

锂电池 SOC 研究综述

刘博鑫 李 军

摘要：荷电状态 (state of charge) 是锂电池的一个重要参数。根据锂电池 SOC 值可以清楚地了解电池的使用情况，进行有效的电池能量管理。但锂电池地充放电是个复杂的化学过程，对锂电池 SOC 的估算多是基于锂电池的等效模型进行。本文主要研究了现有的锂电池等效模型，依据现有模型重点研究了锂电池 SOC 的估算算法，对比各类估算算法，指出各算法的优点以及存在的问题。目的是寻找行之有效的 SOC 估算算法，给出未来锂电池 SOC 估算算法的研究方向。

纯电动汽车是汽车行业的发展方向。蓄电池作为纯电动汽车的储能设备，具有电压稳定、供电可靠等特点^[1]。目前常用的锂电池一般通过串联和并联的方式形成锂电池组以满足电动汽车高电压大容量使用要求，在使用过程中，由于单体电池性能差异、环境温度变化、过充放电等因素影响，电池组性能



关键词

取决于性能最差的单体电池。因此需要对锂电池组进行有效的能量管理，以提高锂电池使用效率，延长电池组使用寿命，降低运行成本，提高电池组可靠性^[2]。SOC 估计是电池管理系统研究的核心和难点，准确的 SOC 估计值可以作为锂电池能量管理的依据。

对锂电池的 SOC 的估算需要建立锂电池的等效模型^[3]，本文首先对常用的锂电池模型进行总结。基于相应的锂电池等效模型，匹配与之相适应的算法才能进行锂电池 SOC 的准确估计。常用的锂电池 SOC 估算算法有安时积分法、开路电压法、神经网络法、卡尔曼滤波法等。本文对已经提出的锂电池 SOC 算法进行总结，分析各算法的优劣，提出锂电池 SOC 估算算法的研究方向。

1 锂电池模型研究

常用的电池建模方法大致有三种：根据电池内部的化学机理建模、实验建模、电路等效模型。

电化学分析法是用电化学的理论对电池进行分析，分析电池内部的化学成分在化学反应过程中的作用和分析工作时电池化学反应的过程。从理论上讲，电化学建立的模型应该是最准确的。代表模型 Shepherd 模型，Unnewehr 模型，Nernst 模型，以及基于三种模型的联合模型。

电路等效建模用来研究电池的端电压，充、放电电流，工作温度等外特性间的关系，能很好地表征电池静态特性及动态特性。代表模型 Thevenin 模型如下页图 1 所示。

其中，理想电压源 OCV 表示电池的开路电压；电阻 R_0 为电池的欧姆内阻；电阻 R_p 为电池的极化内阻；电容 C 为 R_p 的并联电容； I_L 为电池的负载电流； I_p 为电池的极化电流； V_L 为电池的端电压。依据等效模型以电池 SOC 和极化电压 V_p 为状态变量、端电流 I_L 为输入变量、端电压 V_L 为输出变量^[4]，依据基

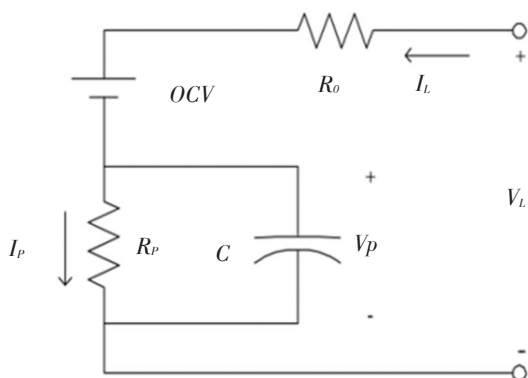


图1 Thevenin等效电路模型

尔霍夫定律得到 Thevenin 等效电路电池模型的状态方程和输出方程。

实验建模是以实验数据为依据,基本不考虑电池的化学反应,用电学模型来模拟电池的工作。电学模型不可能完全准确的模拟电池系统,因此这种方法建立的模型是电池的一种近似表示。代表模型 BP 神经网络模型,是目前理论最完备,应用最广泛的模型。由输入层、隐含层、输出层组成,输入为电流 I 、锂电池 SOC 和温度 T ,输出为电压和功率 P ,隐含层使用 S 型神经元,输出层使用线性神经元。如果隐含层包含足够多的神经元,整个神经网络可以逼近任何具有有限断电的电池外特性。

