

时变温度环境下锂离子电池自适应 SOC 估计方法

黄德扬, 陈自强, 郑昌文

(上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240)

摘要: **目的** 针对低温环境下锂离子电池特性显著变化问题, 为大规模锂离子电池组在极地科考船混合动力系统上的应用提供理论依据, **方法** 对 10 Ah 高功率三元镍钴锰酸锂电池低温特性展开实验研究, 结合实验数据, 利用基于遗忘因子的递推最小二乘算法 (FFRLS) 分别与两种改进的卡尔曼滤波算法 (AEKF、UKF) 组成的串联观测器在线估计电池荷电状态 (SOC)。 **结果** 在 25~30 °C 时变温度环境的改进 DST 工况下, FFRLS-AEKF 算法的 SOC 估计精度略高于 FFRLS-UKF 算法, 其最大估计误差为 3.04%, 均方根误差为 0.69%。 **结论** 相比 EKF 与 RLS-EKF 算法, 更好的模型参数与噪声信息的自适应性使 FFRLS-AEKF 算法有更高的 SOC 估计精度与收敛性。

关键词: 镍钴锰酸锂电池; 荷电状态; 变温环境; 电池特性; 轻度混合动力; 极地科考船

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2018.12.005

中图分类号: U665.12; TM912

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2018)12-0028-07

SOC Adaptive Estimation Method for Li-Ion Battery Applied in Temperature-varying Condition

HUANG De-yang, CHEN Zi-qiang, ZHENG Chang-wen

(Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and Deep-Sea Exploration, State Key Laboratory of Ocean Engineering of Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

ABSTRACT: Objective Considering the significant change of battery characteristics at low temperature, to provide a theoretical basis for the application of large scale lithium ion battery packs in the hybrid power system of polar scientific expedition ships. **Methods** The low temperature characteristics of 10 Ah high power NCM lithium-ion battery were experimentally investigated. Combined with the experimental data, the state of charge (SOC) was estimated on line with a series observer, which was composed of recursive least squares algorithm with forgetting factor (FFRLS) and two improved kalman filtering algorithms (AEKF, UKF) respectively. **Results** The SOC estimated accuracy of FFRLS-AEKF algorithm was slightly higher than that of FFRLS-UKF algorithm under the improved DST condition of time-varying temperature environment within the temperature range of 25 ~30 °C, with the maximum estimated error of 3.04% and the root mean square error of 0.69%. **Conclusion** Compared with EKF and RLS-EKF algorithms, the better adaptability of model parameters and noise information makes FFRLS-AEKF algorithm have higher SOC estimated accuracy and convergence.

KEY WORDS: NCM lithium-ion battery; state of charge; varying ambient temperature; battery characteristics; mild hybrid power; polar scientific expedition ship

收稿日期: 2018-08-03; 修订日期: 2018-08-22

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51671119)

作者简介: 黄德扬 (1994—), 男, 长沙人, 博士研究生, 主要研究方向为动力电池系统热管理与故障诊断。

通讯作者: 陈自强 (1967—), 男, 河南人, 博士, 研究员, 主要研究方向为电池系统辨识与故障诊断。

电池技术发展至今，锂离子电池因其高能量密度、长循环寿命、低自放电率以及良好的安全性等出色性能成为了电动汽车等常规运载工具动力系统的首选核心储能元件。除此之外，锂离子电池系统还被广泛应用于自主水下机器人（AUV）、自主/遥控水下机器人（ARV）等海工装备与高新船舶^[1]。

目前，锂离子电池的低温特性限制了其应用于极地科考船等工作在极端海况的海工装备上。国内外研究表明，由于锂离子电池内部接触阻抗 R_s 、固态电解质界面膜阻抗 R_{SEI} 与电荷转移阻抗 R_{ct} 均随电池温度的降低而逐渐增大^[2]，低温下锂离子电池的功率特性与容量特性均显著降低，其中充电性能比放电性能衰减更为明显^[3-4]。为了扩展锂离子电池适用的环境范围，低温与高寒环境下电池内部加热与外部加热方法作为电池管理系统（BMS）中热管理的一部分得到了广泛的研究，较为有效地改善了电池低温性能^[5]。然而，热管理研究一方面虽然增加了锂离子电池在极端环境下应用的可能性，另一方面也加剧了电池系统内部特性参数与状态的时变性。

