

锂离子电池模型综述^①

刘 鹏¹, 梁新成¹, 黄国钧²

(1. 西南大学工程技术学院, 重庆 400715; 2. 西南大学人工智能学院, 重庆 400715)

摘要: 锂离子电池的性能是影响电动汽车动力性能最主要的因素之一, 锂电池的荷电状态(SOC)是电动汽车电池管理系统(BMS)的核心, 为整车电池组的控制提供判断基准。建立一个准确的锂离子电池模型是实现电池 SOC 在线监测的关键, SOC 的精确程度直接影响着锂电池的输出特性、使用寿命和安全性能等方面。有鉴于此, 本文对电化学模型、等效电路模型、神经网络模型以及热耦合模型的特点进行综述, 最后对未来用于 SOC 精确在线估计的锂离子电池模型进行了展望。

关键词: 锂离子电池; 电动汽车; SOC; BMS; 电池模型

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-7923(2021)02-0106-07

A Review of Lithium-ion Battery Models

LIU Peng¹, LIANG Xin-cheng¹, HUANG Guo-jun²

(1. College of Engineering and Technology, Southwest University of China, Chongqing, 400715, China;

2. College of Artificial Intelligence, Southwest University of China, Chongqing, 400715, China)

Abstract: The performance of the lithium-ion battery is one of the major factors affecting electric vehicle dynamic performance. And the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries is the core part of the electric vehicle lithium battery management system (BMS), which provides a benchmark for the control of the vehicle battery pack. It is significant to build a precise model of lithium-ion battery to monitor the SOC online. The accuracy of SOC impacts the output characteristics, service life, and safety performance of lithium batteries directly. Therefore, it is necessary to review researches on the electrochemical model, the equivalent circuit model, the neural network model, and the characteristics of the thermal coupling model. Based on the analysis outcome, a piece of advice on how to establish the model of lithium-ion battery to obtain higher accuracy of SOC estimation has been proposed as well.

Keywords: Lithium-ion battery; Electric vehicle; SOC; BMS; Battery model

1 引言

为积极响应国家可持续发展战略, 传统燃油汽车

正向新能源汽车转型。锂离子电池作为新能源汽车最主要的储能单元, 其与铅酸电池、镍氢电池和镍镉

①基金项目:

重庆市科委项目(cstc2020jscx-gksbX0015)。

作者简介:

刘鹏(1998—), 男, 四川人, 研究生, 主要研究锂电池管理系统方向。Email: lpswuedu@163.com

通讯作者:

梁新成(1978—), 本文通讯作者, 西南大学工程技术学院讲师, 主要研究方向为新能源汽车及汽车动力学控制。

电池等传统电池相比,具有比能量和比功率高、循环使用寿命长、对环境污染小、充电速度快、无记忆效应与工作电压高等特点^[1],因而应用在越来越多的场景中。SOC(State of Charge)作为锂电池的重要参数,对其进行精确估计有利于充分发挥新能源汽车的动力性和安全性,并且延长锂电池的使用寿命。美国先进电池联合会在其《电动汽车电池实验手册》中定义 SOC 为电池在一定放电倍率下,剩余电量与相同条件下额定容量的比值:

$$SOC = SOC_0 - \frac{\eta}{C} \int i(t) dt \quad (1)$$

SOC_0 表示电池初始的荷电状态, η 表示等效库伦效率,等于电池放电容量与相同条件下充电容量的比值,用以描述不同放电倍率、电池自放电和工作环境温度等因素对电池放电状态的影响, C 表示电池的额定容量, $i(t)$ 表示随时间变化的电流^[2]。SOC 作为 BMS(Battery Management System)的核心,一般通过对电压、电流和温度等参数实现对其估算,进而完成电池充放电控制、热管理等功能^[3]。受多种因素影响,实现对 SOC 精确在线估计较为困难。目前常用的锂电池模型主要有电化学模型、等效电路模型、神经网络模型和热耦合模型,对其进行分析具有重要的工程应用价值。

2 电化学模型

电化学模型将锂电池简化为正电极、负电极、隔膜和电解液组成的系统。根据电池内部电化学反应、离子扩散和极化效应等电化学理论建立的电池模型,其中最经典的是 Doyle 与 Newman 提出的准二维电化学模型 P2D(Pseudo Two Dimensional Model)^[4]。