2

SOC 估算方法研究

美国先进电池联合会 (United States Advanced Battery Consortium, USABC) 将 SOC 定义为在特定放电倍率条件下,电池剩余电量占相同条件下额定容量百分比^[5]:

$$SOC = Q_c / Q_l$$

式中 Q_c 为电池剩余的电量, Q_l 为以电流 I 放电时所具有的容量。电池完全充电时, $SOC=1$; 电池完全放电时, $SOC=0$ 。电池放

电电流的大小,会直接影响到电池的实际容量。放电电流越大,电池容量相应减小。这表明电池在不同工况下 Q_l 会发生变化。因此,人们在实际工程中一般用电池标称容量 Q_N 来代替不同放电倍率下的额定容量 Q_l 。以此为基础展开锂电池 SOC 的估算。常用的锂电池 SOC 估算方法有开路电压法、安时积分法、神经网络法、卡尔曼滤波法。

(1) 开路电压法

开路电压测试^[6],得到锂离子电池开路电压与电池 SOC 的关系曲线如图 2 所示。

从图中可以看出,电池的充电 OCV-SOC 曲线与放电 OCV-SOC 曲线趋势基本相同。在 SOC 的中间区间 ($10\% < SOC < 90\%$) 内,电池的 OCV 变化极小,电池处于平台区;而在 SOC 的两端区间 ($SOC < 10\%$ 或 $SOC > 90\%$), OCV 的变化率较大^[6]。锂电池的 SOC 与开路电压 OCV 的这一稳定的对应关系是开路电压法的估算依据。尤其是在充电的初期和末期,锂电池的 SOC 与开路电压 OCV 具有良好的线性可以获得比较精确的锂电池 SOC 估算值。但当锂电池 SOC 处于平台区时,由于 OCV-SOC 曲线线性较差,会造成 SOC 估计不准确。同时,使用该算法有一个显著的缺点,即要在电压稳定的前提下进行测量,所

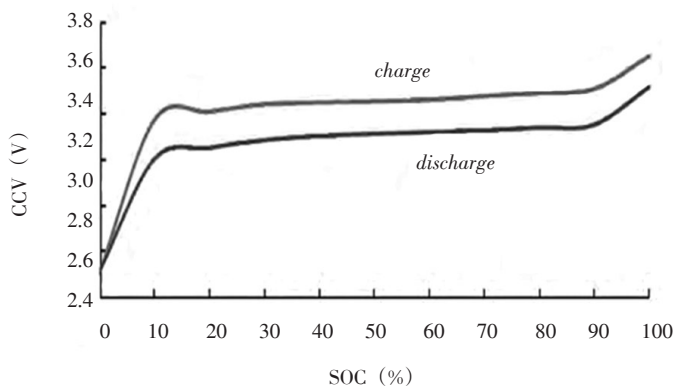


图2 电池充电与放电时的 OCV-SOC 曲线

以必须让电池处于静置状态, 否则测算的结果便会不准确。

(2) 安时积分法

安时积分工作原理模型为:

$$SOC = SOC_0 - \frac{1}{C} \int_0^t \eta I dt$$

式中 SOC_0 为充放电起始状态 SOC 值, C 为电池的额定容量, η 为库伦效率, I 为电池的充放电电流。安时积分法不研究相对而言较为复杂的电化学反应及电池内部各参数之间的关系, 而是着眼于该系统的外部特征, 在电量监测中即着眼于进出电池这一密闭系统的电量^[7]。相较于其他的锂电池 SOC 估算方法, 安时积分法具有计算简单, 适用性强的特点得广泛的应用。但基于安时积分的基本公式不难发现锂电池的 SOC 初始值 SOC_0 、电池的额定容量 C 、库伦效率 η 等因素对其估算精度有着一定的影响。