荷电状态（SOC）描述了电池的剩余电量，间接反映了以锂离子电池作为能量源的运载工具的续航里程。精度高、时效性好、自适应修正能力强的 SOC 估计方法是锂离子电池在极地科考船混合动力系统上应用的关键。广泛应用于 BMS 的锂离子电池 SOC 估计方法主要分为安时积分法、基于电池表征参数测量的方法以及基于电池模型与观测器理论的方法三类^[6]。其中，安时积分法的估计精度依赖于初始值的准确性，并且无法修正由于噪声和传感器精度等因素造成的累积误差；开路电压法等基于电池表征参数测量的方法不适用于实时在线估计；而基于简化的电池模型，并利用扩展卡尔曼滤波（AEKF）、无迹卡尔曼滤波（UKF）、 H_∞ 滤波以及滑膜观测器等状态观测器算法的 SOC 估计方法能够快速修正 SOC 估计初始值与累积误差，并能有效地抑制噪声干扰^[7]。因此，文中将对快时变温度环境下基于模型与观测器理论的锂离子电池自适应 SOC 估计方法展开研究。

1 电池选型与实验装置

锂离子电池通常根据其正极材料命名，发展至今，三元镍钴锰酸锂电池的质量比能量高于磷酸铁锂电池与锰酸锂电池，热稳定性优于钴酸锂电池，并且制造成本相对较低^[8]，具有作为储能元件应用极地科考船混合动力系统上的潜力。图 1 为文中测试的 10 Ah 软包高功率聚合物镍钴锰酸锂电池（130 mm×95 mm×8 mm），其额定电压为 3.7 V，质量比能量为 197 Wh/kg。

实验装置由上位机、Neware BTS 4000 电池测试平台、BLH-100 恒温实验箱、超低温实验柜、温度采

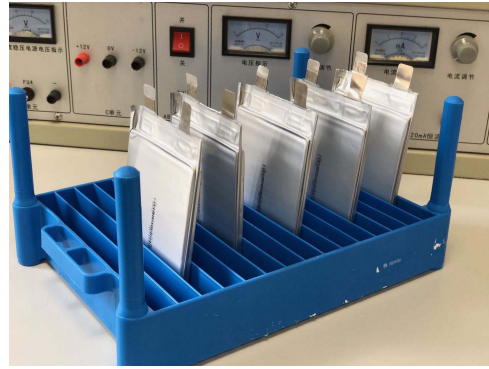
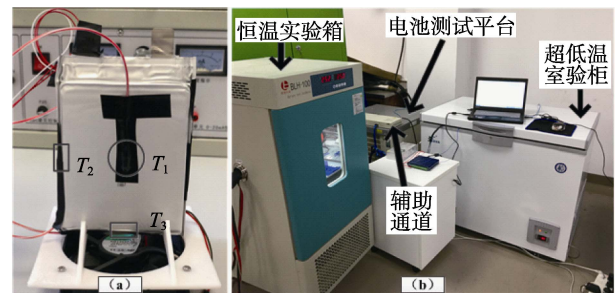


图 1 10 Ah 三元镍钴锰酸锂电池

集模块组成。电池温度由 A 级薄膜 PT100 测量，传感器布置如图 2a 所示。设定环境温度高于 0 °C 的电池特性测试在恒温实验箱中进行，而超低温实验柜则负责 0 °C 以下的特性测试以及变温环境模拟。实验设备布置如图 2b 所示。



a 电池表面温度传感器布置

b 实验装置布置

图 2 实验布置

2 电池特性测试与分析

锂离子电池在低于 0 °C 的电池温度下充电，容易发生负极析锂等现象，不仅会缩减电池使用寿命，甚至还会造成安全问题^[9]。因此，文中的特性测试围绕电池的放电特性展开。

