

doi:10.3969/j.issn.1672-4348.2022.06.012

变温度下 EKF 和 UKF 的锂电池 SOC 估算对比

武强, 钟勇, 黄志荣, 杨华山, 李喆

(福建省汽车电子驱动技术重点实验室(福建工程学院), 福建 福州 350118)

摘要: 动力电池的荷电状态(state of charge, SOC)是预估电动汽车剩余有效行驶里程的重要参数之一。为提高锂电池 SOC 的估算精度,考虑了温度对锂电池特性的影响。通过实验得到温度对电池容量的关系曲线,以及得到 OCV-SOC-T 的函数映射关系,基于二阶 RC 等效电路模型,利用带遗忘因子递推最小二乘法(forgetting factor recursive least square, FFRLS)对模型进行实时在线参数辨识。在不同温度和工况条件下,采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法对锂电池的 SOC 进行估算并对比验证,结果表明,EKF 在动态压力测试工况(DST)和美国联邦城市运行工况(FUDS)的均方根误差分别在 4.93% 和 4.69% 以内,UKF 在 DST 和 FUDS 工况下的均方根误差分别在 1.47% 和 1.49% 以内。研究结果表明,FFRLS 联合 EKF 和 UKF 都可以实时估算 SOC,且在不同温度和不同工况条件下,UKF 算法相较于 EKF 算法,抗干扰能力更强,估算精度更高,收敛性更好。

关键词: 温度因素;荷电状态;扩展卡尔曼滤波;无迹卡尔曼滤波

中图分类号: U469.72

文献标志码: A

文章编号: 1672-4348(2022)06-0580-07

Comparison of SOC estimation of lithium battery by EKF and UKF at variable temperatures

WU Qiang, ZHONG Yong, HUANG Zhirong, YANG Huashan, LI Zhe

(Key Laboratory for Automotive Electronics and Electric Drive of Fujian Province,

Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

Abstract: The state of charge (SOC) of power battery is one of the important parameters to estimate the remaining effective driving range of electric vehicles. In order to improve the SOC estimation accuracy of lithium battery, the influence of temperature on the characteristics of lithium battery was considered. The relationship curve of temperature to battery capacity was obtained through experiments, and the function mapping relationship of OCV-SOC-T was obtained. Based on the second-order RC equivalent circuit model, forgetting factor recursive least square (FFRLS) was used to identify the real-time parameters of the model. Under different temperatures and working conditions, EKF algorithm and UKF algorithm were used to estimate and verify the SOC of lithium battery. Results show that the root mean square error of EKF in DST and FUDS working conditions was within 4.93% and 5.3%, respectively. The root mean square error of UKF in DST and FUDS conditions is within 1.49% and 1.57%, respectively. Researches show that FFRLS combined with EKF and UKF can estimate SOC in real time, and UKF algorithm has stronger anti-interference ability, higher estimation accuracy and better convergence than EKF algorithm at different temperatures and under different working conditions.

