

·动力电池 SOH/SOC 状态估计与协同管理技术专题·

# 基于 Thevenin 模型和自适应无迹信息滤波的锂电池 SOC 估计方法研究

刘伟川 孙丰涛 江开东

(珠海广通汽车有限公司, 珠海 519090)

【欢迎引用】刘伟川, 孙丰涛, 江开东. 基于 Thevenin 模型和自适应无迹信息滤波的锂电池 SOC 估计方法研究[J]. 汽车文摘, 2025(7): 31-36.

【Cite this paper】LIU W C, SUN F T, JIANG K D. Research on the Method of SOC Estimation for Lithium Battery Based on Thevenin Model and Adaptive Unscented Information Filter[J]. Automotive Digest (Chinese), 2025(7): 31-36.

【摘要】为了提高锂离子动力电池荷电状态(SOC)的估计精度和可靠性,选取具有代表性的锂电池戴维宁(Thevenin)模型作为研究对象,阐述了该模型的建模和参数辨识方法,通过对现有SOC估计方法主要局限性进行分析,提出了一种基于Thevenin等效电路模型和无迹卡尔曼滤波(UKF)的SOC估计方法。验证结果表明,该方法跟踪效果良好,误差在可接受范围内,整体性能优良。

关键词: Thevenin 模型; 自适应无迹信息滤波; 锂电池 SOC 估计

中图分类号: U463.6 文献标志码: A DOI: 10.19822/j.cnki.1671-6329.20240297

## Research on the Method of SOC Estimation for Lithium Battery Based on Thevenin Model and Adaptive Unscented Information Filter

Liu Weichuan, Sun Fengtao, Jiang Kaidong

(Zhuhai Guangtong Automobile Co., Ltd., Zhuhai 519090)

【Abstract】To enhance the accuracy and reliability of estimating the State Of Charge (SOC) for lithium-ion power batteries, a representative Thevenin model for lithium batteries is selected for study. The modeling and parameter identification methods for this model are elaborated. By analyzing the main limitations of existing SOC estimation techniques, a novel method based on the Thevenin equivalent circuit model combined with an unscented Kalman filter (UKF) is proposed. Verification results demonstrate that this method exhibits good tracking performance, maintains errors within an acceptable range, and delivers overall excellent performance.

Key words: Thevenin model, Adaptive unscented information filter, SOC estimation for lithium battery

## 0 引言

近年来,随着新能源汽车的大力推广应用,动力电池技术得到了快速发展,锂离子电池已成为动力电池的主体。在锂离子动力电池储能和供能工作过程中,通常由电池管理系统(Battery Management System, BMS)来进行状态参数监测和能量管理。锂电池荷电状态(State of Charge, SOC)估计是电池管理系统的核心和关键部分<sup>[1]</sup>,精准的SOC估计可以提升电池性能和安全性,对锂电池发展具有一定现实意义。

由于动力电池的工况和内部电化学反应复杂,同时易受到多种因素的干扰,导致SOC精确估计难度较大,目前传统估计方法均存在一定误差。开发具有较高实时性、准确性和实用性的锂电池SOC估计方法,仍是目前行业研究的热点和重点。

目前,针对SOC估算方法的研究通常基于建立描述锂离子电池工作特性的数学模型,然后采用合适的算法进行SOC估计。本文选取具有代表性的Thevenin等效电路模型,结合改进的自适应无迹信息滤波(Adaptive Unscented Kalman Filter, AUKF)算法,对锂电池的SOC估计方法进行研究。针对实际应用

中噪声统计特性不确定导致的滤波发散问题,引入了量测噪声协方差自适应调整机制,有效提升了电池SOC估计结果的准确性。

## 1 锂电池建模

### 1.1 锂电池建模方法

锂电池建模方法可分为理论分析法和试验分析法。理论分析法是根据电化学理论推导出锂电池的动态方程。试验分析法则根据采集对象的输入和输出信号建立等效模型,并对模型中的相关参数进行辨识。由于锂电池的内部反应十分复杂,理论分析法目前难以实际应用,通常采用试验分析法。

