

基于维纳过程的锂离子电池剩余寿命预测

李玥铎¹, 刘淑杰^{*1}, 高斯博², 胡娅维¹, 张洪潮¹

(1. 大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 中国船舶重工集团公司 第七六〇研究所, 辽宁 大连 116013)

摘要: 锂离子电池内部结构复杂,受外界影响大,使其容量退化过程具有不确定性因素而呈现随机性.对电池容量退化服从非线性维纳过程建立状态空间模型,并认为参数是服从共轭分布的随机变量,增加了模型不确定性使之更加符合锂离子电池容量的退化过程.利用自助法获得先验分布参数初始值,由共轭分布的性质可以得到后验分布的类型,由此得到简便的参数估计方法.粒子滤波可对每一时刻的参数及退化状态进行估计和更新,根据提前设定的状态阈值可以预测电池的剩余寿命.具体实例验证了方法的准确性,该方法对可靠性高、样本量少的电池的剩余寿命预测有借鉴意义.

关键词: 锂离子电池;剩余寿命;维纳过程;参数估计;粒子滤波

中图分类号: TM912

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201702003

0 引言

锂离子电池因其体积小、质量轻、能量高、工作电压高、温度范围宽、自放电率低和循环寿命长等诸多优点,已广泛应用于交通工具、航空航天和国防军事等领域.锂离子电池通过内部的化学反应存储和释放电能,在实际应用中随着化学反应的进行,电池内部会发生一系列老化现象,从而导致其健康状态逐渐退化.作为许多复杂机械系统的核心部件,其退化会影响整个系统的运行状态.因此对锂离子电池的状态估计和剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测已成为一个具有理论研究意义和实际使用价值的热点问题.

锂离子电池在充放电过程中内部化学物质逐渐变化,加之电池生产过程的随机性和工作条件的影响,使得电池在某一时刻的性能退化也是随机的,因此可以采用维纳过程来描述电池的性能退化^[1].彭宝华等^[2-3]采用维纳过程对金属化膜电容器的性能退化过程进行建模,并提出一种综合评估方法对金属化膜电容器可靠性进行评估,得到其寿命分布.周经伦等^[4]将自助法应用到参数

估计问题中,在一定程度上提高了计算精度.Wang等^[5]将维纳过程中的漂移系数扩展为状态,利用Kalman滤波对状态进行估计,得到精度提高的剩余寿命分布.Si等^[6]考虑了漂移状态的不确定性,提出基于维纳过程的迭代退化模型,降低了剩余寿命分布的不确定性.Jin等^[7]利用正态分布来描述产品总体维纳过程退化模型的漂移参数和扩散参数,对总体寿命进行预测,取得了较理想的效果.以上研究考虑了产品退化过程中的不确定性和对状态空间模型中参数的分析,但并未对参数后验分布的获得进行详细说明.

对于锂离子电池剩余寿命预测的常规思想是,根据其退化状态的历史信息预测电池的失效时间.锂离子电池的退化过程是动态非线性的,因此利用粒子滤波对锂离子电池剩余循环寿命进行预测得到了国内外学者的关注.Goebel等^[8-10]提出了一种基于贝叶斯理论框架的电池剩余寿命预测方法,该方法利用电池退化历史数据建立离线电池模型,用相关向量机结合粒子滤波的方法得到电池的剩余寿命,但该方法的缺点是不适合在

收稿日期: 2016-07-25; 修回日期: 2017-01-11.

基金项目: “九七三”国家重点基础研究发展计划资助项目(2011CB013401).

作者简介: 李玥铎(1990-),女,硕士生, E-mail: liyuexindut@163.com; 刘淑杰*(1977-),女,讲师,硕士生导师, E-mail: liushujie@dlut.edu.cn; 张洪潮(1953-),男,教授,博士生导师, E-mail: hongchao18@163.com.

