DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.188 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 CNN-BiLSTM-Attention 的电动装载机电池荷电状态预测

丁 伟[1]，邹复民[1,2,3]，刘吉顺[1,3]，张 程[1]

(1.福建理工大学电子电气与物理学院，福州 350118；2.福建省汽车电子与电驱动技术重点实验室，福州 350118；3.福建理工大学宁德新能源技术研究院，宁德 352101)

摘要：为准确预测电动装载机电池的荷电状态 SOC(state-of-charge)，提出 1 种卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)、双向长短期记忆 BiLSTM(bi-directional long short-term memory)网络和注意力(attention)机制相结合的预测模型。首先，使用 Pearson 相关系数分析法对输入特征进行筛选；其次，使用 CNN 提取空间特征；然后，将提取的特征序列输入到双向 LSTM 层中进行时序建模，并融合注意力机制分配权重，以增强重要特征；最后，由全连接层输出预测结果。实验结果表明，CNN-BiLSTM-Attention 模型的预测精度达到 99.97%，预测误差均在 1.00%以内。与 CNN-LSTM-Attention 等模型相比，该模型的预测精度更高、误差更小，能够表现出一定的优越性和可靠性。

关键词：电动装载机；电池荷电状态；卷积神经网络；双向长短期记忆网络；注意力机制

State-of-charge Prediction of Electric Loader Batteries Based on CNN-BiLSTM-Attention

DING Wei[1], ZOU Fumin[1,2,3], LIU Jishun[1,3], ZHANG Cheng[1]

(1. School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;
2. Fujian Provincial Key Laboratory of Automotive Electronics and Electric Drive Technology, Fuzhou 350118, China;
3. Ningde New Energy Technology Research Institute, Fujian University of Technology, Ningde 352101, China)

Abstract: To accurately predict the state-of-charge (SOC) of electric loader batteries, a prediction model combining convolutional neural networks (CNN), bi-directional long short-term memory (BiLSTM) network and attention mechanism was proposed. First, the Pearson correlation coefficient analysis method was used to filter the input features; second, the spatial features were extracted by CNN; then the extracted feature sequences were input into the bi-directional LSTM layer for time series modeling, in addition, the attention mechanism was fused to allocate weights, so as to enhance the important features; finally, the prediction results were output by the fully-connected layer. Experimental results show that the prediction accuracy of the CNN-BiLSTM-Attention model reached 99.97%, and the prediction error was within 1.00%. Compared with models such as the CNN-LSTM-Attention model, this model had higher prediction accuracy and smaller error, indicating certain superiority and reliability.

Keywords: Electric loader; battery state-of-charge (SOC); convolutional neural networks (CNN); bi-directional long short-term memory (BiLSTM) networks; attention mechanism

收稿日期：2023-12-20；**修回日期**：2024-01-19；**录用日期**：2024-02-19；**网络首发日期**：2024-04-26

基金项目：福建省财政厅专项资助项目(GY-Z220230)；福建省自然基金资助项目(2023J01951)

This work is supported by Special Fund of Fujian Provincial Finance Department under the grant GY-Z220230; Natural Science Foundation of Fujian Province under the grant 2023J01951

电动装载机作为一种重要的工程和建筑机械设备，已经在诸多领域得到广泛应用。与传统柴油装载机相比，电动装载机具有低噪音、零排放和高能源效率等优势[1]，因此在环境保护和可持续发展的背景下受到越来越多的关注。

电池作为电动装载机的核心组件之一，为电动

装载机提供动力[2]。其荷电状态 SOC(state-of-charge)的准确估计对于电动装载机的正常运行至关重要。然而，由于电池特性和使用条件的变化，准确预测电动装载机电池的荷电状态是 1 项具有挑战性的任务。目前估算锂电池荷电状态的方法主要有安时积分法、卡尔曼滤波法、机器学习等[3-4]。