Keywords: temperature factor; SOC; EKF; UKF

收稿日期: 2022-09-14

第一作者简介: 武强(1995—),男,山西大同人,硕士研究生,研究方向:锂电池荷电状态估计。

通信作者: 钟勇(1968—),男,湖南双峰人,教授,博士,研究方向:新能源汽车技术,汽车检测技术,汽车优化技术。

锂电池的荷电状态(SOC)表征的是电池剩余容量,是电池管理的重要参数之一^[1]。孙艳艳等^[2]采用开路电压法在不同工况下对电池SOC进行估算修正,开路电压法虽然方法简单易行,但需要长时间静置因此无法在线估计;李昆等^[3]采用基于频繁项统计的安时积分法对电池SOC估算,结果表明该方法解决了传统安时积分法不能实时更新库伦效率的缺点,对于SOC的估算精度更高,但安时积分法仍存在累计误差的缺点;刘晓悦等^[4-5]采用神经网络法对电池的SOC进行估算,虽然该方法的估算精度较高,但该方法需要大量的训练数据集,且计算量大;卡尔曼滤波是目前较为常用的一种SOC估算方法,但是该方法精度依赖于电池模型的精度^[6]。王文亮等^[7]采用了递推最小二乘法(RLS)和EKF对SOC进行联合估算,结果表明,RLS-EKF算法可以实现对电池的SOC估算,且比单纯的EKF算法误差低。徐劲力等^[8]基于二阶RC等效电路模型,采用FFRLS算法进行在线参数辨识,并用UKF对电池SOC进行估算,结果表明,相较于离线辨识的UKF算法,在线的UKF算法对SOC的估算精度更高,也更加稳定。然而温度对于锂电池的电池特性具有较大的影响,对于锂电池的SOC估算,温度不仅会影响电池的容量,还会影响锂电池的OCV-SOC关系曲线^[9],电池模型的参数也会随着温度的变化而变化,而以上方法都未提及温度因素。因此,本研究选取-10~40℃环境温度区间,建立温度电池模型,最后在不同温度 and 不同运行工况下,对基于EKF和基于UKF算法的SOC估算能力进行对比验证。

1 实验测试

1.1 不同温度下的放电容量

对2.2Ah的18650锂电池进行不同温度下的容量测试,实验步骤如下:

- (1)将锂电池以恒流恒压充电方式充满电;
- (2)以0.5C恒流对电池进行放电,直到电压达到截止电压2.7V;
- (3)重复步骤(1)(2)3次,取3次实验的平均值作为该温度下的放电容量。

图1所示为-10~40℃温度范围所测的电池容量。由图1可知,低温时电池容量衰减较为严重,只有标称容量的60%左右,而随着温度的升高电池容量也在增加,温度升高时电池容量的增

长速率逐渐变慢,由此可知,温度对锂电池的容量影响较大。

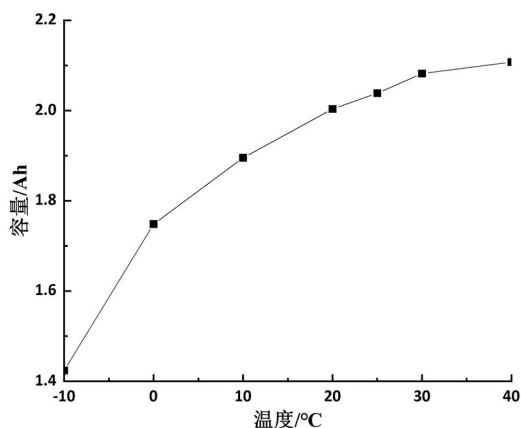


图1 不同温度下的电池放电容量

Fig.1 Discharge capacity of batteries at different temperatures

根据温度对容量的影响,定义比例系数 $\eta =$

$\frac{C_T}{C_0}$ 作为温度电池模型的补偿系数,其中 C_T 为温度 T 的电池容量,Ah; C_0 为25℃时电池的标称容量,Ah。使用Arrhenius方程对该曲线进行拟合^[10],公式如下:

$$\eta = \frac{C_T}{C_0} = ae^{-\frac{T}{b}} + c \quad (1)$$

式中, a, b, c 为模型参数,通过Matlab的System Identification工具箱辨识得到, $a = -0.1884, b = 17.95, c = 0.9763$ 。

1.2 不同温度下的HPPC试验

根据《美国Freedom CAR电池实验手册》对锂电池在-10~40℃的环境温度下进行HPPC测试^[11],测试步骤如下:

- (1)将锂电池以恒流恒压充电方式充满电;
- (2)在恒温箱中静置1h;
- (3)以放电倍率0.5C恒流放电10s,静置40s,以0.5C恒流充电10s,静置40s;
- (4)以放电倍率1C恒流放电10s,静置40s,以1C恒流充电10s,静置40s;
- (5)以放电倍率1.5C恒流放电10s,静置40s,以1.5C恒流充电10s,静置40s;
- (6)以放电倍率2C恒流放电10s,静置40s,以2C恒流充电10s,静置40s;
- (7)锂电池以放电倍率0.5C进行放电,放电电量为最大容量的10%,然后静置1h;

