

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802162

联合精确估算电池的健康状态*

夏克刚 钱祥忠 余懿衡 杨光辉 张佳瑶

(温州大学数理与电子信息工程学院 温州 325035)

摘要:以动力电池的电压、电流、温度和内阻作为输入,荷电状态作为输出,建立四输入一输出的神经网络仿真模型预测电池的荷电状态。再以荷电状态为基础,改进电池健康状态的估算方法,分别利用改进型容量法、改进型内阻法和电压法3种方法分别估算出电池的健康状态,并利用遗传神经网络算法建立了3种方法联合在一起的电池健康状态估算模型。以4节12V的串联锂离子电池组模块为研究对象分别进行了Simulink仿真和实验研究,通过采集动力电池充放电时的电压、电流、温度、内阻和放电电量数据,测试了电池的荷电状态和健康状态。实验结果表明电池荷电状态的预测精度为1.6%,仿真模型运行和实验结果显示联合法估算健康状态的最大误差为1.5%,高于其他3种单独的方法。本文提出的健康状态预测方法,省略了传统神经网络算法估算健康状态寻找健康因子的复杂步骤,同时也避免现有电池的健康状态估计单一参量判定方法的局限性。

关键词:荷电状态;健康状态;神经网络算法;联合法;动力电池

中图分类号: TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Combined accurate estimation of the health of battery

Xia Kegang Qian Xiangzhong Yu Yiheng Yang Guanghui Zhang Jiayao

(College of Mathematics, Physics and Electronic Information Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

Abstract: Taking the voltage, current, temperature and internal resistance of the power battery as input and the state of charge as output, a neural network simulation model with four inputs and one output was established to predict the state of charge of the battery. Then, based on the state of charge, the health state of the battery is estimated by the improved capacity method, the improved internal resistance method and the voltage method, respectively. The health state of the battery is estimated by the genetic neural network algorithm. By Simulink simulation and experimental study were carried out on four 12 V series lithium ion battery packs. The charge state and healthy state of the battery were tested by collecting voltage, current, temperature, internal resistance and discharge quantity data during charging and discharging. The experimental results show that the prediction accuracy of the battery state is 1.6%. The results of simulation and experiment show that the maximum error of the combined method is 1.5%, which is higher than the other three methods. In this paper, the health state prediction method is proposed, which omits the complex steps of finding health factors by traditional neural network algorithm, and avoids the limitation of single parameter judgment method for battery health state estimation.

Keywords: state of charge; state of health; neural network algorithm; combined method; battery

0 引言

随着能源危机和环境污染的问题日益突出。大力发展电动汽车成为了必然的趋势。而动力电池作为电动汽车的能量的来源,其性能已经成为电池研究领域的重点^[1]。表征电池状态的参数有电池的荷电状态(state of charge,

SOC)和电池的健康状态(state of health, SOH)。其中,电池的荷电状态表征了电动汽车的续航里程等性能^[2-5],而电池的健康状态表征了电池的寿命,直接影响到电动汽车的安全性和经济性^[6-7]。由此可见,准确的估算电池的SOH,可以及时了解电池组中各个单体电池的健康状况,以便及时更换老化的电池单体,排除安全隐患,对于延长电池组使

收稿日期:2018-09-20

* 基金项目:温州市科技局科技计划项目(G20170008)、温州大学研究生创新基金项目(201736)、国家级大学生创新创业训练计划项目(201710351024)资助