文献[5]通过搭建二阶 RC 等效电路模型，利用变量遗忘因子最小二乘法进行参数辨识，使用多新息自适应无迹卡尔曼滤波 MIAUKF(multi-innovation adaptive unscented Kalman filter)估算矿用磷酸铁锂电池 SOC，提高了预测精度；文献[6]利用随机森林 RF(random forest)算法进行特征优选，之后使用经麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)优化后的极限学习机 ELM(extreme learning machine)对 SOC 进行预测，预测误差基本在 1.50%以下；文献[7]采用改进的灰狼优化算法优化 BP 神经网络的权值和阈值，避免陷入局部最优，估计锂电池 SOC 的平均绝对误差为 1.45%；文献[8]提出 1 种基于安时积分法的改进卡尔曼滤波算法，在存在电压偏差的情况下，对 SOC 进行估计，但 SOC 估计结果在修正的初始阶段有波动，最大估计误差为 2.00%；文献[9]提出 1 种递归神经网络 RNNs(recurrent neural networks)的方法，使用多通道扩展卷积神经网络 CNNs(convolutional neural networks)充分提取特征信息，但对电池 SOC 的预测误差较大；文献[10]利用递归最小二乘法 RLS(recursive least squares)动态跟踪等效电路模型的参数后，使用容积卡尔曼滤波 CKF(cubature Kalman filter)算法得到 SOC 的初步估计值，再使用核极限学习机对电池初步估计值进行误差补偿，提高了预测精度；文献[11]结合遗忘因子递推最小二乘法在线辨识，利用扩展卡尔曼滤波结合粒子群算法对电池 SOC 进行估计，但估计误差较大；文献[12]使用粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法优化支持向量机 SVM(support vector machine)参数后进行交叉验证，对电池 SOC 估计的平均绝对误差为 1.20%，但估计误差较大。

为了提高预测的准确性，本文使用 CNN-BiLSTM-Attention 模型，结合电动装载机电池的实际工作数据，利用 Pearson 相关系数分析法对输入特征进行筛选，以避免特征冗余，经过数据归一化等预处理操作后再使用 CNN 提取电池数据的空间特征，然后将提取的特征序列输入到双向 LSTM 层中，并分别从前向和后向挖掘当前时刻数据与过去和未来时刻数据的内在联系，同时融合注意力机制为各特征赋予不同的权重，以增强重要特征，实现了对电池 SOC 的准确预测。实验结果表明，与 CNN- LSTM-Attention 等其他模型相比，该模型能更为准确地预测电动装载机电池的 SOC，对优化电动装载机电池使用和管理、提高电池使用寿命等方面具有一定的指导意义。

1　融合注意力机制的卷积神经网络–双向长短期记忆网络模型

1.1　CNN 模型

CNN 是一种广泛应用于图像和视频处理任务的神经网络模型[13]。该模型一般由多个卷积层、激活函数、池化层和全连接层组成，通过反向传播算法进行训练。在训练过程中，CNN 通过调整权重参数最小化损失函数，以使模型更好地预测目标。CNN 模型的网络结构如图 1 所示。

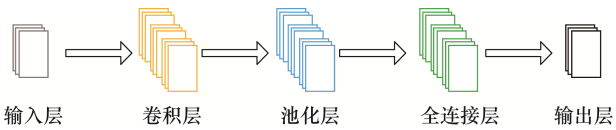


图 1　CNN 模型的网络结构

Fig. 1 Network structure of CNN model

卷积计算方法为

$$\boldsymbol{Y}_i = f(\boldsymbol{X}_i \otimes w_i + b_{\mathrm{b}}) \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{Y}_i$ 为第 i 个卷积层的输出特征矩阵；i 为第 i 个卷积核；$f(\cdot)$ 为激活函数；$\boldsymbol{X}_i$ 为卷积计算的特征矩阵；$\otimes$ 为卷积操作；w_i 为第 i 个卷积核的权重；b_{b} 为卷积层的偏置量。

1.2　BiLSTM 模型

BiLSTM 是 RNN 的一种变体，通过在时间维度上同时运行 2 个 LSTM 网络，1 个从前向后(正

向)、1 个从后向前(反向)，来处理序列数据。通过拼接或合并 2 个方向的信息，BiLSTM 能更全面地理解和表示序列数据。

LSTM 模型主要引入了“门”的机制，其中包含 3 个门：遗忘门、输入门和输出门。通过这些门的组合，LSTM 能够在序列中有效地存储和检索信息，从而更好地捕捉长期依赖关系[14]。LSTM 的网络结构如图 2 所示。图中：C_{t-1}、C_t 分别为 $t-1$、t 时刻的细胞状态；h_{t-1}、h_t 分别为 $t-1$、t 时刻的输出；x_t 为 t 时刻的输入序列；σ 为 sigmoid 激活函数；tanh 为双曲正切激活函数；y_t 为 LSTM 的单元输出。

