文章编号:1674-2974(2024)12-0047-10 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024250

基于RTS-UKF的并联动力电池组核心温度估计

雷飞†,李彪,占天平,李轶伦
(湖南大学 机械与运载工程学院,湖南 长沙 410082)

摘 要:在并联电池组充放电时,电池组内各单体温度分布不一致且单体电池核心与表面温度存在较大差异,直接影响电池组的热安全.为解决传统方式测量电池表面温度无法反映核心温度分布,提出了一种基于固定区间平滑技术(RTS)与无迹卡尔曼滤波(UKF)相结合的电池核心温度估计算法.基于RTS的数据处理方法,将未来信息量与UKF算法结合,使用未来信息量对UKF算法估计结果进行修正,提升估计的精度和稳定性.利用不同温度下混合功率脉冲特性(HPPC)实验对等效电路模型进行参数辨识,建立并联电池组的电流分流模型和集总热模型,并对并联电池组模型进行实验验证.在动态应力工况测试(DST)下,RTS-UKF算法对电池核心温度估计精度和稳定性相比于UKF算法有较大提升,其估计标准偏差为4.2%.

关键词:锂离子电池;电池组;温度分布;卡尔曼滤波;状态估计
中图分类号:U469.72 **文献标志码**:A

Core Temperature Estimation of Parallel-configured Power Battery Packs Based on RTS-UKF

LEI Fei†, LI Biao, ZHAN Tianping, LI Yilun
(School of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: During the charging and discharging of a parallel-configured battery pack, the temperature distribution of each cell in the battery pack is inconsistent. There is a big difference between core and surface temperature for each cell, which directly affects the thermal safety evaluation of the battery pack. To solve the problem that the surface temperature of the battery measured traditionally cannot reflect the core temperature distribution, a battery core temperature estimation algorithm based on the combination of Rauch-Tung-Striebel (RTS) and unscented Kalman filtering (UKF) is proposed. Based on the data processing method of RTS, the future information is combined with the UKF algorithm. The results of the UKF algorithm are corrected using the future information Value to improve the accuracy and stability of the estimation. The hybrid pulse power characteristic (HPPC) experiment at different temperatures is used to identify the parameters of the equivalent circuit model. The current distribution model and the lumped thermal model of the parallel-configured battery pack are established. The model of the parallel-configured battery pack is experimentally verified. Under the dynamic stress test (DST), the accuracy and stability of battery core temperature estimation by the RTS-UKF algorithm are improved compared with

* **收稿日期**:2023-10-31
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51621004), National Natural Science Foundation of China (51621004)
作者简介:雷飞(1981—),男,河南淅川人,湖南大学副教授,博士
† 通信联系人,E-mail: lei_fei@hnu.edu.cn

the UKF algorithm, and its estimation standard deviation is 4.2%.

Key words: lithium-ion battery; battery pack; temperature distribution, Kalman filter; state estimation

动力电池是新能源汽车中的关键部件,直接影响着汽车的性能[1].锂离子电池在使用过程中其内部会发生复杂的电化学反应,尤其是在高倍率充放电工况和极端运行工况下,电池内部会产生大量的欧姆热、极化热和电化学反应热[2-3],复杂的温度场严重影响动力电池的寿命和性能.如果不能准确预测电池组核心温度,电池产生的热量可能会导致电池燃烧或爆炸[4],对电动汽车的安全构成威胁.因此,准确的电热模型和温度估计算法成为电池管理系统开发中最具挑战的任务之一.

目前,电池核心温度估计主要有以下三种方法:电化学阻抗谱(EIS)、集总热模型以及数据驱动方法.文献[5-11]分析得出了EIS阻抗与电池内部温度之间存在密切关系,并且在由温度变化导致阻抗及其他电化学因素特性变化方向上,EIS表现出了精确、全面的特性.McCarthy等[5]探讨了温度对不同频率下电池阻抗特性的影响,研究了荷电状态(SOC)、健康状态(SOH)对阻抗不同部分的影响.蔡金逸[8]通过分析不同温度和SOC下的EIS,建立分数阶阻抗模型进行电池内部温度估计.Fan等[11]基于电化学阻抗谱,在宽温范围内对不同SOC的锂离子电池进行测量研究,提出了一种基于电化学阻抗谱的电池核心温度在线估计方法,证明了阻抗谱的虚部对电池温度具有较好的表征能力.电化学阻抗谱方法在实验室条件下可取得较高的精度,但在实车应用上存在一定的难度,因为难以确定合适的频率和EIS参数.

文献[12-18]采用数据驱动方法对电池核心温度进行估计.Jiang等[13]采用时间轴的温差作为网络输出,阐述了电池产生的净热量所导致的温度变化,与热力学定律保持一致.Liu等[14]考虑了温度对电池行为的影响,并利用径向基函数神经网络(RBFNN)和扩展卡尔曼滤波(EKF)的混合模型来估计电池内部温度.Feng等[16]将电化学模型、集总热模型和前馈神经网络模型进行融合,建立了电化学-热-神经网络(ETNN)模型,在宽温范围内估计电池核心温度.Jaliliantabar等[17]开发了一种人工神经网络(ANN)模型,提升了基于相变材料的电池热管理系统的性能.数据驱动方法对数据集的要求较高,同时对车载系统的算力也提出了较高的要求.

文献[19-25]搭建了电热耦合模型并基于卡尔曼滤波算法实现电池核心温度的估计.Surya等[20]利用卡尔曼滤波算法对离散状态空间中的电热耦合模型完成电池核心温度的估计.Liu等[21]将改进的二阶等效电路模型与双态热模型相结合,在不同工况下通过卡尔曼滤波实现了电池核心温度的估计.熊瑞等[22]利用双卡尔曼滤波算法对电池内部温度和环境参数实现在线估计,核心温度估计误差小于1 ℃.Ma等[24]将电池温度划分为三个区域,建立电池的降阶模型,利用卡尔曼滤波算法实现串联电池组核心温度的估计.

