

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312178

锂离子电池的等效时变内阻模型及应用*

张思而¹, 李旦¹, 张建秋¹, 刘钢²

(1. 复旦大学信息科学与工程学院 上海 200433; 2. 杭州蔚斯博系统科技有限公司 杭州 311200)

摘要:针对锂(离子)电池在恒流、恒压和/或恒功率等工况下, Thevenin 等效电路模型无法在线辨识其模型参数, 进而无法描述锂电池特性的问题, 提出了一种新的等效时变内阻模型。分析表明, 通过将锂电池的开路电压和内阻, 描述成未知的时变电压和内阻, 并利用安时积分和随机漫步模型, 分别表示其未知时变电压和内阻的进化, 就可为锂电池建立一种以状态空间进行描述的等效时变内阻模型。分析也表明, 因电池充放电而产生的暂态极化电压, 可由电池端电流与时变内阻的乘积, 以及电池端电压观测噪声分布的组合进行描述。本文模型相比传统模型, 在恒流恒压以及恒功率的工况下, SoC 估计的均方根误差平均降低了 48%。公开充放电测试数据集和实验的 SoC 估计, 均验证了本文模型及分析结果的正确性和有效性。

关键词: 锂电池; 等效时变内阻模型; 参数辨识; SoC 估计

中图分类号: TH89 TM911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Equivalent time-varying internal resistance model of lithium-ion batteries and the corresponding applications

Zhang Si'er¹, Li Dan¹, Zhang Jianqiu¹, Liu Gang²

(1. School of Information Science and Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. Hangzhou Weisibo System Technology Company Limited, Hangzhou 311200, China)

Abstract: In order to solve the problem that the traditional Thevenin equivalent circuit models' parameters of lithium-ion batteries cannot be identified under the constant current, constant voltage and/or constant power charge/discharge, a new equivalent time-varying internal resistance model is proposed. The analyses show that, when the open circuit voltage and internal resistance of a lithium-ion battery are characterized as an unknown time-varying voltage and internal resistance, respectively, the amp-hour integral and random walk model can be used to describe the evolutions of unknown time-varying voltage and internal resistance. Accordingly, an equivalent time-varying internal resistance model with a state space formula can be used to illustrate the characteristics of lithium-ion battery. It is also shown that the transient polarization voltage produced by the battery charge and discharge can be explained by combining the product of end current at the battery and the time-varying internal resistance with the observed noise. Compared with the traditional model, the root-mean-square error of SoC estimation is reduced by 48% on average under constant current, voltage and power conditions. The correctness and effectiveness of our model and analytical results are verified by both the dataset based on the internet and experimental results.

Keywords: lithium-ion batteries; equivalent time-varying internal resistance model; parameter identification; state of charge estimation

0 引言

为了应对全球面临的能源危机和温室效应, 人类正方兴未艾地发展和利用绿色能源。电动汽车替代传统燃

油汽车, 正是推动这一发展和利用的典型代表。为电动汽车提供动力的锂(离子)电池, 则成了相关工业和学术界所关注的热点。尽管多种不同类型的电池, 如锂、镍镉、铅酸和碱性电池等, 都可作为电动汽车的动力和/或储能单元, 但锂电池是最有前途和竞争力的电池^[1-8]。

收稿日期: 2023-11-21 Received Date: 2023-11-21

* 基金项目: 国家自然科学基金(12374431)项目资助

锂离子电池的单(个)电芯,可提供3 V左右的安全操作电压。而在大功率的应用场合,可将大量锂电池的电芯,通过串并联连接起来,以提供所需的期待输出电压、电流和/或功率。例如:特斯拉跑车的电池组,就是将6 831个锂电池的电芯,通过串并联,使其具有53 kW·h的储能,以及150安培小时(ampere hour, Ah)的容量^[2]。因此,监控锂电池电芯的内部参数,并确保其工作在安全的可操作区域,就变得至关重要^[3]。电芯和/或由其构成电池组的荷电状态(state of capacity, SoC),是电芯和电池组(剩余)容(或能)量的一种表征,它也就成了监测和管理电池的最重要指标^[4]。众所周知,SoC与电芯的内部参数密切相关,而这些内部参数一般是不能通过直接测量而获得的^[5-8],这也就使得锂电池SoC的获取,只能根据其他可直接测量的物理量,如:电池的端电压、电流、电池所处的温度环境等,通过某种模型及其计算而间接估计得到。

为了估计锂电池的SoC,人们首先想到的方法,就是据SoC定义进行计算的方法,即安时积分法^[8]。由于该法需要据测得的锂电池端电流,通过对时间进行积分而获得,这就会不可避免端电流的测量误差,通过积分而累加。也就是说,即使非常小的电流测量误差,也会随着时间的增加,而使得估计的锂电池SoC,远远偏离其真实值^[7]。为了避免安时积分法存在的问题,文献[9-10]介绍了开路电压法的解决方案,而文献[11]则报道了基于局部模型网络的可解释性算法。此外,借助于锂电池的电化学和等效电路模型,文献[12-13]报道了锂电池SoC的估计方法。电化学模型尽管可描述电池内部的电化学行为,如:锂离子的浓度,电解质中的电位等^[14]。然而,内部参数变化的随机性,将无法解释现实场景中,基于电化学模型所描述锂电池端电压/电流,呈现出来的不确定性^[15]。锂电池的等效电路模型,由于能很好反映锂电池应用时,所呈现出的端电压和电流特性,因此得到了广泛应用。基于等效电路模型估计SoC的常用方法,可分为阻抗(内阻)测量法、贝叶斯滤波法、数据驱动法和观测器法等。阻抗测量法是一种实用的SoC估计方法,尽管它有良好的估计精度^[16],但它只能在锂电池不处于工作状态时,才能进行阻抗测量,因此它就不能对锂电池的SoC进行实时估计,如:电动汽车行驶时^[14]。贝叶斯滤波法,如:卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)、扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF),以及无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)和粒子滤波(particle filtering, PF)等状态估计技术,可用于锂电池SoC的在线估计^[17-19]。贝叶斯滤波可在存在观察噪声时,给出锂电池SoC和内阻的最大后验估计,且能在电池工作运行期间,对它们进行连续估计。借助于锂电池SoC和其开路电压(open circuit voltage, OCV)之间的关系曲线/函数,

