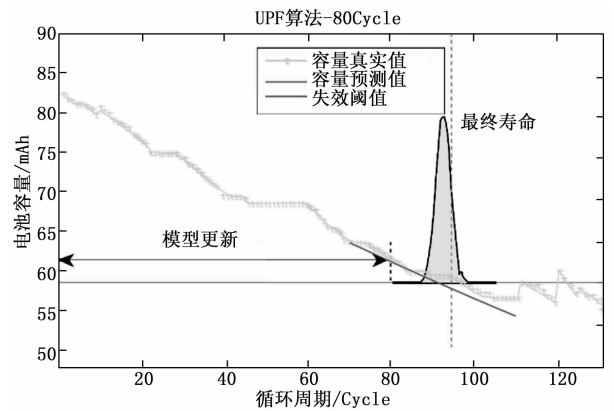


图 8 在 80 Cycle 时 UPF 预测结果

采用均方误差 (mean square error, MSE) 和拟合优度 (R) 来对算法进行性能评价，预测结果的误差通过平均相对误差 (mean relative error, MRE) 来量化表示^[19-20]。RUL 预测结果和退化趋势预测相对误差如表 2 和如图 9 所示。

表 2 基于 PF 和 UPF 的 RUL 预测结果的误差分析

| 结束周期 | 算法 | 均方误差 MSE | 拟合优度 R | 预测值 | 实际值 | 平均相对误差 MRE |
|------|-----|------------|--------|-----|-----|------------|
| 50 | PF | 0.0214 | 0.7026 | 79 | 95 | 16.8% |
| | UPF | 0.0042 | 0.8429 | 85 | 95 | 10.5% |
| 80 | PF | 6.531e-003 | 0.7526 | 86 | 95 | 9.47% |
| | UPF | 5.518e-004 | 0.8801 | 92 | 95 | 3.16% |

由表 1 可见，相对于 PF 算法，UPF 算法运用在 Matlab 仿真过程中时，显著地提高了有效粒子数目，同时也使得粒子退化和匮乏的现象在一定程度上得到了弱化。由表 2 可见在 80 Cycle 时刻，MSE 和 R 均要小于 50 Cycle，因为相对于 50 Cycle，在 80 Cycle 时刻具有更多训练样本，能更精确地更新经验模型参数，RUL 的预测精度也会相对有所提高。由表 2 可见以 50 Cycle 为预测起始时刻，PF 和 UPF 预测误差分别为 16 和 10，相对误差为 16.8% 和 10.5%；以 80 Cycle 为预测起始时刻，预测误差为 9 和 3，相对误差为 9.47% 和 3.16%。

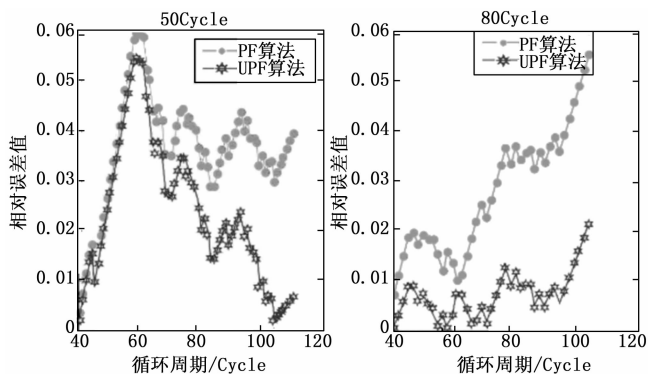


图 9 PF 和 UPF 预测相对误差对比

由图 5, 图 6, 图 7, 图 8 和图 9 可以看出, 以 80 Cycle 为预测起点的退化趋势的预测误差小于以 50 Cycle 为预测起点的退化趋势的预测误差, 最后 RUL 的 PDF 区域更加尖锐和集中, 因为更多的退化样本数据更新 80 Cycle 的经验模型参数, 所以预测精度更高。同时, 基于 UPF 退化趋势预测, 最终 RUL 预测结果和 RUL 的 PDF 预测性能均优于基于 PF 的预测方法, 在一定程度上提高了滤波精度。

为了在粒子退化方面改善了 PF 并且减弱粒子退化问题, 提出了基于 UPF 的电子医疗设备锂电池剩余使用寿命 (RUL) 预测方法, 并结合电子医疗设备锂电池退化样本数据进行了仿真分析电池。与 PF 相比, UPF 可以有效解决粒子退化受损的问题, 还可以追踪电子医疗设备锂电池退化的趋势, 获得更精确的概率密度分布。UPF 可以有效解决 PF 粒子退化现象, 提高滤波精度。