在工程实际中,电池核心温度随环境、工况等因素变化,核心温度的准确估计受当前状态和未来工况的共同影响.同时,在电池实际服役过程中,并联方式所带来的分流会导致电池组中核心温度不一致,进一步增大其核心温度估计的难度.因此,本文提出了一种基于RTS与UKF相结合的电池组核心温度估计算法.该RTS-UKF算法基于当前估计结果和未来信息实现对动力电池核心温度估计,具有更高的稳定性和精度.

1 核心温度估计研究思路

本文针对并联电池组中分流导致各支路电池产热不一致的情况,建立并联电池组的分流模型,并提出了基于RTS与UKF相结合的方法,对电池组中单体电池的核心温度进行估算,研究整体思路如图1所示.

其中,采用最小二乘法对电池单体电模型和热模型参数进行离线辨识,使用电池分流模型进行各支路电流的计算,利用各支路电流可计算出各电池单体的产热量,基于电池热模型提出RTS-UKF算法对电池核心温度进行估计.

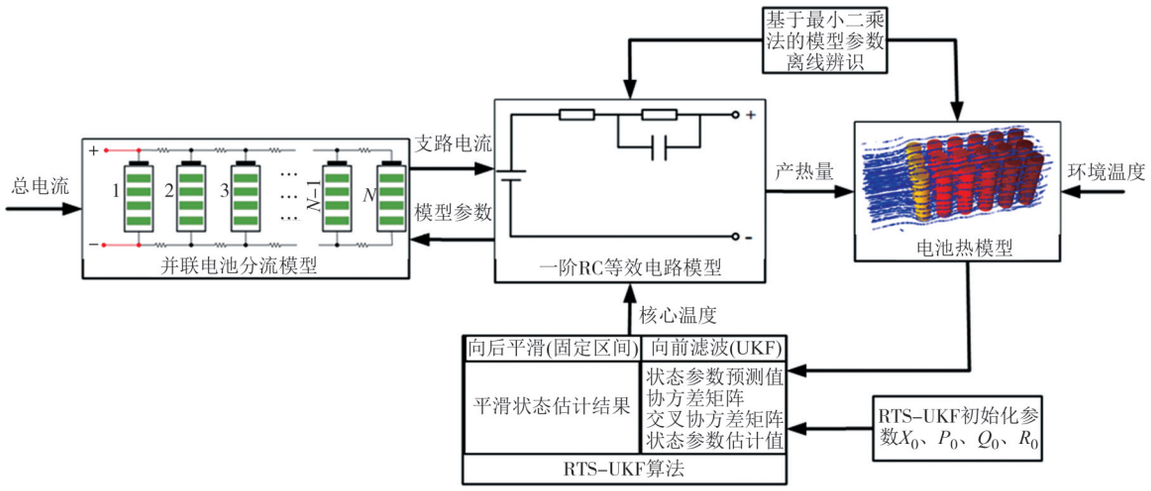


图 1　基于RTS-UKF算法的电池组核心温度估计研究思路

Fig.1　The research idea of battery pack core temperature based on RTS-UKF

2　模型与参数辨识

建立准确的模型对核心温度估计有显著的帮助.本节建立并联电池分流模型和电池热模型,并对模型进行实验验证.

2.1　并联电池分流模型

2.1.1　基于一阶RC等效电路的并联模型

在并联电池组中,电池温度和放电深度的不同导致各支路的阻值不同,因此各支路的电流大小不同,相应地各支路电池的产热量不同,即各支路中电池单体的温度不同.为了更好地描述电池的迟滞效应,并考虑电池极化效应以及模型的复杂度[26],应用Thevenin模型作为等效电路模型.在Thevenin模型中,一阶RC电路模型在循环充放电条件下的电压平均误差为0.011 V,而二阶RC电路与三阶RC电路电压误差均为0.018 V[27].因此,基于一阶RC等效电路模型搭建并联电池组模型,如图2所示.U_{0C}表示电池的开路电压,R_0代表电池的欧姆内阻,R_1代表电池的极化内阻,C_1代表电池的极化电容,i表示并联电路中的第i条支路.

一阶RC等效电路模型考虑了电池参数与SOC、弹性电压特性之间的关系,基于基尔霍夫定律,一阶RC等效电路模型的数学表达式如下所示:

$$\begin{cases} U_0 = U_{0Ci} - U_{0,i} - U_{1,i} \\ U_{1,i} = I_i R_{1,i} - C_{1,i}\dfrac{\mathrm{d}U_{1,i}}{\mathrm{d}t} \\ U_{0,i} = I_i R_{0,i} \end{cases} \tag{1}$$

电池SOC可利用库伦累积模型从理论基础上观察其变化情况,其数学表达式如下所示:

$$\mathrm{SOC} = \mathrm{SOC}_0 - \int \frac{\eta I(t)}{C_n}\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中:SOC_0代表电池初始状态下的SOC;η代表库伦效率;C_n为电池的额定容量.对于锂离子电池,η的值通常设定为1.

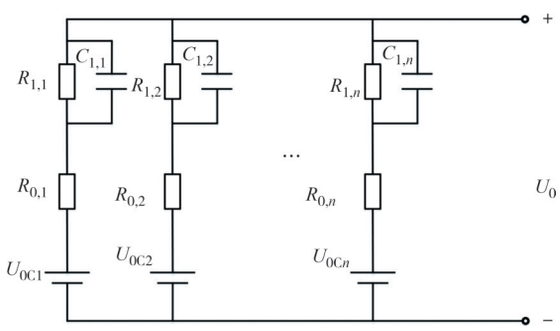


图 2　并联模型示意图

Fig.2　Schematic diagram of the parallel-configured model

对于并联电路中的每个节点,根据基尔霍夫定律可得并联电池组的数学表达式如下所示:

$$I = \sum_{i=1}^{n} I_i = U_0 \sum_{i=1}^{n}\frac{1}{R_{0,i}} - \sum_{i=1}^{n}\frac{U_{0Ci}}{R_{0,i}} - \sum_{i=1}^{n}\frac{U_{1,i}}{R_{0,i}} \tag{3}$$

式中:n表示并联模型支路数.因此可将并联电池简化为一个电池单体,该简化的电池单体数学模型表达式如下所示:

$$U_0 = U_{0C,m} + U_{1,m} + IR_{0,m} \tag{4}$$

式中:$U_{1,m}$为电池组等效极化电压;$U_{0C,m}$为电池组等效开路电压;$R_{0,m}$为电池组等效欧姆内阻.

