



计算机应用  
*Journal of Computer Applications*  
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

## 《计算机应用》网络首发论文

题目：基于一维 CNN 与 LSTM 结合的电池 SOC 预测方法  
作者：倪水平，李慧芳  
收稿日期：2020-07-27  
网络首发日期：2020-10-12  
引用格式：倪水平，李慧芳. 基于一维 CNN 与 LSTM 结合的电池 SOC 预测方法. 计算机应用. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201011.1426.004.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于一维 CNN 与 LSTM 结合的电池 SOC 预测方法

倪水平, 李慧芳\*

(河南理工大学计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454003)

(\*通信作者电子邮箱 lihuifang1112@163.com)

**摘要:** 针对电池荷电状态(SOC)预测的精确度与稳定性问题, 以及深度神经网络的梯度消失问题, 本文提出一种基于一维卷积神经网络(1D CNN)与长短期记忆(LSTM)循环神经网络(RNN)结合的电池 SOC 预测方法。1D CNN-LSTM 模型将电池的电流、电压和电阻映射到目标值 SOC。首先, 通过一层一维卷积层从样本数据中提取出高级数据特征, 充分的利用输入数据的特征信息; 其次, 使用一层 LSTM 层保存历史输入信息, 有效的预防重要信息的丢失; 最后, 通过一层全连接层输出电池 SOC 预测结果。使用电池的多次循环充放电实验数据训练提出的模型, 分析对比不同超参数设置下 1D CNN-LSTM 模型的预测效果, 并通过训练模型来调节模型的权重系数和偏置参数, 确定最优的模型设置。实验结果表明, 1D CNN-LSTM 模型具有准确且稳定的电池 SOC 预测效果。1D CNN-LSTM 模型的平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)和最大预测误差分别为 0.4027%、0.0029% 和 0.99%。

**关键词:** 一维卷积神经网络; 循环神经网络; 长短期记忆; 荷电状态预测; 电池

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Prediction method of battery state-of-charge based on one-dimensional convolutional neural network combined with long short-term memory

NI Shuiping, LI Huifang\*

(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Henan Jiaozuo 454003, China)

**Abstract:** Focused on the issue of accuracy and stability of battery State-Of-Charge (SOC) prediction and gradient disappearance of deep neural network, a battery SOC prediction method based on the combination of one-Dimensional Convolutional Neural Network (1D CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Recurrent Neural Network (RNN) was proposed. The method mapped the current, voltage and resistance of the battery to the target value SOC. Firstly, a one-dimensional convolutional layer was used to extract the more advanced data features from the sample data and make full use of the feature information of the input data; Secondly, a layer of LSTM was used to save the historical input information to effectively prevent the loss of important information. Finally, the prediction results of the battery SOC were outputted through a fully connected layer. The proposed model was trained with the experimental data of multiple cycle charge-discharge of the battery, and the prediction effect of the 1D CNN-LSTM model under different hyperparameter settings was analyzed and compared. The weight and bias of the model were adjusted through training model to determine the optimal model setting. The experimental results show that 1D CNN-LSTM model has accurate and stable prediction effect of battery SOC. The Mean Absolute Error (MAE), Mean Square Error (MSE) and maximum prediction errors of 1D CNN-LSTM model are 0.4027%, 0.0029% and 0.99% respectively.

**Keywords:** one-dimensional Convolutional Neural Network(1D CNN); Recurrent Neural Network(RNN); Long Short-Term Memory(LSTM); State-Of-Charge (SOC) prediction; battery

### 0 引言

美国先进电池联合会(the United States Advanced Battery, USABC)将电池荷电状态(State-Of-Charge, SOC)定义为: 电池在一定放电倍率下, 剩余电量与在相同条件下额

定电量的比值。对电池 SOC 的准确稳定估计有助于保护电池不会因为过冲过放而引起的电池损伤, 这是电池管理的重要环节<sup>[1]</sup>。影响电池 SOC 的因素有很多。在电池能够正常使用的情况下, 影响电池 SOC 预测的最主要因素是电流、电压、电阻和环境温度等。本文的研究中, 在室温下对电池进行循

收稿日期: 2020-07-27; 修回日期: 2020-09-26; 录用日期: 2020-09-27。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61872126)。

作者简介: 倪水平(1977—), 男, 湖北黄冈人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 人工智能; 李慧芳(1994—), 女, 河南新乡人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能信息处理。

环充放电实验得到电流、电压、电阻以及对应的 SOC。通过电流、电压、电阻预测电池 SOC。电流、电压、电阻与电池 SOC 之间具有非线性映射关系。

传统的按时积分法具有累计误差的缺陷<sup>[2]</sup>, 且需要提前获得电池的初始 SOC<sup>[3]</sup>。传统的开路电压法需要相当长的测量时间<sup>[4]</sup>。现有的 Kalman 滤波法的计算量大<sup>[5]</sup>且需要预先建立复杂的电池模型<sup>[6-7]</sup>, 这会影响电池的 SOC 估计精确度。神经网络法具有强的非线性映射能力, 反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)<sup>[8-10]</sup>方法被用于电池的 SOC 预测。随着深度学习中卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)与循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)在多个领域的广泛应用, 与深度学习相关的算法被用于电池 SOC 的预测。RNN 可以有效的保存历史输入信息, 且具有时序记忆能力<sup>[11]</sup>, 但简单 RNN(Simple Recurrent Neural Network, SimpleRNN)会随着时间步的延长而发生信息丢失。长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络依赖于过去样本的输入且有效的解决了 SimpleRNN 无法捕获长期依赖性的问题<sup>[12]</sup>。CNN 通过设置多个不同的卷积核达到充分提取输入信息中不同特征之间深层高级特征的目的<sup>[13]</sup>, CNN 结合 RNN 的网络模型同时具有提取输入数据中高级特征和保存历史输入信息的能力。

针对电池 SOC 预测精确度与稳定性问题, 本文提出一种将一维 CNN(one-Dimensional Convolutional Neural Network, 1D CNN)与 LSTM 结合的 1D CNN-LSTM(one-Dimensional Convolutional Neural Network combined with Long Short-Term Memory, 1D CNN-LSTM)模型预测电池 SOC, 利用一维 CNN 提取数据的空间特征, LSTM 保存历史输入信息。该方法在充分使用输入数据的特征信息的同时, 又能保存历史输入信息并与当前的输入信息一起映射到当前的预测 SOC。与 BPNN 模型、1D CNN 模型、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)模型、1D CNN 与 GRU 结合的 1D CNN-GRU(one-Dimensional Convolutional Neural Network combined with Gated Recurrent Unit, 1D CNN-GRU)模型、LSTM 模型和 SimpleRNN 模型相比, 1D CNN-LSTM 模型具有更准确稳定的 SOC 预测效果。