线应用,且阻抗测量既耗时又昂贵。He等^[11]和Miao等^[12]采用 Dempster-Shafer 证据理论优化容量的指数经验退化模型,在此基础上采用无迹粒子滤波(unscented particle filter,UPF)实现了锂离子电池剩余寿命预测。以上研究证明了利用粒子滤波可以实现对锂离子电池剩余寿命实时准确的预测。

本文利用非线性维纳过程描述电池容量退化过程中的动态随机性,建立状态空间模型。维纳过程中的漂移系数和扩散系数均为未知参数,需对其进行参数估计。参数估计的关键是获得参数的先验分布和后验分布,本文认为维纳过程参数是服从共轭分布的随机变量。在对共轭先验分布的超参数进行估计时,令形状参数服从正态分布,尺度参数服从伽马分布,然后利用自助法获得先验分布参数初始值,由共轭分布的性质可以得到后验分布的类型,由此得到简便的参数估计方法。容量退化状态估计由粒子滤波的方法获得,根据提前设定的状态阈值可以预测电池的剩余寿命。

1 基于粒子滤波的维纳过程估计

1.1 非线性维纳过程建模

维纳过程是一种连续时间随机过程,可用于描述锂离子电池的退化过程,其表达式为

$$x(t) = \eta t + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

式中: η 为维纳过程的漂移系数; σ_B 为布朗运动的扩散系数; $B(t)$ 为标准布朗运动, $B(t) \sim N(0, t)$ 。

建立非线性维纳过程有

$$x(t) = x(0) + \eta \Lambda(t) + \sigma_B B(\Lambda(t)) \quad (2)$$

式中:参数 η 和 σ_B 均为随机变量; $x(0) = 0$; $\Lambda(t)$ 是时间 t 的非线性函数。

在实际应用过程中,因为测量精度或者工作环境的影响,很难直接测得系统的真实退化状态。由于测量噪声的存在,观测方程可以表示为

$$y(t) = x(t) + \sigma_R \epsilon(t) \quad (3)$$

其中 σ_R 是观测噪声, $\epsilon(t) \sim N(0, 1)$ 。

间隔采样后构建离散的状态空间模型有

$$\begin{aligned} X_n &= X_{n-1} + \eta_{n-1} \tau_n + \sigma_{B,n} W_n \\ Y_n &= X_n + \sigma_{R,n} V_n \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\tau_n = \Lambda(t_n) - \Lambda(t_{n-1})$, W_n 和 V_n 是标准正态变量,其余参数如前所述。

1.2 先验分布分析

对于维纳过程中的未知参数,先对其假设合

适的先验分布,记 $\pi_0(\eta, \sigma_B^2, \sigma_R^2)$ 为 $\eta, \sigma_B^2, \sigma_R^2$ 的联合先验分布。由于系统的动态模式和退化状态会受到例如材料和环境等相同因素的影响,状态方程中的漂移系数 η 和扩散系数 σ_B^2 相关,但描绘系统退化状态的参数 η 和 σ_B^2 独立于描述测量过程的参数 σ_R^2 。故联合先验分布可以拆分成

$$\begin{aligned} \pi_0(\eta, \sigma_B^2, \sigma_R^2) &= \pi_{0,1}(\eta, \sigma_B^2) \times \pi_{0,1}(\sigma_R^2) = \\ &= \pi_{0,1}(\sigma_R^2) \times \pi_{0,2}(\eta | \sigma_B^2) \times \pi_{0,2}(\sigma_B^2) \end{aligned} \quad (5)$$

为确保后验分布与先验分布同族并且当前的后验分布可作为下一时刻的同族先验分布,令状态方程中各参数的先验分布为共轭先验分布,常用的共轭先验分布如表1所示。

表1 常用共轭先验分布

Tab. 1 The commonly-used conjugate prior distribution

总体分布	未知参数	共轭分布
正态分布	均值、方差	正态-逆伽马分布
正态分布(已知方差)	均值	正态分布
正态分布(已知均值)	方差	逆伽马分布
二项分布	成功概率	贝塔分布
指数分布	失效率	伽马分布

