

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210266

“锂离子电池-超级电容”混合储能系统的建模与状态估计*

王冠¹ 李相俊² 孙振广¹ 董立志² 郑岳久¹

(1.上海理工大学机械工程学院 上海 200093; 2.中国电力科学研究院有限公司 北京 100192)

摘要: 在混合储能系统中,状态估计是进行各储能元件间功率分配和控制策略调整的基础。为减小状态估计误差对后续能量管理的影响,以“锂离子电池-超级电容”混合储能系统为研究对象,进行建模仿真和精确状态估计。首先在辨识基本元件参数后,基于电路的物理结构,在 MATLAB/Simulink 环境中搭建了混合储能系统仿真模型,用于快速准确的模拟实物实验。然后综合复杂度和估计精度考虑,重新选择以整体形式的理念建立了电池组和超级电容组模型,用于配合“EKF-两点法”进行荷电状态与健康状态的联合估计。最后,经实验验证表明,状态估计误差都在 5% 以内,即建立的仿真模型能够准确反映元件运行特性且联合状态估计算法精度较高。

关键词: 混合储能系统;锂离子电池组;超级电容组;仿真模型;状态估计

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Modeling and state estimation of "lithium-ion battery-supercapacitor" hybrid energy storage system

Wang Guan¹ Li Xiangjun² Sun Zhengguang¹ Dong Lizhi² Zheng Yuejiu¹

(1. College of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: In hybrid energy storage systems, state estimation is the basis for power allocation and control strategy adjustment among the storage elements. In order to reduce the impact of state estimation errors on the subsequent energy management, a hybrid energy storage system "li-ion battery-supercapacitor" is used for modeling and simulation and accurate state estimation. Firstly, after identifying the basic component parameters, a simulation model of the hybrid energy storage system is built in MATLAB/Simulink environment based on the physical structure of the circuit for fast and accurate simulation of the physical experiment. Then, considering the complexity and the accuracy of estimation, the battery pack and the supercapacitor pack are modeled in a holistic form, and the joint estimation of charge state and health state is carried out with the "EKF-two-point method". Finally, the experimental verification shows that the errors of the state estimation are within 5%, i. e., the simulation model established in this paper can accurately reflect the operating characteristics of the components and the accuracy of the joint state estimation algorithm is high.

Keywords: hybrid energy storage system; lithium-ion battery pack; supercapacitor pack; simulation model; state estimation

0 引言

能源危机和环境污染等问题使可再生能源的开发利用和智能电网成为人们关注的焦点^[1]。可再生能源一般具有随机性和波动性,会直接影响到电网的供电稳定性,而当前解决此类问题的主要手段^[2]就是储能技术。储能介质多种

多样,主要分为能量型和功率型两类。以铅酸蓄电池、锂离子电池等为代表的能量型储能具有能量密度大、充放电时间长的优点;以超级电容、飞轮储能等为代表的功率型储能具备功率密度大、循环寿命长的优点^[3-5]。由于仅依靠单一储能很难做到同时具备以上所有优点,因此,利用能量型储能和功率型储能形成的混合储能系统(hybrid energy

收稿日期:2022-06-09

* 基金项目:国家电网公司科技项目(5400-201955488A)资助

storage system, HESS) 成为了国内外学者研究的热点, 通过二者在功率密度和能量密度上的互补特性, 力求满足不同场合的技术需求^[6]。

目前, “蓄电池-超级电容”混合储能系统已经成为主要能源存储系统。鉴于锂离子电池的能量密度和综合循环效率比传统铅酸蓄电池更高, 且无污染、体积小^[7], 故本文将选择“锂离子电池-超级电容”混合储能系统展开进一步研究。

针对 HESS, 国内外学者都进行了大量相关工作。文献^[8]根据蓄电池与超级电容的荷电状态(state of charge, SOC), 结合模糊逻辑对超出目标值的功率偏差在两种储能介质之间进行重新分配。文献^[9]通过将待平抑功率分解为高中低 3 种频段, 并结合 SOC 反馈来设计混合储能系统的功率分配策略, 以减少蓄电池的充放电次数, 延长其整体使用寿命。Zhou 等^[10]在察觉储能系统出现过充过放情况时, 以电池 SOC 作为反馈信号控制当前时刻的输出策略。文献^[11]为了提高混合储能的使用寿命, 将 SOC 与等效时间常数作为功率分配效果的评判指标, 对 HESS 的功率分配方法进行调整。综上可知, 目前针对混合储能的研究主要都是基于储能元件的 SOC 来进行适当的功率分配和控制策略, 以进一步提高储能系统的使用效果与整体寿命。但在众多文献中都未提及如何获取 SOC 估计值, 或仅依靠安时积分法等基础方法得到。这样得到的 SOC 估计值大多不准或存在累积误差^[12], 都将对下一步控制策略的调整造成一定程度上的影响。因此, 本文将针对“锂离子电池-超级电容”混合储能系统, 利用扩展卡尔曼滤波法(extended Kalman filter, EKF)和 SOC-电量增益法(简称“两点法”)结合, 实现混合储能高精度的联合状态估计。此外, 由于当前储能系统的建模方式较为复杂^[13], 并不适合储能电池管理系统进行实时的状态监测。所以, 选择适当的建模方式也在本文的研究范围之内。最后经过仿真和实验结果表明, 本文所搭建的仿真模型能够描述混合储能电池特性, 准确模拟实物实验; 且后续状态估计误差也都在 5% 以内, 验证了模型和算法的精确性。

