

工业锂电池退化过程研究与剩余使用寿命预测^①

陶耀东, 李 宁

(中国科学院大学, 北京 100049)

(中国科学院沈阳计算技术研究所, 沈阳 110168)

摘 要: 随着锂离子电池在航空航天、军工建设、工业制造、电动汽车以及储能设备等领域的广泛研究与应用, 其剩余使用寿命预测具有重要意义. 本文通过对锂离子电池退化原理与退化过程数据分析, 剔除锂离子电池松弛效应, 建立含随机效应的 Wiener 退化过程模型. 在获知其退化阈值的情况下, 推导出锂离子电池的寿命分布, 并在此基础上, 对单个锂离子电池剩余使用寿命进行预测. 最后在 NASA 的 PCoE 数据库提供的电池数据集进行实例验证, 结果表明相对于参考文献所述传统的设备贮存-工作联合退化模型, Wiener 过程退化模型具有更高的预测精度.

关键词: Wiener 过程; 工业锂离子电池; 剩余使用寿命; PHM

Degradation Process Research and Remaining Useful Life Prediction for Industrial Lithium-ion Battery

TAO Yao-Dong, LI Ning

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

(Shenyang Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110168, China)

Abstract: With the lithium-ion batteries widely research and application in the aerospace, military construction, industrial manufacturing, electric vehicles and energy storage equipment areas, its remaining useful life prediction is of great significant. Through analyzing the principle of the lithium ion degradation process data and eliminating lithium-ion battery relaxation effect, this paper establishes Wiener process degradation model with random effects. Knowing its degradation threshold, lithium ion battery life distribution is deduced, and on this basis, we can predict a single lithium-ion battery remaining useful life. Finally using the battery data of NASA PCoE database to verify, the results show that compared with the traditional equipment storage-work joint degradation model, which is mentioned in the references, Wiener process degradation model has higher precision of prediction.

Key words: Wiener process; industrial lithium-ion battery; remaining useful life; PHM

1 概述

锂离子电池在 20 世纪 90 年代已在移动终端、手持设备中得到商业化应用, 因其循环使用寿命长、能量密度大、输出电压高、自放电率低、环境友好、工作温度范围广等卓越性能在航空航天、军工建设、工业制造、电动汽车以及储能设备等领域得到广泛研究与应用. 然而, 锂离子电池存在非线性退化失控引发爆炸火灾等故障, 其安全性和可靠性成为工作环境复

杂、形态多样的工业锂电池进一步应用的障碍. 电池故障可能导致用电设备/系统的性能下降或故障、甚至致命任务失败、增加成本, 因此对锂离子电池剩余寿命预测成为电池故障诊断健康管理(PHM)的核心功能^[1,2]. 电池剩余寿命预测(RUL)是一个涵盖基础材料、电子能源、自动测试、可靠性、统计、机器学习、计算机等多领域的交叉学科和研究热点, 国外马里兰大学先进寿命周期工程中心(Center for Advanced Life

^① 基金项目: 沈阳市 2014 年科技计划项目(F14-056-7-00); “高档数控机床与基础制造装备”科技重大专项 (2013ZX04007031)

收稿时间: 2016-05-13; 收到修改稿时间: 2016-06-16 [doi: 10.15888/j.cnki.csa.005587]

Cycle Engineering, CALCE)对锂电子电池寿命预测实验及 RUL 预测研究处于世界领先地位; NASA 的卓越故障预测研究中心(Prognostics Center of Excellence, PCoE)大力研究电池剩余寿命预测算法, 并提供多组开放数据; IMS 李杰团队在车用充电锂电池的 PHM 系统研究中取得一定的成果.