将式(3)和式(4)联立,可得并联电池组的等效参数计算公式如下所示:

$$\begin{cases} U_{0Cm} = \sum_{i=1}^{n} \dfrac{U_{0Ci}}{R_{0,i}} \Big/ \sum_{i=1}^{n} \dfrac{1}{R_{0,i}} \\ U_{1,m} = \sum_{i=1}^{n} \dfrac{U_{1,i}}{R_{0,i}} \Big/ \sum_{i=1}^{n} \dfrac{1}{R_{0,i}} \\ R_{0,m} = 1 \Big/ \sum_{i=1}^{n} \dfrac{1}{R_{0,i}} \end{cases} \tag{5}$$

经过上述简化,并联电池组可简化为一个电池单体.首先计算并联电池组的等效电池参数,随后计算出并联电池组的总端电压,并通过实验数据对模型进行修正.因此可以利用下式计算出经过各支路中电池单体的电流:

$$I_i = (-U_{0Ci} - U_{1,i} + U_0)/R_{0,i}\ (i = 1, 2, \cdots, n) \tag{6}$$

电池 SOC 和极化电压是电池模型中的状态变量,具有时间积累效应,因此通过卡尔曼滤波算法对其进行估算.

2.1.2 一阶 RC 等效电路模型参数辨识结果

为了获取准确的电模型参数,采用最小二乘法对实验数据进行模型参数的辨识,对 21700 电池进行 HPPC 实验,其电池 SOC 范围从 0.1 到 1,测试电池 SOC 每降低 0.1,给予电池一次脉冲激励.在 25~40 ℃的温度区间,每隔 5 ℃进行一次 HPPC 实验,将 21700 圆柱电池放置在恒温箱中,保证测试电池的环境温度稳定,通过充放电机(BT-2018)设定电池 HPPC 实验流程后,对测试电池的充放电行为进行控制.实验过程中所用电池的出厂参数如表 1 所示.

表 1 电池参数

Tab.1 Battery parameters

电池类型	容量/Ah	化学成分	充电截止电压/V	放电截止电压/V	充电截止电流/A
21700 电池	4.8	三元锂	4.8	2.5	0.5

电池开路电压(OCV)是一阶 RC 等效电路模型的重要参数之一,与电池 SOC 有着紧密关系.将电池放电至不同的 SOC 阶段点,并静置足够的时间消除电池内部的滞后效应,此时所测量得到的电压为此 SOC 下的开路电压.实验过程中电池 SOC 从 100% 至 0,且每下降 5% 将电池静置足够时间后,进行该 SOC 下的开路电压测量,并采用多项式拟合方式得到 OCV-SOC 关系曲线如下所示,多项式拟合的均方根误差为 0.028 V.

$$\begin{aligned} \mathrm{OCV} = {} & 2.981 + 7.462 \times \mathrm{SOC} - 40.72 \times \mathrm{SOC}^2 + \\ & 113.1 \times \mathrm{SOC}^3 - 157.1 \times \mathrm{SOC}^4 + \\ & 406.8 \times \mathrm{SOC}^5 - 28.36 \times \mathrm{SOC}^6 \end{aligned} \tag{7}$$

根据基尔霍夫定律,在 t 时刻下一阶 RC 等效电路模型中各电气量的关系如下所示:

$$\begin{cases} U_0(t) = U_{0C}(t) - I(t)R_0(t) - U_1(t) \\ I(t) = C_1(t)\dfrac{\mathrm{d}U_1(t)}{\mathrm{d}t} + \dfrac{U_1(t)}{R_1(t)} \end{cases} \tag{8}$$

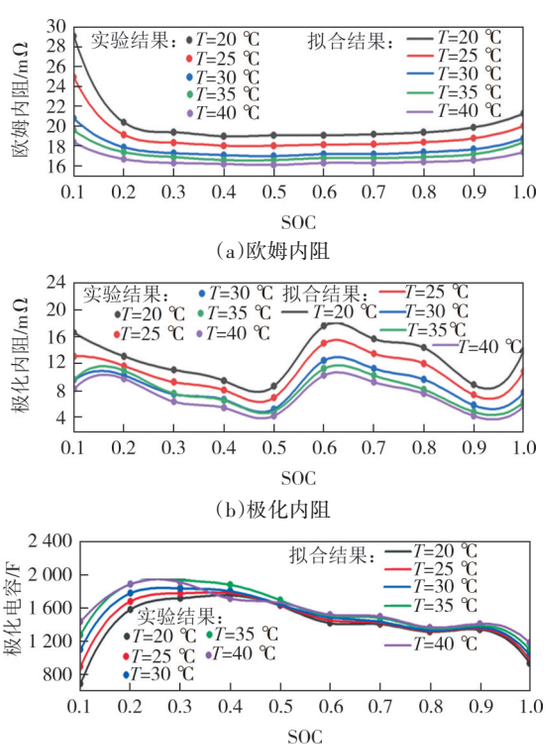
对式(8)进行离散化可得到:

$$\begin{aligned} U_{0,k} - U_{0C,k} = {} & -a_1(U_{0,k-1} - U_{0C,k-1}) + a_2 I_k + \\ & a_3 I_{k-1} \end{aligned} \tag{9}$$

式中:左侧为系统的输入量;右侧 a_1、a_2 及 a_3 为系统待辨识的参数向量,而一阶 RC 等效电路模型中的待辨识参数 R_0、R_1 和 C_1 与 a_1、a_2 及 a_3 的对应关系如下所示:

$$\begin{cases} R_0 = \dfrac{a_2 - a_3}{1 - a_1} \\ R_1 = \dfrac{2(a_3 - a_1 a_2)}{1 - a_1^2} \\ C_1 = \dfrac{T(a_1 - 1)^2}{4(a_3 - a_1 a_2)} \end{cases} \tag{10}$$

通过 HPPC 实验得到 $U_{0,k}$,I_k 和 I_{k-1},$U_{0C,k}$ 可通过式中的 OCV-SOC 拟合函数关系得到.在不同温度点下的 HPPC 实验并通过最小二乘法对电模型进行参数辨识,其参数辨识结果如图 3 所示.



