

# 电化学储能电池荷电状态(SOC) 估算技术对比分析\*

汪奂伶, 侯朝勇, 贾学翠, 许守平  
(中国电力科学研究院, 北京 100192)



汪奂伶(1988—),女,工程师,主要从事大规模储能技术的研究。

**摘要:** 介绍了电化学储能系统中常用到的安时积分方法、开路电压法、负载电压法、卡尔曼滤波法、神经网络法以及最近新提出的数据融合算法等几种荷电状态(SOC)估算方法。基于电化学储能系统运行的实际工况,对比分析了各种估算技术的精确性、适用性及优缺点。

**关键词:** 电化学储能系统; 电池; SOC 估算方法; 电池管理系统

中图分类号: TM 912 文献标志码: A 文章编号: 2095-8188(2017)05-0076-08

DOI: 10.16628/j.cnki.2095-8188.2017.05.015

## Comparative Analysis for SOC Estimation Algorithm for Electrochemical Energy Storage System

WANG Huanling, HOU Chaoyong, JIA Xuecui, XU Shouping  
(China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

**Abstract:** This paper introduced the basis of state of charge(SOC) definition and some commonly used SOC estimation algorithm: ampere-hour integration, open-circuit voltage method, load voltage method, neural network method and a recently proposed data fusion algorithm. Based on the practical electrochemical energy storage system, it compared and analyzed the accuracy, applicability, advantages and disadvantages of various SOC estimation algorithms.

**Key words:** electrochemical energy storage system; battery; SOC estimation algorithm; BMS

## 0 引言

电池管理系统(BMS)可对电化学储能电池起到监控和管理作用,并可延长电池的使用寿命,提高电化学储能系统的稳定性。荷电状态(State of Charge, SOC)是电化学储能电池管理系统中的重要参数,是电池电量的直接反映,一方面提供实际电化学储能系统的当前存储(剩余)能量的重要信息,另一方面也为电化学储能系统电池组的管理和维护提供重要依据。因为电池的过充、过放都会导致电池寿命的下降,甚至发生燃烧或爆炸,造成严重的后果。因此严格监控电池组的SOC是BMS的一项重要任务,得到准确的电池SOC对电化学储

能的安全稳定运行具有重要意义。

SOC定义为电池剩余电量与电池可充放电总容量的比值<sup>[1]</sup>。在电化学储能系统的实际工程中,电化学储能电池组的容量、运行环境、循环时间和充放电倍率等都将影响电池组的SOC估算精度。SOC估算技术作为一种核心技术,目前常用的方法有安时积分方法、开路电压法、负载电压法、卡尔曼滤波法、神经网络法以及最近新提出的数据融合算法等。

## 1 电化学储能电池SOC估算方法

### 1.1 安时积分法

安时积分法又称库伦计数法,是电化学储能

侯朝勇(1979—),男,高级工程师,博士,主要从事电池管理系统和储能系统研究。

贾学翠(1984—),女,工程师,主要从事大规模储能技术的研究。

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51407167); DG84-17-001(5242001600HM)

电池 SOC 在线估计的最常用方法<sup>[2-3]</sup>。是通过对电流连续检测并进行积分得到电池释放或吸收的电量,从而得出电池的 SOC 值,不再考虑大容量电池内部结构和化学状态的变化。采用按时计量法估算 SOC 的表达式可描述为

$$\text{SOC}_t = \text{SOC}_0 - \frac{1}{Q_N} \int_0^t i(\tau) d\tau \quad (4)$$

式中:  $\text{SOC}_t$ ——电池的当前剩余容量;

$\text{SOC}_0$ ——电池的初始容量;

$Q_N$ ——电池的额定容量;

$i(\tau)$ ——电池的放电电流。

按时积分法的准确性关键在于电池初始容量的准确性和充放电电流测量的精确性。对于充放电电流测量的精确性,可以采用灵敏度高的电流传感器,不过却增加了系统的费用。

只要充放电电流测量精确并及时地修正影响电池容量的各个因素,按时积分法算法简单、工作稳定、易于工程实现,因此得到较多的应用。在实际应用中,常常将按时法与其他方法结合使用,可以得到较好的精度。

按时积分法也有很大的缺点及局限性。该方法要求电流的检测频率和精度非常高,否则会导致积分误差增加。其中电池充放电效率和电池的 SOC 值、电流、温度、老化、内阻变化率、寿命等都有关系,难以准确测量,造成 SOC 的估算误差越来越大,形成累积误差。在高温或电流波动剧烈情况下,电池的容量会发生变化,仅用该方法很难得到准确结果。

