

## 一种基于 IMM-ABSE 算法的 锂离子电池组 SOC 估算

朱浩, 陈华<sup>†</sup>

(湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:**信号噪声干扰、电池模型对温度与老化的适应性及单体不一致性等因素直接影响电池组电荷状态(State of Charge, SOC)估算精度. 为实现锂离子电池组 SOC 的准确估计, 提出了一种使用交互多模型(Interacting Multiple Model, IMM)和自适应电池状态估计器(Adaptive Battery State Estimator, ABSE)相结合的估算方法. 首先, 基于电池组综合特性建立电池交互模型, 通过 ABSE 对单体 SOC 进行估算并嵌入 IMM 模型中. 然后, 计算各模型的信息分配因子, 并根据信息分配因子对各模型的 SOC 进行概率融合, 得到精度较高的电池组 SOC. 最后, 在不同温度的组合工况下, 评估该算法的鲁棒性和普适性. 实验结果表明, 该方法适用于系统输入信号存在噪声、全气候工况和单体间存在不一致性的环境, 在有效充放电期间平均误差小于 2%.

**关键词:**SOC; IMM-ABSE; 电池一致性; 模型适应性; 噪声干扰; 信息分配因子; 锂离子电池组

中图分类号:U469.72

文献标志码:A

## A State-of-Charge Estimation Method for Lithium-ion Battery Pack Based on IMM-ABSE Algorithm

ZHU Hao, CHEN Hua<sup>†</sup>

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Signal noise interference, adaptability of battery model to temperature and aging, and inconsistency of the battery pack are vital factors which have the influence on the accuracy of State of Charge(SOC) estimation. To estimate the SOC of battery pack accurately, this paper proposes a novel method that combines the Interacting Multiple Model (IMM) and the Adaptive Battery State Estimator(ABSE). Firstly, the battery interaction models are established based on the comprehensive characteristics of the battery pack. The SOC is estimated by ABSE and embedded in the IMM model. Then, the information distribution factors of each model are calculated, and the SOC of each model is probabilistically fused according to the information distribution factors to obtain a battery pack SOC with higher precision. Finally, the robustness and universality of the algorithm are evaluated under combined condi-

\* 收稿日期:2018-12-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51776062), National Natural Science Foundation of China(51776062); 湖南省重点研发计划项目(2017GK2201), The Key Technologies R & D Program of Hunan Province(2017GK2201)

作者简介:朱浩(1972—), 男, 湖南攸县人, 湖南大学副教授, 硕士生导师

<sup>†</sup> 通讯联系人, E-mail: chenner103@foxmail.com

tions of different temperature. The experimental results show that this method is effective for various conditions including the input signals with noise, complicated condition under the whole climate, and inconsistency between batteries. The estimation error can be controlled within the range of 2% during effective charging and discharging cycles.

**Key words:** State of Charge (SOC); IMM-ABSE; battery consistency; model adaptability; information allocation factor; signal interference; lithium-ion battery pack

近年来,为解决能源短缺、空气污染和电网负荷等问题,越来越多的燃油汽车被电动汽车所代替.在电动汽车使用的各种动力电池中,锂离子电池因其能量密度高、功率密度高、使用寿命长等优点得到广泛的应用<sup>[1-2]</sup>.相比于其他动力电池,锂离子电池将(乙二氧)二丙腈引入 LiNi<sub>1/3</sub>Co<sub>1/3</sub>Mn<sub>1/3</sub>O<sub>2</sub>/石墨袋电池中,提高电池高压循环放电的氧化性能,同时以二氟磷酸锂作为锂盐添加剂用于传统的以碳酸盐为基础的电解液系统中提高了平均放电容量<sup>[3]</sup>.然而,锂离子电池过充或过放,将产生副反应,甚至导致起火和爆炸<sup>[4]</sup>.因此,为了延长电池寿命,提高可靠性,准确的 SOC 估计必不可少.

在现有技术中,对于电池单体 SOC 估算的研究相对比较成熟.从简单的安时积分法到结合表征参数校正法,表征参数包括:热力学平衡下的开路电压 (Open Circuit Voltage, OCV)<sup>[5-6]</sup>、特定频率下的阻抗谱<sup>[7-8]</sup>和表面应力<sup>[9]</sup>.然而,准确参数关系的获取,需要耗费大量时间和劳力,并且只有电池处于充分静置状态才能确保精度.此外,这些变量与电池的动力学因素、老化和衰退有关,各种因素的耦合难以提取精确的误差校正因子.随后,提出了基于模型的回归算法,该类算法解决了标定算法需要长时间静置来保证可靠性的问题.其中,主流的回归算法是卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)及其衍生算法,还包括粒子滤波、 $H_\infty$ 滤波器、滑模观测器、Luenberger 观测器和遗传神经网络算法<sup>[10-17]</sup>.与其他方法相比,这类算法对初始误差值具有很强的校正效果,收敛速度快,抑制随机噪声能力强<sup>[18-19]</sup>.但是算法高度依赖于电池的模型精度,准确的电池模型需要事先考虑不同的动力学因素、老化和衰退对电池模型的影响.考虑不足则会严重影响估计精度.

相对于电池单体 SOC 估算的研究,电池组 SOC 估算研究则相对匮乏.现有技术中,主流分为两大类:利用  $\Delta$ SOC 计算所有单体 SOC<sup>[20]</sup>和利用特征单体

代替电池组 SOC<sup>[21-22]</sup>,前者计算复杂度随单体电池数量增加而增加,实际应用具有局限性;后者通常采用最小单体电压 SOC 或者平均电压 SOC 来代替电池组 SOC,若以最小单体电压 SOC 为电池组 SOC,则会导致电池组过充,或者电池单体的电压达到充电截止时电池组 SOC 不为 100%;若以平均电压 SOC 为电池组 SOC,随着电池组的使用,电池一致性变差,也会出现电池单体过充或过放的问题.此外最小单体电压 SOC 并不能直接代替最小 SOC,其还受电池内阻和容量影响.因此,如何提升电池组整体 SOC 的估算准确度是本领域研究者目前需要解决的关键问题.

基于以上叙述,本文提出一种基于 IMM-ABSE 的电池组 SOC 估算方法,以解决 SOC 估算过程中噪声干扰、模型适应性和单体不一致性等问题.

## 1 IMM-ABSE

### 1.1 电池组等效电路模型

锂离子电池是一个复杂的电化学系统,工作过程包括多种化学反应,其中主要反应有:锂离子在正负极材料中的嵌入与脱嵌、锂离子在电解液和电极中的扩散;副反应有 SEI 膜的增长、自放电过程<sup>[23]</sup>.等效电路模型 (Equivalent Circuit Model, ECM) 通过各种线性电气元件的组合简化锂离子电池的主要反应,其中包括电压源、电阻和电容.而副反应的反应速度极慢,在单个周期内对等效电路参数的影响较小,因此没有直接体现在 ECM 中.文献[24]研究表明,一阶 RC 模型适用于三元锂离子电池.如图 1 所示,图 1(a)表示  $n$  串电池组等效电路模型,图 1(b)为本文改进的电池组等效电路模型,其中  $Cell_{max}$ 、 $Cell_{avg}$  和  $Cell_{min}$  分别为最大、平均和最小 OCV 对应的等效电路模型.OCV 表示电池稳定状态下的开路电压, $R_0$  表示正负电极、SEI 膜、电解液和集流体的

总电阻;一阶惯性元件  $R_p$  和  $C_p$  表示锂离子电池的极化-去极化过程; $U_t$  和  $I$  分别表示端电压和工作电流(本文定义放电为正,充电为负);图中下标表示单体电池编号.

