

基于无序测量粒子滤波的锂电池剩余寿命预测

李俊霞^a, 张 淼^b, 郑 慧^b

(浙江科技学院 a. 机械与能源工程学院; b. 自动化与电气工程学院, 杭州 310023)

摘 要: 锂电池是一种复杂的电化学系统,其容量衰退呈非线性退化,粒子滤波(particle filter, PF)算法作为解决非线性非高斯问题的有效算法经常被用于锂电池剩余寿命预测。针对 PF 算法中的模糊测量问题,提出无序测量粒子滤波(out of sequence measurement particle filter, OOSMPF)算法对锂电池剩余寿命进行预测。首先利用锂电池加速充放电所获得的容量衰退数据与充放电循环次数建立双指数模型,然后采用 OOSMPF 算法对锂电池剩余容量进行预测,进而得出锂电池剩余寿命。试验结果显示,本研究提出的 OOSMPF 算法与 PF 算法相比,在对三组锂电池寿命的预测上,剩余寿命误差分别降至 7 次、15 次和 5 次,因此 OOSMPF 算法更适合用于锂电池剩余寿命预测。本研究能为新能源汽车上的锂电池剩余使用寿命预测提供方法参考。

关键词: 无序测量;剩余寿命预测;双指数模型;无序测量粒子滤波

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-8798(2021)01-0008-08

Research on prediction of remaining useful life of lithium battery based on OOSMPF

LI Junxia^a, ZHANG Miao^b, ZHENG Hui^b

(a. School of Mechanical and Energy Engineering; b. School of Automation and Electrical Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

Abstract: Lithium battery is a complex electrochemical system, and its capacity decline shows nonlinear degradation. Particle filter(PF), as an effective algorithm to solve nonlinear non-Gaussian problem, is often used to predict the remaining useful life of lithium battery. In response to the problem of fuzzy measurement afflicting particle filter algorithm, the out of sequence measurement particle filter (OOSMPF) algorithm was proposed to the remaining useful life of lithium battery. Firstly, the double exponential model was established on the basis of the capacity decline data and the number of charge and discharge cycles obtained from accelerated charge and discharge of lithium battery. Then, the OOSMPF algorithm was

收稿日期: 2020-07-16

基金项目: 浙江省教育厅一般科研项目(Y201941367)

通信作者: 张 淼(1991—),女,湖北省荆州人,讲师,博士,主要从事数据驱动软测量与智能优化研究。E-mail: zhangmiao@zust.edu.cn。

employed to predict the remaining capacity of lithium battery, leading to attainment of its remaining useful life ultimately. The simulation results show that comparing the OOSMPF algorithm with the PF algorithm, the remaining useful life error of three groups of lithium batteries by disorder measurement of particle filter algorithm is reduced to 7 times, 15 times and 5 times respectively. Therefore, the OOSMPF algorithm is more suitable for predicting the remaining useful life of lithium battery. The relevant results can provide a reference for predicting the remaining useful life of lithium batteries in new energy vehicles.

Keywords: out of sequence measurement; remaining useful life; double exponential model; out of sequence measurement particle filter(OOSMPF)

锂电池作为目前便携式电子设备及电动汽车的重要供能来源^[1],在现代生活中扮演着不可或缺的角色。锂电池失效会导致整个系统性能下降,带来运行事故^[2]。如果能准确地估计出锂电池的剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)^[3],为用户提供合理的电池更换时间,就能在电池失效前避免故障的发生。锂电池剩余使用寿命预测方法可分为模型驱动方法和数据驱动方法两大类^[4]。模型驱动方法主要根据电池的失效机制、电池材料特性和负载条件来建立锂电池性能退化模型,从而实现对锂电池剩余使用寿命的预测^[5]。He等^[6]建立了锂电池物理降解行为的双指数经验模型,通过训练数据集来实现对模型参数的辨识,从而实现对锂电池健康状态和剩余使用寿命的估算。Li等^[7]通过测量锂电池的阻抗谱,并将其作为充放电循环次数的函数,从而研究锂电池的循环使用寿命。Micea等^[8]采用二阶多项式模型并根据电池循环次数,利用最小二乘法实现了对电池容量的估计。锂电池的电化学反应过程复杂,很难用精确的数学模型来描述两者之间的关系。近年来,许多研究者采用数据驱动方法进行锂电池剩余使用寿命预测。