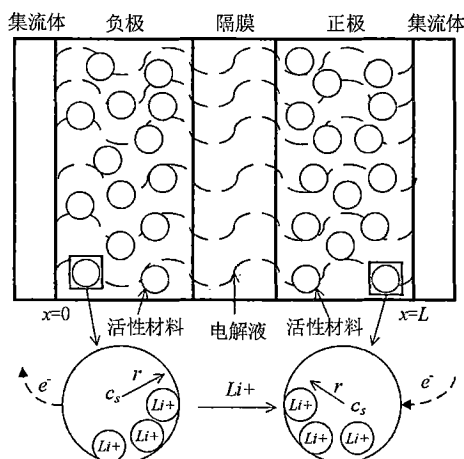


图 1 准二维电化学模型

Fig. 1 Structure of P2D model.

P2D 是基于多孔电极理论和浓溶液理论而提出的,假设如下^[5]: (1) 正负电极活性材料由半径相同的球形颗粒组成; (2) 电池内部反应仅发生在固相和液相中,且无气体产生; (3) 正负电极集流体导电率非常高,电化学反应仅发生在 x 轴方向; (4) 忽略双电层效应的影响; (5) 电池液相体积分数保持不变。其模型结构原理如图 1 所示,放电时锂离子从负极活性材料脱嵌进入负极液相电解质溶液中,负极活性材料粒子表面与内部形成浓度差导致内部锂离子会向表面发生固相扩散;负极液相电解质中的高浓度锂离子向低浓度锂离子方向发生扩散,并且通过隔膜到达正极液相电解质中;部分正极活性材料粒子表面嵌入的锂离子会向内部发生固相扩散,同时电子通过外部电路从负极移动到正极发生反应^[6],充电时则相反。P2D 可用以下五个方程进行描述^[7-8]:

(1) 固相扩散方程

固相扩散方程表示锂离子在正电极或负电极活性材料粒子内部发生扩散的过程,由 Fick 第二定律可描述活性材料粒子内部锂离子浓度:

$$\frac{\partial c_s}{\partial t} = \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial r} \left(r^2 D_s^{eff} \frac{\partial c_s}{\partial r} \right) \quad (2)$$

c_s 表示正负极固相中锂离子浓度, D_s^{eff} 表示固相有效扩散系数, ∂t 和 ∂r 分别表示活性材料内部锂离子浓度随时间和位置的变化。

(2) 液相扩散方程

液相扩散用来描述锂离子在液相电解质中发生扩散的过程,其描述方程为:

$$\epsilon_e \frac{\partial c_e}{\partial t} = D_e^{eff} \frac{\partial^2 c_e}{\partial x^2} + \frac{1-t_+^0}{F} j_r \quad (3)$$

c_e 为液相中锂离子浓度, D_e^{eff} 为液相有效扩散系数, ϵ_e 为液相体积分数, t_+^0 为锂离子液相转移系数, F 为法拉第常数, j_r 为活性材料表面摩尔通量, ∂t 和 ∂x 分别为液相电解质中锂离子浓度随时间和沿 x 轴位置的变化。

(3) 固相电势方程

通过欧姆定律可以得出正负电极电势与固相电流密度的关系,其描述方程为:

$$\sigma^{eff} \frac{\partial \varphi_s}{\partial x} = -i_s \quad (4)$$

φ_s 为固相电势, σ^{eff} 为固相有效电导率, i_s 为固相电流密度。

(4) 液相电势方程

液相电势由液相锂离子浓度分布和液相电流密度组成且也遵循欧姆定律,其描述方程为:

$$\kappa^{eff} \frac{\partial \varphi_e}{\partial x} = -i_e + \kappa^{eff} \frac{2RT}{F} (1 - t_+^0) \frac{\partial \ln c_e}{\partial x} \quad (5)$$