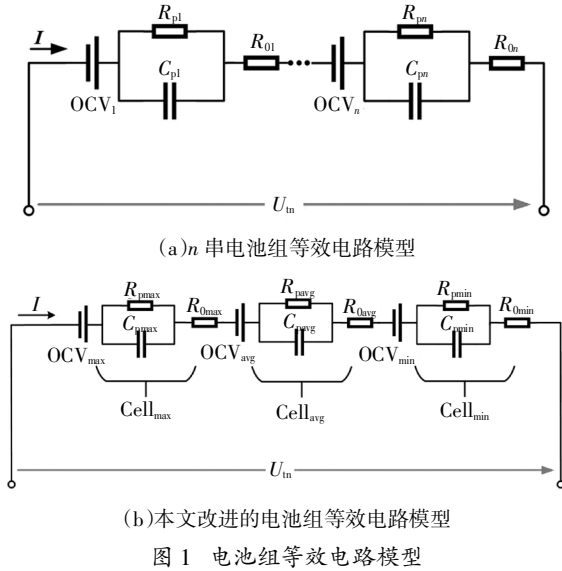


Fig.1 Equivalent circuit model of battery pack

根据基尔霍夫定律,一阶 RC 模型的电特性可表示为:

$$\begin{cases} U_t = U_{ocv} - U_p - R_0 I \\ \dot{U}_p = \frac{1}{C_p} - \frac{U_p}{R_p C_p} \end{cases} \quad (1)$$

离散化后可得:

$$\begin{cases} U_{p,k} = U_{p,k-1} \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_{k-1}}\right) + I_{k-1} R_{p,k-1} \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_{k-1}}\right)\right) \\ U_{t,k} = U_{ocv,k} - U_{p,k} - I_k R_{0,k} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\Delta t$  表示采样间隔; $k$  表示时间节点; $\tau_k = R_{p,k} C_{p,k}$  表示惯性元件的时间常数; $U_{ocv}$  和  $U_p$  分别为开路电压和极化电压.

### 1.2 IMM-ABSE 算法框架

尽管拓展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 算法在 SOC 状态估计中得到了广泛的应用,但它依然存在自身无法克服的理论局限性:当系统具有强非线性时,对非线性函数一阶线性化将导致估算精度下降,甚至发散<sup>[25]</sup>.

然而,无迹卡尔曼滤波器 (Unscented Kalman Filter, UKF) 基于 Unscented 变换,选取一定数量的 Sigma 点,基于所选 Sigma 点非线性变化后的结果计算系统状态的后验均值和协方差. 不仅精度高于

EKF, 而且更适合于非线性高斯系统的滤波问题<sup>[26]</sup>. 本文选择基于 UKF 的 ABSE 为 IMM 的内嵌算法,针对电池组 SOC 估算提出 IMM-ABSE 算法.

IMM-ABSE 模型  $j$  的状态方程可表示为:

$$\begin{cases} x_{j,k} = f_j(x_{j,k-1}, u_{j,k-1}) + \omega_{j,k} \\ y_k = g(x_k, u_k) + v_k \end{cases} \quad (3)$$

式中: $x$  表示状态向量; $u$  为输入向量; $y$  为测量值; $j = 1, 2, 3, \dots, n$  表示 IMM 中第  $j$  个交互模型,当  $n$  取 3 时, $j$  对应电池组等效电路模型中的  $Cell_{max}$ 、 $Cell_{avg}$  和  $Cell_{min}$ ;过程噪声  $\omega$  和测量噪声  $v$  分别服从  $\omega \sim N(q, Q)$ ,  $v \sim N(r, R)$ . IMM-ABSE 的计算过程如下:

1) 当  $k = 0$  时,混合估计的状态向量  $\hat{X}_0$  和协方差  $P_0$  的初始值可由以下公式计算:

$$\hat{X}_0 = \sum_{j=1}^3 \hat{X}_{j,0} \mu_{j,0} \quad (4)$$

$$P_0 = \sum_{j=1}^3 \mu_{j,0} [P_{j,0} + (\hat{X}_{j,0} - \hat{X}_0) \cdot (\hat{X}_{j,0} - \hat{X}_0)^T] \quad (5)$$

式中: $\hat{X}_{j,0}$  和  $\mu_{j,0}$  分别为  $j$  滤波器  $k=0$  时刻的状态估计和模型概率,且作为滤波器  $k+1$  时刻的初始值.

2) 当  $k = 1, 2, \dots$ , 时,第  $j$  个模型可由以下公式生成 Sigma 点  $\tilde{x}_{j,k}$  和权重  $W_m, W_c$ .

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{j,k-1} &= [\hat{X}_{k-1} \dots \hat{X}_{k-1}] + \sqrt{n+\kappa} [0 \quad \sqrt{P_{k-1}} \quad -\sqrt{P_{k-1}}] \\ \begin{cases} W_m^{(0)} = \kappa / (n+\kappa) \\ W_c^{(0)} = \kappa / (n+\kappa) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_m^{(i)} = W_c^{(i)} = \kappa / [2 \cdot (n+\kappa)] \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $W_m$  和  $W_c$  均为  $1 \times (2n + 1)$  的矩阵; $n$  表示状态向量  $x$  的维度; $i$  为  $1 \sim 2n$  的正整数; $\alpha$  和  $\kappa$  为两个可调变量,决定 Sigma 点的范围, $\alpha$  通常设置为较小正数 ( $1 \times 10^{-4} \sim 1$ ); $\beta = 2$ ;  $\kappa$  为尺度参数被定义为:

$$\kappa = \alpha^2 (n + \kappa) - n \quad (7)$$

3) 状态预测方程式如下:

$$x_{j,k}^{(i)} = f(\tilde{x}_{j,k-1}^{(i)}, u_{k-1}) + q_{k-1} \quad (8)$$

$$\hat{x}_{j,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^{(i)} x_{j,k}^{(i)} \quad (9)$$

$$P_{j,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} [x_{j,k}^{(i)} - \hat{x}_{j,k}] [x_{j,k}^{(i)} - \hat{x}_{j,k}]^T + Q_{k-1} \quad (10)$$

4) 状态方程更新方程式如下:

$$y_{j,k}^{(i)} = g(x_{j,k}^{(i)}, u_k) + r_k \quad (11)$$

$$\hat{y}_{j,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^{(i)} y_k^{(i)} \quad (12)$$

$$P_{jy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} [y_{j,k}^{(i)} - \hat{y}_{j,k}] [y_{j,k}^{(i)} - \hat{y}_{j,k}]^T + R_k \quad (13)$$

$$P_{jxy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} [x_{j,k}^{(i)} - \hat{x}_{j,k}] [y_{j,k}^{(i)} - \hat{y}_{j,k}]^T \quad (14)$$

$$K_{j,k} = P_{jxy,k} P_{jy,k}^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{X}_{j,k} = \hat{x}_{j,k} + K_{j,k} (y_{j,k} - \hat{y}_{j,k}) \quad (16)$$

$$P_{j,k} = P_{jx,k} - K_{j,k} P_{jy,k} K_{j,k}^T \quad (17)$$

5) 模型概率更新: 采用似然函数来更新模型概率  $\mu_{j,k}$ , 模型  $j$  的似然函数为:

$$\Lambda_{j,k} = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |S_{j,k}|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} v_j^T S_{j,k}^{-1} v_j\right\} \quad (18)$$

式中:

$$v_j = y_{j,k} - g(\hat{X}_{j,k}, u_k) \quad (19)$$

$$S_{j,k} = H_k P_{j,k} H_k^T + R_k \quad (20)$$

$H_k$  为  $g(\hat{X}_{j,k}, u_k)$  的一阶导数, 则模型  $j$  的概率为:

$$\mu_{j,k} = \Lambda_{j,k} / c, c = \sum_{j=1}^3 \Lambda_{j,k} \quad (21)$$

式中:  $c$  为归一化常数.

