

基于超声测量及神经网络的锂离子动力电池 SOC 估算

周世杰¹, 李顶根²

(1. 华中科技大学 中欧清洁与可再生能源学院, 武汉 430074; 2. 华中科技大学 能源与动力工程学院, 武汉 430074)

摘要: 准确地估算电动汽车动力电池的荷电状态 (State of Charge, SOC) 对电动汽车的安全驾驶和及时充电至关重要。基于超声测量和神经网络提出一种动力电池 SOC 估算方法。该方法对动力电池施加一个超声波脉冲, 超声信号经过电池后得到反馈脉冲波, 并以反馈波形的峰峰值作为神经网络的输入来建立模型, 从而对动力电池 SOC 进行估算。试验结果表明, 对于放电以及充电过程, SOC 估算误差都仅为 1%。

关键词: 锂离子动力电池; 超声测量; 神经网络; SOC 估算

中图分类号: TM911 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.2095-1469.2021.01.03

SOC Estimation for Lithium Ion Power Batteries Based on Ultrasonic Measurement and Neural Networks

ZHOU Shijie¹, LI Dinggen²

(1. China-EU Institute for Clean and Renewable Energy, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: For electric vehicles, accurately measuring the state of charge of the power battery is essential for safe driving and timely charging. This paper proposed a SOC estimation method based on ultrasonic measurement and neural networks. Initially an ultrasonic pulse was applied to the power battery to obtain a feedback pulse wave. And then the peak-to-peak value of the feedback waveform was used as an input for the neural network to build the model and to estimate the SOC of the power battery. The experimental results show that the SOC estimation error is only 1% for the discharge and charge processes.

Keywords: lithium-ion power battery; ultrasonic measurement; neural network; SOC estimation

近年来, 随着新能源技术的蓬勃发展, 电动汽车也迎来了高速发展的时机。动力电池是电动汽车发展的核心技术, 而锂离子动力电池由于其能量高、功率密度大、生命周期长, 成为电动汽车中应用最多的电动电源^[1]。此外, 电动汽车中锂离子动力电

池的 SOC 是驾驶员判断电动汽车可行驶里程的关键因素。SOC 是指电池组中的每个单位所剩余电量的比例, 以 100% 代表满电量, 0% 代表空电量^[2]。准确估算电动汽车中动力电池的 SOC 是电动汽车安全行驶的关键因素。

收稿日期: 2019-12-02 改稿日期: 2019-12-26

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2018YFB0104100)

参考文献引用格式:

周世杰, 李顶根. 基于超声测量及神经网络的锂离子动力电池 SOC 估算 [J]. 汽车工程学报, 2021, 11(1): 19-24.

ZHOU Shijie, LI Dinggen. SOC Estimation for Lithium Ion Power Batteries Based on Ultrasonic Measurement and Neural Networks [J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2021, 11(1): 19-24. (in Chinese)



长期以来,在电池 SOC 估算方面,学者们做了大量研究。WANG 等^[3-4]利用卡尔曼滤波法来校正安时积分法中的电池初始 SOC 值,用该方法进行试验时,测得的 SOC 与实际 SOC 相比误差仅为 2.4%,有效提高了安时积分法的计算准确度。鲍慧等^[5]提出了用安时积分法与开路电压法相结合,并分别对安时积分公式中各相关参数进行修正和优化,试验结果表明该改进方法可以减小安时积分法估算 SOC 时产生的累计误差。XING Yinjiao 等^[6]提出了一种结合了开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)与 SOC 温度表的温度模型来估算 SOC,使用无迹卡尔曼滤波法来调整每个采样步骤的模型参数,结果表明,该方法与不考虑环境温度的方法相比,可以提供具有较小均方根误差的准确 SOC 估算,因此,当电池在不同的环境温度下工作时,该方法也能有效、准确地测量 SOC。赵又群等^[7]提出电池循环次数、瞬间大电流以及温度等因素都会使电池特性发生变化,使用扩展卡尔曼滤波算法对电池 SOC 进行估算,会有较大的误差甚至导致算法不收敛。为了有效抑制发散,减小噪声的影响,基于锂电池混合噪声模型,应用扩展卡尔曼粒子滤波算法对锂电池 SOC 和电流漂移噪声进行同步估算。最后根据充放电试验数据进行仿真分析,结果证明了该算法的优越性。GOLD 等^[8]对电池施加一个超声波脉冲得到反馈波形,再通过不同 SOC 下电池的超声波反馈信号图发现反馈脉冲的峰高与电池 SOC 呈现出很强的相关性,然后利用线性拟合对测试数据进行分析,对于充电过程,通过超声波检测估算的 SOC 误差仅为 3.5%,而放电过程中的误差有 11%。以上估算 SOC 方法都是传统方法(安时积分法、卡尔曼滤波法等),本研究的目的在于结合超声检测与深度学习为 SOC 估算提供一种新思路。