1 混合储能参数辨识与建模

本文所研究的混合储能部件主要为三元锂电池(INR-

18650-P26A)、超级电容(Maxwell-BCAP3000), 其基本性能参数如表 1 所示。HESS 的工作特性由其组成部件的性能参数决定。

表 1 储能系统主要元件基本性能参数

性能	储能元件	
	三元锂电池	超级电容
额定容量/Ah	2.6	—
额定电容/F	—	3 000
标称电压/V	3.6	2.7
工作电压/V	2.5~4.2	1.30~2.85
标准充放电电流/A	2.6	100
最大放电电流/A	35	1 900
标称内阻/ Ω	2×10^{-2}	2.9×10^{-4}
工作温度/ $^{\circ}\text{C}$	-40~60	-40~65

1.1 锂离子电池与超级电容的参数辨识

1) 锂离子电池参数辨识

随着充放电循环的进行, 锂离子电池逐渐老化, 性能逐渐降低, 相关模型参数都会发生变化, 所以为了使后续状态估计仍能保持一定精度, 需要对不同老化程度的电池参数进行辨识。本文所用的是 5 节型号相同但衰减程度不同的三元锂电池, 其中, 老化循环实验和电池容量测试都是依据厂家建议的方式在 25 $^{\circ}\text{C}$ 恒温温箱内进行。具体实验步骤如图 1 所示。其中, 标准容量测试是指采用 1/3 C 恒流放电可放出的电量。

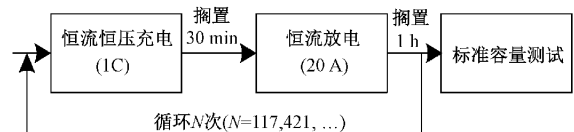


图 1 锂离子电池单体老化与容量测试

如表 2 所示为电池单体实验结果, 其中健康状态(state of health, SOH)是电池当前标准容量与额定容量之比。

为获取电池的开路电压(open circuit voltage, OCV)曲线, 又在 25 $^{\circ}\text{C}$ 下进行了混合功率脉冲特性(hybrid pulse power characterization, HPPC)测试。得到不同衰减程度下的 SOC-OCV 曲线, 如图 2 所示。可以看出, 随着电池寿

表 2 三元锂电池标准容量测试结果

编号	#1	#2	#3	#4	#5
老化循环次数	0	117	421	552	837
当前容量/Ah	2.463 8	2.357 0	2.292 6	2.249 9	2.196 8
当前 SOH/%	94.761 5	90.653 8	88.176 9	86.534 6	84.492 3

命的衰减, SOC-OCV 曲线也会随之发生变化。

在锂离子电池的常用模型中, 等效电路模型具有简单、精确的特点。并且随着 RC 并联元件个数的增多, 模型

精度和计算复杂度也会随之增加^[14]。考虑一阶 RC 模型在模型精度和计算复杂度方面的平衡, 本文选用一阶 RC 模型进行电池的参数辨识。

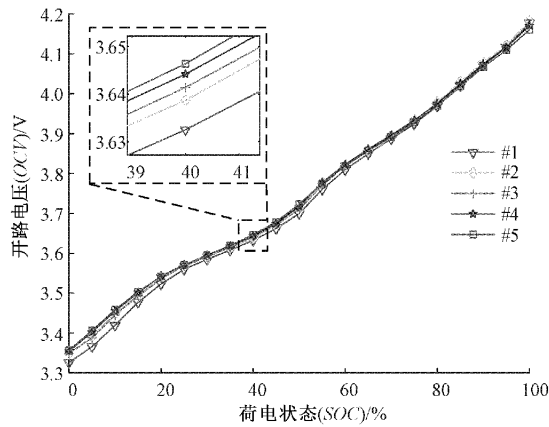


图 2 实验用电池 SOC-OCV 曲线

一阶 RC 模型结构如图 3 所示,包括理想电压源 OCV、欧姆内阻 R_0 、以及一个电阻 R_1 和电容 C_1 组成的并联环节。模型的外特性方程可以用如下公式进行表示:

$$U_1 = IR_1 \cdot \left[1 - \exp\left(-\frac{t}{\tau_1}\right) \right] \quad (1)$$

$$U_t = OCV(SOC) - IR_0 - U_1 \quad (2)$$

式中: U_1 为极化内阻两端的电压, U_t 为输出端电压, I 为电流(放电为正), 时间常数 $\tau_1 = R_1 C_1$ 。

为了对等效电路模型中的参数进行辨识, 利用 25 °C 下新标欧洲循环测试(new european driving cycle, NEDC) 实验数据, 并结合粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法来实现。PSO 算法是一种基于迭代的优化算

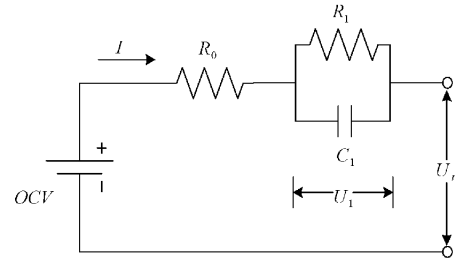


图 3 一阶 RC 模型结构

法, 系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值。对于一阶 RC 模型, 待辨识参数集为:

$$\theta = [R_{0-cha} R_{0-dsc} R_1 \tau_1] \quad (3)$$

式中: R_{0-cha} 代表充电欧姆内阻; R_{0-dsc} 代表放电欧姆内阻。

在参数辨识的过程中, 认为模型端电压与实测端电压越接近, 参数就越准确; 因此可以使用两者的均方根误差 (RMSE) 作为适应度函数来评价辨识结果的好坏。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (U_{t,k} - \hat{U}_{t,k})^2} \quad (4)$$

式中: n 表示所选优化区间内的数据长度; $U_{t,k}$ 和 $\hat{U}_{t,k}$ 分别代表 k 时刻电压传感器实测到的端电压和模型估计的端电压。