## 1.2 开路电压法

测量电池的开路电压必须在电池无电流情况下达到电压稳定后进行。由于电池存在极化效应,当电池的电流降为零时,电池电压并不立刻达到稳定<sup>[4-5]</sup>。对于磷酸铁锂电池而言,电池的极化效应十分明显。

电池以恒定电流 0.5 C 充电 6 min, SOC 增加量为 5%,静置 30 min, 按此步骤由 SOC = 0% 循环至 SOC = 100% (或电压达到充电电压上限),再以恒定电流 0.5 C 放电 6 min, SOC 减少量为 5%,静置 30 min, 按此步骤由 SOC = 100% 循环至 SOC = 0% (或电压达到放电电压下限)。脉冲充放电的电流和电压曲线如图 1 所示。

以图 1 所示的脉冲充放电试验为例,抽取静

置过程中的电压变化量,即电池内阻压降变化曲线,如图 2 所示。

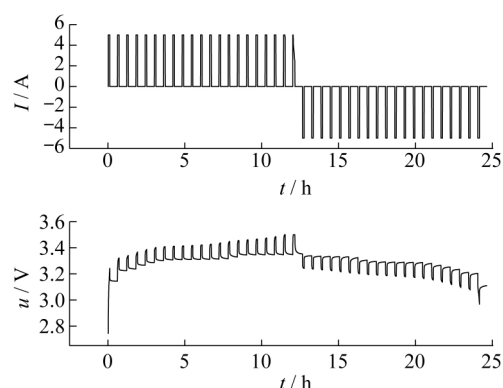


图 1 磷酸铁锂电池脉冲充放电的电流与电压曲线

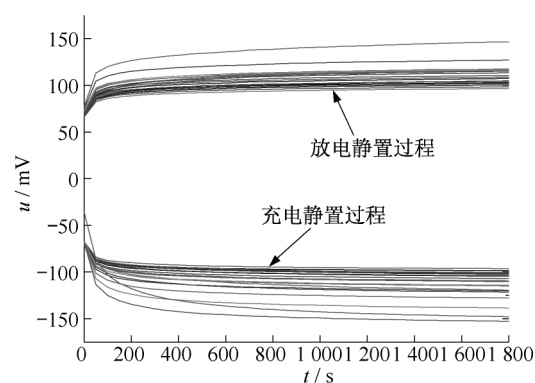


图 2 静置过程中电池内阻压降变化曲线

由图 2 可以看出,即使在同一电流下进行充放电,电池产生的极化内阻电压会随着电流方向和 SOC 大小的不同而不同,充电极化电压略大于放电极化电压,但小于电池的欧姆内阻压降。在 0.5 C 充电/放电电流作用 6 min 的前提下,充电/放电静置过程的电池极化内阻电压在 25 ~ 75 mV 范围内变化,充电过程的极化内阻电压随着 SOC 变化的分散性较大,而放电过程的极化内阻电压较集中,基本在 25 ~ 40 mV 范围内变化。

对一个 10 Ah 的磷酸铁锂电池进行反映电池极化效应的 RC 网络参数辨识,电池电路模型中采用两阶 RC 电路,分别表示电池极化效应的快过程和慢过程。参数辨识结果显示,快过程的极化内阻略大于慢过程的极化内阻,快过程的时间常数约为 30 s,慢过程的时间常数约为 500 s。假设静置前快过程的极化电压为  $u_s$ ,快过程的极化电压为  $u_1$ ,则在 30 s 之后的极化电压与静置开始

时的极化电压的比值为

$$\frac{u_s e^{-30/30} + u_l e^{-30/500}}{u_s + u_l} = \frac{0.367 + 0.846(u_l/u_s)}{1 + u_l/u_s} \quad (1)$$

若  $u_s = u_l$ , 则比值结果为 0.61; 若  $u_s = 2u_l$ , 则比值结果为 0.53。按比值结果为 0.6 估计电池的极化电压, 并与实测结果(以电池静置开始时刻和 30 min 后的电压差值表示)对比, 如表 1 所示。