用寿命,减少因电池老化而引发的事故,保证电池组的整体性能及电动汽车续航里程的准确估计具有深远影响。目前,常用的 SOH 估算方法有直接放电法、电化学模型法以及经验模型法等。直接放电法可以准确的估算出电池的健康状态,但是此方法只能离线状态下进行,耗时长;电化学模型法是从电化学反应角度出发,将电池在循环使用过程中容量的衰减与活性锂离子的损失联系起来,提出通用的衰退模型,但该模型控制方程复杂,计算量巨大;经验模型法对电池大量的实验与数据分析后,得出电池参数与 SOH 的关系,不需要分析复杂的电池内部系统,但是此方法需要依赖大量的实验数据,寻找电池的健康因子也很复杂^[8-10]。本文采用 3 种方法分别估算出电池的 SOH,再利用神经网络算法将 3 种方法联合最终估算出电池的健康状态^[11-15]。此方法省略了传统神经网络算法估算 SOH 寻找健康因子的复杂步骤,避免现有电池的健康状态 SOH 估计单一参量判定方法的局限性,同时也提高了 SOH 的预测精度。

1 SOC 估算

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)训练时,第 1 步是信号正向传递计算出误差,第 2 步是计算出来的误差反向传递来修正权值和阈值。神经网络具有较强的非线性逼近能力,可以用来建立锂离子动力电池 SOC 预测模型。但现有文献中很少考虑电池内阻对 SOC 的影响。而测量实验发现,锂电池内阻对其 SOC 有重要影响。本文采用 BP 神经网络,通过采集电池的电压、电流、内阻和温度作为 BP 神经网络的输入,电池 SOC 作为神经网络的输出,对 BP 神经网络模型进行训练。BP 神经网络结构如图 1 所示。

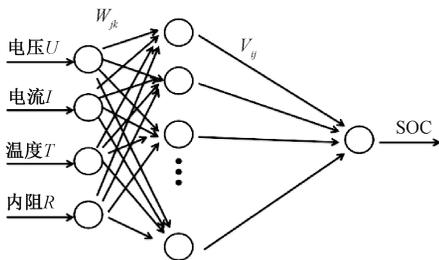


图 1 BP 神经网络结构

网络误差:

$$E = \frac{1}{2}(d - y)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^1 (d_k - y_k)^2 \quad (1)$$

误差梯度下降:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (2)$$

$$\Delta V_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ij}} \quad (3)$$

权值更新:

$$W_{ij} = W_{ij} + \Delta W_{ij} \quad (4)$$

$$V_{ij} = V_{ij} + \Delta V_{ij} \quad (5)$$

式中: E 为误差; y 为预测值; d 为期望值; η 为学习效率。 W_{ij} 为输入层到隐含层的权值; V_{ij} 为隐含层到输出层的权值。式(5)反映了网络权值更新和误差不断减小的过程。

1.2 实验装置和数据分析

实验研究的电池是江苏欧力特公司生产的 4 组 12 V 20 AH 的磷酸铁锂电池组模块,利用武汉中电通电力设备有限公司生产的 ZDT-LT 型号的蓄电池充放电测试仪进行充放电实验,实验系统装置如图 2 所示。ZDT-LT 型蓄电池充放电测试仪可对锂电池在线状态下实现恒流和变流充放电,在 60 V 以内工作电压和 30 A 以内工作电流调控。再结合电池内阻测试仪和温度测试仪,实时记录电池充放电的电流、总电压、单体电压、放电量、温度、内阻等数据。



图 2 实验系统装置

电池组模块进行放电实验时的电池内阻与 SOC 的关系曲线如图 3 所示,SOC 的变化也会引起内阻的变化,SOC 越低,内阻越大。SOC 值低时内阻增加的速率会上升。锂电池内阻对其 SOC 有重要影响,所以估算电池 SOC 时需要考虑内阻的影响。

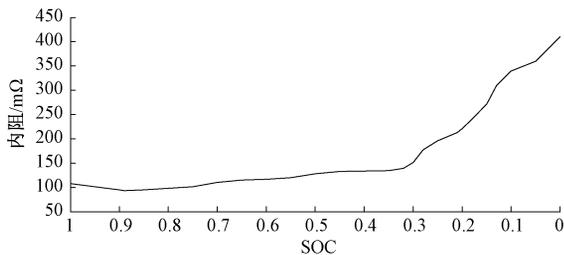


图 3 放电时的电池内阻与 SOC 的关系曲线

1.3 SOC 预测仿真

本文通过蓄电池充放电测试仪记录 145 组数据,选择 120 组实验数据进行训练,其余的数据进行测试。加入内阻作为输入的 BP 神经网络算法预测 SOC 的仿真结果如图 4 所示。