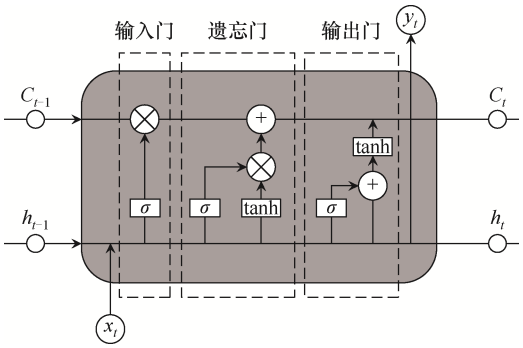


图 2 LSTM 模型的网络结构

Fig. 2 Network structure of LSTM model

当前时刻 t 与上一时刻 $t-1$ 的状态关系分别为

$$f_t = \sigma(W_{\mathrm{f}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\mathrm{f}}) \tag{2}$$

$$i_t = \sigma(W_{\mathrm{i}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\mathrm{i}}) \tag{3}$$

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(W_{\mathrm{c}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\mathrm{c}}) \tag{4}$$

$$o_t = \sigma(W_{\mathrm{o}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\mathrm{o}}) \tag{5}$$

式中：f_t、i_t、$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$、o_t 分别为 t 时刻的遗忘门限、输入门限、状态矩阵、输出门限；W_{f}、W_{i}、W_{c}、W_{o} 分别为各对应层的权重；b_{f}、b_{i}、b_{c}、b_{o} 分别为各对应层的偏置系数。

最后，新的状态表示为

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{\boldsymbol{C}}_t \tag{6}$$

BiLSTM 模型的网络结构如图 3 所示。图中：x_{t-1}、x_{t+1} 分别为 $t-1$、$t+1$ 时刻的输入序列；$\overrightarrow{h}_{t-1}$、$\overrightarrow{h}_t$、$\overrightarrow{h}_{t+1}$ 分别为 $t-1$、t、$t+1$ 时刻前向隐藏层状态；$\overleftarrow{h}_{t-1}$、$\overleftarrow{h}_t$、$\overleftarrow{h}_{t+1}$ 分别为 $t-1$、t、$t+1$ 时刻后向隐藏层状态；y_{t-1}、y_t、y_{t+1} 分别为 $t-1$、t、$t+1$ 时刻的输出。t 时刻的输出为

$$y_t = \sigma(\boldsymbol{W}_y \cdot [\overrightarrow{h}_t, \overleftarrow{h}_t] + b_y) \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{W}_y$、b_y 分别为权重矩阵和偏置项。

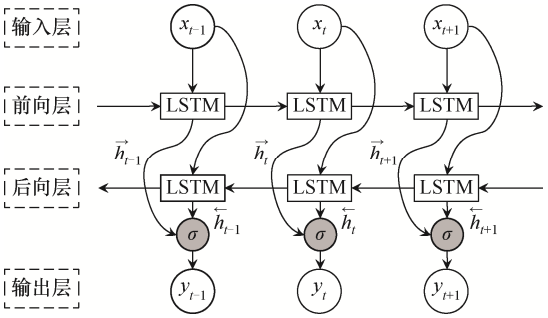


图 3 BiLSTM 模型的网络结构

Fig. 3 Network structure of BiLSTM model

1.3 注意力机制

注意力机制能为不同的输入特征赋予不同的权重，以增强重要特征，避免无关信息对最终结果造成影响。首先使用打分函数 s_t，其表达式为

$$s_t = \tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}} h_t + \boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}$ 为注意力打分层的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}$ 为注意力打分层的偏置向量。

