DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.233 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于多尺度 CNN 和残差 LSTM 网络的储能电站 SOC 估计

黄晓凡[1]，李佳瑞[1]，秦玉文[2]，汤效平[1]，王 彤[1]，王兹尧[1]
(1.华电电力科学研究院有限公司北京分院，北京 100000；2.西安交通大学电气工程学院，西安 710049)

摘要：随着储能电站在新型电力系统中的大范围应用，提高锂离子电池荷电状态 SOC(state-of-charge)预测精度对提升储能电站乃至电力系统安全稳定具有重大意义。提出1种结合多尺度卷积神经网络CNN(convolutional neural network)和残差长短期记忆LSTM(long short-term memory)网络的电池SOC预测方法，首先利用多尺度CNN自动提取传感器数据中的不同类型特征，然后将特征输入LSTM网络挖掘时间维度的关联性，同时在LSTM网络两端加入残差连接以避免模型过拟合。在储能系统实测数据上的对比实验表明，所提出的模型在各指标下均取得了最好的预测结果，特别是在电池处于复杂工作情况时更能提取关键特征，从而表现出更优秀的预测性能。

关键词：锂离子电池；荷电状态；多尺度卷积网络；长短期记忆网络；残差连接；深度学习

Estimation of State-of-charge in Energy Storage Plant Based Multi-scale CNN and Residual LSTM Network

HUANG Xiaofan[1], LI Jiarui[1], QIN Yuwen[2], TANG Xiaoping[1], WANG Tong[1], WANG Ziyao[1]
(1. Beijing Branch, Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100000, China; 2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: With the widespread applications of energy storage plants in new power systems, improving the prediction accuracy of lithium-ion battery state-of-charge (SOC) is of significance for enhancing the safety and stability of energy storage plants and power systems. A battery SOC prediction method is proposed, which combines a multi-scale convolutional neural network (CNN) and a residual long short-term memory (LSTM) network. First, the multi-scale CNN is employed to automatically extract different types of features from the sensor data. Then, the features are fed into an LSTM network to mine the correlation in the time dimension. Meanwhile, residual connections are added at both ends of the LSTM network to avoid model overfitting. The comparative experiments on the measured data of the energy storage system show that the proposed model achieves the best prediction results in terms of all the indicators. In particular, the key features can be extracted better when the battery is under complex operating conditions, resulting in a better prediction performance.

Keywords: Lithium battery; state-of-charge (SOC); multi-scale convolutional network; long and short-term memory (LSTM) network; residual connectivity; deep learning

随着我国“碳达峰、碳中和”战略目标的快速推动，以新能源为主体的新一代电力系统正在蓬勃发展[1]。储能电站在新型电力系统调峰调频、抑制新能源波动等方面发挥着重要作用，是电网安全稳定运行的关键支撑。储能电站通常工作在高电压、大电流的严峻环境下，单体电池极易出现故障进而

收稿日期：2023-03-29；**修回日期**：2023-06-12，2023-07-26；**录用日期**：2023-07-28；**网络首发日期**：2023-10-24
基金项目：中国华电集团有限公司科技资助项目(CHDKJ21-01-103)
This work is supported by Science and Technology Project of China Huadian Group Co., Ltd. under the grant CHDKJ21-01-103

迅速蔓延成为大型安全事故[2]，因此，储能电站运行状态的准确评估对构建安全可靠的新型电力系统至关重要。

锂离子电池荷电状态 SOC(state-of-charge)反映了在 1 个充放电循环中电池剩余电荷量，不准确的 SOC 估计会导致电池发生过充电和过放电，损害电池容量和使用寿命，在极端情况下会诱发电池产生短路或热失控，接着引起储能电站大规模燃烧或爆炸，严重影响电网安全运行[3]。此外，锂离子电池内部是 1 个非线性时变电化学系统，SOC 仅能根据电流、电压和其他可测量状态来估计[4]。因此，提高电池 SOC 估计准确率一直是电池状态估计的重点研究方向。

研究人员对电池 SOC 估计算法进行了广泛研究，目前电池 SOC 估计算法可分为直接法、模型法和数据驱动法 3 类[5]。直接法的主要代表为安时积分法和开路电压法。安时积分法根据电流随时间变化估计电池 SOC，但估计精度严重依赖于初始值选取，积分结果对传感器测量误差敏感[6]。开路电压法利用电池开路电压与 SOC 的映射关系来获取 SOC 估计值，但电池工作时测得开路电压误差过大，不能满足 SOC 实时准确估计的要求。基于模型的 SOC 估计算法采用电化学或等效电路模型描述电池内部反应特性[7]，并在此基础上结合状态观测与滤波方法实现 SOC 在线估计。文献[8]在扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)框架中引入鲸鱼优化算法 WOA(whale optimization algorithm)对关键参数进行优化配置，以改善 SOC 估计精度与收敛稳定性；文献[9]针对等效电路参数随工况变化引起的滤波退化问题，提出基于阻容参数滤波优化的无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)方法，以提升动态适应能力；文献[10]采用联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波实现 SOC 估计，增强了非线性与噪声条件下的鲁棒性；文献[11]提出双自适应扩展粒子滤波器用于电池状态联合估计，可在一定程度上缓解参数漂移与噪声不确定性对估计性能的影响。此外，面向老化与机理复杂性，文献[12]进一步研究了基于分数阶模型的 SOC 与电池健康状态 SOH(state-of-health)联合在线估计，为提升电池全寿命周期状态估计精度提供了思路。然而，电化学或物理模型参数普遍较少，无法准确建模电池内部反应和外部环境对电池性能的影响，模型泛化性能差。

