

DOI: 10.7652/xjtuxb201912013

采用 Morlet 小波的锂电池相对健康状态估计

赵云飞^{1,2,3}, 徐俊^{1,2,3}, 王海涛^{1,2,3}, 梅雪松^{1,2,3}
(1. 西安交通大学陕西省智能机器人重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制造与
系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 3. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对现有电池健康状态(SOH)估计方法存在估计精度低、计算量大等问题,提出了一种采用 Morlet 小波的锂电池相对健康状态估计方法。首先探究了电池电化学阻抗谱(EIS)与相对健康状态对应关系,然后获取电池实际工况下的电压电流数据,采用 Morlet 小波对所获得的电池电压和电流数据分别进行 Morlet 小波变换,用变换后的电压小波系数除以电流小波系数在线计算电池 EIS,最后利用在线计算的 EIS 估计电池的相对健康状态。该方法无需进行大量实验,准确度高,计算快,能更好地应用于电动汽车中。在城市道路循环(UDDS)工况下对所提出的方法进行了验证,实验结果表明,该方法可以准确估计出电池的相对健康状态,估计误差控制在 3.3% 以内。

关键词: 锂电池; 电化学阻抗谱; Morlet 小波; 健康状态估计

中图分类号: TM912.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)12-0097-07

An Estimation Method of Relative State-of-Health for Lithium-Ion Batteries Using Morlet Wavelet

ZHAO Yunfei^{1,2,3}, XU Jun^{1,2,3}, WANG Haitao^{1,2,3}, MEI Xuesong^{1,2,3}
(1. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Intelligent Robots, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A novel estimation method based on Morlet wavelet for the relative state-of-health (SOH) of lithium-ion batteries is proposed to solve the problem that the existing methods of estimating battery SOH have low estimation accuracy and large computation. Firstly, the correspondence between electrochemical impedance spectroscopy (EIS) and SOH is explored. Then, the data of voltage and current of a battery are obtained under actual working condition, and the Morlet wavelet is used to perform wavelet transform on the data. The EIS of the battery is estimated online by calculating the wavelet coefficient ratio of voltage signal to current signal. Finally, the SOH of the battery is predicted by the online estimated EIS. The proposed method has the advantages of no need for a lot of experimental data, high accuracy and high computational efficiency. Urban dynamometer driving schedule (UDDS) tests are conducted, and results show that the proposed method accurately estimates the relative SOH of the battery, and the estimation error is less than 3.3%.

Keywords: lithium-ion batteries; electrochemical impedance spectroscopy; Morlet wavelet; state of health estimation

电池管理系统(BMS)是电动汽车的关键部件之一,能实时监测电池运行状况并估算出电池的荷电状态(SOC)和健康状态(SOH)^[1-3]。电池 SOH 作为电池的关键参数之一,一直以来是电动汽车 BMS 的核心问题和急需解决的技术难点,准确的 SOH 估计不仅能够充分发挥电动汽车的优越性,同时还能给予电池最佳的保护,从而延长电动汽车的使用寿命。

目前,国内外主要通过采用数据驱动^[4-9]和采用模型^[10-16]两种方法对电池 SOH 进行预测。

采用基于数据驱动的方法无需对电池内部机理进行深入了解,对采集的不同健康状态下电池数据进行分析,即通过实验获取大量的数据,训练诸如高斯过程回归等具有较强非线性的算法,使其能通过可测的电压等数据预测电池的 SOH。例如 Ander 等人利用结构化神经网络对锂电池健康状态进行估计,实验结果表明,通过对行车记录的电流和电压数据进行训练,可成功估计电池的欧姆电阻^[4]。密歇根大学的 Weng 等人在 2013 年提出了一种基于部分充电数据的电池 SOH 监测方案,设计了支持向量回归机(SVR)模型,识别容量增量分析和电池健康状态的关系,可以实现车载锂电池的健康状态监测^[7],然而这种估计方法存在明显的缺点:①需要大量的历史数据;②难以实现在线估计,不能应用到电动车上;③通用性较差。

