

基于滤波的动力电池性能检测研究

陈宇乾, 王子赞*, 王 艳, 纪志成

江南大学物联网技术与应用教育部工程中心, 江苏 无锡

收稿日期: 2022年4月1日; 录用日期: 2022年5月31日; 发布日期: 2022年6月8日

摘 要

衡量电池状态的参数主要有SOC和SOH, SOC (state of charge)反映电池剩余容量, SOH (state of health)反映当前时刻电池存储电能的能力, 表征了电池的健康程度, 两者都是描述电池性能和状态的关键参数。但是SOC和SOH是电池的内特性, 不能直接测出, 因此只能通过电压、电流等外特性参数间接估计获得。

关键词

动力电池, 滤波, 性能检测

Research on Power Battery Performance Detection Based on Filtering

Yuqian Chen, Ziyun Wang*, Yan Wang, Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu

Received: Apr. 1st, 2022; accepted: May 31st, 2022; published: Jun. 8th, 2022

Abstract

State of charge (SOC) and state of health (SOH) are two parameters to measure the states of battery, where SOC reflects the remaining capacity of the battery and state of health (SOH) reflects the capacity of the battery to store electric energy at the current moment. Both are key parameters to describe the performance and status of the battery. However, SOC and SOH are internal characteristics of the battery and cannot be measured directly, so they can only be estimated indirectly by external characteristics such as voltage and current.

*通讯作者。

Keywords

Power Battery, Filter, Performance Detection

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

动力电池本身具有复杂的电化学反应系统，只能依赖模型进行性能检测。常见的电池模型包括数学模型、电化学反应模型、耦合模型、神经网络模型以及等效电路模型。电池状态估算主要包括剩余电量评估和电池老化程度的估算等部分，SOC 估算和 SOH 估算在电池管理系统中居于关键地位[1]。电池估算可以确保电池的使用效率和使用寿命的实时监测，所以电池估算技术是整个电池管理系统的重中之重，成为目前科研界的热点。

动力电池 SOC 的研究在电动汽车界已有一定成果，对电池实时荷电状态的测量成为发展储能技术的重要部分。由于动力电池在不同工况下表现出的工作特性大为不同，其内部动态特性复杂，掌握起来较为困难。电池荷电状态的估算国外研究时间比国内更久，近年来国内外较为成熟的估计方法有安时积分法、开路电压法、数据驱动法、多方法融合的估计方法和观测器方法。国内近年来也在大力发展对动力电池荷电状态的研究，与国外的差距正在不断缩短。

成千上万次的充放电循环构成了动力电池的全寿命周期，在这一周期中电池内部一直发生着化学反应，由于各种因素导致某些化学过程不完善，使得电池内部等效电阻增大进而反映到性能指标衰减，最典型的反映为电池可用容量降低，即 SOH 的降低。目前对 SOH 进行估计的方法有直接放电法、电化学阻抗法、内阻法、SOC 估算与 SOH 估算相结合方法等[2]。近年来，人们逐渐意识到单独针对动力电池的 SOC 或 SOH 其中一项进行估计并不能准确测得动力电池的性能数据，因此，将电池的荷电状态估算与电池的健康状态估算结合成为了研究的热点。

2. 模型建立

对于电池状态的估计，电池模型起着至关重要的作用，电池的等效电路模型被广泛应用于描述电池的电压和电流行为。主要有 Rint 模型、Thevenin 模型、PNGV 模型和 GNL 模型，考虑到模型的精度和电气复杂程度，目前普遍运用的是二阶 Thevenin 等效电路模型[3] [4]见图 1。

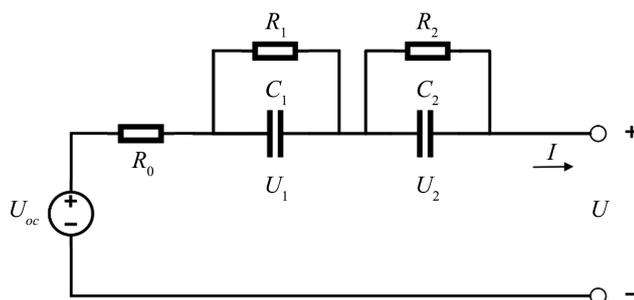


Figure 1. The second-order Thevenin equivalent circuit

图 1. 二阶 Thevenin 等效电路图

该模型的表达式如下所示:

$$\begin{aligned}
 U &= U_{oc} - R_o I - U_1 - U_2 \\
 \begin{cases} \dot{U}_1 = -\frac{1}{R_1 C_{p1}} U_1 + \frac{1}{C_{p1}} I \\ \dot{U}_2 = -\frac{1}{R_2 C_{p2}} U_2 + \frac{1}{C_{p2}} I \end{cases}
 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, U_o 为电池两端电压, U_{oc} 为电池两端电压, R 为电池内阻, I 为电池电流。 R_1 和 C_{p1} 分别为电化极化电阻和电容, R_2 和 C_{p2} 分别为浓差化电阻和电容。 U_1 和 U_2 分别为两个 RC 电路的压降。

电池荷电状态的表达式为:

$$\text{SOC}(t) = \text{SOC}(t_0) + \frac{1}{Q} \int_{t_0}^t \eta I(t) dt \quad (2)$$

其中, $\text{SOC}(t)$ 表示 t 时刻的 SOC 值, $\text{SOC}(t_0)$ 表示初始时刻的 SOC 值, Q 表示电池的实际容量, η 表示电池的库伦效率。

当前有两种测试动力电池 SOH 的方法, 分别是内阻法和容量表征。由于电池内阻受温度影响变化较大, 而电池工作时会放出大量的热。因此, 选用容量表征电池的 SOH 使得结果更加精确。

电池容量表征 SOH 的表达式为:

$$\text{SOH} = \frac{Q}{Q_N} \times 100\% \quad (3)$$

其中, Q 表示电池此时的容量, Q_N 表示电池初始时刻的容量。

将以上数学表达式离散化后, 可分别得到动力电池 SOC 和 SOH 的状态方程:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \\ \text{SOC}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1,k} \\ U_{2,k} \\ \text{SOC}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} \right) \\ R_2 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} \right) \\ \frac{\eta \Delta T}{\text{SOH}_k Q_N} \end{bmatrix} \times I + w_k \\ U_k = U_{oc}(\text{SOC}_k) - U_{1,k} - U_{2,k} - IR_0 + v_k \end{cases} \quad (4)$$

其中, ΔT 表示采样时间, $U_{oc}(\text{SOC}_k)$ 表示 U_{oc} 和 SOC_k 之间的线性关系, 可通过参数辨识得到, w_k 和 v_k 分别是未知但有界的扰动和测量噪声。

$$\begin{cases} \text{SOH}_{k+1} = \text{SOH}_k + \gamma_k \\ d_k = \text{SOC}_k - \text{SOC}_{k-1} + \frac{\eta I \Delta T}{\text{SOH}_k} + \varepsilon_k \end{cases} \quad (5)$$

其中, d_k 表示电池组中单体电池电压和平均电压之间的差值, γ_k 和 ε_k 分别是未知但有界的扰动和测量噪声。

3. 基于全对称多胞体的动力电池性能检测

集员算法是基于噪声未知但有界的基础上进行估计的算法[5]。集员算法具有广泛的适用性以及较强

的鲁棒性等优点。集员估计的目的就是找到由所有与量测数据、模型结构和噪声的有界假设相容的状态或参数组成的集合。由于此集合中的任何元素都有可能是状态或参数的真实值，所以此集合一般被称为状态或参数的可行集。集员估计算法最常用的手段是通过找到一个包含可行集的简单集合来实现对可行集的近似描述。目前已有的集员算法包括超平面算法、椭球算法以及多胞体算法等。

相比较而言，集员算法中的椭球算法与卡尔曼算法形式上十分相似，因此与卡尔曼算法一样存在数值稳定的问题，同时，当矩阵阶数较大，递推次数较多的情况下，椭球集员滤波的计算时间会很长，计算复杂度较高。本文选用的多胞体集员滤波的计算复杂度相较于椭球算法有显著优化，多胞体集员算法可以通过降阶减小矩阵阶数，简化计算。同时，多胞体算法的功能更加强大，精度更高，更加适合于动力电池 SOC 和 SOH 的联合估计[6]。

全对称多胞形就是单位超立方体的仿射变换，已知向量 \mathbf{p} 和向量集 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_m\} \in R^{n \times m}$ ， $m > n$ 。全对称多胞体 \mathcal{Z} 定义为：

$$\mathcal{Z} = \mathbf{p} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{g}_i = \mathbf{p} \oplus \mathbf{G}\mathbf{B}^m \triangleq \langle \mathbf{p}, G \rangle \quad (6)$$