然后利用 softmax 函数进行归一化，得到每组输入向量的权重系数 α_t，并基于权重系数对输入特征进行加权融合，得到注意力层的输出特征 h_t^*，最后通过全连接层与激活函数生成最终预测结果 y_t。具体表达式分别为

$$\alpha_t = \frac{\exp(s_t v)}{\sum_t \exp(s_t v)} \tag{9}$$

$$h_t^* = \sum_{t=1}^{n} \alpha_t h_t \tag{10}$$

$$y_t = \sigma(W_y h_t^* + b_{\mathrm{t}}) \tag{11}$$

式中：v 为注意力值；W_y 为 attention 层的权重；b_{t} 为 attention 层的偏置。

1.4 CNN-BiLSTM-Attention 模型

为了更加准确地预测电动装载机电池的荷电状态，本文提出基于 CNN-BiLSTM-Attention 的电动装载机电池 SOC 预测方法，算法流程如图4所示。

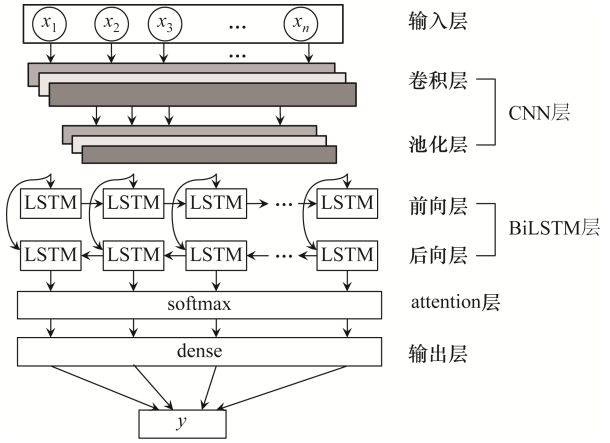


图 4　CNN-BiLSTM-Attention 算法流程

Fig. 4 Flow chart of CNN-BiLSTM-Attention algorithm

由图可知，使用 CNN-BiLSTM-Attention 模型对电动装载机电池 SOC 进行预测时，输入层将使用 Pearson 相关系数分析法筛选的总电压、温度等特征进行输入；CNN 层对电池数据的空间特征进行提取；BiLSTM 层分别从前向和后向层对多个 LSTM 单元进行训练，其网络结合了前向 LSTM 和后向 LSTM，通过隐藏层同时读取历史数据前向和后向的信息特征，挖掘当前时刻数据与过去和未来时刻数据的内在联系，从 2 个方向对当前时刻数据进行拟合；attention 层对各特征赋予不同的权重，得到预测值和时间序列数据的相似度，并使用 softmax 函数对注意力得分进行权重计算；dense 层为全连接层，输出最后的电池 SOC 预测结果。

2　算例分析

选取某煤炭焦化公司电动装载机实车历史数据，每 10 s 采集 1 次数据，共采集 2 148 条，其中，80%作为训练集、20%作为测试集。该车主要用于煤炭装运，其电池采用磷酸铁锂电池。

2.1　特征分析

采用 Pearson 相关系数分析法对输入特征(电池状态中的总电压、总电流、电池组的平均温度，电动装载机工作状态中的车速及工作时间)进行分析。Pearson 相关性热力图如图 5 所示。