当前已建立的多种电池SOC估计模型主要包括:电化学模型、智能数学模型和等效电路模型。其中,等效电路模型具备数学表达式简单和物理意义明确的优点,目前应用较为广泛。

### 1.2 等效电路模型

等效电路模型是一种通过电阻、电容等电路元件构建电路网络,并用以模拟电池电化学行为及响应特性的建模方法。常见的等效电路模型主要包括:Rint模型、戴维宁(Thevenin)模型、新一代汽车合作计划(Partnership for a New Generation of Vehicles, PNGV)模型以及多阶远程控制(Radio Control, RC)模型<sup>[2]</sup>。

Rint模型是一种较简单的电池模型,其电路结构如图1所示。该模型中,电压源 $U_{ocv}$ 为电池的电动势,电阻 $R_o$ 为电池的等效欧姆内阻。然而,该模型未考虑锂电池的极化现象,整体精度较低。因此,Rint模型通常仅用于简单的电池分析,较少应用于对精度要求较高的建模场景。

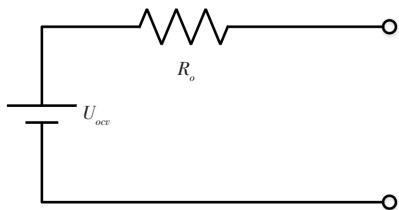


图1 Rint模型结构示意图

Thevenin模型结构如图2所示。该模型在Rint模型基础上增加了极化内阻 $R_p$ 和极化电容 $C_p$ 。 $R_o$ 可以表示锂电池端电压的瞬态变化, $R_p$ 和 $C_p$ 可以描述电池的极化过程。该模型可以反映电池的非线性特性,实现较高的精度。

如图3所示,PNGV模型是在Thevenin模型基础上进行改进的等效电路模型。在电池充放电过程

中,电池SOC可能会发生变化,从而导致电池的开路电压动态变化。然而,基础的Thevenin模型中开路电压通常被视为恒定值,无法反应动态特征。PNGV模型通过引入电容 $C_1$ ,实现表征由SOC引起的开路电压动态响应,特别是其短暂变化过程,有利于提高模型精度。

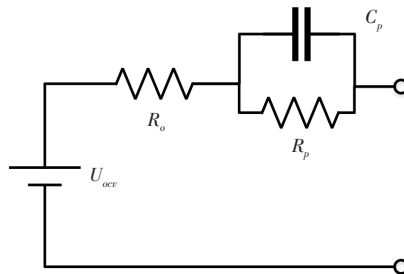


图2 戴维宁模型结构示意图

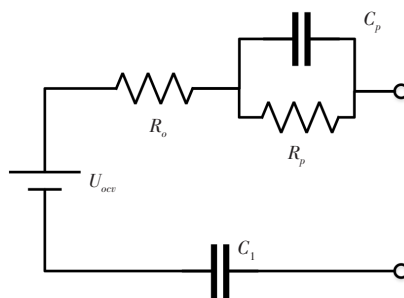


图3 PNGV模型结构示意图

如图4所示,N阶RC模型模型以Thevenin模型为基础,增加 $n-1$ 个RC环节。通过增加RC环节,可以提高模型精度,但同时增加了模型复杂程度。

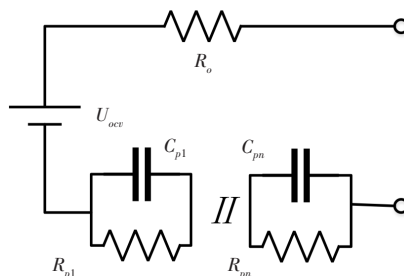


图4 N阶RC模型结构示意图

### 1.3 Thevenin模型构建

为了精确估计锂电池SOC,需选择合适的电池模型。Rint模型虽然结构简单,但其整体精度较低,难以满足高精度SOC估计需求。PNGV模型由于串联了电容,在长时间仿真过程中,电容的累积效应可能出现累计误差。高阶RC模型虽然在理论上能提供更高的精度,但其参数和结构较为复杂。相比之下,Thevenin模型结构简单、原理清晰且精度可以满足工程应用要求<sup>[3]</sup>。基于上述分析,本文选用Thevenin模型进行研究。