李哲、卢兰光等人比较了修正安时积分公式中的各个因素对提高安时积分估算精度的影响^[8]。通过不同 SOC_0 下电池的 SOC 变化实验; 电池充分静置后的开路电压 OCV 与电池 SOC 的关系实验; 电池达到充分静置所需的时间 X 与电池 SOC 的关系实验; 电池的充放电效率 η 与电池 SOC 的关系实验; 电池的总容量 C 与电池的温度、放电电流以及循环次数的关系实验得出电池的充放电效率 η 对 SOC 的估算精度存在影响; 电池的 SOC_0 对于电池 SOC 精度的影响非常大, 电池的总容量对 SOC 的估算精度有较大影响在实际应用中应根据环境温度、电池的循环次数、电池的实际放电电流对电池总容量进行修正。

鲍慧、于洋提出基于安时积分法的电池 SOC 估算误差校正算法^[9], 用开路电压法对 SOC_0 进行估算, 并根据停车时间 T 与开路电压法所需要的静置时间 m 来选择合适的 SOC_0 值, 依据等价库伦效率的思想, 将不同电流放电的库伦效率统一到 5h 倍率放电电流的库伦效率上得到等价库伦效率, 最后依据大量

试验的得到循环次数和老化系数 α 以及电池容量 C 的关系, 并依此得到带有修正系数的安时积分公式:

$$SOC = \alpha SOC_0 - \frac{1}{\delta C} \int_0^t \eta_e I dt$$

式中 α 为自放电及老化因素的修正因子, δ 为电池总容量的修正因子, η_e 为等价库伦效率。

(3) 神经网络法

神经网络法指模拟人脑生物过程的人工智能系统, 运用神经网络对电池进行建模, 以电池电流、电压、温度等电池外特性为输入, 利用样本数据对系统进行训练, 达到要求后, 用训练好的系统根据当前输入对 SOC 进行估算。因此样本的精度对神经网络算法的估算精度有很大影响。

为了获得更加精确的 SOC 估计结果黄耀波、唐海定等人提出基于遗传神经网络的电动汽车锂电池 SOC 估计^[10], 建立了输出层为电池电压 U 和电流 I , 输出层为电池 SOC 值以及含有 15 个节点的隐含层的神经网络模型, 并利用遗传算法的全局寻优能力对神经网络中的连接权值和阈值进行优化, 最后对该算法进行仿真, 仿真结果显示运用遗传算法优化的神经网络算法可以根据电压和电流对电池 SOC 进行准确估计。

胡春花、何仁等人提出基于 PID 神经网络的车用锂电池 SOC 估计^[11]。PID 神经网络是在神经网络的基础拓扑结构上发展起来的, 将 PID 控制规律融入到神经网络的隐含层中, 构成一种动态的前向神经网络, 输入为电池电压、放电电流、电池累计放电量 and 电池电极温度, 输出为电池的剩余电量, 并采用反向学习算法, 使得该算法具有以任意精度逼近任意精度逼近任意连续变化量的功能。

黄智宇、曹玉恒提出基于 GA-RBF 网络的磷酸铁锂电池 SOC 预测方法^[12]。建立三层 RBF 神经网络, 输入为电池电压、电流, 输出电池的 SOC 值。从输出层到隐含层为非线

性映射,从隐含层到输出层为线性映射。隐含层采用高斯函数来起到非线性转换的作用。通过GA找出RBF网络中三个参数宽度向量,中心矢量以及网络权值的最优值以此来构建最优的网络结构进行SOC的估计。克服了网络参数选择的随机性,使该算法具有更强的适应能力。

(4) 卡尔曼滤波法

卡尔曼滤波理论核心思想是对系统状态做出最小方差意义上的最优估计。卡尔曼滤波算法实际是一种数学方法。通常卡尔曼滤波算法有系统的状态方程和测量方程组成。将卡尔曼滤波运用到锂电池SOC估算中,SOC为系统状态 X_k 的分量,控制输入 u_k 中包含电流、温度等参数,系统输出 y_k 为电池模型计算的负载电压。系统噪声 w_k 、测量噪声 v_k 均为Gauss型白噪声,协方差分别为 Q 和 $R^{[13]}$ 。