基于数据驱动的 SOC 估计算法利用机器学习方法挖掘电池历史测量数据与 SOC 间的非线性映射关系，不依赖于先验知识，避免了复杂的建模过程。近年来，深度学习凭借出色的特征提取和非线性拟合能力，在图像处理、自然语言处理和目标检测方面取得显著成果，已成为最广泛使用的机器学习方法[13]。文献[14]利用人工神经网络 ANN(artificial neural network)挖掘历史电压电流数据与电池 SOC 的映射关系，并结合 EKF 实时更新电池 SOC 估计值；文献[15]采用长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络学习电池历史数据中的时序依赖性，取得了比 ANN 模型更好的预测效果；为减少数据噪声对网络预测性能的影响，文献[16]提出了 LSTM-UKF 估算模型，结果表明 UKF 算法能有效滤除 LSTM 网络的输出噪声，提升电池 SOC 预测稳定性；文献[17]利用门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)神经网络来预测动态负载下的电池 SOC，该方法在未知初始 SOC 和不同温度下表现出较强的准确性和鲁棒性；文献[18]提出了基于卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)和 GRU 的深度神经网络预测模型，模型利用一维 CNN 提取特征，并通过叠加多个 GRU 层进行电池 SOC 预测；文献[19]将卷积网络与双向长短期记忆 BiLSTM(bidirectional long short-term memory)网络结合，BiLSTM 网络从前后 2 个方向挖掘时间序列特征，增强了模型对序列长期依赖关系的学习能力，从而提升了模型预测精度。

上述基于数据驱动的方法在电池 SOC 估计上实现了更高的精度，但仍存在以下不足：①电池电压电流时序特征随 SOC 变化而动态变化，而上述网络常采用单一尺度卷积核或固定节点的单元来学习特征，导致网络未充分挖掘历史传感器数据的多尺度时序特征；②部分模型仅是将 2 种常用神经

网络进行简单拼接，破坏了数据内部的时间结构，造成网络性能退化。针对上述不足，本文提出 1 种基于多尺度卷积神经网络和残差 LSTM 网络组合的电池 SOC 估计方法，简称 MCRL(multiscale CNN with residual LSTM)模型。MCRL 模型首先使用多尺度卷积核并行处理输入数据，通过不同的卷积核感受野提取多个特征，接着采用自适应池化操作对所有特征进行采样，增强特征的稳定性和泛化性；然后将特征输入至 LSTM 网络中挖掘数据内部的长期时间依赖关系，同时在 LSTM 网络输入和输出间添加残差连接来增强模型学习能力；最后利用全连接层实现电池 SOC 的精确预测。实验结果表明，与 LSTM 和 CNN-LSTM 等网络相比，MCRL 网络能更充分地提取输入数据的时序特征，准确建模输入数据和电池 SOC 间的映射关系，从而提高了模型预测性能。

1　多尺度 CNN 和残差 LSTM 网络的电池 SOC 估计模型

1.1　CNN 模型

CNN 网络是深度学习中应用最广泛的算法之一[20]，其主要由卷积层和池化层组成，如图 1 所示，卷积层利用多个卷积核与输入数据间的卷积运算实现特征提取，同时卷积层间参数共享，降低了网络复杂度和训练成本。池化层对特征进行采样操作，既能凸显特征中的关键信息，又能降低特征维度，防止模型过拟合。通过独特的设计结构，CNN 网络能层次化地提取电池历史数据时序特征，提升模型预测精度。