在Thevenin模型中,电压源随电池SOC温度变化

而变化。基于上述电池模型和原理,可根据基尔霍夫定律将电池行为描述为状态空间方程,可表示为:

$$\begin{cases} S = \frac{I}{Q} \\ \dot{U}_1 = -\frac{U_1}{R_1 C_1} + \frac{I}{C_1} \end{cases} \quad (1)$$

$$U = O + U_1 + IR_0 \quad (2)$$

式中: $O$ 为电压源, $S$ 为电池SOC值, $U$ 为端电压, $Q$ 为电池容量, $U_1$ 即极化电压, $I$ 为负载电流。

#### 1.4 Thevenin 模型参数辨识

电池建模旨在明确电池参数间的数学关系,建立重要输入和输出之间的表达式。因此,模型参数辨识是实现模型有效性的关键环节。等效模型参数辨识是指试验结束后对数据进行处理的过程,该过程可以通过解析计算方法和数据拟合技术实现。

采用Thevenin模型需辨识参数包括欧姆内阻 $R_0$ 、极化内阻 $R_p$ 和极化电容 $C_p$ <sup>[4]</sup>。本文通过混合脉冲功率特性(Hybrid Pulse Power Characteristic, HPPC)测试进行参数辨识<sup>[5-6]</sup>,通过等间隔SOC的HPPC试验得出数据,然后进行曲线拟合,得到该模型相关参数。

## 2 锂电池荷电状态SOC估计方法

精准估计SOC具有较大难度,SOC会受到多种因素的影响,主要包括:温度、充放电倍率、自放电倍率和电池老化程度等。目前锂电池SOC估计方法有很多种,传统方法主要包括放电法、开路电压法和安时积分法等<sup>[7-8]</sup>,上述方法易于实现,过程比较简单,但通常精度和适应性不高。新型方法主要包括扩展卡尔曼滤波法(Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波法(Unscented Kalman Filter, UKF)法和神经网络法,上述新型方法虽然实现过程相对复杂,但是精度较高,适应性较强。

表1对比分析了现有锂电池SOC估计方法的优势和局限性。锂电池在工作过程中表现出强烈的非线性特性,采用传统估计方法很难获取实时、准确的SOC数值。近年来,研究人员采用以卡尔曼滤波为基础的无迹卡尔曼滤波算法来解决电池非线性特性对SOC估计带来的误差大、收敛速度慢等问题。为了进一步提升现有SOC估计方法精度,本文基于Thevenin等效电路模型和无迹卡尔曼滤波对锂电池SOC估计方法进行了研究分析。

表1 现有SOC估计方法对比

估计方法	基本原理	优点	局限性
放电法	恒流放电至截止电压	用于计量测定	需要离线测定,耗时较长
安时积分法	电流对时间的积分	计算简单、应用广泛	依赖于初始SOC,受温度和自放电等因素影响,累计误差无法消除
开路电压法	充分搁置,采用开路电压OCV-SOC曲线	计算简单、精度较高	测开路电压需要长时间搁置,耗时长,受温度、噪声影响
EKF	结合电池等效模型,使用预测、修正两环节	估计精度高,能实现实时预测修正功能	忽略高阶项、强制线性化易产生误差、计算量大
UKF	线性化处理机制效果改进	克服了EKF的局限性,精度高,可适用于复杂工况系统	算法相对复杂
神经网络法	模拟人脑工作机制	强非线性、自学习能力、精度高	依赖大量数据,且数据误差影响大

## 3 基于Thevenin模型和UKF的SOC估计方法

### 3.1 UKF

UKF是一种基于卡尔曼滤波的状态估计方法<sup>[9]</sup>。传统的卡尔曼滤波适用于线性系统,对于非线性系统估计存在较大误差,而UKF对于非线性系统具有较好的估计能力。