2.1 HPPC 测试

文中在 25~30 °C 环境温度范围内利用混合脉冲功率特性测试（HPPC）^[10]揭示温度变化对电池特性的影响机理。考虑低温环境对电池充放电工况的限制，删除了 HPPC 测试中的脉冲充电过程。10 s 脉冲放电过程端电压与电流变化如图 3 所示，公式（1）—（2）为电池欧姆内阻 R_s 与极化内阻 R_p 离线辨识方法。

$$R_s = \frac{\Delta U_s}{I} = \frac{U_0 - U_1}{I} \quad (1)$$

$$R_p = \frac{\Delta U_p}{I} = \frac{U_1 - U_2}{I} \quad (2)$$

式中： I 为电流的大小； ΔU_s 为欧姆内阻分压； ΔU_p 为极化内阻分压。

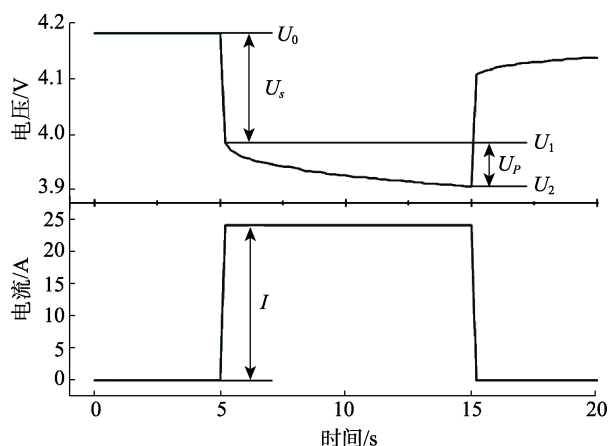


图3 10 s脉冲放电过程电池端电压与电流曲线

2.2 结果与分析

在每个测试温度下, 计算 0~90% 共 9 个 DOD 测试点的 R_s 与 R_p , 并分别求均值。电池平均 R_s 与平均 R_p 随温度的变化如图 4 所示。

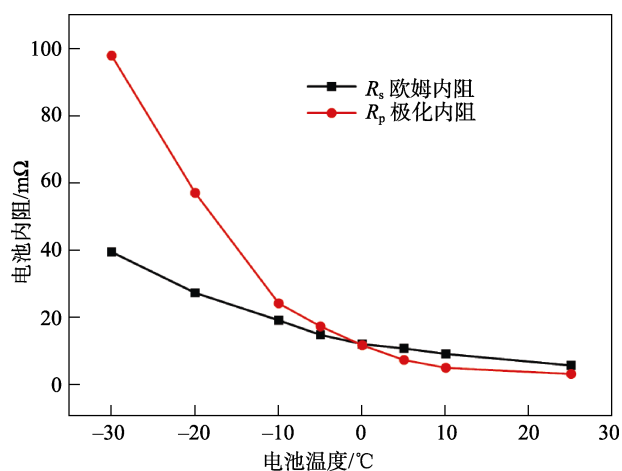


图4 电池平均内阻随电池温度的变化曲线

电池 R_s 与 R_p 均随环境温度的降低而增大。其中, R_p 的增长趋势更接近幂指数变化。当环境温度高于 0 °C 时, R_p 对温度变化不敏感, 电解液电导率降低是电池欧姆内阻增大的主要因素。低于 0 °C 后, 电化极化与浓差极化现象的影响作用不断增强, R_p 随温度降低的增长速率高于 R_s , 相比 25 °C 平均 R_p 的 1.99 mΩ, -30 °C 时电池平均 R_p 高达 96.96 mΩ, 增幅将近 50 倍。由此可见, 当锂离子电池工作在时变温度环境下, 为了保证基于模型的状态估计方法能够准确地追踪系统状态, 有必要对电池模型参数进行自适应更新, 以确保模型能实时反映电池特性。

3 电池建模与参数辨识

3.1 等效电路模型

电化模型与性能模型是常用的两类电池模型^[11]。

其中, 电化模型以偏微分方程来描述电池特性, 计算复杂度过高, 不适用于 BMS 实时的状态估计。因此, 文中选用性能模型中的等效电路模型建模。考虑到极地科考船混合动力系统配备的 BMS 中微控单元 (MCU) 的计算能力, 选用一阶等效电路模型, 如图 5 所示。模型时变参数为欧姆内阻 R_0 、极化内阻 R_1 、极化电容 C_1 , R_0 模拟电池内部的接触内阻, 而 R_0 与 C_1 组成的一阶 RC 网络用于描述极化效应, 其微分方程如式 (3) — (6) 所示。