7 结论

医疗电子设备锂离子电池退化数据仿真分析结果表明: 与 PF 算法相比, 基于 UPF 算法的医疗设备锂电池故障预测与健康管理系统在有效解决削弱黎姿退化问题的同时也能够追踪 锂离子电池退化趋势, 得到预测结果较精确的概率密度分布, 且循环周期越长, 预测结果越精确。预测和健康管理系统是医疗电子设备中值得研究的一个重要课题, 本文介绍了一种基于新的粒子滤波算法运用在医疗电子设备中关键部件的过程、故障诊断以及评估和测试的框架。基于流数据、合适的特征提取、Arrhenius Model (阿列纽斯模型) 和 UPF 粒子滤波的预测方法, 能够对医疗电子设备锂离子电池进行实时故障诊断以及寿命预测, 给出剩余使用寿命以及健康管理的维护建议, 提高了医疗电子设备锂离子电池工作的可靠性。

参考文献:

[1] 王苏湘, 彭驭风, 赵有璠. 医用电子设备传统电池升级为锂离子电池的可行性研究 [J]. 医疗卫生装备, 2014, 35 (9): 46-48.

[2] 黄世安, 吴航, 刘保真. 医疗设备中的电池管理研究 [J]. 医疗卫生装备, 2015, 36 (10): 139-140.

[3] 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.

[4] I Landau. Agreement at PF: An Argument from Partial Control [J]. Syntax, 2016, 19 (1): 79-109.

[5] 邸忆, 顾晓辉, 龙飞, 等. 一种基于改进 UPF 的运动声阵列交互多模型目标跟踪方法 [J]. 控制与决策, 2018 (2): 249-255.

[6] 陈建新, 侯建明, 王鑫, 等. 基于局部信息融合及支持向量回归集成的锂电池健康状态预测 [J]. 南京理工大学学报, 2018 (1): 48-55.

[7] 汪晶, 聂桂根, 薛长虎. 应用高斯粒子群优化的无迹粒子滤波 [J]. 测绘通报, 2017 (4): 1-5.

[8] M Mishra, J Martinsson, M Rantatalo et al. Bayesian hierarchical model-based prognostics for lithium-ion batteries [J]. Reliability Engineering & System Safety 2018, 172: 25-35.

[9] 周前, 汤华龙, 杨存哲. 电源模块工作寿命提高方法的研究 [J]. 上海电气技术, 2014, 7 (3).

[10] 周红燕. 阿列纽斯方程与电感镇流器的耐久性测试 [J]. 照明工程学报, 2006, 17 (1): 38-41.

[11] M Dalal, J Ma, D He. Lithium-ion battery life prognostic health management system using particle filtering framework [J]. Journal of Risk & Reliability, 2015, 225 (1): 81-90.

[12] N Alshurafa, JA Eastwood, S Nyamathi et al. Battery optimization in smartphones for remote health monitoring systems to enhance user adherence [A]. International Conference on Pervasive Technology [C]. 2014: 8.

[13] CABC Dudézert, PA Gyan, SB Franger et al. Application of a mechanical methodology for lithium-ion battery life prediction [A]. 24th International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition 2009 [C]. EVS 24, vol. 3 (2009) pp. 2043-2053.

[14] X Li, J Miao, J Ye. Lithium-ion battery remaining useful life prediction based on grey support vector machines [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7 (12) 1-8.

[15] 周向阳, 邹幽兰, 赵光金, 等. 退役锂动力电池预测技术研究 [J]. 电源技术, 2016, 40 (7): 1352-135.

[16] S Challa, M Wazid, AK Das et al. Authentication Protocols for Implantable Medical Devices: Taxonomy, Analysis and Future Directions [J]. IEEE Consumer Electronics Magazine, 2017, 7 (1): 57-65.

[17] Wang D, Yang F, Zhao Y, et al. Prognostics of Lithium-ion batteries based on state space modeling with heterogeneous noise variances [J]. Microelectronics Reliability, 2017, 75: 1-8.

[18] L Tao, J Ma, Y Cheng et al. A review of stochastic battery models and health management [J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2017, 80: 716-732.

[19] Wang Fuluan, Du Jun, Pei Jinhai. Overview On Global Lithium Battery Market and Application [J]. Journal of Power Sources, vol. 38, no. 3, pp. 564-568, 2014.

[20] 李春鑫, 王孝通, 徐晓刚. 改进粒子滤波算法在目标状态估计中的应用 [A]. 博士生学术年会 [C]. 2008, 24 (1): 66-69.