

文章编号:1671-6833(2023)06-0084-07

基于修正安时积分法的磷酸铁锂电池荷电状态估计

宋磊¹, 陆春光¹, 刘琳², 刘世芳^{3,4}, 王要强^{3,4}

(1. 国网浙江省电力有限公司, 浙江 杭州 310014; 2. 国网浙江杭州市萧山区供电有限公司, 浙江 杭州 311200; 3. 郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 4. 郑州大学 河南省电力电子与电力系统工程技术研究中心, 河南 郑州 450001)

摘要: 鉴于磷酸铁锂电池特性曲线存在电压平台区, 以及电压、电流存在测量误差, 导致估计其荷电状态十分困难。为了提高磷酸铁锂电池在电压平台区荷电状态估计的准确性, 提出了一种基于安时积分法的改进卡尔曼滤波算法。首先, 分别采用安时积分法和 AUKF 算法估计磷酸铁锂电池 SOC。其次, 计算 2 种算法估计值的增量, 利用 2 种估计算法的特性, 通过对比增量关系以确定最优估计值, 对 AUKF 算法的估计结果进行修正。最后, 所提方法的有效性在磷酸铁锂电池多种运行工况下得到了验证。实验结果表明: 所提方法在存在电压偏差的情况下, 能保持 SOC 估计误差小于 0.02, 实现了 SOC 的准确估计。

关键词: 移动储能系统; 磷酸铁锂电池; 安时积分法; 自适应无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2023.06.003

锂电池在移动储能系统中的广泛运用迫使电池管理系统性能的提升^[1]。电池管理系统通过采集锂电池的参数来估计锂电池荷电状态 SOC (state of charge)、温度和寿命等^[2-3]。磷酸铁锂电池由于安全性高、价格便宜、能量密度高而得到了广泛应用^[4]。然而, 磷酸铁锂电池开路电压十分平坦, 20%~80% 的荷电状态变化区域都是电压平台区, 且开路电压具有明显的滞回特性, 荷电状态准确估计困难^[5-7]。

目前, 估计算法主要有安时积分法^[8]、开路电压法^[9]、模糊逻辑控制器法^[10]、神经网络法^[11]、卡尔曼滤波器^[12]等。安时积分法是一种开环方法, 实现简单, 但受初始状态误差和电流累积误差的影响, 使得 SOC 估计精度不高。开路电压法通过开路电压 OCV (open circuit voltage) 估计锂电池 SOC, 精度很高, 但该方法不适用于电池的连续使用过程, 且电池电压采样存在误差, 电压采样误差足以引起 SOC 估计的较大误差。

基于电池模型的卡尔曼滤波器及其衍生滤波器

研究最为广泛^[13]。卡尔曼滤波器是一种最优自回归滤波器, 不仅能消除安时积分的累积误差, 还可以消除 SOC 初始误差, 并且可以在一定程度上抑制系统噪声的影响。然而, 锂电池参数随着电池温度、放电倍率、老化等因素在发生变化, 采用定参数或离线方式得到的参数并不符合实际^[14-15]。为此, Tran 等^[16]首次提出了在线辨识参数的方法, 用迭代最小二乘法估计锂电池模型参数, 然后用改进自适应拓展卡尔曼估计锂电池 SOC, 取得了不错的效果。但最小二乘法不适合辨识非线性参数。于是, 提出了双重扩展卡尔曼算法估计锂电池 SOC, 考虑到锂电池的非线性特性, 自适应无迹卡尔曼 (adaptive unscented Kalman filter, AUKF) 和扩展卡尔曼相结合、 H_{∞} -AUKF 等算法被提出以提高 SOC 估计精度。

以上研究着眼于模型准确性、算法可靠性等方面, 忽略了测量噪声对估计精度的影响^[17]。对于磷酸铁锂电池, 在电压平台区, 很小的电压测量误差会引起很大的 SOC 估计误差^[18-20]。为了精确估计电

收稿日期: 2023-05-20; 修订日期: 2023-06-22

基金项目: 国网浙江省电力有限公司科技项目 (5211YF220008); 国家自然科学基金资助项目 (51507155)

作者简介: 宋磊 (1985—), 男, 河南南阳人, 国网浙江省电力有限公司高级工程师, 主要从事电能计量、综合能源、用电安全、碳计量技术研究, E-mail: songlei502@126.com。

通信作者: 王要强 (1982—), 男, 河南郑州人, 郑州大学教授, 博士, 主要从事电力变换与控制、新能源电力系统、电力系统分析与规划、综合能源运行与优化等方面的研究, E-mail: WangyqEE@163.com。

引用本文: 宋磊, 陆春光, 刘琳, 等. 基于修正安时积分法的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(6): 84-90. (SONG L, LU C G, LIU L, et al. State of charge estimation of LiFePO₄ battery based on modified amper-hour integral method[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(6): 84-90.)