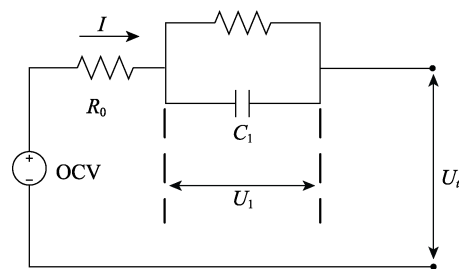


图5 一阶等效电路模型结构

$$\frac{dU_1}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I \quad (3)$$

$$U_t = U_{OCV} - U_1 - IR_0 \quad (4)$$

$$U_{OCV} = f(S) \quad (5)$$

$$S = S_0 + \frac{1}{C_a} \int_{t_0}^t I(\tau) d\tau \quad (6)$$

式中: I 为电池电流, 规定放电时 I 为负数; U_1 代表 RC 网络上的压降; S_0 为初始 SOC 值; C_a 为电池的额定容量 10 Ah; 电池的开路电压 U_{OCV} 是 S 的非线性函数。

图 6 中的散点为放电静置测试获得的 25 °C 时不同 S 下电池 U_{OCV} 值。由于镍钴锰酸锂电池 U_{OCV} 随 U_{SOC} 变化呈现出较好的分段线性, 五阶多项式 (7) 即可高精度地拟合 U_{OCV} 的变化趋势, 拟合结果如图 6 中表格所示。

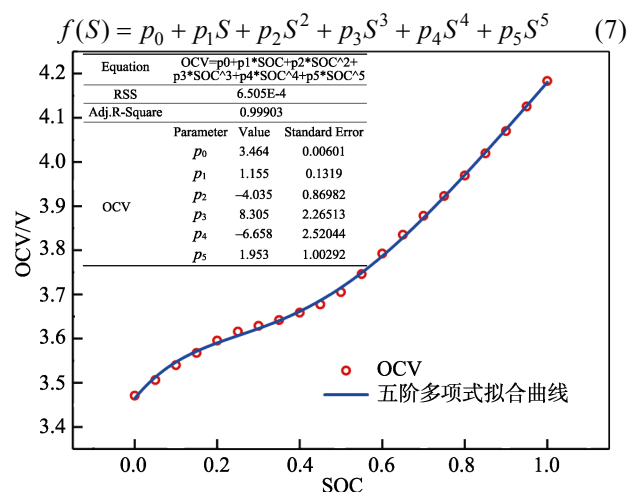


图6 25 °C 电池开路电压五阶多项式拟合曲线

3.2 FFRLS 算法参数辨识

由自适应滤波理论发展而来的递推最小二乘算法 (RLS) 可以利用实时测量的电池端电压与电流数据对等效电路模型参数进行迭代更新, 不需要系统的先验统计知识, 计算量小, 适用于参数在线辨识。但递推过程中随着数据量的增长, 会出现“数据饱和”现象, 导致 RLS 算法对快时变参数的跟踪性较差。而引入遗忘因子 (Forgetting Factor) 对性能指标中每个时刻模型残差的平方进行指数加权的基于遗忘因子的递推最小二乘算法 (FFRLS) 很好地解决了此问题, 降低了历史数据对参数更新的平抑效果。

将式 (3) 带入式 (4), 并进行 Laplace 变换可得电池模型的传递函数:

$$G(s) = \frac{U_t(s) - U_{OCV}(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{1 + sR_1C_1} \quad (8)$$

式中: U_t 为电池端电压。基于双线性变换 ($s = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$) 对式 (8) 进行离散化, 得式 (9):

$$G(z^{-1}) = \frac{\frac{R_0T + R_1T + 2R_0R_1C_1}{T + 2R_1C_1} + \frac{R_0T + R_1T - 2R_0R_1C_1}{T + 2R_1C_1} z^{-1}}{1 + \frac{T - 2R_1C_1}{T + 2R_1C_1} z^{-1}} \quad (9)$$

式中: T 为采样时间。将式 (9) 转换成离散时间形式, 得式 (10):

$$(U_t - U_{OCV})_k = a_1(U_t - U_{OCV})_{k-1} + a_2I_k + a_3I_{k-1} \quad (10)$$

式 (10) 即为用于电池参数辨识的一阶等效电路模型的 ARMA 模型, $\theta = [a_1, a_2, a_3]^T$ 为参数集合, 有:

$$\begin{cases} a_1 = -\frac{T - 2R_1C_1}{T + 2R_1C_1} \\ a_2 = \frac{R_0T + R_1T + 2R_0R_1C_1}{T + 2R_1C_1} \\ a_3 = \frac{R_0T + R_1T - 2R_0R_1C_1}{T + 2R_1C_1} \end{cases} \quad (11)$$