表 1 静置过程中极化电压估计结果

状态	SOC/%	估计值/mV	实测值/mV	误差/mV
充电-静置	4.76	35.8	30.0	5.8
充电-静置	9.53	32.8	28.8	4.0
充电-静置	14.29	38.4	35.9	2.5
充电-静置	19.05	37.2	34.1	3.1
充电-静置	23.81	35.2	33.4	1.8
充电-静置	28.58	35.2	32.5	2.7
充电-静置	33.34	36.0	33.2	2.8
充电-静置	28.10	37.8	34.4	3.4
充电-静置	42.86	40.4	36.6	3.8
充电-静置	47.63	44.0	39.0	5.0
充电-静置	52.39	47.8	42.5	5.3
充电-静置	57.16	51.0	47.2	3.8
充电-静置	61.92	52.8	53.4	0.6
充电-静置	66.69	47.0	51.8	4.8
充电-静置	71.45	45.8	42.1	3.7
充电-静置	76.21	50.8	46.2	4.6
充电-静置	80.98	57.2	51.5	5.7
充电-静置	85.74	64.4	58.6	5.8
充电-静置	90.50	73.8	68.5	5.3
充电-静置	95.26	91.2	85.0	6.2
充电-静置	100.00	102.2	112.5	10.3
放电-静置	95.23	32.2	30.4	1.8
放电-静置	90.47	34.8	31.9	2.9
放电-静置	85.71	38.6	35.7	2.9
放电-静置	80.95	42.8	41.9	0.9
放电-静置	76.19	43.4	49.0	5.6
放电-静置	71.42	39.0	50.2	11.2
放电-静置	66.66	36.6	37.8	1.2
放电-静置	61.90	34.8	32.6	2.2
放电-静置	57.14	37.2	33.8	3.4
放电-静置	52.38	39.0	35.3	3.7
放电-静置	47.62	40.4	37.9	2.5
放电-静置	42.85	42.2	41.2	1.0
放电-静置	38.09	43.4	45.0	1.6
放电-静置	33.33	44.0	45.9	1.9
放电-静置	28.57	44.0	42.8	1.2
放电-静置	23.81	46.6	44.7	1.9
放电-静置	19.05	47.6	44.9	2.7
放电-静置	14.28	47.8	43.4	4.4
放电-静置	9.52	59.0	52.1	6.9
放电-静置	4.76	72.0	69.2	2.8

可以看出在辨识修正区(表 1 中第一、第二行和倒数第一、第二行数据)的极化电压估计误差约为 5 mV, 而在电压平坦区, 极化电压估计误差的平均值约 4 mV, 且各值基本都大于 1 mV, 最大值达到 11.2 mV。

SOC 相对于开路电压(OCV)的灵敏度变化曲线如图 3 所示。

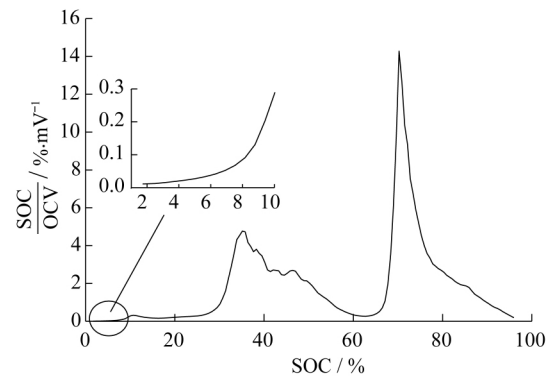


图 3 SOC 相对于 OCV 的灵敏度变化曲线

根据图 3 可计算极化电压估计误差造成的 SOC 估计误差。表 2 显示 10 mV 的电压差分别在辨识修正区和电压平坦区造成的最大、最小和平均 SOC 差异。由表 2 可以看出, 相同的电压差在辨识修正区和最佳工作区造成的 SOC 差异相差甚远, 在辨识修正区以电压为判据进行均衡控制更能缩小电池间电量的不一致性。若在电压平坦区进行计算, 则 SOC 估计误差有可能大于 10%; 若在辨识修正区进行计算, 则 SOC 估计误差小于 1%。因此, 开路电压法适用于辨识修正区, 不能用于电压平坦区。采用开路电压法时, 必须将电池静置不小于 30 s, 因此适用于脉冲充放电的场合。此外, 该方法要求时刻监测电池的电压, 尤其是电池变化瞬间的电压, 电池电压采样频率不能太低。

表 2 10 mV 电压差造成的 SOC 差异比较

区间	最大 SOC 差异/%	最小 SOC 差异/%	平均 SOC 差异/%
辨识修正区	0.3	<0.1	0.2
最佳工作区	9.3	2.5	5.3

### 1.3 负载电压法

当电池电流不为零时, 在电池电压进行 SOC

估计。这种方法称为负载电压法,此时电池两端的电压称为负载电压。

用负载电压估计 SOC 时,通过查询此运行电流下的恒流充电/放电的电压-SOC 曲线,在曲线上找到负载电压对应的 SOC 点作为估计结果。如果 BMS 中没有与运行电流匹配的恒流充电/放电的电压-SOC 曲线,则根据与运行电流邻近的恒流充电/放电的电压-SOC 曲线进行估计,得到多个 SOC 点,再根据运行电流与曲线对应的各电流进行插值计算,得到最终的 SOC 结果。例如,电池在充电状态下的运行电流为 0.4C,而 BMS 中没有与 0.4C 恒流充电的电压-SOC 曲线,与 0.4C 接近的有 0.2C 与 0.5C 恒流充电的电压-SOC 曲线,则先计算在 0.2C 和 0.5C 曲线中的 SOC 值,再按插值方法计算 0.4C 下的 SOC 值。