(a)欧姆内阻

(b)极化内阻

(c)极化电容

图 3 参数辨识结果

Fig.3 The results of parameter identification

参数辨识结果通过25 ℃环境温度下的典型城市道路循环(UDDS)进行验证,实验电流作为一阶RC等效电路模型的输入,将模型输出的端电压与实验端电压进行对比,通过分析模型输出端电压与实验电压来验证模型的精度.模型数据与实验数据对比结果如图4所示,模型误差如图5所示.

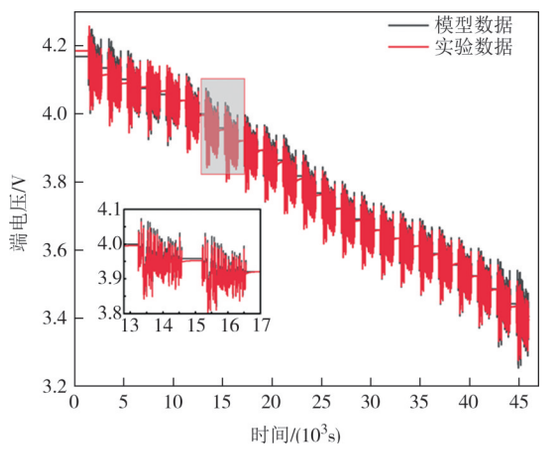


图4　UDDS工况验证

Fig.4　UDDS condition verification

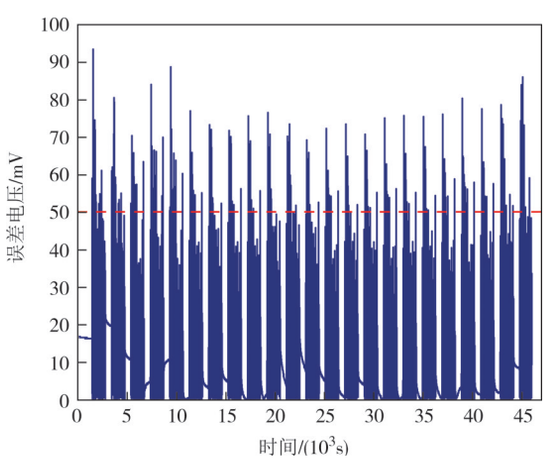


图5　UDDS工况模型误差

Fig.5　Model error of UDDS conditions

由图4可知,在UDDS的复杂工况下,一阶RC等效电路模型可以准确模拟电池实际的端电压变化.在图5中可看出模型误差大部分分布在50 mV之内,通过计算得到模型的均方根误差为14.20 mV,平均误差为10.52 mV且误差最大值未超过100 mV,说明所搭建的一阶RC等效电路模型可精确模拟电池的充放电行为.

2.1.3　并联模型验证

将三个21700圆柱电池进行并联连接,并进行充放电实验对并联模型进行验证.实验在恒温箱中进行,测试电池组完成充电后,在恒温箱中静置足够时间,以保证各电池单体温度与环境温度的一致性,并且完成电池组由于并联方式所产生的自均衡过程,最后对并联电池组以0.5C的恒电流工况进行放电,最终模型数据与实验数据对比如图6所示,其误差分析如图7所示.

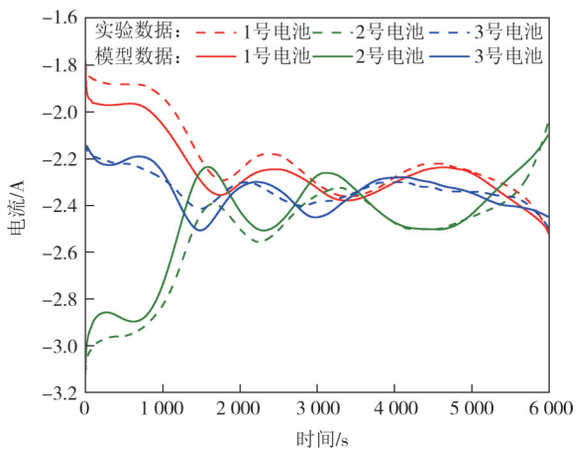


图6　并联电池分流结果

Fig.6　The distribution results of parallel batteries

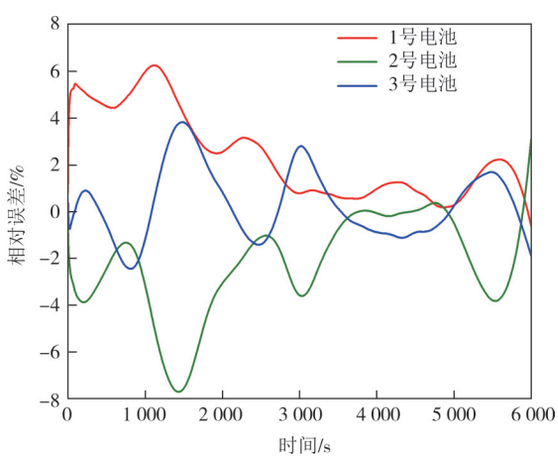


图7　分流结果相对误差

Fig.7　The relative error of distribution results

由图6可看出,并联电池组分流模型可以准确模拟各支路电流变化,并且在图7中可看出模型分流结果的相对误差集中在6%之内.因此,所搭建的模型可精确模拟并联电池组的充放电分流行为.