6) 输出交互: 基于模型概率, 对每个滤波器的估计结果加权合并, 得到总的状态估计  $\hat{X}_k$  和总的协方差估计  $P_k$

$$\hat{X}_k = \sum_{j=1}^3 \hat{X}_{j,k} \mu_{j,k} \quad (22)$$

$$P_k = \sum_{j=1}^3 \mu_{j,k} [P_{j,k} + (\hat{X}_{j,k} - \hat{X}_k) \cdot (\hat{X}_{j,k} - \hat{X}_k)^T] \quad (23)$$

### 1.3 自适应电池状态估计器 (ABSE) 设计

自适应电池状态估计器的细节如下, 首先将锂离子电池的工况分为恒流恒压充电 (Constant Current Constant Voltage, CCCV) 和动态工况放电. 根据两种工况的特点分别设计对应的估计器.

#### 1.3.1 CCCV 充电估计器设计

考虑电动汽车充电策略为恒流恒压方案, 且国标快充电流通常为 0.5 C, 充电策略恒定, CCCV 充电时只需考虑温度影响, 假设电池总内阻为  $R_{\text{sum}}$ ,  $R_{\text{sum}} = R_0 + R_p$ , 则状态方程为:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_k \\ y_k = g(x_{k-1}, u_k) + \nu_k \\ x_k = [\text{SOC}_k, R_{\text{sum},k}] \\ u_k = [I_k, T_k] \\ y_k = [U_{t,k}] \end{cases} \quad (24)$$

其中  $f(x_{k-1}, u_{k-1})$  可表示为:

$$\begin{cases} \text{SOC}_k = \text{SOC}_{k-1} - \frac{I_{k-1} \Delta t}{3600 \times \text{Ca}} \\ R_{\text{sum},k} = \text{sign}(k-1) R_{\text{sum},k-1} + (1 - \text{sign}(k-1)) p(T_k) \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $\text{Ca}$  为电池容量;  $\text{sign}$  为符号函数, 可表示为:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x = 0 \\ -1, x < 0 \end{cases} \quad (26)$$

$P(T)$  为  $R_{\text{sum}}$  与温度的函数, 可表示为:

$$P(T_k) = \alpha_1 T_k^4 + \alpha_2 T_k^3 + \alpha_3 T_k^2 + \alpha_4 T_k + \alpha_5 \quad (27)$$

$g(x_{k-1}, u_k)$  可表示为:

$$U_{t,k} = U_{\text{slow},k} - I_k R_{\text{sum},k} = h(\text{SOC}_k, T_k) - I_k R_{\text{sum},k} \quad (28)$$

$U_{\text{slow}}$  为缓变电压, 具体计算见第 2 节.

#### 1.3.2 动态工况放电估计器设计

根据电动汽车动态放电特性, 考虑温度和老化的影响, 其状态方程可表示为:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_k \\ y_k = g(x_{k-1}, u_k) + \nu_k \\ x_k = [\text{SOC}_k, R_{0,k}, R_{p,k}, \tau_{p,k}, U_{p,k}] \\ u_k = [I_k, T_k] \\ y_k = [U_{t,k}, R_{\text{sum},k}]^T \end{cases} \quad (29)$$

同样  $g(x_{k-1}, u_k)$  可表示为:

$$\begin{cases} U_{t,k} = U_{\text{ocv},k} - I_k R_{0,k} - U_{p,k} \\ R_{\text{sum},k} = R_{0,k} + R_{p,k} \end{cases} \quad (30)$$

$f(x_{k-1}, u_{k-1})$  可表示为:

$$\begin{cases} \text{SOC}_k = \text{SOC}_{k-1} - \frac{I_{k-1} \Delta t}{3600 \times \text{Ca}} \\ R_{0,k} = R_{0,k-1} \\ R_{p,k} = R_{p,k-1} \\ \tau_{p,k} = \tau_{p,k-1} \\ U_{p,k} = U_{p,k-1} \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_{p,k}}\right) + I_{k-1} R_{p,k} (1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_{p,k}}\right)) \end{cases} \quad (31)$$

基于上述估计器, 结合第 1.2 节所述算法, 具体估算流程如图 2 所示. 其中  $\text{SOC}_{\text{pack}}$  为电池组 SOC.

此外, 注意到 CCCV 工况下估计器的状态方程与动态放电工况不同, 原因在于, 自适应电池状态估计器只有在动态工况下才能有效地辨识出模型参数. 所以针对 CCCV 工况做出改进, 以  $R_{\text{sum}}$  作为状态变量代替原有  $R_0, R_p, C_p$  和  $U_p, R_{\text{sum}}$  曲线可在 OCV 测试数据中提取, 无需增加实验测试, 具体方法见本文第 2 节.

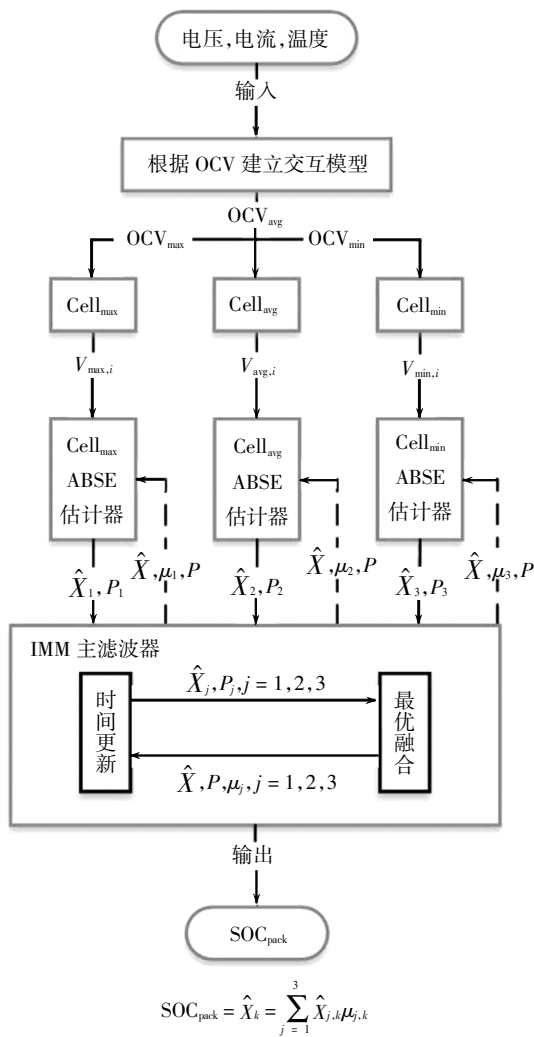


图 2 IMM-ABSE 算法流程图

Fig.2 The flow chart of IMM-ABSE algorithm

## 2 实验与验证

### 2.1 实验逻辑结构

本文采用 INR18650-29E 锂离子电池作为单体实验对象,12 串锂离子电池作为电池组实验对象,具体电池参数如表 1 所示. Arbin\_BT2000 对单体电池进行充放电,TECHPOW 对电池组进行充放电, y\_HLT702P-F 恒温箱用来控制温度,温度范围设置为 0~45 °C.