压平台区磷酸铁锂电池的 SOC,提出了一种安时积分法修正的 AUKF 算法。首先,采用 AUKF 算法估计磷酸铁锂电池 SOC;然后,划定电压平台区范围,在电压平台区将安时积分法的 SOC 估计值代入自适应算法以修正状态估计值,克服自适应算法本身的缺陷。算法有效性通过磷酸铁锂电池充放电实验得到了验证。

1 磷酸铁锂电池测试

1.1 测试平台

测试平台设置如图 1 所示,由磷酸铁锂电池、可编程交直流电源、控制电池温度恒定的恒温箱、控制板、用于存储电池数据的电脑等 5 个部分组成。



图 1 电池测试平台结构
Figure 1 Platform of battery test

所有实验测试均在室温 25 °C 条件下进行。实验中选用的磷酸铁锂电池型号为 SDL-F8084165TP-7 000 mAh,标称电压为 3.2 V;充电、放电截止电压分别为 3.6、3.2 V;最大持续放电电流为 350 A;最大持续充电电流为 7 A;重量为 235 g;工作温度为 0~45 °C。

1.2 开路电压测试

为了研究磷酸铁锂电池开路电压与荷电状态的关系,需要进行电池测试。首先是电池容量测试,容量测试采用标准测试方法。采用增量 OCV 测试方法测试磷酸铁锂电池 SOC,如图 2 所示。测试结果如图 3 所示,由图 3 可知,磷酸铁锂电池充放电曲线不重合,存在电压差。

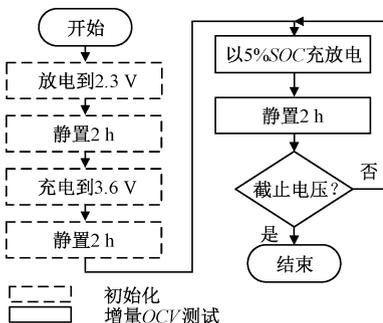


图 2 增量 OCV 测试流程

Figure 2 Incremental OCV test process

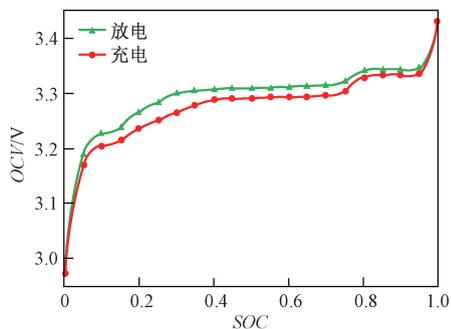


图 3 磷酸铁锂电池开路电压曲线
Figure 3 OCV curve of LiFePO₄ battery

2 参数化建模

2.1 磷酸铁锂电池模型

锂电池充放电时,反应极化和浓差极化的时间常数有较大差异。为了较为准确地描述磷酸铁锂电池内部反应过程,采用如图 4 所示的二阶 RC 等效电路模型。

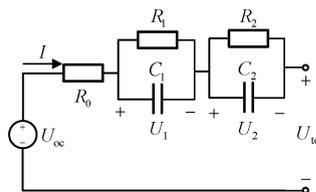


图 4 二阶 RC 等效电路模型

Figure 4 Second order RC equivalent circuit model

图 4 中, R_0 为锂电池等效内阻; R_1 和 R_2 为极化电阻; C_1 和 C_2 为极化电容;以充电过程的开路电压 U_{oc} 为电池开路电压; U_{te} 为电池端电压。 U_{oc} 与 SOC 的关系可表示如下:

$$U_{oc} = a_0 + a_1 SOC + a_2 / SOC + a_3 \log SOC + a_4 \log(1 - SOC) \quad (1)$$