图 4(a)所示为四输入模型估算的 SOC 值与实际值的对比。从图中可以清晰的看出加入内阻的四输入网络模型,预测值可以很好的跟踪实际值,误差小,预测精度高。图 4(b)所示为四输入模型估算 SOC 的误差分布图,其中

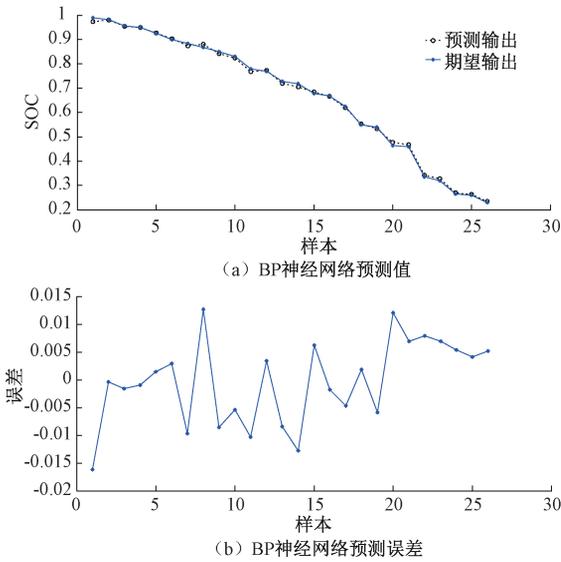


图4 BP神经网络仿真结果

最大估算误差为1.6%，估算SOC的结果准确。

2 SOH预测

2.1 改进型容量法预测SOH

容量法又称为完全放电法,此方法可以准确的估算出电池的健康状态。传统的容量法估算电池的SOH是从电池容量的角度出发,需要知道电池由充满状态到完全放电释放的电量,其数学表达式:

$$SOH = \frac{C_M}{C_N} \quad (6)$$

其中, C_M 为现在时刻电池由充满状态完全放电所放出的电量; C_N 为初始时刻电池由充满状态完全放电所放出的电量。但是该方法只能离线估算电池SOH,不支持在线估算,且周期长,需要电池进行完全放电。特别是在电动汽车在实际使用过程中,基本不会对电池进行完全放电,故不能运用在汽车上实时在线估算电池的SOH。

传统的容量法将电池由充满状态进行完全放电过程,如果从电池的荷电状态角度出发,可以认为是SOC从100%状态放电至0%。实际中,是不会对电动汽车进行这样的深度放电。所以传统容量法很难满足电动汽车对SOH估算的需要。本文结合电池的SOC对传统容量法进行改进,其表达式如下:

$$SOH_C = \frac{C_{\text{now}(\text{soc}_1 - \text{soc}_2)}}{C_{\text{new}(\text{soc}_1 - \text{soc}_2)}} \quad (7)$$

由于传统的容量法是电池使用过后现阶段从充满电到完全放电的总放电量与初始阶段从充满电到完全放电的总放电量的比值,它不能做到在线检测。改进型容量法用现在时刻SOC所对应的放电量比初始时刻相同SOC所对应的放电量即为SOH的值。它只需要知道两个SOC区间的放电量,它任意两个时刻的SOC都能得到,不需要进行完

全放电,支持在线估算。实际运用中,完全可以在不损伤电池的情况下,在健康的荷电状态下对电池的SOH进行估算,不需要进行深度放电,同时也继承了传统容量法准确性的优点。

改进型容量法SOH的预测结果如图5所示。从图5(a)可以看出,使用改进型容量法,预测值可以很好的跟踪实际值。从图5(b)可以看出,改进型容量法预测结果最大误差3.6%,满足SOH的预测精度为5%的要求。