本文只研究在辨识修正区下以负载电压法估计 SOC,将电流不为零时的负载电压直接映射到 OCV-SOC 曲线上以估计 SOC 值。磷酸铁锂电池以 0.05C 和 0.5C 进行恒流充放电的电压曲线如图 4 所示。

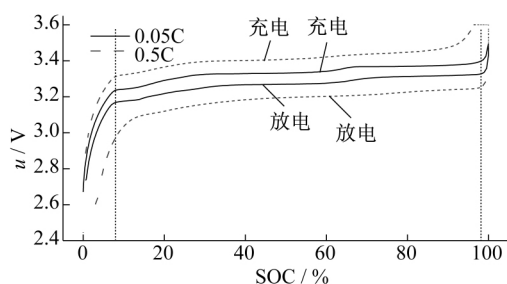


图 4 磷酸铁锂电池恒流充放电的电压曲线

利用图 4 中的负载电压进行 SOC 估计的结果如表 3 所示。

估计中不考虑电池内阻造成的压降。由表 3 可以看出,当以小电流充放电时,充电的估计结果误差小于放电的估计结果误差。主要原因是辨识修正区的 SOC 接近全放状态,此时的放电内阻较充电内阻大,由内阻造成的压降也较大。在不考虑内阻压降时,估计结果偏离真实值较多。与小电流充电相比,大电流充电下的估计结果误差稍大,但仍在可接受范围内。在大电流放电下进行估计的结果误差非常大,这是由于将近全放时放电内阻明显增大而导致内阻压降增大。

表 3 辨识修正区内以负载电压法估计 SOC

电流 /C	电压 /V	SOC 真实值 /%	SOC 误差 /%
0.05	2.80	0.4	-0.2
0.05	2.90	1.0	-0.4
0.05	3.00	2.3	-0.4
0.05	3.10	3.7	-1.0
0.05	3.20	6.3	-1.7
-0.05	2.80	1.1	0.5
-0.05	2.90	1.9	0.5
-0.05	3.00	3.2	0.5
-0.05	3.10	5.3	0.6
-0.05	3.20	16.0	8.0
0.5	2.80	0.5	-0.1
0.5	2.90	0.6	-0.9
0.5	3.00	1.3	-1.4
0.5	3.10	2.4	-2.3
0.5	3.20	4.2	-3.8
-0.5	2.80	5.0	4.4
-0.5	2.90	6.5	5.1
-0.5	3.00	8.8	6.1
-0.5	3.10	15.2	10.5
-0.5	3.20	56.4	48.4

#### 1.4 卡尔曼滤波法

卡尔曼滤波法(EKF)是利用迭代性质处理数据,包括 SOC 估计值和反映估计误差的协方差矩阵的递归方程。针对非线性系统,它可将非线性状态空间模型线性化。在估计电池 SOC 的时候,卡尔曼滤波法将 SOC 看作电池系统的一个内部状态,通过递推算法实现 SOC 的最小方差估计。算法的核心是一组由滤波器计算和滤波器增益计算构成的递推公式。滤波器计算根据输入量(电流、电压、温度等)进行状态递推,得出 SOC 的估计值;滤波器增益计算根据变量的统计特性进行递推运算,得到滤波增益,同时得出估计值的误差。

卡尔曼滤波器是近年来 SOC 算法中研究得较多,且经过试验验证的方法。该方法同时采用电流值与电压值进行 SOC 估计,依赖于高精度的电池模型,但无法解决温度变化、电池老化带来的影响。为解决以上问题,扩展卡尔曼滤波器(EKF)、自适应卡尔曼滤波器、双通道卡尔曼滤波器进入了电池 SOC 估计领域,也取得很大的进展<sup>[6-7]</sup>。