κ^{eff} 为液相有效电导率, φ_e 为液相电势, i_e 为液相电流密度, R 表示摩尔气体常数, T 表示电池温度。

(5) 电化学反应方程

Butler-Volmer 电化学反应方程(BV 方程)用以描述电极活性材料颗粒与液相电解质交界处的电化学反应:

$$\left. \begin{aligned} j_r &= a_s i_0(x, t) \left[\exp\left(\frac{\alpha_a F \eta}{RT}\right) - \exp\left(\frac{\alpha_c F \eta}{RT}\right) \right] \\ i_0(x, t) &= k c_s^{a_a} (c_{s, max} - c_{s, e})^{a_a} c_{s, e}^{a_c} \\ \eta &= \varphi_s - \varphi_e - U \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

a_s 表示正负电极活性材料单位体积的表面积, $i_0(x, t)$ 表示交换电流密度, k 表示电化学反应系数, α_a 和 α_c 分别表示阴阳极传递系数, $c_{s, max}$ 表示电极活性材料粒子中最大的锂离子浓度, $c_{s, e}$ 表示活性材料粒子表面的锂离子浓度, η 表示过电势, U 表示电池开路电压。

虽然 P2D 模型精度很高,但是含有大量的偏微分方程以及状态变量的互相耦合使得计算十分复杂。此外,部分状态变量难以进行精确测量,故许多学者纷纷展开 P2D 的简化研究。单粒子模型(SP)用两个球形颗粒代替锂电池正负极所有的活性物质且不考虑电解质浓度和液相电势的变化,虽然在一定程度上降低了计算量,但是该模型只适用于低倍率工况^[9]。扩展单粒子模型(ESP)是在单粒子模型的基础上考虑了电解质浓度和液相电势的变化,但增加了模型的复杂性^[10-11];平均电极模型以锂离子平均浓度代替了锂离子在电极活性材料中的浓度分布,使得模型复杂程度大大降低^[12];Xu 等提出利用非均匀离散方法来描述锂离子浓度分布,对 P2D 进行降阶处理,简化了计算^[13];李光远等利用 Pade 近似方法将 P2D 简化为改进的一维模型,通过仿真对比验证了其改进模型的精确性^[14];杨俊等建立简化的电化学传递函数参数化模型并通过不同的电池放电实验,验证了其模型的精确性^[15]。

3 等效电路模型

等效电路模型是依据已有的锂电池充放电实验数据并利用电压源、电阻、电容等电子元件建立的模型^[16]。简单的等效电路模型能够极大地减少锂电池 SOC 估计的计算量,但是精度下降较多;而复杂的模

型能够准确反映电池的输出特性,但会增加相应的计算量。等效电路模型包含 Rint 模型^[17]、Thevenin 模型^[18]、PNGV 模型^[19]、GNL 模型^[20]等。

(1) Rint 模型

Rint 模型也叫做内阻模型,是最简单的等效电路模型,如图 2 所示,仅由一个欧姆内阻 R_0 和恒压源 U_{oc} 串联而成,精度较低且为线性输出,不适用于描述锂电池的非线性输出特性。

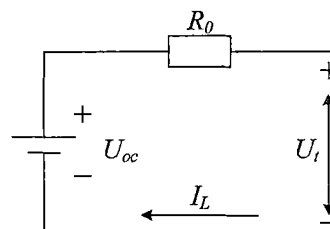


图 2 Rint 模型

Fig. 2 Model of Rint.

(2) Thevenin 模型

Thevenin 模型也叫做一阶 RC 模型,是在 Rint 模型的基础上串联了一个 RC 回路,用以考虑锂电池的极化现象。RC 回路可以描述电池充放电结束后电池电压回稳特性^[21]。由于一阶 RC 的精度较差,通常使用二阶 RC 模型,如图 3 所示。 R_s 、 R_L 分别考虑电池的电化学极化电阻和浓差极化电阻; C_s 、 C_L 分别表示电化学极化电容和浓差极化电容; R_e 表示随循环次数的增加而变化的欧姆内阻。虽然三阶 RC 等效电路模型的精度比二阶高,但是串联的 RC 回路增多会导致参数辨识时的计算就越复杂^[22]。综合模型精度和参数辨识的复杂程度,二阶 RC 等效电路模型是最适中的模型。

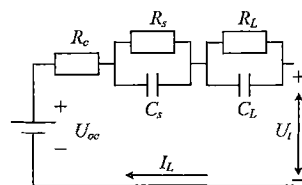


图 3 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 3 Second order RC equivalent circuit model.