2.2　电池热模型

2.2.1　热模型

将电池温度分布简化为三个区域温度分布,分别为空气温度、电池表面温度以及电池核心温度,如图8所示.模型由 m 行6列电池单元组成,电池各单元在水平方向上的距离为 L,垂直方向上的距离为 W.电池组的降阶热模型如图8所示,电池核心、电池表面以及外部环境之间进行相互换热.假设每个电

池单元的模型参数相同,忽略电池可逆熵热的损失以及通过导线连接的电池间传热的影响,只考虑以载荷电流和电池内部电阻为特征的焦耳热.电池组中的某行并联电池单元的热行为可代表其他行,即选择电池组中的一行并联电池单元作为研究对象.

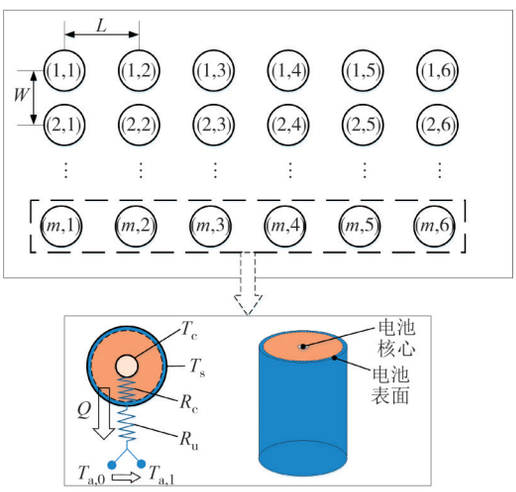


图 8 热模型示意图

Fig.8 Schematic diagram of the thermal model

将图 8 中的虚线区域作为热模型分析的计算域,根据能量守恒定律,电池组的降阶热模型的数学方程如下式所示:

$$\begin{aligned} C_c\frac{\mathrm{d}T_{c,i}}{\mathrm{d}t} &= I_i^2R_{0,i}-\frac{T_{c,i}-T_{s,i}}{R_c}\\ C_s\frac{\mathrm{d}T_{s,i}}{\mathrm{d}t} &= \frac{T_{c,i}-T_{s,i}}{R_c}-\frac{T_{s,i}-T_{a,i-1}}{R_u}\\ C_f\frac{\mathrm{d}T_{a,i}}{\mathrm{d}t} &= \frac{T_{s,i}-T_{a,i-1}}{R_u}-\dot{m}_ac_a(T_{a,i}-T_{a,i-1}) \end{aligned} \tag{11}$$

式中:T_c和T_s分别标为是电池的核心温度和表面温度;i表示电池模块中的第i个单元;T_a是电池周围的空气温度;C_s和C_c分别代表表面和核心的总热容;C_f代表着电池和空气之间的等效热容;R_c表示核心与表面之间的热阻;R_u是表面和空气之间的热阻;$\dot{m}_a$和c_a分别是空气的质量流量和比热容.

2.2.2 热模型辨识结果

对式(11)中电池表面温度与核心温度进行离散化,结果如下所示:

$$\begin{cases} T_{c,k+1}=\left(1-\dfrac{1}{R_cC_c}\right)T_{c,k}+\dfrac{1}{R_cC_c}T_{s,k}+\dfrac{I^2R_0}{C_c}\\ T_{s,k+1}=\dfrac{1}{R_cC_s}T_{c,k}+\left(1-\dfrac{1}{R_cC_s}-\dfrac{1}{R_uC_s}\right)T_{s,k}+\\ \qquad\dfrac{1}{R_uC_s}T_{a,k} \end{cases} \tag{12}$$

由于实验并未在电池内部放置热电偶,所以需要将电池核心温度转化为外部温度的关系式,式(12)可转化为下式:

$$\begin{aligned} T_{s,k+2}=&\left(2-\frac{1}{R_cC_c}-\frac{1}{R_cC_s}-\frac{1}{R_uC_s}\right)T_{s,k+1}+\\ &\left(\frac{1}{R_cC_c}+\frac{1}{R_cC_s}+\frac{1}{R_uC_s}-\frac{1}{R_cR_uC_cC_s}-1\right)T_{s,k}+\\ &\frac{1}{R_cR_uC_cC_s}T_{a,k}+\frac{I^2R_0}{R_cC_cC_s} \end{aligned} \tag{13}$$

利用递推最小二乘法对式(13)离散后的电池热模型进行参数辨识,其辨识结果如表 2 所示.

表 2 热模型参数辨识结果

Tab.2 Thermal model parameter identification results

参数	数值
电池核心总热容(C_c)	65.25 J/K
电池表面总热容(C_s)	11.15 J/K
电池核心与表面之间的热阻(R_c)	0.478 K/W
电池表面与空气之间的热阻(R_u)	1.505 K/W

根据对等效热容的描述,电池和空气之间的等效热容可由下式计算得出.

$$C_f=c_a\rho_aH\left(L^2-\pi D^2/4\right) \tag{14}$$

式中:ρ_a表示为空气密度;H和D分别表示为电池的高度和直径;L表示为电池在水平方向上的间距.

2.2.3 模型验证

将三个 21700 圆柱电池进行并联连接后,放置在恒温箱中,利用 T 型温度传感器采集电池表面温度,充放电机以 0.5C 的恒工况对测试电池进行放电控制,最终模型数据与实验数据对比如图 9 所示.

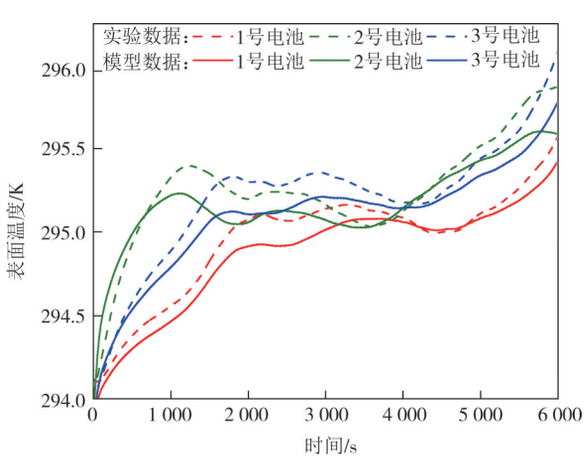


图 9 热模型验证结果

Fig.9 The results of thermal model validation

由图9可看出,热模型可以准确模拟并联电池组中各支路电池的温度变化,并且在0.5C恒工况电流的情况下,模型拟合的表面温度均方根误差为0.13 K,所搭建的模型可精确模拟并联电池组的充放电分流行为.