采用基于模型的方法:首先基于相关基本理论建立一个电池模型,而后选取模型中某些会随着电池老化而变化且又方便测量或估计的参数来表征电池的 SOH。现有的基于模型的方法主要有两种:一种是采用电化学模型中的可循环锂离子浓度等参数表征电池 SOH^[10-12];一种是采用等效电路模型中的内阻等参数来表示电池 SOH^[13-16]。

电化学模型是基于电池内部真实发生的物理化学反应根据相应的基础理论所建立起来的模型,具有真实而直观的物理意义且估计准确度较高。例如北京理工大学的熊瑞副教授等人在 2018 年对动力锂电池的寿命研究进行了综合分析,建立了 SOH 和负极最大锂离子浓度等 5 个因素的对应关系,可定量计算老化特征参数与锂电池剩余容量之间的关系,并通过硬件在环测试验证了模型的正确性和准确性^[12]。然而,由于电化学模型的状态方程是一组由复杂的二阶偏微分方程组离散而来的线性代数方程组,计算量较大,不适用于车载实时系统。

等效电路模型是将电池看作由电容电阻等电路

基本元件所组成的网络,其状态方程仅是简单的常微分方程,因而计算量小、速度快。例如 2015 年,米兰理工大学的 Galeotti 等人基于分数阶等效阻抗模型,提取等效电路模型的欧姆内阻等参数,并给出健康状态估计具体的计算公式,SOH 估计的最大误差可以控制在 8.66% 以内^[13]。然而,由于电池内部固液界面上所发生的异相电荷转移过程并不能由简单的电路基本元件所表示,这种方法的准确度较低且没有实际的物理意义。

综上,通过采用数据驱动和采用模型两种方法对电池 SOH 进行预测都具有明显的缺陷。为了克服上述现有技术的缺点,结合相对健康状态无需测试容量信息和分析方便等优点,本文提出了一种采用 Morlet 小波的锂电池相对健康状态估计方法。首先探究了电池化学阻抗谱(EIS)与相对健康状态对应关系,然后采用 Morlet 小波在线计算电池 EIS,最后利用在线计算的 EIS 获得电池的相对 SOH。本文方法无需进行大量实验,准确度高,能更好地应用于电动汽车中。

1 电池 EIS 与相对 SOH 关系诊断

1.1 电池 EIS 分析

EIS 分析是采用不同频率的小幅正弦电流信号作为锂电池激励信号,测量相应的电压响应与输入信号的比值,进而对电池的电极动力学、SEI 膜反应和扩散过程等进行分析的一种方法。

电池 EIS 易受环境温度和电池 SOC 的影响,所以在利用电化学工作站进行测量前,应该确定电池 SOC(用符号 ξ_{SOC} 表示)和温度。EIS 测量实验仪器连接如图 1 所示,首先将电池放置在程式恒温恒湿试验箱里,然后利用电池测试系统将电池保证在指定 SOC 下,最后利用电化学工作站测得 EIS。本实验所用的电化学工作站是上海辰华仪器有限公司生产的 CHI650E,其电压范围为 $\pm 10 \text{ V}$,电流范围为 $\pm 250 \text{ mA}$ 。图 2 为 NCR18650A 锂电池在室温、

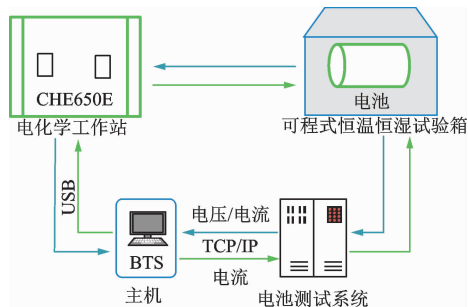


图 1 阻抗谱测量实验仪器连接图

SOC 为 80% 时测得的 EIS 奈奎斯特图,横轴为阻抗实部 Z_{Re} ,纵轴为阻抗虚部 Z_{Im} ,从左至右依次分为高频(5 Hz~5 kHz)、中频(0.1 Hz~5 Hz)、低频部分(0.1 Hz 以下)。