最终 5 节锂离子电池的具体参数结果如图 4 所示。可以看出, 随着 SOH 的减小, 充放电内阻和极化内阻都会随之增加, 且在同一 SOH 时, 低 SOC 区间的内阻较大; 时间常数并未表现出明显规律。

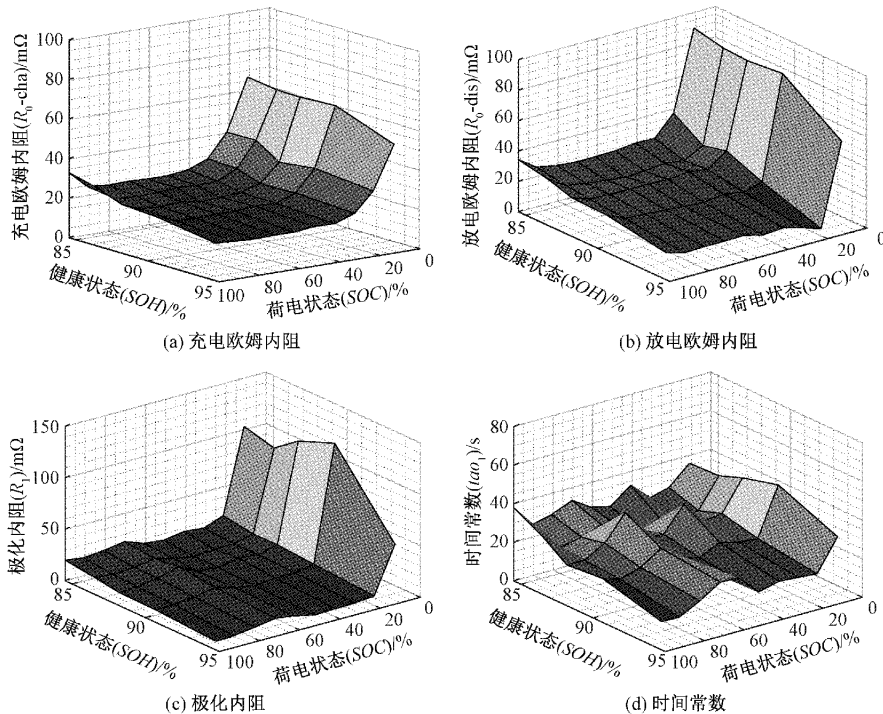


图 4 锂离子电池一阶 RC 参数 Map 图

2) 超级电容参数辨识

针对建模的需要,本文在 25 °C 恒温温箱内进行了超级电容的直流内阻法测试。

在直流内阻法中设计了 5 组不同大小电流的恒流放电实验:首先以商家推荐的标准充电方式将超级电容充电至截止电压 2.85 V,将此时时刻记为 t_0 ;再以不同大小的恒定电流 I 将超级电容放电至截止电压 1.3 V,记录 $t_0 + 1$ s 时的电压为 U_i ;重复上述步骤 3 次,按照式(5)即可得到超级电容的放电内阻值。同理可得超级电容的充电内阻。实验结果如图 5 所示。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^3 (U - U_i)}{3 \times I} \quad (5)$$

式中: U 为充电截止电压; I 为恒流充(放)电电流,5 组实验对应的电流分别为 20、40、60、80、100 A。

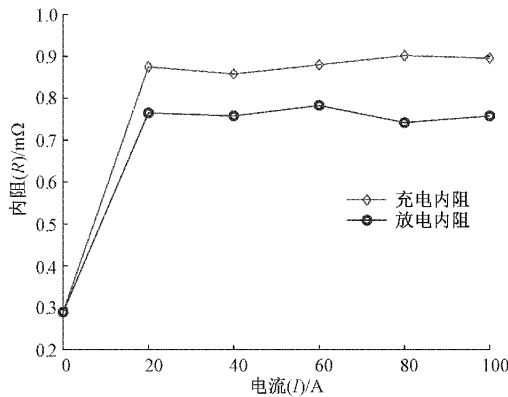


图 5 超级电容单体充放电内阻

超级电容在储能过程中不会发生化学变化,内部不会发生极化现象,测量出的内阻值与极化现象无关,具有较高的精度,并且此方法同时考虑了超级电容的充放电内阻,能够较为全面的反映其内阻特性。此外,由图 5 可以看出,超级电容的内阻远小于三元锂电池内阻,且随着负载电流的变化其内阻值基本保持稳定;所以,在建立 HESS 仿真模型时,将超级电容的内阻设为恒定值,在简化模型复杂度的同时,仍可以保证模型精度。

1.2 混合储能系统的仿真模型建立

精确的仿真模型对于模拟锂离子电池和超级电容的动态特性非常重要。本文将从锂离子电池组和超级电容两部分,在 MATLAB/Simulink 环境中搭建 HESS 模型。

1) 锂离子电池组模型

电池模型参数随着电池 SOC、容量衰减而不断变化,需要根据实时状态估计值查表获取相关模型参数,以保证电池模型的精度。本文锂离子电池组模型主要由 SOC 计算模块、容量衰减模块和电池结构模块 3 部分构成。

对于 SOC 估算模块,利用安时积分法进行计算,如式(6)所示。

$$SOC = SOC_0 - \frac{\int_{t_0}^t \eta \times Idt}{C_{bat}} \quad (6)$$

式中: SOC_0 为起始 t_0 时刻的 SOC 值; C_{bat} 为电池单体的额定容量; η 为库伦效率,通常接近于 1; I 为电流,在此式中默认充电为负,放电为正。