当前锂电池 RUL 分为三类, 其一是基于锂离子电池的物理化学模型的预测, 该方法预测精度高、适应性好、无需大量数据, 但是会对电池造成不可逆伤害, 实时性差; 第二是数据驱动 RUL 预测方法, 该方法精度略有减低但是适应性好, 实时性强, 不会对电池造成伤害, 也无需关注锂离子电池复杂的物理化学过程; 第三类则是融合型 RUL 预测方法, 组合集成多种方法的混合模型, 弥补单一模型的不足, 充分发挥不容模型的优点, 融合包括模型数据融合与多种数据驱动模型融合. 文献[3]将无损卡尔曼滤波算法(UKMF)用于研究锂电池基于老化的电池参数变化, 并用等效电路的线性拟合研究锂电池充放电容量和内阻变换, 该方法需要有电子电路的专业知识, 且线性拟合误差较大; 文献[4]将高斯过程回归算法(GPR)用于锂离子电池健康状态评估与预测, 并得到满意的精度; 文献[5]提出基于在线支持向量回归(Online SVR)的电池剩余使用寿命预测方法; 文献[6]和文献[7]提出粒子滤波算法(PF)用于锂离子电池故障诊断预测, 与健康状态评估; 文献[8]提出一种基于向量机相关算法(RVM)的锂离子电池剩余寿命预测方法. 数据驱动的 RUL 方法基于先进的传感测量技术, 采集存储于电池生命状态相关的特征参数, 并将这些相关的特征参数与简单的模型关联, 借助机器学习算法、智能算法、统计分析技术进行分析预测电池的 RUL, 从而为电池的维护和能源保障提供决策信息.

本文提出一种基于退化模型的锂离子电池剩余寿命预测方法, 运用极大似然法估计锂离子电池退化参数与剩余使用寿命. 该方法利用 Wiener 退化模型构建锂电池退化过程, 基于退化观察数据运用极大似然法估计随机参数.

2 原始模型描述

2.1 锂电池的退化模型

锂电池性能退化管理包括两个层面, 其一是剩余使用寿命的预测, 一般设定某一阈值 $I_{threshold}$ (为具有更广泛意义, 表示为百分比), 当满足:

$$C_{deg} = \frac{C_{initial} - C_t}{C_{initial}} * 100\%$$

$C_{initial}$: 锂电池初始容量, C_t : 锂电池在时间 t 的容量, C_{deg} : 锂电池容量退化百分比. 当 C_{deg} 小于等于阈值 $I_{threshold}$ 即认为锂电池进入失效状态. 另一概念是剩余电量的管理, 充放电状态下电池容量监控, 防止过充过放电的发生. 本文研究的方法主要针对的是前者, 剩余使用寿命预测.

文献[9]指出锂电池存在充放电退化过程与休息期的松弛效应(Relaxation effect)过程, 前者使电池容量降低, 后者使电池容量略有恢复; 在构建存粹的退化模型之前, 需要适当处理松弛效应带来的影响.

$$C_{k+1} = \eta_c C_k + \beta_1 \exp(-\beta_2 / \Delta t_k)$$

C_k 表示第 k 次充放电周期容量; Δt_k 表示第 k 与 $k+1$ 的休息时间; β_1, β_2 表示待定松弛效应参数; η_c 表示库伦系数.

影响锂电池的退化的原因复杂, 包括环境温度、放电深度、过充电、过放电等, 在微观上表现电解液、金属锂离子、电镀层粒子的损耗等大量影响因素的叠加, 根据中心极限定理, 可以认为锂电池退化增量近似为正态分布, 可采用 Wiener 退化过程中描述工业锂电池退化过程.

2.2 Wiener 过程

令随机过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 表示锂电池随时间 $t(t \geq 0)$ 的 Wiener 退化过程, 如果满足条件:

- (1) $X(0) = x_0$, 在下文中令 $x_0 = 0$;
- (2) $\{X(t), t \geq 0\}$ 是标准布朗运动, 具有平稳独立增量, 增量与时间无关;
- (3) 对 $t > 0, X(t) \sim N(\mu_x, \sigma_x^2)$, 令 $\mu_x = \mu t, \sigma_x^2 = \sigma^2 t$. 可表示为: $X(t) = X(0) + \theta t + \sigma B(t)$.