它们就不存在安时积分法那样的误差累积问题^[20-22]。文献[23-25]中展示了基于数据驱动的最新方法,该类方法采用机器学习和神经网络等算法,能够从历史数据中学习并预测电池的SoC,通常能提供较高的准确性,但同时存在性能严重依赖于用于训练的数据质量和数量,可泛化能力差以及相对需要较高的计算资源(如深度学习)等缺点。基于观测器的方法有:Luenberger观测器法^[26-27]、比例积分(PI)观测器法^[28],以及滑模观测器法^[29-30]等,此类方法可在模型不确定性和观测噪声分布未知时,通过鲁棒闭环控制,将锂电池SoC和内阻等的状态估计误差,控制在限定范围内,部分观测器还解决了相位滞后的问题,因此它们都具有良好的实时性。不过,贝叶斯滤波和观测器法的正常工作,都依赖于能准确地辨识出描述锂电池等效电路模型的参数。不幸的是:这些模型参数会随锂电池SoC、工作温度和使用寿命的变化而变化。因此,就需要一种在线模型参数辨识方法来应对这一问题。为此,文献[31]报道了一种利用脉冲放电,而根据具有遗忘因子的递归最小二乘(forgetting factor recursive least squares, FFRLS)算法辨识电池等效电路模型参数的方法。文献[32]通过锂电池工作运行时,其局部SoC和开路电压间的线性关系,提出了一种可变数据长度的最小二乘辨识方法,以辨识并跟踪模型参数的变化。

由于在锂电池充放电结束后,当其充放电电流瞬间变为0时,其端电压也会在这个瞬间发生跳变,然后则缓慢趋于稳定,这种暂态现象称为“迟滞或极化效应”^[12]。在锂电池的等效电路模型中,此类暂态过程,通常都用一个一阶或高阶RC电路来近似描述。可是,这种描述在使得模型参数的辨识变得更加复杂的同时,也会使得其模型参数,不能在恒压、恒流和/或恒功率充放电过程中进行在线辨识,这是因为激励锂电池的恒压/流信号的阶小于模型的阶^[32]。

为此,本文以锂电池端电压观测的噪声分布来描述电池在充放电电流瞬间变为0时,其端电压发生的跳变,以及时变的内阻来说明锂电池随着它SoC、因充放电过渡过程而产生的极化效应、工作温度和使用寿命的变化而变化的过程。然后再利用安时积分和随机漫步模型,分别描述锂电池开路电压和内阻的进化,这样就为锂电池建立起了一种新颖且以状态空间进行动态描述的等效时变内电模型。分析表明:它与传统等效电路模型的最大不同是,锂电池的荷电状态和内阻,就是它的模型参数,因此就自然而然地将本文模型参数的辨识,以及锂电池特性参数的估计合二为一,而成功避免因恒流、恒压或恒功率充放电,而导致因激励信号(恒压、恒流或恒功率信号)的阶不足,进而使得传统等效电路模型参数无法在线辨识的问题。这也就意味着:本文模型和其描述电池

性能参数的在线估计,对电池的工况是鲁棒的。网上公开放电测试数据集和实验结果,均验证了本文模型及分析结果的有效性。

1 传统 Thevenin 等效电路模型的局限性

传统 Thevenin 等效电路模型,一般由电阻、电容和电源等电路元件组成,并采用 RC 网络对电池因锂离子极化引起的动态特性进行描述。例如:一阶 RC 模型^[12]、二阶 RC 模型^[13]和高阶 RC 模型^[14]。

在不失一般性的前提下,下面将分析一个二阶 Thevenin 等效电路模型的局限性。其具体电路如图 1 所示。在图 1 中, U_{oc} 为锂电池的开路电压; R_0 为它的欧姆内阻; C_p 、 C_s 、 R_p 、 R_s 则为描述锂电池因充/放电过程中锂离子的极化,而引起锂电池端电压 U_t 和电流 I 产生暂态过程的模型参数,它们也被称为极化电容和电阻,其两端的电压 U_p 和 U_s 就称为极化电压。

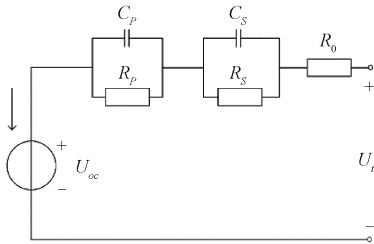


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

利用拉普拉斯变换,将图 1 电路变换到复频域,那么据基尔霍夫定律可得如下方程:

$$U_t(s) - U_{oc}(s) = I(s) \cdot \left(R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} + \frac{R_s}{1 + R_s C_s s} \right) \quad (1)$$

由文献[31]可知,将式(1)进行双线性变换可改写成:

$$U_t(k) = k_0 + k_1 U_t(k-1) + k_2 U_t(k-2) + k_3 I(k) + k_4 I(k-1) + k_5 I(k-2) \quad (2)$$

其中, $k_0 = U_{oc}(k) - k_1 U_{oc}(k-1) - k_2 U_{oc}(k-2)$, 而 k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 、 k_5 是由图 1 中电阻和电容组合而成的模型参数。由上式,可构成如下矩阵方程:

$$\mathbf{y}_k = \boldsymbol{\varphi}_k \boldsymbol{\theta}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{y}_k = [U_t(k-5), U_t(k-4), \dots, U_t(k)]^T \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\varphi}_k = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ U_t(k-6) & \dots & U_t(k-1) \\ U_t(k-7) & \dots & U_t(k-2) \\ I(k-5) & \dots & I(k) \\ I(k-6) & \dots & I(k-1) \\ I(k-7) & \dots & I(k-2) \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\theta}_k = [k_0, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5]^T \quad (6)$$

当式(4)的矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 满秩时,借助于最小二乘,可以获得式(2)的解,如果可以忽略开路电压在一个小间隔内的变化,即认为有: $U_t(k) \approx U_t(k-1) \approx U_t(k-2)$, 由它就可获得锂电池的开路电压估计如下:

$$\hat{U}_t(k) = k_0 / (1 - k_1 - k_2) \quad (7)$$

可是,当恒压和/或恒流充放电时,由于矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 中不同时刻的电压和/或电流是相同的,这就将会使其亏秩,即使锂电池端电压和电流测量的噪声可能会使 $\boldsymbol{\varphi}_k$ 不亏秩,但它也将是病态的。在此情况下,利用式(6)获得的锂电池开路电压估计,就不可能会是正确的。

需要指出的是:锂电池的恒功率充放电模式,是一种常见的工作模式^[1]。不幸的是,在这些锂电池的工作模式下,通过在线辨识的方式,是不可能获得传统锂电池 Thevenin 等效电路模型的参数。这是因为系统辨识的理论告诉我们^[20]:为了辨识图 1 的模型参数,激励电路图 1 的端电压或电流的阶,必须大于图 1 模型的阶,而恒压和恒流激励信号的阶为 0^[33]。此外,众所周知,锂电池的性能,会随着其工作时间的延续而发生变化,因此,定期对锂电池的 Thevenin 等效电路模型参数进行离线估计或辨识,也是令人棘手。