这里假设 η 的先验分布服从正态分布, σ_B^2 的先验分布服从逆伽马分布, σ_R^2 服从逆伽马分布,故 η, σ_B^2 的联合先验分布和条件先验分布分别服从正态-逆伽马分布和正态分布。记超参数的估计值为 $m_0 = \hat{\mu}_\eta, \nu_0 = \hat{\sigma}_\eta^2, \nu_B = \hat{\sigma}_B^2, \nu_R = \hat{\sigma}_R^2, n_0 = \nu_B / \nu_0$,可得如下先验分布:

$$\pi_{0,1}(\eta, \sigma_B^2) \sim NIG(m_0, n_0, \alpha_B, \lambda_B)$$

$$\pi_{0,1}(\sigma_R^2) \sim IG(\alpha_R, \lambda_R)$$

$$\pi_{0,2}(\eta | \sigma_B^2) \sim N(m_0, \sigma_B^2 / n_0)$$

$$\pi_{0,2}(\sigma_B^2) \sim IG(\alpha_B, \lambda_B)$$

1.3 基于粒子滤波的后验分布分析和状态估计

由文献[6]可知,将参数变量拓展为状态变量的一部分,代入新的观测值,同时对参数、状态进行估计可以降低因迭代带来的偏差,提高估计的准确率。模型参数与系统状态相互影响,而不是相互独立,故拓展成一个变量对其进行统一的估计。令 $\theta_n = \{\eta_n, \sigma_{B,n}^2, \sigma_{R,n}^2\}$,通过粒子滤波近似出后验分布 $p(\theta_n, x_n | y_{1:n})$,继而得到 $\theta_n = \{\eta_n, \sigma_{B,n}^2, \sigma_{R,n}^2\}$ 的估计值 $\check{\theta}_n = \{\check{\eta}_n, \check{\sigma}_{B,n}^2, \check{\sigma}_{R,n}^2\}$ 。

粒子滤波是基于贝叶斯估计框架,利用蒙特卡罗方法采样估计随机样本的均值与后验概率分布,它对系统状态空间模型没有特定要求,可以处

理任何的非线性非高斯问题. 本文只简要介绍其算法流程^[13], 如图 1 所示.

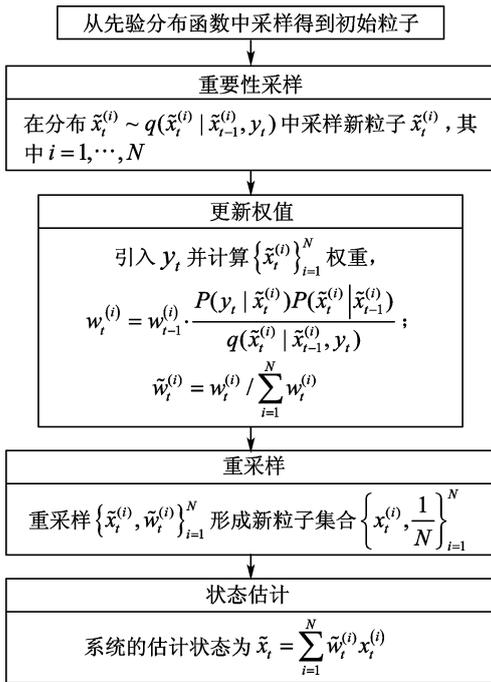


图 1 粒子滤波算法流程图

Fig. 1 Particle filter algorithm flow chart

根据前文中的离散状态空间模型, 代入先验分布中的超参数后有:

(1) 后验分布 $p(\eta | \sigma_B^2, z) \sim N(m_n, \sigma_n^2)$ 中超参数估计结果

$$m_n = \frac{n}{n+n_0} m_0 + \frac{n_0}{n+n_0} \bar{\delta}_n \quad (6)$$

$$\sigma_n^2 = (n+n_0) \nu_B^2$$

其中 $\bar{\delta}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_i, \delta_i = x_i - x_{i-1}$.

(2) 后验分布 $p(\sigma_B^2 | z) \sim IG(\alpha_{B,n}, \lambda_{B,n})$ 中超参数估计结果

$$\alpha_{B,n} = \alpha_{B,0} + \frac{n}{2} \quad (7)$$

$$\lambda_{B,n} = \lambda_{B,0} + \frac{1}{2} S_{\delta,n}^2 + \frac{n_0 n}{2(n+n_0)} (\bar{\delta}_n - m_0)^2$$

其中 $S_{\delta,n}^2 = \sum_{i=1}^n (\delta_i - \bar{\delta}_n)^2$.