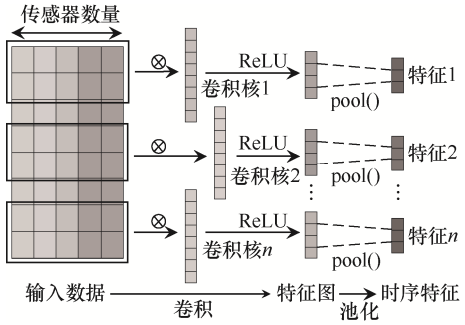


图 1　CNN 特征提取示意

Fig. 1 Schematic of CNN feature extraction

卷积层是 CNN 网络的核心层之一，包括线性和非线性操作，即卷积运算和激活函数。假定输入数据为 $\boldsymbol{X}=[x_1\ \ x_2\ \ \cdots\ x_i\ \cdots\ x_n]\in\mathbb{R}^{n\times m}$，则其卷积可定义为

$$u^k=\sum_{l_r=1}^{m}\sum_{l_c=1}^{g}\boldsymbol{X}_{i+l_r,j+l_c}\boldsymbol{W}_{i,j}^k+b^k \tag{1}$$

$$z^k=\varphi(u^k) \tag{2}$$

式中：u^k 为第 k 个卷积核的输出；l_r 和 l_c 分别为卷积窗口在时间维与传感器维上的偏移索引；g 为卷积核大小；m 为传感器数量；$\boldsymbol{W}_{i,j}^k$ 为第 k 个卷积核在(l_r,l_c)处的权重系数；b^k 为对应偏置。

接着使用线性整流函数 ReLU(rectified linear unit) φ 对特征图实现非线性变换，得到卷积层提取的特征 $\boldsymbol{Z}=[z^1\ \ z^2\ \ \cdots\ z^n]$。池化层通过对特征 $\boldsymbol{Z}$ 的缩放映射过滤特征中的无效信息。由于卷积核尺寸不同，因此卷积层提取的特征大小也不同，为保证多尺度卷积核输出的一致性，模型采用自适应池化方法处理特征 $\boldsymbol{Z}$。自适应池化计算可表示为

$$\boldsymbol{Y}=\mathrm{pool}(\boldsymbol{Z},p,s) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{Y}$ 为 CNN 网络输出的时序特征；pool(·) 为自适应池化函数；p 和 s 分别为池化大小和步长。p 通过特征 $\boldsymbol{Z}$ 的长度除以 $\boldsymbol{Y}$ 的长度计算得到，使得每个特征 $\boldsymbol{Z}$ 经过池化层后均具有相同的长度。

1.2　残差 LSTM 模型

循环神经网络 RNN(recurrent neural network)利用反馈机制捕获序列中非线性时间依赖关系，常用于建模时序问题。但在经典循环神经网络中梯度会随循环次数增加呈指数增长或衰减，导致网络无法学习序列的长期依赖性[21]。为克服 RNN 的局限性，研究人员改进了 RNN 的信息存储方式，并提出了 LSTM 网络。LSTM 网络的信息存储单元由 3 个独特设计的输入门、遗忘门和输出门组成，其结构如图 2 所示。输入门提取网络当前输入时刻数据的有效信息并记录至信息存储单元，遗忘门决定历史信息的保留或遗忘程度，输出门将细胞隐藏状态

有选择性地映射到输出值，作为下一个时刻信息存储单元的输入。这 3 个门相互配合以更新单元信息，确保关键信息在时间维度的准确传递，使网络具备学习序列长期依赖性的能力。LSTM 网络具体计算过程可表示为

$$\boldsymbol{f}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_f\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{V}_f\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_f) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{i}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_i\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{V}_i\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_i) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{o}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_o\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{V}_o\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_o) \tag{6}$$

$$\widetilde{\boldsymbol{c}}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_a\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{V}_a\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{b}_a) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{c}_t=\boldsymbol{f}_t\circ\boldsymbol{c}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t\circ\widetilde{\boldsymbol{c}}_t \tag{8}$$

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\circ\tanh(\boldsymbol{c}_t) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{y}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_y\boldsymbol{h}_t+\boldsymbol{b}_y) \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{f}_t$、$\boldsymbol{i}_t$、$\boldsymbol{o}_t$ 分别为遗忘门、输入门和输出门的激活向量，$\boldsymbol{f}_t$ 决定前一时刻信息的保留程度，$\boldsymbol{o}_t$ 决定当前时刻状态 $\boldsymbol{c}_t$ 与网络隐藏状态 $\boldsymbol{h}_t$ 的相关度；$\sigma(\cdot)$ 和 tanh(·) 分别表示 sigmoid 激活函数和双曲正切激活函数；$\boldsymbol{W}_{f,i,o,a,y}$、$\boldsymbol{V}_{f,i,o,a}$ 和 $\boldsymbol{b}_{f,i,o,a,y}$ 为 LSTM 模型参数，随模型迭代不断更新；$\boldsymbol{c}_t$ 为 t 时刻的信息存储单元状态，根据前一时刻状态 $\boldsymbol{c}_{t-1}$ 和当前时刻输入信息 $\widetilde{\boldsymbol{c}}_t$ 加权得到；$\boldsymbol{y}_t$ 为 LSTM 网络在 t 时刻的输出值；∘表示向量中元素按位相乘。