无迹变换是用于解决非线性问题的关键技术<sup>[10]</sup>,也是UKF方法的重要组成部分。其基本原理是基于状态变量的统计特性。根据特定采样方法选取相应的有限数目的采样点,且采样点需保持与原状态分布相同的均值和协方差。将采样点带入非线性函数,得

到相应的非线性函数值点集,进而求取该点集变换后的均值和协方差。

### 3.2 锂电池状态方程和观测方程

根据Thevenin等效电路模型建立动力电池的状态方程和观测方程可表达为:

$$\hat{x}_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ U_{1,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{\eta \Delta t}{Q_N} \\ \frac{\Delta t}{C_1} \end{bmatrix} [i_{k-1}] + \omega_{k-1} \quad (3)$$

$$Z_k = U_{0,k} = U_{oc,k} - R_0 i_k - U_{1,k} + v_k$$

式中： $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为系统状态变量， $SOC_k$ 和 $U_{1,k}$ 分别为 $k$ 时刻的SOC值和电池极化电压值， $\mathbf{Z}_k$ 为观测向量， $U_{0,k}$ 为 $k$ 时刻电池端电压值， $i_k$ 和 $U_{oc,k}$ 分别为 $k$ 时刻电流测量值和电池开路电压值， $Q_N$ 和 $\Delta t$ 分别为电池的额定容量和采样时间， $\eta$ 为电池放电效率(取值通常为1)， $\omega_k$ 和 $v_k$ 分别为 $k$ 时刻系统过程噪声和观测噪声。

### 3.3 无迹卡尔曼滤波电池SOC估计算法

根据式(3)建立的状态方程和观测方程，构建无迹卡尔曼滤波电池SOC估计算法，具体步骤如下。

初始化状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 及其估计误差协方差 $\hat{P}_0$ ，可表达为：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E \\ \hat{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \end{cases} \quad (4)$$

式中： $\mathbf{x}_0$ 为初始值， $\hat{\mathbf{x}}_0$ 为初始化状态变量， $\hat{P}_0$ 为估计误差协方差， $T$ 为采样周期。

计算Sigma点及其相应的权重系数，可表达为：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{0,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{x}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \left( \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k-1}} \right)_i, \quad i = 1 \sim n \\ \mathbf{x}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \left( \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k-1}} \right)_i, \quad i = (n+1) \sim 2n \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \omega_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \omega_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ \omega_i^m = \omega_i^c = \frac{\lambda}{2n+\lambda}, \quad i = 1 \sim 2n \end{cases} \quad (6)$$

式中： $\mathbf{x}_{i,k-1}$ 为Sigma点集， $\omega_i^m$ 和 $\omega_i^c$ 分别为均方差权重系数和协方差权重系数， $n$ 为状态变量维数(本研究中 $n=2$ )， $\alpha$ 为采样点的分布状态(通常取 $0 \leq \alpha < 1$ )， $k$ 为比例因子(通常取0或 $3-n$ )， $\beta$ 为合并先验信息的参数( $\beta=2$ )， $\lambda$ 表示比例系数。

计算状态预测值、状态预测误差协方差优化值，可表达为：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i,k|k-1} = f(\mathbf{x}_{i,k-1}) \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \mathbf{x}_{i,k|k-1} \\ \hat{P}_{k|k-1}^{xx} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c [\mathbf{x}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] [\mathbf{x}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}]^T + Q_k \\ \hat{P}_{k|k-1}^{xx} = [I - P_{k|k-1}^{xx}] \times (P_{k|k-1}^{xx} - \mu^{-1} I)^{-1} \times P_{k|k-1}^{xx} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $Q_k$ 为当前时刻的过程噪声方差， $\hat{P}_{k|k-1}^{xx}$ 为利用Levenberg-Marquardt算子对 $P_{k|k-1}^{xx}$ 优化后的状态预测

误差协方差值， $I$ 为单位矩阵， $\mu$ 为优化参数(取 $\mu=0.21$ )。

更新Sigma点，可表示为：

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_{0,k|k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \bar{\mathbf{x}}_{i,k|k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \left( \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k|k-1}^{xx}} \right)_i, \quad i = 1 \sim n \\ \bar{\mathbf{x}}_{i,k|k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \left( \sqrt{(n+\lambda)\hat{P}_{k|k-1}^{xx}} \right)_i, \quad i = (n+1) \sim 2n \end{cases} \quad (8)$$