(3) 后验分布 $p(\sigma_R^2 | z) \sim IG(\alpha_{R,n}, \lambda_{R,n})$ 中超参数估计结果

$$\alpha_{R,n} = \alpha_{R,0} + \frac{n}{2} \quad (8)$$

$$\lambda_{R,n} = \lambda_{R,0} + \frac{1}{2} S_{\epsilon,n}^2$$

其中 $S_{\epsilon,n}^2 = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2, \epsilon_i = y_i - x_i$.

粒子滤波用于估计出后验状态 $\hat{x}(i)$, 然后通过 $\delta_i, \bar{\delta}_n, \epsilon_i, S_{\delta,n}^2, S_{\epsilon,n}^2$ 就可得到状态空间模型后验分布中的超参数. 特别的, 粒子滤波体现在求每一时刻的系统退化状态, 通过这些状态表征了后验分布函数, 由于后验分布与设定的先验分布共轭, 则后验分布的分布类型与先验分布相同为已知, 所以通过分布拟合, 即确定了先验分布的参数和后验分布的参数. 当前时刻的后验分布可作为下一时刻的先验分布进行状态估计, 由此实现了参数和状态的每一步更新. 图 2 表示了基于粒子滤波的状态估计和寿命预测原理图, t 为预测起始点, 前 t 时刻的样本点可以作为历史数据, 利用粒子滤波对其状态跟踪. 从 t 时刻开始迭代更新系统参数值和状态值, 每输出一个状态的预测值, 判断其是否达到阈值, 若达到, 则结束迭代过程, 并输出剩余寿命的预测结果及其概率密度函数. 在 95% 的置信区间, 系统均有可能达到寿命结束点.

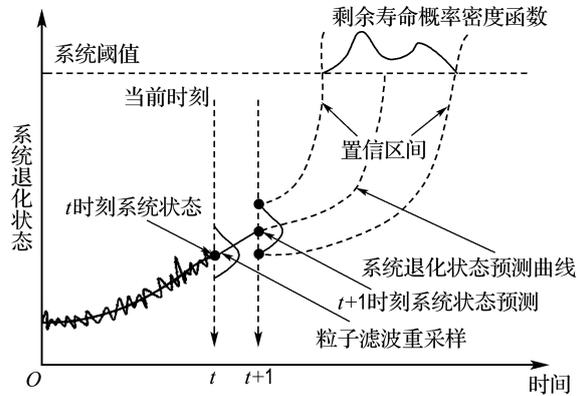


图 2 基于粒子滤波的状态估计和寿命预测

Fig. 2 State estimation and RUL prediction based on particle filter

2 应用实例

2.1 实验数据来源介绍

电池容量退化实验数据来自 NASA-PCoE 中心^[14], 实验设备及过程参数设置如下: 锂电池型号为 18650, 充电电流恒定为 1.5 A, 充电直到电池电压为 4.2 V, 放电电流恒定为 2 A, 放电直到电池电压为 2.5 V, 扫描电池阻抗频率为 0.1~5 000 Hz.

电池容量的退化状态表征电池的老化, 当电

池的容量 C 达到额定容量的 75%，即 $1.38 \text{ A} \cdot \text{h}$ 时认为电池寿命达到失效阈值，由图 3 电池容量退化曲线可知该电池的循环寿命为 126。

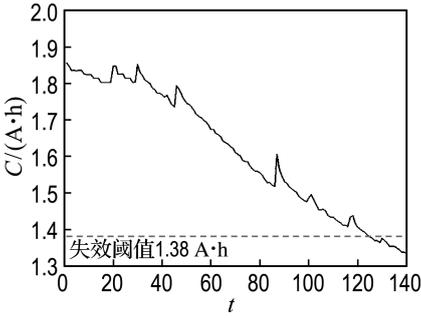


图 3 电池容量退化曲线

Fig. 3 Battery capacity degradation curve

2.2 基于自助法的先验分布参数估计

自助法 (bootstrap) 通过自助抽样获取自助样本, 利用有放回的抽样通过求平均值来估计参数的初始值. 对于估计对象为方差和偏差, 自助样本取为 200 组即可, 为提高估计精度, 本文自助样本设为 1 000 组^[15-16]. 利用 Matlab 分布拟合工具箱基于自助法得到参数的先验分布估计.