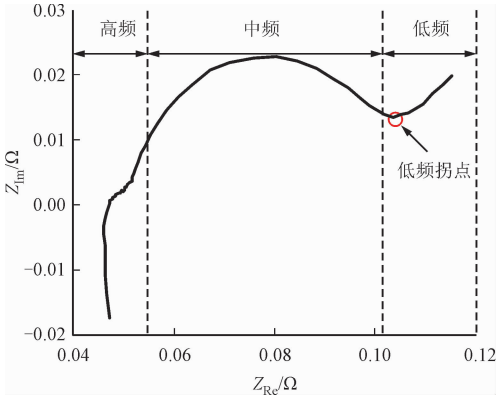


图 2 NCR18650A 电池 SOC 为 80% 时的电化学阻抗谱

1.2 电池 EIS 与相对 SOH 关系诊断

随着电池循环次数增加,可循环锂离子浓度逐渐减小,从对锂电池电化学阻抗谱分析研究中可知,阻抗谱中的中频段代表极化内阻等电池内部参数,此部分受电池老化影响明显,会随着电池老化程度的增加而增大,电池的 EIS 理论上表现为整个 EIS 图像逐渐向阻抗实部坐标轴右侧移动,中频段的半圆弧逐渐变大即低频拐点实部逐渐增大。相对 SOH(用符号 ζ_{SOH} 表示)和低频拐点实部值具有线性对应关系,因此可直接用电池 EIS 低频拐点实部值估计相对 SOH。同时可以从在线计算的阻抗谱中提取相应电池模型参数来估计电池相对 SOH,但计算复杂度增加。

首先筛选出 5 块老化程度不同的电池,在室温下进行容量测试,其中将容量最大的电池相对 SOH 设为 $\zeta_{SOH}=100\%$,容量最小的电池相对 SOH 设为 $\zeta_{SOH}=0\%$,对其他电池进行归一化处理得到该 5 块电池的相对 SOH 值,用这种方法得到的电池相对 SOH 值是利用实际容量进行估计的,所以被认为是电池相对 SOH 的实际值,测试结果如表 1 所示。

表 1 5 块老化不同电池的实测容量与实际相对 SOH

电池号	1	2	3	4	5
实测容量 / (A · h)	2.354 3	2.437 3	2.614 3	2.747 3	2.809 0
实际 ζ_{SOH} / %	0.0	18.3	57.2	86.4	100.0

为了研究电池的 EIS 受到环境温度和电池

SOC 影响的情况,在室温下对 5 块老化程度不同的 NCR18650A 锂电池在 ξ_{SOC} 分别为 80%、60%、40% 和 20% 条件下进行 EIS 测量和分析。其中 ξ_{SOC} 为 60% 时的测量结果如图 3 所示。由图 3 可知,在温度相同且电池初始 SOC 相同的情况下,随着老化程度的加剧,电池的 EIS 整体向右进行偏移,与第 1.1 节分析一致, ξ_{SOC} 为 80%、40%、20% 下的情况和图 3 一致。

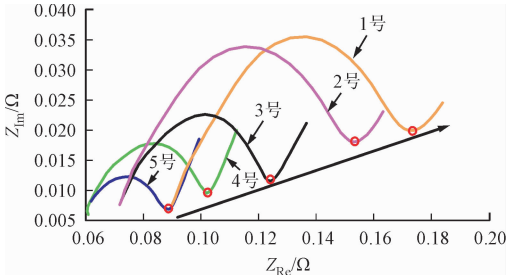
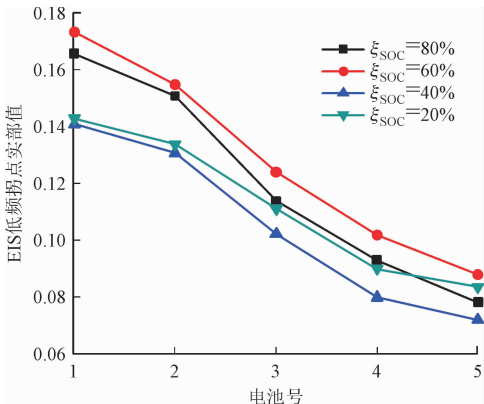
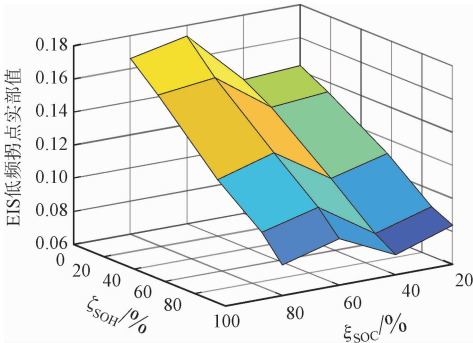