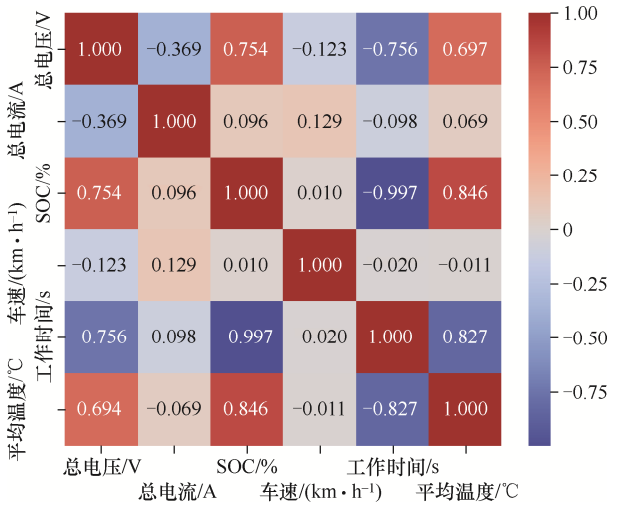


图 5　Pearson 相关性热力图

Fig. 5 Heatmap of Pearson correlation

由图可知，电动装载机的总电压、工作时间，平均温度与电池 SOC 相关性大于总电流及车速与电池 SOC 的相关性。传统电池 SOC 预测的特征主要为电压、电流、温度，产生这种差异的主要原因是电动装载机在工作时其电流的变化主要与实际工作条件有关，如铲起煤炭时需要更大的电流来驱动电动装载机等。电动汽车电池 SOC 的预测主要考虑车速、总行驶里程和电池组的总电流、总电压、平均温度等特征[15]，而由图 5 可以看出，车速与电动装载机电池 SOC 的相关性较弱，这主要是因为电动装载机在实际工作时的速度普遍较低，同时也受数据本身精度影响。故本文选取总电压、工作时间与平均温度作为电动装载机电池 SOC 预测的输入特征。

2.2　数据归一化

为了消除不同特征间量纲差异导致的模型在训练过程中对特征权重分配不均问题，以及避免异常值对模型的影响，本文通过数据归一化处理，将不同特征之间的数值范围映射到相同尺度，降低异常值的影响，以便更好地进行模型训练，提升模型稳定性，进而实现更精准的预测。采用 Min-Max 归一化，其表达式为

$$X_{in}=\frac{X_i-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \tag{12}$$

式中：X_{in}、X_i 分别为归一化后的值和原始值；

$X_{\min}$、$X_{\max}$分别为序列中的最小值和最大值。

2.3 误差评价指标

为了分析模型的优越性，本文选用均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对误差 MAE (mean absolute error)和决定系数 R^2 作为模型的误差评价指标，其表达式分别为

$$R_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_{\mathrm{p}i}-Y_{ti})^2/n} \tag{13}$$

$$M_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|Y_{\mathrm{p}i}-Y_{ti}| \tag{14}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{\mathrm{p}i}-Y_{ti})^2/n}{\sum_{i=1}^{n}(Y_{ti}-\overline{Y_{\mathrm{t}}})^2/n} \tag{15}$$

式中：n 为样本数量；$Y_{\mathrm{p}i}$ 为第 i 个 SOC 预测值；Y_{ti} 为第 i 个 SOC 实际值；$\overline{Y_t}$ 为 SOC 实际值的平均值。R^2 越接近 1，说明模型的预测效果越好。

3 实验分析

3.1 实验环境

本文的实验环境与参数设置如下：CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU @ 2.30 GHz；操作系统为 Windows 11；实验使用 Jupyter Notebook 软件；编程语言为 Python 3.9；采用 TensorFlow 建立网络模型并进行训练和测试，模型包含 1 个一维卷积层，该层具有 64 个过滤器，过滤器大小为 3，使用 ReLU 作为激活函数；BiLSTM 的维度均设为 64、激活函数为 ReLU、return_sequences=True；attention 层采用 softmax 作为激活函数。此外，模型使用 Adam 优化器和均方误差作为损失函数进行编译，共进行 150 个周期的训练，批量大小为 32。

3.2 各模型实验结果

为验证本文使用的 CNN-BiLSTM-Attention 模型在电动装载机电池荷电状态预测方面的可靠性和优越性，实验选取电动装载机某一工作时段的数据进行分析，并与 SVM、CNN-LSTM、CNN-LSTM-Attention 等模型进行对比。使用十折交叉验证的方法，将数据集分为 10 个子集，轮流将其中 9 个子集作为训练集、剩下的 1 个子集作为验证集，重复训练 10 次。6 种模型的预测误差见表 1，CNN-BiLSTM-Attention 模型的十折交叉验证结果如图 6 所示。

表 1 不同模型的预测误差

Tab. 1 Prediction errors of different models

算法模型	M_{MAE}/%	R_{RMSE}/%	R^2
BP	2.711	36.043	0.954 2
SVM	5.432	5.929	0.961 0
LSTM	0.713	0.899	0.999 0
CNN-LSTM	0.658	0.806	0.999 2
CNN-LSTM-Attention	0.560	0.682	0.999 4
CNN-BiLSTM-Attention	0.467	0.579	0.999 6