数据驱动方法不需要知道对象系统的精确数学模型,它是以数据为研究对象,根据锂电池历史数据或状态数据进行剩余使用寿命预测的方法^[9]。李赛等^[10]采用相关向量机算法实现锂电池剩余使用寿命的预测,试验结果表明概率密度分布能有效地反映预测结果的不确定性。秦琪等^[11]采用粒子群算法对粒子滤波(particle filter, PF)算法中的重采样过程进行优化,获得了准确的锂电池剩余寿命的概率分布。张朝龙等^[12]采用混沌粒子群算法对相关向量机算法进行优化,并将其应用于锂电池充放电循环中容量衰退的预测,试验结果证明了其有效性。锂电池作为非线性电化学系统,其容量呈非线性退化,针对非线性非高斯问题,PF算法被证明是一种很有效的方法。PF算法是一种采用蒙特卡罗方法的贝叶斯状态估计算法^[13],它被广泛应用于更新模型的状态和参数^[14]。Dalal等^[15]提出PF框架实现对锂电池剩余容量进行预测,试验结果表明PF算法对锂电池剩余容量预测准确度提升。Miao等^[16]使用经验衰减模型和无迹PF算法对锂电池剩余使用寿命进行预测,试验结果表明PF算法能对预测结果的不确定性进行表达。Wang等^[17]应用球形容积PF算法预测锂电池剩余使用寿命,使用球体积作为PF算法的主要方程,采用阈值法来推算锂电池的剩余使用寿命,试验结果表明无迹PF算法能准确预测锂电池剩余使用寿命。罗悦^[18]采用AR模型,应用PF算法,实现准确的锂电池剩余使用寿命估计,并给出结果的不确定性表达,有助于提高系统可靠性。Ahwiadi等^[19]提出了增强突变粒子滤波(enhanced mutated particle filter, EMPF)算法,通过加入突变粒子和粒子剔除机制方面的改进措施,从而实现对锂电池荷电状态估计和剩余使用寿命的预测。Cheng等^[20]提出了增强粒子滤波(enhanced particle filter, EPF)算法,该算法通过对小权重粒子进行校正并对多项式重采样改进,实现对风力涡轮机传动系齿轮箱寿命的预测。然而,PF算法在锂电池剩余寿命预测中也存在一定的缺陷,如果在序贯重要性采样阶段将部分模糊测量的值用于粒子的更新,多次迭代后估计误差增大将会导致不准确的状态估计,因此,笔者针对上述缺陷提出无序测量粒子滤波(out of sequence measurement particle filter, OOSMPF)算法。

1 模型构建

在锂电池的寿命预测与健康管理中,一般采用定期的电池容量测试来制定相应的电池维护和更换策略。从容量测试中获得的电池容量衰退数据用于描述电池健康状况和寿命预测。在实际锂电池寿命评价中,研究人员通过加速充放电试验来获取电池容量退化数据。经试验证明锂电池容量衰退数据更接近于双指数衰退曲线,因此许多研究者采用双指数模型预测电池寿命。双指数模型被描述如下:

$$Q_k = a \exp(bk) + c \exp(dk). \quad (1)$$

式(1)中: Q_k 为第 k 次循环的锂电池容量; k 为锂电池循环次数; a 、 b 、 c 和 d 为双指数模型的参数,参数 a 和 c 与锂电池内部电阻有关, b 和 d 与锂电池衰退速率有关。

双指数模型中有 4 个参数需要训练,这样会加大模型训练的难度,因此需要对模型进行改进以减少模型参数的个数。通过多项式推导得到锂电池容量衰退的递推公式:

$$Q_k = Q_{k-1} \exp(b) + c \exp(d(k-1))(1 - \exp(b-d)) + \omega_k, \omega_k \sim N(0, \sigma_w). \quad (2)$$