(3) PNGV 模型

如图 4 所示, PNGV 模型在 Thevenin 模型的基础上串联了一个电容 C_b , 用以描述由负载电流随时间的累积而产生的电池开路电压的变化, 考虑了电池开路电压 U_{oc} 随电池 SOC 的变化而变化^[23]。该模型能很好地描述电池的输出特性, 但是串联电容会增大累计误差^[24]。

(4) GNL 模型

GNL 模型综合了前面模型优点并考虑了电池的

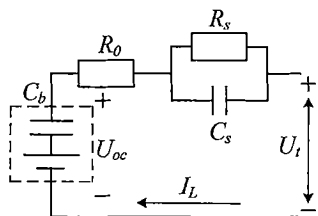


图 4 PNGV 模型

Fig. 4 Model of PNGV.

自放电,如图 5 所示,电阻 R_s 表示自放电内阻,电流 I_s 表示自放电电流。该模型极大提高了电池输出特性的仿真精度,但是模型参数过多且辨识难度较大。

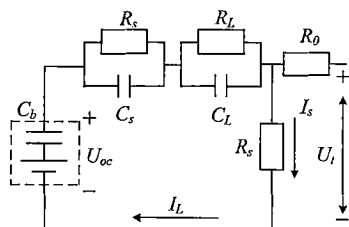


图 5 GNL 模型

Fig. 5 Model of GNL.

等效电路模型大多会联合算法对锂电池 SOC 进行估计。常见的模型参数辨识算法有极大似然估计法、预报误差法和最小二乘法等,并通常联合卡尔曼滤波算法估计 SOC,传统的卡尔曼滤波(KF)只适用于线性系统,因此在 KF 的基础上发展了许多用于非线性系统的算法,比如扩展卡尔曼滤波(EKF)、自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)等。EKF 通过泰勒级数展开将非线性系统转化为线性系统,但是计算雅克比矩阵时忽略了高阶项并且假定过程噪声和测量噪声为互不相关的高斯噪声且在整个过程中不发生改变,因而影响了算法的精度^[25]; AEKF 在 EKF 的基础上考虑了系统的可变噪声,通过前一时刻的数据变化不断地估计和修正系统的过程噪声和测量噪声,但是同样忽略了高阶项^[26]; UKF 通过无迹变换(UT 变换)对非线性函数的概率分布进行近似处理,不需要对函数求导,适用于非高斯噪声的非线性系统^[27-28],但是 UKF 算法不稳定,所以在实际工程的运用中较少。

4 神经网络模型

锂电池作为一个高度非线性系统,其输出特性不仅随着自身状态(放电倍率、老化程度等)的变化而变化,还会有外界环境(温度、湿度等)的影响。神经网络具有高度非线性、多输入和自学习等优点,能模拟电池的输特性^[29]。经典的 BP 神经网络是一种反向传播网络,一般包含输入层、隐含层和输出层^[30],

如图 6 所示。

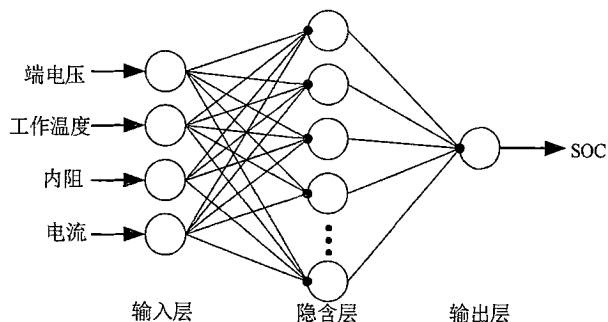


图 6 BP 神经网络模型

Fig. 6 BP neural network model.

神经网络的输入层一般为电池的端电压、工作温度、负载电流、内阻等参数,隐含层神经元的个数要比输入层多,以增大模型的精度;输出层则为电池 SOC^[31],每一层由非线性处理单元组成,且相邻层之间又通过突触权阵连接起来。其数学模型可描述为^[32-33]:

(1) 正向传播过程:正向传播为神经元输出的过程。

$$\left. \begin{aligned} X_j &= \sum_i w_{ij} x_i \\ X'_j &= f(X_j) \\ Y_l &= \sum_j w_{jl} X'_j \\ e &= Y_l - Y_d \\ E &= \frac{1}{2} e^2 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