## 1 1D CNN-LSTM 联合深度神经网络

一维卷积神经网络与 LSTM 循环神经网络联合的 1D CNN-LSTM 深度神经网络模型结构如图 1 所示。输入层中  $C_t$ 、 $V_t$  和  $R_t$  分别表示第  $t$  个样本的电流、电压和电阻。隐藏层中由 1D CNN 层与 LSTM 层组成。一层全连接层(Fully Connected Layer, FCL)作为输出层用于回归预测, 该层将输出预测值 SOC。

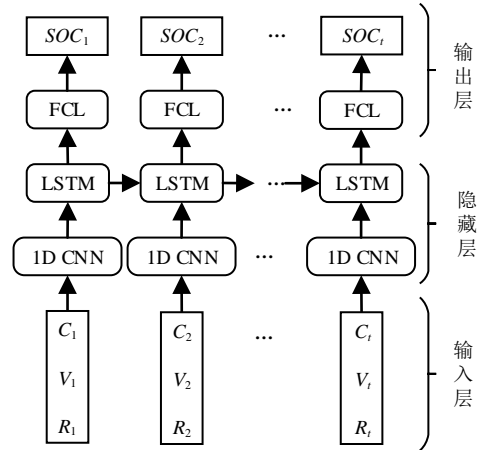


图1 1D CNN-LSTM 模型结构

Fig. 1 1D CNN-LSTM model structure

### 1.1 1D CNN 提取数据空间特征

CNN 是由 Lecun 等人<sup>[14]</sup>在深度学习研究中首次提出的一种成功的深度学习架构, 同时也是一种有效用于特征提取和模式识别的前馈神经网络<sup>[15]</sup>, 最常应用在图像领域中的监督学习问题上, 例如计算机视觉、图像识别等。CNN 可通过卷积层的滤波器提取输入数据之间的相互关系。

CNN 使用少量参数捕捉输入数据的空间特征, 并将其组合起来形成高级数据特征。最终将这些高级数据特征输入全连接层进行进一步的回归预测或分类预测。

典型的 CNN 结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。经过多个滤波器操作之后, CNN 可以通过逐层的卷积和池化操作提取数据特征。过滤器可根据输入数据的大小以及提取特征的需要设置适当的窗口大小以及窗口滑动的步幅大小。典型卷积神经网络结构如图 2 所示。

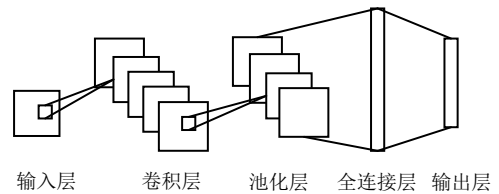


图2 典型卷积神经网络结构

Fig. 2 Typical CNN structure

由于 CNN 已经成功的应用于二维图像的处理方面, 因此也可以将相同的思想用于处理一维数据<sup>[16]</sup>。在卷积层中, 输入的数据信息在流向下一层之前需要经过卷积操作和激活函数的计算。该操作如公式(1)所示:

$$h_t = \sigma_{cnn}(W_{cnn} * x_t + b_{cnn}) \quad (1)$$

式中:  $w_{cnn}$  表示滤波器的权重系数, 即卷积核;  $x_t$  表示第  $t$  个输入样本数据信息;  $*$  表示  $x_t$  与  $w_{cnn}$  之间的离散卷积运算;  $b_{cnn}$  为偏置参数, 将在对模型进行训练时通过学习获得;  $\sigma_{cnn}$  表示激活函数;  $h_t$  表示卷积操作结束后的输出数据。

单个输入样本由电流、电压和电阻组成。含有 3 个神经元节点的一维卷积层的计算过程如图 3 所示。

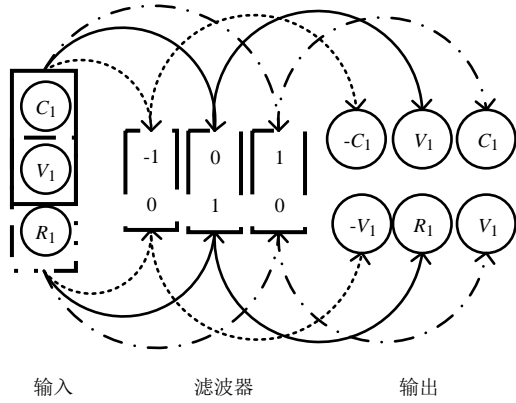


图3 一维卷积层机制

Fig. 3 1D convolutional layer mechanism

每个神经元均包含一个滤波器。输入数据将与每一个滤波器作卷积操作，结果将会被堆叠在一起作为输出数据。例如，当使用滤波器(-1,0)，滑动窗口的步长为 1，没有偏置参数时，则第一个输出为  $C_1 \times (-1) + V_1 \times 0 = -C_1$ ，第二个输出为  $V_1 \times (-1) + R_1 \times 0 = -V_1$ ；当使用滤波器(0,1)，窗口的滑动步长为 1，没有偏置参数时，则第一个输出为  $C_1 \times 0 + V_1 \times 1 = V_1$ ，第二个输出为  $V_1 \times 0 + R_1 \times 1 = R_1$ ；当使用滤波器(1,0)，窗口的滑动步长为 1，没有偏置参数时，则第一个输出为  $C_1 \times 1 + V_1 \times 0 = C_1$ ，第二个输出为  $V_1 \times 1 + R_1 \times 0 = V_1$ 。

一个卷积层通常包含多个具有相同维度大小的不同的滤波器<sup>[16]</sup>。为获取不同的数据特征，在一维卷积层中设置相同大小的不同滤波器。滤波器的大小不能超过单个样本数据的大小。若输入的单个样本数据维度为  $p$ ，过滤器的高度为  $q$ ，则经过一维卷积操作后输出的单个样本数据维度为  $p - q + 1$ 。如图 3 所示，一个一维卷积层中设置 3 个高度( $q$ )均为 2 的滤波器，输入的样本数据维度( $p$ )为 3，则该样本数据经过一个滤波器时输出的特征样本维度为  $3 - 2 + 1 = 2$ 。