基于对锂离子动力电池超声检测得到的反馈波数据,建立 BP 神经网络,训练模型去拟合超声反馈信号的峰峰值与电池 SOC 之间的复杂关系。模型通过反馈波的峰峰值对 SOC 进行估算,充电及放电过程中 SOC 估算误差仅为 1%。

1 超声波检测锂离子动力电池

1.1 超声检测基本原理

超声波的本质是一种声波,且属于机械波,它是周期性的机械振动在介质中的传播形式^[9]。超声波是一种频率高于 20 kHz 的机械波,具有方向性好、穿透能力强等优点,适用于多种介质,灵敏度高,从而被广泛应用于检测领域。

当超声波用于检测时,工作原理为:声源产生超声波后,使超声波进入待检测的工件,超声波在工件中进行传播,并由超声接收设备接收在工件中传播后的超声波。由于工件的材料特性、内部结构、密度等性质的不同,超声波在工件中传播时会发生不同程度的改变,超声接收设备根据传播后的超声信号的特征来对检测的工件进行特性分析,从而达到检测的目的。

1.2 超声检测锂离子电池工作原理

将超声检测技术用于锂离子动力电池时,给锂离子动力电池施加一个超声透射信号,通过超声接收器接收反馈波,并对反馈波的数据进行记录,试验原理如图 1 所示。

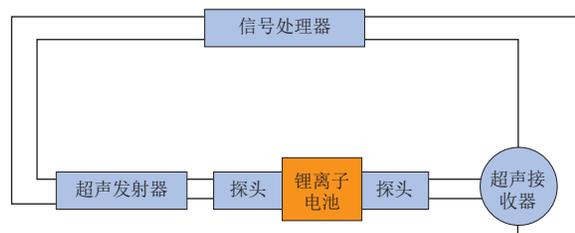


图 1 超声检测试验原理

当锂离子动力电池处于不同的 SOC 时,电池内部的孔隙率、密度等特性会发生不同程度的改变,因此,当超声波透射处于不同 SOC 下的锂离子动力电池后,会得到不同的反馈波。

在锂离子动力电池的充放电过程中不断进行测量,对数据进行记录。记录的数据包括实时电压、实时电流、电池当前电量(SOC,满电量时为 20 Ah)、超声波信号的峰峰值(最大波峰值和最小波峰值的差值)。

2 BP 神经网络原理

神经网络早在 20 世纪 40 年代就已发明出来了,

但由于当时计算硬件资源的缺乏, 计算机计算能力不足等原因发展缓慢。直到 2006 年前后, 计算机硬件得到高速发展, 深度学习迎来了发展的高峰期。反向传播 (BP) 神经网络算法是根据误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络。张传伟等^[10] 针对锂离子动力电池的非线性关系, 采用 BP 神经网络来估算 SOC, 将充放电试验采集的原始数据导入神经网络模型中进行训练, 结果表明, 估算 SOC 的误差控制在 5% 以内。