其次,因为锂离子电池的容量会受充放电倍率和循环次数等因素的影响,对应的,内阻等相关参数也会发生变化。容量衰减模块采用阿伦尼乌斯衰减模型,如式(7)、(8)所示。

$$Q_{loss} = A \times e^{-\left(\frac{E_a}{RT}\right)} \times (A_h)^z \quad (7)$$

$$SOH = 1 - \frac{Q_{loss}}{C_{bat,BOL}} \times 100\% \quad (8)$$

式中: Q_{loss} 为电池容量衰减量; A 为大于 0 的常数; E_a 为激活能,单位为 $J \cdot mol^{-1}$; R 为理想气体常数,单位为 $J \cdot (mol \cdot K)^{-1}$; T 为电池的开氏温度,单位为 K; A_h 为单次循环过程中电池进出的电量; z 为指数; $C_{bat,BOL}$ 为电池单体标称容量。通常将 E_a/R 看作整体,作为一个未知参数。为减少工作量,直接赋予与本文所用三元锂电池型号一致的相关容量衰减模型参数^[15],如表 3 所示。

表 3 锂离子电池容量衰减模型参数

参数	A	E_a/R (K)	z
参数值	0.3	1 400	0.6

此外,电池结构模块主要用于模拟电池组的真实工作情况。由 2.1 节 1) 中可知,本文选用一阶 RC 模型来模拟锂离子电池单体特性。在其基础上,本文将单体电池模型根据电池组的物理结构组合成电池组模型,这种方法较为简单便捷,只需知道电池组的成组方式即可,这样的建模方式使用 Simulink 的 Simscape 模块的物理连接特性也更易于实现。如图 6 所示,是由一个受控电压源 (controlled voltage source, CVS)、开路电压 OCV、欧姆内阻 Res 和一个 RC 环节组成的电池单体模型。图 7 为具体展开的 RC 回路模块。模型中的参数都是通过 1.1 节 1) 中参数辨识结果查表获取。

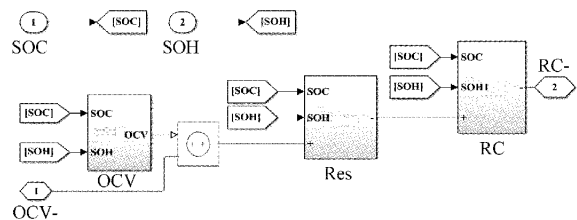


图 6 锂离子电池单体模型

最后利用 Simscape 的物理连接特性,将 77 个电池单体按照相应的混联组合方式,直接将其相互连接并封装成一个大的锂离子电池组模块。

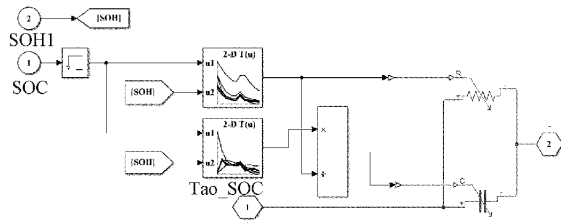


图7 RC回路模块

2) 超级电容组模型

对于超级电容,本文更加关注它所表现出的外部电气特性,且由于超级电容在 HESS 中的充放电速率远远大于锂离子电池,可以忽略其自放电特性;故本文选用超级电容的经典 RC 模型^[16]。同时,因为本文只关注 HESS 在循环工况下的性能情况,进而将超级电容组看作整体,简化成一个 RC 模型,如图 8 所示。其中, R_{SC} 和 C_{SC} 分别代表等效串联电阻和电容; U_{t-SC} 表示端电压; U_{C-SC} 表示等效电容两端电压; I 为电流。超级电容组中所涉及的模型参数可通过式(9)计算得到:

$$\begin{cases} C_{SC} = (M \cdot C_{uc}) / N \\ R_{SC} = (N \cdot R_{uc}) / M \\ U_{t-SC} = N \cdot U_{t-uc} \end{cases} \quad (9)$$

式中:带有 uc 和 SC 下标的分别是超级电容单体和超级电容组对应的参数; M 为并联模块个数,此处为 1; N 为串联模块个数,此处为 10。

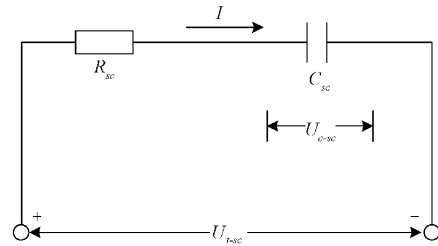


图8 超级电容组经典 RC 模型

3) 混合储能系统模型封装

在本文所研究的 HESS 中,锂离子电池组由 18650 三元锂电池 11 并 7 串组成,超级电容组由 10 个 Maxwell 单体串联而成;锂离子电池组与超级电容组之间是并联连接。在进行仿真模型封装的时候,本文也将锂离子电池组和超级电容组分别看作独立单元。但值得注意的是,还需要额外增加一个电流导入模块将外部电流输入到混合电源系统中。如图 9 所示,为 HESS 仿真模型的搭建过程。