具有如下性质:

- (1) 时间 $t \sim t + \Delta t$ 的增量服从正太分布, 即 $\Delta X = X(t + \Delta t) - X(t) \sim N(\mu_x, \sigma_x^2), \mu_x = \mu \Delta t, \sigma_x^2 = \sigma^2 \Delta t$ 在锂电池模型中, 需要排除松弛效应影响;

- (2) 对任意两个不相交的时间区间 $[t_1, t_2], [t_3, t_4], t_1 < t_2 \leq t_3 < t_4$, 增量 $X(t_4) - X(t_3)$ 与 $X(t_2) - X(t_1)$ 相互独立.

在实际数据获取中, 因为存在噪声、扰动、非线性因素的影响, 往往不能得到真实的值, 而是带有噪声的测量值, 在此用 $Y(t)$ 表示观测的退化过程在 t 时刻的退化值, $X(t)$ 为真实的退化值, $X(t)$ 与 $Y(t)$ 可用下式模型描述: $Y(t) = X(t) + \varepsilon(t)$, $\varepsilon(t)$ 为高斯白噪声, 且与

$B(t)$ 相互独立, 表示测量误差. 为实现锂离子电池剩余寿命预测, 需定义其首达时间: 锂电池退化过程服从随机效应形式的一元 Wiener 过程 $\{X(t), t>0\}$, 定义锂电池寿命 T 退化过程 $\{X(t), t>0\}$ 的退化量首次达到或超过该退化量对应的失效阈值时间, 即 $T = \inf\{t : X(t) \geq l_{threshold}\}$ $l_{threshold}$ 为上文给出的失效阈值.

3 基于退化数据锂电池RUL预测模型

为准确预测锂电池剩余使用寿命, 考虑含测量误差与随机效应, 建立锂电池剩余寿命的预测模型, 然后利用极大似然估计法估计相应参数.

3.1 锂电池剩余寿命预测模型

对某剩余寿命待预测对象 i , 在时刻 $t_{i0}=0, t_{i1}, \dots, t_{imi}$ 进行 m_i+1 次测量, $i=1, 2, \dots, n$ 得到的测量数据为 y_{ij} ; 令 $\Delta y_{ij} = y_{ij} - y_{i, j-1}$ 为 i 在 $t_{i, j-1}$ 到 t_{ij} 之间的退化增量, 服从高斯分布. 在考虑测量误差与随机效应的 Wiener 退化过程中用 $Y(t_{ij})$ 表示在时间 t_{ij} 的退化测量值, 可表示 $Y(t_{ij}) = \beta t_{ij} + \sigma_B B(t_{ij}) + \sigma_R \varepsilon(t_{ij}), j=1, \dots, m_i, \beta$ 指平均退化速率, 锂电池 i 的平均退化速率是均值, 但是对于不同的锂电池则存在差异, 服从高斯分布, 可表示为 $\beta \sim N(\mu_\beta, \sigma_\beta^2), B(t)$ 是标准 Wiener 过程, σ_B 为扩散系数, $\varepsilon(t)$ 为高斯白噪声, 均值为 0, 方差为 1.

现对锂电池剩余寿命预测, 令 $Y = \{Y(t_{i0}), \dots, Y(t_{ij})\}$ 表示锂电池在 i 在第 j 次测量的退化量, 由上面所述公式, 预测 i 锂电池在时间 $t_{ij}+t$ 的退化量可用下式求出: $Y(t_{ij}+t) = \beta(t_{ij}+t) + \sigma_B B(t_{ij}+t) + \sigma_R \varepsilon(t_{ij}+t), j=1, \dots, m_i$, 更详细表示为:

$$Y(t_{ij}+t) = Y(t_{ij}) + \beta t + \sigma_B B(t_{ij}+t) - \sigma_B B(t_{ij}) + \sigma_R \varepsilon(t_{ij}+t) - \sigma_R \varepsilon(t_{ij}), j=1, \dots, m_i$$