4 自适应状态估计

4.1 AEKF 与 UKF 算法

以线性最小方差估计为准则的卡尔曼滤波方法能有效过滤系统噪声与观测噪声, 被广泛应用于未知系统状态的最优估计。基于电池 ECM 的 EKF 算法通过求解雅可比矩阵, 以一阶泰勒展开的精度处理非线性函数 $f(S)$, 计算量相对较小。以无迹变换 (UT) 为基础的 UKF 算法则对非线性函数的概率密度分布进行近似, 而不是近似非线性函数, 但计算量大约是 EKF 的 3 倍^[12]。由于 EKF 与 UKF 初始化时均需要噪声统计信息, 错误的噪声信息可能造成算法发散, 因

此文中利用融合噪声协方差匹配算法的自适应扩展卡尔曼滤波算法 (AEKF) 进行状态估计^[13]。系统的状态空间模型见式 (12)、(13)。

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + BI_{k-1} + w_{k-1} \\ U_{t,k} = f(S_k) + U_{1,k} + I_k R_0 + v_k \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-T/R_1C_1) \end{bmatrix} \\ B = \begin{bmatrix} T/C_a \\ R_1[1 - \exp(-T/R_1C_1)] \end{bmatrix} \\ C_k = \left[\frac{\partial f(S_k)}{\partial S_k} \right]_{S_k = \hat{S}_k^-}, 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中: 状态向量 $x_k = [S_k \ U_{1,k}]^T$; w_k 是均值为 0、协方差为 Q_{w_k} 的系统噪声; v_k 是均值为 0、协方差为 R_{v_k} 的观测噪声。

4.2 串联观测器设计

文中利用 FFRLS 算法在线辨识电池等效电路模型快时变参数 R_0 、 R_1 、 C_1 , 并分别与 AEKF、UKF 算法耦合, 组成串联观测器。FFRLS 与 AEKF 算法串联耦合的计算流程如图 7 所示, FFRLS 与 UKF 算法的耦合过程与之相同。为了增强串联观测器的鲁棒性, AEKF 与 UKF 算法先采用由 HPPC 测试数据插值, 得到的模型参数初始值展开估计, 60 s 后再用已收敛的 FFRLS 算法在线更新系统状态空间方程, 从而进行联合计算。此外, UKF 算法初始超参数为 $\alpha=10^{-3}$, $\lambda=0$, $\beta=2$ 。

5 串联观测器的 SOC 估计

5.1 时变温度下改进 DST 工况

考虑到目前还没有海工装备相关的动力电池动态测试标准与实验手册, 文中采用《USABC 电动汽车电池试验手册》中动态压力测试 (DST) 工况来模拟极地科考船的混合动力系统中锂离子电池的放电情况, 删除充放电循环工步中的充电过程。电池端电压与电流同步采样, 采样时间为 0.1 s, 随时间的分布如图 8a、b 所示。图 8c 表示了测试中电池温度与环境温度的变化过程, 环境温度从开始测试时的 25 °C 降至了放电截止时的 -30 °C。将 3 个不同测量位置的电池温度数据求均值以衡量电池平均温度 $t_{average}$ 。

5.2 SOC 估计结果与分析

图 9 中 FFRLS-AEKF 算法与 FFRLS-UKF 算法对工作在时变环境温度改进 DST 下电池的 SOC 有很高的估计精度与快速的收敛速度。在由 HPPC 测试数据插值得到的初始模型参数下 AEKF 与 UKF 算法估计