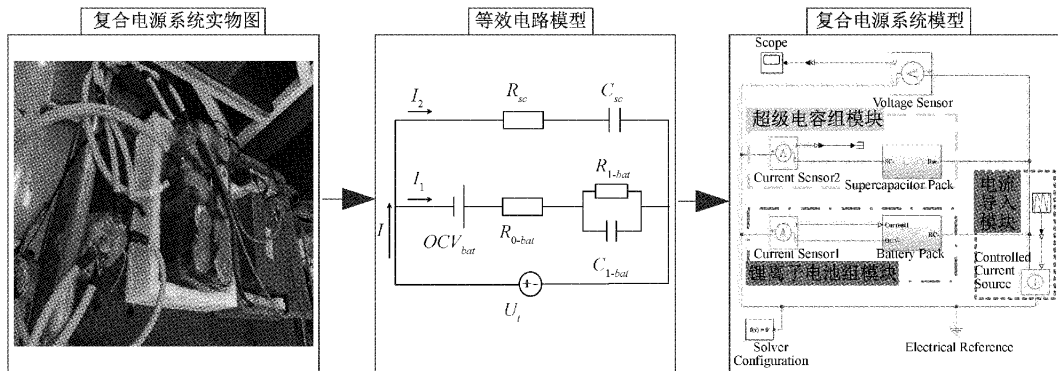


图9 HESS 仿真模型搭建过程

1.3 模型仿真结果

为验证所建立的 HESS 仿真模型的有效性和可靠性,将仿真结果与实验结果进行对比。施加高倍率脉冲电流时模型仿真与实验得到的电流、电压结果(放电为正,充电为负)如图 10、11 所示。其中 $err - I_1, err - I_2, err - U_1, err - U_2$ 分别是电池组和超级电容组仿真电流(电压)与实测值的误差。可以看出,除了在总电流输入值接近于 0 时仿真误差较大,其他时间内绝对误差都能够保持在 60 A 以下。此外,实际情况下串联的电池组和超级电容组电压也并不是完全相等,但仿真电压的绝对误差都在 2 V 以内。故仿真结果能够达到较高精度。这说明所建立的模型可以很好的反映 HESS 的实际工作特性,可以用于后续快速准确的模拟实验。

2 混合储能系统的状态估计

无论使用何种储能装置,状态估计都是需要监测的重点,也是调整 HESS 控制策略的主要依据。对于本文所研究的“锂离子电池-超级电容”混合储能系统的状态估计,由于超级电容的内阻较小,充放电效率高,其剩余电量可以直接通过开路电压确定;同时,超级电容循环寿命远优于锂电池,不需要考虑其容量衰减。因此,HESS 只需要对锂电池进行精确的状态估计。

2.1 电池组模型的选取

相关文献中提到的电池组建模方法主要有如下两种。第 1 种以单体模型为基础,根据电池组的物理结构成组方式组成对应电池组模型^[17]。为了尽可能精确的模拟出锂

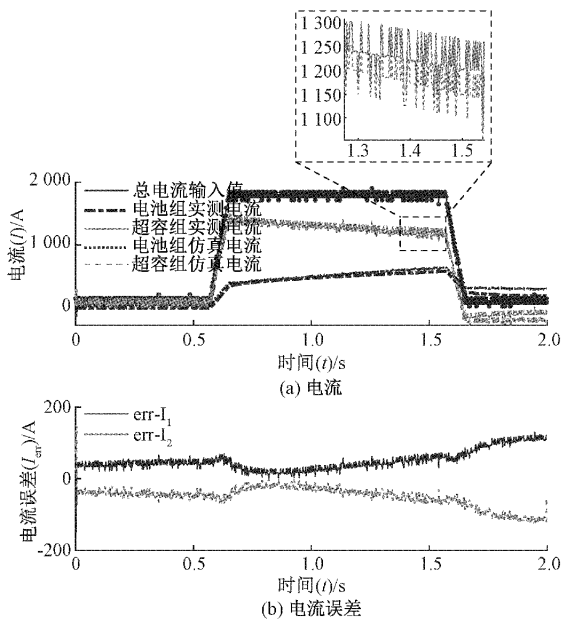


图 10 实验与模型仿真电流对比

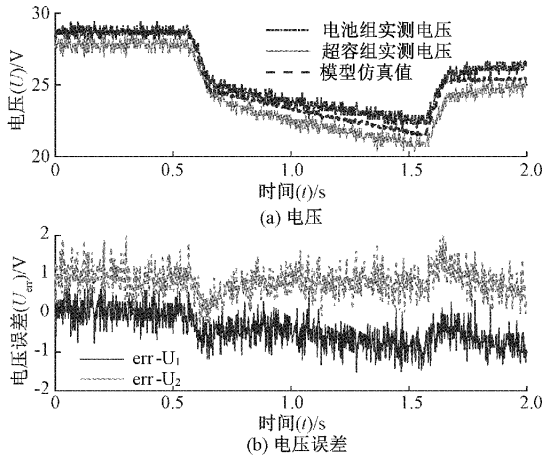


图 11 实验与模型仿真电压对比

离子电池组的工作特性,需要将全部单体模型都通过 Simscape 的物理特性进行连接。如果在电池组 SOC 估计时仍采用这种建模方法,就需要实时估算每个单体的 SOC,这样无疑会加剧电池管理系统 (battery management system, BMS) 的负担。第 2 种电池组建模方法是基于已有的成组电池组,由单体电池的集总参数建立一个简单的模型来表述整体特性^[18]。这样不仅能够通过省略单体间不一致性的考虑,防止加剧 BMS 的负载,又能避免电池组内每个单体的估算过程可能出现耦合情况。故本文将借助此方法来建立电池组等效电路模型,以便于 SOC 的估算。

如图 12 所示为简化后的电池组模型,假设整个锂离子电池组先由 M 块电池单体并联,而后由 N 组串联而成,则下列关系式成立:

$$\begin{cases} Q_{bat} = M \cdot Q_{cell} \\ OCV = N \cdot OCV_{cell} \\ R_{bat} = (R_{cell} \cdot N) / M \\ \tau_{bat} = (\tau_{cell} \cdot N) / M \end{cases} \quad (10)$$