BP 神经网络可以分为 3 个部分: 输入层、隐藏层和输出层。BP 神经网络结构如图 2 所示。

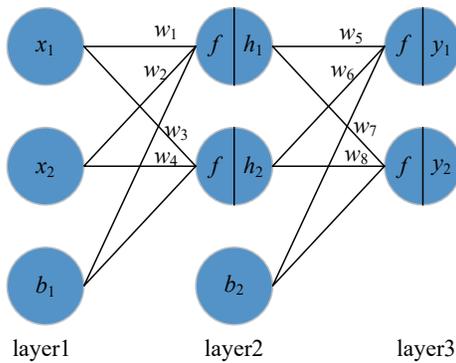


图 2 简单 BP 神经网络结构

图 2 只表示了含有一层隐藏层的简单神经网络。图中 layer1 是输入层, layer2 是隐藏层, layer3 是输出层, x_i 为输入数据, w_i 为权重值, b_i 为偏置, f 为激活函数, h_i 为数据经过隐藏层后得到的值, y_i 为输出值。数据在网络中前向传播时, 从输入层到隐藏层的数据计算公式为:

$$h_1 = f(x_1 \times w_1 + x_2 \times w_2 + b_1) \quad (1)$$

$$h_2 = f(x_1 \times w_3 + x_2 \times w_4 + b_1) \quad (2)$$

从隐藏层到输出层的数据计算公式为:

$$y_1 = f(h_1 \times w_5 + h_2 \times w_6 + b_2) \quad (3)$$

$$y_2 = f(h_1 \times w_7 + h_2 \times w_8 + b_2) \quad (4)$$

反向传播时先计算输出值与实际值之间的误差, 即定义的损失函数 l , 然后计算误差与各个权重值之间的梯度, 并用于更新权重值。对于隐藏层对应的权重值 (如图 2 中的 w_i) 计算公式为:

$$w_i = w_i - \eta \frac{\partial l}{\partial w_i} \quad (5)$$

式中: η 为神经网络的学习率, 一般取一个小的常数

如 10^{-3} , 对于离最后的输出层较远的网络层, 计算梯度时可以用链式法则来计算, 例如对 w_1 而言, 其更新的计算公式为:

$$w_1 = w_1 - \eta \left(\frac{\partial l}{\partial h_1} \cdot \frac{\partial h_1}{\partial w_1} \right) \quad (6)$$

式中: l 为损失函数。

BP 神经网络训练时的流程如下:

- (1) 对网络中的各个权重值进行初始化赋值。
- (2) 数据通过输入层传入神经网络, 进行前向传播。
- (3) 通过损失函数计算神经网络的输出值与实际值之间的误差。
- (4) 反向传播计算误差与各权重值之间的梯度并用于更新各权重值。
- (5) 重复步骤 (2) ~ (4), 直到得到的误差值达到预期值。

3 试验与结果分析

3.1 数据分析

试验设备如图 3 所示。上半部分设备为超声检测设备, 在锂电池充放电过程中对其施加超声信号, 并接收反馈波得到反馈信号, 下半部分设备为电池检测系统, 实时获得电池充放电过程中的电流、电压、SOC 等数值。



图 3 试验设备

通过试验得到的数据包括实时电压、实时电流、SOC、超声波反馈信号的峰峰值。超声波反馈信号的峰峰值与 SOC 呈现出很强的相关性, 充电以及放电过程分别如图 4 和图 5 所示。

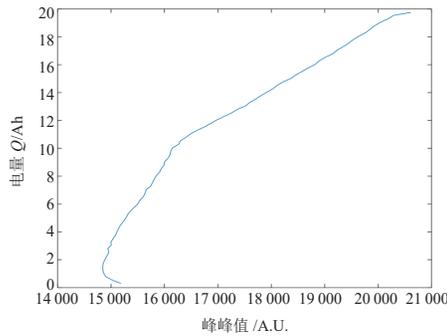


图 4 充电过程

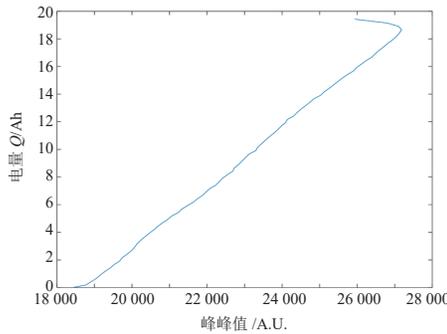


图 5 放电过程

由图 5 可知, 超声波反馈信号的峰峰值与锂离子动力电池电量之间有很强的相关性。GOLD 等^[8]通过线性拟合的方式去拟合超声反馈信号峰峰值与电量之间的关系, 得到的效果并不是很好。