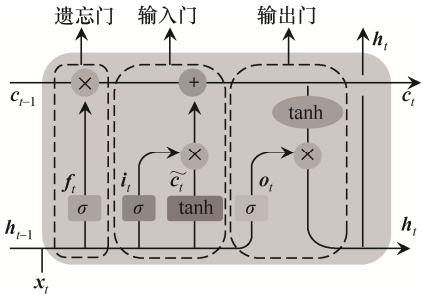


图 2 LSTM 模型的网络结构

Fig. 2 Network structure of LSTM model

残差连接是 1 种有效提升网络学习能力的方法，其通过跳跃连接促进信息在网络中的流动，避免模型出现过拟合和梯度消失问题。残差 LSTM 网络是在 LSTM 网络基础上添加 1 条直接从输入到输出的恒等映射通道，如图 3 所示。残差 LSTM 网络的输出由 LSTM 网络的输出和原始输入数据的恒等映射 2 个部分组成，2 个特征拼接后即得到整个网络输出 $\boldsymbol{y}$，即

$$\boldsymbol{y}=F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{W})+\boldsymbol{x} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{x}$ 为网络原始输入；$\boldsymbol{W}$ 为 LSTM 模型内部参数；$F(\cdot)$为 LSTM 网络的非线性映射函数。

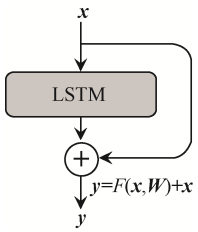


图 3 残差 LSTM 结构

Fig. 3 Structure of ResLSTM

当模型达到最佳训练效果时，数据通过恒定映射在网络内部直接传输，因此残差 LSTM 网络简化了训练模型的参数，提高了模型的效果。

1.3 MCRL 模型

本文结合卷积网络和残差 LSTM 网络的优点，提出了 1 种基于多尺度卷积网络和残差 LSTM 网络的 MCRL 深度学习模型。多尺度卷积网络主要负责从原始数据中提取多种时序特征，残差 LSTM 网络主要负责挖掘特征的长期依赖性，最终利用全连接网络实现电池 SOC 预测，模型结构如图 4 所示。由于电池电压、电流和温度数据随 SOC 变化而变化，在不同 SOC 时具有不同尺度的时序特征，此外，传感器采集信号中含有各种噪声，它们会扭曲或淹没信号原始特征，进一步增加了模型特征提取难度。如果仅使用单一大小卷积核提取输入数据时序特征，那么不可避免地会导致预测精度降低。为此，本文利用 3 个不同路径的 CNN 网络并行提取输入数据时序特征。3 个 CNN 网络除分别设置 3 种卷积核(2*1、3*1、5*1)外，还具有相同的网络结构和超参数设置。在每个卷积路径中，卷积层数

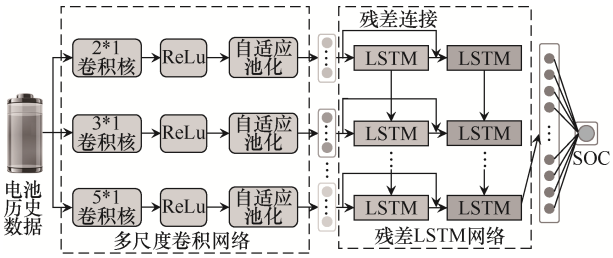


图 4 MCRL 模型的网络结构

Fig. 4 Network structure of MCRL model

设置为 3，各层通道数分别为 3、6 和 9，最后卷积层提取特征经过最大池化层后输入至残差 LSTM 网络。

在残差 LSTM 网络部分，为充分挖掘数据特征的长期依赖性，文中采用 4 层 LSTM 网络，每层中隐藏节点分别是 8、16、32 和 64。同时，在每层输入和输出间添加残差连接，提升模型训练速度和预测性能。最后将残差 LSTM 网络输出通过全连接神经网络映射到电池 SOC，完成端到端的电池 SOC 预测。

2　算例分析

本文选用实验室储能系统历史运行数据作为测试算例，数据经过预处理后输入 MCRL 模型预测电池 SOC，并使用多种指标分析模型性能。其中，MCRL 模型通过 Linux 系统中 Python 3.8 环境和 Pytorch 1.9.0 框架构建，并在 Intel(R)Xeon(R)E5-2620 v3 CPU 的高性能计算平台完成计算和分析。

2.1　储能系统电池测试数据

为验证算法的有效性，本文以实验室储能系统电池运行历史数据对算法进行测试。储能系统工作设置如下：①10:00—16:00 为充电时间段，将光伏发电输出能量全部存储至系统中，当电池 SOC 达到 90%后不再充电；②16:00—18:00 电池静置；③18:00—22:00 利用储能系统为实验室供电，保障实验室日常工作，当电池 SOC 小于 10%后不再放电，改为市电供应；④22:00—第二天 10:00 电池静置，系统 SOC 全天工作在 10%~90%区间。