式(2)中: b 、 c 、 d 为锂电池容量衰退模型的参数; ω_k 为状态噪声,满足均值为 0、方差为 σ_w 的标准正态分布。

状态方程对应的观测方程为

$$\tilde{Q}_k = Q_k + v_k, v_k \sim N(0, \sigma_v). \quad (3)$$

式(3)中: \tilde{Q}_k 为第 k 循环锂电池的观测容量; v_k 为观测噪声,满足均值为 0、方差为 σ_v 的标准正态分布。通过对模型进行改进,参数的数量由 4 个减少到 3 个,从而降低了模型的复杂度和缩短了算法的执行时间。

2 OOSMPF 算法的提出

2.1 PF 算法

PF 算法是贝叶斯框架下的一种概率预测方法。对于一个动态系统模型,状态转移函数为

$$x_k = f_k(x_{k-1}, w_{k-1}). \quad (4)$$

式(4)中: x_k 为第 k 循环系统状态; x_{k-1} 为第 $k-1$ 循环系统状态; f_k 为状态转移函数; w_{k-1} 为第 $k-1$ 循环过程噪声。

测量函数为

$$z_k = h_k(x_k, v_k). \quad (5)$$

式(5)中: z_k 为第 k 循环测量值; h_k 为观测函数; v_k 为第 k 循环观测噪声。

粒子滤波算法过程描述如下:

1)初始化。设置初始粒子总数为 N ,状态噪声为 w_{k-1} ,观测噪声为 v_k 。从先验概率密度函数 $p(x_0)$ 生成初始粒子 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$,粒子权重为 $1/N$ 。

2)重要性采样。假设在 $k-1$ 时刻,已知后验概率 $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$,且 x_k 服从一阶马尔科夫过程,则 k 时刻的先验分布为

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1}.$$

更新 k 时刻的后验概率 $p(x_k | z_{1:k})$ 为

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}.$$

3)计算重要性权重,得

$$W_k(x_k) = \frac{p(z_{1:k} | x_k) p(x_k)}{q(x_k | z_{1:k})} \propto \frac{p(x_k | z_{1:k})}{q(x_k | z_{1:k})}. \quad (6)$$

式(6)中: $z_{1:k}$ 等同于前一公式中的 z_k 。

4)序贯重要性重采样。经过几次迭代,有些粒子的权重因太小而被忽略,只有少部分粒子的权重较大,将这部分粒子用于状态估计会导致最终结果的不准确,因此需要对粒子进行重采样,得有效粒子数为

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}_t^{(i)})^2}. \quad (7)$$

式(7)中: \hat{N}_{eff} 为有效粒子数; $\tilde{w}_t^{(i)}$ 为粒子的权重。

采样后,粒子的后验概率为

$$\tilde{p}(x_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \frac{n_i}{N} \delta(x_k - x_k^{(i)}) = \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} \delta(x_k - x_k^{(j)}). \quad (8)$$

式(8)中: $x_k^{(i)}$ 为第 k 时刻的粒子; $x_k^{(j)}$ 为重采样后的粒子; n_i 为粒子复制的次数。

5) 获得粒子状态的估计值。

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_k^{(i)} \hat{C}_k^- = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_k^{(i)} \hat{C}_k^+. \quad (9)$$

式(9)中: \hat{x}_k 为第 k 时刻粒子状态; \hat{C}_k^- 为先验粒子的方差; \hat{C}_k^+ 为后验粒子的方差。

2.2 OOSMPF 算法

序贯重要性重采样(sequential importance resampling, SIR)是克服 PF 算法权值退化的关键一步。但是经过 SIR 过程后,会出现粒子的后验协方差 \hat{C}_k^+ 大于先验协方差 \hat{C}_k^- 的现象,这种现象称之为模糊测量更新。Cramer-Rao 理论表明一个好的滤波器的后验协方差应该不大于先验协方差^[21]。如果将模糊测量更新作为真实的测量更新就会导致粒子方差的增加,从而导致粒子的分散,带来更低的置信估计,因此需要对 SIR 过程产生的模糊测量进行改进。