根据基尔霍夫定律,二阶 RC 等效电路输入输出关系如下:

$$\dot{U}_i = -U_i / R_i C_i + I / C_i, i = 1, 2; \quad (2)$$

$$U_{te} = U_{oc} - U_1 - U_2 - IR_0 \quad (3)$$

式中: U_i 为 RC 网络的端电压。

2.2 状态空间方程

SOC 是一个相对量,是锂电池剩余容量和可用容量的比值,计算方法如下:

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \int_{t_0}^t [\eta I(\tau) / C_n] d\tau \quad (4)$$

式中: $SOC(t_0)$ 为初始荷电状态; I 为电池电流; η 为库伦效率; C_n 为电池最大可用容量。

对上式进行离散化处理:

$$SOC_k = SOC_{k-1} - \eta I_{k-1} \Delta t / C_n \quad (5)$$

式中: Δt 为采样时间间隔。

集中参数等效电路的输入输出关系离散化形式如下:

$$\begin{cases} U_{i,k+1} = e^{-\frac{\Delta t}{R_i C_i}} U_{i,k} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_i C_i}}\right) R_i I_k, i = 1, 2; \\ U_{te,k} = U_{oc,k} - U_{1,k} - U_{2,k} - I_k R_0. \end{cases} \quad (6)$$

定义 $\alpha_i = \exp(-\Delta t/R_i C_i)$ 。一般情况下,系统状态方程可写为如下形式:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k; \\ \mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k. \end{cases} \quad (7)$$

可以进一步写为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_1 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\eta\Delta t/C_n \\ (1-\alpha_1)R_1 \\ (1-\alpha_2)R_2 \end{bmatrix} I_k + \mathbf{w}_k; \\ [U_{te,k}] = [U_{oc,k} - U_{1,k} - U_{2,k} - I_k R_0] + \mathbf{v}_k. \end{cases} \quad (8)$$

式中: \mathbf{x}_k 为采样时刻为 k 时的状态; \mathbf{u}_k 为 k 时刻的系统输入量; $f(\cdot)$ 为状态转换方程; $g(\cdot)$ 为测量方程; \mathbf{w}_k 为过程噪声, 满足 $\mathbf{w}_k \sim \mathbf{N}(0, \mathbf{Q}_k^x)$, 用来表征电流测量误差和状态方程误差; \mathbf{v}_k 为测量噪声, 满足 $\mathbf{v}_k \sim (0, \mathbf{R}_k^x)$, 用来表征电压测量误差和输出方程误差。由对应关系可求出 SOC 估计算法用到的相关矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = [SOC_k \quad U_{1,k} \quad U_{2,k}]; \\ \mathbf{y}_k = [U_{te,k}]; \\ \mathbf{u}_k = [I_k]; \\ \mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_1 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_2 \end{bmatrix}; \\ \mathbf{C}_k^x = \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{oc,k}}{\partial SOC} & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}_{SOC=SOC_k}. \end{cases} \quad (9)$$

对电池输出特性进行测量, 然后拟合出对应的等效电路参数, 参数值列于表 1。

2.3 状态估计算法

基于 AUKF 的状态估计算法流程如下。

步骤 1 初始化。状态 \mathbf{x}_0 、后验误差协方差 \mathbf{P}_0 、过程噪声协方差 \mathbf{w}_0 、测量噪声协方差 \mathbf{v}_0 , 窗口尺寸拟合协方差初始化。

步骤 2 产生 $k-1$ 步的 Sigma 点。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k-1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}; \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}), i = 1, 2, \dots, n; \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}), i = n+1, n+2, \dots, 2n. \end{cases} \quad (10)$$

式中: \mathbf{x}_{k-1}^0 和 \mathbf{x}_{k-1}^i 为 $k-1$ 时间步产生的 Sigma 点; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为状态预测值; \mathbf{P}_{k-1} 为后验误差协方差; n 为状态维数; $\lambda = (n + \kappa)\alpha^2 - n$ 为尺度因子; α 和 κ 的值决定 Sigma 点在均值点周围的扩散。