表 1 电池单体与电池组参数

Tab.1 The basic specification of cells and the electric pack

研究对象	工作电压/V	标称电压/V	容量/(A·h)
单体电池	4.2~2.75	3.7	2.9
电池模组	50.4~33	44.4	2.9

为获取充电工况下  $U_{slow}$ -SOC 和  $R_{sum}$ - $T$  曲线以及放电工况下 OCV-SOC- $T$  和  $R_{sum}$ -SOC- $T$  曲线,本文将实验分为两部分:信息提取部分,首先,测试 0 ~ 45 °C 温度下的 OCV-SOC 曲线,然后测试 0~45 °C 温度下 0.5 C 恒流恒压曲线,由计算可得所需曲线;实验验证部分,包括电池组在各温度下的 CCCV、FUDS 和不一致性实验. 实验具体流程见图 3.

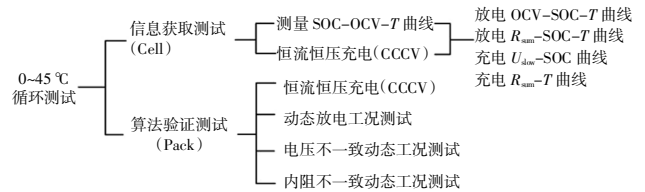


图 3 实验流程图

Fig.3 The flow chart of battery experiment

### 2.2 关系曲线获取

0 ~ 45 °C 温度节点下 0.5 C 恒流恒压充电曲线如图 4(a)所示,在 CCCV 工况下假设  $T_1$  时刻充分静置.

$$R_{sum} = (U_{t,T_1} - U_{t,T_1+2\Delta t}) / (I_{T_1} - I_{T_1+2\Delta t}) \approx R_0 + R_p \quad (32)$$

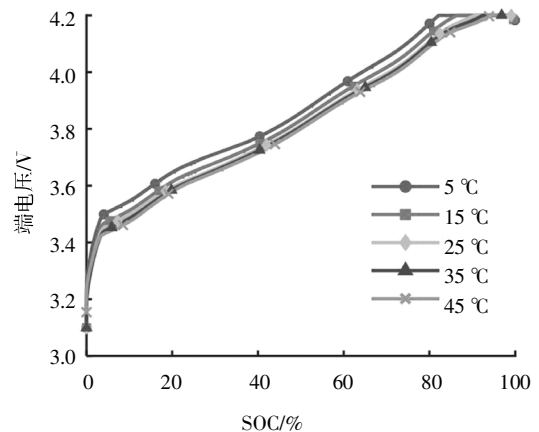
$$U_t = U_{ocv} - IR_0 - U_p = (U_{ocv} - U_p + IR_p) - I(R_0 + R_p) = U_{slow} - IR_{sum} \quad (33)$$

可得  $U_{slow}$  的表达式为:

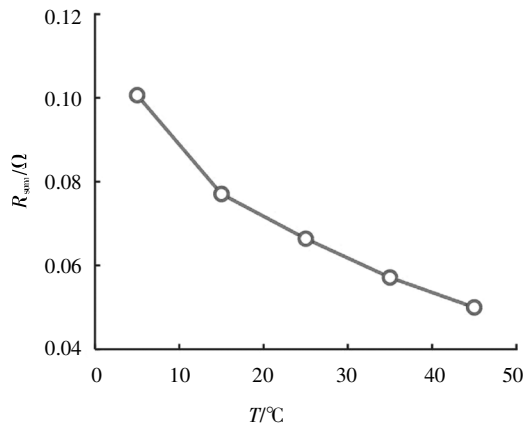
$$U_{slow} = U_t + IR_{sum} \quad (34)$$

根据公式(31)~(33)计算可得  $R_{sum}$ - $T$  和  $U_{slow}$ -SOC 曲线,如图 4(b)(c)所示,在 0.5 C CCCV 工况下  $U_{slow}$ -SOC 曲线受温度的影响可忽略不计.

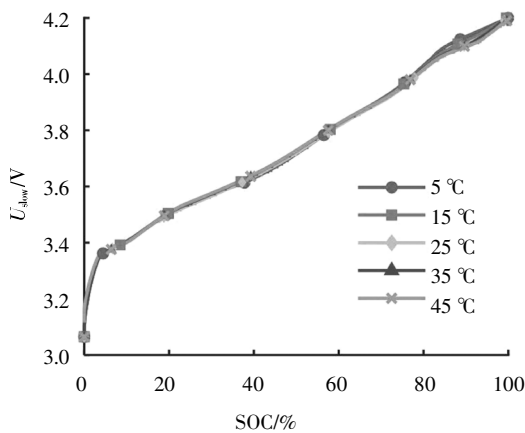
开路电压实验得到的 OCV-SOC- $T$  的曲线如图 5(a)所示,  $R_{sum}$ -SOC- $T$  曲线如图 5(b)所示. 尽



(a)不同温度下 CCCV 曲线



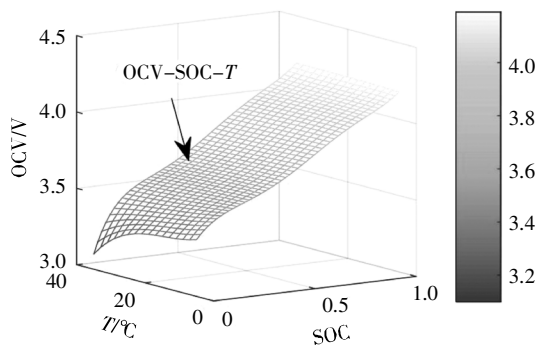
(b)不同温度下  $R_{sum}$



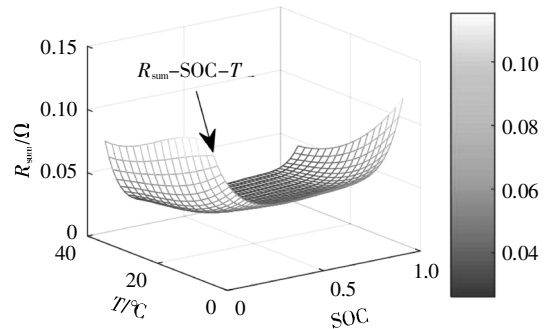
(c)不同温度下  $U_{slow}$

图4 CCCV 充电工况先验信息提取  
Fig.4 Prior information extract under the CCCV charging condition

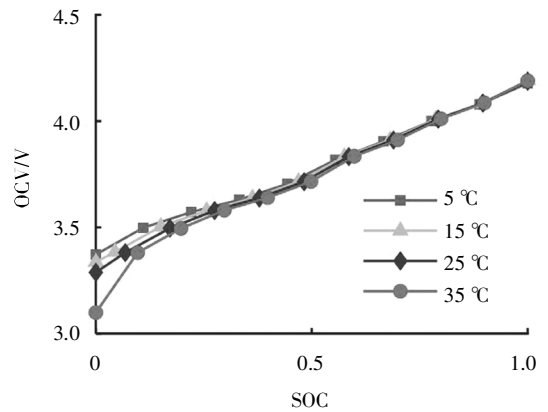
管理论上温度对 OCV-SOC 曲线的影响可忽略不计,但实车 SOC 的定义需在 0~100%之间,温度影响最大可用容量,从而影响 SOC 数值,所以温度的差异会导致 OCV-SOC 的曲线差异,如图 5(c)(d)所示. 本文从 OCV-SOC-T 三个维度获得其间的关系,并且引入  $R_{sum}-SOC-T$  作为新观测值,提高 ABSE 的估算精度与收敛速度.