式中: Q 为容量, OCV 为开路电压, R 为内阻, τ 为时间常数(下标 bat 和 $cell$ 分别代表电池组参数和单体参数)。

因此,通过 1.1 节 1) 中的锂离子单体参数辨识结果就可以得到相应的电池组模型参数。

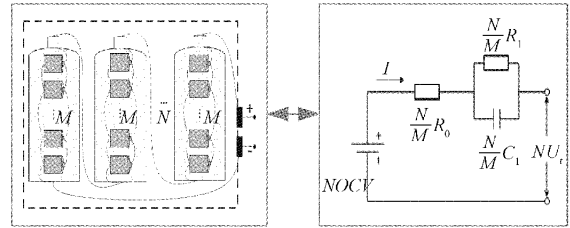


图 12 锂离子电池组等效电路模型

2.2 SOC 与 SOH 的联合估计

1) SOC 估计

综合对比 SOC 估计常用的算法后发现(包括龙贝格观测器^[19]、神经网络算法^[20]、卡尔曼滤波系列算法^[21]等), EKF 算法具有高精度、鲁棒性好、适用于非线性系统的优点,而且是近年来广泛使用的 SOC 估计方法。故本文将采用 EKF 算法进行锂离子电池组的 SOC 估计。先将安时积分得到的 SOC 预估值作为等效电路模型的输入,输出相应端电压,与实测端电压对比计算出模型误差后再由卡尔曼增益对 SOC 预估值进行反馈修正。

一般可以用以下离散状态空间模型来描述一个动态的非线性系统:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \omega_k \quad (11)$$

$$\mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \nu_k \quad (12)$$

式中: \mathbf{x}_k 表示 k 时刻系统内部的状态向量; \mathbf{u}_k 和 \mathbf{y}_k 分别为系统的输入和输出向量; ω_k 是未测量输入的随机“过程噪声”; ν_k 是反映系统输出测量误差的“传感器噪声”。

基于选定的电池组模型外特性方程,结合安时积分法,以 SOC 和 U_1 为状态变量,充放电电流 I 为输入量(此处认为放电为正,充电为负),端电压 U_1 为输出量,在考虑系统输入和输出噪声后可得到如下离散化的状态空间方程:

$$\begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t / \tau_{1,k}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{\eta \Delta t}{3600 C_{bat}} \\ R_1 (1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{1,k}}}) \end{bmatrix} \cdot I_k + \omega_k \quad (13)$$

$$U_{1,k} = U_{OCV} - U_{1,k} - I_k R_{0,k} + \nu_k \quad (14)$$

式中: Δt 为采样周期; U_{OCV} 为电池组开路电压; η 为库伦效率,一般近似取 1。

基于上述状态空间方程, EKF 估计 SOC 的实现步骤如下:

(1) 初始化

$$\hat{\mathbf{x}}_0^+ = \mathbf{E}[\mathbf{x}_0]$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},0}^+ = \mathbf{E}[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)^T]$$

(2) 状态向量时间更新

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1})$$

(3) 误差协方差矩阵时间更新

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k}^+ = \mathbf{A}_{k-1} \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k-1}^+ \mathbf{A}_{k-1}^T + \boldsymbol{\Sigma}_\omega$$

(4) 计算卡尔曼增益

$$\mathbf{L}_k = \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k}^- \mathbf{C}_k^T [\mathbf{C}_k \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k}^- \mathbf{C}_k^T + \boldsymbol{\Sigma}_v]^{-1}$$

(5) 状态向量测量更新

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{L}_k [\mathbf{y}_k - g(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{u}_k)]$$

(6) 误差协方差矩阵测量更新

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{L}_k \mathbf{C}_k) \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{x}},k}^-$$

其中, \mathbf{A}_k 和 \mathbf{C}_k 分别是状态方程和输出方程的一阶泰勒展开系数; $\boldsymbol{\Sigma}_\omega$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_v$ 分别为 ω_k 和 v_k 的协方差矩阵。步骤(2)~(6)为迭代计算, $k = 1, 2, \dots$; 每个迭代步骤中都先后对状态向量及误差协方差矩阵进行了时间更新与测量更新。

除了根据常规 EKF 算法进行 SOC 的估算以外, 因为所涉及的锂离子电池组实质上是 HESS 中的一部分, 所以还可以根据超级电容组的放电量间接求得电池组放电量, 即电池组放电量为混合储能总放电量(由电流积分计算)减去超级电容组放电量(通过电压差计算), 随之就能获得电池组 SOC。这种方法估算过程非常简单, 但无法像 EKF 那样得到实时的估算数据, 仅能得出运行一段时间后最终时刻的 SOC 值。因此, 可以作为替补方法用来验证 EKF 方法是否出现严重失误, 便于 BMS 及时发现并处理。在下一节中本文会对这两种方法得到的电池组 SOC 估算结果都进行对比和分析。

2) SOH 估计

在基于经验模型^[22]、基于电池的某种特征^[23]、基于充放电电量变化和对应的 SOC 变化^[24]的 3 种常用估算方法中, 本文将选择第 3 种方法进行 SOH 的联合估计。从 SOC 与容量的关系得出 SOH 计算公式如下:

$$Q_{now} = \frac{\Delta Q}{\Delta SOC} = \frac{\int_{t_1}^{t_2} \frac{\eta I(t)}{3600} dt}{SOC(t_2) - SOC(t_1)} \quad (15)$$

$$SOH = \frac{Q_{now}}{Q_{BOL}} \times 100\% \quad (16)$$

式中: Q_{now} 为当前电池组总容量; ΔQ 为电量变化量; ΔSOC 为 SOC 变化量; $I(t)$ 为 t 时刻电池组电流; 3 600 是将秒换算成小时的因数; $SOC(t_1)$ 和 $SOC(t_2)$ 分别为 t_1 和 t_2 时刻的电池组荷电状态; Q_{BOL} 为电池组初始标称容

量 2.6 Ah。

理论上, t_1 和 t_2 是可以任意选取的, 但是由于电量的累积计算和 SOC 的估计过程中均存在误差, 所以为了保证容量估计的精度, 一般会选取相同放电循环中 SOC 相差较大的两个时刻点, 比如 90% 和 20% SOC 两个时刻点。

