

基于内阻法修正的蓄电池卡尔曼滤波 SOC 估算

司 伟, 冯长江, 黄天辰

(陆军工程大学石家庄校区 车辆与电气工程系, 石家庄 050000)

摘要: 针对蓄电池卡尔曼滤波算法荷电状态 SOC (State of Charge) 初始值的估计误差较大可能导致前期收敛性较差的问题, 通过分析蓄电池放电实验数据, 运用灰色关联模型计算电池内阻、电压和电流参数关于 SOC 的关联度值, 将关联度最高的内阻参数作为初始 SOC 估计值的自变量; 然后将初始 SOC 估计值代入由二阶等效电路模型构建的扩展卡尔曼滤波算法中, 进行 SOC 估计; 最后利用电测试平台验证 SOC 估计准确性, 并与电压参数作为初始 SOC 估计值自变量的方法进行对比; 实验结果表明, 相对于电压法的初始估计值, 内阻法的初始估计值更接近真实值, 将其作为卡尔曼滤波算法的起始值, 更能提高初期荷电状态估算精度。

关键词: 蓄电池; 荷电状态; 灰色关联法; 内阻修正; 扩展卡尔曼滤波

SOC Estimation of Battery Calman Filter Based on Internal Resistance Correction

Si Wei, Feng Changjiang, Huang Tianchen

(Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: In view of the high estimation error of the initial value of the state of charge (SOC) of the battery, Calman filtering algorithm may lead to the poor early convergence, the correlation degree of the battery resistance, voltage and current parameters about the SOC is calculated by analyzing the experimental data of battery discharge, and the correlation degree is the most. The high internal resistance parameter is the independent variable of the initial SOC estimate. Then the initial SOC estimate is replaced by the extended Calman filtering algorithm constructed by the two order equivalent circuit model, and SOC estimation is carried out. Finally, the accuracy of SOC estimation is verified by the electrical test platform, and the method is compared with the voltage parameter as the initial SOC estimation variable. The experimental results show that the initial estimation value of the internal resistance method is closer to the real value than the initial estimation value of the voltage method. As the starting value of the Calman filtering algorithm, the estimation accuracy of the initial charge state can be improved more.

Keywords: battery; state of charge; grey correlation method; internal resistance correction; extended Calman filtering

0 引言

卡尔曼滤波算法自身能不断修正蓄电池荷电状态的偏差, 具有较高的估算精度, 并且算法构建简单, 在 SOC 估算中得到广泛应用, 但是初始 SOC 误差较大会影响前期收敛性。如果当实际过程噪声和测量噪声大于设定噪声时, 较大偏差的 SOC 初值还能引起滤波发散。针对上述问题, 文献 [1] 提出 Hermit 插值函数的方法, 通过直接建立开路电压与 SOC 模型, 使电压值均匀分布在插值函数附近, 用插值电压估计值的 SOC 替换相应的卡尔曼滤波关系曲线中 SOC, 该方法在于融合卡尔曼滤波和开路电压法, 但忽略开路电压法耗时较长的问题; 文献 [2] 提出开路电压与 SOC 模型的拟合函数预测初始 SOC 值, 预测方法虽能避免开路电压法的测量时长问题, 但是忽略电压充放电初期参数变化较大导致初始值预期精确度较差的问题。文献 [3]

中说明了 SOC 初始值由开路电压法估算不准确的原因在于电池具有自恢复效应, 需要静置较长时间才能消除该效应的影响, 得到准确度较高的 SOC 估计值, 通过卡尔曼滤波方法能修正不准确带来的误差, 该方法只说明卡尔曼滤波算法在整个充放电过程对不准确性带来的误差的修正, 并没有考虑在短期内这种误差对卡尔曼滤波算法估算的影响。

基于上述参考文献分析, 本文通过对实验所得数据分析, 对电压、电流和内阻关键参数与 SOC 关联度进行比较, 实现对关键信息重要度筛选, 用关联度最高的内阻法修正的初始 SOC 作为卡尔曼滤波起始值, 并将关联度较低的电电压估计的初始 SOC 也作为卡尔曼滤波估计起始值, 通过对比分析验证不同方法对扩展卡尔曼滤波算法的整体估算精度的影响。