所以 i 锂电池的剩余使用寿命 T 为: $T = \inf\{t, Y(t_{ij}+t) \geq l_{threshold}\}$, 这里取值认为锂电池的容量下降到 $70\% = l_{threshold}$ 即为锂电池寿命终止. 根据 Wiener 退化过程性质, 锂电池剩余寿命分布函数, 即分布密度函数为:

$$f_T(t) = \sqrt{\frac{l_{threshold}^2}{2\pi t^3 (\sigma_\beta^2 l_{threshold} + \sigma_B^2)}} * \exp\left\{-\frac{(l_{threshold} - \mu_\beta t)^2}{2t(\sigma_\beta^2 t + \sigma_B^2)}\right\}, t \geq 0$$

由此可知, 锂电池剩余使用寿命平均值为: $l_{threshold} / \beta, l_{threshold}$ 指测试点 $Y(t_{ij})$ 与阈值 $l_{threshold}$ 之间的差. 以上面概率密度函数模型求得的剩余使用寿命仍

存在较大误差, 因为没有考虑到扩散系数的随机效应, 进一步改进, 考虑退化速率与扩散系数都含随机效应的情形, 采用正态-逆伽马分布描述退化系数与扩散系数的分布情况, 针对单个锂电池, 退化参数 $\beta, D (D = \sigma_B^2)$ 恒定不变, 因此单个锂电池的寿命服从逆高斯分布, 则产品的寿命分布为:

$$f_T(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{+\infty} \Phi * \Psi D^{-(\beta+1)} e^{-\frac{\alpha}{D}} dudD$$

$$\Psi = \exp\left[-\frac{(\mu - \nu)^2}{2\eta D}\right] \frac{\alpha^\beta}{\Gamma(\beta)}$$

$$\Phi = \frac{l_{threshold}}{\sqrt{2\pi D t^3}} \exp\left[-\frac{(l_{threshold} - \nu t)^2}{2Dt}\right] \frac{1}{\sqrt{2\pi \eta D}}$$

根据文献[10]得到:

$$f_T(t) = \frac{\Gamma(\beta + 0.5)}{\Gamma(\beta)} \frac{l_{threshold}}{\sqrt{2\pi \alpha (1 + \eta t)}} * \left[\frac{(l_{threshold} - \nu t)^2}{2\alpha t (1 + \eta t)} + 1\right]^{-\beta - 1}$$

3.2 模型参数估计

上述锂电池剩余寿命预测模型求解实际上就是对模型参数的估计, 考虑测量误差与随机效应的影响, 利用测量数据经行参数估计, 假设锂电池 i 在时间 $t_j, j=1, \dots, m_i$ 的测量数据为 $Y(t_{ij}), j$ 表示测量数据的个数, 则有 $Y(t_{ij}) = \beta t_{ij} + \sigma_B B(t_{ij}) + \sigma_R \varepsilon(t_{ij}), j=1, \dots, m_i$, 以锂电池 i 为例, 运用极大似然估计方法研究其参数, 令参数 $\theta = (\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta)$ 表示待估参数, 又令时间间隔 $\Delta t = (\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_j), \Delta Y = (\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_j)$, 其中 $\Delta Y_j = Y_j - Y_{j-1}$. 由 Wiener 过程可知: $E[\Delta Y] = \mu_\beta \Delta t$; $Cov(\Delta Y_i) @ \Sigma = \sigma_B^2 \Delta t \Delta t^T + \sigma_B^2 K + \sigma_R^2 P$, 其中:

$$K = \text{diag}(\Delta t), P = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & L & 0 \\ -1 & 2 & -1 & L & 0 \\ 0 & -1 & 2 & L & 0 \\ M & M & M & O & M \\ 0 & 0 & L & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

则参数 $\theta = (\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta)$ 的似然函数为:

$$l(\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta | \Delta t, \Delta Y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{j}{2}} \sqrt{|\Sigma|}} * \exp\left\{-\frac{1}{2} (\Delta Y - \mu_\beta \Delta t)^T \frac{\Delta Y - \mu_\beta \Delta t}{\Sigma}\right\}$$