3.2 试验

本文通过建立 BP 神经网络, 以超声波反馈信号的峰峰值为输入数据, 以电池 SOC 为标签进行训练。

搭建的 BP 神经网络含有一层隐藏层, 该隐藏层含有 5 个神经元, 隐藏层的激活函数使用 tansig 函数, 其公式为:

$$\text{tansig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (7)$$

式中: x 为输入值。

tansig 函数为双曲正切 S 型函数, 它的输入值可取任意值, 输出值在 -1 和 +1 之间, 其函数图像如图 6 所示。

输出层的激活函数使用 pureline 函数, 它是一种线性传递函数。计算前向传播过程中的误差时, 即损失函数使用均方误差 (Mean Squared Error, MSE), 其计算公式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (8)$$

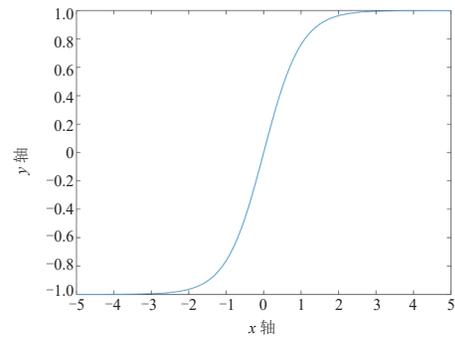


图 6 tansig 函数图像

式中: N 为数据总量; y_i 为第 i 个输出值; \hat{y}_i 为第 i 个数据的实际值。

锂离子动力电池充电以及放电过程的数据呈现两种不同的状态, 分别对充电以及放电过程的数据进行网络模型训练。充电过程的结果如图 7 所示, 放电过程的结果如图 8 所示。

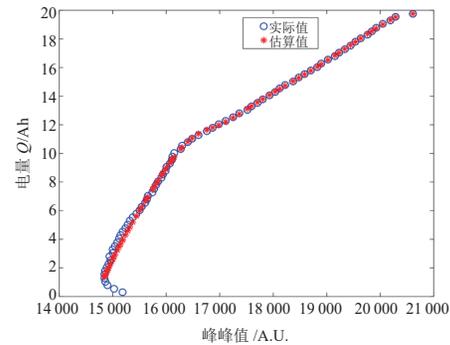


图 7 BP 训练充电过程结果

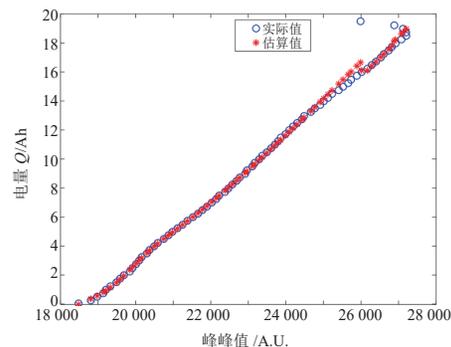


图 8 BP 训练放电过程结果

试验结果显示, BP 模型对充电过程的 SOC 估算平均误差为 1.7%, 对放电过程的 SOC 估算平均误差为 1.1%。作为对比, 同时使用线性拟合以及多项式回归的方法对数据进行模型训练。线性拟合的充电过程结果如图 9 所示, 放电过程结果如图 10 所示。

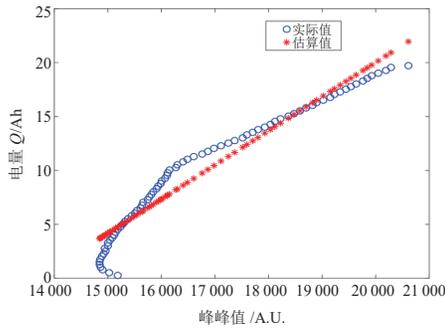


图 9 线性拟合充电过程结果

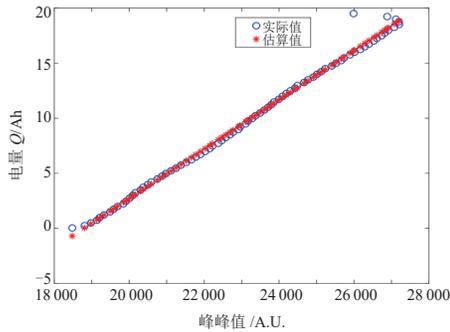


图 10 线性拟合放电过程结果

试验结果显示，线性拟合对充电过程的 SOC 估算误差为 6.2%，对放电过程的 SOC 估算误差为 1.5%。多项式回归的充电过程 SOC 估算结果如图 11 所示，放电过程 SOC 估算结果如图 12 所示。