3　基于RTS-UKF的核心温度估计

在实际应用过程中,电池核心温度难以进行准确的测量.通过测量电池的表面温度来估算核心温度是较为安全可行的方法,本节主要介绍RTS-UKF算法来估算电池核心温度.

EKF算法仅仅具有一阶近似精度,与UKF算法相比,其精度和收敛速度均有所不足,因此本文选择将平滑技术与UKF相结合对电池核心温度进行估算.RTS-UKF算法主要包括两个部分:一部分是标准的UKF滤波算法,另一部分是基于滤波结果的RTS算法.本文基于UKF算法得到电池核心温度的估计结果,随后将UKF算法估计结果和协方差矩阵作为RTS平滑器的输入,通过RTS平滑后得到最后的估计结果,原理如图10所示.

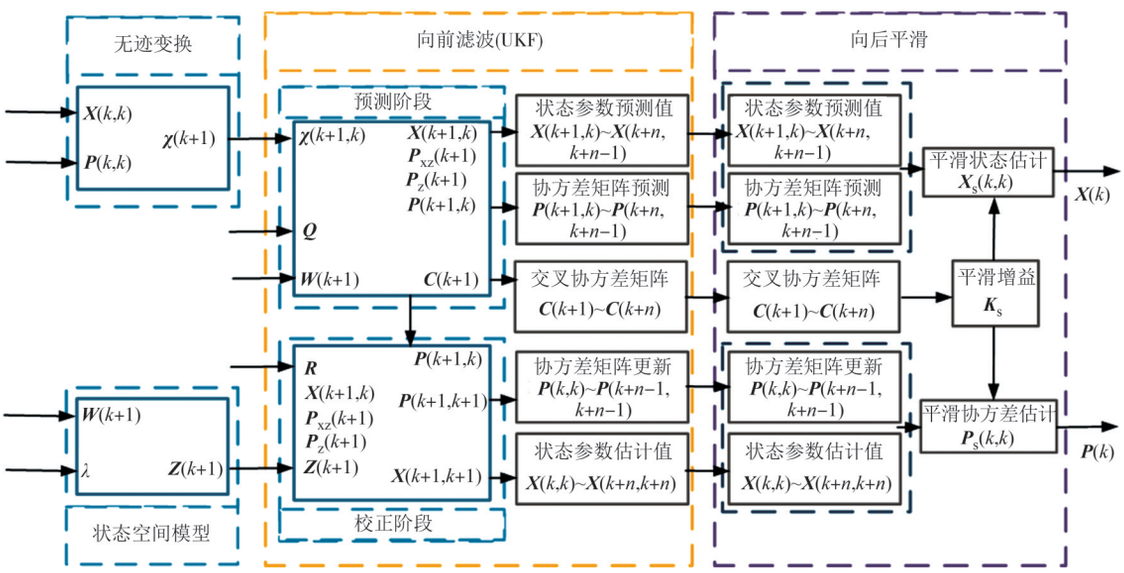


图10　RTS-UKF算法示意图

Fig.10　Schematic diagram of the RTS-UKF algorithm

RTS-UKF利用一个区间内的所有测量信息量,首先测量信息量基于UKF算法进行向前滤波,随后基于滤波结果进行后向递推,从而完成平滑过程并得到最后的估计结果.RTS-UKF算法具体步骤如下所示.

首先,在时间步长k处基于状态向量和误差协方差矩阵生成相应的sigma点集.

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_0(k)=\hat{\boldsymbol{X}}_f(k,k) \\ \boldsymbol{x}_i(k)=\hat{\boldsymbol{X}}_f(k,k)+\left[\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}_f(k,k)}\right]_i, \\ \quad i=1,2,3,\cdots,n \\ \boldsymbol{x}_i(k)=\hat{\boldsymbol{X}}_f(k,k)-\left[\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}_f(k,k)}\right]_i, \\ \quad i=n+1,n+2,\cdots,2n \end{cases} \tag{15}$$

将sigma点代入系统的状态空间方程可得其对应的状态变量的sigma点传播值.

$$\boldsymbol{x}_i(k+1)=f\left[\boldsymbol{x}_i(k)\right] \tag{16}$$

因此,状态向量的预测值可以表示为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_f(k+1,k)=\sum_{i=0}^{2n}W_i^{\mathrm{m}}\boldsymbol{x}_i(k+1) \tag{17}$$

协方差矩阵的预测公式为

$$\boldsymbol{P}_f(k+1,k)=\sum_{i=0}^{2n}\left\{W_i^{\mathrm{c}}\left[\boldsymbol{x}_i(k+1)-\hat{\boldsymbol{X}}_f(k+1,k)\right]\left[\boldsymbol{x}_i(k+1)-\hat{\boldsymbol{X}}_f(k+1,k)\right]^{\mathrm{T}}\right\}+\boldsymbol{Q} \tag{18}$$

在此计算过程的交叉协方差矩阵可表示为

$$\boldsymbol{C}(k+1)=\sum_{i=0}^{2n}W_i^{\mathrm{m}}\left[\boldsymbol{x}_i(k)-\hat{\boldsymbol{X}}_f(k,k)\right]\left[\boldsymbol{x}_i(k+1)-\hat{\boldsymbol{X}}_f(k+1,k)\right]^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

式中,$\boldsymbol{W}$表示均值权重,$\boldsymbol{Q}$表示过程噪声.