针对传统 Thevenin 等效电路模型在恒流/恒压、或恒功率充放电模式下,无法进行在线辨识其模型参数的问题,本文下节将为锂电池给出一种新的等效电路模型。

2 等效时变内阻模型

众所周知,随着锂电池充放电的时间进展,其两端的电压将随时间而变化,即其对外呈现出的电压,将是一种时变的电压。即使将锂电池开路,并静置了很长的一段时间后,其固有的自放电,也将使其开路电压发生微小的时变。也就是说,锂电池的开路电压,无论其在何种状态,其都是时变的,只不过时变的程度不一样。这也意味着:用一个时变的电压才能准确地表征锂电池开路电压的特性。此外,锂电池的内阻在不同的荷电状态,其对外呈现出的内阻是不同^[34],而锂电池的荷电状态,则同样会随其充放电的时间进展,而呈现出时变的特征,这也就表明:锂电池的内阻,同样只有用时变的电阻来表征,才能准确地对其进行描述。这样,本文提出的时变内阻模型如图 2 所示。

图 2 中,锂电池的开路电压和内阻都用时变的电压 $U_{oc}(t)$ 和时变内阻 $R_s(t)$ 进行描述,其中 $R_p(t)$ 为包含在 $R_s(t)$ 内的极化内阻。本文所构建的时变内阻 $R_s(t)$ 与文献[6]中报道的传统 Rint 模型中内阻定义和功能皆不同,前者为时变且考虑了电池极化的情况,而后者仅为根据先验信息所给定的常量参数。据图 2,并由基尔霍夫

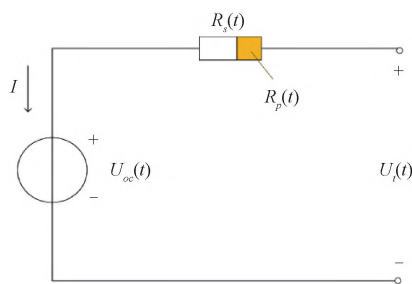


图2 时变内阻模型

Fig. 2 Time-varying internal resistance model

电路定律可得:

$$U_t(t) = U_{oc}(t) + I(t) \cdot R_p(t) \quad (7)$$

式中: $U_t(t)$ 和 $I(t)$ 分别代表第 t 时刻锂电池的端电压和电流。

当锂电池的 SoC 定义为: 电池剩余容量与电池额定容量的比值时, 据安时积分法有^[7]:

$$SoC_t = SoC_0 + \frac{1}{C_n} \int_0^t I(t) dt \quad (8)$$

式中: SoC_t 表示锂电池在 t 时刻的 SoC, SoC_0 则表示其初始时刻的 SoC, C_n 为锂电池的额定容量。式(8)的离散形式为^[7]:

$$SoC(t) = SoC(t-1) + \frac{I(t) \cdot \Delta t}{C_n} \quad (9)$$

式中: Δt 为系统的采样时间间隔。据式(7)和(9), 可得到图2所给等效时变内阻电路的状态空间方程模型如下:

$$\begin{bmatrix} R_p(t) \\ SoC(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_p(t-1) \\ SoC(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta t / C_n \end{bmatrix} I(t) + \mathbf{w}(t) \quad (10)$$

$$U_t(t) = U_{oc}[SoC(t)] + I(t)R_p(t) + v(t) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{w}(t)$ 和 $v(t)$ 为 t 时刻的状态噪声和观测噪声, $U_{oc}[SoC(t)]$ 是电池电动势, 在应用中也就是锂电池开路电压与其 SoC 之间存在的映射关系^[10], 即 SoC 与 OCV 的曲线或函数。在式(10)中, 锂电池内阻的时变性, 是用一个随机漫步模型进行描述的。

在锂电池的充放电过程中存在极化现象, 呈现在锂电池端电压中的表现为: 出现暂态的压降。即在锂电池的开路电压上, 叠加这个暂态的压降, 则表现为观测到电池端电压的变化。传统的 Thevenin 等效电路模型, 是通过电容和电阻并联的组合, 对电池工作时的这个暂态特性进行描述的。尽管它们可以较好描述锂电池在充放电时, 因极化产生的压降, 再逐渐恢复到稳态的这一暂态过程, 可也正是由于这些电容和电阻并联的组合, 而使得锂电池在恒流/恒压、恒功率充放电模式下, 其 Thevenin

等效电路的模型参数, 正如本文上节分析的那样, 无法对其进行在线估计或辨识。

在本文提出的时变等效电路模型中, 锂电池在充电时因极化产生的压降, 是由其内部的极化内阻 $R_p(t)$ 通过时变的方式, 代替了传统 Thevenin 等效电路模型中的 RC 回路, 对充放电暂态过程进行描述。但在构建模型时并不对 $R_p(t)$ 进行显性表示, 而由于其不确定的特性, 视为组合进了观测噪声, 并以具有长尾且分布函数未知的随机噪声进行说明。此外, 对于电池充放电结束后的暂态过程, 由于式(11)中的 SoC-OCV 曲线 $U_{oc}[SoC(t)]$, 在锂电池寿命期间会保持不变^[10], 那么就可认为式(11)端电压 $U_t(t)$ 的观测噪声, 在电流 $I(t) = 0$ 后的暂态过程中, 产生了一段时间的观测粗差, 并将其归结为观测噪声的粗差。也就是说, 通过一个具有长尾且分布函数未知的观测噪声分布, 是可以描述在电流 $I(t) = 0$ 后的暂态过程, 对式(11)的观测所造成影响的。

上述分析表明: 本文提出等效时变电路图2的描述模型式(10)和(11), 与传统 Thevenin 等效电路模型主要的不同是: 锂电池在充放电时, 因极化产生的压降, 本文的新模型是通过时变的电阻 $R_p(t)$, 以及一种具有长尾的观测噪声分布来共同进行描述的, 而不是如传统 Thevenin 等效电路模型那般, 通过 RC 回路来进行描述的。通过式(10)和(11)也不难发现: 本文新模型的时变内阻, 本身就是给出状态空间模型中, 一个待估计的状态, 而未知具有长尾的观测噪声分布 $v(t)$, 则可通过变分贝叶斯滤波 (variational Bayesian filtering) 的方法, 进行自适应估计^[35-36]。这就意味着: 借助于本文新模型式(10)和(11), 锂电池的模型参数和荷电状态的估计, 可同时在线完成, 而不像传统 Thevenin 等效电路模型那般, 必须先行进行模型参数的辨识。且在模型参数辨识阶段, 激励锂电池端电压或电流信号的阶, 必须满足大于或等于模型阶的条件, 就可以避免了。换言之, 锂电池在恒流、恒压和/或恒功率充放电条件下, 本文方法可同时给出模型参数和荷电状态的在线估计。只不过此时的问题, 转化成了对一非线性非高斯系统, 其观测噪声分布参数的估计问题。

3 模型参数和荷电状态的在线估计

据本文给出新模型的式(10)和(11), 可以发现: 它需要事先已知 SoC-OCV 的曲线 $U_{oc}[SoC(t)]$, 才能通过变分贝叶斯滤波, 对本文模型观测噪声分布的参数, 以及锂电池的荷电状态进行在线估计。通常, 锂电池的制造厂商, 都会提供其生产锂电池的 SoC-OCV 曲线。这样, 就可直接利用锂电池制造厂商绘制的这个曲线, 根据式(10)和(11)进行滤波。当然, 用户也可以自己绘制,