X_j 表示隐含层的输入向量, w_{ij} 表示输入层与隐含层两神经元之间的权值, x_i 表示输入层各神经元, X'_j 表示隐含层输出向量, $f(x)$ 表示隐含层变换函数, Y_l 表示输出层的输出值, w_{jl} 表示隐含层与输出层两神经元之间的权值, e 表示神经网络的输出值与理想值的差值, E 表示网络误差性能指标。

(2) 反向传播过程:反向传播为调整各层神经元之间权值的过程。

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{jl} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jl}} \\ w_{jl}(k+1) &= w_{jl}(k) + \Delta w_{jl} \\ \Delta w_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \\ w_{ij}(k+1) &= w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

Δw_{jl} 表示隐含层与输出层两神经元之间的权值调整大小, η 表示网络学习速率且常取 0 ~ 1 之间的数值, $w_{jl}(k+1)$ 表示下一时刻隐含层与输出层两神经元之间的权值, Δw_{ij} 表示输入层与隐含层两神经

元之间的权值调整大小, $w_{ij}(k+1)$ 表示下一时刻输入层与隐含层两神经元之间的权值。

神经网络模型对于非线性系统有较高的仿真精度,但需要大量的实验数据对神经网络进行训练,训练的时间与模型算法和硬件芯片有关,模型结构复杂且在实际运用中也不易保证数据的实时性。高建树等利用 BP 神经网络与安时积分法相结合的方法,提高了低温状态下的锂离子电池 SOC 估计精度^[34];于仲安等提出了一种基于改进型遗传算法的 BP 神经网络,并通过仿真得出该网络比 BP 神经网络有更好的准确性和收敛性^[35];陈颖等提出了一种基于子种群自适应思维进化算法的 BP 神经网络,并通过实验与仿真得出该算法相比于 BP 神经网络精确性更高,工况鲁棒性更好^[36]。

5 热耦合模型

随着对锂电池热失控问题地日益重视,热耦合模型便成为锂电池建模研究的热点。热耦合模型是将多个物理场互相耦合,比如电场与温度场耦合的电—热耦合模型,电化学模型与温度场耦合的电化学—热耦合模型等^[37-38],目前研究最多的是电化学—热耦合模型。该模型可以模拟出各种工况下的电池特性^[39],可用于估计电池表面和内部温度分布以及描述温度对电池内部锂离子浓度和电池容量的影响等^[40]。锂电池的热量分为可逆热和不可逆热,电池内部发生的熵变产热为可逆热;由欧姆内阻和极化内阻引起的热量为不可逆热^[41]。锂离子电池传热模型是基于电化学模型提出的,其模型方程可描述为^[42-43]:

$$\left. \begin{aligned} \rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} &= \lambda_x \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \lambda_y \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \lambda_z \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} + \dot{q} \\ \dot{q} &= \frac{\int_0^L (q_r + q_p + q_j) dx}{L} \\ q_r &= a_s j_n T \frac{\Delta S}{F} \\ q_p &= a_s j_n \eta \\ q_j &= -i_s \cdot \frac{\partial \varphi_s}{\partial x} - i_e \cdot \frac{\partial \varphi_e}{\partial x} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

ρ 表示电池平均密度, C_p 表示电池平均比热容, $\lambda_x, \lambda_y, \lambda_z$ 分别表示电池内部沿坐标轴 x, y, z 三个方向的导热系数, \dot{q} 表示电池总的产热速率, q_r 表示反应热, q_p 表示极化热, q_j 表示欧姆热, j_n 表示局部电流密度, ΔS 表示可逆熵变。热耦合模型的原理是将热模型中计算的热源耦合到电化学模型中,同时使与温度相关参数(如反应速率常数、电解液电导率、液相

扩散率等)发生变化。其耦合关系方程可描述为:

$$K_T = K_{ref} \exp \left[\frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right] \quad (10)$$