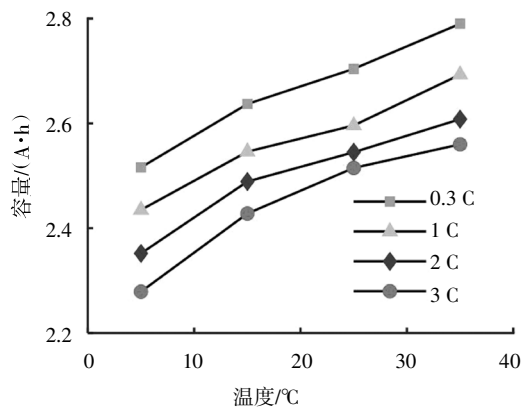
(a)OCV-SOC-T 曲线



(b) $R_{sum}$ -SOC-T 曲线



(c)不同温度下 OCV-SOC 曲线



(d)不同温度与放电倍率下容量

图5 OCV-SOC-T 和  $R_{sum}$ -SOC-T、OCV-SOC 和不同温度放电倍率下的容量曲线

Fig.5 Curve of OCV-SOC-T,  $R_{sum}$ -SOC-T, OCV-SOC and capacity under different temperature and discharge rate

### 3 结果与讨论

采用几种常用的汽车动态行驶工况数据作为验证数据集,对比分析 IMM-ABSE 算法、基于 UKF 的估算法(UKF- $\Delta$ SOC)和平均电压估算法(UKF- $V_{avg}$ )以及安时积分法(AH)的  $SOC_{pack}$  估算精度. 验证主要分为三个部分:多温度节点多工况算法精度验证;常见噪声、参数不确定性和传感器偏移的鲁棒性验证以及电池不一致性精度验证.

验证中的电池组参考 SOC 由公式(35)计算得到.

$$SOC_{pack,k} = \frac{C_{min,r,k}}{C_{min,r,k} + C_{min,c,k}} \quad (35)$$

式中: $C_{min,r,k}$  为  $k$  时刻电池组最大可放出容量; $C_{min,c,k}$  为  $k$  时刻电池组最大可充入容量.

### 3.1 多温度节点多工况估计验证

#### 3.1.1 CCCV 工况下的估计验证

以温度分别为 5 °C、25 °C、45 °C 的 CCCV 工况对  $SOC_{pack}$  进行估算验证. 对比分析 AH、UKF- $\Delta SOC$  和 IMM-ABSE 估算精度, 估算结果如图 6 所示. 图 6 分别为参考  $SOC_{pack}$  和估计  $SOC_{pack}$  的对比图和误差图, 各算法相应的统计参数记录在表 2 中.

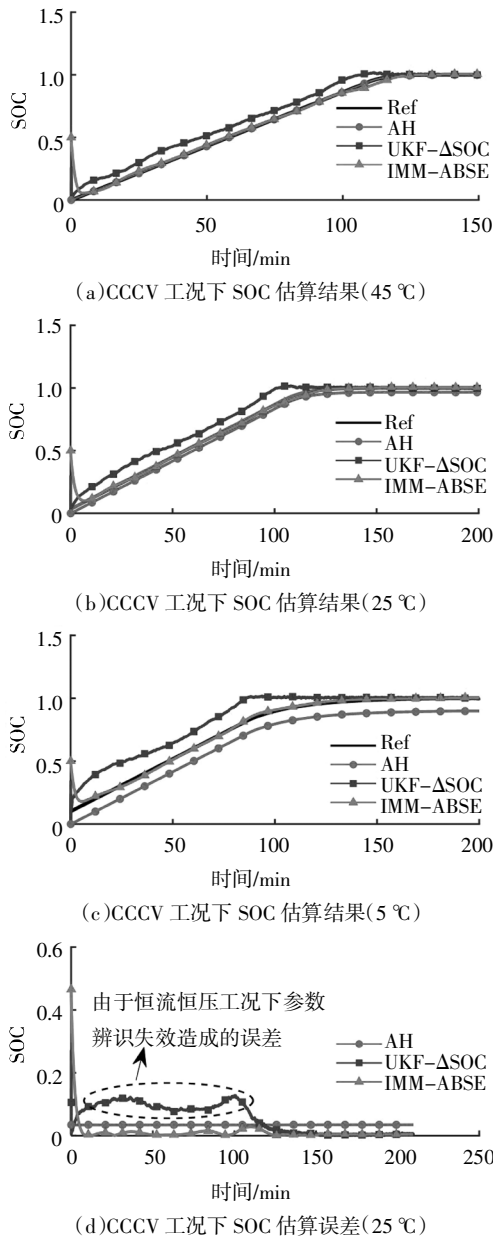


Fig.6 SOC estimation results under CCCV charging condition

表 2 5 °C、25 °C、45 °C 温度 CCCV 充电工况下 SOC 最大误差和平均误差统计

Tab.2 The max error and mean error of SOC estimation under the 5 °C, 25 °C, 45 °C CCCV charge condition

温度/°C	AH 误差 (最大/平均)/%	UKF- $\Delta SOC$ 误差 (最大/平均)/%	IMM-ABSE 误差 (最大/平均)/%
5	10.23/10.21	20.23/7.73	1.87/0.98
25	3.44/3.42	12.77/5.44	2.80/1.04
45	0.08/0.06	11.09/5.71	2.74/1.20

由估算结果可得, 在 CCCV 工况下 IMM-ABSE 估算精度高于其他算法, 其中 AH 精度受 SOC 初值和温度导致的电池容量差异影响, 在 5 °C 时估算误差大, 45 °C 时估算误差较小. 值得注意的是 UKF 自适应估计器在恒流充电工况下不能辨识出有效的电池参数, 导致最大误差达到 20%. 而本文提出的 IMM-ABSE 算法的平均误差小于 1.2%, 所以可得结论: 在 CCCV 工况下, IMM-ABSE 对温度的适应性优于传统 AH 积分法和 UKF- $\Delta SOC$ ; 相对于 UKF 在恒流工况下能辨识出有效的电池参数. 但是, 在 SOC 初始值与最大容量确定的前提下, IMM-ABSE 法的精度与计算复杂度均低于 AH 积分法.