其中 $\Sigma = \sigma_B^2 \Delta t \Delta t^T + \sigma_B^2 K + \sigma_R^2 P$ 为提高预测的精确度, 考虑不同实验以及 Wiener 过程增量的独立相关性, 存在 i 次实验测量, 则有:

$$L(\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta | \Delta t, \Delta Y) = l(\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta | \Delta t_1, \Delta Y_1) * \dots * l(\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta | \Delta t_i, \Delta Y_i) = \prod_i l(\sigma_B^2, \sigma_R^2, \sigma_\beta^2, \mu_\beta | \Delta t_i, \Delta Y_i)$$

通过多维维搜索算法最大化下述截面似然函数:

$$l(\sigma_B, \sigma_R) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n |\sigma_B^2 K + \sigma_R^2 P| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \ln(1 + \sigma_B^2 \rho_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\Delta Y - \hat{\mu}_\beta \Delta t)^T \frac{\Delta Y - \hat{\mu}_\beta \Delta t}{\sigma_B^2 K_i + \sigma_R^2 P} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{\sigma}_\beta (\psi_i - \hat{\mu}_\beta \rho_i)}{1 + \sigma_B^2 \rho_i}$$

令 $\psi_i = \frac{\Delta t_i^T \Delta Y_i}{\sigma_B^2 K_i + \sigma_R^2 P}$, $\rho_i = \frac{\Delta t_i^T \Delta t_i}{\sigma_B^2 K_i + \sigma_R^2 P}$, 可以得到

$\hat{\sigma}_B, \hat{\sigma}_R$, 即 σ_B, σ_R 的估计值, 根据参考文献[10-12]得到: $\hat{\mu}_\beta = \frac{1}{n \rho_i} \sum_{i=1}^n \psi_i$, $\hat{\sigma}_\beta = \frac{1}{n \rho_i^2} \sum_{i=1}^n (\psi_i - \hat{\mu}_\beta \rho_i)^2 - \frac{1}{\rho_i}$, 即 μ_β, σ_β 的估计值. 则其平均剩余使用寿命为:

$$\frac{l'_{threshold} - \varepsilon - \hat{\sigma}_B * W(l)}{\beta}$$

4 实例分析

本文关心的重点是单个锂电池剩余使用寿命的预测, 文献[13]使用随机效应的 Wiener 过程画出了锂电池寿命分布密度曲线, 但是因使用的数据来仅自个 4 个锂电池实验, 且每个锂电池测试的截止放电电压不同, 所得到的寿命分布可信度并未达到所述水准. NASA 的 PCOE 数据库提供了大量的供 PHM 算法研究的数据, 其中一组是以锂电池为研究对象得到的数据, 关于该组锂电池实验条件以及数据详细信息参考文献[13]和文献[14], 提供的数据是在实验条件下得到的, 中途存在电池“休息”时间, 引发锂离子电池的松弛效应, 考虑到实际的工业锂电池工况往往是直到不符合运行条件时才会维修替换, 所以需要消除锂离子电池松弛效应带来的影响, 上文已总结松弛效应数据模型, 修正松弛效应前后的数据如图 1 所示.

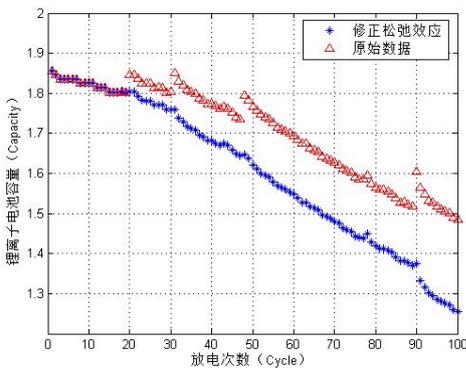


图 1 B0005 修正松弛效应数据与原始数据

图 2 显示未剔除锂电池松弛效应的退化水平与剔

除松弛效应的退化水平的正太分布概率图形, 显然因松弛效应引入的误差, 原始数据的正态分布概率图形并不是呈现直线, 数据无法使用 Wiener 退化过程建模, 消除松弛效应后数据直线拟合度有了很大提高, 符合 Wiener 退化过程.

