

# 电动汽车锂离子电池管理系统的核心技术

卢兰光<sup>1</sup>, 李建秋<sup>1</sup>, 华剑锋<sup>2</sup>, 欧阳明高<sup>1</sup>

1. 清华大学汽车安全与节能国家重点实验室, 北京 100084

2. 北京科易动力科技有限公司, 北京 100096

**摘要** 锂离子电池具有能量密度高、功率密度高、寿命长、环保等特点, 已经在电动汽车中获得应用。但电动汽车锂离子电池组的容量大、串并联节数多、安全工作区域有限, 需要电池管理系统对其进行有效控制与管理, 以充分保证电池的安全性、耐久性和动力性。电池管理系统由各种传感器、执行器、控制器等构成, 其关键技术包括: 传感器的精度及传感器之间的同步技术、电池单体及电池组的状态(荷电状态、健康状态、功能状态、能量状态、安全状态等)估计技术、电池组一致性辨识与均衡技术、安全充电和故障诊断技术。为了研发先进的电池管理系统, 首先要对锂离子电池性能进行测试研究, 确定影响其性能的主要因素及变化规律; 然后采用基于机理、半经验或经验的建模方法建立电池系统模型, 设计基于模型的电池系统状态估计及性能优化管理算法, 并进行系统集成和应用开发, 以保证在电池安全可靠运行的前提下发挥出最佳的动力性能。

**关键词** 锂离子电池管理系统; 状态估计; 故障诊断; 一致性辨识; 均衡技术; 安全充电

锂离子电池具有能量密度高、功率密度高、寿命长等特点, 已经在消费电子行业中获得了广泛应用。但是, 电动汽车用锂离子电池容量大、串并联节数多, 系统复杂, 加之安全性、耐久性、动力性等性能要求高、实现难度大, 因此成为影响电动汽车推广普及的瓶颈。锂离子电池安全工作区域由温度、电压窗口所限制, 超过该窗口的范围, 电池性能就会加速衰减, 甚至发生安全问题。目前, 大部分车用锂离子电池, 要求的可靠工作温度为, 放电时 $-20\sim 55^{\circ}\text{C}$ , 充电时 $0\sim 45^{\circ}\text{C}$ (对石墨负极), 而对于负极 LTO 充电时最低温度为 $-30^{\circ}\text{C}$ ; 工作电压一般为  $1.5\sim 4.2\text{ V}$ , 对于  $\text{LiCoO}_2/\text{C}$ 、 $\text{LiNi}_{0.8}\text{Co}_{0.15}\text{Al}_{0.05}\text{O}_2/\text{C}$ 、 $\text{LiCo}_x\text{Ni}_y\text{Mn}_z\text{O}_2/\text{C}$  以及  $\text{LiMn}_2\text{O}_4/\text{C}$  等材料体系约  $2.5\sim 4.2\text{ V}$ , 对于  $\text{LiMn}_2\text{O}_4/\text{Li}_4\text{Ti}_5\text{O}_{12}$  等材料体系约  $1.5\sim 2.7\text{ V}$ , 对于  $\text{LiFePO}_4/\text{C}$  材料体系约  $2.0\sim 3.7\text{ V}$ 。为保证锂离子电池工作在安全工作区域内, 必须通过管理系统进行有效控制与管理, 充分保证电池的安全性、耐久性和动力性。本文评述电动汽车锂离子电池管理系统的构成及其关键技术。

## 1 电池管理系统定义

电池管理系统(battery management system, BMS)的主要任务是保证电池系统的设计性能: 1) 安全性, 保护电池单体

或电池组免受损坏, 防止出现安全事故; 2) 耐久性, 使电池工作在可靠的安全区域内, 延长电池的使用寿命; 3) 动力性, 维持电池工作在满足车辆要求的状态下。锂离子电池的安全工作区域如图 1 所示<sup>[1]</sup>。

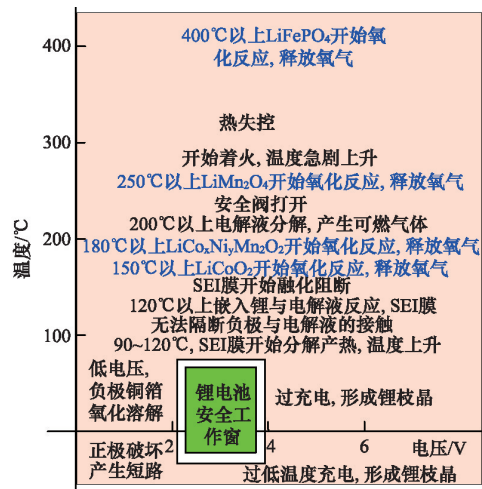


图 1 锂离子电池安全工作区域示意<sup>[1]</sup>

收稿日期: 2016-02-03; 修回日期: 2016-02-20

基金项目: 中美清洁能源联合研究中心清洁能源汽车项目(2014DFG71590)

作者简介: 卢兰光, 博士, 研究方向为新型动力系统, 电子信箱: lulg@mail.tsinghua.edu.cn; 欧阳明高(通信作者), 教授, 研究方向为节能与新能源汽车动力系统, 电子信箱: ouymg@mail.tsinghua.edu.cn

引用格式: 卢兰光, 李建秋, 华剑锋, 等. 电动汽车锂离子电池管理系统的核心技术[J]. 科技导报, 2016, 34(6): 39-51; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2016.06.004

BMS由各类传感器、执行器、控制器以及信号线等组成,为满足相关的标准或规范,BMS应该具有以下功能<sup>[1,2]</sup>。

1) 电池参数检测。包括总电压、总电流、单体电池电压检测(防止出现过充、过放甚至反极现象)、温度检测(最好每串电池、关键电缆接头等均有温度传感器)、烟雾探测(监测电解液泄漏)、绝缘检测(监测漏电)、碰撞检测等。

2) 电池状态估计。包括荷电状态(SOC)或放电深度(DOD)、健康状态(SOH)、功能状态(SOF)、能量状态(SOE)、故障及安全状态(SOS)等。

3) 在线故障诊断。包括故障检测、故障类型判断、故障定位、故障信息输出等。故障检测是指通过采集到的传感器信号,采用诊断算法诊断故障类型,并进行早期预警。电池故障是指电池组、高压电回路、热管理等各个子系统的传感器故障、执行器故障(如接触器、风扇、泵、加热器等),以及网络故障、各种控制器软硬件故障等。电池组本身故障是指过压(过充)、欠压(过放)、过电流、超高温、内短路故障、接头松动、电解液泄漏、绝缘降低等。

4) 电池安全控制与报警。包括热系统控制、高压电安全控制。BMS诊断到故障后,通过网络通知整车控制器,并要求整车控制器进行有效处理(超过一定阈值时BMS也可以切断主回路电源),以防止高温、低温、过充、过放、过流、漏电等

对电池和人身的损害。

5) 充电控制。BMS中具有一个充电管理模块,它能够根据电池的特性、温度高低以及充电机的功率等级,控制充电机给电池进行安全充电。

6) 电池均衡。不一致性的存在使得电池组的容量小于组中最小单体的容量。电池均衡是根据单体电池信息,采用主动或被动、耗散或非耗散等均衡方式,尽可能使电池组容量接近于最小单体的容量。

7) 热管理。根据电池组内温度分布信息及充放电需求,决定主动加热/散热的强度,使得电池尽可能工作在最适合的温度,充分发挥电池的性能。

8) 网络通讯。BMS需要与整车控制器等网络节点通信;同时,BMS在车辆上拆卸不方便,需要在不拆壳的情况下进行在线标定、监控、升级维护等,一般的车载网络均采用CAN。

9) 信息存储。用于存储关键数据,如SOC、SOH、SOF、SOE、累积充放电Ah数、故障码和一致性等。

10) 电磁兼容。由于电动车使用环境恶劣,要求BMS具有好的抗电磁干扰能力,同时要求BMS对外辐射小。

电动汽车BMS软硬件的基本框架如图2所示<sup>[1]</sup>。

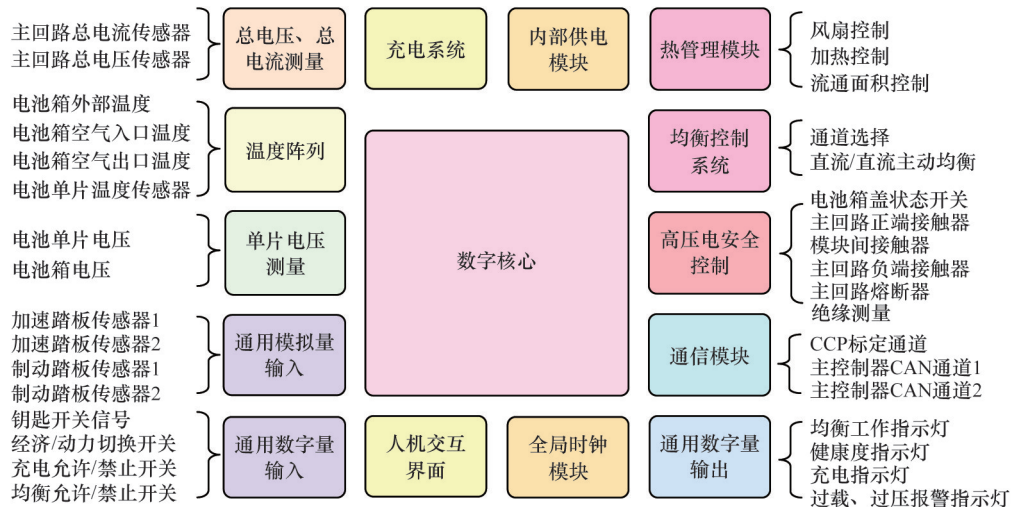


图2 车用BMS软硬件基本框架<sup>[1]</sup>

## 2 电池管理系统关键技术

BMS的核心关键技术包括:电池系统对传感器的要求、电池状态估计、电池组一致性辩况与均衡、安全充电管理和故障诊断技术等。

### 2.1 电池管理系统对传感器信号的要求

#### 2.1.1 单片电压采集精度

一般地,为了安全监控,电池组中的每串电池电压都需要采集。电动汽车电池组由上百节的单体电池串联,需要众多电压采样通道。测量单体电压时,存在着累积电势,且各

节单体的累积电势各不相同,无法统一补偿或消除,因此测量电路设计方面存在一定的困难。同时,状态估计对单体的电压测量精度要求高。图3为LiFePO<sub>4</sub>/C和LMO/LTO电池的开路电压(OCV)及每毫伏(mV)电压对应的SOC变化量。可见LMO/LTO电池OCV曲线斜率较大,大部分范围(除SOC 60%~70%之外)每mV电压对应最大的SOC变化率小于0.4%,因此如果单体电压采集精度在10mV,采用OCV估计方法,获得的SOC误差<4%。因而对于LMO/LTO电池,单体电压采集精度只需达到10mV。但对于LiFePO<sub>4</sub>/C电池而言,