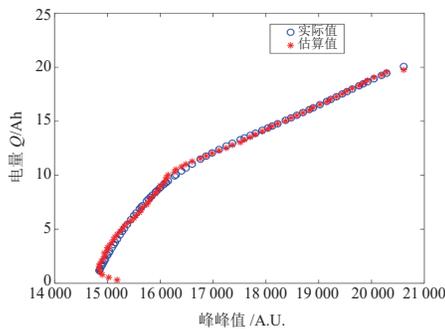


图 11 多项式回归充电过程结果

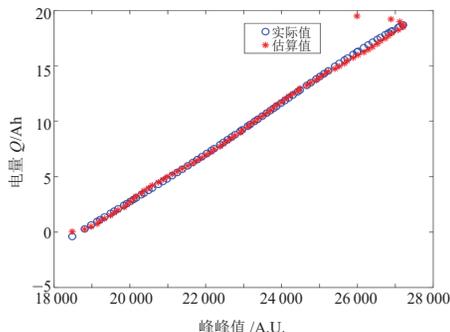


图 12 多项式回归放电过程结果

试验结果显示，多项式回归对充电过程的 SOC 估算误差为 1.9%，对放电过程的 SOC 估算误差为 1.3%。

3.3 结果分析

不同试验方法的结果见表 1。对于电池充电过程来说，BP 网络训练的模型效果最好，误差为 1.7%，多项式回归次之，而线性拟合误差较大，不能很好地估算电池 SOC；对于电池放电过程来说，3 种方法的估算效果都比较好，但 BP 模型误差最低仅为 1.1%。因此，BP 神经网络模型对电池 SOC 的估算最准确。

表 1 不同试验方法的结果

方法	过程	误差 /%
BP 神经网络	充电	1.7
	放电	1.1
线性拟合	充电	6.2
	放电	1.5
多项式回归	充电	1.9
	放电	1.3

对数据进行进一步分析，发现在充电过程中当电量很低时，数据存在异常，如图 4 左下角的曲线，一个超声信号峰峰值对应了多个电池 SOC 值。放电过程中也有相同的情况，即当电量很高时（如图 5

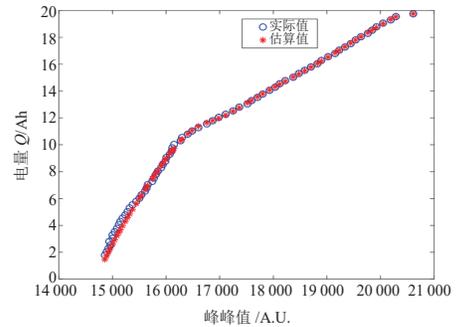


图 13 充电过程结果

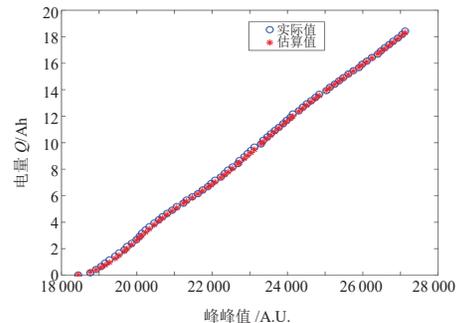


图 14 放电过程结果

右上角的曲线)。由于初始充放电时, 锂电池处于较低或较高的 SOC 状态, 电池正负极锂含量变化不大, 电池内部孔隙率等变化不明显, 导致超声反馈信号异常, 即测得的数据出现异常。为此, 将这两种情况下的数据进行剔除, 取电量在 5% ~ 95% 之间的数据, 重新进行 BP 神经网络的模型训练。充电过程及放电过程的模型训练结果如图 13 和图 14 所示。由图可知, 充、放电过程的 SOC 估算模型都能非常准确地估算出 SOC, 充电过程模型对 SOC 估算的误差仅为 1%, 放电过程模型对 SOC 估算的误差甚至低于 1%, 可以非常精准地估算出 SOC 值。