因此,结合上述无迹卡尔曼滤波公式可得RTS-UKF中的平滑增益矩阵为:

$$\boldsymbol{K}_s = \boldsymbol{C}(k+1)\left[\boldsymbol{P}_f(k+1,k)\right]^{-1} \tag{20}$$

通过平滑计算的状态变量的估计值

$$\hat{\boldsymbol{X}}_s(k,k) = \hat{\boldsymbol{X}}_f(k,k) + \boldsymbol{K}_s\left[\hat{\boldsymbol{X}}_s(k+1,k+1) - \hat{\boldsymbol{X}}_f(k+1,k)\right] \tag{21}$$

而平滑过程的协方差矩阵可通过下式更新:

$$\boldsymbol{P}_s(k,k) = \boldsymbol{P}_f(k,k) + \boldsymbol{K}_s\left[\boldsymbol{P}_s(k+1,k+1) - \boldsymbol{P}_f(k+1,k)\right](\boldsymbol{K}_s)^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

式中:$k=j+n_g, j+n_g-1, \cdots, j$,其中$n_g$表示平滑过程中的未来信息数量,$j$表示某一时刻.

4 结果与讨论

本节分析讨论基于RTS-UKF算法的电池组核心温度估计结果,并将RTS-UKF算法与UKF算法估算结果进行对比分析.

4.1 电池核心温度估计

初始温度298.15 K下,对电池组进行循环DST实验,静置足够时间使电池核心温度和环境温度一致,且电池由于并联已完成自均衡过程,实验得到电池的表面温度和环境温度,电池的核心温度则是通过热模型仿真结果得出.对于1号、2号和3号电池的核心温度估计结果及其估计误差如图11所示,由于通过各电池电流不同,产热量不同,在经过多个循环之后,各电池之间的温度差距会显著增加.

图11中,中间粗实线为热模型仿真出的电池核心温度,而对应填充的部分为RTS-UKF与其仿真结果的误差.可以看出,1号、2号和3号电池的核心温度估计结果与模型仿真出的电池核心温度较一致,且1号电池的估计结果偏差略高于其他电池,而在发生电流突变的情况下,1号电池的温度估计最大误差为0.14 K,其标准偏差为4.2%.可见,RTS-UKF方法在电池核心温度估计中具有良好的性能,可精确完成并联电池模块中的核心温度估计,同时可以监控各支路电流及电池单体的核心温度,为电池管理系统提供数据支撑以防止热失控.

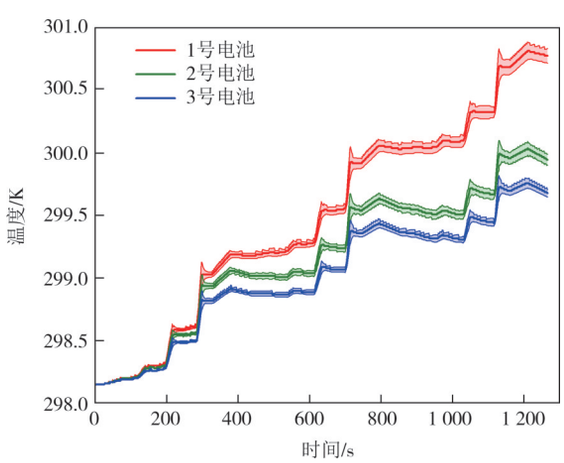


图11 RTS-UKF估计结果

Fig.11 The estimation results of RTS-UKF

4.2 RTS-UKF与UKF对比结果

在对某一时刻t的核心温度进行估计时,UKF算法通过利用前一时刻的测量数据和估计数据进行估算,而RTS-UKF算法则是利用跨时间间隔的测量和估计数据进行估算,理论上可提升估计精度.使用UKF算法对电池核心温度的估计结果进行对比,其对比结果如图12所示.

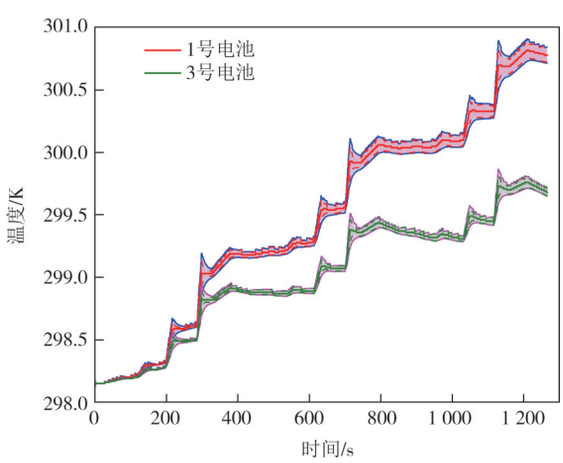


图12 RTS-UKF与UKF估计结果

Fig.12 The estimation results of RTS-UKF and UKF

图12中,1号电池所在的红色范围区域为RTS-UKF估计误差,蓝色区域为UKF估计误差.3号电池绿色区域为RTS-UKF估计误差结果,洋红色区域为UKF估计误差.可以看出,UKF算法估计误差大于RTS-UKF算法,尤其在电池产热量发生突变时,UKF算法的估计误差大于RTS-UKF算法.在循环DST工况下,UKF算法对电池核心温度估计的最大误差为0.201 K,标准偏差为5.77%,而RTS-UKF算法对电池核心温度最大估计误差仅为0.14 K,标准偏差为4.2%.

5 结 论

电池组核心温度的精确估计对电池管理系统的安全性和可靠性至关重要.并联电池组的分流情况导致各支路电流产热量不同,加剧了电池组核心温度的不一致性.本文提出了一种基于固定区间平滑技术与UKF相结合的电池组核心温度估计算法,在基于UKF的电池核心温度估计算法的基础上引入固定区间平滑技术,使用未来信息对电池核心温度估计进行补偿,克服UKF算法稳定性和精度差的问题.主要工作如下:

1)建立了考虑温度影响的并联电池组分流模型,解决了并联电池组中各支路电流的计算.

2)通过最小二乘法对电模型和热模型进行参数标识,通过实验数据对模型参数进行验证.

3)提出使用RTS对UKF估计结果进行修正的方法,未来信息通过UKF估计后通过平滑技术处理得出最终估计结果,在循环DST工况下的对比实验表明,RTS-UKF算法在精度和稳定性上均有提升.

本研究在并联电池组的分流情况下,可精确估算电池核心温度,为电池组管理系统的温度控制提供可靠的温度数据,能有效提升电池组的热安全性.