#### 3.1.2 动态循环工况下的估计验证

以温度分别为 5 °C、25 °C、45 °C 的 FUDS 循环放电工况对  $SOC_{pack}$  进行估算验证, 对比分析 UKF- $\Delta SOC$ 、UKF- $V_{avg}$  和 IMM-ABSE 估算精度, 图 7 为 FUDS 放电工况电流电压曲线, 估算结果如图 8 所示, 其中图 8(a)(b)(c) 为  $SOC_{pack}$  估算结果对比图, 图 8(d) 为  $SOC_{pack}$  估算误差, 各算法相应的统计参数记录在表 3 中.

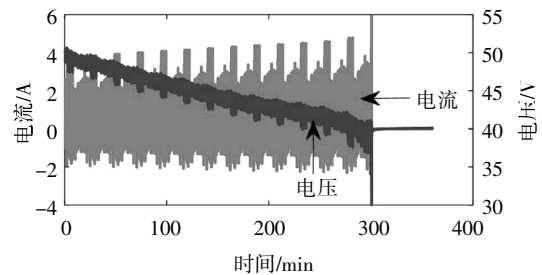
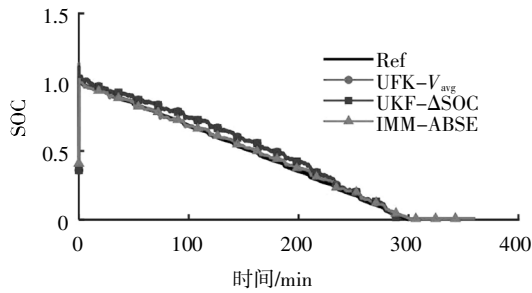


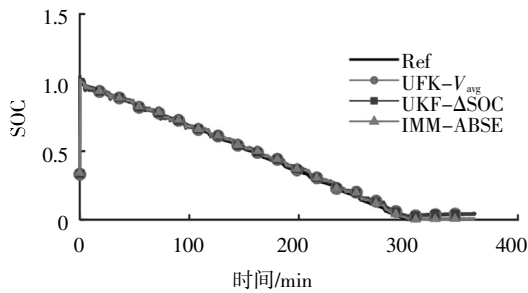
图 7 FUDS 放电工况电流电压曲线  
Fig.7 Current and voltage profile under FUDS discharging condition

由估算结果可得, 动态工况下各算法估算精度高于 CCCV 工况. 且由于未引入单体不一致性因素, UKF- $\Delta SOC$  和 UKF- $V_{avg}$  算法精度相近, 在 25 °C 温度时误差较小, 但是受温度影响在 45 °C 和 5 °C 节点

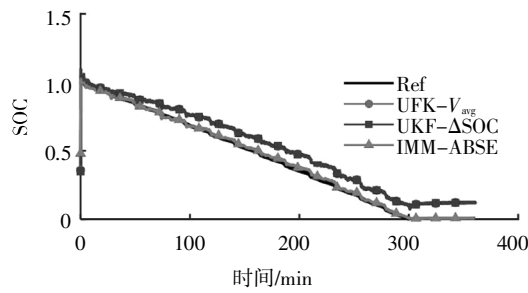
下的估计误差增大到 10% 以上. 而本文提出的 IMM-ABSE 自适应算法考虑 OCV-SOC- $T$  关系, 且可自适应辨识  $R_0$ 、 $R_p$  以及  $C_p$  等受温度影响的电池参数, 所以在各温度节点下 SOC 的平均误差不超过 1.5%. 此外, 值得注意的是, IMM-ABSE 算法精度在 SOC 两端时有明显提高, 其原因是 UKF- $\Delta$ SOC 和 UKF- $V_{avg}$  的  $R_0$ 、 $R_p$  假设在短采样间隔不变, 该假设引入的误差将加剧 SOC 误差, 所以在加入负反馈  $R_{sum}$  的情况下, 精度有明显的提高.



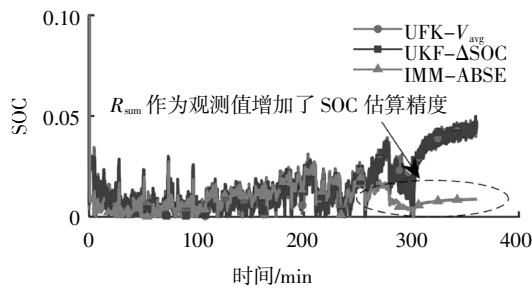
(a) FUDS 放电工况下 SOC 估算结果(45 °C)



(b) FUDS 放电工况下 SOC 估算结果(25 °C)



(c) FUDS 放电工况下 SOC 估算结果(5 °C)



(d) FUDS 放电工况下 SOC 估算误差(25 °C)

图 8 FUDS 放电工况下的 SOC 估算结果  
Fig.8 SOC estimation results under FUDS discharging condition

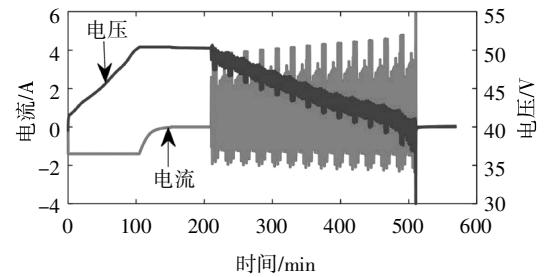
表 3 5 °C、25 °C、45 °C 温度 FUDS 放电工况下 SOC 最大误差和平均误差统计

Tab.3 The max error and mean error of SOC estimation under the 5 °C, 25 °C, 45 °C FUDS discharge condition

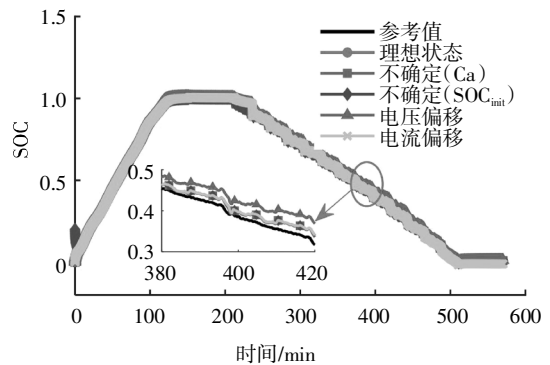
温度/°C	UKF- $V_{avg}$ 误差 (最大/平均)/%	UKF- $\Delta$ SOC 误差 (最大/平均)/%	IMM-ABSE 误差 (最大/平均)/%
5	12.23/8.3	12.86/8.91	3.00/0.98
25	4.77/1.58	4.67/1.60	2.74/0.98
45	13.36/4.17	16.12/4.14	2.98/1.13

### 3.2 IMM-ABSE 算法的鲁棒性验证

与传统算法相比, IMM-ABSE 算法适用于宽温度范围、多操作工况, 本部分主要验证其鲁棒性. 选择 CCCV 充电过程和 FUDS 放电过程模拟实车行驶, 电流和电压的曲线如图 9 (a) 所示. 为了验证 IMM-ABSE 算法的鲁棒性, 从电压、电流传感器信号偏差、初始值不确定性、电池容量不确定性等方面进行评估. 具体测试情况如下所示, 图 9 (b) 展示了参考 SOC 和上述 5 种情况下 SOC 估算曲线, 图 9 (c) 为相应的 SOC 估算误差, 相应统计参数记录在表 4 中. 此外, 为了验证算法对高斯噪声的鲁棒性, 上述所有状态都在电流上添加方差为  $1 \times 10^{-2}$  的高斯白噪声, 电压上添加方差为  $2.5 \times 10^{-5}$  的高斯白噪声.