通过分布拟合得到各参数的先验分布的超参数如表 2 所示.

表 2 基于自助法的先验分布超参数

Tab. 2 Hyper-parameters of the prior distribution based on bootstrap method

参数变量	先验分布类型	先验分布超参数
漂移系数 η	正态分布	$\mu_\eta = -5 \times 10^{-3}, \sigma_\eta^2 = 2 \times 10^{-3}$
扩散系数 σ_B^2	逆伽马分布	$\alpha_B = 20.13, \lambda_B = 2.04 \times 10^{-3}$
噪声参数 σ_R^2	逆伽马分布	$\alpha_R = 3.52, \lambda_R = 9.76 \times 10^{-5}$

2.3 基于共轭分布的后验分布参数估计

利用式(6)~(8), 可以根据共轭分布性质计算出不同观测时刻 ($t = 1 \sim 140$) 的后验分布超参数, 如图 4 所示.

利用求出的各个时刻后验分布超参数便可求得各个相应时刻的后验分布, 各参数 $\eta, \sigma_B^2, \sigma_R^2$ 从各个分布中采样, 就可得出各参数在不同时刻的估计值, 因刚开始时参数估计结果振荡, 差异巨大, 故只画出观测时刻 $t = 60 \sim 140$ 的各参数估计值, 如图 5 所示.

从 $t = 60 \sim 140$ 选择 $t = 60, 70, 80, 90, 100$ 这 5 个特征时间点作为后面锂离子电池剩余寿命预测的起始点. 故将这 5 个时刻的后验分布参数值列于表 3 中, 便于后文进行状态估计.