文献[37]介绍了增量 OCV 测量,以及小电流 OCV 测量 2 种 SoC-OCV 曲线的绘制方式。

本文将采用 $1/20C_n$ 速率的小电流,对锂电池进行充电和放电,其中 C_n 的意义,与式(10)中的相同,即它代表锂电池的额定容量。 $1/20C_n$ 速率意味着:电池完全放电大约需要 20 h 才能完成。然后,将放电和充电过程中,分别对应于相同 SoC 值的电压,进行平均并记录为 OCV 的值,因为平均后的结果,可以减小迟滞和欧姆内阻的影响,此时它们充放电的时间,即可认为是 SoC^[37]。它们与平均后的 OCV,就可绘制成如图 3 所示的 SoC-OCV 曲线。

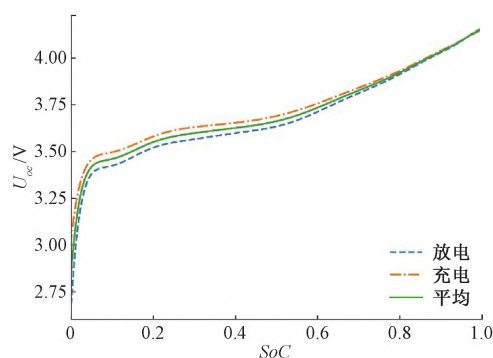


图3 锂电池 INR 18650-20R 的 SoC 与开路电压的关系曲线
Fig. 3 Relationship between SoC and OCV of INR 18650-20R lithium-ion battery

利用多项式对图 3 曲线进行函数拟合,可得到如图 3 所示的实线,认为得到 SoC-OCV 关系,即函数曲线 $U_{oc}[SoC(t)]$ 。由于曲线 $U_{oc}[SoC(t)]$ 是一非线性函数,因此本文给出的状态空间模型式(10)和(11),是非线性的状态空间模型。而前面的分析则表明:式(11)的观测噪声 $v(t)$,是一具有长尾且分布函数未知的观测噪声。同时,这也意味式(10)和(11)是非高斯非线性的状态空间模型。由于高斯混合分布可以近似任意分布函数至任意精度^[35],那么当利用具有未知参数的高斯混合分布,对式(11)的观测噪声 $v(t)$ 进行描述时,变分贝叶斯粒子滤波(variational Bayesian particle filtering, VBPF),是可以对非高斯非线性的状态空间模型进行滤波的^[35-36]。因此,本文利用变分贝叶斯粒子滤波,对式(10)和(11)中观测噪声 $v(t)$ 的分布,及其模型参数和荷电状态进行在线估计。

4 实验验证及其结果

本节将据马里兰大学对锂电池测量公开的数据集,以及本文进行的相关实验,对本文提出的锂电池等效时变内阻模型进行验证。数据集和实验涉及锂电池在恒流/压充放电、恒功率放电、动态充放电等各种工况。

本节也将比较传统利用 RC 电路,描述锂电池极化暂态的 Thevenin 等效电路模型,并据具有遗忘因子的递归最小二乘法(RC circuit with FFRLS, RCC-FFRLS),以及无迹卡尔曼滤波(RC circuit with UKF, RCC-UKF),给出这些工况中的测试估计结果。其中 RCC-UKF 中的 Thevenin 等效电路的模型参数,则由动态工况,即动态应力测试(dynamic stress test, DST)工况,利用 FFRLS 辨识给出估计作为模型的参数。而本文提出等效时变电路的模型参数,即未知测量噪声分布的参数,则利用具有未知参数的 1、2 或 3 个高斯和分布分别进行描述。而其对应分布未知参数的估计,及其锂电池荷电状态和内阻的估计,则由变分贝叶斯粒子滤波(time-varying circuit with variational Bayesian particle filtering, TVC-VBPF),实时同时给出。

本文将采用如下绝对误差和均方根误差(root mean square error, RMSE),对估计的结果进行评价。

$$e_i = |SoC(t) - SoC_{True}(t)| \quad (12)$$

$$Rmse = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (e_i)^2} \quad (13)$$

式中: k 为单次实验进行的总时长, $SoC_{True}(t)$ 是 t 时刻 SoC 的真实值。在本文的实验中,文献[38]中利用改进的安时积分法获得的 SoC 值,将视为 SoC 的真实值,而文献[18]提供的 SoC 值,则视为公开数据集中 SoC 的真实值。

4.1 公开数据集的验证结果

马里兰大学采用 Arbin BT2000 电池测试系统,对 INR 18650-20R 锂离子电池,在不同工作工况的性能进行了测量,实验测试的数据集,公开报道在文献[18]中。本文将选取其中的动态应力测试(DST)和联邦城市驾驶计划(federal urban driving schedule, FUDS)数据,对本文所提的模型进行验证。DST 是由美国先进电池联盟设计^[39],它是为验证锂电池是否可以在所有预期的操作条件下,为用户提供指定的功率。FUDS 是一种常用的驾驶模拟,可用于表征实际电动汽车,对锂电池功率的需求。试验样品(INR 18650-20R)的基本规格,其中标称电压为 3.6 V,标称容量为 2 Ah,上/下截止电压为 4.2 V/2.5 V。

如图 4 所示,即恒流和恒压充电阶段测试结果的放大图,其中图 4(d)~(f)为 SoC 估计的绝对误差和均方根误差,以及本文模型时变电阻 $R_s(t)$ 的估计结果。

从图 4(d)和(e)可以看到,据本文模型的 TVC-VRPF3 方法,给出了最好的 SoC 估计结果,且明显优于文献报道的主流方法,包括估计精度和收敛速度。此外,图 4(d)也表明:利用传统 Thevenin 等效电路模型的最小二乘算法,即 RCC-FFRLS 算法,在恒流或恒压充电阶段则完全失效,这也与本文第 1 节分析结果一致。这样,图 4(e)也就没有给出其对应结果了,从图 4(e)也可以发现:利用本文模型的 TVC-VRPF2 和 3 方法,获得的