图 3 5 块老化程度不同的电池在 ξ_{SOC} 为 60% 时的阻抗谱

在相同 SOC 下,老化程度不同电池的 EIS 低频拐点对应的实部值如图 4a 所示,以电池 SOC 为 x 轴、以电池相对 SOH 为 y 轴、EIS 低频拐点实部值



(a) 二维图



(b) 三维图

图 4 老化程度不同电池的 EIS 低频拐点实部值与 SOC 及 SOH 关系

为 z 轴的三维图如图 4b 所示。从图 4 可以直观地看出,在保证电池初始 SOC 相同时,随着电池老化程度加深即电池相对 SOH 减小,EIS 低频拐点的实部值变大,故可以通过分析电池 EIS 低频拐点实部的大小来估计电池相对 SOH。

根据上文分析可知,随着电池老化程度加深即电池相对 SOH 减小,中频段的半圆弧逐渐变大即低频拐点实部值的增大,相对 SOH 和低频拐点实部值具有线性对应关系,因此可用电池 EIS 低频拐点实部值估计相对 SOH 值。

2 采用 Morlet 小波的相对 SOH 估计

目前对阻抗谱的测量基本都是通过专用设备离线进行测量,费时费力。为实现利用电池 EIS 低频拐点实部值在线估计相对 SOH 值,需实现在线测量 EIS。本节首先介绍了采用 Morlet 小波在线估计电池 EIS 的方法,然后结合电池 EIS 低频拐点的实部值和相对 SOH 的对应关系,提出了采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计方法。

2.1 基于 Morlet 小波的 EIS 在线计算

现有的 EIS 测量方法均是采用施加激励测量响应的方式进行的,这对测量设备的精度要求较高,虽然使用这种方法可以在宽频率范围内获得阻抗谱,但是在低频范围内确定阻抗需要很长时间,并且不能应用于电动汽车电池管理系统进行在线测量。为了减少测量时间,可通过对电池运行期间采得的电流和电压信号进行快速傅里叶变换来估计电池 EIS,但快速傅里叶变换分析只适用于确定的平稳信号,在对非线性、非平稳信号的处理上,快速傅里叶变换分析存在着许多不足^[17-18],因此应该采用时频分析的方法估计 EIS。Luna 等人在 2013 年便首先提出可以利用小波变换进行阻抗的计算,并进行了仿真和验证^[19]。Hoshi 等人在此基础上提出了一种根据小波变换计算电池阻抗谱的方法,证明了输出电压信号和输入电流信号的小波系数比值便是 EIS,并进行了验证^[20-21]。小波变换类似于短时傅里叶变换,但克服了诸如窗口大小不随频率变化的缺点,是时频分析和非平稳信号处理的理想工具。

连续小波变换作为一种变分辨率的时频域分析工具已被广泛使用。连续信号 $x(t)$ 的连续小波变换可以由下式表示

$$C_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

式中: $C_f(a,b)$ 是小波变换系数; $\psi^*(t)$ 是小波母函

数; a 是尺度参数,调节小波时间窗长度,决定实际频率; b 是平移参数,决定小波在时间轴上的位置。通过调节 a 和 b 的值来实现小波母函数的伸缩和平移,即对目标信号进行聚焦和平移,可实现小波的多频率分析。

小波母函数可以选择 Mexican hat 或者 Morlet 小波等。本文采用 Morlet 小波进行阻抗测试,这是由于该小波不仅具有非正交性,而且还是高斯包络下的单频复正弦函数。分析时间序列时,希望可以得到连续的小波振幅,因此选择非正交小波函数较为合适。此外,要得到时间序列振幅和相位两方面信息,就要选择复值小波,因为复值小波具有虚数,可以反映相位信息。Morlet 小波函数的定义如下

$$\psi(t) = (1/\sqrt{\pi f_b}) \exp(j2\pi f_c t) \exp(-t^2/f_b) \quad (2)$$

式中: f_b 是与高斯窗口时间范围相关的带宽参数; f_c 是与正弦函数周期相关的参数。 f_b 和 f_c 的选择可以参考文献[17,19]。

采用 Morlet 小波进行电池 EIS 在线计算流程如图 5 所示,具体可分为以下 3 个步骤:

- (1) 仿真计算得到电池在实际工况下的电压电流数据;
- (2) 对所获电压电流数据分别进行 Morlet 小波变换,提取其对应的频域信息;
- (3) 用变换后的电压小波系数除以电流小波系数,即可得到电池对应频率下的阻抗信息。

具体计算公式如下

$$\bar{v}(a,b) = 1/\sqrt{a} \int_{-\infty}^{\infty} \{v(t) \exp(j2\pi f_c(t-b)/a) \cdot (1/\sqrt{\pi f_b}) \exp[(t-b)/a]^2/f_b\} dt \quad (3)$$

$$\bar{i}(a,b) = 1/\sqrt{a} \int_{-\infty}^{\infty} \{i(t) \exp(j2\pi f_c(t-b)/a) \cdot (1/\sqrt{\pi f_b}) \exp[(t-b)/a]^2/f_b\} dt \quad (4)$$

$$Z(f) = \bar{v}(a,b)/\bar{i}(a,b) \quad (5)$$

式中: f 是实际频率; $\bar{v}(a,b)$ 和 $\bar{i}(a,b)$ 分别是电压和电流的 Morlet 小波系数。通过式(5)可以得到每个频率点的电池阻抗,从而实现 EIS 的在线计算。

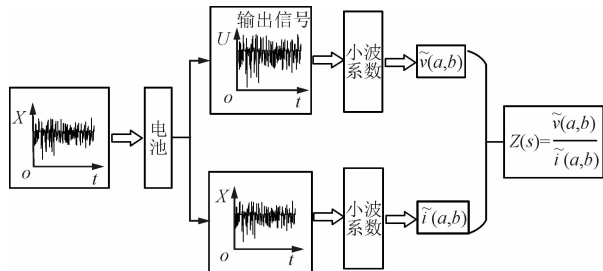


图 5 基于 Morlet 小波的 EIS 在线计算流程

2.2 采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计

根据前面的分析,本文提出一种采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计方法,其流程如图 6 所示。首先采用温度环境模拟、电气特性测试台等对同一批次老化程度不同的电池在相同环境温度和相同 SOC 下进行实验,获得电池实际工况下的电压和电流数据,利用 Morlet 小波对电压和电流进行在线处理获取其 EIS,最后利用 EIS 低频拐点实部值来估计电池的相对 SOH。

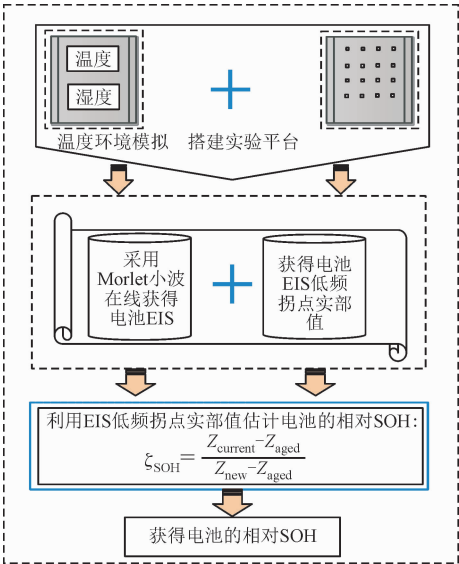


图 6 采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计流程图

本文利用 EIS 低频拐点实部值估计电池相对 SOH 的方法如下:在一个电池组中,具有最大低频拐点对应实部幅值的电池相对 SOH 最小,将其设定为 0,而具有最小低频拐点对应实部幅值的电池相对 SOH 最大,将其设定为 100%,其余电池的 SOH 计算公式为

\zeta_{SOH} = \frac{Z_{current} - Z_{aged}}{Z_{new} - Z_{aged}} \tag{6}

式中: $Z_{current}$ 为当前被估计电池中低频拐点对应实部幅值; Z_{aged} 为电池中老化最严重,即相对 SOH 最小电池的低频拐点所对应的实部幅值; Z_{new} 为电池中老化最轻,即相对 SOH 最大电池的低频拐点所对应的实部幅值。