由于本文中样本数据的单个样本高度为 3，本文将滤波器的高度设置为 2。不同的滤波器会提取不同的数据特征。卷积层的卷积操作可以可视化为一个相同大小的滑动窗口，以一定的步长沿着输入数据移动。对于窗口的每次停留，输入数据被检查的部分将会和过滤器之间作内部积的计算，并将计算结果作为输出数据的一个特征元素。

对于空间维度较低的数据，可以使用卷积层来提取数据特征，而无需添加池化层。

## 1.2 LSTM 保存历史输入信息

SimpleRNN 可有效解决非线性数值型时间序列的回归预测问题，但在对模型进行训练的过程中，随着时间步的推移，会发生梯度下降或者梯度爆炸的现象。这将会使得前期的历史输入信息发生丢失或者产生无效信息，从而导致预测结果错误。随着 SimpleRNN 层的增加，网络最终将变得不可训练。为解决上述问

题，Hochreiter 和 Schmidhuber 在 1997<sup>[17]</sup>提出了 LSTM 算法，该算法可以将数据信息存储到更长的时间步长。LSTM 卷积神经网络的展开图如图 4 所示。

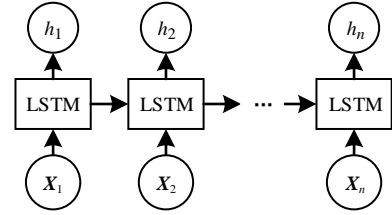


图4 LSTM 循环神经网络

Fig. 4 LSTM Recurrent Neural Network

其中， $X_n$  与  $h_n$  分别表示模型的第  $n$  个输入数据与输入数据所对应的输出数据。对于有规律的数值型时间序列，即当时间(序列顺序)对数据很重要时， $X_n$  表示的是一个数据批量，这一个数据批量组成一个样本。当序列顺序对序列数据不重要时， $X_n$  表示的是单个样本点。如本文的实验数据为序列顺序不重要的序列数据，则  $X_n$  表示的是由电流、电压和电阻组成的单个样本， $h_n$  表示第  $n$  个样本的预测值 SOC。LSTM 的神经元结构如图 5 所示。

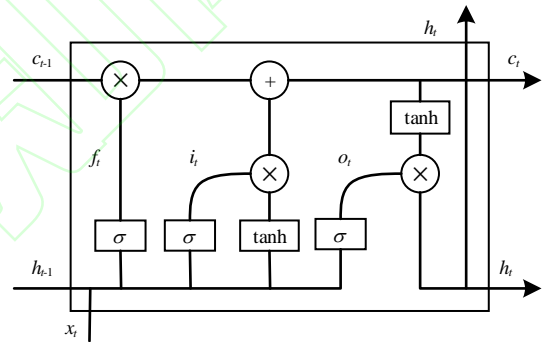


图5 LSTM 单元结构

Fig. 5 LSTM cell structure

LSTM 单元可使用有效信息填充状态单元，也可删除无效信息。这个过程中使用的结构称为门限。门限由一个 sigmoid 函数点乘一个矩阵组成。sigmoid 函数输出一个 0 到 1 之间的数字来描述每个信息通过门限的程度，其中 0 表示所有信息禁止通过，1 表示所有信息通过。

LSTM 的更新公式如公式(2)(3)(4)(5)(6)所示：

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (4)$$

$$c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(c_t) \quad (6)$$

其中： $\sigma$  和  $\tanh$  分别表示 sigmoid 激活函数和双曲正切激活函数； $W$  和  $b$  分别表示权值矩阵和偏置参数； $x_t$  表示 LSTM 单元在  $t$  时刻的输入； $h_t$  表示在  $t$  时刻  $x_t$  对应单元的输出； $c_t$  表示 LSTM 在  $t$  时刻的状态单元。整个 LSTM 单元包括 3 个门限，即遗忘门  $f_t$ 、输入门  $i_t$  和输出门  $o_t$ 。



## 2 实验环境与实验数据集

### 2.1 实验环境

实验硬件设施使用 Intel(R) Xeon(R) Gold 5118 CPU @ 2.30GHz 服务器, Window10 旗舰版 64 位操作系统, 16GB 运行内存和 500GB 硬盘。编程软件为 Jupyter Notebook, 并基于 TensorFlow 的深度学习框架 Keras 作为支撑, 实现 1D CNN-LSTM 联合神经网络仿真模型的构建。

### 2.2 实验数据集

本文从美国马里兰(Maryland)大学的高级生命周期工程中心(Center for Advanced Life Cycle Engineering, CALCE)<sup>[18]</sup> 电池研究小组获取 K2 型号 LiFePO4 电池的部分测试数据作为本文的实验数据, 在恒温下对 K2 型号 LiFePO4 电池进行恒流放电, 再进行恒压充电, 一次放电过程和一次充电过程为一个充放电循环。CALCE 电池研究小组已对 K2 型号 LiFePO4 电池进行多次循环充放电实验并记录了实验数据。

获取 CALCE 中编号为 K2-016 的数据包中的部分数据, 共包括 16219 个样本数据。将这 16219 个样本划分为训练集、验证集和测试集 3 个数据集, 其中训练集包含 11364 个样本, 验证集包含 2430 个样本, 测试集包含 2425 个样本。训练集