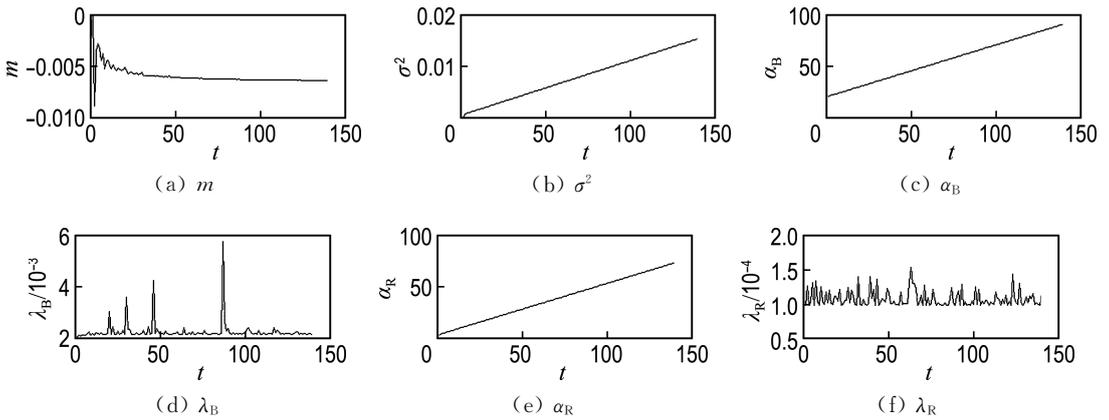


图 4 后验分布中不同时刻各超参数的估计值

Fig. 4 Hyper-parameter estimation of posterior distribution at different time

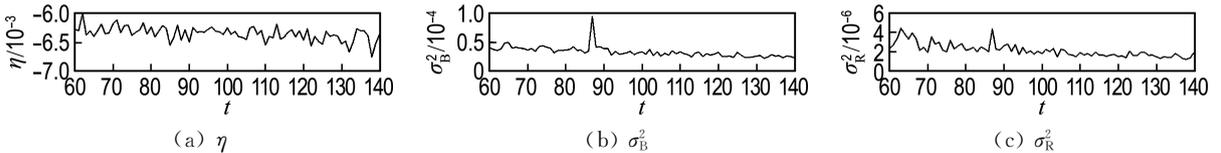


图 5 后验分布各参数的估计值

Fig. 5 Parameters estimation of posterior distribution

表 3 后验分布中 5 个不同时刻各参数的估计值

Tab. 3 Parameters estimation of posterior distribution at five different time

观测时刻	η	$\sigma_b^2/10^{-5}$	$\sigma_R^2/10^{-6}$
60	-0.006 2	3.996 5	2.179 1
70	-0.006 4	3.682 7	2.525 9
80	-0.006 2	4.842 0	2.397 0
90	-0.006 3	3.440 5	3.136 3
100	-0.006 4	2.892 7	2.871 0

2.4 基于粒子滤波的状态估计及寿命预测

下面估计不同观测时刻的系统状态. 以 $t = 60$ 为例, 做出了基于粒子滤波的电池容量退化预测概率密度函数和累积分布函数, 如图 6 所示. 其中预测的容量退化状态是由每一时刻 500 个粒子状态中的均值表示, 退化曲线与失效阈值的交点即为电池寿命终止点; 粒子状态值小于系统失效阈值的粒子数与总粒子数的比值为该时刻剩余寿命的概率密度 p , 求得每一时刻的概率密度即可拟合出剩余寿命的概率密度函数; 对概率密度的累加为剩余寿命的累积分布函数.

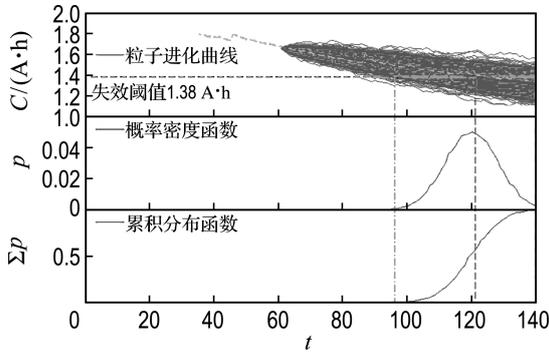


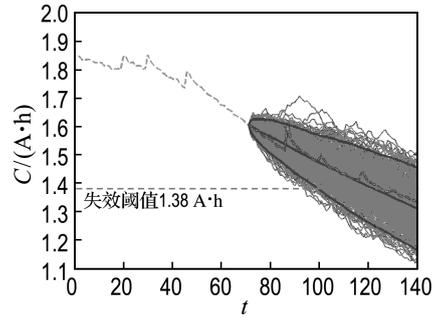
图 6 $t = 60$ 时刻的基于粒子滤波的电池容量退化预测概率密度函数和累积分布函数

Fig. 6 Battery capacity prediction based on particle filter with PDF and CDF at $t = 60$

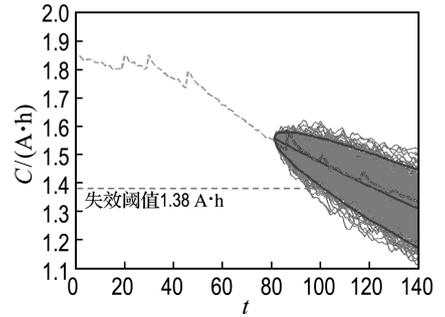
依据前文所述方法, 做出 $t = 70, 80, 90, 100$ 时刻的电池容量退化状态估计与寿命预测, 如图 7 所示, 剩余寿命为容量退化曲线与失效阈值的交点横坐标与预测起始点的差. 粒子滤波中粒子的权值代表了概率密度, 提取每一观测时刻所有粒子的权值构成了剩余寿命的概率密度函数如图 8 所示.