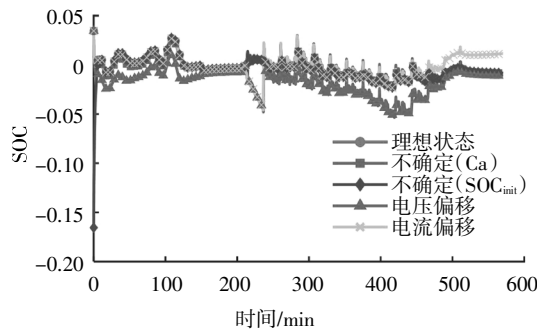


(a) CCCV-FUDS 工况电压电流曲线



(b) SOC 鲁棒性估算结果





(c) SOC 鲁棒性估算误差

图 9 SOC 估算鲁棒性验证结果

Fig.9 SOC estimation results under robustness verification

表 4 SOC 估算鲁棒性验证误差统计

Tab.4 The max error and mean error of SOC estimation under robustness verification

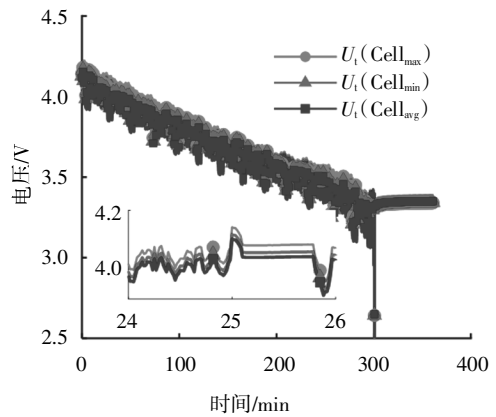
测试条件	设置	IMM-ABSE 误差 (最大/平均)/ %
理想状态	none	2.83/0.76
不确定(Ca)	Ca = 2.24 A·h	2.98/0.97
不确定(SOC <sub>init</sub> )	SOC <sub>init</sub> = 20%	2.97/0.80
电压偏移	15 mV	5.35/1.78
电流偏移	0.1 A	3.65/1.00

由估计结果可得,电流偏移对 IMM-ABSE 估算精度影响较小,电池容量、SOC初始值和高斯噪声的影响可忽略不计.但是电压偏移对算法精度的影响较大,当偏移值大于 15 mV 最大误差超过 5%,原因在 IMM-ABSE 算法中是依靠端电压的负反馈进行校正的.

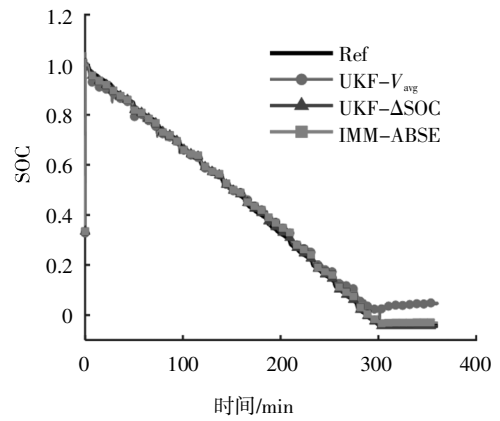
### 3.3 IMM-ABSE 算法单体不一致性验证

随着电池组充放电循环,单体一致性变差,本文选择 12 个单体电池串联成组,用于验证单体不一致情况下各算法精度.选择 25 °C 下的 FUDS 放电作为验证工况,分别设计最大压差大于 60 mV,内阻差大于 10 mΩ 两种情况进行不一致性验证分析.图 10 为 SOC 估算不一致性验证结果,相应的误差统计值记录在表 5 中.

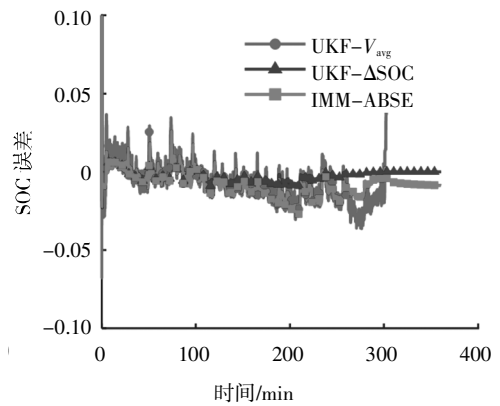
根据上述验证可得,UKF-ΔSOC、UKF-V<sub>avg</sub> 和 IMM-ABSE 3 种算法在电池组内阻不一致情况下的精度高于电压不一致,原因在于算法能自适应辨识内阻.相比之下 IMM-ABSE 精度略低于 UKF-ΔSOC 略高于 UKF-V<sub>avg</sub>,在比 UKF-ΔSOC 降低计算复杂度的前提下,IMM-ABSE 在两种不一致情况下都能保证最大误差小于 3%,平均误差小于 1%.



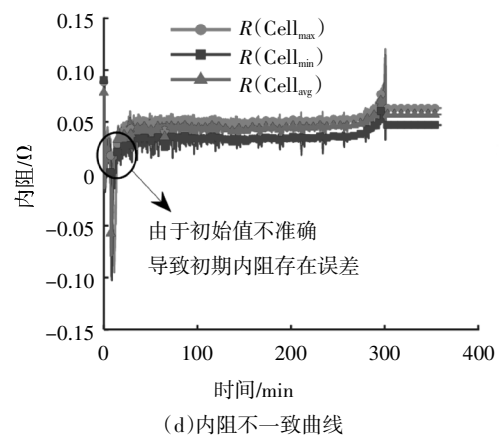
(a)电压不一致曲线



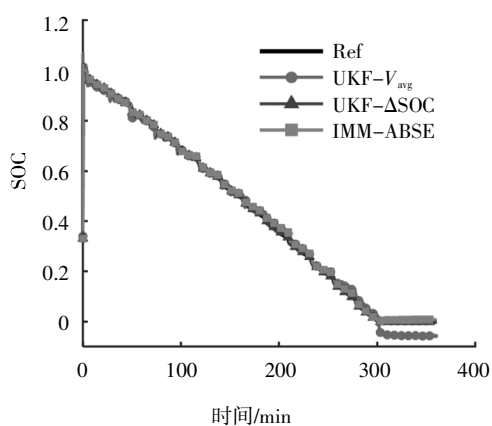
(b)电压不一致条件下 SOC 估算结果



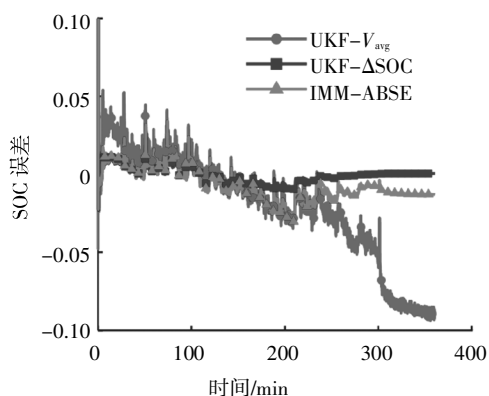
(c)电压不一致条件下 SOC 估算误差



(d)内阻不一致曲线



(e)内阻不一致条件下 SOC 估算结果



(f)内阻不一致条件下 SOC 估算误差

图 10 SOC 估算不一致性验证结果

Fig.10 SOC estimation results under inconsistency

表 5 SOC 估算不一致性验证误差统计

Tab.5 SOC estimation inconsistency verification error statistics

不一致性	UKF- $V_{avg}$ 误差 (最大/平均)/%	UKF- $\Delta$ SOC 误差 (最大/平均)/%	IMM-ABSE 误差 (最大/平均)/%
电压	6.16/1.87	2.57/0.42	3.00/0.98
内阻	4.75/1.58	1.93/0.037	2.74/0.98