表 1 模型参数与充放电电流的关系

Table 1 Relationship between model parameters and charge-discharge current

i/A	R_c/Ω	R_1/Ω	R_2/Ω	C_1/F	$C_2/10^3 F$
-1.6	0.039 7	0.022 0	0.005 2	3 245.3	2.818 2
-1.4	0.039 9	0.022 7	0.006 0	3 330.4	2.429 3
-1.2	0.040 5	0.023 7	0.006 8	3 519.4	2.267 4
-1.0	0.043 4	0.024 2	0.012 0	5 684.6	1.971 6
-0.8	0.042 1	0.025 2	0.009 1	4 120.9	2.200 0
-0.6	0.042 8	0.026 7	0.011 1	4 381.1	1.772 8
-0.4	0.042 4	0.022 9	0.023 6	10 219.0	1.259 9
-0.2	0.045 7	0.026 1	0.041 5	9 410.3	0.974 4
0.2	0.058 7	0.035 6	0.034 6	9 300.8	1.090 8
0.4	0.047 3	0.024 9	0.019 5	8 475.9	1.605 5
0.6	0.041 5	0.024 0	0.011 9	4 021.7	1.917 6
0.8	0.040 7	0.022 5	0.009 5	3 826.5	2.292 0
1.0	0.038 5	0.020 1	0.006 1	3 303.7	2.318 9
1.2	0.039 8	0.020 6	0.006 6	3 570.0	3.472 8
1.4	0.039 2	0.020 0	0.005 9	3 375.6	3.851 1
1.6	0.038 7	0.019 4	0.005 4	3 101.6	3.789 1

步骤 3 第 k 步的状态和后验误差协方差预测。基于状态空间模型, 可以预测每个 Sigma 点的状态变量。加上它们的权重, 即可预测第 k 步的状态和后验误差协方差:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{klk-1}^i = f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1}), i = 0, 1, \dots, 2n; \\ \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{x}_{klk-1}^i. \end{cases} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{x}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) (\mathbf{x}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1})^T + \mathbf{w}_{k-1}. \quad (12)$$

式中: \mathbf{u}_{k-1} 为系统输入; \mathbf{P}_{klk-1} 为先验误差协方差矩阵; W^m 和 W^c 分别为均值和误差协方差的权重因子。

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda}; \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 + \beta - \alpha^2); \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)}. \end{cases} \quad (13)$$

β 与状态变量分布有关, 当状态变量为高斯分布时, 其值为 2。

步骤 4 预测值计算。模型输出可通过 Sigma 点加权求和得到:

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{klk-1}^i = f(\mathbf{x}_{klk-1}^i, \mathbf{u}_k), i = 0, 1, \dots, 2n; \\ \hat{\mathbf{y}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{y}_{klk-1}^i \end{cases} \quad (14)$$

步骤 5 状态更新。

$$\mathbf{P}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{x}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) (\mathbf{y}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1})^T; \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{yy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{y}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}) (\mathbf{y}_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1})^T + \mathbf{V}_{k-1}; \quad (16)$$

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_{xy,k} \mathbf{P}_{yy,k}^{-1} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{P}_{xy,k}$ 为输出量和状态量之间的交叉协方差, $\mathbf{P}_{yy,k}$ 为预测输出的协方差。

步骤 6 状态和后验误差协方差更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{G}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}); \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{G}_k \mathbf{P}_{yy,k} \mathbf{G}_k^T \quad (19)$$

步骤 7 噪声协方差矩阵。噪声协方差的调整是基于卡尔曼增益 G_k , 预测和更新的输出测量值之间的差异和窗口大小 L_w 。

$$\hat{\mathbf{y}}_k = f(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k); \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\mu}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k; \quad (21)$$

$$\mathbf{c}\mathbf{v}_k = \sum_{i=k-L_w+1}^k \boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_i^T / L_w; \quad (22)$$

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_k = \mathbf{G}_k \mathbf{c}\mathbf{v}_k \mathbf{G}_k^T; \\ \mathbf{R}_k = \mathbf{c}\mathbf{v}_k + \mathbf{P}_{yy,k} \end{cases} \quad (23)$$

2.4 修正算法

由式(4)可知,安时积分法计算 SOC 时,估计误差与初始误差和电流累积误差有关。而自适应算法的闭环设计能够有效消除安时积分法的累积误差,对于电压测量误差则没有很好的抑制作用^[15]。由此可结合 2 种算法的优势。

$$\begin{cases} \Delta S_{Ah,k} = S_{Ah,k} - S_{Ah,k-1}; \\ \Delta S_{AUKF,k} = S_{AUKF,k} - S_{AUKF,k-1} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\Delta S_{Ah,k}$ 、 $\Delta S_{AUKF,k}$ 分别为安时积分法和 AUKF 算法的时变增量。