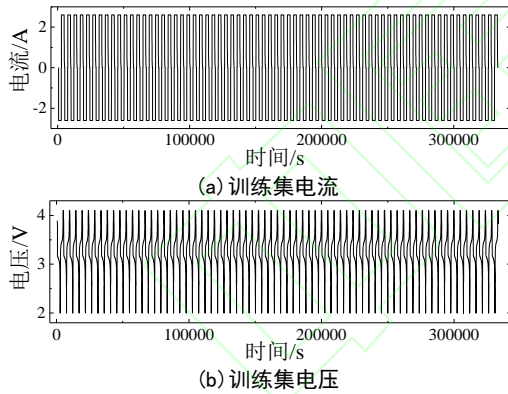


图6 训练集电流和电压

Fig. 6 Current and Voltage of training set

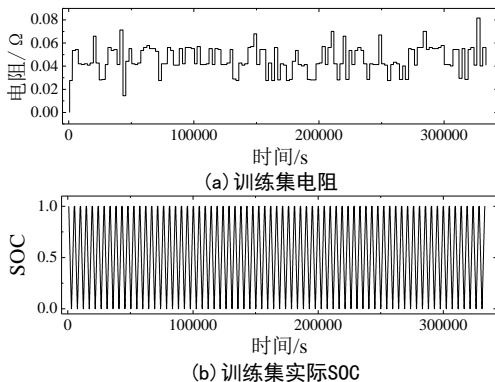


图7 训练集电阻和实际 SOC

Fig. 7 Resistance and actual SOC of training set

测试集的电、电压、电阻和实际 SOC 分别如图 8(a)、图 8(b)、图 8(c)和图 8(d)所示。

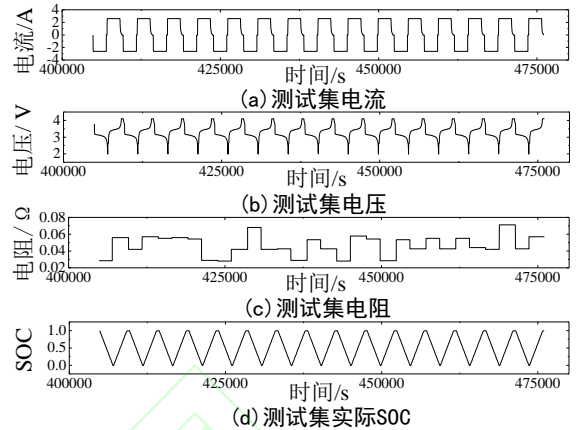


图8 测试集电流、电压、电阻和实际 SOC

Fig. 8 Current, Voltage, Resistance and actual SOC of test set

SOC 与电流、电压和电阻的关系分别如图 9(a)、图 9(b)和图 9(c)所示。图 9 中的电流、电压、电阻和实际 SOC 均为测试集中的数据。

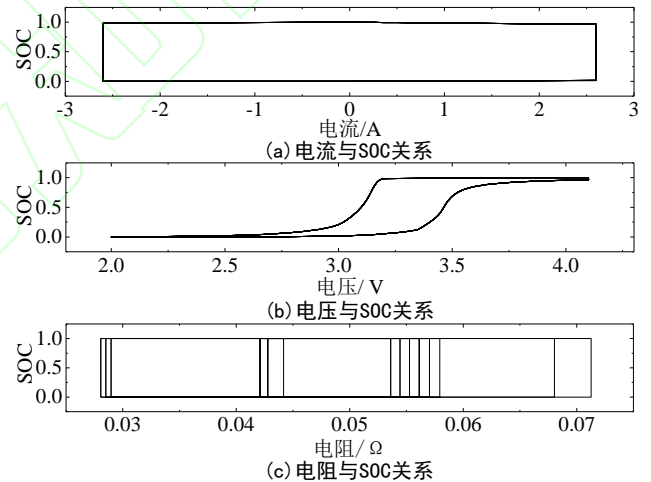


图9 SOC 与电流、电压、电阻的关系

Fig. 9 SOC and Current, Voltage, Resistance relation

### 2.3 实验数据预处理

电池剩余电量 SOC 是保持在 0~1 之间的数据, 而电流、电压和电阻的取值范围差别较大, 为提高算法的训练速度和灵敏性, 因此需要对原始训练集、验证集和测试集的输入数据(电流、电压、电阻)作标准化处理。因为在模型训练过程中使用取值范围差别较大的数据时, 模型虽会自动适应这种取值范围不同的数据, 但模型的学习过程将会变得困难。这里选用的数据标准化处理方法如公式(7)所示:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (7)$$

其中:  $\mu$  和  $\sigma$  为训练集的平均值和标准差。x 与  $x'$  分别表示标准化处理前与标准化处理后的数据。标准化处理使所

有数据都聚集在 0 附近, 方差为 1。通过公式(7)将数据做标准化, 原始电流、电压和电阻数据部分数据如表 1 所示。标准化后的电流、电压和电阻数据如表 2 所示。

表1 原始电流、电压和电阻

Tab. 1 Origin Current, Voltage and Resistance

电流/A	电压/V	电阻/ohm
0	3.89165735	0
0	3.84777331	0
-0.000173754	3.84777331	0.027633129

表2 标准化后的电流、电压和电阻

Tab. 2 Standardized Current, Voltage and Resistance

电流/A	电压/V	电阻/ohm
0.00156764436	1.4831541	-4.03307466
0.00156764436	1.37131539	-4.03307466
0.00149581677	1.37131539	-1.61130955

### 3 1D CNN-LSTM 模型设置

在 1D CNN-LSTM 模型中, 设置一层具有 192 个神经元节点的 1D CNN 层; 一层具有 64 个神经元节点的 LSTM 层; 设置一个具有一个节点的全连接层(又称为密集连接层); 为防止模型在训练过程中发生过拟合, 设置 LSTM 层的层间 dropout 值为 0.5, 循环 dropout 值为 0.2; 设置模型最大迭代步数为 10000; 模型训练时的批处理大小为 64。

为加快模型收敛速度, 并降低模型学习周期, 相比于 Sigmoid 等激活函数, 采用修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)激活函数会明显减少模型整个学习过程中的计算量<sup>[19]</sup>。因此在 1D CNN 层与 LSTM 层均设置 ReLU 非线性激活函数。ReLU 函数如公式(8)所示:

$$f = \max(0, x) \quad (8)$$

其中:  $x$  表示上一层神经网络的输出向量。ReLU 使得输入的正值不变, 负值变为 0, 这种操作将减少参数间的依存关系, 使神经网络具有稀疏性, 缓解过拟合问题。

在模型训练、验证和测试的过程中, 在前向传播的最后一步使用均方误差(Mean Square Error, MSE)作为模型误差函数。并使用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)作为验证模型电池 SOC 预测效果的指标函数。MSE 与 MAE 如公式(9)和公式(10)所示:

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k |y_k - \hat{y}_k| \quad (10)$$

其中:  $y_k$  和  $\hat{y}_k$  分别表示在  $k$  时刻的实际 SOC 与预测 SOC。MSE 和 MAE 均可用来衡量预测目标与实际目标之间的偏差。MSE 是实际目标和预测目标之间差的平方, 然后再求和平均, 平方数据更容易作微分操作, 因此 MSE 常被用作回归预测

时的损失函数。MAE 是绝对误差的平均值, 能较好地反映预测目标与实际目标之间误差的实际情况。

在 1D CNN-LSTM 模型训练的过程中, 使用适应性矩估计(Adaptive moment estimation, Adam)<sup>[20]</sup>优化函数更新模型的权重与偏置。在 1D CNN-LSTM 模型训练的过程中, 使用 Adam 优化函数更新模型的权重与偏置。Adam 的更新过程如公式(11)(12)(13)(14) (15)所示:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) f_t(\theta_t) \quad (11)$$

$$n_t = \beta_2 n_{t-1} + (1 - \beta_2) f_t^2(\theta_t) \quad (12)$$

$$m_t = m_t / (1 - \beta_1^t) \quad (13)$$

$$n_t = n_t / (1 - \beta_2^t) \quad (14)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - m_t \times \alpha / (\sqrt{n_t} + \varepsilon) \quad (15)$$