其中， $-1 < \alpha_i < 1$ ， \mathbf{p} 是多胞体的中心， G 是形状矩阵， \mathbf{B}^m 是超立方体。

基于动力电池的 SOC 模型，定义如下离散状态空间方程：

$$\begin{cases} x_{c,k+1} = A_c x_{c,k} + B_c u_{c,k} + F_1 w_k \\ y_{c,k} = C_c x_{c,k} + F_2 v_k \end{cases} \quad (7)$$

其中， $x_{c,k+1} = [U_{1,k+1} \ U_{2,k+1} \ \text{SOC}_{k+1}]^T$ 是 SOC 模型的状态向量， $u_{c,k} = I$ 是 SOC 模型的输入向量， $y_{c,k} = U_k$

是 SOC 模型的输出向量， $A_c = \begin{bmatrix} e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ， $B_c = \begin{bmatrix} R_1 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}}\right) & R_2 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}}\right) & \frac{\eta \Delta T}{\text{SOH}_k Q_N} \end{bmatrix}^T$ ，

$$C_c = \begin{bmatrix} -1 & -1 & \frac{dU_{oc}(\text{SOC})}{\text{SOC}} \end{bmatrix}，F_1 = F_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

基于动力电池的 SOH 模型，定义如下的离散状态空间方程：

$$\begin{cases} x_{h,k+1} = A_h x_{h,k} + \gamma_k \\ y_{h,k} = C_h x_{h,k} + \varepsilon_k \end{cases} \quad (8)$$

其中， $x_{h,k+1} = \text{SOH}_{k+1}$ 是 SOH 模型的状态向量， $y_{h,k} = d_k$ 是 SOH 模型的输出向量， A_h 为常量，

$$C_h = \frac{\eta I \Delta T}{\text{SOH}_{k-1}^2}。$$

针对 SOC 和 SOH 的模型，设计全对称多胞体滤波器。该算法分为预测步和更新步两步。

1) 预测步

假设 k 时刻的状态向量对应的全对称多胞体：

$$\begin{aligned} x_{c,k} &\in \mathcal{Z}_{c,k} = p_{c,k} \oplus G_{c,k} \mathbf{B}_c^m = \langle p_{c,k}, G_{c,k} \rangle \\ x_{h,k} &\in \mathcal{Z}_{h,k} = p_{h,k} \oplus G_{h,k} \mathbf{B}_h^m = \langle p_{h,k}, G_{h,k} \rangle \end{aligned} \quad (9)$$

根据全对称多胞体的性质及系统状态方程可知，第 $k+1$ 时刻的状态向量 $x_{c,k}$ 预测集为

$$\bar{Z}_{c,k} = \langle \bar{p}_{c,k}, \bar{G}_{c,k} \rangle \quad (10)$$

$$\bar{p}_{c,k+1} = A_c p_{c,k} + B_c u_{c,k}$$

$$= \begin{bmatrix} e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{c,k-1} + \begin{bmatrix} R_1 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} \right) \\ R_2 \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} \right) \\ \frac{\eta \Delta T}{\text{SOH}_k Q_N} \end{bmatrix} \times I \quad (11)$$

$$\bar{G}_{c,k+1} = [A_c G_{c,k} \quad F_c]$$

$$= \begin{bmatrix} e^{-\frac{\Delta T}{R_1 C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta T}{R_2 C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{G}_{c,k-1} \\ F_1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

根据 $k+1$ 时刻系统输出变量构造带状空间：

$$\mathcal{S}_c = \{x_{c,k+1} \in R^n : |C_c x_{c,k+1} - y_{c,k+1}| \leq \tilde{v}\} \quad (13)$$

第 $k+1$ 时刻的状态向量 $x_{h,k}$ 预测集为

$$\bar{Z}_{h,k} = \langle \bar{p}_{h,k}, \bar{G}_{h,k} \rangle \quad (14)$$

$$\bar{p}_{h,k+1} = \text{SOH}_k$$

$$\bar{G}_{h,k+1} = [G_{h,k} \quad 1] \quad (15)$$

根据 $k+1$ 时刻系统输出变量构造带状空间：

$$\mathcal{S}_h = \{x_{h,k+1} \in R^n : |C_h x_{h,k+1} - y_{h,k+1}| \leq \tilde{\varepsilon}\} \quad (16)$$