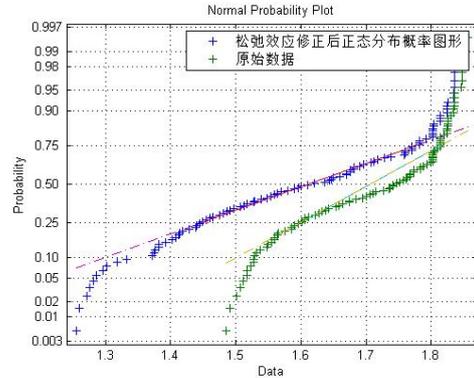


图 2 松弛效应修正数数据与原始数据正太

依据上文提出的模型, 应用极大似然估计得到参数 $\beta \sim N(-0.0065, 0.0025^2)$, $\sigma_R = 0.0047, \sigma_B = 0.0102$, 对单一的锂电池带入模型 $Y(t_k + l) = \beta(t_k + l) + \sigma_B B(t_k + l) + \sigma_R \varepsilon(t_k + l)$, 令 $Y(t_k + l)$ 为退化失效时的水平状态, 得到的 l 即为失效的周期数, t_k 并不是日历时间, 在这里指的是第 k 个 Cycle; 在已知 t_k 时刻的退化水平, 经过 l 个 Cycle 后锂电池达到失效阈值, 则有 $Y(t_k + l) - Y(t_k) = \beta l + \sigma_B W(l) + \sigma_R g(l)$, 令 $W(l) = B(t_k + l) - B(t_k)$, 因为是从 t_k 开始预测经历时间 l 达到退化失效状态, 可令 $B(t_k) = 0$, 那么 $W(l)$ 就是一个标准的 Wiener 过程; 令 $g(l) = \varepsilon(t_k + l) - \varepsilon(t_k)$, $g(l)$ 服从正态分布. 在该本次实例中, 认为锂电池容量达到初始容量的 70%(令 $Y(t_k + l) = 1.400$)即进入失效阈值, $Y(t_k)$ 为 t_k Cycle 退化量, 是已知量, β 用平均退化速率代替, 取值为 -0.0055. 数据剔除松弛效应后, 锂离子电池理论失效时间大约是 84 个循环周期, 与参考文献[9]所提方法比较, t_k 取 30%, 60%, 90% 寿命分位点计算剩余寿命估计值, 结果如表 1 所示.

表 1 不同寿命分位点剩余寿命预测

寿命分为点	30%	60%	90%
存在松弛效应实际剩余寿命	87.5	50	12.5
文献[15]预测法	102.3	56.3	14.6
剔除松弛效应后实际剩余寿命	59	34	8
本文方法预测	64.4	36.7	5

通过表 1 结果的比较, 本文所方法在 30%, 60%, 90% 的误差分别为 5.4, 2.7, 3 个 Cycle, 而文献[15]的误

差分别是 14.8, 6.3, 2.6 个 Cycle^[16], 发现本文提出的方法相对参考文献提出的方法预测精度得到一定程度的提高. 图 3 是应用上述方法求的预测剩余寿命路径与其置信区间.

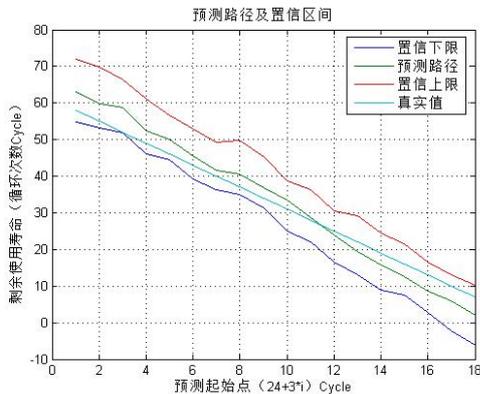


图3 预测剩余寿命路径与置信区间

图中明显可以看出在中后期的预测更接近实际情况, 前期因所使用的数据较少, 准确度不足.