高明煜、何志伟等人提出运用采样点卡尔曼滤波来估计锂电池的SOC值^[14]。采样点卡尔曼滤波是卡尔曼滤波的另一种推广方法。它通过设计少量的采样点,根据采样点经由非线性函数的传播,计算出随机向量一、二阶统计特性的传播。使电池模型其可以适应不同放电速率和不同温度条件对动力电池SOC的影响。

沈艳霞、周园运用无损卡尔曼滤波法(UKF)对锂电池的SOC值进行估计^[15]。无损卡尔曼滤波法是根据无味变换(UT)和卡尔曼滤波相结合得到的一种算法。基于卡尔曼滤波算法,通过设计加权点来近似表示 n 维目标采样点,计算这些加权点,经由非线性函数的传播,通过非线性状态方程获得更新后的滤波值,从而实现对目标的跟踪。运用无损卡尔曼滤波法在不同温度和放电电流下进行SOC估计,结果表明无损卡尔曼滤波算法适应不同放电电流下电池SOC估计,对初始误差有较强的修正作用,随着温度降低估计过程中收敛速度变慢,但估算稳态精度几

乎不受温度影响,稳态精度都很高。因此无损卡尔曼滤波算法适合不同温度和放电电流下对锂离子电池组SOC的估计。

将扩展卡尔曼滤波法运用在锂电池SOC估计中时,由于系统噪声的不确定性,可能会造成估计误差,并且算法中的线性化过程受模型的影响较大。为解决上述两个问题杨海学、张继业等人采用改进Sage-Husa的自适应无迹卡尔曼滤波法来动态地估计多元复合锂离子电池的SOC^[16]。系统模型的系统噪声未知,因此不能简单的认为系统噪声协方差矩阵 R 是常数。将改进的Sage-Husa噪声估计器运用到无迹卡尔曼滤波中,在状态更新后对系统噪声进行估计,然后开始下一步预测。以此来提高SOC的估算精度,实时修正微小模型误差带来的估计误差。

针对卡尔曼滤波算法因固定的噪声滤波初值不能跟随工况变化而导致SOC估算不准确的问题。刘胜永、于跃等人提出一种自适应无迹卡尔曼滤波算法^[17]。利用Sage-Husa算法根据观测值的残差得到新的信息,根据新的信息对状态噪声和系统噪声不断修正,最终得到噪声无偏估计的功能,将Sage-Husa算法引入无迹卡尔曼滤波算法。将UT变换后的采样点点代入得到噪声的后验估计,用时变的噪声代替UKF固定的噪声模型^[17]。提高无迹卡尔曼滤波算法在噪声变化时的鲁棒性,以及SOC的估算精度。

为了改善传统卡尔曼滤波算法估计SOC时量测噪声的影响。林程、张潇华等人将模糊控制与卡尔曼滤波算法相结合提出模糊卡尔曼滤波算法^[18]。在假设过程噪声协方差 Q_k 已知的情况下,利用基于模糊推理系统的协方差匹配技术,实现自动调整量测噪声协方差矩阵 R_k 。引入匹配的概念表示测量噪声的理论方差值和实际方差值的差值,并以此作为模糊控制器的输入,输出任意时刻噪声协方差矩阵 R_k 的调整因子 α_k 。根据调整因子 α_k 实时调整噪声协方差矩阵 R_k 。提高了算法的

鲁棒性,通过基于联邦城市行驶工况实验,结果表明混合算法可以有效解决传统卡尔曼滤波算法估计不准和累计误差的问题。

(5) 组合算法

单一的SOC估算算法都有相应的缺陷,如开路电压法需要长时间的静置,安时积分法容易造成累计误差,卡尔曼滤波法收敛于模型却不能消除模型误差带来的估算误差。因此联合两种以上的算法形成优势互补,可以到的更准确的SOC估算值。这种组合算法也成为研究的重点。