电池容量退化至失效阈值时的循环次数为电池的循环使用寿命, 由图 3 可知电池寿命真实值

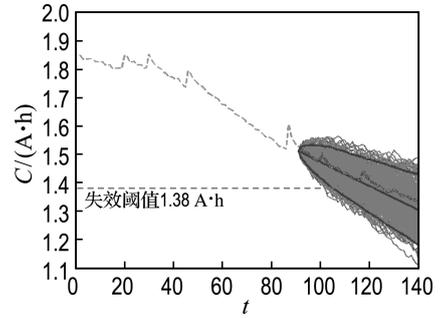
为 126, 寿命与预测起始值的差即为剩余寿命的真实值. 根据以上的预测结果, 将在不同预测起始时刻基于粒子滤波得到的锂离子电池剩余寿命预测值与真实值定量地表示在表 4 中.



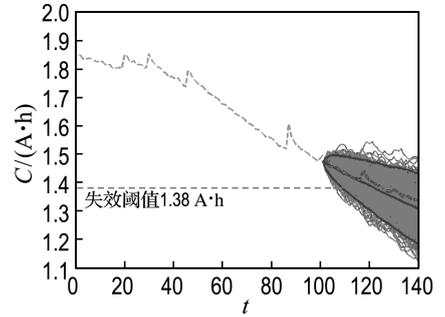
(a) $t = 70$



(b) $t = 80$



(c) $t = 90$



(d) $t = 100$

图 7 不同起始时刻的基于粒子滤波的电池容量退化预测

Fig. 7 Battery capacity degradation prediction based on PF at different starting time

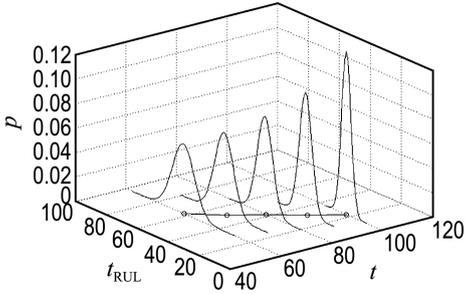


图8 不同起始时刻系统剩余寿命的概率密度函数

Fig. 8 System RUL probability density function at different starting time

表4 不同预测起始时刻系统的剩余寿命预测值与真实值对比

Tab. 4 RUL prediction value compared with the real value at different starting point

预测起始时刻	真实失效时间	预测失效时间	RUL 真实值	RUL 预测值
60	126	122.6	66	62.6
70	126	121.2	56	51.2
80	126	122.3	46	42.3
90	126	121.9	36	31.9
100	126	122.8	26	22.8

由表4中对比可以看出,电池剩余寿命预测值接近真实值,证明本文研究方法的准确性,可以为预测锂离子电池剩余寿命的工程实践提供参考。

3 结 语

本文提出一种对锂离子电池剩余寿命进行预测的方法,详细介绍了参数估计和状态估计的过程.在共轭先验分布的超参数估计中,假设形状参数也是服从正态分布的变量,尺度参数服从伽马分布,并对两参数进行估计,增加了模型不确定性使之更加符合锂离子电池容量的退化过程.非线性维纳过程可描述锂离子电池容量退化过程,利用粒子滤波对电池退化状态进行估计和更新,避免了对锂离子电池退化机理的研究,简便准确.尤其对于可靠性高、样本量少的电池进行剩余寿命预测,具有借鉴意义和参考价值。

参考文献:

[1] WHITMORE G A. Estimating degradation by a

Wiener diffusion process subject to measurement error [J]. **Lifetime Data Analysis**, 1995, **1**(3):307-319.

[2] 彭宝华,周经伦,潘正强. Wiener过程性能退化产品可靠性评估的Bayes方法[J]. **系统工程理论与实践**, 2010, **30**(3):543-549.

PENG Baohua, ZHOU Jinglun, PAN Zhengqiang. Bayesian method for reliability assessment of products with Wiener process degradation [J]. **Systems Engineering - Theory & Practice**, 2010, **30**(3):543-549. (in Chinese)

[3] 彭宝华,周经伦,金光. 综合多种信息的金属化膜电容器可靠性评估[J]. **强激光与粒子束**, 2009, **21**(8):1271-1275.