在测试过程中，电池管理系统 BMS(battery management system)以 0.5 Hz 采样率记录储能系统端电压、电流、温度、容量、输出功率、电池 SOC 等状态量，其中端电压、电流、温度和 SOC 的工作范围和分辨率见表 1。电压、电流、温度和 SOC 某 1 天的测量数据如图 5 所示。由图 5(a)和(b)可见，储能系统充放电时不是恒定变化，而是根据负载功率实时调整，表明储能系统充分模拟了储能电站实际工作状况。算例选取储能系统 2021 年 6~12 月的运行历史数据，其中前 5 个月作为训练集，后 2 个月数据用作测试集。

表 1　电池各参数正常运行范围及分辨率

Tab. 1 Normal operating range and resolution of each battery parameter

参数	运行范围	分辨率
电压/V	700~800	0.1
电流/A	0~150	0.1
温度/℃	15~30	0.1
SOC/%	10~90	0.1

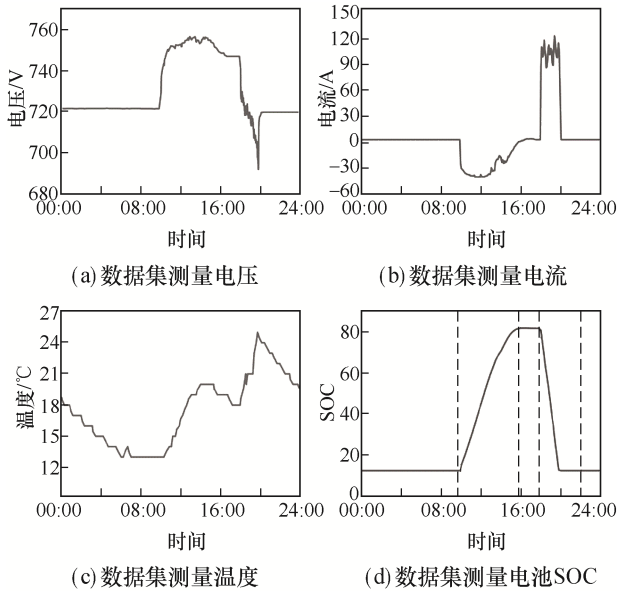


图 5　数据集各参数波形

Fig. 5 Waveforms of parameters for data set

2.2　电池数据预处理

电池 SOC 估计是 1 个多变量时间序列预测问题，模型输入数据由不同传感器采集获得，它们通常具有不同的量纲和数值范围。如果直接使用原始数据训练模型，序列中某些数值较小的特征会被数据噪声淹没，并且网络收敛难度增大。数据归一化通过对原始数据进行等比例缩放，在保持数据结构特性不变的情况下把原始数据转化为无量纲数据，有助于提高神经网络收敛速度和学习效果。本文使用最大最小归一化将输入数据线性变换至[–1, 1]，其定义为

$$\boldsymbol{X}_{\text{norm}} = \frac{\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}_{\min}}{\boldsymbol{X}_{\max} - \boldsymbol{X}_{\min}} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{X}_{\text{norm}}$ 分别为原始数据和归一化后的数据；$\boldsymbol{X}_{\max}$ 和 $\boldsymbol{X}_{\min}$ 分别为序列中的最大值和最小值。

不同时刻的传感器数据具有较强的依赖关系，与单个时间步采集多变量数据相比，更长时间步采集形成的高维数据中包含更多时间序列特征。为尽可能捕获序列中的特征信息，本文使用滑动时间窗方法对原始数据进行划分。滑动时间窗算法通过固定长度窗口在原始数据上滑动生成输入样本，每个样本中最后时刻对应的电池 SOC 即为标签。然而，时间窗过大会增加模型计算成本，综合考虑时间窗的信息量和模型计算复杂度后，本实验中窗口大小和滑动步长分别设置为 160 和 1。原始数据经过归一化和滑动时间窗处理后即可输入 MCRL 模型预测电池 SOC。

2.3 模型评价指标

为全面评估模型性能，本文选用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)和决定系数 R^2(*R*-squared)作为模型预测电池 SOC 的评价指标，分别表示为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|y'(i)-y(i)\right| \tag{13}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y'(i)-y(i)]^2} \tag{14}$$

$$R^2=1-\frac{\left\{\sum_{i=1}^{N}[y'(i)-y(i)]^2\right\}/N}{\left\{\sum_{i=1}^{N}[\bar{y}-y(i)]^2\right\}/N} \tag{15}$$

式中：$y'(i)$ 和 $y(i)$ 分别为第 i 个时刻电池 SOC 的预测值和真实值；$\bar{y}$ 为所有真实电池 SOC 的平均值。MAE 反映预测结果偏差程度；RMSE 反映模型预测结果精度；R^2 为回归平方和与总离差平方和的比值，反映模型拟合效果。