计算状态变量的信息矩阵预测值 $\mathbf{Y}_{k|k-1}$ 和信息向量预测值 $\mathbf{y}_{k|k-1}$ ，可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{k|k-1} = (\hat{P}_{k|k-1}^{xx})^{-1} \\ \mathbf{y}_{k|k-1} = \mathbf{Y}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \end{cases} \quad (9)$$

量测预测值 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 以及互协方差 $P_k^{xy}$ 的计算可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_{i,k|k-1} = h(\bar{\mathbf{x}}_{i,k|k-1}) \\ \hat{\mathbf{Z}}_k = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \\ P_k^{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c [\bar{\mathbf{x}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] [\mathbf{Z}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_k]^T + Q_k \end{cases} \quad (10)$$

计算自适应量测噪声方差 $\hat{R}_k$ ，可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k \\ \hat{R}_k = R_k + \left[ \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{Z}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_k) \right]^T \end{cases} \quad (11)$$

式中： $\mathbf{z}_k$ 为观测值， $\mathbf{e}_k$ 为观测值与量测预测值之间的残差， $R_k$ 为初始量测噪声方差。

计算量测信息状态 $i_k$ 和量测信息矩阵 $\mathbf{I}_k$ ，可表示为：

$$\begin{cases} i_k = \mathbf{Y}_{k|k-1} P_k^{xy} \hat{R}_k^{-1} [\mathbf{e}_k + (P_k^{xy})^T \mathbf{Y}_{k|k-1}^T \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \\ \mathbf{I}_k = (\mathbf{Y}_{k|k-1} P_k^{xy}) \hat{R}_k^{-1} (\mathbf{Y}_{k|k-1} P_k^{xy})^T \end{cases} \quad (12)$$

更新信息矩阵 $\mathbf{Y}_k$ 和信息向量 $\mathbf{y}_k$ ，可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_k = \mathbf{Y}_{k|k-1} + \mathbf{I}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{y}_{k|k-1} + i_k \end{cases} \quad (13)$$

更新状态估计值及其误差协方差，可表示为：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{Y}_k^{-1} \mathbf{y}_k \\ \hat{P}_k = \mathbf{Y}_k^{-1} \end{cases} \quad (14)$$

为获取电池全过程SOC估计值，需对上述构建的无迹卡尔曼滤波电池SOC估计算法进行迭代循环计算，获取全过程的SOC估计值，具体实现步骤为：首先，根据式(4)设置初始化状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 及其估计误差协方差 $\hat{P}_0$ 。其次，通过式(5)至式(14)获取修

正后的状态估计值 $\hat{x}_k$ 和误差协方差 $\hat{P}_k$ 。最后,将式(14)修正后的状态估计值 $\hat{x}_k$ 和误差协方差 $\hat{P}_k$ 作为下一时刻系统的初始值,并重复进行式(5)至式(14)所描述的UKF核心步骤,即可获得全过程的SOC估计值。

## 4 方法验证

### 4.1 仿真验证

为验证文中锂电池SOC估计方法的准确性,借助Matlab/Simulink搭建锂电池Thevenin模型模块、模型参数辨识模块和UKF算法模块,构成SOC估计方法整体模型,将整体模型的仿真结果与真实试验数据结果进行对比分析。

### 4.2 循环放电搁置工况

考虑到电池在实际使用过程中一般处于间歇性放电状态,本文选取循环放电-搁置工况进行试验和仿真分析。在该工况下,通过试验获取锂电池的真实SOC数值。同时,记录试验过程中实时采集的电流与电压数据作为SOC估计值,并将其作为输入,驱动Simulink仿真模型,以获取SOC估计值。图5为UKF估计值和真实值对比。