其 OCV 曲线斜率较小,大部分区域(除 SOC<40%及 60%~70%之外),每 mV 电压对应最大 SOC 变化率可达 5%。因此对于 LiFePO<sub>4</sub>/C 电池而言,单体电压采集精度要求很高,精度

需要达到 1mV 左右。不过,目前单体电池的电压采集精度多数只能达到 5 mV,尚不能满足 LiFePO<sub>4</sub>/C 电池的状态估计要求。

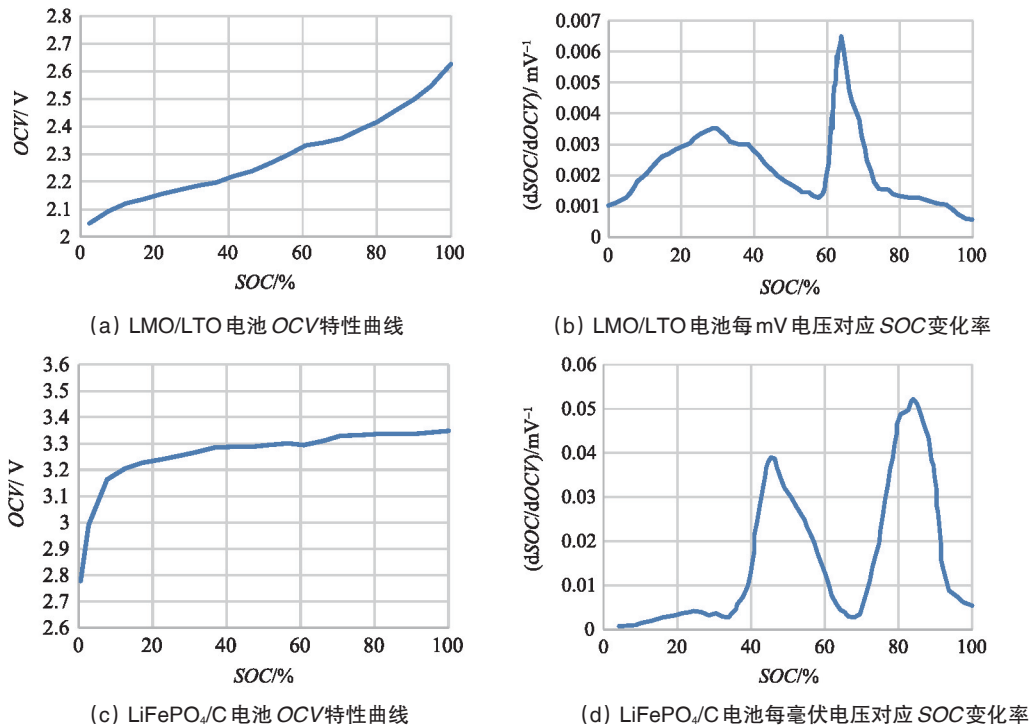


图3 单体电池 OCV 曲线及其电压采集精度要求<sup>[1]</sup>

### 2.1.2 采样频率与同步

信号的采样频率与同步对数据实时分析和处理有影响<sup>[9]</sup>。设计 BMS 时,需要对信号的采样频率和同步精度提出要求。但目前部分 BMS 设计过程中,对信号采样频率和同步重视不够。电池系统信号有多种,同时电池管理系统一般为分布式,如电流的采样与单片电压采样分别在不同的电路板上。信号采集过程中,不同控制子板信号会存在同步问题,会对内阻的实时监测算法产生影响。同一单片电压采集子板,一般采用巡检方法,单体电压之间也会存在同步问题,影响不一致性分析。系统对不同信号的数据采样频率和同步要求不同,对惯性大的参量要求较低,如纯电动车电池正常放电的温升数量级为 1℃/10 min,考虑到温度的安全监控,同时考虑 BMS 温度的精度(约为 1℃),温度的采样间隔可定为 30 s(对混合动力电池,温度采样率需要更高一些)。电压与电流信号变化较快,采样频率和同步性要求很高。由交流阻抗分析可知,动力电池的欧姆内阻响应在 ms 级,SEI 膜离子传输阻力电压响应为 10 ms 级,电荷转移(双电容效应)响应为 1~10 s 级,扩散过程响应为 min 级。目前,电动车加速时,驱动电机的电流从最小变化到最大的响应时间约为 0.5 s,电流精度要求为 1% 左右,综合考虑变载工况的情况,电流采样频率应取 10~200 Hz。单片信息采集子板电压通道数一般为 6 的倍数,目前最多为 24 个。一般纯电动乘用车电池由约 100 节电池串联组成,单体电池信号采集需要多个采集子

板。为了保证电压同步,每个采集子板中单体间的电压采样时间差越小越好,一个巡检周期最好在 25 ms 内。子板之间的时间同步可以通过发送一帧 CAN 参考帧来实现。数据更新频率应为 10 Hz 以上。

## 2.2 电池状态估计

电池状态包括电池温度、SOC、SOH、SOS、SOF 及 SOE。各种状态估计之间的关系如图 4 所示。电池温度估计是其他状态估计的基础,SOC 估计受到 SOH 的影响,SOF 是由 SOC、SOH、SOS 以及电池温度共同确定的,SOE 则与 SOC、SOH、电池温度、未来工况有关。

### 2.2.1 电池温度估计及管理

温度对电池性能影响较大,目前一般只能测得电池表面温度,而电池内部温度需要使用热模型进行估计。常用的电池热模型包括零维模型(集总参数模型)、一维乃至三维模型。零维模型可以大致计算电池充放电过程中的温度变化,估计精度有限,但模型计算量小,因此可用于实时的温度估计<sup>[4-6]</sup>。一维、二维及三维模型需要使用数值方法对传热微分方程进行求解,对电池进行网格划分,计算电池的温度场分布,同时还需考虑电池结构对传热的影响(结构包括内核、外壳、电解液层等)。一维模型中只考虑电池在一个方向上的温度分布,在其他方向视为均匀。二维模型考虑电池在两个方向上的温度分布,对圆柱形电池来说,轴向及径向的温度分布即可反映电池内部的温度场。二维模型一般用于薄片电池

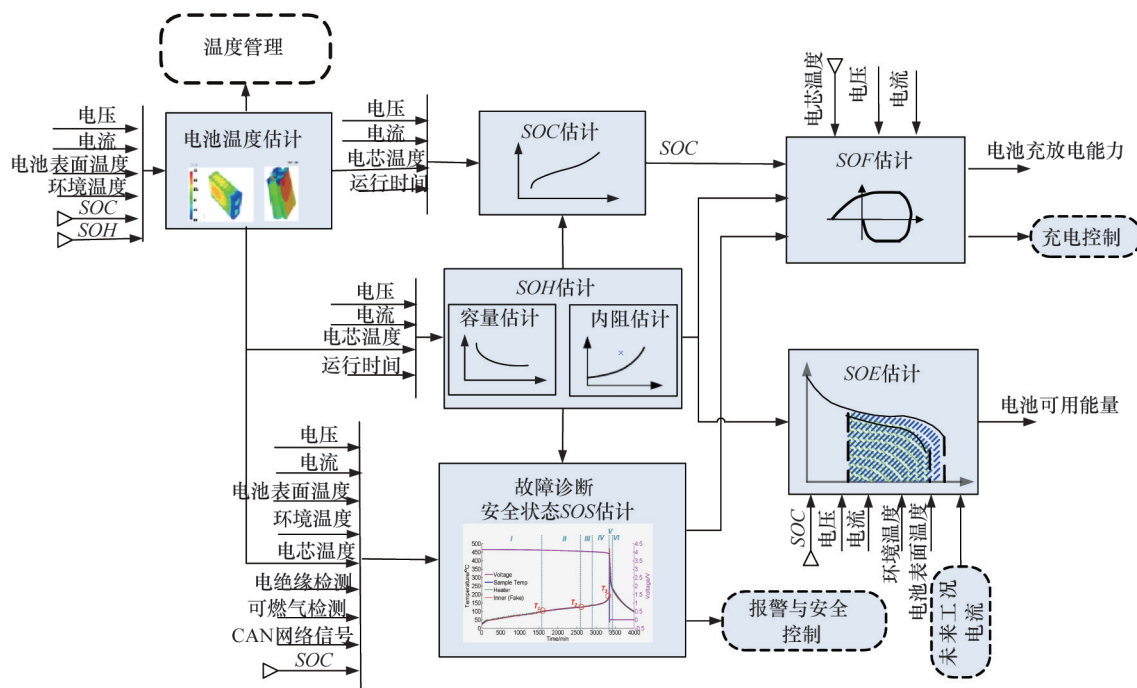


图4 电池管理系统算法框架

的温度分析<sup>[7,8]</sup>。三维模型可以完全反映方形电池内部的温度场,仿真精度较高,因而研究较多<sup>[9-11]</sup>。但三维模型的计算量大,无法应用于实时温度估计,只能用于在实验室中进行温度场仿真。为了让三维模型的计算结果实时应用,刘光明等<sup>[12]</sup>利用三维模型的温度场计算结果,将电池产热功率和内外温差的关系用传递函数表达,通过产热功率和电池表面温度估计电池内部的温度,具有在BMS中应用的潜力。图5所示为电池内部温度的估计流程<sup>[12]</sup>。