其中:  $m_t$  和  $n_t$  分别表示  $t$  时刻梯度的一阶矩估计和二阶矩估计, 是  $E[f_t(\theta_t)]$  和  $E[f_t^2(\theta_t)]$  的近似表示;  $m_t$  和  $n_t$  分别表示对  $m_t$  和  $n_t$  的修正, 是对期望的近似无偏估计;  $\theta_t$  表示模型参数。Adam 函数为 Keras 深度学习框架中的内置函数可直接调用, 且 Adam 中的参数使用论文[20]中得到的参数设置作为默认参数设置, 其中学习率  $\alpha$  为 0.001, 衰减因子  $\beta_1$  和  $\beta_2$  分别为 0.9 和 0.999, 常量  $\varepsilon$  为  $10^{-8}$ 。

1D CNN-LSTM 模型的训练过程如步骤 1 至步骤 5 所示。

步骤 1: 随机初始化模型参数。设置完成 1D CNN-LSTM 模型; 随机初始化模型的权重和偏差;

步骤 2: 模型前向传播过程。计算 1D CNN-LSTM 模型隐藏层与输出层的输出。

步骤 3: 模型反向传播过程。计算隐藏层和输出层的误差以及偏导数。

步骤 4: 权重训练。将通过反向传播得到的偏导数并用于更新网络权重和偏差。

步骤 5: 判断是否达到最大迭代步数。若达到最大迭代步数, 则模型训练结束, 否则将目前的迭代步数增加 1, 并回到步骤 2。

#### 3.1 模型最佳迭代步数选择

使用训练集(11364 样本)训练设置完成的 1D CNN-LSTM 模型, 使用验证集(2430 样本)验证模型每一步的训练效果。为防止模型在验证集上发生过拟合, 最后使用测试集(2425 样本)测试最终模型。

为确定合适的训练步数, 图 10 绘制训练集与验证集在模型训练过程中每一步的 MSE, 训练步数从 0 步增加到 10000 步。如图 10 所示, MSE 在模型训练到 300 步以后迅速下降到 0.01% 以下。模型的训练 MSE 和验证 MSE 在 4000~6500 和 8200~8900 这两个训练步数区间内观测到波动, MSE 突然增加, 但很快稳定下来, 之后又增加。说明 Adam 优化算法从一个局部最优值跳跃到另一个局部最优值。训练和验证

MSE 均在 6500 步到 8200 步之间达到全局最小值。本文将 1D CNN-LSTM 模型的最佳训练步数设置为 7000 步。

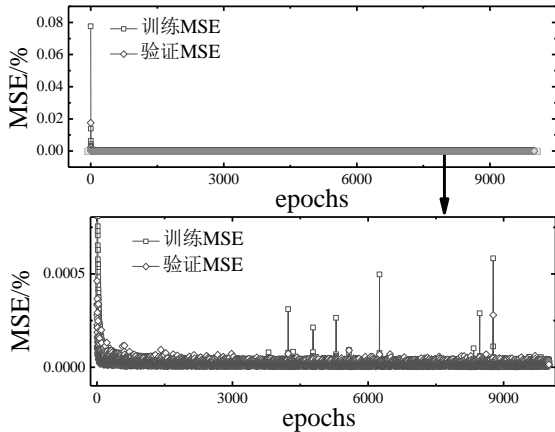


图10 训练步数从 0 步到 10000 步时的模型训练 MSE 值与验证 MSE 值

Fig. 10 MSEs of training and verification performance when epoch varies from 0 to 10000

### 3.2 隐藏层中节点数量设置

1D CNN-LSTM 模型隐藏层中有 1D CNN 层和 LSTM 层。1D CNN 层中神经元节点个数的设置与 LSTM 层中神经元节点个数的设置都将影响模型的 SOC 估计效果。需要分别对 1D CNN 层与 LSTM 层中神经元节点数量的设置进行分析。将 LSTM 层的神经元节点数量设为  $N_1$ , 1D CNN 层的神经元节点数量设为  $N_2$ 。

在 1D CNN-LSTM 模型隐藏层中, 分析 LSTM 层中设置不同神经元节点数量对 1D CNN-LSTM 模型 SOC 预测结果的影响, 只改变  $N_1$  的大小并固定模型中的其他设置。设置一层具有 64 个神经元节点的 1D CNN 层, 滤波器高度为 2; 设置一层具有  $N_1$  个神经元节点的 LSTM 层,  $N_1$  取 6、64、192、320; 批处理大小为 64。LSTM 层中设置不同神经元节点数量的模型预测误差如图 11 所示。

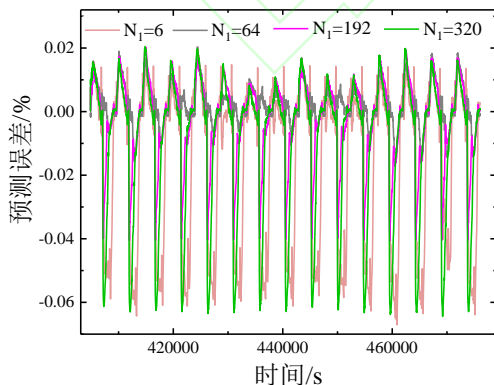


图11 LSTM 层中设置不同节点数量的模型预测误差

Fig. 11 Model predicted errors under different number of neurons of LSTM layer

随着 LSTM 层神经元节点数量  $N_1$  的增加, MSE、MAE 与最大误差开始呈现下降的趋势, 但随着  $N_1$  的持续增加, 这

3 个指标又呈现上升的趋势。当  $N_1$  为 64 时, 1D CNN-LSTM 模型的指标 MSE、MAE 和最大误差均保持最小。LSTM 层中设置不同节点数量时的 1D CNN-LSTM 模型 MSE、MAE 和最大误差如图 12 所示。