1 基于灰色关联模型的内阻关联度验证

灰色关联分析是一种多因素统计分析方法, 按照因素间强弱和大小确定因素和整体的关系。该方法基于各因素的时间序列, 如果各因素时间序列的几何形状越接近, 其对应的关联程度越高。目前, 该模型广泛用于工程技术、

收稿日期: 2018-05-16; 修回日期: 2018-06-27。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51307184)。

作者简介: 司 伟(1994-), 男, 四川营山人, 在读硕士生, 主要从事装备电气性能测试与智能化系统方向的研究。

农业、环境和经济等领域的各种不同系统中，用于系统分析、评估、建模、预测和设备故障诊断和识别。其中在蓄电池参数分析领域，文献 [4] 将灰色关联分析模型用于内阻、电流和电压的 SOC 关联程度的研究，将研究结果作为一项重要理论依据支撑其后续的内阻随着电流、温度等参数变化的性能分析。本文也采用灰色关联模型用于内阻与电压对 SOC 关联程度的研究。

1.1 灰色关联模型建立

标准灰色关联模型构建步骤如下所示。首先选取分析数据，组成个数列。

$$(x_0, x_1, \dots, x_m) = \begin{pmatrix} x_0(1) & x_1(1) & \cdots & x_m(1) \\ x_0(2) & x_1(2) & \cdots & x_m(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_0(n) & x_1(n) & \cdots & x_m(n) \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中：n 是时间序列取样点的个数。然后选定参考数据列 x_0 ，记作：

$$x_0 = (x_0, x_1, \dots, x_m) \quad (2)$$

将选定矩阵与参考矩阵相除，得到：

$$x'_i(k) = \frac{x'_i(k)}{x_0(k)}, i = 0, 1, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$(x'_0, x'_1, \dots, x'_m) = \begin{pmatrix} x'_0(1) & x'_1(1) & \cdots & x'_m(1) \\ x'_0(2) & x'_1(2) & \cdots & x'_m(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x'_0(n) & x'_1(n) & \cdots & x'_m(n) \end{pmatrix} \quad (4)$$

然后依次计算每个被评价对象指标序列与参考序列对应元素的绝对差值：

$$\Delta_i(k) = |x'_0(k) - x'_i(k)|, i = 0, 1, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

计算出最大绝对差值与最小绝对差值：

$$m = \min_{i=1}^m \min_{k=1}^n |x'_0(k) - x'_i(k)| \quad (6)$$

$$M = \max_{i=1}^m \max_{k=1}^n |x'_0(k) - x'_i(k)| \quad (7)$$

计算关联系数：

$$r(x'_0(k), x'_i(k)) = \frac{m + \rho \cdot M}{\Delta_i(k) + \rho \cdot M} \quad (8)$$

最后计算关联度：

$$r(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_{0i}(k) \quad (9)$$

1.2 基于灰色关联模型的蓄电池参数分析

蓄电池基本参数有电压、电流和内阻。本文采用艾德克斯 (ITECH) IT-B1004 充放电测试系统对 6-QW-120b 蓄电池进行放电测试，使用 BT3563 电池测试仪对电压、内阻参数测量。其中放电电流 $I=30\text{ A}$ ，当电压低于最低工作电压时停止放电，部分测试数据如表 1 所示。

结合表 1 数据，用灰色关联模型分析筛选与 SOC 的稳定性和关联度最高的参数。其中 SOC、电阻、电压和电流组成 4 个数列，即 $m=4$ 。将 0~50 min 的 30 组数据作为采样点数，即 $n=30$ 。把 SOC 随时间变化的序列作为选定参考数据 x_0 ，

$x_0 = (100, 96.72, 93.44, 90.16, 86.89, 83.61, 81.97, 78.69, 75.41, 72.13, 68.85, 65.57, 62.30, 59.02, 55.74, 52.46, 49.18, 40.98, 32.79, 24.59)$

表 1 电池放电部分数据

时间/min	电池 1		
	SOC/%	电压/V	内阻/mΩ
0	100	12.585	3.47
2	96.72	11.783	3.46
4	93.44	11.778	3.48
6	90.16	11.759	3.51
8	86.89	11.741	3.52
10	83.61	11.727	3.54
12	81.97	11.713	3.57
14	78.69	11.699	3.59
16	75.41	11.686	3.61
18	72.13	11.674	3.66
20	68.85	11.661	3.68
22	65.57	11.638	3.70
24	62.30	11.634	3.75
26	59.02	11.621	3.77
28	55.74	11.607	3.80
30	52.46	11.593	3.83
35	49.18	11.555	3.90
40	40.98	11.514	4.01
45	32.79	11.466	4.09
50	24.59	11.413	4.20
...