(8)重复步骤(3)(4)(5)(6)(7),直到电压为 2.7 V 停止实验。

1.3 不同温度下的 OCV-SOC 关系曲线

根据 HPPC 测试实验结果,选取每次混合脉冲充放电结束静置后的电压作为不同 SOC 下的开路电压(open circuit voltage, OCV),得到不同温度下的 OCV-SOC 关系曲线,如图 2 所示。由图 2 可看出,不同温度下 OCV-SOC 关系曲线会发生变化,温度较低时,锂电池的初始 OCV 值也较低,随着温度的增加,初始的 OCV 值也增加;同时温度较低时随着 SOC 的降低,OCV 衰减较慢,而温度升高时,OCV 衰减较快。由此可知温度的变化会影响 OCV 和 SOC 的关系曲线,进而会影响 SOC 估算的精度。

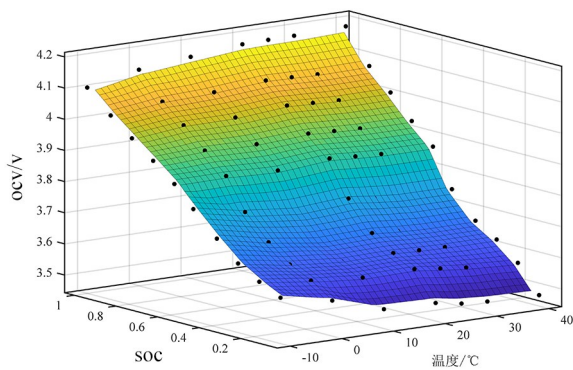


图 2 不同温度下的 OCV 与 SOC 的函数关系

Fig.2 Functional relationship between OCV and SOC at different temperatures

2 锂电池模型选取及参数辨识

2.1 模型选取

电池模型精度对卡尔曼滤波算法精度的影响较大,等效电路模型利用电容电阻等建成的电路描述电池的动态特性,因其结构简单、原理清晰明了,常用于 BMS。等效电路模型常常含有 N 阶的 RC,文献[12]表明,RC 网络数量越多,其对电池的电化学反应描述越精确,但是模型也变得复杂,且计算量越大,不适于实际应用。如图 3 所示为二阶 RC 等效电路模型,该模型的两个 RC 支路分别代表电池充放电过程中的电化学和浓差极化,对电池内部的动态极化模拟较为精确和简单,因此选用该模型。图 3 中 U_{oc} 为开路电压,V; R_0 为电池欧姆内阻, Ω ; R_1 是传荷阻抗, Ω ; C 是传荷电容,F; R_2 是浓差阻抗, Ω ; C_2 是浓差电容,F。

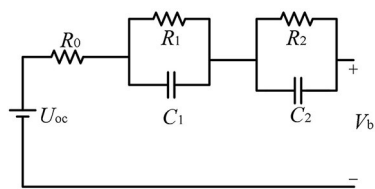


图 3 二阶 RC 等效电路模型

Fig.3 Second-order RC equivalent circuit model

根据图 3 的等效电路模型,由基尔霍夫定律可得:

$$U_{oc} - V_b = U_0 + U_1 + U_2 \quad (2)$$

其数学模型为:

$$\begin{cases} I = C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} \\ I = C_2 \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_2} \\ I = \frac{U_0}{R_0} \end{cases} \quad (3)$$

电池 SOC 数学公式为:

$$SOC = SOC_0 - \frac{1}{C_n} \int_{t_0}^{t_1} Idt \quad (4)$$

其中, SOC_0 为 t_0 时刻的 SOC 值; SOC 为 t_1 时刻的 SOC 值; C_n 为电池的额定容量,单位为 Ah。

对(2)(3)(4)式整合离散化,得到电池模型的状态方程:

$$\begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{k+1}^1 \\ U_{k+2}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta T}{R_1 \cdot C_1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{\Delta T}{R_2 \cdot C_2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_k^1 \\ U_k^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\eta \Delta T}{C_n} \\ \frac{\Delta T}{C_1} \\ \frac{\Delta T}{C_2} \end{pmatrix} I_k \quad (5)$$

$$U_k^b = U_k^{oc}(SOC) - I_k R_0 - U_{k+1}^1 - U_{k+2}^2 \quad (6)$$

式中, $U_k^{oc}(SOC)$ 是电池的开路电压和 SOC 间的函数。

2.2 参数辨识

由于锂电池在充放电时内部的化学反应是时变、非线性的,用递推最小二乘法^[13](recursive least square, RLS)可以实时利用外部数据对电池