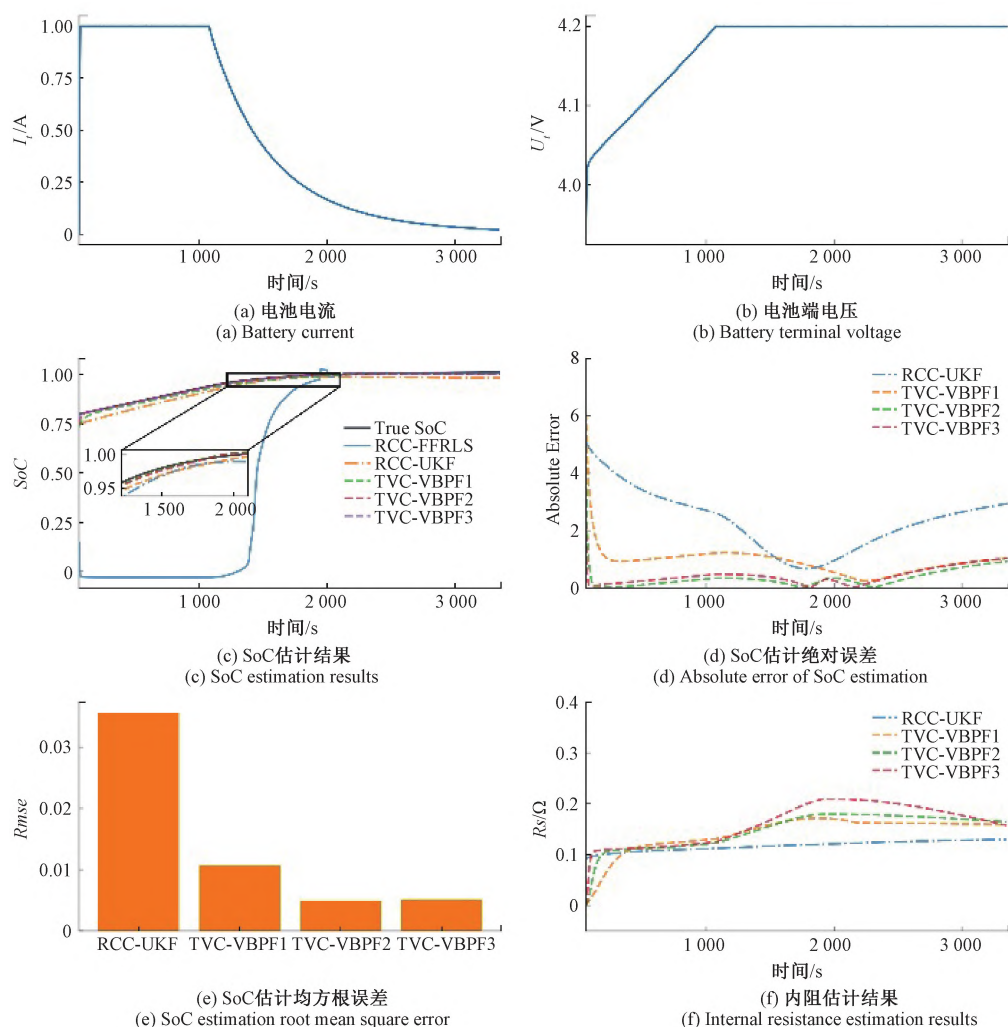


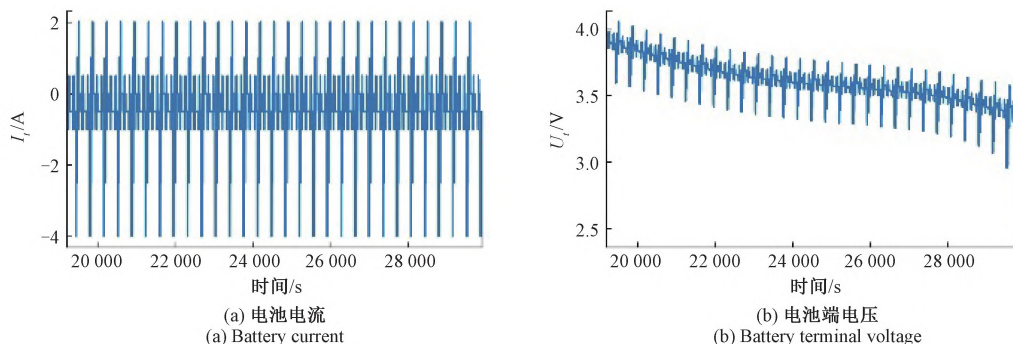
图4 公开数据集在恒流和恒压充电阶段的测试结果

Fig. 4 Test results of public dataset in constant current and constant voltage charging stage

SoC 估计结果,其均方根误差小于其它两个假设测量噪声为高斯噪声的方法,这也说明:将观测噪声视为高斯噪声,将损失估计精度。

图4(f)表明:利用本文模型的估计方法,获得的锂电池内阻估计,明显大于利用传统 Thevenin 等效电路模型 RCC-UKF 所估计出的电池内阻。这正如本文第二节分析

的那样,本文模型的时变内阻包含了锂电池的极化电阻。这一点也可在图4(f)的2000 s附近,即利用本文模型的VRPF1、2或3等方法给出的内阻估计可以看到,即在此附近有一个明显的鼓包。它恰恰也是从恒流切换到恒压充电时,极化暂态在此附近发生变化最剧烈的时候,而本文模型正如第2节分析的那样,也说明了这一情况。



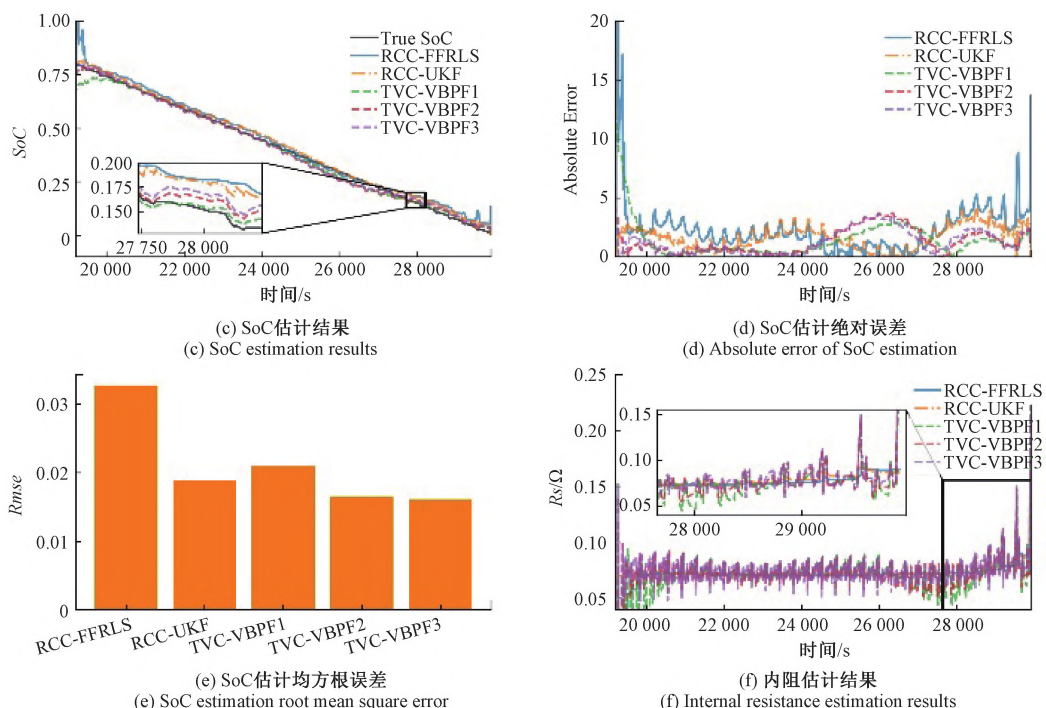


图5 公开数据集在 DST 标准下的 SoC 估计

Fig. 5 SoC estimation results of public dataset with the DST standard

如图 5(a)、(b) 和 (c) 所示为在 DST 标准下测试结果的放大图;图 5(d)~(f) 给出了 SoC 估计的绝对误差、均方根误差和时变电阻 $R_s(t)$ 的估计结果。