再将电阻、电流和电压随时间变化序列分别作为 x_1 、 x_2 、 x_3 ，分别为：

$x_1 = (3.47, 3.46, 3.48, 3.51, 3.52, 3.54, 3.57, 3.59, 3.61, 3.66, 3.68, 3.70, 3.75, 3.77, 3.80, 3.83, 3.90, 4.01, 4.09, 4.20)$ ； $x_2 = (30, 30)$ ；

$x_3 = (12.585, 11.783, 11.778, 11.759, 11.741, 11.727, 11.713, 11.699, 11.686, 11.674, 11.661, 11.638, 11.634, 11.621, 11.607, 11.593, 11.555, 11.514, 11.466, 11.413)$ ；

其中 ρ 为分辨系数，由人为设定，通常情况取 0.5。最后得到 r 为灰色关联计算值， r 越大，其对应参数序列与 SOC 相关度值越高，变化规律更符合 SOC 变化曲线。

同理，为了验证放电初期各参数与 SOC 变化序列，将 0~4 分钟的 3 组数据作为采样点数，即 $n=3$ 。

$x_1 = (3.47, 3.46, 3.48)$ ；

$x_2 = (30, 30, 30)$

$x_3 = (12.585, 11.783, 11.778)$

SOC、电阻、电压和电流组成 4 个数列，即 $m=4$ ， ρ 仍取 0.5，代入灰色关联模型得到各参数与 SOC 初期相关度值。为了直观表示各参数序列相关度值的变化趋势，不

同计算结果由图 1 表示。

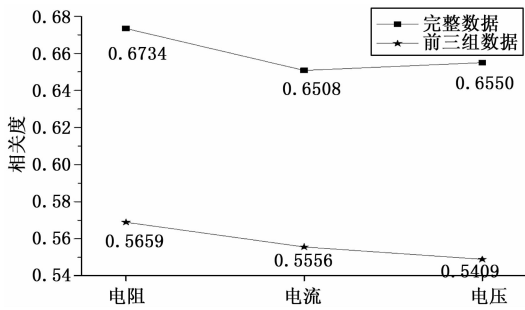


图 1 放电初期和完整放电相关度曲线

由图 1 可知, 完整数据下, 电阻序列相关度值 0.6734, 电压相关度值 0.6550, 而电流相关度值 0.6508, 电流序列参数恒定, 为 0.68 A。电阻和电压序列都相关度值都大于恒定参数电流序列, 数据说明电压与内阻可以作为荷电状态估计的主要参考依据; 在前三组数据下, 电阻序列相关度值 0.5659, 电压相关度值 0.5409, 而电流相关度值 0.5556, 电压参数序列相关度值低于恒定电流参数, 说明放电初期电压相较于电阻存在剧烈变化, 且变化趋势与 SOC 不一致。综上所述, 内阻更适合作为初期电池荷电状态的主要参考因数, 而电压作为次要参考因数, 为后文的内阻法修正初始 SOC 估计方法奠定基础。

2 电池卡尔曼滤波模型及参数确定

2.1 电池模型建立

基于卡尔曼滤波 SOC 估计需要建立电池等效电路模型^[5-6], 目前常用的电池模型包括 Rint 模型、Thevenin 模型、PNGV 模型以及 Randles 模型, 其中这 4 种等效电路模型中, Rint 模型结构最简单, 复杂度最低, 而 Randles 模型结构复杂, 但具有较高精度, 而其余两种等效代电路模型复杂度适中, 精度也适中。因此本文采用二阶 RC 的 Randles 等效电路模型, 它具有结构简单, 物理意义清晰和较好的静动态特性的优点, 其中模型的等效电路如图 2 所示。