进行在线参数辨识,但该算法同等对待新旧数据,会出现“滤波饱和”现象,因此引入一个遗忘因子 λ (取值 $0.95 \sim 1$)来增加新数据的影响,从而避免出现这种现象。带遗忘因子递推最小二乘法 (FFRLS) 的流程框图如图4所示,FFRLS的递推公式如式7所示。

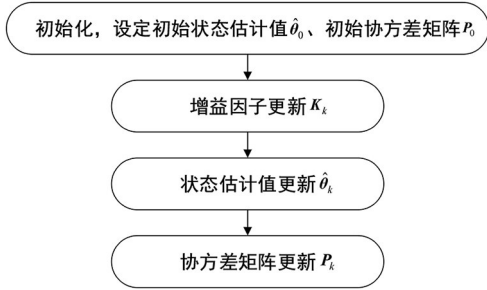


图4 FFRLS 算法流程图

Fig.4 Flow chart of FFRLS algorithm

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} \psi_k (\psi_k^T P_{k-1} \psi_k + \lambda)^{-1} \\ \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k (y_k - \psi_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ P_k = \frac{1}{\lambda} (I - K_k \psi_k^T) P_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\hat{\theta}_k$ 、 $\hat{\theta}_{k-1}$ 为 k 、 $k-1$ 时刻的状态估计值; K_k 为 k 时刻的增益矩阵; P_k 、 P_{k-1} 为 k 、 $k-1$ 时刻的协方差矩阵; y_k 为 k 时刻的实际观测值; $\psi_k^T \hat{\theta}_{k-1}$ 为 k 时刻的观测值预测; I 为单位矩阵。

2.3 参数辨识结果

参数 R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 的辨识结果如图5所示。图5所示的是FFRLS算法辨识后得到的不同温度下的二阶RC模型参数随SOC的变化曲线,由图可知,参数 R_0 、 R_1 随着环境温度的降低而增大,而 R_2 随着温度的变化,整体变化不是很明显。在不同的SOC状态下电池 R_0 、 R_1 、 R_2 变化率不同。对于极化电容 C_1 ,随着环境温度的升高也在增大,而极化电容 C_2 整体变化不是很明显,波动范围较小,且随着SOC的增大而减小。

3 变温度SOC估算

获取不同温度下的DST和FUDS工况实验数据,分别带入EKF和UKF两种不同的SOC估算算法,通过对比来分析证明两种算法的估算能力。

3.1 SOC估算算法

3.1.1 EKF算法

扩展卡尔曼滤波算法 (extended kalman filter, EKF) 是通过系统的非线性部分进行泰勒展开

保留一阶项忽略高阶项来进行函数线性化,然后利用卡尔曼滤波算法对信号进行滤波,实现算法的最优估算。EKF的整体流程如下:

(1) 对状态变量初始值 x_0 和定义协方差矩阵初始值 P_0 赋值。

(2) 状态变量估计。

$$\hat{x}_{k+1} = A x_k + B i_k + \omega_k \quad (8)$$

(3) 计算协方差矩阵的先验值。

$$\hat{P}_{k+1} = A P_k A^T + Q_k \quad (9)$$

(4) 卡尔曼增益

$$K_k = \hat{P}_{k+1} H_k^T (H_k \hat{P}_k H_k^T + R_k)^{-1} \quad (10)$$

(5) 修正状态变量。

$$x_{k+1} = \hat{x}_{k+1} + K_k (u_k + H_k \hat{x}_{k+1}) \quad (11)$$

(6) 更新协方差矩阵。

$$P_{k+1} = (I - K_k H_k) \hat{P}_{k+1} \quad (12)$$

3.1.2 UKF算法

UKF也是一种处理非线性函数的方法,通过UT (unscented transformation) 变换得到一组Sigma点,对每个采样点向状态量逼近,然后采用标准卡尔曼滤波的框架对状态变量进行时间和测量更新。UKF算法的估算流程如下:

(1) 初始化

状态变量 $E[x(0)] = \hat{x}(0)$, 误差协方差矩阵 $E[(\hat{x}_0 - x_0)(\hat{x}_0 - x_0)^T] = P_0$, Q 为过程噪声方差矩阵, R 为测量噪声方差矩阵。

(2) 采集 $2n+1$ 个Sigma点, n 为状态维数

$$\begin{cases} \chi_i(k-1) = \hat{x}(k-1), i=0 \\ \chi_i(k-1) = \hat{x}(k-1) + \\ (\sqrt{(n+\lambda)P(K-1)})_i, i=1-n \\ \chi_i = \hat{x}(k-1) - \\ (\sqrt{(n+\lambda)P(K-1)})_{i-n}, i=n+1-2n \end{cases} \quad (13)$$

(3) 时间更新

Sigma点非线性变换

$$\chi_i(k|k-1) = f[\chi_i(k-1)] \quad (14)$$

Sigma点非线性变换后的均值

$$\hat{x}(k|k-1) = \sum_0^{2n} \omega_m^i \chi_i(k|k-1) \quad (15)$$

状态误差协方差矩阵

$$P(k|k-1) =$$

$$\sum_0^{2n} \omega_c^i [\chi_i(k|k-1) - \hat{x}(k|k-1)] [\chi_i(k|k-1) - \hat{x}(k|k-1)]^T + Q \quad (16)$$

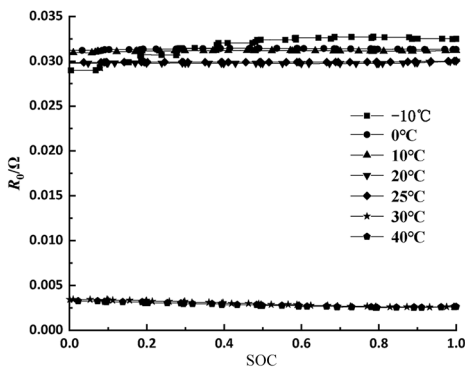
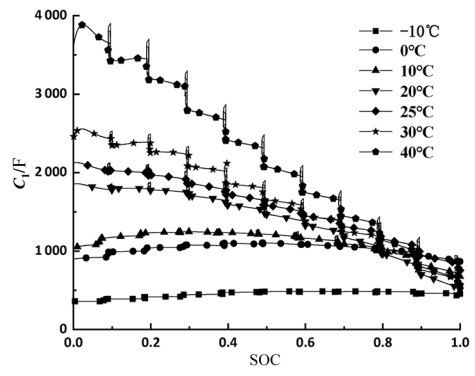
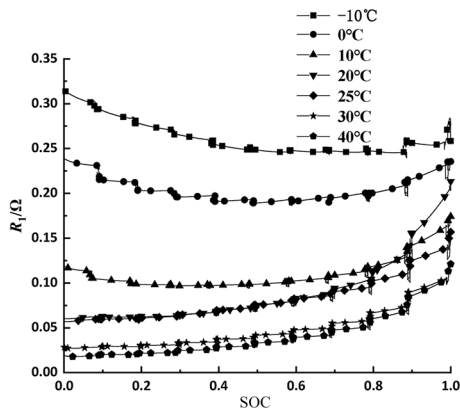
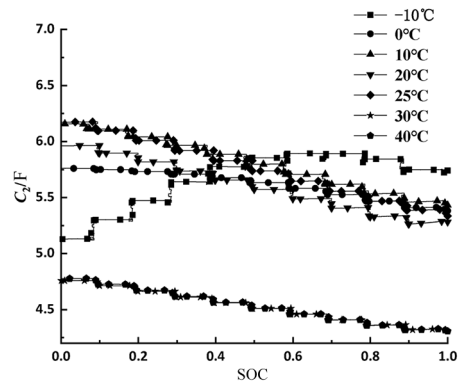
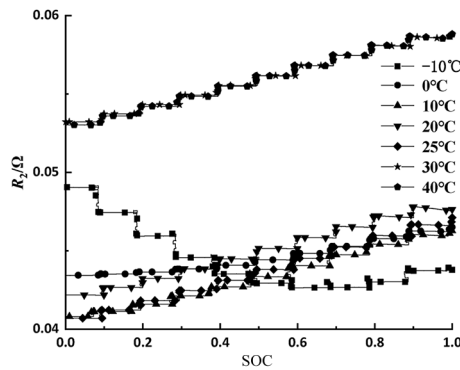
(a) R_0 辨识结果(d) C_1 辨识结果(b) R_1 辨识结果(e) C_2 辨识结果(c) R_2 辨识结果