当估计值与真实状态下的测量值相同时,粒子在测量更新完成后,常出现协方差增加的现象^[22]。如图 1(a)所示,观测方程 $z_k = h_k(x_k, v_k)$ 是关于 x_k 的函数,观测噪声 v_k 呈高斯分布;观测似然函数 $p(z_k | x_k)$ 如图 1(b)所示,观测是在真实状态 x^* 下进行的;图 1(c)展示了状态 \hat{x}^{a-} 和 \hat{x}^{b-} 的先验分布;在测量更新阶段得到粒子的后验分布,如图 1(d)所示,从图中可以看出先验分布为 \hat{x}^{a-} 经过测量更新阶段在后验分布中变得更分散。

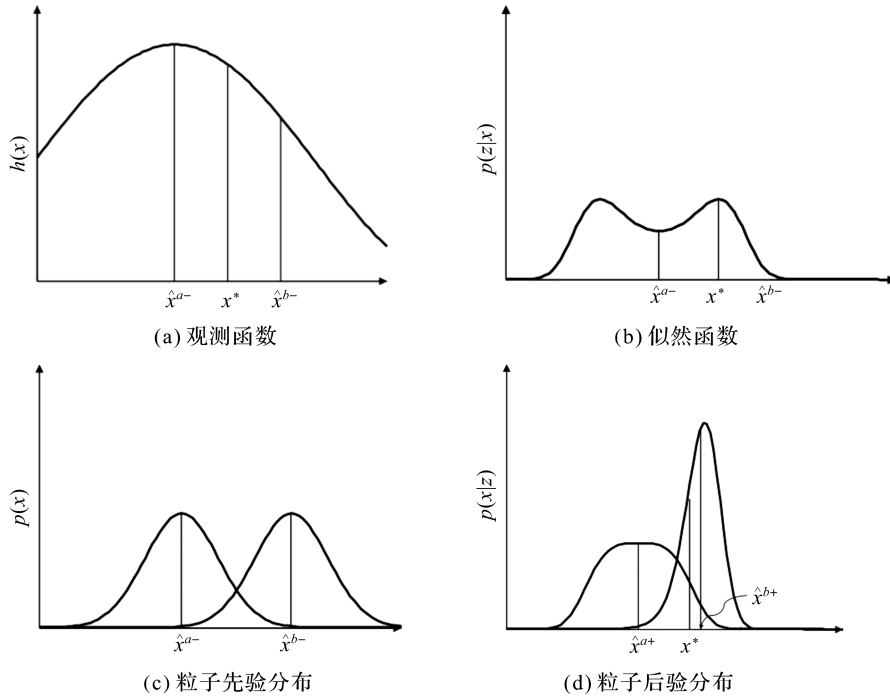


图 1 粒子更新过程

Fig. 1 Process of particle renewal

测量的模糊性是导致滤波器退化和粒子发散的一个重要原因。模糊测量更新不仅由测量模型决定,而且还要由滤波器估计的先验分布决定。模糊测量更新会使粒子的后验分布分散,从而导致较低的粒子

状态置信估计。针对 PF 算法局部测量模糊问题,本研究提出 OOSMPF 算法用以获得准确的当前位置估计,其核心思想是保留模糊测量数据,当先验分布变得适合用于测量更新时再使用,这在本质上等价于某些延迟到达的情况。图 2 显示了无序测量时的粒子状态更新,观测值 z_{k-1} 对应于 $k-1$ 时刻的状态值 x_{k-1} 。若 $k-1$ 时刻的测量值 z_{k-1} 是模糊的,那么在测量更新阶段先跳过测量 z_{k-1} ,在下一次粒子状态更新阶段再使用 z_{k-1} 。