2.4 预测结果分析比较

为验证 MCRL 模型预测电池 SOC 的有效性，本文分别选用自适应扩展卡尔曼法 AEKF(adaptive extended Kalman filter)、支持向量机 SVM(support vector machine)、多层感知机 MLP(multi-layer perceptron)、CNN、LSTM、BiLSTM 和 GRU 共 7 个模型与 MCRL 模型进行电池 SOC 预测误差对比。为保证实验公平，各模型采取相同数据集和数据预处理方式，同时每个模型在最优超参数下各训练 20 次以避免预测结果的偶然性，最终将预测平均值作为模型结果。每个模型在 11 月和 12 月数据上的测试结果见表 2。从表 2 中可知，MCRL 模型取得了最好的预测效果，与其他模型最优预测性能相比，MCRL 模型的 RMSE 和 MAE 分别下降了 15.45%和 17.02%，R^2 上升了 0.011，表明 MCRL 模型具有更好的特征提取和非线性映射能力。同时，表 2 显示商业电池中常用的 AEKF 算法比 SVM、MLP 和 CNN 模型具有更高的预测精度，但随着神经网络深度增加和拟合能力增强，表 2 中的 LSTM、BiLSTM、GRU 和 MCRL 神经网络模型在测试中展现出更小的预测误差，这表明了神经网络模型在电池 SOC 预测中相较于传统电池模型结合卡尔曼滤波算法的有效性和优越性。此外，通过对比 MCRL 模型与标准 CNN 模型和 LSTM 模型预测性能发现，多尺度 CNN 和残差 LSTM 网络的组合能较大地促进单个模型预测准确性，证明了 2 种网络组合的有效性。

表 2 锂离子电池 SOC 估算模型对比结果

Tab. 2 Results of comparison among lithium-ion battery SOC estimation models

数据来源	模型	RMSE/%	MAE/%	R^2
11 月	AEKF	2.619	1.924	0.960
	SVM	4.141	3.214	0.913
	MLP	3.455	2.493	0.942
	CNN	2.624	1.938	0.958
	LSTM	2.593	1.864	0.966
	BiLSTM	1.981	1.563	0.976
	GRU	2.037	1.631	0.969
	MCRL	1.675	1.297	0.987
12 月	AEKF	2.692	1.985	0.959
	SVM	4.375	3.371	0.904
	MLP	3.349	2.458	0.949
	CNN	2.733	1.996	0.953
	LSTM	2.561	1.862	0.967
	BiLSTM	1.995	1.574	0.970
	GRU	2.103	1.639	0.968
	MCRL	1.593	1.203	0.991

为进一步观察模型 SOC 的预测效果，从 11 月

和 12 月中各随机选取 1 天绘制各模型预测值曲线，分别如图 6 和图 7 所示。由图 6 和图 7 可见，各个模型均能准确预测电池 SOC 变化趋势，但在 16:00—18:00 阶段，不同模型间预测性能存在明显差异。由于 BiLSTM 和 CNN 模型学习性能较差，将 16:00—18:00 这一段归纳为放电阶段，使模型的 SOC 预测值呈现下降趋势并伴随较大的波动。相反，AEKF 算法根据物理模型能准确模拟电池端电压特性，SOC 预测值较为平稳，但由于实际场景中电池传感器信号存在误差和电池状态的高度非线性，使得 SOC 预测值与真实值间存在较大误差。MCRL 模型中的多尺度卷积和 LSTM 模型能够充分学习数据特征，有效减小噪声影响，因此在这一阶段表现出比其他模型更小的预测误差。