图 5 不同温度下的二阶 RC 模型参数辨识结果

Fig.5 Parameter identification results of the second-order RC model at different temperatures

其中,权重分别为

$$\omega_m^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda}, \omega_c^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta)$$

$$\omega_m^i = \omega_c^i = \frac{\lambda}{2(n + \lambda)}, i = 1 - 2n$$

(4)观测预测

$$y_i(k | k - 1) = h[\chi_i(k | k - 1)] \quad (17)$$

(5)计算观测预测均值和协方差

$$\hat{y}(k | k - 1) = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i y_i(k | k - 1) \quad (18)$$

$$\begin{aligned} P_{yy} = & \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [y_i(k | k - 1) - \hat{y}(k | k - 1)] \\ & [y_i(k | k - 1) - \hat{y}(k | k - 1)]^T + R \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P_{xy} = & \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [\chi_i(k | k - 1) - \hat{x}(k | k - 1)] \\ & [y_i(k | k - 1) - \hat{y}(k | k - 1)]^T \quad (19) \end{aligned}$$

(6)计算卡尔曼增益

$$K(k) = P_{xy} P_{yy}^{-1} \quad (20)$$

(7)状态协方差更新

$$\hat{x}(k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)[y(k) - \hat{y}(k|k-1)] \tag{21}$$
$$P(k) = P(k|k-1) - K_k P_{yy} K_k^T \tag{22}$$