K_T 表示与温度有关参数数值, T_{ref} 表示参考温度, K_{ref} 表示参考温度下的参数值, E_a 表示与参数有关的活化能。李静静等建立电化学—热耦合模型,通过实验得出电池产热与电池放电倍率有关并且电池组的平均温度和温度不均匀性要大于单体电池^[44];史永胜等提出了基于电—热—老化多参数耦合模型的一种多级恒流充电策略,不仅缩短了电池充电时间,还降低了电池的平均温升^[45];李夔宁等通过建立动态参数响应的电化学—热耦合模型并仿真,得出电池正极区域的产热量最多,有必要通过有效措施对电池正极散热以改善电池的均温性^[46]。热耦合模型一般是基于电化学模型而建立的,其控制方程复杂并含有大量状态变量,较慢的仿真速度限制了其在电动汽车领域的应用。一般多用于分析锂离子电池的热特性从而利用合理的冷却措施来保证电池安全、可靠、高效地工作。

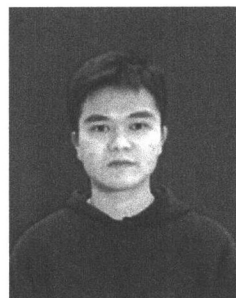
6 总结与展望

(1) 电化学模型和电化学—热耦合模型通过电池内部电化学反应、离子扩散等机理而建立起来,虽然仿真精度高,但是模型控制方程复杂且存在大量的状态变量,限制了其在电动汽车中的应用,一般用于研究锂离子电池的特性。

(2) 等效电路模型不描述锂电池内部微观反应,结构比较简单且计算复杂程度小,比较适合应用在电池 SOC 的在线估计,但是仿真精度相对较低;

(3) 神经网络模型具有高度非线性和自学习的特点,但需要大量的电池实验数据作为驱动,并且仿真速度较慢应用的实时性难以保障。

基于此,未来需要研究一个综合各模型优点的全面耦合模型并能够根据需要自适应调整模型结构的简化方式,以获得不同研究侧重点的简化电化学模型,以期实现更精准的锂离子电池 SOC 在线估计。



刘鹏(1998—),西南大学工程技术学院硕士研究生,主要研究为锂电池管理系统。



梁新成 (1978—), 本文通讯作者, 西南大学工程技术学院讲师, 主要研究方向为新能源汽车及汽车动力学控制。

参考文献:

- [1] 李云. 锂电池的建模与仿真[D]. 北京: 北方工业大学, 2018.
- [2] 颜湘武, 邓浩然, 郭琪, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态检测及梯次利用研究[J]. 电工技术学报, 2019, 34(18): 3937-3948.
- [3] 梁新成, 张勉, 黄国钧. 基于 BMS 的锂离子电池建模方法综述[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(6): 1933-1939.
- [4] 丁秋宇, 田佳强, 陈宗海. 锂离子电池准二维模型的简化模型综述[C]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2020: 83-87.
- [5] MARC D, THOMAS F F, JOHN N. Modeling of Galvanostatic Charge and Discharge of The Lithium/Polymer/Insertion Cell[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2019, 140(6): 1526-1533.
- [6] 陈洪涛. 锂电池电化学模型参数辨识研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [7] 邓昊, 杨林, 邓忠伟, 等. 基于电化学机理模型的锂离子电池参数辨识及 SOC 估计[J]. 上海理工大学学报, 2018, 40(6): 557-565.
- [8] 康鑫, 时玮, 陈洪涛. 基于锂离子电池简化电化学模型的参数辨识[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(3): 969-978.
- [9] 杨杰, 王婷, 杜春雨, 等. 锂离子电池模型研究综述[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(1): 58-64.
- [10] 庞辉. 基于扩展单粒子模型的锂离子电池参数识别策略[J]. 物理学报, 2018, 67(5): 259-269.
- [11] 吴波, 谢锋, 卢佩航, 等. 基于 ESP 模型的锂电池参数辨识和 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(6): 832-835+874.
- [12] 徐兴, 徐琪凌, 王峰, 等. 车用锂离子动力电池电化学模型修正方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(12): 128-136.
- [13] XING X, WEI W, LONG C. Order Reduction of Lithium-ion Battery Model Based on Solid State Diffusion Dynamics via Large Scale Systems Theory[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2016, 163(7): A1429-A1441.
- [14] 李光远, 马彦. 锂离子电池电化学建模及其简化方法[J]. 吉林大学学报, 2018, 36(3): 260-268.
- [15] 杨俊, 张希, 高一钊. 锂电池电化学传递函数模型建模及参数辨识[J]. 电源技术, 2019, 43(7): 1132-1135.
- [16] 郑旭, 郭汾. 动力电池模型综述[J]. 电源技术, 2019, 43(3): 521-524.
- [17] 陈旭. 温度影响下动力电池建模与均衡管理研究[D]. 湖南: 湖南大学, 2018.
- [18] 陈根, 程启明, 李明, 等. 电动汽车中锂电池两种建模方式的分析与比较[J]. 电源技术, 2014, 38(11): 2051-2054.
- [19] 王顺利, 黄琼, 李建超, 等. 基于电路等效的磷酸铁锂电池建模研究[J]. 电源技术, 2019, 43(11): 1796-1800.
- [20] 颜湘武, 郭玉威, 王雨薇, 等. 基于 GNL 模型自适应无迹卡尔曼滤波的电动汽车荷电状态估计[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(30): 94-100.
- [21] 吴小慧, 张兴敬. 锂电池二阶 RC 等效电路模型参数辨识[J]. 南京大学学报, 2020, 56(5): 754-761.
- [22] 王维强, 张吉, 张力, 等. 基于三阶 RC 网络的等效电路电池模型[J]. 电池, 2019, 49(3): 212-216.
- [23] 袁翔, 张毅. 电动汽车用动力电池模型研究进展[J]. 公路与汽运, 2014, 161(2): 1-8.
- [24] 陈全世, 林成涛. 电动汽车用电池性能模型研究综述[J]. 汽车技术, 2005, 420(3): 1-5.
- [25] 王党树, 王新霞. 基于扩展卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估算[J]. 电源技术, 2019, 43(9): 1458-1460.
- [26] 凌六一, 何业梁, 官兵, 等. 基于自适应扩展卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J]. 安徽理工大学学报, 2020, 40(4): 19-24+37.
- [27] 李争, 张丽平. 基于无迹卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电池, 2018, 48(5): 313-317.
- [28] 官兵, 凌六一, 何业梁, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(11): 1594-1599.
- [29] 苏振浩, 李晓杰, 秦晋, 等. 基于 BP 人工神经网络的动力电池 SOC 估算方法[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(5): 868-873.
- [30] 黄妙华, 严永刚, 朱立明. 改进 BP 神经网络的磷酸铁锂电池 SOC 估算[J]. 武汉理工大学学报, 2014, 36(06): 790-793.
- [31] 贾海峰, 李聪. 基于 BP 神经网络的锂电池组 SOC 估算[J]. 农业装备与车辆工程, 2020, 58(1): 105-107+112.
- [32] 刘昕. 基于神经网络优化扩展卡尔曼滤波算法的锂电池剩余电量估计[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- [33] 杨云龙. 基于改进型神经网络动力电池 SOC 估计研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [34] 高建树, 尤修民, 郑娇. 人工神经网络和安时法电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2016, 40(9): 1842-1844.
- [35] 于仲安, 卢健, 王先敏. 基于 GA-BP 神经网络的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 337-340+421.
- [36] 陈颖, 黄凯, 丁恒, 等. 基于子种群自适应思维进化-BP 神经网络的锂离子电池 SOC 估计[J/OL]. 电源学报: 1-15 [2021-01-28]. [Http://kns.cnki.net/kcms/detail/12](http://kns.cnki.net/kcms/detail/12).

- 1420.TM.20210125.0922.002.html.
- [37] 欧阳剑,李迪,柳俊城.电动汽车用动力电池模型的研究综述[J].机电工程技术,2015,44(12):1-4.
- [38] 常国峰,季运康,魏慧利.锂离子电池热模型研究现状及展望[J].电源技术,2018,42(8):1226-1229.
- [39] ABADA S, MARLAIR G, LECOCQ A, et al. Safety Focused Modeling of Lithium-ion Batteries: A Review[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 306: 178-192.
- [40] 朱晓庆,王震坡.锂离子动力电池热失控与安全管理研究综述[J].机械工程学报,2020,56(14):91-118.
- [41] XIN F L, HECTOR E P, SHANKAR M, et al. A Lumped-parameter Electro-thermal Model for Cylindrical Batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 257: 12-20.
- [42] 栗欢欢,竺玉强,王效宇,等.熵热系数取值方式对锂离子电池热模型精度的影响[J/OL].重庆理工大学学报:1-8 [2021-01-28]. [Http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1205.T.20201230.1412.002.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1205.T.20201230.1412.002.html).
- [43] 韩甜,时玮,赵杨梅,等.圆柱型锂离子电池三维分层热耦合模型研究[J/OL].电源学报:1-13 [2021-01-28]. [Http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20201123.1643.002.html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20201123.1643.002.html).
- [44] 李静静,陈萌.锂动力电池电化学-热特性建模及仿真研究[J].森林工程,2020,36(6):87-94.
- [45] 史永胜,张耀忠,洪元涛,等.基于电-热-老化耦合模型的锂离子电池优化充电策略[J].电子器件,2020,43(5):1078-1084.
- [46] 李夔宁,谢运成,谢翌,等.基于电化学热耦合模型的富镍锂离子电池产热分析[J/OL].储能科学与技术:1-16 [2021-01-25]. <https://doi.org/10.19799/j.cnki.2095-4239.2021.0009>.