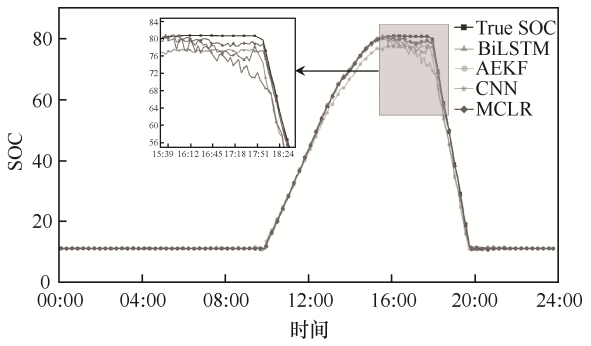


图 6　11 月 15 日电池 SOC 估计结果

Fig. 6 Estimation results of battery SOC on November 15

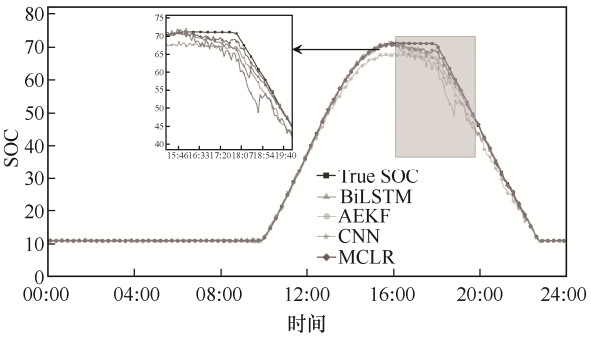


图 7　12 月 15 日电池 SOC 估计结果

Fig. 7 Estimation results of battery SOC on December 15

2.5 消融实验

消融实验是 1 种通过删除网络中部分结构后研究网络性能变化的方式。本文根据 MCRL 模型变换得到了 6 个新的模型，并记为网络 1~6。其中，网络 1 仅使用多尺度卷积网络；网络 2 仅使用残差 LSTM；网络 3 不包括残差连接；网络 4 不包括 2*1 卷积核；网络 5 不包括 3*1 卷积核；网络 6 不包括 5*1 卷积核。所有网络均使用相同的数据集和超参数在 11 月份电池数据上进行测试，每个网络训练 10 次，然后将平均值作为网络预测结果，结果见表 3。

表 3　消融实验结果

Tab. 3 Results of ablation experiment

模型	RMSE/%	MAE/%	R^2
网络 1	2.356	1.995	0.953
网络 2	2.593	2.134	0.946
网络 3	1.784	1.401	0.968
网络 4	1.856	1.417	0.962
网络 5	1.811	1.405	0.965
网络 6	1.794	1.382	0.977
MCRL	1.675	1.297	0.987

从表 3 中可知，网络 2 在没有多尺度卷积网络特征提取的情况下在所有网络预测结果中表现最差，相较于 MCRL 模型，网络 2 的 RMSE 和 MAE 分别上升了 54.81%和 64.53%，R^2 下降了 0.041。其次是网络 1，其性能也有较大下降，说明仅通过多尺度卷积网络无法完全挖掘序列中的时间特征。网络 3~6 由于保留了 MCRL 模型的大部分结构，其性能下降较少，再次证明了卷积网络和 LSTM 网络组合的有效性。通过组合多尺度卷积网络和残差 LSTM 网络，MCRL 模型既能充分挖掘序列中的各种特征，又能学习特征间的长期依赖性，取得了最好的效果。

3　结语

本文提出了 1 种基于多尺度 CNN 和残差 LSTM 网络的电池 SOC 估算方法。该方法以电池电压、电流和温度数据作为输入，接着利用多尺度 CNN 提取传感器数据中的不同特征，然后将特征输入至残差 LSTM 网络挖掘时间维度上的长期依赖关系，最终使 MCRL 准确建模电池传感器采集数据与 SOC 间的映射关系，提高了电池 SOC 估算精度。通过 MCRL 模型和其他模型在电池储能系统

实测数据上的测试可知，MCRL 模型的预测结果在各评价指标下均取得了最好的成绩。特别是 MCRL 模型能够准确识别电池静置区间和放电区间，解决了诸多模型在充电电压恢复区间特征提取难和预测结果差的问题，充分体现了模型的优越性和鲁棒性。

参考文献：

[1] 谢小荣, 马宁嘉, 刘威, 等. 新型电力系统中储能应用功能的综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 158-169.
Xie Xiaorong, Ma Ningjia, Liu Wei, et al. Functions of energy storage in renewable energy dominated power systems: Review and prospect [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 158-169. (in Chinese)

[2] 杨涛, 文贤馗, 谈竹奎, 等. 面向新型电力系统储能电站的锂电池荷电状态评估方法研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62(3): 30-37.
Yang Tao, Wen Xiankui, Tan Zhukui, et al. Research on SOC evaluation method of lithium battery for energy storage station in novel power system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(3): 30-37. (in Chinese)

[3] 李明维, 张传远, 宿剑飞, 等. 基于电池暂态响应分析的锂电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2021, 45(11): 1431-1434.
Li Mingwei, Zhang Chuanyuan, Su Jianfei, et al. Lithium battery SOC estimation based on battery transient response analysis [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(11): 1431-1434. (in Chinese)

[4] Vidal C, Malysz P, Kollmeyer P, et al. Machine learning applied to electrified vehicle battery state of charge and state of health estimation: State-of-the-art [J]. IEEE Access, 2020, 8: 52796-52814.

[5] 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.

[6] 黎冲, 王成辉, 王高, 等. 锂电池 SOC 估计的实现方法分析与性能对比[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(10): 3328-3344.
Li Chong, Wang Chenghui, Wang Gao, et al. Review on implementation method analysis and performance comparison of lithium battery state of charge estimation [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11 (10): 3328-3344. (in Chinese)

[7] 丁羿茗, 吕瑞强, 蒋超. 基于 EKF 算法的神经网络估算锂电池 SOC[J]. 电源技术, 2021, 45(10): 1260-1263.
Ding Yiming, Lü Ruiqiang, Jiang Chao. Estimation of lithium battery SOC based on EKF neural network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(10): 1260-1263. (in Chinese)