5 结论

本文在 Wiener 过程框架下, 在去锂离子电池松弛效应的影响基础上, 考虑实验测量不确定性与随机效应的影响, 应用极大似然估计的参数, 对单个锂电池剩余使用寿命进行估计, 最后用 NASA 的 PCoE 提供锂离子电池的实验数据验证该模型的有效性. 实验结果表明: 本文方法考虑到不同锂离子电池个体的特性, 剩余使用寿命预测精度得到提高, 相对于传统的等效电路模型, 上述方法不需要掌握 li-离子电池内部复杂的物理化学过程, 原理更简单; 相对于其他的数据驱动方法, 其对数学理论的要求也有所降低. Wiener 退化过程适用于在微观上由大量因素叠加, 可应用中心极限定理, 退化增量服从正太分布的设备、仪器老化过程. 将本文方法实际推广需在锂离子电池端安装精度较高的传感器以及相应的数据处理芯片, 进一步的工作是将所述方法与工业大数据 PHM 技术结合, 使用贝叶斯参数估计方法优化参数估计, 提高模型的实际工程应用能力, 最终实现线上的锂离子电池剩余寿命预测.

参考文献

- 1 刘大同, 周建宝, 郭力萌, 彭宇. 锂离子电池健康评估和寿命预测综述. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 1-16.
- 2 平平. 锂离子电池热失控与火灾危险性分析及高安全性电

池体系研究[博士学位论文]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014: 3-13.

- 3 Bole B, Kulkarni C, Daigle M. Adaptation of an electrochemistry-based Li-Ion battery model to account for deterioration observed under randomized use. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. 2014.
- 4 Liu DT, Pang JY, Zhou JB, Peng Y. Data-driven prognostics for Lithium-ion battery based on Gaussian process regression. Prognostics & System Health Management Conference. IEEE. Beijing. 2012.
- 5 Zhou JB, Liu DT, Peng Y, Peng XY. Dynamic battery remaining useful life estimation: An on-line data-driven approach. 2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). 2012. 2196-2199.
- 6 Saha B, Goebel K. Model adaptation for prognostics in a particle filtering framework. International Journal of Prognostics and Health Management, 2011, (6): 1-10.
- 7 Olivares BE, Munoz MAC, Orchard ME, et al. Particle-filtering-based prognosis framework for energy storage devices with a statistical characterization of state-of-health regeneration phenomena. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(2): 364-376.
- 8 周建宝. 基于 RVM 的锂离子电池剩余寿命预测方法研究 [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- 9 Saha B, Goebel K. Modeling Li-ion battery capacity depletion in a particle filtering framework. Proc. of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. 2009.
- 10 彭宝华. 基于 Wiener 过程的可靠性建模研究 [博士学位论文]. 长沙: 国防科技大学, 2010.
- 11 金光. 基于退化的可靠性技术-模型、方法及应用. 北京: 国防工业出版社, 2014: 63-111.
- 12 李子先. 基于退化模型的电子系统贮存可靠性分析方法研究 [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- 13 Saha B, Goebel K, Poll S, Christophersen J. Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian framework. IEEE Trans. on Instrumentation Measurement, 2009, 58(2): 291-296.
- 14 NASA PCoE, Battery Prognostics. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/batteryprognostics/references/2007>.
- 15 程龙, 冯静, 孙权, 周经伦, 蔡永超. 非连续运行设备贮存-工作联合退化模型及其应用. 电子学报, 2012, 40(12): 2549-2552.
- 16 孙国玺, 张清华, 文成林, 段志宏. 基于随机退化数据建模的设备剩余寿命自适应预测方法. 电子学报, 2015, 43(6): 1119-1126.