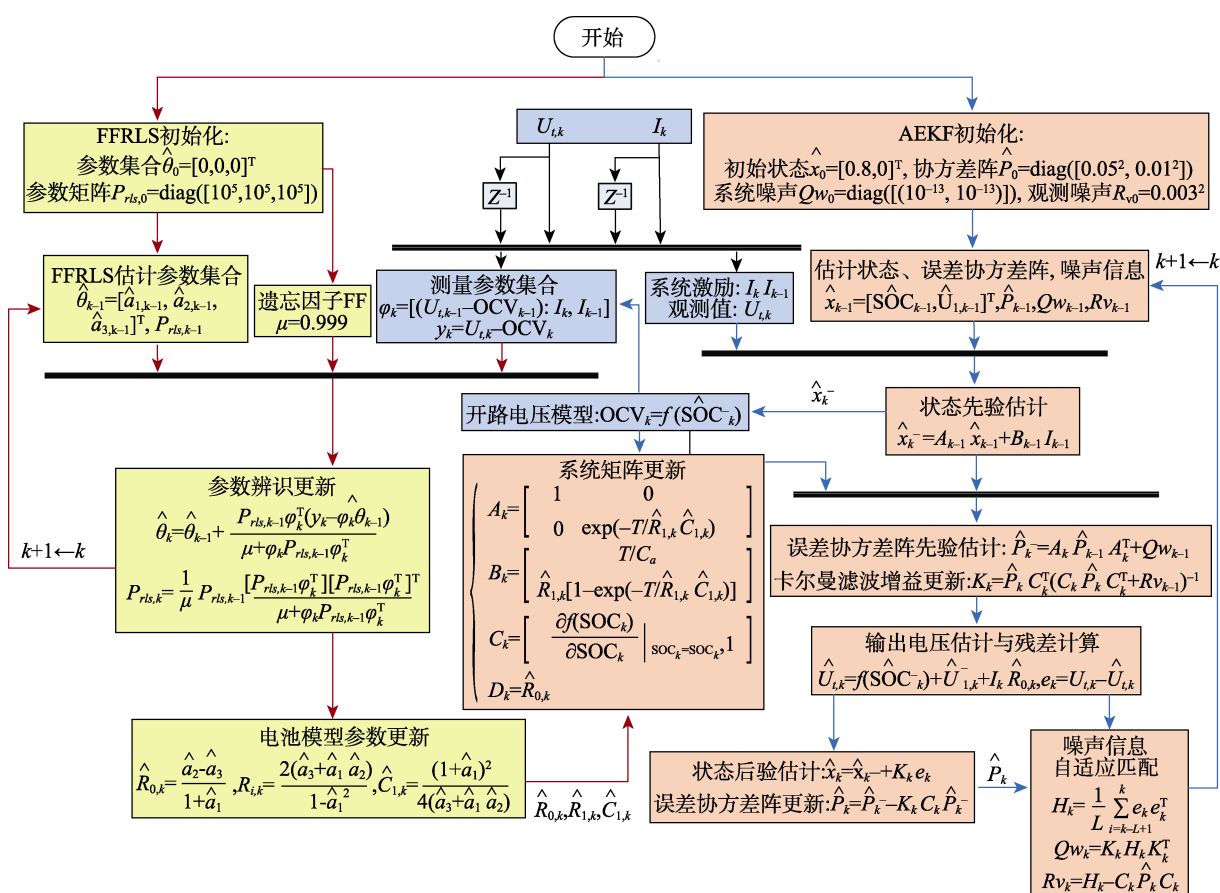


图7 串联观测器 FFRLS-AEKF 算法计流程

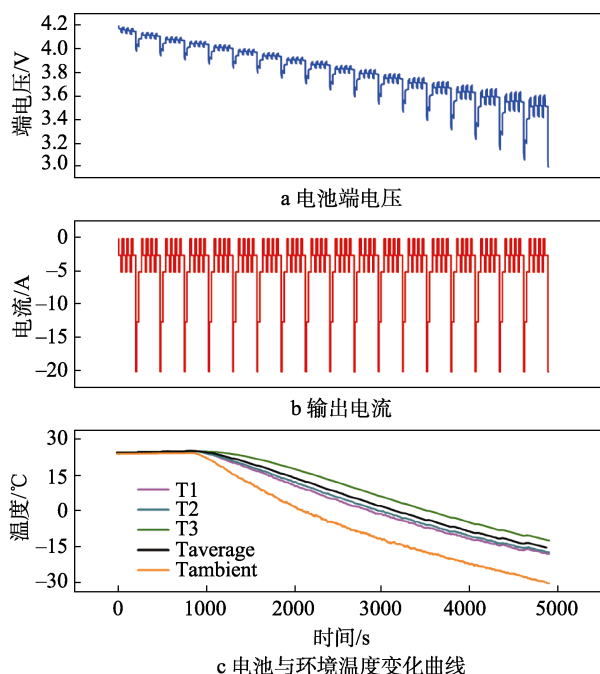


图8 时变温度环境的改进 DST 工况下的电池端电压、输出电流、电池与环境温度变化曲线

的电池 SOC 均在 4 s 内收敛, 60 s 后 FFRLS 算法开始与 AEKF、UKF 分别耦合, 展开参数与状态的联合估计。相比定模型参数的 EKF 算法, 环境温度快速