[8] 许傲然, 戴菁, 谷彩莲, 等. 基于 WOA 优化扩展卡尔曼算法的锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 232-239.
Xu Aoran, Dai Jing, Gu Cailian, et al. Research on SOC estimation of lithium-ion battery based on WOA optimized extended Kalman algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 232-239. (in Chinese)

[9] 胡劲, 赵靖英, 姚帅亮, 等. 基于阻容参数滤波优化 UKF 的锂电池 SOC 估计[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 247-255.
Hu Jin, Zhao Jingying, Yao Shuailiang, et al. SOC estimation of lithium battery based on resistance-capacitance parameters filtering optimization UKF [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 247-255. (in Chinese)

[10] 贠祥, 张鑫, 王超, 等. 基于联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波的锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 595-606.
Yun Xiang, Zhang Xin, Wang Chao, et al. State of charge estimation of Li-ion battery using particle swarm optimization extended Kalman particle filter based on joint parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 595-606. (in Chinese)

[11] 刘旖琦, 雷万钧, 刘茜, 等. 基于双自适应扩展粒子滤波器的锂离子电池状态联合估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 607-616.
Liu Yiqi, Lei Wanjun, Liu Qian, et al. Joint state estimation of lithium-ion battery based on dual adaptive extended particle filter [J]. Transactions of China Elec-

trotechnical Society, 2024, 39(2): 607-616. (in Chinese)

[12] 王辉, 严欢, 张晓滨, 等. 基于分数阶的锂电池 SOC 和 SOH 联合在线估计[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 256-265.
Wang Hui, Yan Huan, Zhang Xiaobin, et al. Joint online estimation of SOC and SOH for lithium batteries based on fractional-order models [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 256-265. (in Chinese)

[13] Liu Yuefeng, He Yingjie, Bian Haodong, et al. A review of lithium-ion battery state of charge estimation based on deep learning: Directions for improvement and future trends [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 52: 104664.

[14] Charkhgard M, Farrokhi M. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(12): 4178-4187.

[15] 郑永飞, 文怀兴, 韩昉, 等. 基于 LSTM 神经网络的动力电池 SOC 估算研究[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(3): 78-81, 88.
Zheng Yongfei, Wen Huaixing, Han Fang, et al. SOC estimation of power battery based on lstm neural network [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(3): 78-81, 88. (in Chinese)

[16] 辛浩东, 赵欣, 周昊, 等. 基于 LSTM-UKF 的全电船用锂电池 SOC 容量估计[J]. 船舶工程, 2021, 43(11): 111-117.
Xin Haodong, Zhao Xin, Zhou Hao, et al. SOC capacity estimation method of lithium-ion batteries in all-electric ships based on LSTM-UKF [J]. Ship Engineering, 2021, 43(11): 111-117. (in Chinese)

[17] Yang Fangfang, Li Weihua, Li Chuan, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network [J]. Energy, 2019, 175: 66-75.

[18] Tian Jinpeng, Xiong Rui, Shen Weixiang, et al. State-of-charge estimation of $LiFePO_4$ batteries in electric vehicles: A deep-learning enabled approach [J]. Applied Energy, 2021, 291: 116812.

[19] 陈继斌, 李雯雯, 孙彦玺, 等. 基于卷积-双向长短期记忆网络的电池 SOC 预测[J]. 电源技术, 2022, 46(5): 532-535.
Chen Jibin, Li Wenwen, Sun Yanxi, et al. Battery SOC prediction based on convolution bidirectional long term and short term memory network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(5): 532-535. (in Chinese)

[20] Bhattacharjee A, Verma A, Mishra S, et al. Estimating state of charge for xEV batteries using 1D convolutional neural networks and transfer learning [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3123-3135.

[21] 徐帅, 刘雨辰, 周飞. 基于 RNN 的锂离子电池 SOC 估算研究进展[J]. 电源技术, 2021, 45(2): 263-269.
Xu Shuai, Liu Yuchen, Zhou Fei. Research progress of SOC estimation of lithium ion batteries based on RNN [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(2): 263-269. (in Chinese)



黄晓凡

作者简介：

黄晓凡(1983—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：储能技术，综合能源。E-mail：xiaofan-huang@chder.com。

李佳瑞(1997—)，男，硕士。研究方向：储能，深度学习。E-mail：lijiarui905@163.com。

秦玉文(1999—)，男，硕士。研究方向：人工智能算法设计。E-mail：yuwen_hilbert@stu.xjtu.edu.cn。

汤效平(1978—)，女，通信作者，博士，正高级工程师。研究方向：储能技术，综合能源。E-mail：xiaoping-tang@chder.com。

王彤(1968—)，男，博士，正高级工程师。研究方向：储能安全运行。E-mail：tong-wang@chder.com。

王兹尧(1978—)，男，硕士，正高级工程师。研究方向：低碳矿山，绿色矿山。E-mail：ziyao-wang@chder.com。

(责任编辑：耿越)