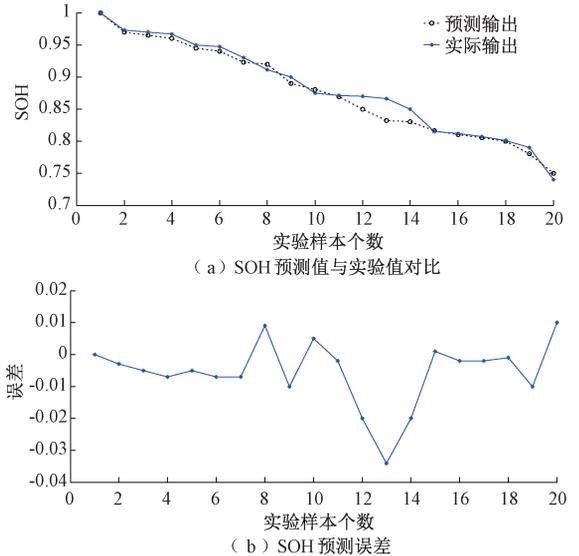


图5 改进型容量法SOH预测结果

2.2 改进型内阻法预测SOH

内阻法,从电池内阻的角度出发,认为SOH与内阻是对应变化的,其数学表达式如式:

$$SOH_R = \frac{R_{EOL} - R_{NOW}}{R_{EOL} - R_{NEW}} \quad (8)$$

其中, R_{EOL} 为电池寿命结束所对应的内阻; R_{NEW} 为电池初始所对应的电阻; R_{NOW} 为现在时刻所对应的内阻值。但是该方法对内阻测量的精度要求较高,通常在电池为充满电状态或者在完全放电这种特定的状态下估算电池的SOH。而实际电动汽车使用过程中,很难满足荷电状态特定的要求。本文结合电池的SOC对传统内阻法进行改进,其表达式如下。

$$SOH_R = \frac{(R_{EOL} - R_{\text{now}})_{\text{SOC}_1}}{(R_{EOL} - R_{\text{new}})_{\text{SOC}_1}} \quad (9)$$

本文方法需要在电池SOH为100%的状态下对电池进行放电,记录各荷电状态下对应的内阻值。在利用改进型内阻法估算电池的SOH时,利用查表法输出电池SOH为100%的状态下和相应的荷电状态下的内阻值,由此计算电池的SOH。由于传统内阻法只将内阻限制在初始SOC为100%的时刻,不能实时测量,而改进内阻法是以SOC为限制,可以在任意SOC状态时刻估算,支持实时在线估算。

改进型内阻法 SOH 的预测结果如图 6 所示。从图 6(a) 可以看出,使用改进型内阻法,预测值也可以跟踪实际值。从图 6(b) 可以看出,改进型内阻法预测结果最大误差 4.2%,满足 SOH 的预测精度在 5% 之内的要求。

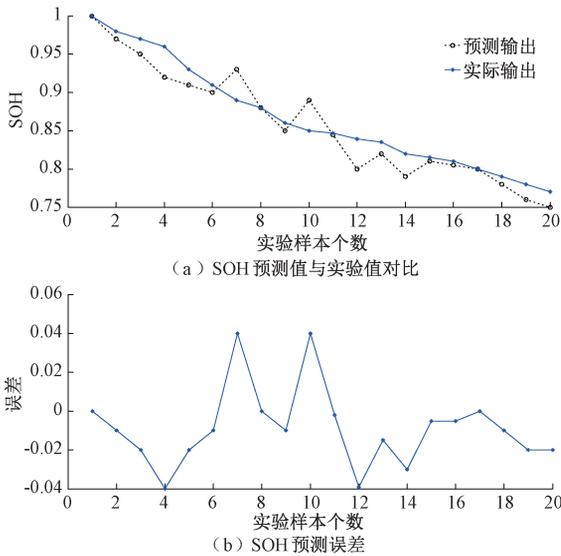


图 6 改进型内阻法 SOH 预测结果

2.3 电压法估算电池的 SOH

本文方法的核心思想是由于电池的老化,电池的可用容量会逐渐减小,老化程度严重的电池,即电池健康状态越小的电池,在放电过程中,电压下降相等的情况下会释放出更少的电量。在下降电压相同的情况下,老化电池释放的电量与新电池释放的电量的比值即为此刻电池的健康状态,其表达式如下。