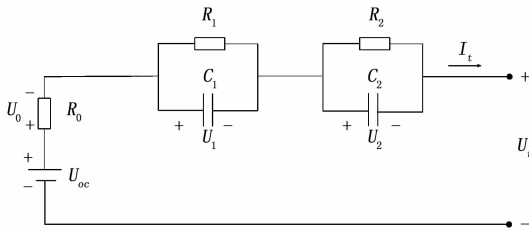


图 2 电池二阶等效电路模型

其中: R_0 为欧姆内阻, R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 分别为电池极化内阻和极化电容, U_α 为开路电压, U_t 为端电压, I_t 为端电流。

基于等效电路模型可以得到如下数学关系式:

$$\begin{cases} U_0 = R_0 I_0 \\ I_t = U_1/R_1 + C_1 dU_1/dt \\ I_t = U_2/R_2 + C_2 dU_2/dt \\ U_t = U_\alpha - U_1 - U_2 - U_0 \end{cases} \quad (10)$$

由上述关系式可知 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 可以用来模拟电池极化的动态特性, 端电压和电流的关系可以反映电池充放电具体进行过程。

而针对电池 SOC 的估算, 可以通过安时积分法得到:

$$S_t = S_0 + \frac{\eta}{Q} \int_{t_0}^t I_t dt \quad (11)$$

其中: Q 为电池标定容量, η 为库伦系数, 用安时法对 t_0 到 t 时刻电池电流 I_t 积分, 然后用库伦系数 η 修正, 与初始状态 SOC 相加即可得到此时的 SOC 估计值。因为是积分过程, 可知初始状态 SOC 的准确估计对后续 SOC 估计具有重要影响。

根据上文电池等效电路模型的数学推导, 可以实现电池的状态空间模型的建立:

$$\begin{cases} S(k+1) \\ u_1(k+1) \\ u_2(k+1) \end{cases} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau_2} \end{bmatrix} \begin{cases} S(k) \\ u_1(k) \\ u_2(k) \end{cases} + \begin{bmatrix} \frac{\eta T}{Q} \\ R_1(1 - e^{-T/\tau_1}) \\ R_2(1 - e^{-T/\tau_2}) \end{bmatrix} \begin{cases} I_t(k) \\ \omega_1(k) \\ \omega_2(k) \\ \omega_3(k) \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\tau_1 = R_1 C_1$; $\tau_2 = R_2 C_2$; 状态变量 $x_k = [S(k) \quad u_1(k) \quad u_2(k)]$; 控制变量 $u_k = I_t(k)$; 观测变量 $y_k = u_t(k)$; 系统噪声 $w_k = [\omega_1(k) \quad \omega_2(k) \quad \omega_3(k)]$; 协方差为 Q ; 观测噪声 v_k ; 协方差为 R 。

2.2 模型参数确定及初始 SOC 预测

本文选用风帆公司型号为 6-Q-120b 的蓄电池进行实验, 实验温度 22°, 先将蓄电池充满电后静置 1 h, 前 30 min 每隔 2 min 测量并记录电池端电压和内阻, 后面每 5 min 记录一次。具体数据如表 1 所示, 其中需要辨识的参数包括欧姆内阻 R_0 , 极化内阻 R_1 、 R_2 , 极化电容 C_1 、 C_2 , 电压-SOC 曲线, 电阻-SOC 曲线。

欧姆内阻 R_0 由 BT3563 测得, 实验测得值如下, 然后取其平均值, 值为 3.707 mΩ。

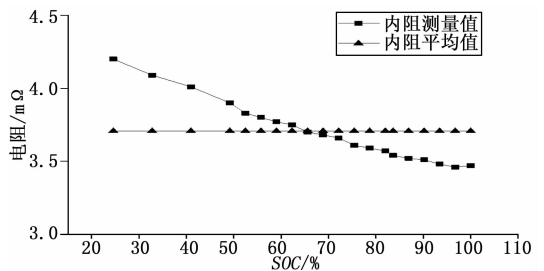


图 3 欧姆内阻辨识曲线

由 $U_t = U_\alpha - I_t e^{-T/\tau_1} - I_t e^{-T/\tau_2} - R_0 I_t$, 代入表 1 数据及 R_0 值, 通过 origin 软件拟合曲线功能可得: R_1 为 0.616, C_1 为 0.4733, R_2 为 0.3517, C_2 为 0.8308, 上述模型拟合值能很好拟合已做实验数据。又将实验测得离散数据拟合成电压-SOC 曲线, 电阻-SOC 曲线如图 4 所示。