潘卫华、刘晓丹提出了一种基于改进卡尔曼滤波的锂电池SOC估算算法^[19]。将开路电压法与安时积分法相结合,基于脉冲放电实验获得的SOC-OCV曲线,将锂电池SOC分为三段进行计算,在线性关系良好的0~20% SOC和90%~100%SOC段内直接使用开路电压法得到锂电池的SOC,在线性不明显的平台区使用安时积分法,计算锂电池的SOC。在使用安时积分的同时,使用改进的卡尔曼滤波法在考虑温度、充放电倍率、老化等因素的影响下,对SOC的初值和电流的测量值进行修正。减小安时积分的累计误差,使估算结果更接近于真实值。

毛华夫、万国春提出一种基于卡尔曼滤波修正算法的电池SOC估算算法^[20]。考虑充放电倍率,温度,充放电循环次数,自放电对电池容量的影响。得到修正的安时积分公式:

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \int_0^t \frac{\eta_i(t)}{\eta_r(1-\eta_n)Q_n} dt$$

式中 η_i 为充放电倍率 η_r 为温度 η_n 为充放电循环次数对锂电池容量 Q_n 的修正系数。考虑卡尔曼滤波算法扩展卡尔曼滤波法只能收敛于模型值,并不能消除模型本身的误差但对初值要求不高即使初值偏离实际值,也可以经过一定次数的迭代向真实值收敛和安时积分不考虑模型只是电流在时间上的积分的特点,将两种算法结合优势互补,相互修正,最终获得接近与真实值的SOC估计量。

张卫平、雷歌阳设计了一种简化的锂离子电池SOC估计方法^[21]。使用扩展卡尔曼滤

波法将安时积分法与开路电压法结合起来,以扩展卡尔曼滤波算法为基础进行电池SOC的估计。通过大量实验和仿真,得出扩展卡尔曼滤波算法中测量噪声协方差R影响滤波器的收敛速度和滤波的平滑性,R越大收敛越慢,滤波越平滑,反之,收敛越快,滤波越振荡。过程噪声协方差Q影响滤波误差,Q越小误差越小并且Q很小是与为0滤波性能几乎没有差别。以此为基础对测量噪声协方差、过程噪声协方差进行简化,使扩展卡尔曼滤波算法更容易使用。

孔祥创、赵万忠提出基于BP-EKF算法的锂电池SOC联合估计^[22]。以扩展卡尔曼滤波算法(EKF)为基础,对锂电池的SOC进行估算。利用BP神经网络具有较强的学习能力和复杂的映射能力的特点对EKF算法进行在线补偿。采集电池充放电时的电压、电流数据使用EKF算法进行2000次滤波,将端电压观测输出误差、卡尔曼增益、状态预测值与最优估计值之差作为BP神经网络的输入,以SOC真实值与滤波后最优估计值之差作为神经网络的输出。以此为数据库对神经网络进行训练。以扩展卡尔曼滤波算法的SOC估算值和BP神经网络算法的输出之和作为SOC的最优估计值。

3

总结

锂离子电池荷电状态SOC的正确估计对电池的能量管理有着至关重要的意义。单一的SOC估算算法都具有一定的缺陷。如:安时积分法容易造成累计误差,且在锂电池实际工作中,电池充放电电流、端电压、温度、自放电、老化程度等因素都会影响安时积分法的估算精度;开路电压法在占较大比例的平台区,由于开路电压的变化趋势不明显难以获得准确的SOC估计值,同时使用开路电压法估计电池的SOC值需要对静置一段时间,使算法的实际应用较为不便。与之相比卡尔曼滤波算法是一种相对完备的估算算法,由于卡尔曼滤波算法具有对SOC的初值没有精