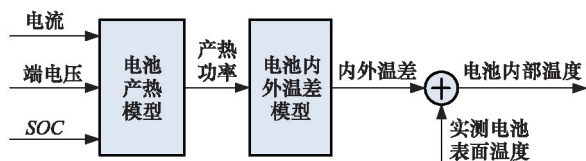


图5 电池内部温度估计流程<sup>[12]</sup>

一般地,锂离子电池适宜的工作温度为15~35℃,而电动汽车的实际工作温度为-30~50℃,因此必须对电池进行热管理,低温时需要加热,高温时需要冷却。热管理包括设计与控制两方面,其中,热管理设计不属于本文内容。温度控制是通过测温元件测得电池组不同位置的温度,综合温度分布情况,热管理系统控制电路进行散热执行器如风扇、水/油泵、制冷机的动作决策<sup>[13]</sup>。比如,可以根据温度范围进行分档控制。Volt插电式混合动力电池热管理<sup>[14]</sup>分为3种模式:主动(制冷散热)、被动(风扇散热)和不冷却模式,当动力电池温度超过某预先设定的被动冷却目标温度后,被动散热模式启动;而当温度继续升高至主动冷却目标温度以上时,主动散热模式启动。

## 2.2.2 荷电状态(SOC)估计

目前,对SOC的研究已经基本成熟,SOC算法主要分为两大类,一类为单一SOC算法,另一类为多种单一SOC算法的融合算法。单一SOC算法包括安时积分法、开路电压法、基于电池模型估计的开路电压法、其他基于电池性能的SOC估计法等。融合算法包括简单的修正、加权、卡尔曼滤波(或扩展卡尔曼滤波)以及滑模变结构方法等。

### 1) 安时积分(荷电积分)法。

安时积分计算方法为

$$SOC = SOC_0 - \frac{1}{C_N} \int_{t_0}^t \eta I dt \quad (1)$$

式中,SOC为荷电状态; $SOC_0$ 为起始时刻( $t_0$ )的荷电状态; $C_N$ 为额定容量(为电池当时标准状态下的容量,随寿命变化); $\eta$ 为库仑效率,放电为1,充电小于1; $I$ 为电流,充电为负,放电为正。

在起始荷电状态 $SOC_0$ 比较准确情况下,安时积分法在一段时间内具有相当好的精度(主要与电流传感器采样精度、采用频率有关)。但是,安时积分法的主要缺点为:起始SOC<sub>0</sub>影响荷电状态的估计精度;库仑效率 $\eta$ 受电池的工作状态影响大(如荷电状态<sup>[15,16]</sup>、温度、电流大小等), $\eta$ 难于准确测量,会对荷电状态误差有累积效应;电流传感器精度,特别是偏差会导致累计效应,影响荷电状态的精度。因此,单纯采用安时积分法很难满足荷电状态估计的精度要求。

### 2) 开路电压(OCV)法。

锂离子电池的荷电状态与锂离子在活性材料中的嵌入量有关,与静态热力学有关,因此充分静置后的开路电压可以认为达到平衡电动势,OCV与荷电状态具有一一对应的关

系,是估计荷电状态的有效方法<sup>[17-20]</sup>。但是有些种类电池的OCV与充放电过程(历史)有关,如LiFePO<sub>4</sub>/C电池,充电OCV与放电OCV具有滞回现象(与镍氢电池类似)<sup>[21-25]</sup>,需要认真考虑与研究。开路电压法最大的优点是荷电状态估计精度高,但是它的显著缺点是需要将电池长时静置以达到平衡,电池从工作状态恢复到平衡状态一般需要一定时间,与荷电状态、温度等状态有关,低温下需要数小时以上,所以该方法单独使用只适于电动汽车驻车状态,不适合动态估计。

### 3) 基于电池模型的路电压法。

通过电池模型可以估计电池的开路电压,再根据OCV与SOC的对应关系可以估计当前电池的SOC。常用的电池模型有等效电路模型、电化学模型、神经网络模型和模糊逻辑模型等。Hu等<sup>[26]</sup>收集了目前文献中常用的12种等效电路模型,这些模型可以适用于动态估计,但是估计精度与模型精度及信号采集精度有关。进一步地,Hu等<sup>[26]</sup>采用试验数据,拟合了这12种等效电路模型的参数,并比较了模型的精度及复杂度,研究结果认为,带一状态滞回的一阶RC模型更适合于LiFePO<sub>4</sub>电池的电压估计。电化学模型是建立在传质、化学热力学、动力学基础上,涉及电池内部材料的参数较多,而且很难准确获得,模型运算量大,一般用于电池的性能分析与设计。神经网络模型法估计SOC是利用神经网络的非线性映射特性,在建立模型时不用具体考虑电池的细节问题,方法具有普适性,适用于各种电池的SOC估计,但是需要大量样本数据对网络进行训练,且估算误差受训练数据和训练方法的影响很大<sup>[27]</sup>,且神经网络法运算量大,需要强大的运算芯片(如DSP等)。模糊逻辑法基本思路就是根据大量试验曲线、经验及可靠的模糊逻辑理论依据,用模糊逻辑模拟人的模糊思维,最终实现SOC预测<sup>[28]</sup>,但该算法首先需要对电池本身有足够多的了解,计算量也较大。

### 4) 基于电池性能的SOC估计法。

基于电池性能的SOC估计法包括交流阻抗法<sup>[29-31]</sup>、直流内阻法<sup>[32]</sup>和放电试验法。交流阻抗法是通过交流阻抗谱与SOC的关系进行SOC估计。直流内阻法通过直流内阻与电池SOC的关系进行估计。

交流阻抗及直流内阻一般仅用于电池离线诊断<sup>[33]</sup>,很难直接应用在车用SOC实时估计中,这是因为,采用交流阻抗的方法需要有信号发生器,会增加成本;电池阻抗谱或内阻与SOC关系复杂,影响因素多(包括内阻一致性);电池内阻很小,车用电池在毫欧级,很难准确获得;锂离子电池内阻在很宽范围内变化较小,很难识别。

放电试验法,是在标准状态下采用标准的恒流连续放电方法将电池放电至截止电压,所放出的电量与电池额定容量之比值即为电池试验前的SOC。放电试验法在实验室中经常使用,适用于所有电池。能获得最可靠的SOC值。但不适合行驶中的电动汽车,可用于电动汽车电池的检修或其他SOC估计方法的评价。

### 5) 融合算法。

目前融合算法包括简单修正、加权、卡尔曼滤波或扩展卡尔曼滤波(EKF)、滑模变结构等。

简单修正的融合算法主要包括开路电压修正、满电修正的安时积分法<sup>[14]</sup>等。对于纯电动车电池,工况较为简单,车辆运行时除了少量制动回馈充电外主要处于放电态,站上充电时电池处于充电态,开路电压的滞回效应比较容易估计;电池容量大,安时积分的误差相对较小;充满电的机率大,因此,采用开路电压标定初值和满电修正的安时积分方法可以满足纯电动车电池SOC的估计精度要求。对于混合动力车电池,由于工况复杂,运行中为了维持电量不变,电流有充有放;停车时除了维护外,没有站上充电的机会;电池容量较小,安时积分的相对误差大。因此,简单的开路电压修正方法还不能满足混合动力车电池SOC的估计精度要求,需要其他融合方法解决。

加权融合算法是将不同方法得到的SOC按一定权值进行加权估计的方法。Mark Verbrugge等<sup>[34]</sup>采用安时积分获得SOC,与采用具有滞回的一阶RC模型获得SOC的加权方法估计SOC,计算公式为

$$SOC = w \cdot (SOC_c) + (1-w) \cdot (SOC_s)$$

式中, $w$ 为权值。该算法已经在GM混合动力系统中应用。

卡尔曼滤波是一种常用的融合算法。由于SOC不能直接测量,目前一般将两种估计SOC的方法融合起来估计。SOC被当成电池系统的一个内部状态分析。又由于电池系统为非线性系统,因此采用扩展的卡尔曼滤波方法,通常采用安时积分与电池模型组成系统进行计算。Plett等<sup>[33]</sup>研究了安时积分与组合模型、Rint模型(简单模型)、零状态滞回Rint模型、一状态滞回Rint模型、加强自修正模型的卡尔曼滤波融合算法。Wang等<sup>[35]</sup>研究了安时积分与二阶RC模型的卡尔曼滤波融合算法。夏超英等<sup>[36]</sup>研究了安时积分与一阶RC模型的卡尔曼滤波算法,指出EKF作为一个状态观测器,其意义在于用安时积分法计算SOC的同时,估计出电容上的电压,从而得到电池端电压的估计值作为校正SOC的依据,同时考虑噪声及误差的大小,确定每一步的滤波增益,得到电动势法在计算SOC时应占的权重,从而得到SOC的最优估计。这样就把安时积分法和电动势法有机地结合起来,用电动势法克服了安时积分法有累积误差的缺点,实现了SOC的闭环估计。同时,由于在计算过程中考虑了噪声的影响,所以算法对噪声有很强的抑制作用。石璞等<sup>[37]</sup>研究了安时积分与能斯特模型融合的卡尔曼滤波算法。范波等<sup>[38]</sup>研究了安时积分与一阶RC模型融合的卡尔曼滤波算法。毛群辉等<sup>[39]</sup>也是基于安时积分和一阶RC模型,采用无迹卡尔曼滤波(UKF)算法实现非线性条件下的SOC估计。Charkhgard等<sup>[40]</sup>采用卡尔曼滤波融合了安时积分与神经网络模型,卡尔曼滤波用于SOC计算的核心是建立合理的电池等效模型,建立一组状态方程,因此算法对电池模型依赖性较强,要获得准确的SOC,需要建立较为准确的电池模型,为了节省计算量,模型还不能太复杂。Ouyang等<sup>[41]</sup>提出一种实时性好的基于电

化学机理的等效电路模型的SOC卡尔曼滤波算法,在保证计算速度基础上,提高了SOC的估计效果,尤其是低SOC区的估计精度。但是卡尔曼滤波法的缺点还有卡尔曼增益不好确定,如果选择不好状态将发散。Kim等<sup>[42]</sup>提出采用滑模技术克服卡尔曼滤波的缺点,据称该方法对于模型参数不确定和干扰具有较强的鲁棒性。

#### 6) 电池组SOC估计。

电池组由多节电池串并联组成,由于电池单体间存在不一致性,成组后的电池组SOC计算更为复杂。若电池单体间采用并联连接,由于这种连接方式存在自平衡的特点,电池模块的SOC就等同于单体SOC;若电池单体之间采用串联连接,且具有非耗散式均衡装置,则电池模块的SOC值可由式(2)计算得到;若电池单体间串联,且没有非耗散式均衡装置,则电池模块的SOC值可由式(3)计算得到<sup>[1]</sup>。

$$SOC_M = \frac{\sum SOC_i \cdot C_i}{\sum C_i} \quad (2)$$

$$SOC_M = \frac{\min(SOC_i \cdot C_i)}{\min(SOC_i \cdot C_i) + \min((1 - SOC_i) \cdot C_i)} \quad (3)$$