可见电阻-SOC 曲线拟合很好, 电压-SOC 曲线在部

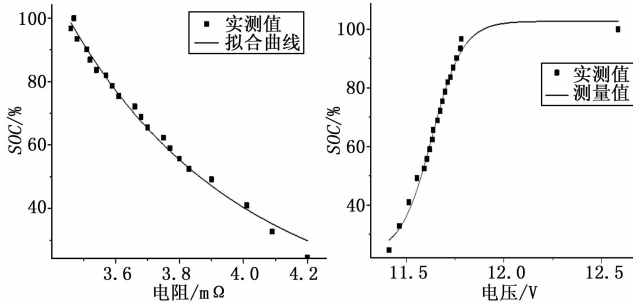


图 4 电阻-SOC 曲线和电压-SOC 拟合曲线

分点有较好拟合,在放电初期,电阻-SOC 曲线精度相较于电压-SOC 曲线高,即测量任意点电阻值,都有对应的 SOC 估计值,而电压值对应的 SOC 误差较大。电压对应 SOC 估计误差较大,这是由于放电初期电池具有自恢复过程,而电阻对应 SOC 估计误差较小,因为这个自恢复过程对电阻的影响因数较小,因此电阻参数对应的 SOC 相关性更好,因此采用内阻法对 SOC 初始值估算具有较好可行性。

2.3 基于扩展卡尔曼滤波算法 SOC 估算

扩展卡尔曼滤波采用最小误差思想^[7-8],对于非线性系统滤波,将非线性系统转化为近似的线性滤波。该方法的优点是克服传感器精度不足的问题和修正 SOC 初始值。在扩展卡尔曼滤波动态观测模型中,电池充放电电流为系统输入量,电池电压为系统输出量,电池 SOC 为状态变量。通过算法对每一个采样点的电池性能进行采集,然后分析采集信息得到此时状态变量,并结合上一时刻状态变量得到输出状态变量和输出量的更新。可知卡尔曼滤波在动态估算中这种结合上一时刻的方式能很好预估一校正,因此具有很强的修正能力,能较好解决安时积分法带来的电池测量误差积累影响 SOC 估算结果的问题,也对 SOC 初值结果不精确带来的估算误差有一定修正。

扩展卡尔曼滤波状态方程:

$$x(k) = Ax(k-1) + Bu(k-1) + w(k-1) \quad (13)$$

$$z(k) = Cx(k) + v(k) \quad (14)$$

其中: $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T/\tau_s} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau_s} \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} \frac{\eta T}{Q} \\ R_1(1-e^{-T/\tau_s}) \\ R_2(1-e^{-T/\tau_s}) \end{bmatrix}$, $C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_v(s)}{\partial s} & -1 & -1 \end{bmatrix}$, $x(k)$ 系统变量, $z(k)$ 为观测变量, $w(k)$ 为系统噪声, $v(k)$ 为观测噪声。 $\frac{\partial F_v(s)}{\partial s}$ 为电压与 SOC 拟合曲线函数关系式,矩阵 C 为状态空间系数矩阵。

状态递推后协方差矩阵:

$$P(k)^* = AP(k-1)A^T + Q(k-1) \quad (15)$$

扩展卡尔曼滤波增益:

$$K(k) = P(k)^* C(k)^T (C(k)P(k)^* C(k)^T + R(k))^{-1} \quad (16)$$

扩展卡尔曼滤波修正状态向量和协方差矩阵:

$$x(k) = x(k)^* + K(k)(z(k) - Cx(k)^*) \quad (17)$$

$$P(k) = (I - K(k)C(k))P(k)^* \quad (18)$$

其中: $R(k)$ 为观测噪声协方差矩阵, I 为单位矩阵, $P(k)$ 为状态变量 x 的上一时刻和这一时刻的协方差。 $K(k)$ 为权重值,代表电压测量值在 SOC 修正过程中的比值,当初始值与状态变量误差较大时, $K(k)$ 权重较大,它的准确性直接影响收敛精度,这需要一个准确的初始预测值。