修正算法最重要的一步是确定 2 种算法在每一个时间步内的增量可靠性。根据安时积分法和 AUKF 算法的 SOC 增量特性,安时积分法的增量比较稳定,虽然未必会比 AUKF 算法的估计结果可靠。因此,可以利用 SOC 增量特性,确定更可靠的增量值。对于某一特定的电流传感器,取其电流测量误差最大情况下的安时积分 SOC 估计增量作为比较的上、下限值,与 AUKF 算法的增量进行比较。将电流传感器的最大误差率设为 $\lambda (0 < \lambda < 1)$, 则修正结果可表示为

$$S_k = \begin{cases} S_{AUKF,k}, (1 - \lambda) |\Delta S_{Ah,k}| < |\Delta S_{AUKF,k}| < (1 + \lambda) |\Delta S_{Ah,k}|; \\ S_{AUKF,k-1} + (1 - \lambda) |\Delta S_{Ah,k}|, |\Delta S_{AUKF,k}| < (1 - \lambda) |\Delta S_{Ah,k}|; \\ S_{AUKF,k-1} + (1 + \lambda) |\Delta S_{Ah,k}|, |\Delta S_{AUKF,k}| > (1 + \lambda) |\Delta S_{Ah,k}| \end{cases} \quad (25)$$

3 实验

以充电开路电压曲线作为电池的标准 OCV 曲线,在室温 25 °C 的环境下采用恒流工况和混合脉冲功率特性测试 (hybrid pulse power characteristic, HPPC) 工况对磷酸铁锂电池进行测试,如图 5 所示。利用 AUKF 算法估计磷酸铁锂电池 SOC,结果如图 6 所示。

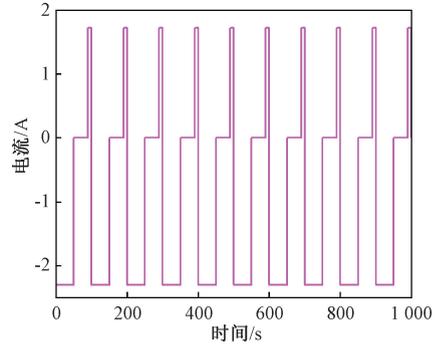
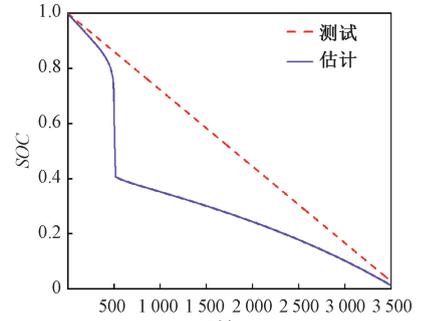
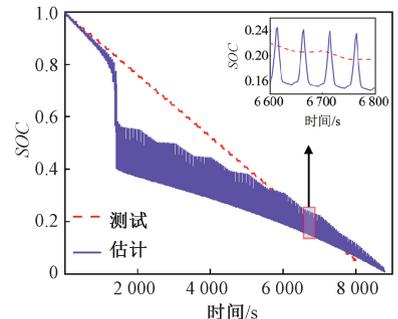


图 5 HPPC 工况电流波形

Figure 5 Current waveform of HPPC



(a) 恒流工况下 SOC 估计值



(b) HPPC 工况下 SOC 估计值

图 6 不同工况下 SOC 估计值

Figure 6 SOC estimation in different conditions

从图6中可以看出,在放电开始和结尾阶段,算法能较为准确地估计SOC,而在中间很大范围内,SOC估计值偏离真值严重,主要原因是磷酸铁锂电池存在滞回电压。由图5、6可知,虽然电流工况不同,但SOC跃变区间是一样的,这是因为电流不影响滞回电压。变电流工况中电压变化更复杂,导致SOC估计结果波动严重。

由以上分析可知,当采用充电开路电压来计算SOC时,放电过程OCV可以理解为与开路OCV存在误差,误差即为OCV差值。而且在实际估计磷酸铁锂电池SOC的过程中,电压采样芯片也存在采样误差,常用的采样芯片采样误差为5~50 mV。因此选择特定的电压误差5、10、20和50 mV研究电压测量误差的影响,结果如图7所示。由图7可知,随着电压测量误差的增大,SOC估计结果在中间阶段误差也逐步增大。