2) 更新步

求状态预测集和带状空间的交集，可得到 $k+1$ 时刻系统的状态估计范围。为了进行求解，现引入如下定理。

定理：给定多胞体 $\mathcal{Z} = p \oplus GB^r \subset R^n$ 和带状空间 $\mathcal{S} = \{x \in R^n : |c^T x - d| \leq \sigma\}$ ，存在一个带有参数 λ 的多胞体和带状空间的交集：

$$\bar{Z} \cap \mathcal{S} \subseteq \mathcal{Z} = p \oplus GB^{r+1} \quad (17)$$

$$p = \bar{p} + \lambda(d - c^T \bar{p})$$

$$G = [(I - \lambda c^T) \bar{G} \quad \sigma \lambda] \quad (18)$$

当取得最小迹多胞体时，

$$\lambda = \frac{\bar{G} \bar{G}^T c}{c^T \bar{G} \bar{G}^T c + \sigma^2} \quad (19)$$

根据定理可知, 存在全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{c,k+1}$

$$\begin{aligned} p_{c,k+1} &= \bar{p}_{c,k+1} + \lambda_c (y_{c,k+1} - C_c \bar{p}_{c,k+1}) \\ G_{c,k+1} &= \left[(I_c - \lambda_c C_c) \bar{G}_{c,k+1} \quad (y_{c,k} - C_c x_{c,k} + IR_0) \lambda_c \right] \end{aligned} \quad (20)$$

以及全对称多胞体 $\mathcal{Z}_{h,k+1}$

$$\begin{aligned} p_{h,k+1} &= \bar{p}_{h,k+1} + \lambda_h (y_{h,k+1} - C_h \bar{p}_{h,k+1}) \\ G_{h,k+1} &= \left[(1 - \lambda_h C_h) \bar{G}_{h,k+1} \quad (d_k - C_h x_{h,k} - \text{SOC}_{k+1} + \text{SOC}_k) \lambda_h \right] \end{aligned} \quad (21)$$

结合全对称多胞体的算法, 可得到状态估计区间

$$\begin{cases} \text{SOC}_k^+ = \bar{p}_{c,k}(3) + \sum_{j=1}^{4k+3} |\bar{G}_{c,k}(3,j)| \\ \text{SOC}_k^- = \bar{p}_{c,k}(3) - \sum_{j=1}^{4k+3} |\bar{G}_{c,k}(3,j)| \end{cases} \quad (22)$$

$$\begin{cases} \text{SOH}_k^+ = \bar{p}_{h,k} + \sum_{j=1}^{2k+1} |\bar{G}_{h,k}(j)| \\ \text{SOH}_k^- = \bar{p}_{h,k} - \sum_{j=1}^{2k+1} |\bar{G}_{h,k}(j)| \end{cases} \quad (23)$$

4. 仿真示例

基于动力电池 SOC 和 SOH 模型, 仿真参数如表 1 所示。

Table 1. Parameters of simulation model
表 1. 仿真模型参数表

电池参数	数值
R_0	2.1Ω
R_1	0.01Ω
C_1	1531.2F
R_2	0.04Ω
C_2	20.21F
Q_N	50 A/h
I	1A

电池的 SOC 和 SOH 分别表征荷电状态和健康状态, 在短时间内的充放电实验中, 电池的 SOH 并不会发生显著变化, 而 SOC 会随着放电程度的加深逐渐变小, 而从整个的电池使用寿命来看, 电池的 SOH 是表征电池寿命的重要指标, 这导致电池 SOC 和 SOH 的在同一时间段内的变化速率并不相同, 但是 SOC 和 SOH 之间的相互影响是存在的, 不能舍弃其中一项而去单独分析另一项。在做放电实验的过程中, 我们主要观测电池 SOC 和 SOH 的变化以及影响程度。图 2 表示放电过程中电池 SOC 的变化曲线, 图 3 表示放电过程中 SOH 的变化曲线。