$$SOH_V = \frac{C_{NOW(V_1-V_2)}}{C_{NEW(V_1-V_2)}} \quad (10)$$

式中:分子表示现在时刻电池放电由电压 V_1 放电至 V_2 所对应的放电量;分母为初始时刻电池放电由电压 V_1 放电至 V_2 所对应的放电量,其比值即为当前电池的 SOH。

电压法 SOH 的预测结果如图 7 所示。从图 7(a) 可以看出,使用电压法,预测值也可以跟踪实际值,但有些预测点波动较大。从图 7(b) 可以看出,电压法预测结果最大误差达到 6%,不能满足 SOH 的预测精度在 5% 之内的要求。

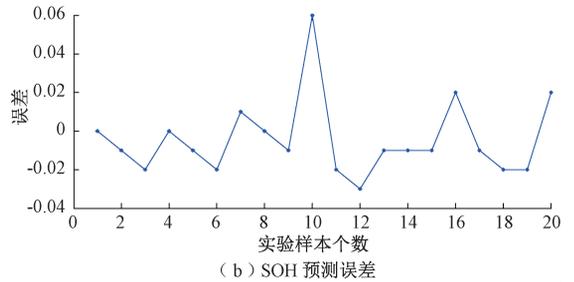
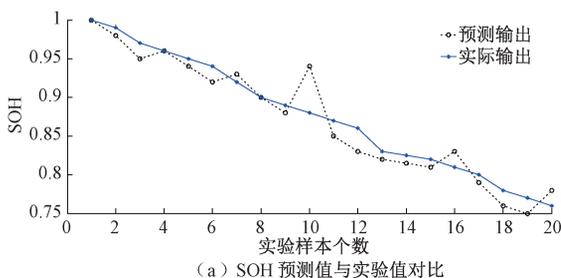


图 7 电压法 SOH 预测结果

3 联合法估算电池 SOH

3.1 遗传神经网络

为保证电池 SOH 预测精度,本文提出采用联合法估算电池 SOH 技术。将 SOH_C 、 SOH_R 和 SOH_V 作为神经网络的输入,SOH 为输出作为最终估算的电池健康状态值。为了提高神经网络算法的预测精度,本文采用遗传算法(genetic algorithm,GA)来优化神经网络的权值和阈值,使优化后的神经网络能够更好的预测函数输出。使用联合法估算电池 SOH 的结构如图 8 所示。

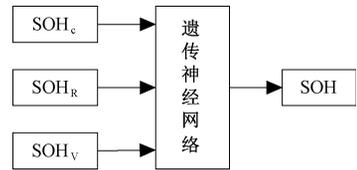


图 8 联合法估算电池 SOH 结构

遗传算法优化神经网络要素包括种群初始化、适应度函数、选择操作、交叉操作和变异操作。

种群初始化:每个个体都是一个实数串,编码方法为实数编码。输入层与隐含层权值、隐含层与输出层权值、输入层与隐含层阈值、隐含层与输出层阈值,随机产生 N 个染色体。编码长度为 L 为:

$$L = I \times H + H \times O + H + O \quad (11)$$

式中: I 、 H 和 O 分别为输入层、隐含层和输出层的神经元个数。

适应度函数:神经网络的系统误差的倒数作为遗传算法的适应度函数,通过遗传算法强大的搜索性能使网络的系统误差最小化,即适应度值最大化,从而得到最优的权值和阈值。

$$f = \{[\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (t_m^n - y_m^n)^2] + 1\}^{-1} \quad (12)$$