根据电池模型与以电池试验辨识得到的模型

参数,在不同的电池工作区间下验证算法的性能。其中,以安时积分法作为校正算法,SOC 的真实起始值为 0%。

(1) 算法设定的初始 SOC 与真实 SOC 相同,等于 0%。过程噪声  $[0.5, 0.005]$ ,测量噪声 0.005,得到的结果如图 5 所示。

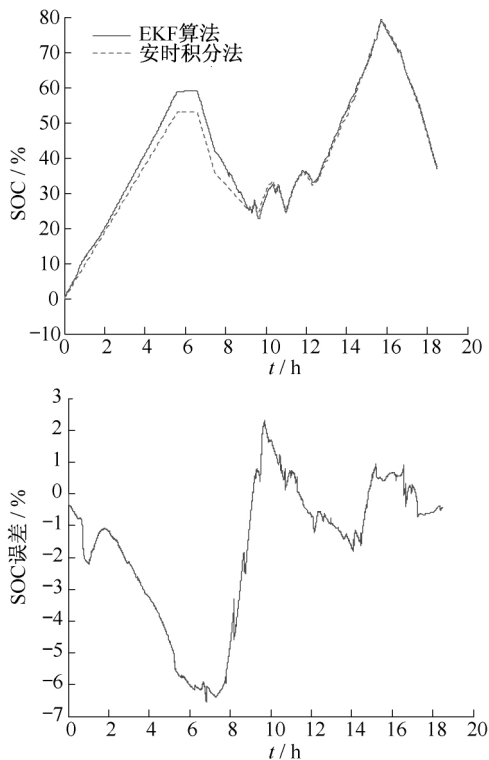


图 5 EKF 算法在第一种情况下的运行结果

(2) 算法设定的初始 SOC 等于 47%。过程噪声  $[0.5, 0.005]$ ,测量噪声 0.005,得到的结果如图 6 所示。

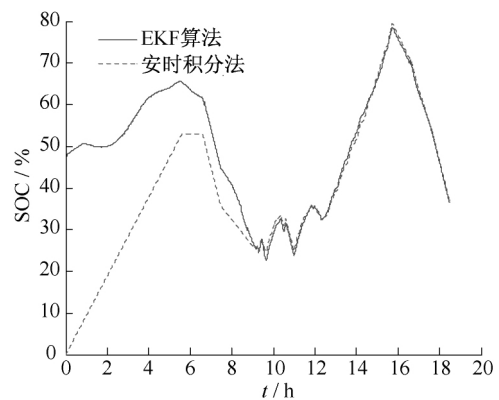


图 6 EKF 算法在第二种情况下的运行结果

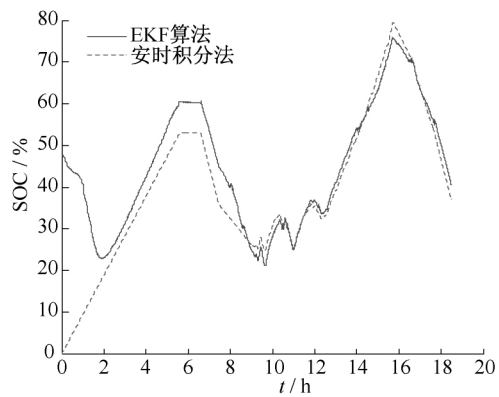


图 7 EKF 算法在第三种情况下的运行结果

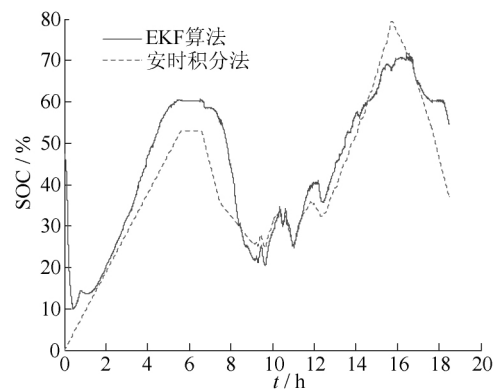


图 8 EKF 算法在第四种情况下的运行结果

(3) 算法设定的初始 SOC 等于 47%。过程噪声  $[1, 0.005]$ ,测量噪声 0.005,得到的结果如图 7 所示。

(4) 算法设定的初始 SOC 等于 47%。过程噪声  $[3, 0.005]$ ,测量噪声 0.005,得到的结果如图 8 所示。

若要在辨识修正区快速跟踪至 SOC 初值, SOC 状态量的过程噪声应增加,但过程噪声增加导致 SOC 的平均误差也增加。过程噪声的增加使得算法的修正力度加大,会导致算法在电压平坦区运行时出现较大的估计误差。若要在电压平坦区获得比较平稳的估计结果,则要降低算法的

过程噪声,使得算法根据电池电压修正的力度减弱, SOC 收敛至真实值的速度变慢。因此,在电池的辨识修正区内增加过程噪声,提高算法追踪 SOC 初始值的能力;在电池的电压平坦区内减小过程噪声,提高算法估计 SOC 的平稳性。