利用无序测量进行粒子的更新,

$$\tilde{x}_k^i = f_k(x_{k-1}^i, w_{k-1})。 \quad (10)$$

式(10)中: \tilde{x}_k^i 为当前 k 时刻粒子的先验分布。

归一化后的粒子权重为

$$\tilde{w}_k^{i*} = p(z_a | \tilde{x}_a^i) \tilde{w}_k^i。 \quad (11)$$

式(11)中: \tilde{w}_k^i 为 k 时刻未归一化权重; z_a 为模糊测量值, $s < a < k$, s 为出现模糊测量前的最后一次循环。

在初始化滤波后,采用 SIR-PF 算法得到粒子状态。如果所得的后验粒子状态协方差矩阵的行列式 $|\hat{C}_k^+|$ 比先验粒子状态的 $|\hat{C}_k^-|$ 大,则是模糊测量。如果出现模糊测量,则只执行预测步骤且跳过测量更新阶段。跳过的测量数据被存储在集合 A 中。检查集合 A 是否为空,如果集合 A 非空,则采用先入先出的顺序执行 OOSM 过程来对测量值进行更新,获得粒子分布 $\{x_k^{i*}\}, i=1, 2, \dots, N$ 。

2.3 试验步骤

OOSMPF 算法的实现步骤如下:

- 1) 初始化粒子分布 $\{x_0^{(i)}\}, i=1, 2, \dots, N$, 给定粒子数目 N , 状态噪声 w_k , 观测噪声 v_k ;
- 2) 从式(1)中获得采样粒子 $x_k^i, i=1, 2, \dots, N$;
- 3) 计算采样粒子对应的权重 w_k^i , 并进行权重归一化 $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$;
- 4) 对粒子进行重采样, 得到重采样粒子;
- 5) 获得目前时刻的粒子状态 $\{\tilde{x}_k^i\}, i=1, 2, \dots, N$;
- 6) 如果后验粒子的方差 \hat{C}_k^+ 大于先验粒子的方差 \hat{C}_k^- , 则跳过更新执行第 12 步, 将 z_k 存储在 A 中, 否则执行第 8 步到第 11 步;
- 7) 从 $p(x_a | x_s^i, \tilde{x}_k^i)$ 中进行采样, 得到粒子 \tilde{x}_a^i ;
- 8) 计算粒子的权重 $\tilde{w}_k^{i*} = p(z_a | \tilde{x}_a^i) \tilde{w}_k^i$, 并进行权重归一化 $\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^{i*} = 1$;
- 9) 重采样;
- 10) 获得粒子的状态 $x_k^{i*} = \tilde{x}_k^i$;
- 11) 如果新获得的粒子方差 \hat{C}_k^{i*} 小于后验粒子的方差 \hat{C}_k^+ , 则取粒子状态为 $\{x_k^{(i)}\}, i=1, 2, \dots, N$;
- 12) 得到最终粒子状态 $\{x_k^i\}, i=1, 2, \dots, N$ 。

3 试验结果和性能评价

3.1 试验平台

试验所采用的电池容量退化数据为美国航空航天局(NASA)卓越故障预测中心(PCoE)提供的锂电池试验数据。试验平台采用额定容量为 $2 \text{ A} \cdot \text{h}$ 的 18650 型钴酸锂电池, 采用电池编号为 No. 0005、No. 0006、No. 0007 的数据进行分析。电池充放电试验在室温 24°C 环境下进行, 在 1.5 A 恒定电流模式

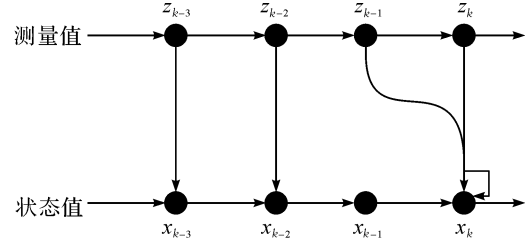


图 2 无序测量时的粒子状态更新

Fig. 2 Out of sequence measurement for particle state update

下充电,直到电池电压达到 4.2 V,然后在恒定电压模式下充电,直到充电电流降至 20 mA。No. 0005、No. 0006、No. 0007 电池分别在 2 A 的恒定电流下放电,使电池电压分别降至 2.7、2.5、2.2 V。反复地充放电循环以加速电池老化,而阻抗测量提供了内部电池参数的变化情况。随着老化的加快,当电池达到寿命终止(end of life, EOL)标准,即额定容量下降 20% 时试验停止。锂电池容量衰退曲线如图 3 所示,从图中可以看出,电池容量整体呈下降趋势,在短时间内容量呈上升趋势,这种现象是由于电池在休息时间内自动充电引起的。