变化时 RLS-EKF 算法对 SOC 估计偏差有一定的修正能力, 但采用 FFRLS 更新模型参数的串联观测器有更好的自适应性, 能准确跟踪 SOC 真实变化情况, 均方根误差与平均误差均小于 1%, 最大误差大约 3%。

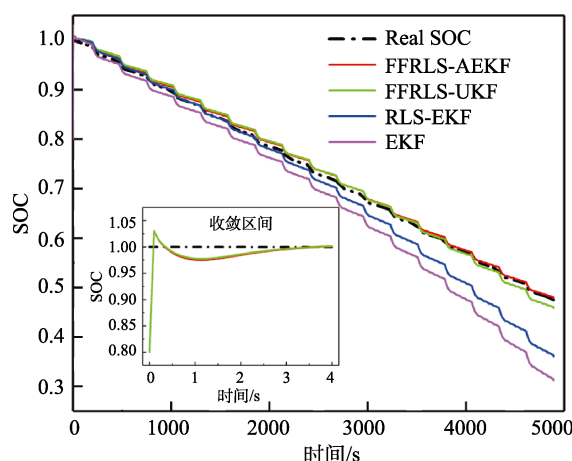


图9 基于串联观测器的 SOC 估计结果

图 10 进一步对比了 FFRLS 算法与 RLS 算法在串联观测器中的应用情况。对 HPPC 数据进行线性插值得到电池欧姆内阻随温度的变化函数 $R_0 = h(S, t)$, 将电池平均温度 t_{average} 替代电池温度 t 与 U_{SOC} 一起带入, 得到作为参考的 R_0 离线拟合曲线。由图 10a 可

以看出, FFRLS 算法初始时的收敛性与 RLS 算法基本一致, 然而当环境温度开始降低时, RLS 算法对时变模型参数的修正能力较弱, 并且随着迭代计算次数的增加, 大量的历史数据削弱了新数据对参数的更新作用, R_0 的估计误差逐渐增大。而 FFRLS 算法的遗忘因子 ($\mu=0.999$) 虽然造成对 R_0 估计的局部小幅振荡, 但能很好地使算法跟踪 R_0 的变化趋势。图 10b 为 RLS 算法与 FFRLS 算法在线辨识电池模型参数的残差。除初始收敛阶段外, FFRLS 算法的残差始终收敛在 45 mV 内。RLS 算法的残差虽然在动态测试初始阶段较小, 但随着环境温度的降低却不断增大, 放电截止时的残差高达 200 mV。