3 实验验证

本节首先选取阻抗谱形状已知的一阶 RC 电池模型,仿真验证采用 Morlet 小波可有效地对电池进行 EIS 在线计算。然后,搭建电池测试平台,以城市道路循环(UDDS)工况为例验证采用 Morlet 小

波的电池相对 SOH 估计可实现在线计算,并具有较高精度。

3.1 EIS 在线计算仿真实验

为验证采用 Morlet 小波能有效地对电池进行 EIS 在线计算,首先选取一阶 RC 电池模型,然后通过理论计算获得一阶 RC 电池模型的理论阻抗谱,最后对比采用 Morlet 小波在线计算的电池 EIS 与理论 EIS。

利用 Matlab/Simulink 搭建一阶 RC 电池仿真模型,如图 7a 所示,其中 R_1 是欧姆内阻, R_2 、 C_2 分别是极化内阻和极化电容。一阶 RC 电池模型的理想阻抗信息计算如下。

等效电路的阻抗

$$Z = R_1 + 1/(j\omega C_2 + 1/R_2) = R_1 + 1/(1 + \omega^2 C_2^2 R_2^2) - j(\omega C_2 R_2^2)/(1 + \omega^2 C_2^2 R_2^2) \tag{7}$$

实部

$$Z_{Re} = R_1 + R_2/(1 + \omega^2 C_2^2 R_2^2) \tag{8}$$

虚部

$$Z_{Im} = -j\omega C_2 R_2^2/(1 + \omega^2 C_2^2 R_2^2) \tag{9}$$

整合式(8)和式(9),消去 ω ,可得

$$(Z_{Re} - R_1 - R_2/2)^2 + Z_{Im}^2 = (R_2/2)^2 \tag{10}$$

由式(10)可知,一阶 RC 电池模型的阻抗谱形状是圆心为 $(R_1 + R_2/2, 0)$ 、半径为 $R_2/2$ 的半圆,如图 7b 所示。其中一阶 RC 的欧姆内阻 R_1 设置为 0.0775Ω ,极化内阻 R_2 为 0.0088Ω ,极化电容 C_2 为 947.42 F ,该数值来源于实际测量结果。

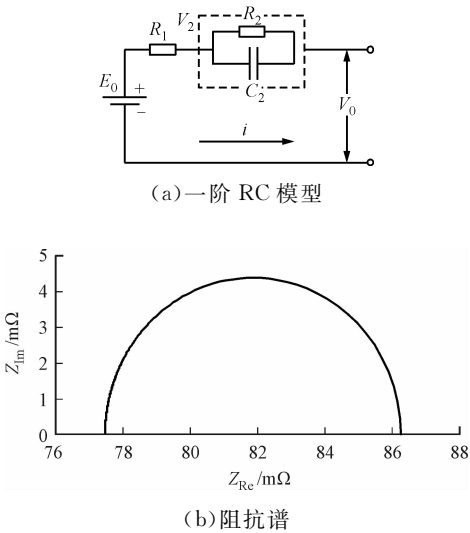


图 7 一阶 RC 模型及其对应的阻抗谱

本文采用 UDDS 工况数据进行在线电池 EIS 估计的仿真。采用 Morlet 小波在线估计的电池

EIS 与理论 EIS 的对比见图 8。由图 8 可知,采用 Morlet 小波能有效地对电池进行在线估计 EIS,且精度较高,故 Morlet 小波可用于在线估计 EIS,进而估计电池相对 SOH。

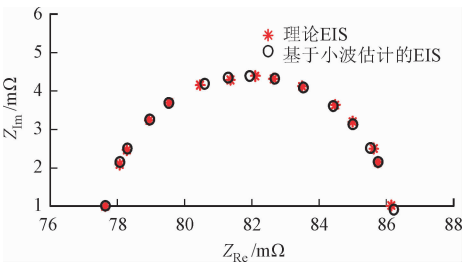


图 8 采用 Morlet 小波在线估计电池 EIS 与理论 EIS 对比

3.2 实验验证

为验证采用 Morlet 小波的相对 SOH 估计方法的准确性,搭建了如图 9 所示的电池测试平台,其中包括电池测试系统、温度可编程室、主机和用于编程电池测试系统的 BTS 软件。主机的 BTS 软件将当前信息发送到电池测试系统,电池测试设备根据主机中 BTS 软件的当前信息对电池进行充电和放电,电流、电压和温度由传感器收集并传输到主机。温度可编程室控制电池充放电时的环境温度和湿度。