EKF 在估算过程中能保持很好的精度,并且对初始值的误差有很强的修正作用,并对噪声有很强的抑制作用。与其他方法相比,EKF 适用于

铅酸、镍镉等各种类型的电池,并由于对初始 SOC 误差敏感而更适于用电流波动剧烈的应用环境。但该方法的缺点是要求控制器有较快的计算能力,并对电池性能模型精度及 BMS 计算能力要求高,且运算量比较大。

### 1.5 神经网络法

由于电化学储能电池是一个复杂的非线性系统,要想对其建立一个准确的数学模型是很难的。神经网络法是通过模拟人脑的思维过程,根据记录的电池电压、电流及温度等数据来估算出电池 SOC<sup>[8]</sup>。神经网络具有非线性的基本特性,能根据外部激励给出相应的输出,所以很适合于模拟电池的动态特性,估计电池的 SOC。

估计电池 SOC 的神经网络一般由输入层、中间层和输出层三层构成,几层神经元互相连接。输入和输出层神经元个数由电化学储能系统实际运行工况的需要来确定,一般为线性函数;中间层神经元个数取决于工况的复杂程度和要求的精度。估计电池 SOC 的神经网络模型的输入量一般是电压、电流、温度、内阻等。

由于神经网络法没有考虑电池内部的化学反应,只是通过对样本数据不断地训练和学习来模拟电池的电化学特性,因此,估算 SOC 适合各种电池及其应用场合。在建立较好网络模型的前提下,神经网络法依靠大量的样本数据进行训练可以得到较好的精度,但是精度受训练方法和训练数据的影响很大。

由于神经网络法的误差主要来源于训练数据和训练方法,需要大量的试验数据进行训练,所以其适用范围受训练数据限制。由于试验测量存在误差、电池特性受外界环境影响较大以及样本数据的有限性,因此只运用此方法预测电池的 SOC 精度较低,而且在 BMS 中较难实现。此外,使用的神经网络算法的电化学储能电池 SOC 仿真大部分处于恒流、恒负载充放电状态。

### 1.6 数据融合算法

数据融合算法是把多种传感器获得的数据进行融合处理,以得到比单一传感器更加准确和有用的信息。主要是利用数学方法和技术工具,对所获得的若干传感器的测量信息在一定准则下加以分析、优化综合,以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程,目的是最大程度地得到最优信

息以更准确地估算电化学储能系统的 SOC 值。

根据信息融合的理论基础和电化学储能电池的实际在线实测数据,应用实际工程经验,基于数据驱动和模型驱动的多源信息融合方法,得到应用于电化学储能电池组的 SOC 估算结构框图,如图 9 所示。

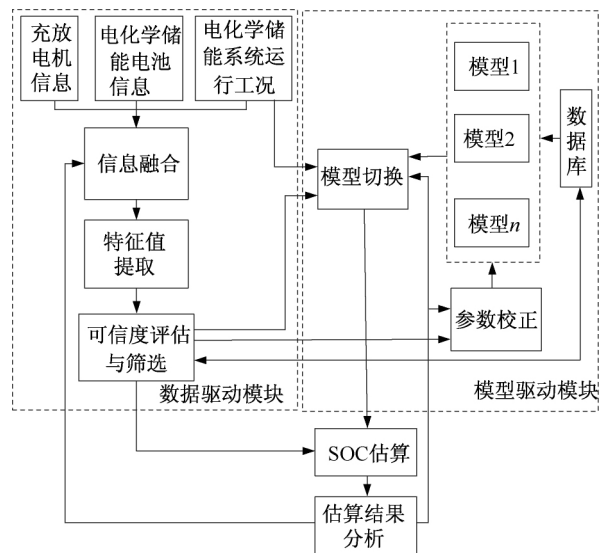


图9 电化学储能电池 SOC 信息融合估算结构框图

该算法综合了电池特性和信息融合方法的优势,通过分析电池运行数据,建立反映电池充放电特性的特征数据库,提取出电池的特征曲线,以分析电池组在循环衰减过程中的特性,得出电池数据模型的工作模式和选取区间。

采取基于信息融合的 SOC 估算方法,可不断修正消除估算模型在运行状态下产生的各种误差,从而得到较为精确的 SOC 估算值。该算法的 SOC 估算误差最大为 3.10%,相较于目前常用的 SOC 估算算法,减少了估算误差,提高了估算精度。在实际电化学储能系统应用中具有较强的可行性和实用性。由于目前电化学储能电池的实际运行数据还不够多,建立的数据库可能不能充分反映电池的特性,因此有必要继续收集储能锂离子电池的运行数据并进行充分挖掘,同时完善该算法,使其达到更高的 SOC 估算精度。