3.2 试验效果图及数据对比分析

试验采用的 No. 0005、No. 0006、No. 0007 号锂电池均有 167 个生命周期点,为了得到较好的训练效果, No. 0005 和 No. 0007 电池选用 60 次循环数据作为训练数据,剩下的 107 次循环作为测试数据。No. 0006 电池容量下降较快,在 60 次充放电周期后就达到了寿命终点,因此选择的训练数据不应大于 60 个,本试验选择前 40 个数据作为训练数据。

基于实测值和预报值,本研究采用以下 3 个指标来衡量 RUL 预报模型的性能:平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root of mean square error, RMSE)及剩余使用寿命预测误差(remaining useful life predict error, RULPE),其值 V_{MAE} 、 V_{RMSE} 、 V_{RULPE} 的计算方法分别如下:

$$V_{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |h(x_i) - y_i|; \quad (12)$$

$$V_{RMSE} = \sqrt{(h(x_i) - y_i)^2}; \quad (13)$$

$$V_{RULPE} = |V_{RULT} - V_{RULP}|。 \quad (14)$$

式(12)~(14)中: m 为样本数; $h(x_i)$ 为预测值; y_i 为真实值。 V_{RULT} 为剩余使用寿命的真实值, V_{RULP} 为剩余使用寿命的预测值。

仿真试验结果如图 4~6 所示。

当电池容量达到失效阈值 1.6 A·h 时,可以认为电池已接近使用寿命的终点,因此对电池进行寿命预测是在电池达到失效阈值附近区域时进行的。通过对 3 组电池的试验结果对比发现,在电池达到失效阈值范围内 OOSMPF 相比较于 PF 算法在进行电池剩余寿命预测效果上得到提升,预测曲线也能更准确地反映锂电池容量下降的过程,因此预测结果更准确。

对 3 组数据均选取粒子数为 100 个进行测试。表 1 总结了 PF 算法、EMPF 算法、EPF 算法和 OOSMPF 算法在电池 No. 0005、No. 0006、No. 0007 的预测误差。从表 1 中可以看出, No. 0005 号和 No. 0007 号电池在相同的预测起点第 60 次循环时, PF 算法对锂电池的 RULPE 结果分别为 15 次和 8 次, EMPF 算法对锂电池的 RULPE 结果均为 13 次, EPF 算法对锂电池的 RULPE 结果分别为 12 次和 7 次,而 OOSMPF 算法得到相应的误差结果分别为 7 次和 5 次。对 No. 0006 号电池, PF 算法、EMPF 算法、EPF 算法和 OOSMPF 算法得到的锂电池 RULPE