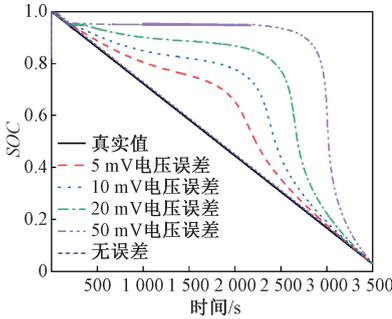
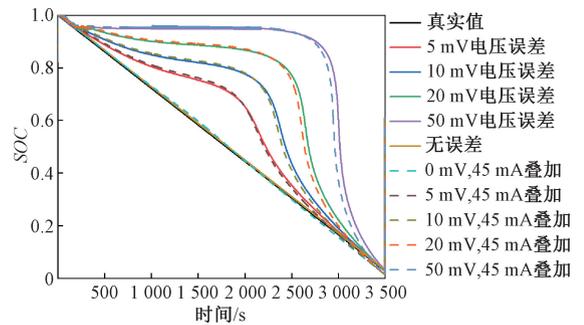


图7 不同电压测试误差下的SOC估计值

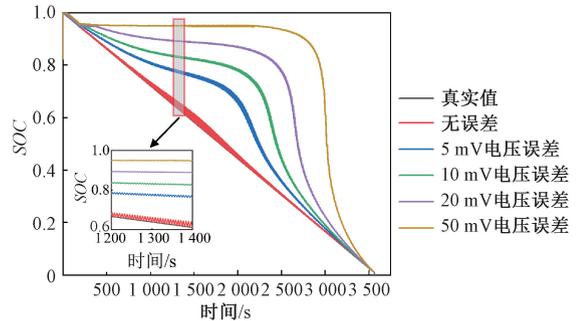
Figure 7 SOC estimation in different voltage test errors

电流测量误差也对SOC估计精度有一定影响,实验所用的电流霍尔传感器精度为1%,实验中电流倍率最大为5C(C为放电倍率),其中图8(a)为假设最大采样误差为45 mA时,电压测量误差叠加电流测量误差后的锂电池SOC估计结果;图8(b)为假设电流为幅值为40 mA、周期为1 s的正弦波叠加电压测量误差下的SOC估计结果。由图8可知,最大电流误差作用下的SOC估计值与仅有电压测

量误差的SOC估计值差别不大,所以相较于电压测量误差,电流测量误差造成的SOC估计误差很小。



(a) 恒定电流误差、可变电压误差下的SOC估计值



(b) 可变电流误差、可变电压误差下的SOC估计值

图8 电压、电流误差同时存在时的SOC估计值

Figure 8 SOC estimation when voltage and current errors exist simultaneously

采用安时积分法修正的AUKF算法估计磷酸铁锂电池SOC,估计结果如图9、10、11所示。图9(a)和图9(b)分别是恒流工况下磷酸铁锂电池充电和放电过程中的SOC估计结果。存在10 mV电压偏差时,未修正的算法和修正后的算法最大估计误差分别为0.22和0.02,估计精度提升很大。图9(c)是可变电流误差和可变电压误差共同作用下修正算法的SOC估计结果,SOC估计的最大误差为0.02,有效克服了可变电流误差和可变电压误差带来的影响。图10(a)和图10(b)分别是HPPC工况下磷酸铁锂电池充电和放电过程中的SOC估计结果,结果表明,其估计误差均保持在0.02以内。