3.2 仿真结果与分析

在 Matlab 上进行仿真对比,验证两种算法的精度。选用 -10、25、40℃ 3 个温度 进行仿真分析。

3.2.1 DST 工况

DST 工况的仿真结果如图 6 所示,由计算得,

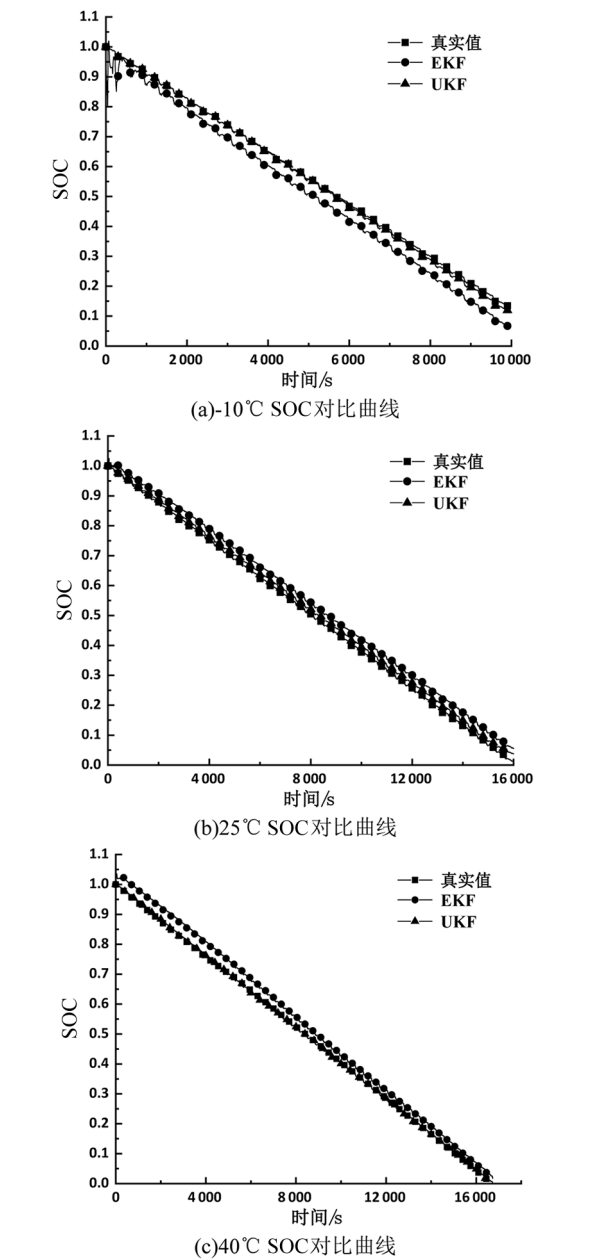


图 6 DST 工况下 SOC 仿真结果

Fig.6 SOC simulation results under DST

在-10℃时,EKF 和 UKF 的均方根误差 (RMSE) 分别为 4.93%和 1.24%;25℃时,EKF 和 UKF 的 RMSE 分别为 3.8%和 1.47%; 40℃时,EKF 和 UKF 的 RMSE 分别为 3.48%和 1.03%。

由图 6 可见,在 DST 工况和不同温度下,EKF 和 UKF 算法都有较好的估算锂电池的 SOC 能力,且随着温度的升高,两种算法的估算精度也在升高。但 UKF 算法可将 RMSE 控制在 1.47% 以内,估算精度更高,整体抗干扰能力更强。

3.2.2 FUDS 工况

FUDS 工况的仿真结果如图 7 所示,由计算得,

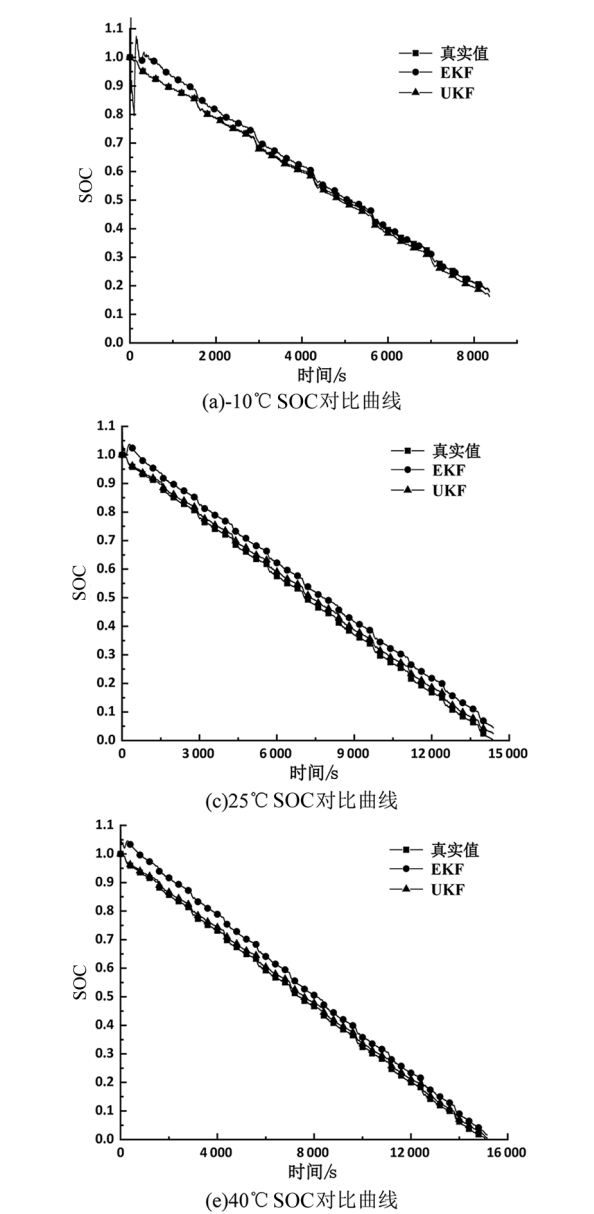


图 7 FUDS 工况不同温度下的 SOC 估算

Fig.7 SOC estimation at different temperatures under FUDS conditions

在 -10°C 时,EKF 和 UKF 的 RMSE 分别为 2.77% 和 0.953%; 25°C 时,EKF 和 UKF 的 RMSE 分别为 4.69% 和 1.49%; 40°C 时,EKF 和 UKF 的 RMSE 分别为 4.54% 和 1.06%。