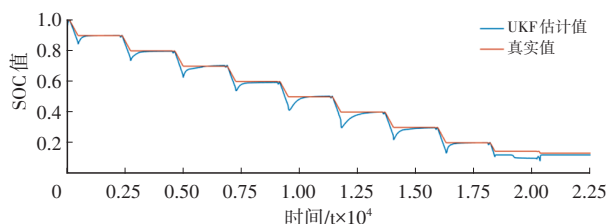


图5 UKF估计值和真实值对比

由图5可以看出,真实试验结果和仿真结果整体趋势十分接近,整体SOC估计方法跟踪效果良好。该工况下,SOC估计误差如图6所示。

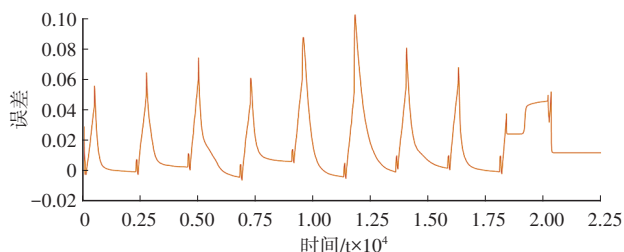


图6 SOC估计误差

整体误差范围控制在 $[-0.03, 0.04]$ 区间内,处于可接受范围内。其中,电池处于搁置状态时,SOC估计误差相对增大,这是由于Thevenin模型存在滞后现象,限制了模型在搁置阶段实时精确预测电池端电压的能力。

### 4.3 实车验证

为进一步验证该方法在实际应用中的效果,基于珠海广通汽车有限公司5030物流车进行了实车测试验证。

原车电池管理系统BMS采用修正安时积分法进行SOC估算,BMS主控软件版本号1.0。基于本文提出的SOC估计算法,在原车主控的基础上进行了优化,形成了BMS主控软件版本2.0。依据国标GB/T 38661《电动汽车用电池管理系统技术条件》中规定的SOC累计误差测试方法<sup>[1]</sup>,对搭载了2种不同版本主控软件的5030物流车进行试验。通过对比两种软件版本在SOC的估算结果,可验证本文提出的SOC估算方法的有效性和准确性。

考虑到温度因素对SOC估算精度的影响,按照国标GB/T 38661规定,在 $(-20\pm 2)^{\circ}\text{C}$ 、 $(25\pm 2)^{\circ}\text{C}$ 、 $(65\pm 2)^{\circ}\text{C}$ 温度点分别进行试验。试验结果表明,相比原车SOC估算方法,本文提出的SOC估计方法分别提升了估算精度0.39%、0.54%、0.32%,表明该方法在不同温度下均具有较佳估算效果。

## 5 结束语

本文提出了一种基于Thevenin等效电路模型和无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法,并对方法的整体精度进行了仿真验证。结果表明,该方法与传统SOC估计方法相比,有效提升了SOC估计精度,对于进一步提高SOC估计精度研究具有一定的参考意义。

但该方法仍存在一定局限性,可在后续研究中进一步完善。首先,模型参数辨识仍依赖试验室HPPC测试,未来应发展在线参数辨识技术。其次,对电池老化因素的动态适应性不足,未来可结合SOH联合估计进行优化。

### 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 陈玉伟,顾钟凡,李承澳,等. 基于BP-AUKF算法和FFRLS的蓄电池SOC估计[J]. 电力设备管理, 2021, (9): 211-213.
- [3] 王晨懿,王顺利,陈一鑫,等. 纯电动汽车用磷酸铁锂电池工作特性分析与表征[J]. 自动化仪表, 2019, 40(8): 13-17.
- [4] 黄凯,田海建,丁恒. 一种基于ISBO算法的锂离子电池等效电路模型辨识方法研究[J]. 电源学报, 2024, 22(1): 83-93.
- [5] 张雨萌,许传龙,齐琪,等. 储能电池辅助火力发电机组