式中, $SOC_M$ 为电池模块的荷电状态; $SOC_i$ 、 $C_i$ 分别为单体*i*的荷电状态和容量。由此,在每一节电池单体SOC都可估计的前提下,就可以得到电池组的SOC值。要获取单体的SOC值,最直接的方法就是应用上述SOC估计方法中的一种,分别估计每一个单体的SOC,但这种方法的计算量太大。为了减小计算量,部分文献<sup>[43-45]</sup>在估计电池成组的SOC方法上做了一些改进研究。Dai等<sup>[44]</sup>采用一个EKF估计电池组平均SOC,用另一个EKF估计每个单体SOC与平均SOC之差 $\Delta SOC$ 。估计 $\Delta SOC$ 的EKF中需要估计的状态量只有一个,因此算法的计算量较小。另外,考虑到 $\Delta SOC$ 的变化很慢,采用双时间尺度的方法可以进一步减小计算量。Zheng等<sup>[45]</sup>提出了一种M+D模型,即一个相对复杂的电池单体平均模型M,和一个简单的单体差异模型D,利用最小二乘法计算单体与“平均单体”之间的差值 $\Delta OCV$ ,通过 $\Delta SOC$ 与 $\Delta OCV$ 的关系,可以计算每个单体的SOC值。

综合比较上述常用的SOC估计方法,卡尔曼滤波等基于电池模型的SOC估计方法精确可靠,是目前的主流方法。

#### 2.2.3 健康状态(SOH)估计

健康状态是指电池当前的性能与正常设计指标的偏离程度。电池老化是电池正常的性能衰减,不能完全代表其健康状态。而目前多数SOH的定义仅限于电池老化的范畴,没有真正涉及电池的健康状况(如健康、亚健康、轻微问题、严重问题等),因此目前的算法应该称为寿命状态。耐久性是当前业界研究热点,表征电池寿命的主要参数是容量和内阻。一般地,能量型电池的性能衰减用容量衰减表征,功率型电池性能衰减用电阻变化表征。为了估计电池的衰减性能,首先要了解电池的衰减机理。锂离子电池为“摇椅式”电池,正负极的活性材料可以看作容纳锂离子的两个水桶,锂离子相当于桶里的水。电池的性能衰减可以理解为“水”变

少(即活性锂离子损失),或“桶”变小(正极或负极活性物质变少),如图6所示<sup>[46]</sup>。导致活性锂离子损失的主要原因是:电极与电解液副反应形成钝化膜(如SEI膜);由于充放电电池膨胀收缩疲劳导致电极龟裂,导致电极与电解液副反应形成新的SEI膜,消耗锂离子;不当充电导致的析锂与电解液反应消耗锂离子。导致活性材料损失的主要原因包括:材料中的锰、铁或镍等离子溶解;活性材料颗粒脱落;活性材料晶格塌陷。目前SOH估计方法主要分为耐久性经验模型估计法和基于电池模型的参数辨识方法。

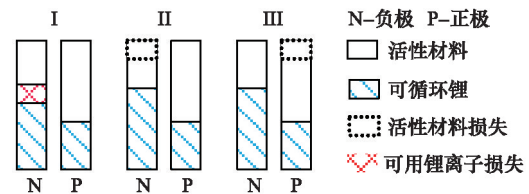


图6 锂离子电池双水箱模型<sup>[46]</sup>

#### 1) 耐久性经验模型估计法。

耐久性经验模型估计法是基于电池耐久性测试数据标定获得的模型直接预测容量衰减和内阻的变化。电池的耐久性模型可以分为耐久性机理模型和耐久性外特性模型<sup>[47-49]</sup>,两者的主要区别在于,前者侧重于对电池内部副反应机理的研究,并以SEI膜内阻、离子浓度等微观量为观测对象;而后者从试验规律出发,重点关注电池循环过程中表现出来的容量衰减与内阻增加。文献[50~52]根据正负极衰老机理,基于循环锂离子损失机理以及电池内部的材料腐蚀机理,建立了电池SEI膜内阻增加模型以及循环衰减后的端电压模型。由于详细的锂离子电池衰减机理十分复杂,目前还很难准确确定模型的参数,同时运算量也较大,一般不用于车用电池管理中。

基于电池外特性的模型,已经有较多文献涉及,最常见的性能衰减模型是基于Arrhenius规律的模型。

Toshiba的手册中给出了钴酸锂电池贮存寿命模型

$$C_{loss} = 1.544 \times 10^7 \exp\left(\frac{-40498}{8.3143T}\right)t \quad (4)$$

式中, $C_{loss}$ 为容量损失百分比,%; $T$ 为温度,K; $t$ 为时间,月。

Bloom等<sup>[54]</sup>进行了不同环境温度下电池衰减率的试验与分析,试验了以温度为加速应力的电池容量衰减模型,讨论了电池容量保持率与环境温度和循环时间的关系,提出

$$Q_{loss} = Ae^{\frac{E_a}{RT}} \cdot t^z \quad (5)$$

式中, $Q_{loss}$ 为阻抗增加率(area specific impedance, ASI)或最大输出功率,W/s或W; $A$ 为常数; $E_a$ 为反应活化能,J; $R$ 是气体常量,J/(mol·K); $T$ 是绝对温度,K; $t$ 是时间,h; $z$ 是时间模态,简单情况下可取1/2。其中 $A$ 、 $E_a/R$ 、 $z$ 都可以通过试验数据用拟合的方法得到。

Wang等<sup>[55]</sup>基于Bloom等的工作,提出了以Ah循环总量为变量的双因素模型,将放电倍率乘入原有的时间项,得到以

温度和放电倍率为加速应力的电池寿命模型,实现了双应力加速下 20% 以内的预测误差,即

$$Q_{\text{loss}} = Ae^{-\frac{E_a}{RT}} \cdot (Ah)^{\gamma} \quad (6)$$

式中,  $Q_{\text{loss}}$  为容量损失百分比,%;  $Ah$  为安时循环总量, Ah; 其他参数的定义与式(5)相同。

Matsushima<sup>[56]</sup>研究了大型锂离子电池的性能衰减,同样发现容量的衰减与时间呈 1/2 次方关系,即  $Q_{\text{loss}} = K_f \times t^{1/2}$ , 并发现容量衰减在 30% 以内时的系数  $K_f$  与容量衰减大于 30% 时的系数  $K_f$  不相同。前者较大,说明前 30% 容量衰减的速度快。 $K_f$  服从阿伦尼乌斯定律。

进一步地,基于 Arrhenius 模型的扩展模型,如黎火林、苏金然根据对钴酸锂电池循环寿命的试验,提出了如下的 Arrhenius 扩展模型<sup>[57]</sup>

$$C_r = (ae^{\alpha/T} + bI^{\beta} + c)n_c^{(l e^{mT} + m^{\lambda} + f)} \quad (7)$$

式中,  $C_r$  为容量衰减率,%;  $n_c$  为充放电循环寿命,次;  $T$  为绝对温度, K;  $I$  为放电电流, A;  $a, b, c, l, m, f, \alpha, \beta, \lambda, \eta$  均为常数,可以通过试验拟合确定。

Li 等<sup>[58]</sup>考虑了电池寿命的多个影响因素,如环境温度、放电倍率、放电截止电压、充电倍率和充电截止电压等,提出了基于耦合强度判断和多因素输入的寿命建模方法(模型中温度的影响也参考了 Arrhenius 建模方法、电物理量的影响参考逆幂规律),并基于模型的因素敏感性分析了各因素对电池寿命影响的权重,耐久性模型对电池寿命的预测误差为 15% 以内。

Han 等<sup>[46]</sup>在分析电池性能衰减基础上,认为以石墨为负极的锂离子电池的性能衰减主要是因为负极 SEI 膜增厚消耗活性锂离子,正常的 SEI 膜增厚消耗的锂离子与时间呈 1/2 次方关系,但一般电池存在疲劳龟裂消耗了更多的活性锂离子,因此性能衰减与时间的关系大于 1/2 次方。基于 Arrhenius 模型建立了 4 款以石墨为负极的锂离子电池的性能衰减离散模型,并提出基于该离散模型的闭环参数修正方法,经过几次容量修正后,模型参数趋于稳定。

其他外特性建模方法还有神经网络模型,如 Jungst 等<sup>[59]</sup>在研究以  $\text{LiNi}_{0.8}\text{Co}_{0.15}\text{Al}_{0.05}\text{O}_2$  为正极材料的电池贮存寿命时建立的神经网络模型。

借鉴机械疲劳研究成果, Safari 等<sup>[49,60]</sup>采用机械疲劳研究中常用的 Palmgren-Miner (PM) 法则预测电池容量在简单和复杂工况下的衰减情况,并与损害时间累计法 (capacity-loss accumulation over time, LAT) 进行比较,结果表明 PM 法好于 LAT 法。

## 2) 基于电池模型参数辨识法。

参数辨识方法主要基于已有的电池模型,采用最优状态估计技术,如最小二乘法、卡尔曼滤波等算法,根据运行的数据,对电池模型参数如容量、内阻等进行辨识,从而获得电池的寿命状态。