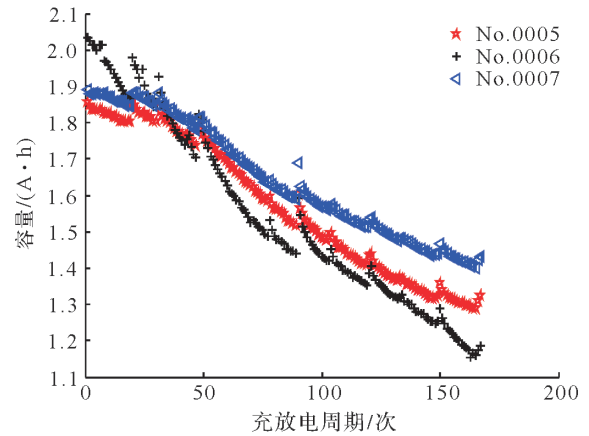


图 3 锂电池容量衰退曲线

Fig. 3 Capacity decline curve of lithium battery

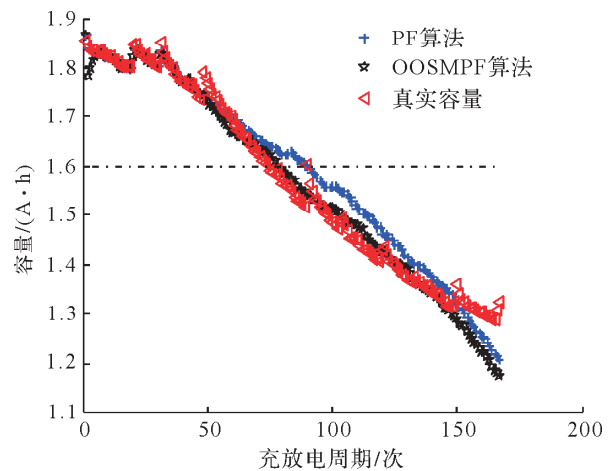


图 4 PF 算法和 OOSMPF 算法在锂电池 No. 0005 上的测试结果

Fig. 4 Test results of PF algorithm and OOSMPF algorithm on lithium battery No. 0005

结果分别为 26 次、18 次、16 次和 15 次。引入的平均绝对误差和均方根误差对试验做进一步评价,得出 OOSMPF 算法相比较于 PF 算法、EMPF 算法和 EPF 算法误差更小,即 OOSMPF 算法的预测精度高于其他 PF 算法的预测精度。

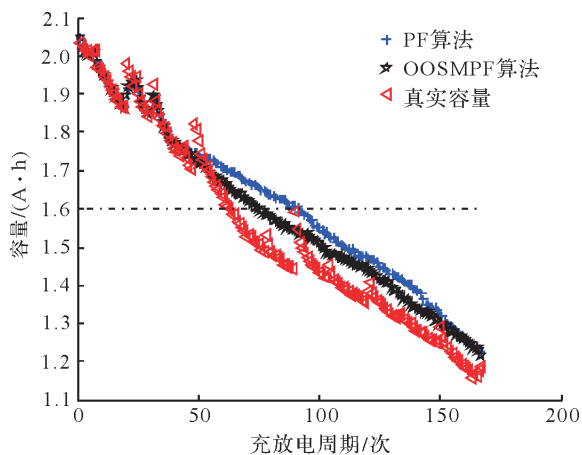


图 5 PF 算法和 OOSMPF 算法在锂电池 No. 0006 上的测试结果

Fig. 5 Test results of PF algorithm and OOSMPF algorithm on lithium battery No. 0006

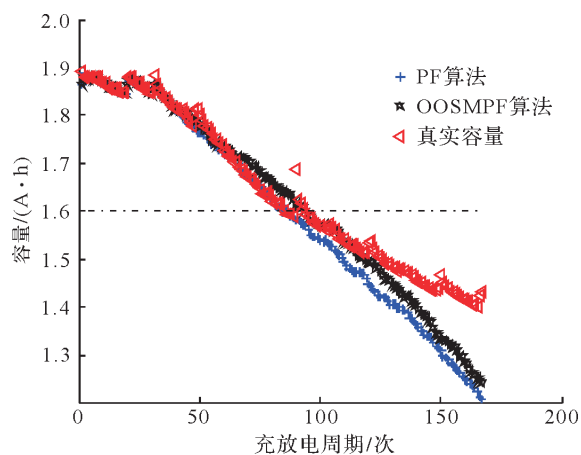


图 6 PF 算法和 OOSMPF 算法在锂电池 No. 0007 上的测试结果

Fig. 6 Test results of PF algorithm and OOSMPF algorithm on lithium battery No. 0007

表 1 4 种算法的预测误差比较

Table 1 Comparison of errors of four algorithms

算法	锂电池编号	MAE	RMSE	RULPE/次
PF	No. 0005	0.012 0	0.014 0	15
	No. 0006	0.039 4	0.048 9	26
	No. 0007	0.010 4	0.016 2	8
EMPF	No. 0005	0.011 3	0.014 0	13
	No. 0006	0.020 9	0.029 1	18
	No. 0007	0.011 6	0.014 8	13
EPF	No. 0005	0.010 6	0.014 2	12
	No. 0006	0.013 0	0.021 7	16
	No. 0007	0.006 8	0.010 1	7
OOSMPF	No. 0005	0.003 9	0.005 8	7
	No. 0006	0.010 2	0.018 9	15
	No. 0007	0.005 6	0.007 6	5