## 2 SOC 算法对比分析

文中提到的几种电化学储能电池 SOC 算法的优缺点及其适用范围如表 4 所示。

表4 电化学储能电池常用SOC算法对比

序号	方法	优点	缺点	适用范围
1	安时积分法	简单、工作稳定,在线实时观测可以达到较好的精度,易于工程实现。	要求电流的检测频率和精度非常高,费用高,易形成累积误差,需要经常修正	各种电池
2	开路电压法	简单易行,精度较高	电池组需静止较长时间达稳定状态,克服自恢复效应,很难确定达到稳态时间	不满足在线检测要求
3	负载电压法	可在线估计SOC,恒流放电效果好。	不适应变电流或剧烈波动的放电工况	很少应用到实际工况,常用来作为充放电截止依据
4	EKF	精度高,在线实时观测动态性能好,不仅能获得SOC的估计值,还能得到估计误差	对计算能力要求高,需要合适的电池模型,运算量较大	各种电池,适用于电流波动剧烈的应用环境
5	神经网络法	快速方便,具有较高精度,可以现场工矿确定电池SOC,依靠大量的样本数据进行训练可以得到较好的精度	需要大量参考数据进行训练,需要相似电池的训练数据,估计方法受训练数据和方法影响很大	各种电池,受训练数据限制
6	数据融合算法	在线实时计算精确,不断修正误差	依赖实际运行数据	各种电池

从表4的对比分析可知,每种SOC估算方法都有它的缺点。电化学储能电池具有强的非线性特征,用于接入电网时,由于噪声、随机工况和应用环境的影响,基于安时积分方法、开路电压法、负载电压法、卡尔曼滤波法、神经网络算法及数据融合算法等建立的电池SOC估计方法都有一定局限性。

如安时积分法将电池看作黑箱,不关心电池内部的结构,算法虽简单易行且被广泛应用,但是它会产生累积误差且无法消除。不同放电比率状态下电池额定容量 $Q_N$ 的值不同,电池的自放电与存放时间和温度有很大关系,多次循环之后会出现一些误差积累等问题。

开路电压法由于不同充放电比率时电池组的电压不一致,因此对电流波动比较大的场合,这种方式的计量将失去意义。不同时期电池组的内阻大小不一样,测量方式的测量精度很低。该算法对单体电池的估计要优于电池组,单体电池不均衡,会导致电池组的容量低时电压会很高。开路电压法是在电池特殊的充放电情况下进行的,要求电池达到静置稳定或通过电池模型和负载电压估计开路电压,而对于磷酸铁锂电池,为获得高精度的SOC结果,往往需要在电池电压高于3.5V或低于2.8V的情况下对SOC进行估计或校正。这涉及到如何选择合适的工作区间进行电量估计。

负载电压法由于自身算法的局限性,不适应变电流或剧烈波动的放电工况,因此在实际电流有剧烈波动的实际工况几乎不采用。

神经网络法和EKF是最近几年才应用于SOC估计中的智能算法,原理较为复杂,实现起

来有一定难度。这两种算法考虑了一些电池组循环变化和温度的影响,但为考虑电池组的自放电率和电池组管理系统功耗、循环寿命的因素,致使精度低。EKF对模型精度要求高、神经网络法需要大量训练数据等,难以保证算法的可靠性和估计精度,最终将降低电化学储能系统能量管理系统的工作效率。

数据融合算法是电化学储能系统新兴的比較受欢迎的算法,但由于该算法处于发展完善阶段,且算法的实现需要大量可靠的实际运行数据,因此,近期在电化学储能系统中大范围应用此算法尚不现实。

### 3 结 语

电化学储能系统中的SOC估算方法种类虽繁多,但有些算法是在电池特殊的充放电情况下进行的。如开路电压法,要求电池达到静置稳定或通过电池模型和负载电压估计开路电压,而对于磷酸铁锂电池,为获得高精度的SOC结果,往往需要在电池电压高于3.5V或低于2.8V的情况下对SOC进行估计或校正。这涉及到如何选择合适的工作区间进行电量估计。

有些SOC估计方法需要研究电池工作区间与SOC算法的关系,要求必须考虑基于电池电压测量值,如开路电压法、负载电压法和EKF算法。利用开路电压法计算,在电压平坦区的SOC估计误差有可能大于10%,在辨识修正区的SOC估计误差小于1%。利用负载电压法计算,以小电流充放电或大电流充电时,在辨识修正区的SOC估