从图 7 可见,在 FUDS 工况和不同温度下,EKF 和 UKF 算法都有较好的估算锂电池的 SOC 能力,且随着温度的升高,两种算法的估算精度也在升高。但 EKF 的 RMSE 整体偏大,而 UKF 估算 SOC 最大误差可以保持在 $\pm 2\%$ 以内,且不同温度下的 RMSE 保持在 1.49% 以内。

综上所述,EKF 和 UKF 算法在不同温度与驾驶工况下都有较强的 SOC 估算能力,当工况相同时, -10°C 的估算精度最低,这是因为温度较低时,电池的內部化学反应速率降低,低温对电池的影响较大,因此估算精度较低。当温度相同时,不同工况下,UKF 算法的估算精度要优于 EKF 算

法,这是因为,相对于 EKF 算法,UKF 不是对非线性系统本身进行线性化处理,而是对非线性系统状态量的概率密度分布进行线性,既没有进行泰勒展开忽略高阶项,也不需要 Jacobian 矩阵求导,因此 UKF 算法的计算精度更高。

4 结论

1) 温度对锂电池的容量和开路电压都有较大的影响。

2) FFRLS 算法能够实现电池参数的在线辨识,为 SOC 的精准估算提供可靠的实时电池参数。

3) 在 DST 和 FUDS 两种工况下,UKF 算法估算 SOC 的能力都要优于 EKF 算法,且 UKF 算法受温度的影响更小,整体抗干扰能力更强,算法精度更高,误差更小。

参考文献:

- [1] 黄凯,郭永芳,李志刚. 动力锂离子电池荷电状态估计综述[J]. 电源技术, 2018, 42(9): 1398-1401.
- [2] 孙艳艳,周雪松,游祥龙,等. 基于开路电压法的电池荷电状态估算修正[J]. 内燃机与配件, 2019(19): 225-226.
- [3] 李昆,赵理,赵博阳,等. 基于频繁项统计的流-安时积分 SOC 估计方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(3): 19-27.
- [4] 刘晓悦,魏宇册. 优化神经网络的锂电池 SOC 估算[J]. 机械设计与制造, 2021(11): 83-86.
- [5] LIU X J, DAI Y W. Energy storage battery SOC estimate based on improved BP neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2187(1): 012042.
- [6] 马永笠. 基于卡尔曼滤波的 SOC 估算及其电池管理系统研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [7] 王文亮,何锋,郑永樑,等. 基于 RLS-EKF 联合算法的锂电池 SOC 估算[J]. 电源技术, 2020, 44(10): 1498-1501, 1505.
- [8] 徐劲力,马国庆. 基于 UKF 的在线锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电源技术, 2019, 43(10): 1615-1618, 1644.
- [9] LUO M J, GUO Y Z, KANG J Q, et al. Ternary-material lithium-ion battery SOC estimation under various ambient temperature[J]. Ionics, 2018, 24(7): 1907-1917.
- [10] 彭泳. 基于温度补偿的动力锂电池 SOC 估算研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
- [11] 申江卫. 车载锂电池宽温度全寿命荷电状态估算研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021. DOI: 10.27200/d.cnki.gkmlu.2021.002099.
- [12] 王少华. 电动汽车动力锂电池模型参数辨识和状态估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [13] 王君瑞,单祥,贾思宁,等. 基于扩展卡尔曼滤波的蓄电池组 SOC 估算[J]. 电源技术, 2020, 44(8): 1168-1172.

(责任编辑: 陈雯)