确要求,可以得到相对准确的估算值等优点成为锂电池SOC估算算法的研究重点,卡尔曼滤波算法的各种扩展和变形也使得该算法越来越完备。

将两种及以上的SOC估算算法相结合,进行优势互补是也是一种有效的方法。如:将开路电压法与安时积分相结合,实时修正SOC的初值,可以降低安时积分产生的累计误差,获得更准确的估算值;将卡尔曼滤波法与安时积分法结合,利用卡尔曼滤波算法修正受温度、充放电倍率、老化等因素的影响的SOC估算值从而得到更准确的SOC估算值。这种组合算法得到越来越对的重视,成为锂电池SOC估算研究的研究方向,也是未来锂电池SOC估算研究的趋势。

(责任编辑 石 荣)

参考文献

- [1] MW Juzlow, ST Mayer. In: Design considerations for lithium-ion cells. Part I: Cell components[C]. Battery Conference on Applications and Advances, 1997: 189~193.
- [2] 季迎旭, 杜海江, 孙航. 蓄电池SOC估算方法综述[J]. 电测与仪表, 2014, 51 (4): 18~22.
- [3] 徐颖, 沈英. 基于改进卡尔曼滤波的电池SOC估算[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40 (6): 855~860.
- [4] 董超, 尚鸿, 杜明星. 基于扩展卡尔曼滤波法的锂离子电池SOC估算[J]. 制造业自动化, 2014, 36 (6): 21~23.
- [5] David O. Feder, Mark J. Hlavac. Analysis and Interpretation of Conductance Measurements Used to Assess The state-of-health of Valve Regulated Lead Acid Batteries[C]. Proceedings of the 16th International Telecommunications Energy Conference. 1994.
- [6] 张国安. 锂离子电池特性研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37 (10): 41~44.
- [7] 孙悦, 刘桥. 锂离子电池SOC估算算法的研究[J]. 通信电源技术, 2017, 34 (1): 45~47.
- [8] 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): 1 293~1 296.
- [9] 鲍慧, 于洋. 基于安时积分法的电池SOC估算误差校正[J]. 计算机仿真, 2013, 30 (11): 148~159.
- [10] 黄耀波, 唐海定, 章欢等. 基于遗传神经网络的电动汽车锂电池SOC预测[J]. 机电工程, 2013, 30 (10): 1 256~1 258.
- [11] 胡春花, 何仁, 王润才, 俞剑波. 基于PID神经网络的车用锂电池SOC估算[J]. 汽车技术, 2012, 10 (10): 36~38.
- [12] 黄智宇, 曹玉恒. 基于GA-RBF网络的磷酸铁锂电池SOC预测研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25 (3): 412~416.
- [13] 徐颖, 沈英. 基于改进卡尔曼滤波的电池SOC估算[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40 (6): 855~860.
- [14] 高明煜, 何志伟, 徐杰. 基于采样点卡尔曼滤波的动力电池SOC估计[J]. 电工技术学报, 2011, 26 (11): 162~167.
- [15] 沈艳霞, 周园. 基于无损卡尔曼滤波的锂离子电池组SOC估计[J]. 电源技术, 2015, 38 (5): 828~831.
- [16] 杨海学, 张继业, 张聆. 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, 35 (1): 30~35.
- [17] 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): 1 612~1 616.
- [18] 林程, 张满华, 熊瑞. 基于模糊卡尔曼滤波算法的动力电池SOC估计[J]. 电源技术, 2016, 40 (9): 1 836~1 839.
- [19] 潘卫华, 刘晓丹. 基于改进卡尔曼滤波的锂电池SOC估算研究[J]. 计算机仿真, 2014, 31 (3): 148~150.
- [20] 毛华夫, 万国春等. 基于卡尔曼滤波修正算法的电池SOC估算[J]. 电源技术, 2014, 2 (38): 298~302.
- [21] 张卫平, 雷歌阳, 张晓强. 一种简化的锂离子电池SOC估计方法[J]. 电源技术, 2016, 40 (7): 1 359~1 361.
- [22] 孔祥创, 赵万忠, 王春燕. 基于BP-EKF算法的锂电池SOC联合估计[J]. 汽车工程, 2017, 6 (39): 648~652.