同样,从图 5(d) 和 (e) 可以看到,利用本文模型的 TVC-VRPF 方法,给出了相对其他方法稍好的估计结果,而 TVC-VRPF2 和 3 的估计结果几乎差不多,这说明 VBPF 对于非高斯噪声分布的描述,当选取的高斯和数目达到一定时,再增加其对于估计准确性提升有限。

图 5(f) 同样也表明:在动态工况下,利用本文模型的估计方法,获得的锂电池的内阻估计,较传统 Thevenin 等效电路模型의 RCC-FFRLS 和 RCC-UKF 获得的结果更为波动。这再次验证了本文第 2 节分析的正确性,这是因为本文模型描述的时变内阻,包含了锂电池的极化电阻,而在电池的动态工况中,极化电阻变化是更加剧烈的^[32]。

锂电池 INR 18650-20R, 给出的公开数据集,验证了本文模型,在任意电池工况中,都可在实时在线的条件下,对电池荷电状态和内阻进行有效描述和估计。而传统的 Thevenin 等效电路模型,在恒流和/或恒压充/放电工作模式下,则无法对其模型参数进行在线辨识,也就是说,在恒流和/或恒压充/放电的工作模式下,需要离线辨识出模型的参数,传统的模型才可成功应用。否则,以 FFRLS 为典型代表的估计算法,就会完全失效。换言之,传统 Thevenin 等效电路模型参数的在线实时辨识,在锂电池的常用工作工况—恒流和/或恒压充/放电工作模式

是不可行的,而本文模型及方法则填补这一空白。

4.2 实验验证

本文采用星云电芯能量回馈充放电测试系统 BAT-NEEFLCT-05300-V012, 对 NCR21700 锂离子电池进行 3 组不同工况的实验测量。为了进一步验证在实际应用场景中,可能出现的电池工况,实验选取了动态应力测试 (DST) 和恒功率 9 W 充电两种工况,对本文提出模型和传统模型进行对比分析。试验样品 (NCR21700) 的基本规格,其中标称电压为 3.7 V, 标称容量为 4.8 Ah, 上/下截止电压为 4.2 V/2.5 V。

在实验 1 中,电池按照 DST 标准进行动态放电,直至电池 SoC 为 0, 测量的采样频率为 1 Hz。测得的 NCR21700 端电流和电压,以及对其全过程的 SoC 进行估计,其结果如图 6(a)、(b) 和 (c) 所示。而图 6(d)~(f) 则分别给出了 SoC 估计的绝对和均方根误差,以及内阻 R_s 的估计结果。

从图 6(d)、(e) 和 (f) 可以看到,在激励传统模型阶足够的情况下,传统模型及方法,以及本文模型的 TVC-VBPF 方法,都给出了类似的 SoC 估计结果,再次验证了本文模型的有效性。

在实验 2 中,电池以 9 W 的恒功率进行 5 616 s 充电,直至电池 SoC 为 0.9, 测量的采样频率为 1 Hz。测得的 NCR21700 端电流和电压,以及对其全过程的 SoC 进行估计,其结果如图 7(a)、(b) 和 (c) 所示,而图 7(d)~(f)