Plett 将内阻和容量作为系统状态参数<sup>[61]</sup>,构建了内阻估

计状态方程和容量估计状态方程。采用扩展的双卡尔曼滤波方法获得内阻和容量。Gould 也基于卡尔曼滤波方法和线性拟合方法辨识电池模型中的容量,继而获得容量随运行循环数的衰减情况<sup>[62]</sup>。还有将电池等效电路模型中的内阻视为低频阻抗,采用滑模控制技术进行辨识<sup>[63]</sup>。Remmlinger<sup>[64]</sup>介绍了一种用于混合动力车的电池内阻在线辨识方法,为了实现在线应用,改进了二阶 RC 模型,然后基于特殊的负载信号(发动机启动时的短暂电压及电流),采用线性最小二乘法获得电池模型的内阻值。Verbrugge<sup>[65,66]</sup>认为如果对系统状态参数、测量参数和噪音的演变过程比较了解,采用卡尔曼滤波优化算法来递归辨识是最具有代表的方法。如果缺乏对状态参数、测量参数、噪音的全面了解,采用具有时间指数遗忘因子的加权递推最小二乘法将是一个较为务实的方法。Wang<sup>[67]</sup>发现 Verbrugge 采用叠加积分计算电压的电池模型递推算算法在采样频率较高时变得不是很稳定。据此改进了电池模型的算法,并同样也采用指数遗忘因子的加权递推最小二乘法辨识电池参数(开路电压及内阻等)。Chiang<sup>[68,69]</sup>采用线性或非线性系统控制中常用的自适应控制方法,建立了基于电池等效电路模型的参数估计框架,其中为了便于采用自适应控制技术,锂离子电池等效电路模型采用状态方程来描述,可用于在线监测电池内阻及 OCV,分别用于确定 SOH 和 SOC。Einhorn<sup>[70]</sup>根据  $\Delta \text{SOC} = \Delta Ah / C$  的关系,估计容量的大小,方法为

$$C_{\alpha,\beta} = \frac{\int_{t_{\alpha}}^{t_{\beta}} I_{\text{cell}}(t) dt}{\text{SOC}(OCV(t_{\alpha})) - \text{SOC}(OCV(t_{\beta}))} \quad (8)$$

式中,任意两个时刻( $\alpha, \beta$ )的 SOC 由 OCV 查表得到,该方法可在实际中应用。可以取若干个,两两搭配计算出多个容量值,再取平均值或中位数。这种方法比较简单,但关键在于 OCV 能否精确辨识。

## 3) 电池组 SOH 估计。

在不进行均衡的条件下,电池组的容量衰减将远大于单体的容量衰减,郑岳久等<sup>[71,72]</sup>提出用两维散点图解释电池组容量衰减的机理,指出电池组的容量衰减量为剩余充电电量最小单体的容量损失与单体间负极的活性锂离子损失差异之和。为了得到电池组的容量,需要首先获得单体的容量。单体容量获取可以通过上述基于模型参数的辨识方法获得,也可以通过充电电压曲线变换方法获取<sup>[73]</sup>。

## 2.2.4 功能状态(SOF)估计

估计电池 SOF 可以简单认为是在估计电池的最大可用功率。一般而言,电池的最大可用功率受到电流、电压、SOC、温度等参数的限制,还与电池的老化程度、故障状态等有关。常用的 SOF 估计方法可以分为基于电池 MAP 图的方法和基于电池模型的动态方法两大类。

### 1) 基于 MAP 图算法。

基于电池测试(通常为 HPPC 测试)数据和最大、最小电压限制,可以获得在不同 SOC 下的最大充放电功率。在不同

温度、不同衰减程度下进行电池测试,可以建立最大充放电功率与温度、SOC、SOH的关系,得到最大充放电功率MAP图。基于MAP图,实车BMS可以通过插值得到电池的最大充放电功率,实现SOF估计。Do等<sup>[74]</sup>分别研究了不同SOC、温度、累计放电容量下的最大充放电功率,并建立了最大充放电功率的函数解析式,实现了对SOF的预测。基于MAP图的估计方法简单直接,但需要存储多维MAP图,并且只考虑了静态特性,而对动态工况下的充放电功率估计有一定的局限性。

## 2) 基于电池模型的动态算法。

根据电池模型,综合考虑电池的电流、电压、SOC、功率等限制,可以得到最大充放电电流,从而计算得到电池的最大充放电功率<sup>[75-79]</sup>。韩雪冰<sup>[75]</sup>根据电池模型,给出不同电流输入情况下电池的端电压情况,通过迭代计算,获得电池单体在电压限制条件下所允许的最大电流 $I_{\max, \text{voltage}}$ 和最小电流 $I_{\min, \text{voltage}}$ ,并且从电池的机理出发,考虑了电池副反应速率限制下的最大最小电流,其方法类似于求取端电压限制下的最大充放电电流。最后综合考虑上述限制,获得电池单体的最大最小电流。Sun等<sup>[76]</sup>分析比较了几种最大可用功率预测方法,包括HPPC法、SOC限制法、电压限制法,以及基于动态模型的多参数估计法,并通过HPPC测试得到充放电电阻,基于Rint模型,利用端电压限制,估计电池的最大充放电功率。但这种方法估计的实际上是瞬时最大功率。并且由于Rint模型不够精确,可能过于乐观地估计了功率,还可能引起过充过放。文献[76]的SOC限制法与文献[75]基本相同,Sun等认为若允许的SOC变化范围很大,计算出的最大最小电流可能很大,并不合理,应与其他方法联合使用。电压限制法考虑在端电压限制下一段时间内的最大充放电功率,但仍使用了Rint模型,原理上与文献[75]中类似,只是算法上并没有采用迭代估计的方法,而是基于模型直接计算电流限值。基于动态模型的多参数估计方法实质上是基于Thevenin模型的电压限制法,综合SOC与电流的限制,进而得到最大充放电电流。

以上是获得电池单体最大充放电电流的方法。实车上电池组由众多电池单体组成,由于单体之间存在不一致性,若要单独计算每个电池单体的最大可用功率,计算量太大,韩雪冰<sup>[75]</sup>提出了充、放电关键电池单体的概念,以减少计算量。综合考虑各种限制条件,可以得到最终的最大最小电流 $I_{\max, \text{total}}$ 和 $I_{\min, \text{total}}$ ,将 $I_{\max, \text{total}}$ 、 $I_{\min, \text{total}}$ 代入电池模型中可计算得到对应的端电压 $U_{\max, \text{total}}$ 、 $U_{\min, \text{total}}$ ,进一步可以得到最大充放电功率,即

$$P_{\max} = I_{\max, \text{total}} U_{\max, \text{total}} \quad (9)$$

$$P_{\min} = I_{\min, \text{total}} U_{\min, \text{total}} \quad (10)$$

## 2.2.5 剩余能量(RE)或能量状态(SOE)估计

剩余能量(RE)或能量状态(SOE)是电动汽车剩余里程估计的基础,与百分数的SOE相比,RE在实际的车辆续航里程估计中的应用更为直观。在电动汽车使用过程中,电池的剩余能量(RE)是指以某一工况行驶时,从当前时刻直至电池

放电截止过程中,电池累计提供的能量。RE可以由电池端电压 $U_i$ 与相应的累积放电容量 $Q_{\text{cum}}$ 组成的坐标系上的面积表示,如图7所示<sup>[80-82]</sup>。当前时刻 $t$ 的电池端电压为 $U_i(t)$ ,放电截止时刻记为 $t_{\text{lim}}$ ,对应的端电压为电池允许的最低放电电压 $U_i(t_{\text{lim}})$ 。当前时刻的荷电状态为SOC( $t$ ),已累积的放电容量为 $Q_{\text{cum}}(t)$ 。放电截止时刻 $t_{\text{lim}}$ 对应的SOC和累积容量分别记为SOC<sub>lim</sub>和 $Q_{\text{cum}}(t_{\text{lim}})$ 。图7中,端电压变化表示为绿色曲线,曲线下方围成的(绿色斜线)面积对应电池当前时刻在此种工况下的剩余能量RE( $t$ ),其计算过程对应式(11)。由于不同的充放电情况对应的端电压响应不同,使得电池在同一时刻 $t$ 提供的剩余能量RE( $t$ )也不相同。此处用一组标准电流倍率下的放电情况作对照,标准情况的端电压 $U_{i, \text{st}}$ 如图中蓝色曲线( $Q_{\text{cum}}-U_{i, \text{st}}$ )所示。由电池SOC和标准放电容量的定义,此时放电截止位置的SOC值SOC<sub>lim, st</sub>为0,累积放电容量 $Q_{\text{cum, st}}$ 等于电池标准容量 $Q_{\text{st}}$ 。标准放电工况下对应的剩余能量RE<sub>st</sub>( $t$ )与之前的RE( $t$ )有明显的差距。电池剩余放电能量的差异同样可以由当前的RE( $t$ )与理论上最大的剩余放电能量(电池开路电压OCV曲线围成的面积,图中黑色虚线所示)进行比较。

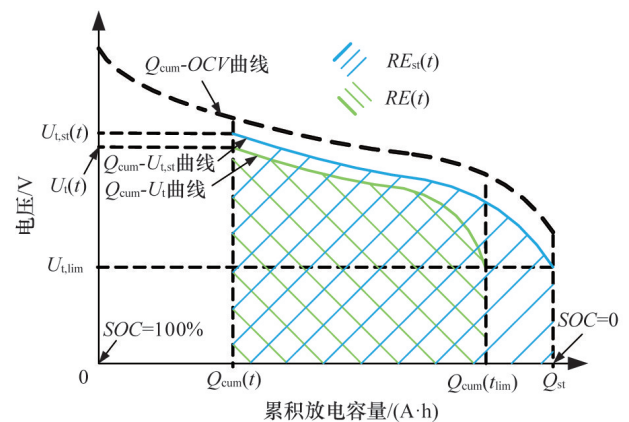
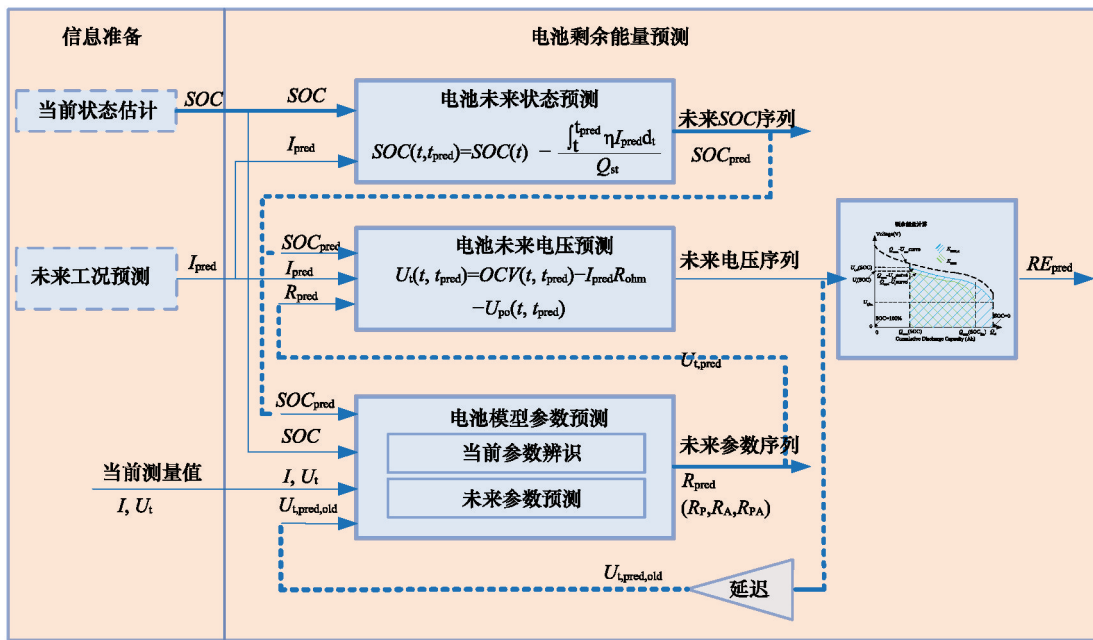