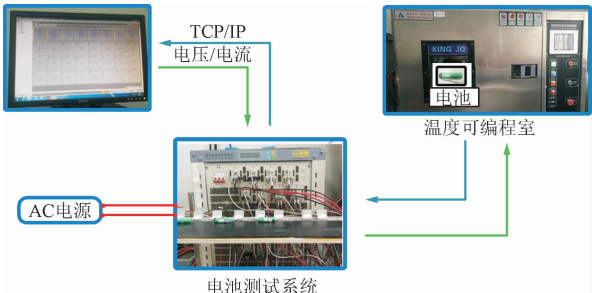


图 9 电池测试实验平台

利用上述实验平台进行如下验证实验:采用前文做容量测试的 5 块老化程度不同的电池,从 1 号到 5 号,老化程度递减,实测容量递增,相对 SOH 递增。由于电池的 EIS 会受到环境温度和电池 SOC 的影响,所以在利用电化学工作站进行测量前,应该确定电池的 SOC,本文初始 SOC 选择 60%。通过电池状态监测平台以 UDDS 工况对电池组循环充放电,采样频率设置为 1 Hz,采集 UDDS 工况下对应电压电流信号,同时将 UDDS 工况数据进行缩放和挑选特定频率点等处理以避免大电流和频率干扰。采用 Morlet 小波对采集到的该工况下的电池实际电压电流数据进行信号处理得到

电池的 EIS。5 块电池计算所得的 EIS 与理论 EIS 比较结果见图 10,其中理论 EIS 通过电化学阻抗谱获取。由图 10 可见,电池阻抗谱低频拐点对应实部幅值随着电池老化程度的增加而增大,利用 EIS 低频拐点即可估计电池相对 SOH,所以只需计算出 EIS 中频和低频部分。

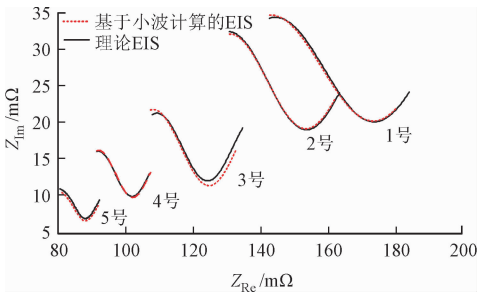


图 10 5 块老化程度不同电池采用基于 Morlet 小波在线计算的 EIS 与理论 EIS 的比较

由图 10 分析可知,5 块老化程度不同电池在线计算 EIS 和理论 EIS 的最大平均误差为 2.8%,拐点处的最大误差为 1.2%,误差较小,所以采用 Morlet 小波能有效地对电池进行在线 EIS 计算。在线测量 $\xi_{\text{soc}}=60\%$ 下不同老化程度电池的 EIS 低频拐点对应的实部值见图 11。由图 11 可知,老化程度较轻即电池容量较大电池的低频拐点的实部值较小。

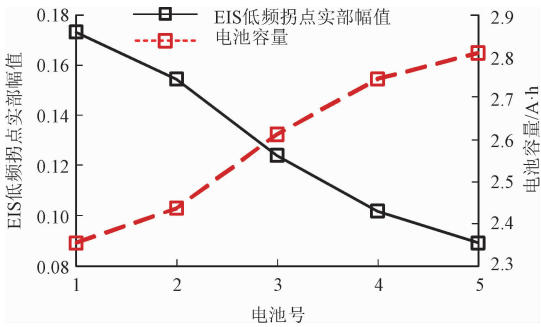


图 11 5 块老化程度不同电池的 EIS 低频拐点实部幅值及电池容量

根据本文介绍的电池相对 SOH 估计方法,即利用 EIS 低频拐点实部幅值估计电池相对 SOH,获得 5 块老化程度不同的电池相对 SOH 估计值,同时利用实际容量进行计算的电池相对 SOH,被认为是电池相对 SOH 实际值,根据 SOH 估计值与 SOH 实际值之差获得估计误差,最终估计结果如图 12 所示,估计误差见表 2。