- 二次调频建模研究[J]. 节能技术, 2022, 40(2): 180-185.
- [6] 刘鹏, 李云伍, 梁新成. 基于遗忘递推最小二乘与自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计[J]. 汽车技术, 2022, (2): 21-27.
- [7] 封居强, 孙亮东, 伍龙, 等. 基于AIC准则的锂离子电池高精度分段电路模型[J]. 廊坊师范学院学报(自然科学版), 2022, 22(1): 24-29+36.
- [8] 邓丹. 基于改进LSTM神经网络的动力锂电池SOC估计研究[D]. 柳州: 广西科技大学, 2023.
- [9] 赵月荷, 庞宗强. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 136-141.
- [10] 李锦满, 李儒欢, 李浩南, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池状态估计[J]. 电池, 2024, 54(3): 340-343.
- [11] 工业和信息化部. 电动汽车用电池管理系统技术条件: GB/T 38661—2020[S/OL]. (2020-10-01) [2024-12-01]. <https://openstd. same. gov. cn/bzgk/gb/newGblInfo? hcno=DB3ACC49AC4AC4A146FAA311BB468ACA290>.

(责任编辑 梵玲)

## 《汽车文摘》2025年专项征稿启事

尊敬的汽车及相关技术领域专家学者、研发工程师、高校师生：

在全球汽车产业迎来深刻变革的今天,2025年将成为汽车技术发展的关键节点,新技术、新材料、新理念将不断涌现,推动汽车行业向更智能、更环保、更安全的方向发展。《汽车文摘》期刊作为中国汽车工程学会会刊,秉承“览全球汽车技术文献,指中国汽车技术之道”的使命,致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。在此,我们特别发布2025年专项征稿启事,聚焦以下十大技术方向,旨在征集具有前瞻性、综述性的高质量文章,以期为汽车技术的创新与进步提供创新的方向和理论的支持。

**1. 人工智能在汽车创新发展中的应用综述:**征集探讨人工智能技术在车辆自动驾驶、智能座舱、智能控制以及仿真和优化中的应用综述文章。

**2. 智能网联汽车信息安全技术综述:**征集分析智能网联汽车面临的信息安全挑战及解决方案的综述文章。

**3. 环境感知与智能决策技术综述:**征集研究环境感知技术的未来发展,包括新型传感器技术、多模态感知融合算法的最新进展等前瞻综述。

**4. 氢能技术在汽车产业中的应用综述:**征集探讨氢能技术在汽车产业中的应用,包括氢燃料电池、氢内燃机以及氢能在汽车能源系统中的整合等综述文章。

**5. 固态电池技术发展综述:**征集研究固态电池技术的最新进展,包括材料科学、电化学性能和系统集成等方面的综述。

**6. 汽车动力总成电动化技术综述:**征集探讨电动化动力总成设计、控制和集成技术的综述文章。

**7. 智能底盘技术发展综述:**征集探讨智能底盘技术的最新进展,包括底盘控制系统、悬挂系统和驱动系统的智能化技术综述。

**8. 自动驾驶法规与伦理问题综述:**征集分析自动驾驶技术发展中的法规和伦理问题的综述文章。

**9. 汽车共享经济与商业模式创新综述:**征集探讨汽车共享经济的发展及其对传统汽车产业影响的综述。

**10. 智能交通系统(ITS)技术发展综述:**征集研究智能交通系统技术如车路协同、交通流量管理等综述。

**征稿要求:**

1. 投稿请注明“\*\*\*\*\*”技术方向专项征稿字样,本刊对符合征稿技术方向的稿件将优先审核,一经录用优先发表;
2. 综述篇幅在8000~15000字,图文并茂,图、表和公式非原创要求标注引用文献;
3. 请按科技论文要求撰写文章摘要,摘要中文字数在200字左右;
4. 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献,一般要求参考文献在20篇以上,一半左右为外文参考文献,且在文中标注所引用文献;
5. 来稿保密审查工作由作者单位负责,确保署名无争议,文责自负;
6. 切勿一稿多投,《汽车文摘》投稿网址:<http://www.qcwz.cbpt.cnki.net>,邮箱:[autodigest@faw.com.cn](mailto:autodigest@faw.com.cn)。

《汽车文摘》期刊期待您的精彩综述文章,共同探索汽车技术的未来发展。感谢您对《汽车文摘》期刊的支持与贡献,让我们携手推动汽车技术的创新与进步。

《汽车文摘》编辑部