图7 电池剩余能量(RE)示意<sup>[80-82]</sup>

不同放电工况下电池的能量损失不同,因此只有预测某一特定功率需求下的电池电压响应过程,才能获得准确的RE预测值。由于锂离子电池的特点,其电压输出受到很多变量的影响,如当前SOC、温度、衰减程度SOH,因此在能量预测过程中除传统的SOC估计模型外,还需要一个专门的电压预测模型。刘光明等<sup>[82]</sup>提出一种适用于动态工况的电池剩余放电能量精确预测方法EPM(energy prediction method),如图8所示,该方法基于当前的电池状态和未来的电流输入,根据电池模型对未来放电过程的电压变化进行预测,并计算放电过程中的累积能量。预测过程中,根据当前的电压、电流测量值对模型参数进行修正,对端电压序列与RE的预测结果进行更新。

$$RE = \int_{t_1}^{t_{\text{lim}}} U_i Idt = \int_{\text{SOC}(t)}^{\text{SOC}_{\text{lim}}} U_i Q_{\text{st}} d\text{SOC} = \int_{Q_{\text{cum}}(t)}^{Q_{\text{cum}}(t_{\text{lim}})} U_i dQ \quad (11)$$

图8 电池剩余放电能量预测方法(EPM)结构<sup>[82]</sup>

### 2.2.6 故障诊断及安全状态(SOS)估计

故障诊断是保证电池安全的必要技术之一。国际电工学会(IEC)在1995年制定的电池管理系统标准(IEC/TR3 61431—1995)要求,电动车用电池管理系统必须具备一定的电池诊断功能,包括不健康电池早期报警和电池老化信息监测。中国汽车行业(推荐性)标准QC/T 897—2011规定了电池故障诊断基本要求项目和可扩展的故障诊断项目(项目总计26项),并将故障等级分为3级。安全状态估计属于电池故障诊断的重要项目之一,BMS可以根据电池的安全状态给出电池的故障等级。目前导致电池严重事故的是电池的热失控,以热失控为核心的安全状态估计是最迫切的需求。导致热失控的主要诱因有过热、过充电、自引发内短路等。研究过热、内短路的热失控机理可以获得电池的热失控边界。Feng等<sup>[83]</sup>研究了一款三元电池的热失控行为,获得了3个特征温度。Ouyang等<sup>[84]</sup>研究了一款复合三元材料电池的过充电热失控行为,获得了4个过充电特征阶段。这些研究为电池的安全状态估计提供了基础。

故障诊断技术目前已发展成为一门新型交叉学科。故障诊断技术基于对象工作原理,综合计算机网络、数据库、控制理论、人工智能等技术,在许多领域中的应用已经较为成熟。锂离子电池的故障诊断技术尚属于发展阶段,研究主要依赖于参数估计、状态估计及基于经验等方法(与上述SOH研究类似)。Bohlen等<sup>[85]</sup>通过电池内阻模型的在线辨识实现了电池在线诊断。Sun等<sup>[86-88]</sup>在铅酸电池的健康状态(SOH)上,假设正常状态的恒流充放电电压曲线是光滑的,通过观察其充放电曲线的变化辨识电池组可能存在的故障。电动汽车动力往往由成百上千个电池单体串并联构成,个体之间存在一定的差异,即不一致性。一般地,不一致性服从统计

分布规律,这为电池组的故障诊断提供了一种理论依据。Zheng等<sup>[89]</sup>建立了一种考虑接触电阻的电池分频模型,以代表低频的电池平均模型研究电池组总体行为,以代表高频的差异模型研究电池组一致性问题,成功辨识了电池组内的接触电阻故障。Ouyang等<sup>[90]</sup>同样采用分频模型,通过内短路电池造成一致性变差特性来诊断内短路的发生。

### 2.2.7 充电控制

目前电动汽车充电时间长,低温下充电量有限,影响了电动车应用。但是,高倍率、低温充电易导致电池的负极析锂,并影响电池的寿命与安全性。因此,需要对于电池的快速充电进行深入研究。Notten等<sup>[91]</sup>的研究表明,电池的衰减主要发生在较高SOC,于是提出了在较低SOC时进行短时快充,然后再转入常规CCCV充电模式的新型快速充电模式。文献[92]、[93]研究了脉冲充电方法,即在充电过程中加入间歇搁置及脉冲放电,保证电池快速充电的同时,对电池的寿命影响较小。Chen等<sup>[94]</sup>采用正弦波的充电方法提高了充电效率,同时降低了充电时间。充电析锂是影响电池寿命的主因,目前对于析锂的机理已经有了研究<sup>[95]</sup>,基于析锂状态识别的充电管理将是今后的主要研究方向,应在保证电池负极不发生析锂情况下,尽可能增大充电电流,缩短充电时间。

### 2.2.8 电池一致性与均衡管理

电池一致性是指同一规格型号的电池组成电池组后,各单体电池的电压、荷电量、容量及其衰退率、内阻及其随时间变化率、寿命、自放电率及其随时间变化率等参数存在一定的差别<sup>[96]</sup>。在电池生产与成组过程中,特别是车用动力电池,如果制造环境较差,质量控制不得当,单体电池间会出现较大差异。随着使用时间的变化,车用动力电池的不一致性会变得越来越大,最终影响电池组的使用寿命。

郑岳久<sup>[72]</sup>研究了电池不一致的演变规律,指出影响不一致性最主要的本质因素为自放电率。影响电池自放电的因素有温度、SOC等,温度越高自放电率越大,电压越高(SOC越大)自放电率也越大。同时,温度对电池的寿命影响最大,因此电池组温度不一致性,对电池性能不一致性的影响最大,其他的参数如内阻的不一致性,最后都体现在对温度不一致性的影响上。郑岳久<sup>[72]</sup>的研究表明,电池不一致性主要是由单体电池容量衰减差异和荷电量差异两者造成。单体电池容量的衰减是不能恢复的。而荷电量差异可以通过均衡方法来补偿。均衡方法分为化学均衡和物理均衡<sup>[96]</sup>。化学均衡利用电池在充放电过程中,电池自身存在的副反应来实现均衡。化学均衡只适用于部分电池,如铅酸电池和镍氢电池,对这类电池可以通过“过充电”的均衡充电方法来实现各电池性能差异趋于一致<sup>[97]</sup>。对锂离子电池而言,需要在电解液中加入功能添加剂防止过充电,否则此种方法会造成电池的严重损害,甚至导致安全问题。物理均衡通过外接电路来实现,通常物理均衡方法有两大类,一类是耗散式,一类是非耗散式。耗散式方案是将电池组中需要均衡的单体电量用电阻或其他方式消耗,从而减小电池组内各单体间SOC的差异。非耗散式方案利用一个活动的分流元件或电压/电流转换器件,将多余的电能从一节单体转移到另一节单体,这些元器件可以是模拟的,也可以是数字的。非耗散式均衡方案的拓扑结构包括:电容+开关阵列、分散式DC/DC变换模块、同轴多绕组变压器、电流转向器、独立充电式等。由于目前生产出的电池容量一致性差别小,而自放电对一致性影响最大,均衡的作用主要是用于补偿自放电导致的不一致性。锂离子电池自放电率一般较低,为(3%~5%)/月,因此车载BMS进行均衡的时间可以较长,均衡所需要的电流也不是很大,同时电池组内不一致性变差是一个很缓慢的过程(除非电池有微短路等故障),采用耗散式结构简单,且不会消耗太多的能量,并且能够满足均衡需求,因而目前应用较多。非耗散式方案虽然效率稍高,但由于其结构复杂、可靠性差,目前的应用并不是很多<sup>[98]</sup>。另外,大电流均衡装置,容易掩盖不一致性故障(如内短路),可能会造成安全隐患,一般仅用于离线电池维护,节省维护时间。

电池均衡算法分为基于电压一致的均衡策略、基于SOC一致的均衡策略和基于剩余充电电量的均衡策略。目前,虽然电池均衡算法的研究与应用很多,但是均衡的目标函数并不明确,实际均衡的效率并不高。事实上,无论是采用基于SOC一致的均衡方法,还是采用基于电压一致的均衡方法,如何最有效地利用电池组容量应该是均衡要解决的根本问题。对于耗散型均衡方案,最佳的均衡结果是使电池组的容量与最小的单体电池的容量一致,即电池组容量取决于最小容量的单体电池,该单体电池既能够完全放空,又可以完全充满,亦即其DOD可以达到100%,又不会影响电池的寿命。郑岳久等<sup>[71,72]</sup>用容量-电量二维散点图,形象地说明了各种均衡算法的均衡机理及其优缺点。图9所示为基于剩余充电容

量的均衡算法,可以看出,处于绿色区间内的电池单体均处于已均衡的状态,此时电池组容量与最小单体容量相同。相比其他算法而言,基于容量的均衡算法约束较宽、效率较高。在基于容量均衡基础上,Zheng等<sup>[99,100]</sup>提出了基于剩余充电电量估计的均衡算法以及基于单体充电电压的模糊逻辑均衡算法,通过几次闭环修正均衡,效果相当有效。