此外, 对于超级电容组的 SOH 来说, 由于其充放电过程近乎纯物理过程, 循环寿命极长, 同锂离子电池组相比, 容量衰减可以认为是 0, 故本文不对超级电容组的 SOH 进行展开研究。HESS 的 SOH 也主要取决于锂离子电池组的 SOH。

3 实验与状态估计结果验证

为验证上述电池组模型及状态估计结果精度, 以 HESS(如图 9 左图所示)为实验对象, 在实验室环境(25 °C ± 5 °C)下, 进行不同循环次数的脉冲充放电实验, 具体实验方法如下:

1) 实验前使用 1 C 电流将锂离子电池组与超级电容组分别充满至各自截止电压, 再并联连接成 HESS;

2) 以高倍率脉冲电流(1 500 A)放电 2 s 截止, 静置 1 min, 静置过程中, 锂离子电池组会自动对超级电容组进行充电;

3) 重复步骤 2), 直至混合储能下限电压 ≤ 17.5 V(锂离子电池组的电压下限为 17.5 V, 超级电容组的电压下限为 13.0 V), 实验终止。

由于脉冲电流时间较短, 所以脉冲循环实验数据需要通过高速数采采集(0.002 s 记录一个数据)。但对于 1 min 的搁置时间来说, 若也通过同样方式采集数据, 会导致数据量过于庞大, 增加后续处理工作量, 故实验时仅采集了脉冲电流的部分。以 14 次脉冲工况循环为例, 如图 13 所示, 为其电流、电压图(不含 1 min 搁置; 放电为正, 充电为负)。

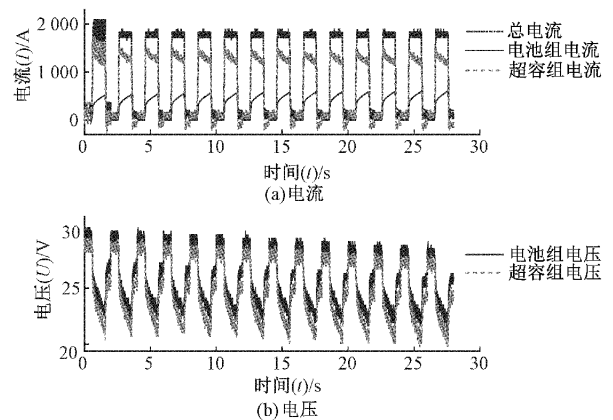


图 13 14 次脉冲工况循环

又因为搁置期间电池组会向超容组反充电, 这部分的混合储能特性不可忽略; 因此, 利用本文第 2 节搭建的

HESS 仿真模型,模拟搁置期间数据,与脉冲实验数据相结合,用于后续验证状态估计精度。

在脉冲工况实验结束以后,还需要通过一系列的附加实验,确定当前锂离子电池组的 SOC 和 SOH,以便于与“EKF-两点法”联合状态估计结果的精度进行对比,本文选取的是放电实验法,具体步骤如下:

1) 在 n 次(取 14 和 20 次)脉冲循环之后,中止脉冲电流,同时断开超级电容组与锂离子电池组的连接,将电池组以 1 C 电流放电至放电截止电压,静置 30 min,放出的电量记为 $Q_{n,left}$;

2) 根据 2.1 节 1) 中所述的标准容量测试,得到锂离子电池组当前容量,记为 Q_{now} ;

3) n 次脉冲工况循环后的 SOC、SOH 可由式(17)、(18)

计算。

$$SOC_{n,left} = \frac{Q_{n,left}}{Q_{now}} \times 100\% \quad (17)$$

$$SOH_{n,test} = \frac{Q_{now}}{Q_{BOL}} \times 100\% \quad (18)$$

其中, Q_{BOL} 为电池组标称容量;

4) 通过估计偏差值来校验“EKF-两点法”联合状态估计结果精度,具体公式如下:

$$SOC_{n,err} = |SOC_{n,sim} - SOC_{n,left}| \quad (19)$$

$$SOH_{n,err} = |SOH_{n,sim} - SOH_{n,left}| \quad (20)$$

本文分别将基于“EKF-两点法”的锂离子电池组状态估计结果、基于超级电容组放电量的锂离子电池组 SOC 估计结果与实验值进行了对比。具体如表 4~6 所示。

表 4 锂离子电池组 SOC 估计精度对比(基于 EKF)

实验序号	脉冲循环次数	剩余容量测试值 $Q_{n,left}$ /Ah	当前容量测试值 Q_{now} /Ah	SOC 测试值 $SOC_{n,test}$ /%	SOC 估计值 $SOC_{n,sim}$ /%	估计偏差 $SOC_{n,err}$ /%
1	14	20.205 0	27.194 0	74.299 4	74.761 8	0.462 4
2	20	17.480 1	27.081 6	64.546 0	66.578 1	2.032 1

表 5 锂离子电池组 SOC 估计精度对比(基于超级电容组放电量)

实验序号	脉冲循环次数	混合储能总放电量/Ah	超级电容组放电量/Ah	电池组放电量/Ah	SOC 测试值 $SOC_{n,test}$ /%	SOC 估计值 $SOC_{n,sim}$ /%	估计偏差 $SOC_{n,err}$ /%
1	14	7.429 8	0.040 3	7.389 5	74.299 4	72.734 2	1.565 2
2	20	8.429 2	0.024 1	8.405 1	64.546 0	68.221 1	3.675 1

表 6 锂离子电池组 SOH 估计精度对比(基于两点法)