参考文献

[1] 洪吉超,梁峰伟,杨海旭,等. 大数据驱动动力电池智能安全管理与控制方法研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(10): 1845-1861.
HONG J C, LIANG F W, YANG H X, et al. Research on intelligent safety management and control methods for big-data-driven battery systems [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(10): 1845-1861.(in Chinese)

[2] YALÇıN S, PANCHAL S, HERDEM M S. A CNN-ABC model for estimation and optimization of heat generation rate and voltage distributions of lithium-ion batteries for electric vehicles [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2022, 199: 123486.

[3] 刘霏霏, 鲍荣清, 程贤福, 等. 翅片参数对热管式动力电池模组散热性能的影响[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(12):39-48.
LIU F F, BAO R Q, CHENG X F, et al. Influence of fin parameters on heat dissipation performance of power battery module with heat pipe[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2022,49(12):39-48.(in Chinese)

[4] ZHU S, HE C N, ZHAO N Q, et al. Data-driven analysis on thermal effects and temperature changes of lithium-ion battery [J]. Journal of Power Sources,2021,482:228983.

[5] McCARTHY K, GULLAPALLI H, KENNEDY T. Real-time internal temperature estimation of commercial Li-ion batteries using online impedance measurements [J]. Journal of Power Sources, 2022, 519: 230786.

[6] WANG X Y, WEI X Z, CHEN Q J, et al. Lithium-ion battery temperature on-line estimation based on fast impedance calculation[J]. Journal of Energy Storage, 2019, 26:100952.

[7] BEELEN H, MUNDARAGI SHIVAKUMAR K, RAIJMAKERS L, et al. Towards impedance-based temperature estimation for Li-ion battery packs[J]. International Journal of Energy Research, 2020,44(4):2889-2908.

[8] 蔡金逸. 基于电化学阻抗谱的锂离子电池内部温度与荷电状态估计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
CAI J Y. Estimation of lithium-ion battery internal temperature and state of charge based on electrochemical impedance spectroscopy [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.(in Chinese)

[9] WANG L M, LU D, SONG M C, et al. Instantaneous estimation of internal temperature in lithium-ion battery by impedance measurement [J]. International Journal of Energy Research, 2020,44(4):3082-3097.

[10] ZHENG Y S, WEINREICH N A, KULKARNI A, et al. Sensorless state of temperature estimation for smart battery based on electrochemical impedance [C]//2023 25th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'23 ECCE Europe). Aalborg, Denmark. IEEE, 2023: 1-8.

[11] FAN W J, ZHANG Z B, DONG M, et al. On-line estimation method for internal temperature of lithium-ion battery based on electrochemical impedance spectroscopy [C]//2021 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC) CO, USA. IEEE, 2021: 247-251.

[12] WANG Y L, CHEN X J, LI C L, et al. Temperature prediction of lithium-ion battery based on artificial neural network model[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 228: 120482.

[13] JIANG Y H, YU Y F, HUANG J Q, et al. Li-ion battery temperature estimation based on recurrent neural networks [J]. Science China Technological Sciences, 2021, 64(6): 1335-1344.

[14] LIU K L, LI K, PENG Q, et al. Data-driven hybrid internal temperature estimation approach for battery thermal management [J]. Complexity,2018,2018(1):9642892.

[15] TANG A H, HUANG Y K, LIU S M, et al. A novel lithium-ion battery state of charge estimation method based on the fusion of neural network and equivalent circuit models [J]. Applied Energy, 2023, 348: 121578.

[16] FENG F, TENG S L, LIU K L, et al. Co-estimation of lithium-ion battery state of charge and state of temperature based on a hybrid electrochemical-thermal-neural-network model [J]. Journal of Power Sources, 2020, 455: 227935.

[17] JALILIANTABAR F, MAMAT R, KUMARASAMY S. Prediction of lithium-ion battery temperature in different operating conditions equipped with passive battery thermal management system by artificial neural networks [J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 48: 1796-1804.

[18] MESGARPOUR M, MIR M, ALIZADEH R, et al. An evaluation of the thermal behaviour of a lithium-ion battery pack with a combination of pattern-based artificial neural networks (PBANN) and numerical simulation [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 47: 103920.

[19] 王彬涛. 基于卡尔曼滤波的动力电池内核温度在线估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2020.
WANG B T. Research on on-line estimation method of power battery core temperature based on Kalman filter [D]. Changchun: Jilin University, 2020. (in Chinese)

[20] SURYA S, MARCIS V, WILLIAMSON S. Core temperature estimation for a lithium ion 18650 cell [J]. Energies, 2020, 14(1): 87.

[21] LIU M L, ZHOU X D, YANG L Z, et al. A novel Kalman-filter-based battery internal temperature estimation method based on an enhanced electro-thermal coupling model [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 71: 108241.

[22] 熊瑞, 李幸港. 基于双卡尔曼滤波算法的动力电池内部温度估计[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 146-151.
XIONG R, LI X G. Battery internal temperature estimation method through double extended Kalman filtering algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(14): 146-151. (in Chinese)

[23] HE J C, SAZZAD HOSEN M, YOUSSEF R, et al. A lumped electro-thermal model for a battery module with a novel hybrid cooling system [J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 221: 119874.

[24] MA Y, CUI Y F, MOU H Y, et al. Core temperature estimation of lithium-ion battery for EVs using Kalman filter [J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 168: 114816.

[25] NING T, FANG H Z. Distributed Kalman filtering-based three-dimensional temperature field reconstruction for a lithium-ion battery pack [C]//2017 American Control Conference (ACC). Seattle, WA, USA. IEEE, 2017: 905-910.

[26] 谭必蓉, 杜建华, 叶祥虎, 等. 基于模型的锂离子电池SOC估计方法综述[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(6): 1995-2010.
TAN B R, DU J H, YE X H, et al. Overview of SOC estimation methods for lithium-ion batteries based on model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(6): 1995-2010. (in Chinese)

[27] WANG L M, XU Y, WANG E L, et al. Modeling and state of charge estimation of inconsistent parallel lithium-ion battery module [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 51: 104565.