4 结 语

本研究提出了基于 OOSMPF 算法的锂电池剩余寿命预测方法,本算法解决了基本粒子滤波算法中模糊测量对锂电池剩余寿命预测不准确的问题。OOSMPF 算法针对模糊测量现象增加了无序测量步骤,这样就避免了将模糊测量的值直接用于计算粒子状态,进而导致算法的灵敏度不高的问题。OOSMPF 算法用于锂电池剩余寿命预测的试验结果显示,相比于 PF 算法,OOSMPF 算法的预测结果与实际电池容量衰退曲线更接近,拟合度更高,同时所得的锂电池剩余寿命的预测结果更准确。

参考文献:

- [1] 王帅,韩伟,陈黎飞,等. 基于粒子滤波的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电源技术,2020,44(3):346.
- [2] 林慧龙,李赛. 基于粒子滤波的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 科学技术与工程,2017,17(29):296.
- [3] 张凝,徐皓冬,王锴,等. 基于粒子滤波算法的锂离子电池剩余寿命预测方法研究[J]. 高技术通讯,2017,27(8):699.

- [4] 韦海燕,陈静,王惠民,等. 新陈代谢灰色粒子滤波实现电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报,2020,35(6):1181.
- [5] 王腾蛟,郭建胜,慕容政,等. 一种预测锂电池剩余寿命的改进粒子滤波算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2018,19(5):47.
- [6] HE W, 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.
- [7] LI J, MURPHY E, WINNICK J, et al. Studies on the cycle life of commercial lithium ion batteries during rapid charge-discharge cycling[J]. Journal of Power Sources,2001,102(1/2):294.
- [8] MICEA M V, UNGUREAN L, CARSTOIU G N, et al. Online state-of-health assessment for battery management systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement,2011,60(6):1997.
- [9] 郝雪玲. 锂离子电池健康状态多指标融合和剩余寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2019.
- [10] 李赛,庞晓琼,林慧龙,等. 基于相关向量机的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 计算机工程与设计,2018,39(8):2682.
- [11] 秦琪,赵帅,陈绍炜,等. 基于粒子群优化粒子滤波的电容剩余寿命预测[J]. 计算机工程与应用,2018,54(20):237.
- [12] 张朝龙,何怡刚,袁莉芬. 基于 CPSO-RVM 的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 系统仿真学报,2018,30(5):1935.
- [13] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing,2000,10(3):197.
- [14] SHENOY A V, PRAKASH J, PRASAD V, et al. Practical issues in state estimation using particle filters: case studies with polymer reactors[J]. Journal of Process Control,2013,23(2):123.
- [15] DALAL M, MA J, HE D. Lithium-ion battery life prognostic health management system using particle filtering framework[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers,2011,225(1):83.
- [16] MIAO Q, XIE L, CUI H, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique[J]. Microelectronics & Reliability,2013,53(6):805.
- [17] WANG D, YANG F, TSUI K L, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on spherical cubature particle filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2016,65(6):1282.
- [18] 罗悦. 基于粒子滤波的锂离子电池剩余寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012.
- [19] AHWIADI M, WANG W. Enhanced mutated particle filter technique for system state estimation and battery life prediction[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2019,68(3):923.
- [20] CHENG F Z, QU L Y, QIAO W, et al. Enhanced particle filtering for bearing remaining useful life prediction of wind turbine drivetrain gearboxes[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2019,66(6):4738.
- [21] ŠIMANDL M, KRÁLOVEC J, TICHAVSKÝ P. Filtering, predictive, and smoothing Cramér-Rao bounds for discrete-time nonlinear dynamic systems[J]. Automatica,2001,37(11):1703.
- [22] KIM Y, HONG K, BANG H. Utilizing out-of-sequence measurement for ambiguous update in particle filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems,2018,54(1):493.