参考文献 (References)

- [1] DIOUF B, PODE R. Potential of Lithium-Ion Batteries in Renewable Energy [J]. *Renewable Energy*, 2015, 76: 375-380.
- [2] 高明煜. 动力电池组 SOC 在线估计模型与方法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
GAO Mingyu. Study on Models and Methods for Online Estimation of State of Charge of Power Battery Pack [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2012. (in Chinese)
- [3] WANG Junping, CAO Binggang, CHEN Quanshi, et al. Combined State of Charge Estimator for Electric Vehicle Battery Pack [J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(12): 1569-1576.
- [4] WANG Junping, GUO Jingang, DING Lei. An Adaptive Kalman Filtering Based State of Charge Combined Estimator for Electric Vehicle Battery Pack [J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 50(12): 3182-3186.
- [5] 鲍慧, 于洋. 基于安时积分法的电池 SOC 估算误差校正 [J]. *计算机仿真*, 2013, 30(11): 148-151, 159.
BAO Hui, YU Yang. State of Charge Estimation Calibration Based on Ampere-Hour Method [J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(11): 148-151, 159. (in Chinese)
- [6] XING Yinjiao, HE Wei, PECHT M, et al. State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries Using the Open-Circuit Voltage at Various Ambient Temperatures [J]. *Applied Energy*, 2014, 113: 106-115.
- [7] 赵又群, 周晓凤, 刘英杰. 基于扩展卡尔曼粒子滤波算法的锂电池 SOC 估计 [J]. *中国机械工程*, 2015, 26(3): 394-397.
ZHAO Youqun, ZHOU Xiaofeng, LIU Yingjie. SOC Estimation for Li-Ion Battery Based on Extended Kalman Particle Filter [J]. *China Mechanical Engineering*, 2015, 26(3): 394-397. (in Chinese)
- [8] GOLD L, BACH T, VIRSIK W, et al. Probing Lithium-Ion Batteries' State-of-Charge Using Ultrasonic Transmission-Concept and Laboratory Testing [J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 343: 536-544.
- [9] 邓哲, 黄震宇, 刘磊, 等. 超声技术在锂离子电池表征中的应用 [J]. *储能科学与技术*, 2019, 8(6): 1033-1039.
DENG Zhe, HUANG Zhenyu, LIU Lei, et al. Applications of Ultrasound Technique in Characterization of Lithium-Ion Batteries [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2019, 8(6): 1033-1039. (in Chinese)
- [10] 张传伟, 李林阳, 赵东刚. 基于 BP 神经网络法估算动力电池 SOC [J]. *电源技术*, 2017, 41(9): 1356-1357, 1368.
ZHANG Chuanwei, LI Linyang, ZHAO Donggang. Estimation and Simulation of Power Battery SOC Based on BP Neural Network [J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2017, 41(9): 1356-1357, 1368. (in Chinese)

4 结论

本文使用超声检测锂离子动力电池获得数据, 分析数据发现超声波反馈信号与锂离子动力电池之间有很强的相关性, 通过建立 BP 神经网络分别对充电以及放电过程的数据进行模型训练。初始 BP 模型对充电过程的 SOC 估算误差为 1.7%, 对放电过程的 SOC 估算误差为 1.1%; 对数据进行筛选后, 取 5% 到 95% 电量的数据进行模型训练, 新的模型能非常精确地估算出电池的 SOC, 对充电过程 SOC 的估算误差仅为 1%, 放电过程 SOC 的估算误差甚至低于 1%。

作者简介



责任作者: 周世杰 (1994-), 湖北松滋人。硕士研究生, 主要研究方向为锂电池容量估算、深度学习。

Tel: 15926356264

E-mail: zhoushijie428@163.com



通信作者: 李顶根 (1977-), 安徽桐城人。博士, 副教授, 主要研究方向为动力电池测控和动力机械电子控制技术。

Tel: 027-87542418

E-mail: lidinggen@hust.deu.cn