PENG Baohua, ZHOU Jinglun, JIN Guang. Reliability assessment of metallized film capacitor using multiple reliability information sources [J]. **High Power Laser and Particle Beams**, 2009, **21**(8):1271-1275. (in Chinese)

[4] 周经伦,厉海涛,刘学敏,等. 维纳过程寿命预测的一种自助法[J]. **系统工程理论与实践**, 2011, **31**(8):1588-1592.

ZHOU Jinglun, LI Haitao, LIU Xuemin, *et al.* A bootstrap method of life prediction based on Wiener process [J]. **Systems Engineering - Theory & Practice**, 2011, **31**(8):1588-1592. (in Chinese)

[5] WANG Wenbin, CARR M, XU Wenjia, *et al.* A model for residual life prediction based on Brownian motion with an adaptive drift [J]. **Microelectronics Reliability**, 2011, **51**(2):285-293.

[6] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, HU Changhua, *et al.* A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2013, **35**(1/2):219-237.

[7] JIN Guang, MATTHEWS D E, ZHOU Zhongbao. A Bayesian framework for on-line degradation assessment and residual life prediction of secondary batteries in spacecraft [J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2013, **113**(1):7-20.

[8] GOEBEL K, SAHA B, SAXENA A, *et al.* Prognostics in battery health management [J]. **IEEE Instrumentation and Measurement Magazine**, 2008, **11**(4):33-40.

[9] SAHA B, GOEBEL K, POLL S, *et al.* Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian framework [J]. **IEEE Transactions**

- on **Instrumentation and Measurement**, 2009, **58**(2): 291-296.
- [10] SAHA B, KOSHIMOTO E, QUACH C C, *et al.* Battery health management system for electric UAVs [C] // **2011 Aerospace Conference, AERO 2011**. Piscataway: IEEE Computer Society, 2011: 1-9.
- [11] HE Wei, WILLIARD N, OSTERMAN M, *et al.* Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. **Journal of Power Sources**, 2011, **196**(23):10314-10321.
- [12] MIAO Qiang, XIE Lei, CUI Hengjuan, *et al.* Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique [J]. **Microelectronics Reliability**, 2013, **53**(6):805-810.
- [13] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- HU Shiqiang, JING Zhongliang. **The Principle and Application of Particle Filter** [M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese)
- [14] SAHA B, GOEBEL K. "Battery Data Set", NASA Ames Prognostics Data Repository [DB/OL]. [2016-05-12]. <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository/>.
- [15] 刘文忠. 自助法统计推断的基本原理及应用[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2004, **24**(2): 164-168.
- LIU Wenzhong. Basic theory and application of statistical inference by bootstrapping [J]. **Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition)**, 2004, **24**(2):164-168. (in Chinese)
- [16] EFRON B, TIBSHIRANI R J. **An Introduction to the Bootstrap** [M]. New York: Chapman & Hall / CRC Press, 1998.

Prediction of lithium-ion battery's remaining useful life based on Wiener process

LI Yuexin¹, LIU Shujie^{*1}, GAO Sib², HU Yawei¹, ZHANG Hongchao¹

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. No. 760 Research Institute, China Shipbuilding Industry Corporation, Dalian 116013, China)

Abstract: Lithium-ion battery has a complex internal structure and is easily affected by the external environment, which makes its capacity state degrade with uncertainties and randomness. State space model is used to describe the degradation process of battery capacity which obeys nonlinear Wiener process, and the parameters of state space model are subject to conjugate distributed random variables, which adds the uncertainties of the model and makes it more consistent with the degradation process of the lithium-ion batteries. Bootstrap method is used to obtain the initial parameters of the prior distribution. Besides, due to the property of conjugate distribution, the posterior distribution type is the same as the type of prior distribution, therefore, a simple parameter estimation method can be obtained. Particle filter (PF) contributes to estimate and update the parameters and degradation state at each time. According to the state threshold set in advance, remaining useful life (RUL) of the battery can be predicted. The accuracy of this method is verified by an example. It is shown that the proposed method can provide reference for remaining useful life prediction of batteries with high reliability and small sample applications.

Key words: lithium-ion battery; remaining useful life (RUL); Wiener process; parameters estimation; particle filter