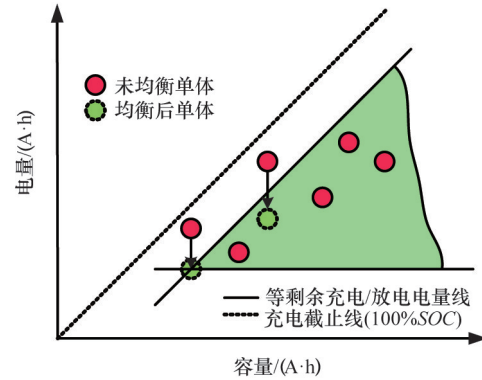


图9 基于剩余充电容量的耗散式均衡的示意<sup>[72]</sup>

### 3 结论

锂离子电池管理系统的基本研究方法为:1)对锂离子电池机理进行研究,深入了解电池性能演变过程;2)对锂离子电池性能进行测试研究,确定影响电池性能的主次因素及规律;3)采用基于机理、半经验或经验的建模方法,建立电池管理系统可实际应用的电池系统模型;4)在运行过程中,根据可采集的数据,采用在线或离线识别电池系统参数,估计出电池状态(SOC、SOH、SOF、SOE及故障),并通过网络通知整车控制器,保证车辆安全可靠运行。

#### 参考文献(References)

- [1] Lu L, Han X, Li J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2013, 226: 272-288.
- [2] Brandl M, Gall H, Wenger M, et al. Batteries and battery management systems for electric vehicles [C]//Proceedings of the Conference on Design, Automation and Test in Europe. San Jose, CA, USA: EDA Consortium, 2012: 971-976.
- [3] 李孟良, 张富兴, 李宏光, 等. 不同采样间隔对车辆行驶工况测定影响的研究[J]. 汽车工程, 2005, 27(3): 316-318.
- [4] Sato N. Thermal behavior analysis of lithium-ion batteries for electric and hybrid vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2001, 99(1): 70-77.
- [5] Forgez C, Do D V, Friedrich G, et al. Thermal modeling of a cylindrical LiFePO<sub>4</sub>/graphite lithium-ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2010, 195(9): 2961-2968.
- [6] Fleckenstein M, Böhlen O, Roscher M A, et al. Current density and state of charge inhomogeneities in Li-ion battery cells with LiFePO<sub>4</sub> as cathode material due to temperature gradients[J]. Journal of Power Sources, 2010, 196(12): 4769-4778.
- [7] Kwon K H, Shin C B, Kang T H, et al. A two-dimensional modeling of a lithium-polymer battery[J]. Journal of Power Sources, 2006, 163(1):

- 151-157.
- [8] Kim U S, Shin C B, Kim C S. Modeling for the scale-up of a lithium-ion polymer battery[J]. *Journal of Power Sources*, 2009, 189(1): 841-846.
- [9] Sun H, Wang X, Tossan B, et al. Three-dimensional thermal modeling of a lithium-ion battery pack[J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 206(1): 349-356.
- [10] Chacko S, Chung Y M. Thermal modelling of Li-ion polymer battery for electric vehicle drive cycles[J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 213(5): 296-303.
- [11] Mayyas A R, Omar M, Pisu P, et al. Comprehensive thermal modeling of a power-split hybrid powertrain using battery cell model[J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(15): 6588-6594.
- [12] 刘光明, 欧阳明高, 卢兰光, 等. 锂离子电池内部温度场的传递函数在线估计[J]. *汽车安全与节能学报*, 2013, 4(1): 61-66.
- [13] 张剑波, 卢兰光, 李哲. 车用动力电池系统的关键技术与学科前沿[J]. *汽车安全与节能学报*, 2012, 3(2): 87-104.
- [14] Buford K, Williams J, Simonini M. Determining most energy efficient cooling control strategy of a rechargeable energy storage system[R]. 2011 SAE International, 2011-01-0893.
- [15] Kong S N, 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: 1506-1511.
- [16] 李哲, 卢兰光, 欧阳明高. 提高安时积分法估算电池SOC精度的方法比较[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2010, 50(8): 1293-1296.
- [17] Dubarry M, Svoboda V, Hwu R, et al. Capacity loss in rechargeable lithium cells during cycle life testing: The importance of determining state-of-charge[J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 174(2): 1121-1125.
- [18] Pop V, Bergveld H J, het Veld J H G O, et al. Modeling battery behavior for accurate state-of-charge indication[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2006, 153(11): A2013-A2022.
- [19] Pop V, Bergveld H J, Notten P H L, et al. State-of-the-art of battery state-of-charge determination[J]. *Measurement Science and Technology*, 2005, 16(12): R93-R110.
- [20] Snihir I, Rey W, Verbitskiy E, et al. Battery open-circuit voltage estimation by a method of statistical analysis[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 159(2): 1484-1487.
- [21] Roscher M A, Sauer D U. Dynamic electric behavior and open-circuit-voltage modeling of LiFePO<sub>4</sub>-based lithium ion secondary batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(1): 331-336.
- [22] Dreyer W, Guhlke C, Huth R. The behavior of a many-particle electrode in a lithium-ion battery[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 2011, 240(12): 1008-1019.
- [23] Thele M, Böhlen O, Sauer D U, et al. Development of a voltage-behavior model for NiMH batteries using an impedance-based modeling concept[J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 175(1): 635-643.
- [24] Meethong N, Huang H Y S, Carter W C, et al. Size-dependent lithium miscibility gap in nanoscale Li<sub>1-x</sub>FePO<sub>4</sub>[J]. *Electrochemical and Solid-State Letters*, 2007, 10(5): A134-A138.
- [25] 李哲. 纯电动汽车磷酸铁锂电池性能研究[D]. 北京: 清华大学汽车系, 2011.
- [26] Hu X, Li S, Peng H. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 198: 359-367.
- [27] 廖恩华. 基于神经网络的电动汽车磷酸铁锂电池SOC估算方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
- [28] 王佳. 汽车动力电池SOC模糊估计及其在DSP上的实现[D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [29] Cuadras A, Kanoun O. SOC Li-ion battery monitoring with impedance spectroscopy[C]. *Systems, Signals and Devices, 2009 6th International Multi-Conference on, Jerboa*, 23-26 March, 2009.
- [30] Huet F. A review of impedance measurements for determination of the state-of-charge or state-of-health of secondary batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 1998, 70(1): 59-69.
- [31] Rodrigues S, Munichandraiah N, Shukla A K. A review of state-of-charge indication of batteries by means of ac impedance measurements [J]. *Journal of Power Sources*, 2000, 87(1): 12-20.
- [32] Piller S, Perrin M, Jossen A. Methods for state-of-charge determination and their applications[J]. *Journal of Power Sources*, 2001, 96(1): 113-120.
- [33] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2. Modeling and identification [J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 134(2): 262-276.
- [34] Verbrugge M, Tate E. Adaptive state of charge algorithm for nickel metal hydride batteries including hysteresis phenomena[J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 126(1): 236-249.
- [35] Wang L, Wang L, Liao C. Research on improved EKF algorithm applied on estimate EV battery SOC[C]. *Power and Energy Engineering Conference, 2010 Asia-Pacific, Chengdu*, 28-31 March, 2010.
- [36] 夏超英, 张术, 孙宏涛. 基于推广卡尔曼滤波算法的SOC估算策略[J]. *电源技术*, 2007, 31(5): 414-417.
- [37] 石璞, 董再励. 基于EKF的AMR锂电池SOC动态估计研究[J]. *仪器仪表学报*, 2006, 27(6): 1-3.
- [38] 范波, 田晓辉, 马建伟. 基于EKF的动力锂电池SOC状态预测[J]. *电源技术*, 2010, 34(8): 797-799.
- [39] 毛群辉, 滕召胜, 方亮, 等. 基于UKF的电动汽车锂电池SOC估计方法[J]. *测控技术*, 2010, 29(3): 89-91.
- [40] Charkhgard M, Farrokhi M. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF[J]. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 2010, 57(12): 4178-4187.
- [41] Ouyang M, Liu G, Lu L, et al. Enhancing the estimation accuracy in low state-of-charge area: A novel onboard battery model through surface state of charge determination[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 270: 221-237.
- [42] Kim I S. The novel state of charge estimation method for lithium battery using sliding mode observer[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 163(1): 584-590.
- [43] Roscher M A, Böhlen O S, Sauer D U. Reliable state estimation of multicell lithium-ion battery systems[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2011, 26(3): 737-743.
- [44] Dai H, Wei X, Sun Z, et al. Online cell SOC estimation of Li-ion battery packs using a dual time-scale Kalman filtering for EV applications[J]. *Applied Energy*, 2012, 95: 227-237.
- [45] Zheng Y, Ouyang M, Lu L, et al. Cell state-of-charge inconsistency estimation for LiFePO<sub>4</sub> battery pack in hybrid electric vehicles using mean-difference model[J]. *Applied Energy*, 2013, 111: 571-580.
- [46] Han X, Ouyang M, Lu L, et al. A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electric vehicle: Capacity loss estimation[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 268: 658-669.
- [47] Wenzl H, Baring-Gould I, Kaiser R, et al. Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery[J].