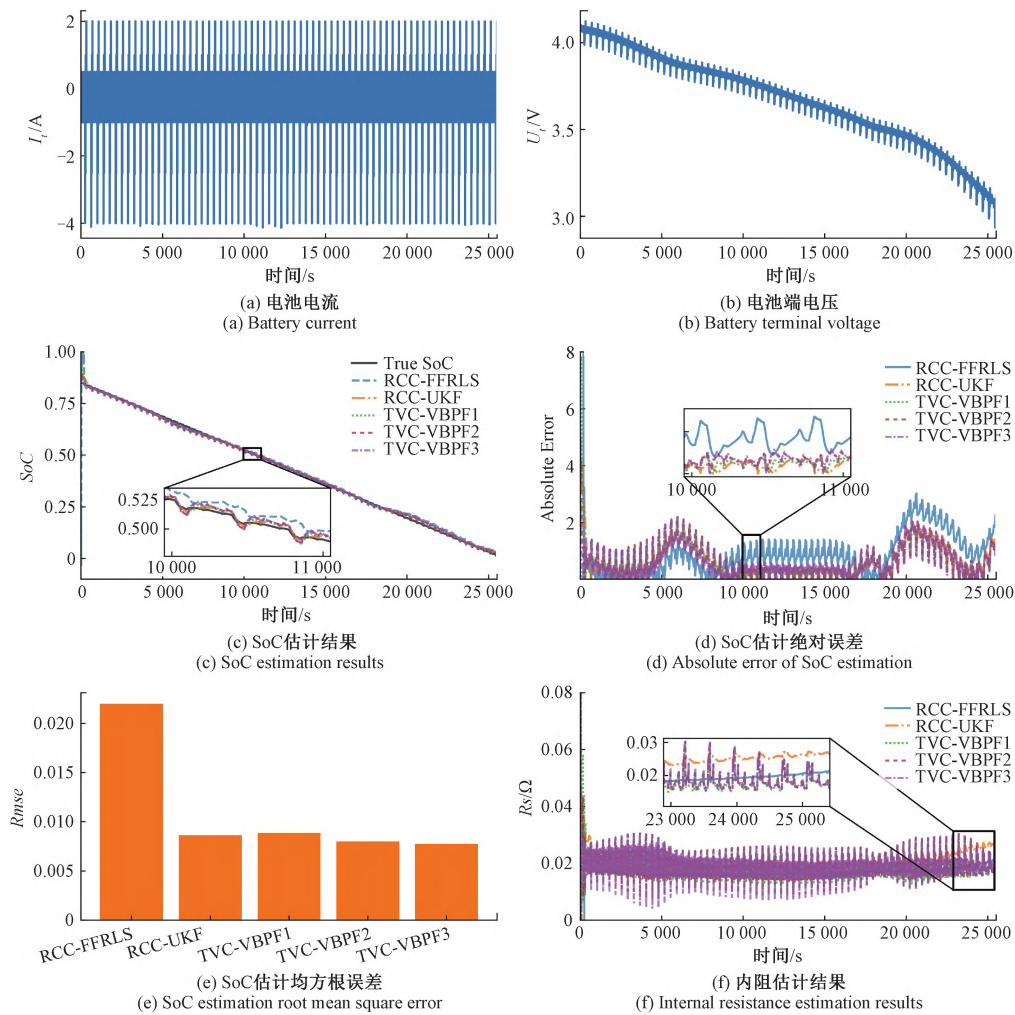
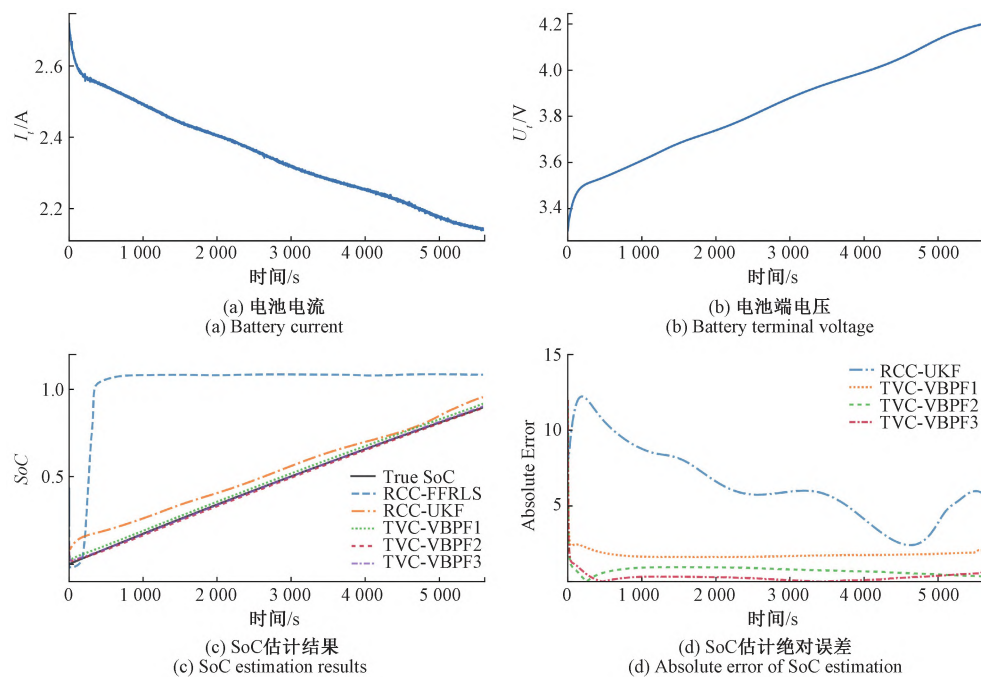
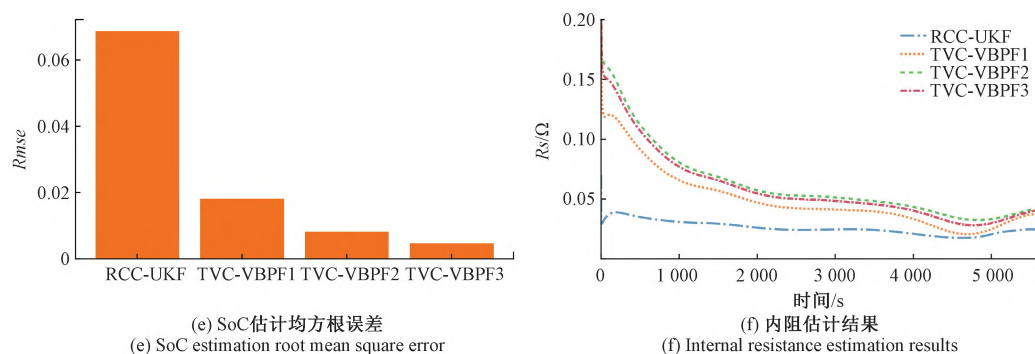


图6 实验1:DST标准下的SoC估计实验

Fig. 6 Experiment 1: SoC estimation results with the DST standard





(e) SoC估计均方根误差
(e) SoC estimation root mean square error

(f) 内阻估计结果
(f) Internal resistance estimation results

图7 实验2:恒功率充电下的SoC估计

Fig. 7 Experiment 2: SoC estimation results with constant power charging

则分别给出了SoC估计的绝对误差和均方根误差,以及内阻 R_s 的估计结果。

从图7(d)和(e)可以看出,在恒功率充电下,本文模型的TVC-VRPF方法,比传统模型的方法,性能有着显著的提高,绝对误差控制在3%以内。在图7(f)中,由于电池为充电工况,内阻为随时间变化而有下降的趋势,因此与图4中内阻的变化趋势相反,而图4因为其SoC初始值为0.8而不是0,所以其并未明显体现出其内阻的变化趋势。

5 结 论

本文提出了一种新的等效时变内阻模型。通过将锂电池的开路电压和内阻,描述成未知的时变电压和内阻,并利用安时积分和随机漫步模型,分别描述其未知时变电压和内阻的进化,就为锂电池建立起了一种以状态空间进行描述的等效时变内阻模型。主要贡献总结如下:

1)通过公开充放电测试数据集和实验表明,本文建立的等效时变内阻模型相比传统Thevenin等效电路模型,其准确性得到了提高,其结果则表明:本文模型相比传统模型,在恒流恒压以及恒功率的工况下,SoC估计的均方根误差平均降低了48%。

2)本文建立的等效时变内阻模型,避免了传统模型由于激励的阶不足,而导致模型参数无法在线辨识的问题,是一个对于各种电池工况更为鲁棒的模型,解决了电池在恒流、恒压和/或恒功率工况下的参数识别问题。

此外,本文所建立的等效时变内阻模型所验证的数据集来源皆为三元锂电池,并且忽略了温度、电池使用寿命等动态因素,后续研究将考虑更全面的电池类型和外部影响因素,进一步完善本模型。

参考文献

[1] CHEN G J, CHUNG W H. Evaluation of charging methods for lithium-ion batteries[J]. Electronics, 2023,

12: 4095.

- [2] KELTY K. The battery technology behind the wheel[J/OL]. [2018-07-25]. https://web.stanford.edu/group/us-atmc/cgi-bin/us-atmc/wp-content/uploads/2009/04/tesla_presentation.pdf.
- [3] BARSUKOV Y, QIAN J. Battery power management for portable devices[M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 2013.
- [4] ZHANG C, WANG L Y, LI X, et al. Robust and adaptive estimation of state of charge for lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(8): 4948-4957.
- [5] LIN X. Theoretical analysis of battery SOC estimation errors under sensor bias and variance[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(9): 7138-7148.
- [6] 岳永胜, 孙冬, 许爽, 等. 锂离子电池等效电路模型的研究进展[J]. 电池, 2023, 53(6): 682-686.
YUE Y SH, SUN D, XU SH, et al. Research progress in equivalent circuit model of Li-ion battery[J]. Battery, 2023, 53(6): 682-686.
- [7] FOTOUHI A, AUGER D J, PROPP K, et al. Lithium-sulfur battery state-of-charge observability analysis and estimation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(7): 5847-5859.
- [8] NG K S, 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(9): 1506-1511.
- [9] 汪宇航, 黄海宏, 王海欣, 等. 基于荷电状态差异的退役电池健康状态快速估计研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 55-68.
WANG Y H, HUANG H H, WANG H X, et al. Research on rapid estimation of health status of retired batteries based on charge state differences[J]. Chinese

- Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 55-68.
- [10] 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.
- [11] 张振强, 马思乐, 姜向远, 等. 基于局部模型网络的锂电池 SOC 估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 161-171.
- ZHANG ZH Q, MA S Y, JIANG X Y, et al. State of charge estimation of lithium-ion batteries using local model network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 161-171.
- [12] KIM I S. A technique for estimating the state of health of lithium batteries through a dual-sliding-mode observer[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2010, 25(4): 1013-1022.
- [13] CHUN C Y, CHO B H, KIM J. Covariance controlled state-of-charge estimator of LiFePO₄ cells using a simplified hysteresis model [J]. Electrochimica Acta, 2018, 265: 629-637.
- [14] WANG Y, ZHANG X, LIU K, et al. System identification and state estimation of a reduced-order electrochemical model for lithium-ion batteries [J]. eTransportation, 2023, 18: 100295.
- [15] GU W B, WANG C Y. Thermal-electrochemical modeling of battery systems [J]. Journal of The Electrochemical Society, 2000, 147(8): 2910.
- [16] 黄海宏, 汪宇航, 王海欣. 基于锂电池等效电路模型的阻抗曲线拟合算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 70-77.
- HUANG H H, WANG Y H, WANG H X. Impedance curve fitting algorithm based on lithium battery equivalent circuit model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 70-77.
- [17] CUI X, XU B. State of charge estimation of lithium-ion battery using robust kernel fuzzy model and multi-innovation UKF algorithm under noise [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(11): 11121-11131.
- [18] CALCE Battery Research Group. Data. University of Maryland, College Park, MD, USA. 2017. (Online) Available: <https://calce.umd.edu/battery-data>.
- [19] ZHU F, FU J. A novel state-of-health estimation for lithium-ion battery via unscented kalman filter and improved unscented particle filter [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(22): 25449-25456.
- [20] TORSTEN S, PETRE S. System Identification[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1989.
- [21] WADI A, ABDEL-HAFEZ M F, HUSSEIN A A, et al. Alleviating dynamic model uncertainty effects for improved battery SOC estimation of EVs in highly dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(7): 6554-6566.
- [22] KADEM O, KIM J. Real-time state of charge-open circuit voltage curve construction for battery state of charge estimation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(7): 8613-8622.
- [23] YAN X, ZHOU G, WANG W, et al. A hybrid data-driven method for state-of-charge estimation of lithium-ion batteries [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(16): 16263-16275.
- [24] SHI Q, JIANG Z, WANG Z, et al. State of charge estimation by joint approach with model-based and data-driven algorithm for lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-10.
- [25] TANG A, HUANG Y, LIU S, 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.
- [26] HE L, WANG F, WANG J, et al. Zynq implemented luenberger disturbance observer based predictive control scheme for PMSM drives [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(2): 1770-1778.
- [27] YIN Z, BAI C, DU N, et al. Research on internal model control of induction motors based on luenberger disturbance observer [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 8155-8170.
- [28] ZHENG L, ZHANG L, ZHU J, et al. Co-estimation of state-of-charge, capacity and resistance for lithium-ion batteries based on a high-fidelity electrochemical model [J]. Applied Energy, 2016, 180: 424-434.
- [29] 孙冬, 陈息坤. 基于离散滑模观测器的锂电池荷电状态估计 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 185-191.
- SUN D, CHEN X K. Charge state estimation of li-ion batteries based on discrete-time sliding mode observers [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 185-191.
- [30] OBEID H, PETRONE R, CHAOUI H, et al. Higher order sliding-mode observers for state-of-charge and state-of-health estimation of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(4): 4482-4492.
- [31] 赵可沦, 江境宏, 邓进, 等. 基于遗忘因子递推最小二乘法的锂电池等效电路模型参数辨识方法 [J]. 电

子测量技术,2022,45(23):53-58.

ZHAO K L, JIANG J H, DENG J, et al. Parameter identification method of lithium battery equivalent circuit model based on forgetting factor recursive least squares[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 53-58.

- [32] KWAK M, LKHAGVASUREN B, PARK J, et al. Parameter identification and SOC estimation of a battery under the hysteresis effect[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(11): 9758-9767.

- [33] ZHUO W, DERONG L. Data-based controllability and observability analysis of linear discrete-time systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12 PART 2): 2388-2392.

- [34] SZUMANOWSKI A, YUHUA CH. Battery management system based on battery nonlinear dynamics modeling[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(3): 1425-1432.

- [35] CHENG C, TOURNERET J, LU X. A marginalised particle filter with variational inference for non-linear state-space models with Gaussian mixture noise[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2022, 16(2): 238-248.

- [36] XU D, SHEN C, SHEN F. A robust particle filtering algorithm with non-Gaussian measurement noise using student-t distribution [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(1): 30-34.

- [37] ZHENG F, XING Y, JIANG J, et al. Influence of different open circuit voltage tests on state of charge online estimation for lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2016, 183: 513-525.

- [38] 朱丽群,张建秋. 一种联合锂电池健康和荷电状态的新模型[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(12): 3613-3620.

ZHU L Q, ZHANG J Q. A new model of jointed states of charge and health for lithium batteries[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(12): 3613-3620.

- [39] DUONG T Q. USABC and PNGV test procedures[J]. Journal of Power Sources, 2000, 89(2): 244-248.

作者简介



张思而, 2020 年于上海海事大学获得学士学位, 现为复旦大学在读硕士研究生, 主要研究方向为信号处理及其应用。

E-mail: 21210720042@m.fudan.edu.cn

Zhang Si'er received bachelor degree in 2020 from Shanghai Maritime University. He is master candidate in Fudan University now. His main research interests are signal processing and its applications.



李旦 (通信作者), 2003 年、2006 年和 2013 年于复旦大学获得学士、硕士和博士学位, 现为复旦大学电子工程系副教授, 主要研究方向为信号处理及其在超声检测中的应用。

E-mail: lidan@fudan.edu.cn

Li Dan (Corresponding author) received the B. Sc., M. S., and Ph. D. degrees from Fudan University in 2003, 2006, and 2013, respectively. He is currently an associate professor with the Department of Electronic Engineering, Fudan University. His research interests include signal processing and its application to ultrasonic detecting.



张建秋, 1982 年于华东工程学院获得学士学位, 1992 年和 1996 年于哈尔滨工业大学获得硕士和博士学位, 现为复旦大学电子工程系教授。主要研究方向为信号处理及其应用。

E-mail: jqzhang01@fudan.edu.cn

Zhang Jianqiu received the B. Sc. degree from the East China Institute of Engineering in 1982, and the M. S. and Ph. D. degrees from the Harbin Institute of Technology (HIT) in 1992 and 1996, respectively. He is currently a professor with the Department of Electronic Engineering, Fudan University. His main research interests are signal processing and its applications.