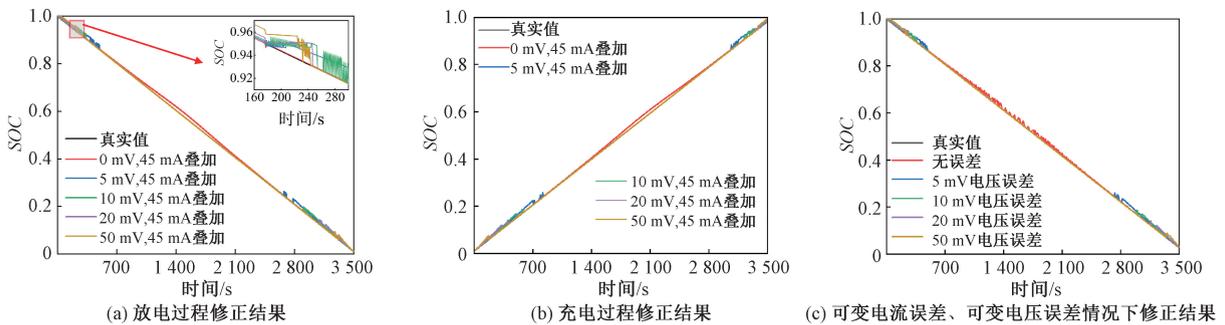
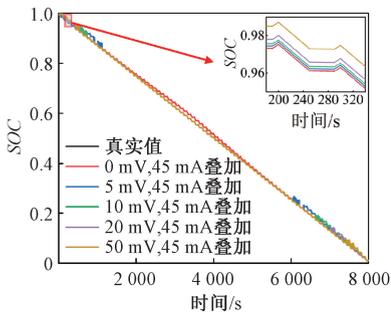
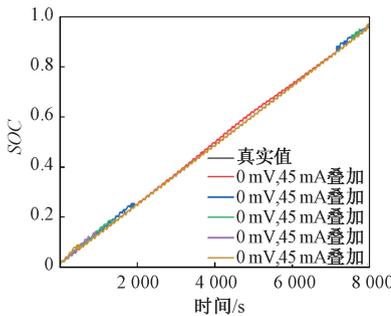


图9 恒流工况下修正后的SOC估计值

Figure 9 Corrected SOC estimation in constant current condition



(a) 放电过程修正结果



(b) 充电过程修正结果

图 10 HPPC 工况下修正后的 SOC 估计值
Figure 10 Corrected SOC estimation in HPPC condition

而当锂电池初始状态在电压平台区,如图 11 所示,根据初始充放电电流方向求出对应的初始 SOC,计算 SOC 估计值与真实值的差并进行相应修正,修正后的估计误差保持在 0.02 以内。当 SOC 估计误差小于均衡阈值,修正算法不起作用。

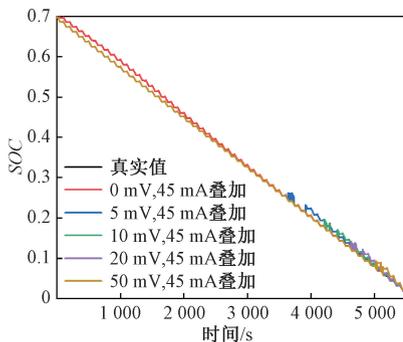


图 11 电压平台区修正后的 SOC 估计值

Figure 11 Corrected SOC estimation in the voltage platform region

4 结论

针对磷酸铁锂电池滞回电压及电压传感器带来的电压测量误差导致的自适应算法 SOC 估计误差增大的问题,本文提出了基于安时积分法修正的磷酸铁锂电池 SOC 估计算法。

首先,研究了磷酸铁锂电池的特性;其次,设计了 AUKF 估计算法,还设计了安时积分法修正的逻辑;最后,进行实验。实验结果表明,磷酸铁锂电池

SOC 估计误差随电压测量误差的增大而增大,采用修正算法后,电压测量误差的影响减小,SOC 估计结果仅在修正初始阶段有波动,SOC 最大估计误差为 0.02。

参考文献:

- [1] 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,2016.
WANG S H. Research on parameter identification and state estimation method of power lithium battery model for electric vehicle[D]. Changchun: Jilin University,2016.
- [2] SHRIVASTAVA P, SOON T K, BIN IDRIS M Y I, et al. Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 113: 109233.
- [3] LIN X F, KIM Y, MOHAN S, et al. Modeling and estimation for advanced battery management[J]. Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems, 2019, 2: 393-426.
- [4] DONG G Z, WEI J W, ZHANG C B, et al. Online state of charge estimation and open circuit voltage hysteresis modeling of LiFePO₄ battery using invariant imbedding method[J]. Applied Energy, 2016, 162: 163-171.
- [5] HU X S, LI S B, PENG H E. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2012, 198: 359-367.
- [6] LI W H, FAN Y, RINGBECK F, et al. Electrochemical model-based state estimation for lithium-ion batteries with adaptive unscented Kalman filter[J]. Journal of Power Sources, 2020, 476: 228534.
- [7] RINGBECK F, GARBADE M, SAUER D U. Uncertainty-aware state estimation for electrochemical model-based fast charging control of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2020, 470: 228221.
- [8] 刘湘东, 刘承志, 杨梓杰, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的全钒液流电池状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(6): 1769-1777, 16.
LIU X D, LIU C Z, YANG Z J, et al. States estimation of vanadium redox flow battery based on unscented Kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1769-1777, 16.
- [9] 续远. 基于安时积分法与开路电压法估测电池 SOC [J]. 新型工业化, 2022, 12(1):123-124, 127.
XU Y. Estimation of battery SOC based on ampere-hour integration method and open circuit voltage method[J]. The Journal of New Industrialization, 2022, 12(1):123-124, 127.
- [10] LIN C, TANG A H, XING J L. Evaluation of electro-