- Journal of Power Sources, 2005, 144(2): 373-384.
- [48] Sauer D U, Wenzl H. Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example[J]. Journal of Power Sources, 2008, 176(2): 534-546.
- [49] Safari M, Morcrette M, Teyssot A, et al. Life-prediction methods for lithium-ion batteries derived from a fatigue approach I. Introduction: Capacity-loss prediction based on damage accumulation[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2010, 157(6): A713-A720.
- [50] Safari M, Morcrette M, Teyssot A, et al. Multimodal physics-based aging model for life prediction of Li-ion batteries[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2009, 156(3): A145-A153.
- [51] Christensen J, Newman J. A mathematical model for the lithium-ion negative electrode solid electrolyte interphase[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2004, 151(11): A1977-A1988.
- [52] Ramadass P, Haran B, Gomadam P M, et al. Development of first principles capacity fade model for Li-ion cells[J]. Journal of the Electrochemical Society, 2004, 151(2): A196-A203.
- [53] Spotnitz R. Simulation of capacity fade in lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2003, 113(1): 72-80.
- [54] Bloom I, Cole B W, Sohn J J, et al. An accelerated calendar and cycle life study of Li-ion cells[J]. Journal of Power Sources, 2001, 101(2): 238-247.
- [55] Wang J, Liu P, Garner J H, et al. Cycle-life model for graphite-LiFePO<sub>4</sub> cells. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 3942-3948.
- [56] Matsushima T. Deterioration estimation of lithium-ion cells in direct current power supply systems and characteristics of 400-Ah lithium-ion cells[J]. Journal of Power Sources, 2009, 189: 847-854.
- [57] 黎火林, 苏金然. 锂离子电池循环寿命预计模型的研究[J]. 电源技术, 2008, 32(4): 242-246.
- [58] Li Z, Lu L, Ouyang M, et al. Modeling the capacity degradation of LiFePO<sub>4</sub>/graphite batteries based on stress coupling analysis[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(22): 9757-9766.
- [59] Jungst R G, Nagasubramanian G, Case H L, et al. Accelerated calendar and pulse life analysis of lithium-ion cells[J]. Journal of Power Sources, 2003, 119: 870-873.
- [60] Safari M, Morcrette M, Teyssot A, et al. Life prediction methods for lithium-ion batteries derived from a fatigue approach II. capacity-loss prediction of batteries subjected to complex current profiles[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2010, 157(7): A892-A898.
- [61] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 3. State and parameter estimation[J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 277-292.
- [62] Gould C R, Bingham C M, Stone D A, et al. New battery model and state-of-health determination through subspace parameter estimation and state-observer techniques[J]. Vehicular Technology, IEEE Transactions on, 2009, 58(8): 3905-3916.
- [63] Gould C R, Bingham C M, Stone D A, et al. Battery health determination by subspace parameter estimation and sliding mode control for an all-electric Personal Rapid Transit vehicle—the ULTra [C]//Power Electronics Specialists Conference, 2008. Rhodes, Greece: IEEE, 2008: 4381-4385.
- [64] Remmlinger J, Buchholz M, Meiler M, et al. State-of-health monitoring of lithium-ion batteries in electric vehicles by on-board internal resistance estimation[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(12): 5357-5363.
- [65] Verbrugge M, Koch B. Generalized recursive algorithm for adaptive multiparameter regression application to lead acid, nickel metal hydride, and lithium-ion batteries[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2006, 153(1): A187-A201.
- [66] Verbrugge M. Adaptive, multi-parameter battery state estimator with optimized time-weighting factors[J]. Journal of applied electrochemistry, 2007, 37(5): 605-616.
- [67] Wang S, Verbrugge M, Wang J S, et al. Multi-parameter battery state estimator based on the adaptive and direct solution of the governing differential equations[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(20): 8735-8741.
- [68] Chiang Y H, Sean W Y, Ke J C. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 3921-3932.
- [69] Chiang Y H, Sean W Y. Dynamical estimation of state-of-health of batteries by using adaptive observer[C]//Power Electronics and Intelligent Transportation System, 2009 2nd International Conference on. Shenzhen: IEEE, 2009, 1: 110-115.
- [70] Einhorn M, Conte F V, Kral C, et al. A Method for Online Capacity Estimation of Lithium Ion Battery Cells Using the State of Charge and the Transferred Charge[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2012, 48(2): 736-741.
- [71] Zheng Y, Ouyang M, Lu L, et al. Understanding aging mechanisms in lithium-ion battery packs: From cell capacity loss to pack capacity evolution[J]. Journal of Power Sources, 2015, 278: 287-295.
- [72] 郑岳久. 车用锂离子动力电池组的一致性研究[D]. 北京: 清华大学汽车工程系, 2014.
- [73] Zheng Y, Lu L, Han X, et al. LiFePO<sub>4</sub> battery pack capacity estimation for electric vehicles based on charging cell voltage curve transformation[J]. Journal of Power Sources, 2013, 226: 33-41.
- [74] Do Yang J. Method of estimating maximum output of battery for hybrid electric vehicle: US, Patent 7518375[P]. 2009-04-14.
- [75] 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, 2015.
- [76] Sun F, Xiong R, He H, et al. Model-based dynamic multi-parameter method for peak power estimation of lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2012, 96: 378-386.
- [77] Waag W, Fleischer C, Sauer D U. Adaptive on-line prediction of the available power of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2013, 242: 548-559.
- [78] Xiong R, He H, Sun F, et al. Online estimation of peak power capability of Li-ion Batteries in Electric Vehicles by a Hardware-in-Loop Approach[J]. Energies, 2012, 5(12): 1455-1469.
- [79] Xiong R, He H, Sun F, et al. Model-based state of charge and peak power capability joint estimation of lithium-ion battery in plug-in hybrid electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2013, 229: 159-169.
- [80] 刘光明, 欧阳明高, 卢兰光, 等. 基于电池能量状态估计和车辆能耗预测的电动汽车续驶里程估计方法研究[J]. 汽车工程, 2014, 36(11): 1302-1309.
- [81] Liu G, Ouyang M, Lu L, et al. Online estimation of lithium-ion battery remaining discharge capacity through differential voltage analysis[J]. Journal of Power Sources, 2015, 274: 971-989.
- [82] 刘光明. 面向电动汽车续驶里程估计的电池剩余放电能量预测研究[D]. 北京: 清华大学, 2015.
- [83] Feng X, Fang M, He X, et al. Thermal runaway features of large format prismatic lithium ion battery using extended volume

- accelerating rate calorimetry[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 255: 294–301.
- [84] Ouyang M, Ren D, Lu L, et al. Overcharge-induced capacity fading analysis for large format lithium-ion batteries with  $\text{Li}_x\text{Ni}_{1/3}\text{Co}_{1/3}\text{Mn}_{1/3}\text{O}_2 + \text{Li}_x\text{Mn}_2\text{O}_4$  composite cathode, *Journal of Power Sources*, 2015, 279: 626–635.
- [85] Bohlen O, Buller S, De Doncker R W, et al. Impedance based battery diagnosis for automotive applications [C]//*Power Electronics Specialists Conference, 2004 IEEE 35th Annual. Aachen, Germany: IEEE, 2004, 4: 2792–2797.*
- [86] Sun Y H, Jou H L, Wu J C. Novel auxiliary diagnosis method for state-of-health of lead-acid battery[C]//*Power Electronics and Drive Systems, 7th International Conference on. Bangkok, Thailand: IEEE, 2007: 262–266.*
- [87] Sun Y H, Jou H L, Wu J C. Diagnosis method for the degradation of lead-acid battery[C]//*Industrial Electronics, 2009 IEEE International Symposium on. Seoul, Korea: IEEE, 2009: 1397–1402.*
- [88] Sun Y H, Jou H L, Wu J C, et al. Auxiliary health diagnosis method for lead-acid battery[J]. *Applied Energy*, 2010, 87(12): 3691–3698.
- [89] Zheng Y, Han X, Lu L, et al. Lithium ion battery pack power fade fault identification based on Shannon entropy in electric vehicles[J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 223: 136–146.
- [90] Ouyang M, Zhang M, Feng X, et al. Internal short circuit detection for battery pack using equivalent parameter and consistency method[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 294: 272–283.
- [91] Notten P H L, Het Veld J H G O, Van Beek J R G. Boostcharging Li-ion batteries: A challenging new charging concept[J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 145(1): 89–94.
- [92] Li J, Murphy E, Winnick J, et al. The effects of pulse charging on cycling characteristics of commercial lithium-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2001, 102(1): 302–309.
- [93] Chen L R. A design of an optimal battery pulse charge system by frequency-varied technique[J]. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 2007, 54(1): 398–405.
- [94] Chen T R, Wu S L, Chen T R. Improving battery charging performance by using sinusoidal current charging with the minimum AC impedance frequency[C]. *Sustainable Energy Technologies, 2010 IEEE International Conference on, Kandy, Sri Lanka, 11–15 April, 2010.*
- [95] Ouyang M, Chu Z, Lu L, et al. Low temperature aging mechanism identification and lithium deposition in a large format lithium ion iron phosphate battery for different charge profiles[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 286: 309–320.
- [96] 李相哲, 苏芳, 林道勇. 电动汽车动力电源系统[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [97] 麻友良, 陈全世. 铅酸电池的不一致性与均衡充电的研究[J]. *武汉科技大学学报: 自然科学版*, 2001, 24(1): 48–51.
- [98] Stuart T, Zhu W. A targeted equalizer for lithium ion battery packs[C]//*Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009 IEEE. Dearborn, USA: IEEE, 2009: 175–180.*
- [99] Zheng Y, Ouyang M, Lu L, et al. On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: Part 1. Equalization based on remaining charging capacity estimation[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 247: 676–686.
- [100] Zheng Y, Ouyang M, Lu L, et al. On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: Part 2. Fuzzy logic equalization[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 247: 460–466.

## A review on the key issues of the lithium-ion battery management

LU Languang<sup>1</sup>, LI Jianqiu<sup>1</sup>, HUA Jianfeng<sup>2</sup>, OUYANG Minggao<sup>1</sup>

1. StateKey Laboratory of Automotive Safety&Energy, Tsinghua University, Beijing 100084, China

2. Key Power Technology Co., Ltd., Beijing 100096, China

**Abstract** Lithium ion battery is widely used in new energy vehicles, given its high energy/power density, extended longevity, and environment friendliness. However, composed of hundreds of lithium ion cells, the battery system is very complex and subject to many safety constraints. Therefore, safety, durability and power output capability of lithium ion batteries must be well managed on board. It is essential for a battery management system (BMS) to guarantee that the lithium ion battery works within safe status, thereby ensuring safety, durability and power output capability of the lithium ion battery system. A typical BMS is composed of sensors, actuators, controllers, etc. The key technologies of the BMS include: sensor and signal synchronization, state estimation of cell and battery pack (state of charge-SOC, state of health-SOH, state of function-SOF, state of energy-SOE, and state of safety-SOS), cell variation identification and balancing, safe charging control, fault diagnosis, etc. Advanced BMS design requires systematic research of battery mechanism and long-time technological accumulation. Basically, performance tests and researches are essential to the characteristics and mechanisms of safety, durability and power output capability of lithium ion battery. Based on deep understanding of the battery performance, semi-empirical and empirical models can be established for cell and battery systems. Furthermore, model-based state estimation and performance optimization algorithms can be developed in BMS integration and design, and the battery system can thus safely work at its optimal status.

**Keywords** management system for lithium-ion battery; state estimation; fault diagnosis; identification of consistency; balancing technology; safety charging

(责任编辑 韩星明)