3 结果验证和仿真分析

本文通过单体电池放电静置一段时间充电,来验证估计结果正确性。实验数据通过充放电测试平台,首先将蓄电池充满电,然后恒流放电,放电至终止电压。在静置一段时间后,又恒流充电。其中初始放电时 SOC 估计如下表 2 和表 3 所示,为了使结果更精确,将初始电压估计 SOC 方法中 10 min 静置所应的 SOC 估算值设定为标准值,同理,将初始电阻对应 SOC 方法中 10 min 静置所对应 SOC 估算值设定为标准值。

表 2 初始电压与 SOC 估计误差

静置时间/min	电压/V	对应 SOC/%	误差/%
1	11.74	87.0	0.46
5	11.74	87.0	0.46
10	11.73	86.6	0

表 3 初始电阻与 SOC 估计误差

静置时间/min	电压/V	对应 SOC/%	误差/%
1	3.48	94.0	0.21
5	3.48	94.0	0.21
10	3.49	93.8	0

由上述关系可知^[9-10],对于开路电压法估计 SOC 需要静置较长才能获得较为准确的初始 SOC 值,不然会产生较大的估计误差,而电阻在较短的静置时间内, SOC 的估算误差较少,这不仅与估算过程中静置手段有关系,还与相应参数对 SOC 的内部相关性有关,说明相关性较高参数能获得更为准确的估算结果。

然后将初始估计的 SOC 代入扩展卡尔曼滤波算法,利用仿真搭建的模型进行验证,对实测值和仿真值对比分析,如图 5 所示。其中参考曲线为默认为充满电后初始 SOC 值为 100,而将静置 5 min 中的初始电压估计 SOC 和初始电阻估计 SOC 分别代入算法,可知初始电阻对应 SOC 值 94 更接近满电状态的 SOC 值 100。然后进行扩展卡尔曼滤波 SOC 估计实验,结果如图 5 所示。

从图 5 中可知,在估计初始阶段,内阻修正的曲线比电压修正曲线更接近参考 SOC 曲线^[11],有更好的收敛性,提高了整体估算精度,验证了灰色关联法中内阻比电压有更高的相关性。而随着仿真的进行,扩展卡尔曼滤波算法对初始误差的修正作用有很好显现,能较好估计 SOC 的变

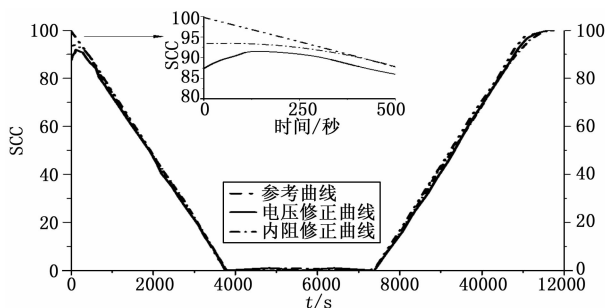


图 5 不同修正方式的扩展卡尔曼滤波曲线

化, 修正测量过程中的估算误差。但是针对短期内, 比如初始值估算误差附近的 SOC 估算, 即图 5 中 0~500 s 范围内的估算, 内阻修正法的 SOC 估算有更好的精度和收敛性。

4 结论

本文基于灰色关联度法分析电阻和电压参数的相关性, 通过具体扩展卡尔曼滤波算法验证电阻和电压两种序列参数初始 SOC 估计值对扩展卡尔曼滤波的影响, 通过 SOC 输出曲线可知两种方法都能很好跟踪 SOC 的变化, 其中内阻修正曲线在初始阶段有更高的收敛性, 更接近参考 SOC 变化曲线, 不仅加快了估算速度, 还能提高整体的估算精度, 有助于改善初始值偏差导致 SOC 估算误差的问题。具体而言, 通过本文可得:

1) 结合充放电实验数据, 采用灰色关联法分析得到数据, 可知在本次实验中, 内阻相较于电压, 与 SOC 有更高的关联度。

2) 在内阻与 SOC 具有更高关联度的基础上, 通过初始状态下静置不同时间来验证实验数据中内阻和电压两种参数对初始 SOC 估算准确度, 可知电压的测量受到电池自恢复过程影响较大, 估计的 SOC 误差大。但在相同静置时间基础上, 内阻法估计较电压法更接近初始 SOC 值, 说明电压法在充放电初期变化幅度更大, 较不稳定。

3) 基于内阻法修正和开路电压法两种扩展卡尔曼滤波

的 SOC 估计可知, 在整个估计过程中, 两种方法具有相似结果, 充分说明卡尔曼滤波对测量过程中误差的修正作用, 但在 0~500 s 的估算过程中, 内阻法具有更高的估算精度和收敛性。

参考文献:

- [1] 程 泽, 杨 磊, 孙幸勉. 基于自适应平方根无迹卡尔曼滤波算法的锂离子电池 SOC 和 SOH 估计 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 38 (8): 2384-2393.
- [2] 付 浪, 杜明星, 刘 斌, 等. 基于开路电压法与卡尔曼滤波法相结合的锂离子电池 SOC 估算 [J]. 天津理工大学学报, 2015, 31 (6): 9-13.
- [3] 毛华夫, 万国春, 汪 镭, 等. 基于卡尔曼滤波修正算法的电池 SOC 估算 [J]. 电源技术, 2014, 38 (2): 298-302.
- [4] 杨冬进, 娄建安. 锂电池内阻参数的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018 (4): 139-142.
- [5] 朱晓青, 马定寰, 李圣清, 等. 基于 BP 神经网络的微电网蓄电池荷电状态估计 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31 (12): 2042-2048.
- [6] 刘胜永, 于 跃, 罗文广, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计 [J]. 控制工程, 2017, 24 (8): 1611-1616.
- [7] 卢杰祥. 锂离子电池特性建模与 SOC 估算研究 [D]. 华南理工大学, 2012.
- [8] 陈凤祥, 纪光霁, 张传升, 等. 基于鲁棒 H_{∞} 滤波的蓄电池荷电状态估计 [J]. 计算机仿真, 2009, 26 (10): 298-301.
- [9] 杨冬进, 娄建安. 18650 型锂电池荷电状态的估计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (4): 268-271.
- [10] Rahimi-Eichi H, Ojha U, Baronti F, et al. Battery management system: an overview of its application in the smart grid and electric vehicles [J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2013, 7 (2): 4-16.
- [11] NgK S, Moo C S, Chen Y P, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2009, 86 (9): 1506-1511.

(上接第 179 页)

参考文献:

- [1] 李秀彩, 黄 鑫, 卞宝银. 电网时间同步技术安全策略分析 [J]. 电力信息与通信技术, 2016, 14 (2): 50-54.
- [2] 许保落, 张道农, 袁文广. 基于多时钟源的时间同步系统设计与应用. 电力科学与技术学报, 2011, 26 (3): 26-28.
- [3] 汪 鹤, 相 蓉, 张道农, 等. 基于层次分析法的时间同步装置多源判决模型 [J]. 沈阳理工大学学报, 2010 (04).
- [4] 周水斌, 田志国, 赵应兵, 等. 满足 IEC61850 要求的站用时钟服务器 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (6): 56-59.
- [5] RFC 2030, Simple Network Time Protocol (SNTP) Version 4

- [Z]. IETF, 1996.
- [6] IEC 61850-8-1, Communication Networks and Systems in Substations. Part 8-1: Specific Communication Service Mapping (SCSM) Mappings to MMS (ISO 9506-1 and ISO 9506-2) and to ISO/IEC 8802-3 [S].
- [7] 白丽娜, 周 渭, 李婉莹, 等. 基于应力处理的温度补偿石英晶体振荡器 [J]. 仪器仪表学报, 2014 (7).
- [8] 郭 斌. 基于北斗/GPS 双模授时的电力系统时间同步技术研究 [D]. 湖南: 湖南大学, 2010.
- [9] DL/T 1100. 1-2009 电力系统的时间同步系统 第 1 部分: 技术规范 [S].
- [10] Q/GDW 11202. 5-2014 智能变电站自动化设备检测规范第 5 部分: 时间同步系统 [S].