## 4 结论

本文提出了一种锂离子电池组 SOC 估计算法,用于估算锂离子电池组在 CCCV 充电和持续行驶过程中的 SOC. 它是在线自适应技术和交互多模型融合技术的结合,与现有的其他方法相比,它具有以下优点:

1)该方法通过建立多交互电池模型进行 SOC<sub>pack</sub> 的估算,有效减小单体不一致性导致的估算误差,同

时与现有相似算法相比,计算复杂度减小,可实现实车使用.

2)根据实车工况,该算法分别对充放电设计不同的估计器,提出充电  $U_{slow}$  和  $R_{sum} - T$  曲线代替 OCV-SOC 曲线,有效改善自适应估计器对恒流工况短板,减少获取各环境条件下的 OCV 曲线和其他参数曲线.

3)该方法可以自适应估算电池参数,无需进行复杂耗时的离线实验获取电池内部参数值.能够适应不同工况,不同温度和初步老化下的估算.

4)在传感器偏移、电池容量不确定、初始状态未知(包括初始 SOC 和初始极化情况)以及测量噪声存在的情况下,IMM-ABSE 算法和参数识别更具有鲁棒性.

5)在大多数动态工况下,该 SOC 估算方法均适用且能保证平均误差在 2% 以内.

同时该算法存在不足之处,包括:电压传感器偏移过大时影响算法精度;串并混联模组下难以准确建立交互模型.

由于实验室条件和时间限制.在未来的研究中,我们的目标是验证在深度老化下该算法是否能保证精度.另外,根据 BMS 传感器限制本文只考虑电池包串联不一致性的影响,并联电池的不一致性也是需要进一步研究的问题.

## 参考文献

- [1] ABADA S, MARLAIR G, LECOCQ A, *et al.* Safety focused modeling of lithium-ion batteries: a review [J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 306:178-192.
- [2] LI Z, HUANG J, LIAW B Y, *et al.* On state-of-charge determination for lithium-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 348: 281-301.
- [3] WANG C Y, YU L, FAN W Z, *et al.* Enhanced high-voltage cyclability of LiNi<sub>0.5</sub>Co<sub>0.2</sub>Mn<sub>0.3</sub>O<sub>2</sub>-based pouch cells via lithium difluorophosphate introducing as electrolyte additive [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2018, 755:1-9.
- [4] REN D S, FEN X N, LU L G, *et al.* An electrochemical-thermal coupled overcharge-to-thermal-runaway model for lithium ion battery [J]. *Power Sources*, 2017, 364:328-340.
- [5] WANG T S, PEI L, WANG T T, *et al.* Capacity-loss diagnostic and life-time prediction in lithium-ion batteries: part I. development of a capacity-loss diagnostic method based on open-circuit voltage

- analysis[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 301:187—193.
- [6] XING Y J, HE W, PECHT M, *et al.* State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures[J]. *Applied Energy*, 2014, 113:106—115.
- [7] LUO Y F, GONG C S A, CHANG L X, *et al.* AC impedance technique for dynamic and static state of charge analysis for Li-ion battery [J]. *IEEE International Symposium on Consumer Electronics*, 2013, 17: 9—10.
- [8] HUNG M H, LI C H, LEE L C, *et al.* State-of-charge and state-of-health estimation for lithium-ion batteries based on dynamic impedance technique [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 268: 861—873.
- [9] CANNARELLA J, ARNOLD C B. State of health and charge measurements in lithium-ion batteries using mechanical stress[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 269: 7—14.
- [10] LI Y W, WANG C, GONG J F. A combination Kalman filter approach for state of charge estimation of lithium-ion battery considering model uncertainty[J]. *Energy*, 2016, 109: 933—946.
- [11] DIN M S E, HUSSEIN A A, ABDEL-HAFEZ M F. Improved battery SOC estimation accuracy using a modified UKF with an adaptive cell model under real EV operating conditions [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2018, 4: 408—417.
- [12] WANG Y J, ZHANG C B, CHEN Z H. On-line battery state-of-charge estimation based on an integrated estimator [J]. *Applied Energy*, 2017, 185: 2026—2032.
- [13] XIONG R, YU Q Q, WANG L Y, *et al.* A novel method to obtain the open circuit voltage for the state of charge of lithium ion batteries in electric vehicles by using H infinity filter [J]. *Applied Energy*, 2017, 207: 346—353.
- [14] CHEN X P, SHEN W X, KAPOOR A, *et al.* A novel approach for state of charge estimation based on adaptive switching gain sliding mode observer in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 246: 667—678.
- [15] HU X S, SUN F C, ZOU Y A. Estimation of state of charge of a lithium-ion battery pack for electric vehicles using an adaptive luenberger observer[J]. *Energies*, 2010, 3: 1586—1603.
- [16] TANG X P, LIU B, ZHOU L V, *et al.* Observer based battery SOC estimation: using multi-gain-switching approach [J]. *Applied Energy*, 2017, 204: 1275—1283.
- [17] TANG X P, WANG Y J, CHEN Z H. A method for state-of-charge estimation of LiFePO<sub>4</sub> batteries based on a dual-circuit state observer, [J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 296: 23—29.
- [18] ZHANG X, LU J L, YUAN S F. A novel method for identification of lithium-ion battery equivalent circuit model parameters considering electrochemical properties [J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 345: 21—29.
- [19] LIN X F. Theoretical analysis of battery SOC estimation errors under sensor bias and variance[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65: 7138—7148.
- [20] ZHENG Y J, GAO W K, OUYANG M G, *et al.* State-of-charge inconsistency estimation of lithium-ion battery pack using mean-difference model and extended Kalman filter [J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 383: 50—58.
- [21] CHEN Z, LI X Y, SHEN J W, *et al.* A novel state of charge estimation algorithm for lithium-ion battery packs of electric vehicles[J]. *Energies*, 2016, 9: 710—725.
- [22] SUN F C, XIONG R, HE H W. A systematic state-of-charge estimation framework for multi-cell battery pack in electric vehicles using bias correction technique [J]. *Applied Energy*, 2016, 162: 1399—1409.
- [23] SAHINOGLU G O, PAJOVIC M, SAHINOGLU Z, *et al.* Battery state-of-charge estimation based on regular/recurrent gaussian process regression [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65: 4311—4321.
- [24] HU X S, LI S B, PENG H. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 198: 359—367.
- [25] ZHANG C, ALLAFI W, DINH Q, *et al.* Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique [J]. *Energy*, 2018, 142: 678—688.
- [26] LI Z R, XIONG R, MU H, *et al.* A novel parameter and state-of-charge determining method of lithium-ion battery for electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2017, 207: 363—371.