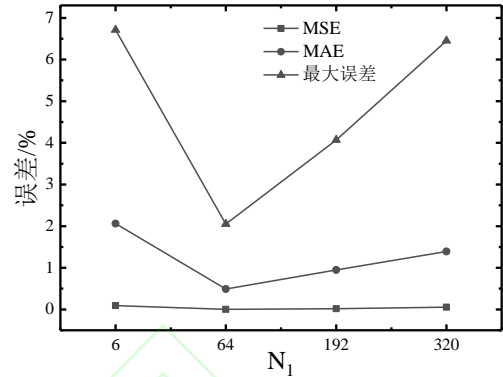


图12 LSTM 层中设置不同节点数量时的模型 MSE、MAE 和最大误差

Fig. 12 MSE, MAE and Maximum Error of model under different number of neurons of LSTM layer

同理, 分析 1D CNN 层中设置不同神经元节点数量对 1D CNN-LSTM 模型 SOC 预测结果的影响, 只改变  $N_2$  的大小并固定模型中的其他设置。设置一层具有 64 个神经元节点的 LSTM 层; 设置一层具有  $N_2$  个神经元节点的 1D CNN 层, 滤波器高度为 2,  $N_2$  取 6、64、192、320; 批处理大小为 64;

1D CNN 层中设置不同节点数量时的模型 MSE、MAE 和最大误差如表 3 所示。随着 1D CNN 层神经元节点数量  $N_2$  的增加, MSE、MAE 与最大误差开始呈现下降的趋势, 但随着  $N_2$  的持续增加, 这 3 个指标又呈现上升的趋势。虽然当  $N_2$  为 192 时, 1D CNN-LSTM 模型的指标 MAE 较  $N_2$  为 64 时有所升高, 但模型的指标 MSE 与最大误差均下降, 当模型指标 MSE 较小时, 模型具有更好的稳定性。为提高 1D CNN-LSTM 模型预测准确度与稳定性, 并避免由于模型过于复杂而导致模型过拟合, 应适当的增加  $N_1$  和  $N_2$  的数量。

表3 1D CNN 层中设置不同节点数量时的模型 MSE、MAE 和最大误差

Tab. 3 MSE, MAE and Maximum Error of model under different number of neurons of 1D CNN layer

$N_2$	MSE/%	MAE/%	最大误差/%
6	0.9022	8.2029	17.04
64	0.0044	0.4017	2.05
192	0.0029	0.4026	0.99
320	0.0054	0.5805	1.38

通过上述分析, 本文将模型中的 1D CNN 层神经元节点数量设置为 192, LSTM 层神经元节点数量设置为 64。

### 3.3 批处理大小设置

批处理大小为一次训练时的样本数量, 将整个样本分成几个小批量, 输入到 1D CNN-LSTM 模型中。在模型训练过程中分析不同批处理大小的设置对 1D CNN-LSTM 模型 SOC 预测结果的影响, 将只改变批处理大小的设置并固定模型中的其他设置。根据上述对隐藏层节点数量设置的研究。设置一层具有 192 个神经元节点的 1D CNN 层, 滤波器高度为 2; 设置一层具有 64 个神经元节点的 LSTM 层; 批处理大小取 64 和 192。设置不同批处理大小的模型预测误差如图 13 所示。

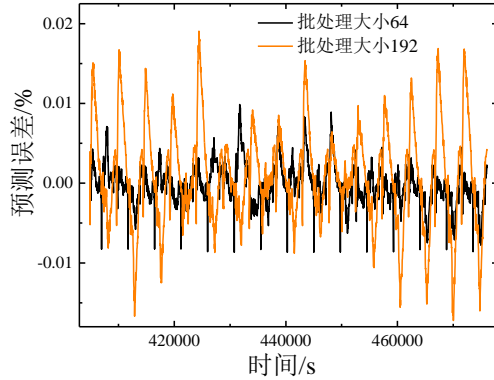


图13 设置不同批处理大小的模型预测误差

Fig. 13 Predicted errors under different batch size

设置不同批处理大小的 1D CNN-LSTM 模型 MSE、MAE 和最大误差如表 4 所示。随着批处理大小的增加, 模型的 MSE、MAE 和最大误差均呈现升高趋势, 即模型的 SOC 预测效果在变差。因此本文将批处理大小设置为 64。

表4 设置不同批处理大小时的模型 MSE、MAE 和最大误差

Tab. 4 MSE, MAE and Maximum Error of model under different batch size

批处理大小	MSE/%	MAE/%	最大误差/%
64	0.0029	0.4026	0.99
192	0.0033	0.4070	1.91

### 3.4 隐藏层层数设置

在 1D CNN-LSTM 模型隐含层中, 分析隐藏层中层数的设置对 1D CNN-LSTM 模型 SOC 预测结果的影响, 只改变隐藏层的层数设置并固定模型中的其他设置。设 1D CNN 层的层数为  $M_1$ , 设 LSTM 层的层数为  $M_2$ 。

分析 1D CNN 层与 LSTM 层的层数的设置对模型 SOC 预测结果的影响, 只改变  $M_1$  与  $M_2$  的大小并固定模型中的其他设置。设置  $M_1$  层具有 192 个神经元节点的 1D CNN 层, 滤波器高度为 2; 设置  $M_2$  层具有 64 个神经元节点的 LSTM 层; 批处理大小取 64;  $M_1$  取 1 和 2。  $M_2$  取 1 和 2。如图 14 为  $M_1$  与  $M_2$  分别取不同值时模型的预测误差。

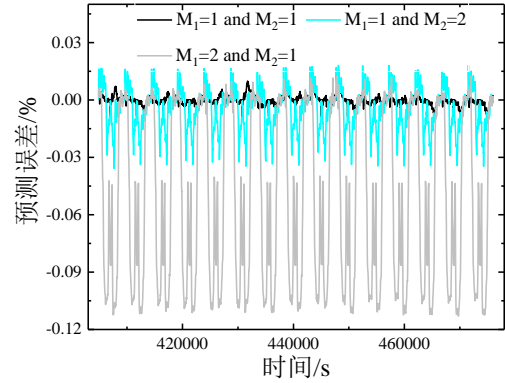


图14 设置不同隐藏层数量时的模型预测误差

Fig. 14 Predicted errors under different hidden layer number

设置不同隐藏层层数时的模型 MSE、MAE 和最大误差如表 5 所示。当  $M_1$  与  $M_2$  均为 1 时, 1D CNN-LSTM 模型的 3 个指标均保持最小。当  $M_1$  为 1 且  $M_2$  为 2 时, 模型的 3 个指标均升高。当  $M_1$  为 2 且  $M_2$  为 1 时, 模型的 MSE、MAE 和最大误差升高的幅度更明显。  $M_1$  和  $M_2$  数量的增加并没有提高模型的预测精确度。