从表 2 可看出,采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计的误差不超过 3.3%,估计精度较高,且

该方法无需大量实验,简单实用,成本低,可用于在线估计。

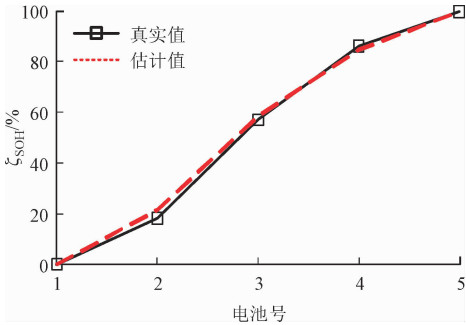


图 12 采用 Morlet 小波的电池相对 SOH 估计结果

表 2 采用 Morlet 小波的相对 SOH 估计结果与误差

电池号	ζ_{SOH} 实际值/%	ζ_{SOH} 估计值/%	误差/%
1	0.0	0.0	0.0
2	18.3	21.6	3.3
3	57.2	58.6	1.4
4	86.4	84.9	1.5
5	100.0	100.0	0.0

4 结 论

本文提出了采用 Morlet 小波的锂电池相对健康状态估计方法,该方法采用 Morlet 小波对采集到的电池实际使用工况下的电压电流数据进行信号处理,得到电池的 EIS,然后用其表征电池的相对 SOH。与基于数据驱动的方法相比,本文方法无需进行大量实验且通用性强;与现有基于电化学模型或等效电路模型参数的方法相比,本文方法计算简单且有较高的准确度。本文方法的主要优点如下:①不需要大量的历史数据,方法较为简单;②可以在线估计,进而应用到电动车上;③估计精度较高,估计误差控制在 3.3% 以内。

参考文献:

[1] XU Jun, CAO Binggang, CHEN Zheng, et al. An on-line state of charge estimation method with reduced prior battery testing information [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 63: 178-184.

[2] XU Jun, MI C C, CAO Binggang, et al. The state of charge estimation of lithium-ion batteries based on a proportional-integral observer [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(4): 1614-1621.

[3] 王霄,徐俊,曹秉刚,等.小波降噪卡尔曼滤波锂电

池荷电状态估计 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51 (10): 71-76.

WANG Xiao, XU Jun, CAO Binggang, et al. A Kalman filter SOC estimation method for lithium-ion batteries based on discrete wavelet transform denoising [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51 (10): 71-76.

[4] ANDRE D, NUHIC A, SOCZKA-GUTH T, et al. Comparative study of a structured neural network and an extended Kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electric-vehicles [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(3): 951-961.

[5] LIU Datong, PANG Jingyue, ZHOU Jianbao, et al. Prognostics for state of health estimation of lithium-ion batteries based on combination Gaussian process functional regression [J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6): 832-839.

[6] NUHIC A, TERZIMEHIC T, SOCZKA-GUTH T, et al. Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods [J]. Journal of Power Sources, 2013, 239(1): 680-688.

[7] WENG Caihao, CUI Yujia, SUN Jing, et al. On-board state of health monitoring of lithium-ion batteries using incremental capacity analysis with support vector regression [J]. Journal of Power Sources, 2013, 235(1): 36-44.

[8] 王树坤,黄妙华,张志运.基于 PSO-SVR 优化的锂离子电池剩余容量预测 [J]. 武汉理工大学学报, 2016, 40(2): 380-384.

WANG Shukun, HUANG Miaohua, ZHANG Zhiyun. Prediction of residual capacity of lithium-ion battery based on PSO-SVR optimization [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2016, 40(2): 380-384.

[9] 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.

WU Shengjun, YUAN Xiaodong, XU Qingshan, et al. Summary of lithium battery health assessment [J]. Power Technology, 2017, 41(12): 1788-1791.

[10] MOURA S J, CHATURVEDI A N, KRSTIC M, et al. Adaptive partial differential equation observer for battery state-of-charge state-of-health estimation via an electrochemical model [J]. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control, 2013, 136(1): 011015-011025.

(下转第 130 页)