(上接第 96 页)

由实验结果可知,基于光纤光栅的测温系统与使用 T 型热电偶的测温系统对电池工况下的温度测量曲线基本是重合的,充电过程中两者最大偏差的绝对值为 0.6 °C,放电过程中两者最大偏差的绝对值为 1.18 °C。同时由对比图可发现,五个温度采集点的偏差略有区别,且两次最大偏差点均发生在第 3 个光纤光栅测温点(对应第 2 个热电偶测温点),这是由于一方面使用导热硅胶安装光纤光栅传感器时,其涂胶厚度会影响电芯温度的热传递率;另一方面,在使用热电偶测温时,温度记录仪未根据测量环境的温度变化做冷端补偿,测量准确性有所下降。然而总体上看,光纤光栅测温系统全程无误报和漏报发生,具有很好的实时性和稳定性,可满足动力电池模组温度场的实时监测。

4 结论

本文对基于布拉格光纤光栅传感器的动力电池模组温度场实时监测系统的工程可行性应用进行了研究。实验结果表明,该系统技术安全、可靠,线束空间占用少,可用于大规模的动力电池模组温度场的高精度实时监测,为数百甚至数千个电芯组成的大型动力电池储能系统的温度监测提供了一些思路和方法,有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 林晓伟,贾权.电动汽车软包锂电池温度控制方法[J].电源技术,2020(8):1105-1107,1167.
- [2] FATHOLLAHI F, JAVANABKHT M, OMIDVAR H, et al. Improved Electrochemical Properties of LiFePO₄/graphene Cathode Nanocomposite Prepared by One-step Hydrothermal[J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2015, 627: 146-152.
- [3] 张高胜,丁晓红,周吉.锂电池热特性及散热特性分析[J].通信电源技术,2015(5):20-22.
- [4] 朱伟杰,史尤杰,雷博.锂离子电池储能系统 BMS 的功能安全分析与设计[J].储能科学与技术,2020(1):271-278.
- [5] 张斌,吴楠,赵希强,等.基于红外热成像技术的动力电池组热失控监测系统[J].电池工业,2019(4):171-175,185.
- [6] 周炜航,叶青,赵希强,等.锂离子电池内温度场健康状态分布式光纤原位监测技术研究[J/OL].中国激光:1-17 [2021-02-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1339.TN.20200814.1153.064.html>.
- [7] HONG C Y, ZHANG Y F, ZHANG M X, et al. Application of FBG Sensors for Geotechnical Health Monitoring, A Review of Sensor Design, Implementation Methods and Packaging Techniques[J]. *Sensors & Actuators A Physical*, 2016, 244: 184-197.
- [8] SOMMER L W, RAGHAVAN A, KIESEL P, et al. Embedded Fiber Optic Sensing for Accurate State Estimation in Advanced Battery Management Systems[J]. *Mrs Proceedings*, 2014, 1681: mrss14-1681-q01-03.
- [9] 尤贺泽,戴海峰,于臣臣,等.软包锂离子电池应力特性及其建模[J].同济大学学报(自然科学版),2020,48(2):231-240.
- [10] KOMMA J, SCHWARZ C, HOFMANN G, et al. Thermo-optic Coefficient of Silicon at 1 550 nm and Cryogenic Temperatures[J]. *Applied Physics Letters*, 2012, 101(4):041905.