表5 设置不同隐藏层层数时的模型 MSE、MAE 和最大误差

Tab. 5 MSE, MAE and Maximum Error of model under different hidden layer number

$M_1$ 与 $M_2$	MSE/%	MAE/%	最大误差/%
$M_1=1$ $M_2=1$	0.0029	0.4027	0.99
$M_1=1$ $M_2=2$	0.0185	1.1087	3.59
$M_1=2$ $M_2=1$	0.4882	5.4563	11.31

通过实验分析, 本文将在 1D CNN-LSTM 模型中设置一层 1D CNN 层与一层 LSTM 层。

## 4 对比实验分析

对比分析 1D CNN-LSTM 模型与 1D CNN 模型、BPNN 模型、1D CNN-GRU 模型、LSTM 模型、GRU 模型和 SimpleRNN 模型的电池 SOC 预测效果。

BPNN 模型、1D CNN 模型与 1D CNN-LSTM 模型的 SOC 预测误差如图 15 所示。与 1D CNN-LSTM 模型相比, 1D CNN 模型与 BPNN 模型不依赖于过去样本的输入, 图 15 中显示这两种模型预测误差值具有较大波动。1D CNN-LSTM 模型因为有 LSTM 层的存在而具有保存历史输入信息的能力。相比之下, 1D CNN-LSTM 模型的 SOC 预测值更准确和平滑。1D CNN-LSTM 模型的最大预测误差为 0.99%。与 1D CNN 模型和 BPNN 模型相比, 1D CNN-LSTM 模型的最大预测误差率分别降低了 1.05 个百分点和 1.31 个百分点。



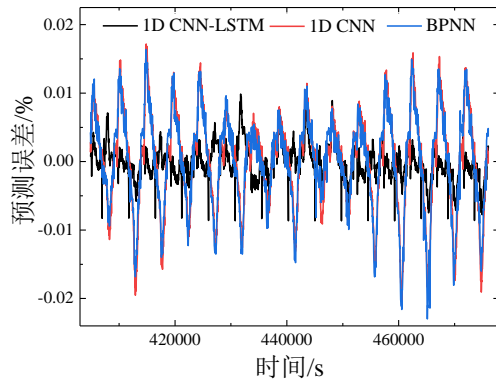


图15 1D CNN-LSTM 模型、1D CNN 模型和 BPNN 模型的预测误差

Fig. 15 1D CNN-LSTM model, 1D CNN model and BPNN model predicted errors

1D CNN-LSTM 模型与 1D CNN-GRU 模型因为有 LSTM 与 GRU 的存在才具有保存历史输入信息的能力。LSTM 与 GRU 均是为了优化 SimpleRNN 而提出的循环神经网络结构。针对本文的电池 SOC 预测问题, LSTM 与 GRU 具有不同的预测效果。在本文的实验中, 1D CNN-LSTM 模型比 1D CNN-GRU 模型更适合电池 SOC 的预测。与 1D CNN-GRU 模型相比, 1D CNN-LSTM 模型的最大预测误差率降低了 1.95 个百分点。1D CNN-LSTM 模型和 1D CNN-GRU 模型的电池 SOC 预测误差如图 16 所示。

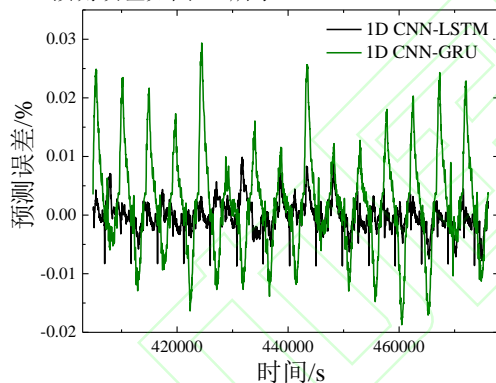


图16 1D CNN-LSTM 模型和 1D CNN-GRU 模型的预测误差

Fig. 16 1D CNN-LSTM model and 1D CNN-GRU model predicted errors

1D CNN-LSTM 模型、1D CNN 模型、BPNN 模型、1D CNN-GRU 模型、LSTM 模型、GRU 模型和 SimpleRNN 模型的 MSE、MAE 和最大误差如表 6 所示。BPNN 模型为典型的非线性映射模型, 全部由全连接层组成, 该模型不具有从输入数据中提取高级数据特征的能力, 也不具有保存历史输入信息的能力。1D CNN 模型由一维卷积层和全连接层组成, 该模型则能够从输入数据中提取高级数据特征。由表 6 可知, LSTM 模型、GRU 模型和 SimpleRNN 模型的最大误差率分别达到了 27.61%、62.75% 和 47.84%, 因此仅使用循环神经网络的模型不能降低 SOC 的预测误差, 可将 CNN 与 RNN 相结合达到降低电池 SOC 预测误差的目的。1D CNN-LSTM 模型由一维卷积层与 LSTM 层和全连接层组成, 1D CNN-GRU 模型由一维卷积层与 GRU 层和全连接层组成, 由表 6 可知, 与 1D CNN 模型、BPNN 模型、1D CNN-GRU 模型、LSTM 模型、GRU 模型和 SimpleRNN 模型相比, 1D CNN-LSTM 模型的最大预测误差率分别降低了 1.05、1.31、1.95、26.62、61.76 和 46.89 个百分点。对比模型的具体参数设置如表 7 所示。

表6 7 种电池 SOC 预测模型的 MSE、MAE 和最大误差

Tab. 6 MSE, MAE and Maximum Error of 7 Kinds of battery SOC prediction models

模型	MSE/%	MAE/%	最大误差/%
1D CNN-LSTM	0.0029	0.4027	0.99
1D CNN	0.0048	0.5343	2.04
BPNN	0.0046	0.5379	2.30
1D CNN-GRU	0.0074	0.6407	2.94
LSTM	2.0520	11.0841	27.61
GRU	5.1110	16.5140	62.75
SimpleRNN	4.8992	17.6465	47.84

上述 7 种电池 SOC 预测模型的输出层中均设置一层仅含有一个节点且无激活函数的全连接层输出预测值 SOC, 且所有模型均具有相同的优化函数、隐层激活函数、误差函数和批处理大小。7 种电池 SOC 预测模型设置如表 7 所示。