式中: N 是训练样本数; M 为输出层节点数; t 为输出节点 m 的预测输出; y 为输出节点 m 的实际输出。

选择操作:采用基于基于适应度比例的选择策略,选择概率 p 为:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^r f_j} \quad (13)$$

式中: X 为种群规模; f_i 表示个体适应度; P_i 表示个体被选中的概率。个体的适应度越大,被选择的概率越高。

交叉操作:采用实数交叉法,第 k 染色体 a_k 和第 l 各染色体 a_l 在 j 位的交叉操作方法如下:

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \\ a_{lj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \end{cases} \quad (14)$$

式中: b 为 $[0, 1]$ 的随机数。

变异操作:选取第 i 个个体的第 j 个基因进行变异,变异操作方法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})f(g), r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})f(g), r \leq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

$$f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})^2$$

式中: a_{\max} 为基因 a_{ij} 的上界; a_{\min} 为基因 a_{ij} 的下界; r_2 为一个随机数; g 为当前迭代次数; G_{\max} 为最大进化次数; r 为 $[0, 1]$ 的随机数。

3.2 遗传神经网络仿真结果

为验证本文所提出的联合法估算电池 SOH 的有效性,使用实验平台采集的实验数据对模型预测性能进行仿真验证。本文使用 120 组数据,其中 100 组数据进行网络训练,其余的 20 组数据进行预测仿真。本文的输入节点个数为 3 个,分别是 SOH_c 、 SOH_r 和 SOH_v ,输出为 SOH。则根据经验公式设置隐藏节点数为 7。设置进化代数,即迭代次数为 100,种群规模为 50。交叉概率和变异概率为 $[0, 1]$ 之间,分别设置为 0.2 和 0.1。仿真结果如图 9、10 所示。

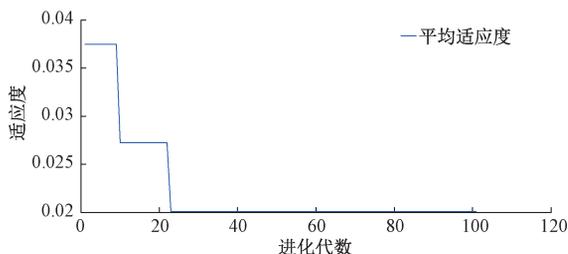
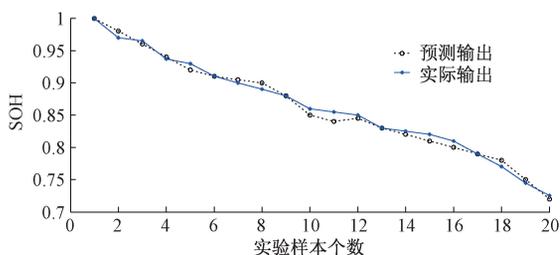


图9 适应度曲线(终止代数=100)

遗传算法优化过程中最优个体的适应度值的变化曲线如图 9 所示,模型最佳适应度发生在 23 代左右,获取最优的权值阈值初始值,模型稳定性较好。联合法预测电池 SOH 的结果如图 10 所示。从图 10(a)可以看出,联合法可以很好的预测 SOH,预测结果准确。图 10(b)所示为联合法预测 SOH 的误差,仿真模型运行 20 次,其中最大误差为