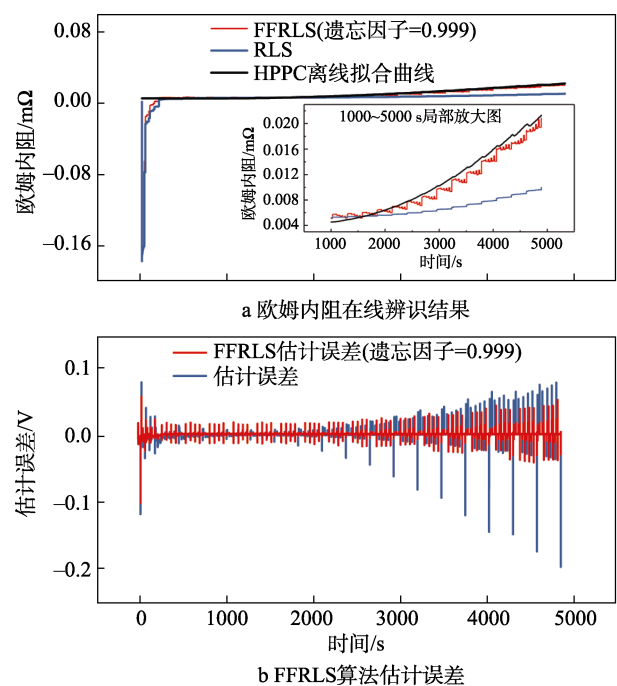


图 10 FFRLS-AEKFS 算法欧姆内阻 R_0 在线辨识结果和 FFRLS 算法估计误差

基于 FFRLS 在线参数辨识的两类串联观测器 SOC 估计误差的统计信息见表 1。AEKF 算法利用状态估计残差序列实时调整系统噪声与观测噪声的协方差阵, 因此估计精度略高于 UKF 算法。由于自适应噪声协方差匹配算法的引入, AEKF 算法的计算复杂度有所增大, 但计算量仍低于 UKF 算法。因此, 文中认为 FFRLS-AEKF 算法更适用于极地科考船等海工装备 BMS 嵌入式系统的在线 SOC 估计。

表 1 SOC 估计误差统计结果

串联观测器 算法	SOC 估计误差/%		
	平均误差	最大误差	均方根误差
FFRLS-AEKF	0.66	3.04	0.69
FFRLS-UKF	0.86	2.95	0.93

6 结论

1) HPPC 测试结果表明, 镍钴锰酸锂电池的内阻随电池温度的降低显著增大。低于 0 ℃时, 温度降低对极化电阻的影响更加明显。相比 25 ℃的 1.99 mΩ, -30 ℃时电池平均极化内阻高达 96.96 mΩ, 增幅将近 50 倍。

2) 相比基于定模型参数的 EKF 算法, 串联观测器能够实时更新模型参数, 因此在快时变温度环境下 SOC 估计精度更高。此外, FFRLS 算法对参数的跟踪性能优于 RLS 算法, 适用于极地科考船等极端环境海洋工程装备动力电池系统的在线参数辨识。

3) FFRLS-AEKF 算法的 SOC 估算精度略高于 FFRLS-UKF 算法, 均方根误差与平均误差均小于 0.7%, 最大误差为 3.04%, 并且计算复杂度较低, 算法鲁棒性强, 可用作极地科考船混合动力系统的 BMS 嵌入式算法。

参考文献:

- [1] WANG X, SHANG J, LUO Z, et al. Reviews of Power Systems and Environmental Energy Conversion for Unmanned Underwater Vehicles[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2012, 16(4): 1958-1970.
- [2] 赵世玺, 郭双桃, 赵建伟, 等. 锂离子电池低温特性研究进展[J]. 硅酸盐学报, 2016, 44(1): 19-28.
- [3] JI Y, ZHANG Y, WANG C Y. Li-Ion Cell Operation at Low Temperatures[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2013, 160(4): A636-A649.
- [4] 雷治国, 张承宁, 李军求, 等. 电动车用锂离子电池低温性能研究[J]. 汽车工程, 2013, 35(10): 927-933.
- [5] WANG C Y, ZHANG G, GE S, et al. Lithium-ion Battery Structure That Self-heats at Low Temperatures[J]. Nature, 2016, 529(7587): 515.
- [6] HE H, ZHANG X, XIONG R, et al. Online Model-based Estimation of State-of-charge and Open-circuit Voltage of Lithium-ion Batteries in Electric Vehicles[J]. Energy, 2012, 39(1): 310-318.
- [7] CHEN C, XIONG R, SHEN W. A Lithium-ion Battery-in-the-loop Approach to Test and Validate Multi-scale Dual H Infinity Filters for State of Charge and Capacity Estimation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018(99): 1.
- [8] 丁玲. 锂离子动力电池正极材料发展综述[J]. 电源技术, 2015, 39(08): 1780-1782.
- [9] PETZL M, KASPER M, DANZER M A. Lithium Plating in a Commercial Lithium-ion Battery-A Low-temperature Aging Study[J]. Journal of Power Sources, 2015, 275: 799-807.

-
- [10] UNKEHAEUSER T, SMALLWOOD D, FreedomCAR Battery Test Manual for Power-assist Hybrid Electric Vehicles[J]. U S Department of Energy, 2003, 4(1): 3-6.
- [11] 陈全世, 林成涛. 电动汽车用电池性能模型研究综述[J]. 汽车技术, 2005(3): 1-5.
- [12] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [13] XIONG R, HE H, SUN F, et al. Evaluation on State of Charge Estimation of Batteries With Adaptive Extended Kalman Filter by Experiment Approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(1): 108-117.