表7 7 种电池 SOC 预测模型设置

Tab. 7 Settings of 7 Kinds of battery SOC prediction models

模型	隐层层数	隐层节点数	dropout 率	循环 dropout 率	滤波器高度	优化函数	隐层激活函数	误差函数	批处理大小
1D CNN-LSTM	1 层 1D CNN & 1 层 LSTM	1D CNN 层 192 & LSTM 层 64	LSTM 层 0.5	0.2	2	Adam	ReLU	MSE	64
1D CNN	1	192			2	Adam	ReLU	MSE	64
BPNN	7	10	0.5			Adam	ReLU	MSE	64
1D CNN-GRU	1 层 1D CNN & 1 层 GRU	1D CNN 层 192 & GRU 层 64	GRU 层 0.5	0.2	2	Adam	ReLU	MSE	64
LSTM	1	64	0.5	0.2		Adam	ReLU	MSE	64
GRU	1	64	0.5	0.2		Adam	ReLU	MSE	64

SimpleRNN	1	64	0.5	0.2	Adam	ReLU	MSE	64
-----------	---	----	-----	-----	------	------	-----	----

## 5 结语

针对电池的 SOC 预测稳定性及准确度问题,本文提出一维 CNN 与 LSTM 结合的 SOC 预测模型,该方法通过一维 CNN 有效的提取数据的高级数据特征,达到充分获取输入数据中重要信息的目的,并通过使用 LSTM 循环神经网络保存历史输入信息,使前期的输入信息与当前的输入一起映射到当前的输出。通过分析模型中隐藏层层数、1D CNN 层与 LSTM 层神经元节点数、和批处理大小的变化对 1D CNN-LSTM 模型 SOC 预测效果的影响,最终确定模型的最优设置。1D CNN-LSTM 模型 MSE、MAE 和最大预测误差分别为 0.0029%、0.4027% 和 0.99%。满足电池 SOC 的估计要求。为进一步降低电池 SOC 的预测误差,可进一步考虑将注意力机制应用于电池 SOC 的预测,注意力机制具有关注输入数据中重要信息的能力,并结合循环神经网络达到降低电池 SOC 预测误差的目的。

## 参考文献

- [1] Zhang Z L, Cheng X, Lu Z Y, et al. SOC estimation of lithium-ion batteries with AEKF and wavelet transform matrix[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(10): 7626-7634.
- [2] WANG Q Q, KANG J Q, TAN Z X, et al. An online method to simultaneously identify the parameters and estimate states for lithium ion batteries[J]. Electrochimica Acta, 2018, 289: 376-388.
- [3] 刘伟龙,王丽芳,廖承林,等.基于模型融合与自适应无迹卡尔曼滤波算法的锂离子电池 SOC 估计[J].汽车工程,2017,39(09):997-1003. (LIU W L, WANG L F, LIAO C L, et al. Estimation of li-ion battery SOC based on model fusion and adaptive unscented Kalman filtering algorithm[J]. Automotive Engineering, 2017, 39(09): 997-1003.)
- [4] WANG Q Q, WANG J, ZHAO P J, et al. Correlation between the model accuracy and model-based SOC estimation[J]. Electrochimica Acta, 2017, 228: 146-159.
- [5] AWADALLAH M A, VENKATESH B. Accuracy improvement of SOC estimation in lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2016, 6: 95-104.
- [6] CHEMALI E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. State-of-charge estimation of li-ion batteries using deep neural networks: a machine learning approach[J]. Journal of Power Sources, 2018, 400: 242-255.
- [7] 石刚,赵伟,刘珊珊.基于无迹卡尔曼滤波估算电池 SOC[J].计算机应用,2016,36(12):3492-3498. (SHI G, ZHAO W, LIU S S. Battery SOC estimation based on unscented Kalman filtering[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(12): 3492-3498)
- [8] HOSSAIN LIPU M S, HANNAN M A, HUSSAIN A, et al. Optimal BP neural network algorithm for state of charge estimation of lithium-ion battery using PSO with PCA feature selection[J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2017, 9(6): 064102.
- [9] 苏振浩,李晓杰,秦晋,等.基于 BP 人工神经网络的动力电池 SOC 估算方法[J].储能科学与技术,2019,008(005):868-873. (SU Z H, LI X J, QIN J, et al. SOC estimation method of power battery based on BP artificial neural network[J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 008(005): 868-873.)
- [10] GUO Y F, ZHAO Z S, HUANG L M. SOC estimation of lithium battery based on improved BP neural network[J]. Energy Procedia, 2017, 105: 4153-4158.
- [11] 李超然,肖飞,樊亚翔.基于循环神经网络的锂电池 SOC 估算方法[J].海军工程大学学报,2019,031(006):107-112. (LI C R, XIAO F, FAN Y X. Approach to lithium battery SOC estimation based on recurrent neural network[J]. JOURNAL OF NAVAL UNIVERSITY OF ENGINEERING. 2019, 031(006): 107-112.)
- [12] YANG F F, SONG X B, XU F, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries via long short-term memory network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 53792-53799.
- [13] 方圆,李明,王萍,等.基于混合卷积神经网络和循环神经网络的入侵检测模型[J].计算机应用,2018,38(10):157-161+171. (FANG Y, LI M, WANG P, et al. Intrusion detection model based on hybrid convolutional neural network and recurrent neural network[J]. Journal of Computer Applications. 2018, 38(10): 157-161+171.)
- [14] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [15] 胡越,罗东阳,花奎,等.关于深度学习的综述与讨论[J].智能系统学报,2019,14(01):1-19. (HU Y, LUO D Y, HUA K, et al. Overview on deep learning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(01): 1-19.)
- [16] KUANG D Y, XU B. Predicting kinetic triplets using a 1d convolutional neural network[J]. Thermochimica Acta, 2018, 669: 8-15
- [17] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [18] CALCE. Lithium-ion battery experimental data[DS/OL]. [2020-5-20]. <http://www.calce.umd.edu/batteries/data.htm>
- [19] 王海涛,宋文,王辉.一种基于 LSTM 和 CNN 混合模型的文本分类方法[J].小型微型计算机系统,2020,41(06):1163-1168. (WANG H T, SONG W, WANG H. Text classification method based on hybrid model of LSTM and CNN[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(06): 1163-1168.)
- [20] KINGMA D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2017-1-30) [2020-6-15]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>

This work is partially supported by National Natural Science Foundation of China (61872126)

**NI Shuiping**, born in 1977, Ph. D., Associate professor. His research interests include computer application technology.

**LI Huifang**, born in 1994, M. S. candidate. Her research interests include intelligent information processing