实验序号	脉冲循环次数	初始标称容量值 $Q_{n,nom}$ /Ah	当前容量测试值 Q_{now} /Ah	SOH 测试值 $SOH_{n,test}$ /%	SOH 估计值 $SOH_{n,sim}$ /%	估计偏差 $SOH_{n,err}$ /%
1	14	28.6	27.194 0	95.083 9	97.590 0	2.506 1
2	20	28.6	27.081 6	94.690 9	90.835 5	3.855 4

综合表 4~6 可以看出,估算值与实验值吻合良好。基于 EKF 的 SOC 估算误差在 3% 以内,SOH 的估算误差在 4% 以内。又一次证明了本文所提出的 HESS 仿真模型能够准确描述其工作特性,后续可以用来替代实物实验并得到良好的仿真数据;此外,也表现出了本文提出的“EKF-两点法”联合状态估计方法能够满足精度需求。对比 SOC 估计的两种方法来看,基于超级电容组放电量的估算误差普遍大于基于 EKF 的估算误差;这是因为前者是完全依据物理结构进行的,没有任何的结果反馈与修正,且超级电容组的放电量由仿真数据计算得到,这个过程中也会存在一部分的误差。

4 结 论

由于混合储能的功率分配和控制策略大多都要基于状态估计结果来进行,所以精准的状态估计尤为重要。本

文首先针对所研究的锂离子电池和超级电容进行了相关参数辨识,并在其基础上利用 Simscape 按照电路模型物理结构连接,完成混合电源系统仿真模型的搭建,主要用来准确描述各元件运行特性,替代或辅助实验室实验。其次,综合复杂度和精度的考虑,重新选择了以整体形式建立锂离子电池组和超级电容组的模型,以适用于状态估计算法;为了能够在不增加 BMS 负载的条件下,选择“EKF-两点法”进行的联合状态估计。最后,设计不同脉冲工况循环下的实验对状态估计结果精度进行了验证,也进一步间接验证了仿真模型的精确性。在此基础上,本文未来的工作会着重研究 HESS 中电池和超级电容间的能量管理控制策略。

参考文献

[1] 李霞林,郭力,黄迪,等. 直流配电网运行控制关键技术研究综述[J]. 高电压技术,2019,45(10):3039-3049.

- [2] 乔亮波, 张晓虎, 孙现众, 等. 电池-超级电容器混合储能系统研究进展[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 98-106.
- [3] 于苏杭, 郭文勇, 滕玉平, 等. 飞轮储能轴承结构和控制策略研究综述[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(5): 1631-1642.
- [4] GHOSH S, KAMALASADAN S. An energy function-based optimal control strategy for output stabilization of integrated dfig-flywheel energy storage system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(4): 1922-1931.
- [5] NASERI F, FARJAH E, ALLAHBAKHSI M, et al. Online condition monitoring and fault detection of large supercapacitor banks in electric vehicle applications[J]. Iet Electrical Systems in Transportation, 2017, 7(4): 318-326.
- [6] 韩乐. 车载混合储能动力系统功率最优分配策略研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 94-98.
- [7] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.
- [8] 丁明, 林根德, 陈自年, 等. 一种适用于混合储能系统的控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(7): 1-6, 184.
- [9] 於跃, 高文根, 何飞帆, 等. 基于三频段分解的混合储能功率分配策略研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 27-33.
- [10] ZHOU Y, YAN Z, LI N. A novel state of charge feedback strategy in wind power smoothing based on short-term forecast and scenario analysis[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(2): 870-879.
- [11] 丁若星, 董戈, 吴和平, 等. 混合储能系统功率分配效果的表征参数研究[J]. 电工技术学报, 2016, 31(S1): 184-189.
- [12] ZHENG Y, OUYANG M, HAN X, et al. Investigating the error sources of the online state of charge estimation methods for lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2018, 377: 161-188.
- [13] WANG Y, WANG W, ZHAO Y, et al. A fuzzy-logic power management strategy based on markov random prediction for hybrid energy storage systems [J]. Energies, 2016, 9(1): 25.
- [14] HU X, LI S, PENG H. A comparative study of equivalent circuit models for li-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2011, 198: 359-367.
- [15] 来鑫, 秦超, 郑岳久, 等. 基于恒流充电曲线电压特征点的锂离子电池自适应容量估计方法[J]. 汽车工程, 2019, 41(1): 1-6, 20.
- [16] 单金生, 吴立锋, 关永, 等. 超级电容建模现状及展望[J]. 电子元件与材料, 2013, 32(8): 5-10.
- [17] SEN C, KAR N C. Battery pack modeling for the analysis of battery management system of a hybrid electric vehicle [J]. IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference(VPPC), 2009: 207-212.
- [18] XIONG R, SUN F C, GONG X Z, et al. Adaptive state of charge estimator for lithium-ion cells series battery pack in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2013, 242: 699-713.
- [19] LI J H, BARILLAS J K, GUENTHER C, et al. A comparative study of state of charge estimation algorithms for LiFePO₄ batteries used in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2013, 230: 244-250.
- [20] HOW D N T, HANNAN M A, LIPU M S H, et al. State-of-charge estimation of li-ion battery in electric vehicles: A deep neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5565-5574.
- [21] ZHANG S, GUO X, ZHANG X. An improved adaptive unscented kalman filtering for state of charge online estimation of lithium-ion battery[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32: 101980.
- [22] 韩雪冰. 车用锂离子电池机理模型与状态估计研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.
- [23] FENG X N, LI J Q, OUYANG M G, et al. Using probability density function to evaluate the state of health of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2013, 232: 209-218.
- [24] SHEN P, OUYANG M G, LU L G, et al. The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 92-103.

作者简介

王冠, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源动力电池系统。

E-mail: wg2678517626@163.com

郑岳久(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为锂电池管理系统。

E-mail: yuejiu_zheng@163.com