(a) SOH预测值与实际值对比

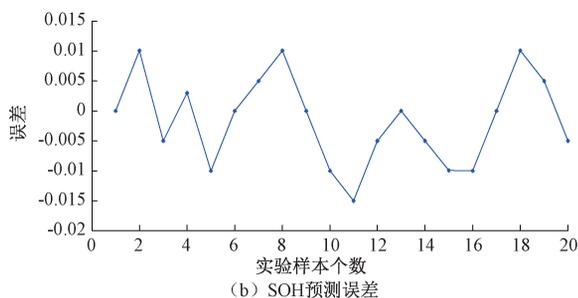


图10 联合法 SOH 预测结果

1.5%,预测结果准确,满足电动汽车 SOH 预测精度。

4 结 论

本文通过测量实验发现,锂电池内阻对其 SOC 有重要影响,而现有文献中很少研究内阻与 SOC 的联系。建立了含内阻 SOC 预测的 BP 神经网络方法,预测精度达到 1.6%。提出结合电池的 SOC 对传统容量法进行改进来估算电池的 SOH,本文方法不仅保留传统容量法预测 SOH 准确性的优点,同时大大缩减预测电池 SOH 所需的时间,使用改进型容量法预测电池的 SOH,不需要对动力电池进行完全放电,同时预测精度达到 3.6%。提出的改进型内阻法与传统的内阻法预测电池的 SOH 相比较,预测 SOH 时更加灵活,不要求在特定的荷电状态下,任意荷电状态下都可以预测电池的 SOH,且预测精度达到 4.2%。同时本文使用联合法估算电池的 SOH,省略了传统神经网络算法估算 SOH 寻找健康因子的复杂步骤,避免了现有电池的健康状态 SOH 估计单一参量判定方法的局限性,同时也提高了 SOH 的预测精度,预测精度达到 1.5%,满足电动汽车 SOH 预测精度要求。使用联合法估算电池 SOH 的精度高于单独方法预测 SOH 的精度。

参考文献

- [1] 姚芳,田家益,黄凯.锂电池组健康状态计算方法综述[J].电源技术,2018,42(1):135-138.
- [2] 冯飞,宋凯,逯仁贵,等.磷酸铁锂电池组均衡控制策略及荷电状态估计算法[J].电工技术学报,2015,30(1):22-29.
- [3] 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,2016,35(1):30-35.
- [4] 刘苗.车载锂离子动力电池荷电状态与健康状态估计研究[D].济南:山东大学,2017.
- [5] 于海芳,逯仁贵,朱春波,等.基于安时法的镍氢电池 SOC 估计误差校正[J].电工技术学报,2012,27(6):12-18.
- [6] 程泽,杨磊,孙幸勉.基于自适应平方根无迹卡尔曼滤波算法的锂离子电池 SOC 和 SOH 估计[J].中国电机工程学报,2018,38(8):2384-2393,2548.
- [7] 颜湘武,郭琪,杨漾,等.动力电池组健康状态评价方法

- 的研究[J].湖南大学学报(自然科学版),2015,42(2):93-99.
- [8] 吴盛军,袁晓冬,徐青山,等.锂电池健康状态评估综述[J].电源技术,2017,41(12):1788-1791.
- [9] 宾洋,于静美,朱英凯,等.实时雨流计数法及其在钴酸锂电池健康状态建模中的应用[J].中国电机工程学报,2017,37(12):3627-3635,3692.
- [10] 董汉成,凌明祥,王常虹,等.锂离子电池健康状态估计与剩余寿命预测[J].北京理工大学学报,2015,35(10):1074-1078.
- [11] 钟国彬,刘新天,何耀,等.变电站用铅酸电池 SOH 估计[J].电源技术,2016,40(12):2407-2410.
- [12] 孙冬,许爽.梯次利用锂电池健康状态预测[J].电工技术学报,2018,33(9):2121-2129.
- [13] 刘丽娜.基于遗传优化 BP 神经网络算法的土壤含水量反演研究[D].成都:电子科技大学,2011.
- [14] 刘浩然,赵翠香,李轩,等.一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J].仪器仪表学报,2016,37(7):1573-1580.
- [15] 孙一睿,李钰鑫,陈磊,等.基于遗传算法优化神经网络的 SCR 催化剂失效预测[J].中国电机工程学报,2016,36(S1):112-120.

作者简介

夏克刚,1992 年出生,硕士研究生,主要研究方向电动汽车充放电。

E-mail:1074840590@qq.com