计误差小于 5% ,而以大电流放电时的 SOC 估计误差有可能大于 10% 。以 EKF 算法进行 SOC 估计时 ,最大误差能够控制在 6% 以内 ,但若要在电压平坦区获得比较平稳的估计结果 ,则要降低算法的过程噪声 ,若要在辨识修正区追踪 SOC 的真实值 ,则要提高算法的过程噪声。

SOC 估计算法针对不同的电化学储能电池组 ,采用的方法也不同 ,如 4 串以下的小型电池组采用开路法 ,大型电池组一般利用电流积分法。

准确可靠的电池 SOC 是电化学储能能量管理和控制系统优化设计的前提条件 ,接入电网的电化学储能系统稳定可靠运行是开展研究的终极目标。因此 ,继续进行完善 SOC 估计方法的研究具有理论意义和应用价值。

### 【参 考 文 献】

- [1] 荣雅君 杨伟 牛欢 ,等. 基于 BP-EKF 算法的电动汽车电池管理系统 SOC 精准估计[J]. 电工电能新技术 2015(9):22-28.
- [2] 赵泽昆 韩晓娟 马会萌. 基于 BP 神经网络的储能电池衰减容量预测[J]. 电器与能效管理技术 , 2016(19):68-72.
- [3] 许守平 侯朝勇 胡娟 ,等. 利用信息融合技术的储

能锂离子电池组 SOC 估算[J]. 电网技术 ,2016(6):1724-1729.

- [4] 杨海学 张继业 张晗. 基于改进 Sage-Husa 的自适应无迹卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电工电能新技术 2016(1):30-35.
- [5] NICOLAS W , BENJAMIN B , ABDELLATIF M. Review of Adaptive Systems for Lithium Batteries State-of-Charge and State-of-Health Estimation[C]// Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC) 2012.
- [6] LEE S ,KIM J ,LEE J ,et al. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge[J]. Journal of Power Sources 2008 ,185(2):1367-1373.
- [7] KIM J ,CHO B H. State-of-Charge Estimation and State-of-Health Prediction of a Li-Ion Degraded Battery Based on an EKF Combined With a Per-Unit System [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology 2011 ,60(9):4249-4260.
- [8] CHAN C C ,LO E W C ,SHEN W X. The available capacity computation model based on artificial neural network for lead acid batteries in electric vehicles [J]. Power Sources 2000 ,87(5):201-204.

收稿日期:2016-10-10

(上接第 69 页)

对 IGBT 器件进行保护 ,以提高系统的可靠性。试验结果表明 ,改进后的 IGBT 开关电路能通过出口回路浪涌试验的 4 级要求。本文设计的 IGBT 开关电路有较强的通用性 ,已在智能选相控制器、弧光保护装置及对出口要求较高的测试装置中成功应用 ,为今后 IGBT 快速开关电路的应用提供了参考依据。

### 【参 考 文 献】

- [1] 彭军林 牛洪海 王言国 ,等. 基于双核处理器的新型电弧光保护装置设计[J]. 低压电器 ,2013(6):25-29.
- [2] 宁楠 王磊 赵轩 ,等. ABB REA100 系列弧光保护在 110kV 变电站的应用及研究[J]. 贵州电力技术 2013 ,16(8):64-67.
- [3] 张喜玲 杨慧霞 蒋冠前. 弧光保护关键技术研究[J]. 电力系统保护与控制 2013 ,41(14):130-134.
- [4] 须雷 李海涛 王万亭 ,等. 智能变电站中断路器选相控制技术及应用研究[J]. 高压电器 ,2014 ,50(11):63-68.

- [5] 徐丽青 李帅 陈庆旭 ,等. 一种新型智能选相控制器设计及抗干扰措施[J]. 中国电力 2016 ,49(2):185-188.
- [6] 戴珂 段科威 张叔全 ,等. 一种光纤传导的大功率 IGBT 驱动电路的设计[J]. 通信电源技术 2011 ,28(3):1-3.
- [7] 邱进 陈轩恕 刘飞 ,等. 基于有源电力滤波器的 IGBT 驱动及保护研究[J]. 通信电源技术 2008 ,25(5):4-6.
- [8] 于飞 朱炯. 数字 IGBT 驱动保护电路设计[J]. 电测与仪表 2014 ,51(10):116-119.
- [9] 电磁兼容试验和测量技术 浪涌(冲击)抗扰度试验:GB/T 17626.5—2008[S]. 北京:中国标准出版社 2008.
- [10] 徐丽青 陈新之 余华武 ,等. 智能变电站合智一体装置的抗电磁干扰分析及设计[J]. 高压电器 , 2014 ,50(11):57-62.
- [11] 继电保护和安全自动装置通用技术条件:DL/T 478—2013[S]. 北京:中国标准出版社 2013.

收稿日期:2017-01-10