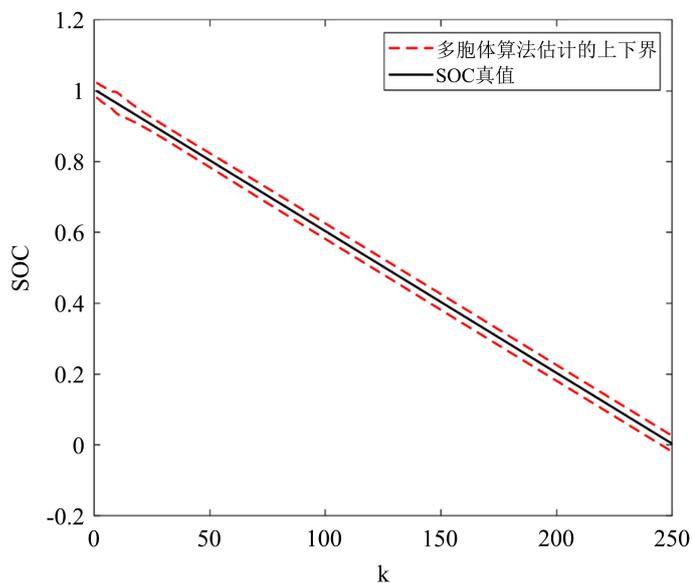


Figure 2. The curve of battery SOC state estimation

图 2. 电池 SOC 状态估计曲线

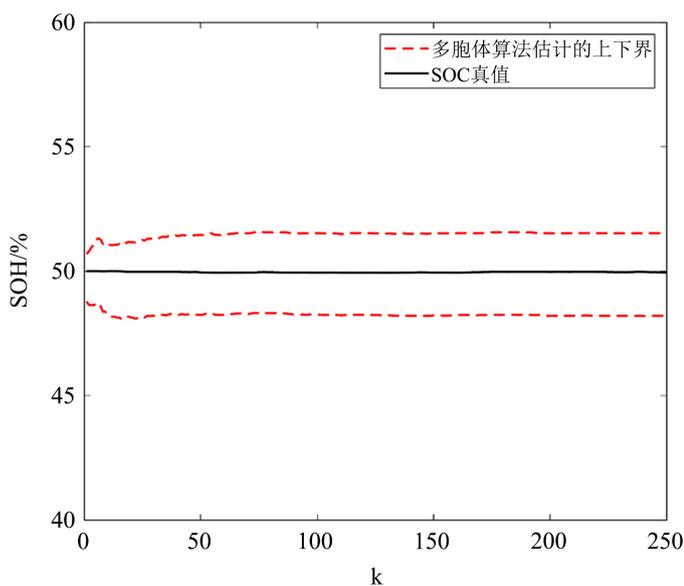


Figure 3. The curve of battery SOH state estimation

图 3. 电池 SOH 状态估计曲线

5. 结论

荷电状态和健康状态是衡量动力电池性能的重要指标，准确的估计动力电池 SOC 和 SOH 值是对电池进行状态估计的关键。全对称多胞体算法适用于噪声有界的系统，而电池系统本身具有微小但不可测的噪声，因而基于全对称多胞体的动力电池性能检测能同时准确地检测动力电池 SOC 和 SOH 两个指标。本文研究基于集员滤波的动力电池性能检测，设计集员滤波器，计算电池的荷电状态和健康状态，实现对动力电池性能指标检测。相较于卡尔曼算法，集员滤波对于有界噪声系统的状态估计更加精确。此外，集员算法并不局限于电池系统，在其他存在未知但有界的噪声的系统也具有广泛应用的前景。

参考文献

- [1] 田晓辉, 刁海南, 范波, 等. 车用锂离子动力电池 SOC 的预测研究[J]. 电源技术, 2010, 34(1): 51-54.
- [2] 曹铭, 黄菊花, 杨志平, 等. 车用锂离子动力电池自适应状态联合估计研究[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(9): 1951-1962.
- [3] 朱方方, 王康丽, 蒋凯. 基于 Simulink 的锂离子电池建模与仿真研究[J]. 电源技术, 2019, 43(3): 434-436+489.
- [4] 闫回想, 甘小燕, 武鸿辉, 等. 基于二阶 Thevenin 模型的锂电池建模仿真[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2018, 39(4): 403-408.
- [5] Alamo, T., Bravo, J.M. and Camacho, E.F. (2003) Guaranteed State Estimation by Zonotopes. *42nd IEEE International Conference on Decision and Control*, **6**, 5831-5836. <https://doi.org/10.1109/CDC.2003.1271935>
- [6] Wan, J., Sharma, S. and Sutton, R. (2018) Guaranteed State Estimation for Nonlinear Discrete-Time Systems via Indirectly Implemented Polytopic Set Computation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **63**, 4317-4322. <https://doi.org/10.1109/TAC.2018.2816262>