- chemical models based battery state-of-charge estimation approaches for electric vehicles [J]. *Applied Energy*, 2017, 207: 394–404.
- [11] MOURA S J, CHATURVEDI N A, KRSTIĆ M. Adaptive partial differential equation observer for battery state-of-charge/state-of-health estimation via an electrochemical model[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2014, 136(1): 011015.
- [12] STURM J, ENNIFAR H, ERHARD S V, et al. State estimation of lithium-ion cells using a physicochemical model based extended Kalman filter [J]. *Applied Energy*, 2018, 223: 103–123.
- [13] TANIM T R, RAHN C D, WANG C Y. State of charge estimation of a lithium ion cell based on a temperature dependent and electrolyte enhanced single particle model [J]. *Energy*, 2015, 80: 731–739.
- [14] PLETT G L. Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs [J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 161(2): 1356–1368.
- [15] WANG W H, MU J Y. State of charge estimation for lithium-ion battery in electric vehicle based on Kalman filter considering model error [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 29223–29235.
- [16] TRAN N T, VILATHGAMUWA M, LI Y, et al. State of charge estimation of lithium ion batteries using an extended single particle model and sigma-point Kalman filter [C]//2017 IEEE Southern Power Electronics Conference (SPEC). Piscataway: IEEE, 2018: 1–6.
- [17] SHU X, LI G, SHEN J W, et al. An adaptive fusion estimation algorithm for state of charge of lithium-ion batteries considering wide operating temperature and degradation [J]. *Journal of Power Sources*, 2020, 462: 228132.
- [18] LI W H, CAO D C, JÖST D, et al. Parameter sensitivity analysis of electrochemical model-based battery management systems for lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2020, 269: 115104.
- [19] RAMADESIGAN V, CHEN K J, BURNS N A, et al. Parameter estimation and capacity fade analysis of lithium-ion batteries using reformulated models [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2011, 158(9): A1048.
- [20] STETZEL K D, ALDRICH L L, TRIMBOLI M S, et al. Electrochemical state and internal variables estimation using a reduced-order physics-based model of a lithium-ion cell and an extended Kalman filter [J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 278: 490–505.

State of Charge Estimation of LiFePO₄ Battery Based on Modified Amper-hour Integral Method

SONG Lei¹, LU Chunguang¹, LIU Lin², LIU Shifang^{3,4}, WANG Yaoqiang^{3,4}

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310014, China; 2. State Grid Zhejiang Hangzhou Xiaoshan District Power Supply Co., Ltd., Hangzhou 311200, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 4. Henan Engineering Research Center of Power Electronics and Energy Systems, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: It was difficult to estimate the state of charge of LiFePO₄ battery due to a large voltage platform area and voltage and current measurement errors. In order to improve the accuracy of estimation of the state of charge of lithium iron phosphate batteries in voltage platform area, an improved Kalman filter algorithm based on amper-hour integral method was proposed. Firstly, amper-hour integration method and AUKF algorithm were used to estimate SOC of lithium iron phosphate batteries. Secondly, the increment of the estimated value of the two algorithms was calculated. The characteristics of the two estimation algorithms were used to determine the optimal estimated value by comparing the increment relationship, and the estimated result of the AUKF algorithm was corrected. Finally, the effectiveness of the proposed method had been verified in various operating conditions of lithium iron phosphate batteries. Experimental results showed that the proposed method could keep the SOC estimation error less than 0.02 under the condition of voltage deviation, and achieve accurate SOC estimation.

Keywords: mobile energy storage system; LiFePO₄ battery; amper-hour integral method; adaptive unscented Kalman filter