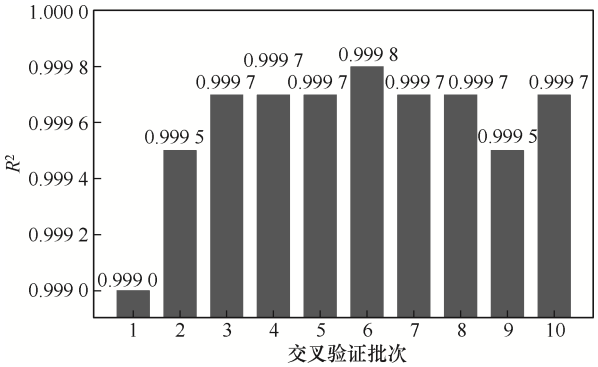


图 6 十折交叉验证结果

Fig. 6 Result of 10-fold cross-validation

由表 1 可知，CNN-BiLSTM-Attention 模型的 M_{MAE} 为 0.467%、R_{RMSE} 为 0.579%。与 CNN-LSTM 模型相比，M_{MAE} 和 R_{RMSE} 分别降低了 29.0%、28.2%；与 CNN-LSTM-Attention 模型相比，M_{MAE} 和 R_{RMSE} 分别降低了 16.6%、15.1%，具有一定的优越性。由图 6 可知，CNN-BiLSTM-Attention 模型在十折交叉验证实验中准确率最高为 0.999 8、最低为 0.999 0、平均准确率为 0.999 6，这表明模型在不同数据子集中没有陷入过拟合状态，具有一定的稳定性。

3.3 各特征预测结果与分析

开展消融实验验证本文所选特征的准确性。在所选特征的基础上，分别加上电池状态中的总电流或车辆状态中的车速。加入不同特征后使用 CNN-BiLSTM-Attention 模型的实验结果见表 2。

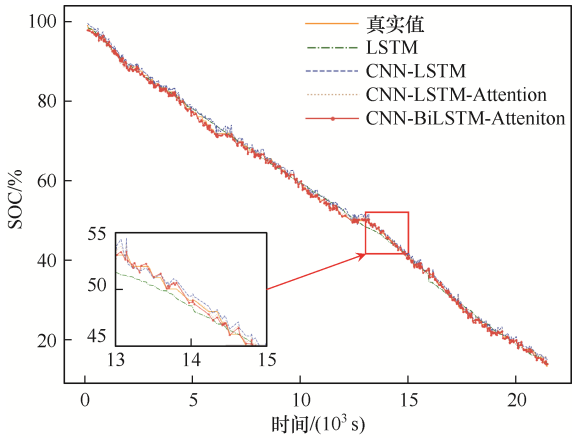
表 2　不同特征下 CNN-BiLSTM-Attention 的预测评价结果
Tab. 2 Prediction and evaluation results based on CNN-BiLSTM-Attention model with different features

特征选择	M_{MAE}/%	R_{RMSE}/%	R^2
本文所选特征	0.341	0.421	0.999 7
本文所选特征+车速	0.416	0.519	0.999 6
本文所选特征+总电流	0.407	0.512	0.999 6
本文所选特征+总电流+车速	0.586	0.722	0.999 2

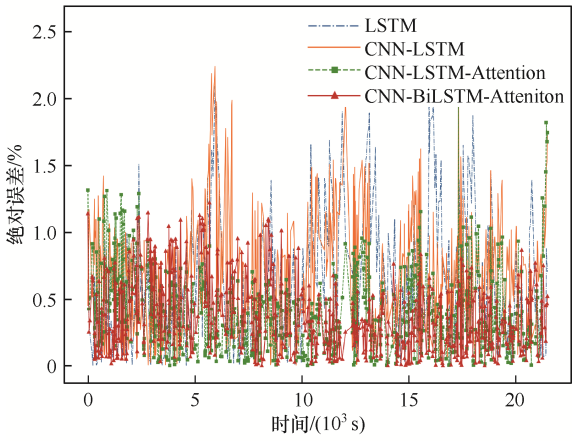
由表 2 可知，加入其他特征后预测精度均有所降低、误差均有所增大，因此，本文选取的特征具有较高的准确性。

3.4　不同温度梯度下预测结果与分析

由于电池在不同温度下的实际容量有所差异[16]，故检验 CNN-BiLSTM-Attention 模型在电动装载机分别工作在 10~20 ℃及 20~30 ℃时电池 SOC 的预测效果。不同模型预测结果和绝对误差如图 7~图 8 所示，评价结果见表 3。

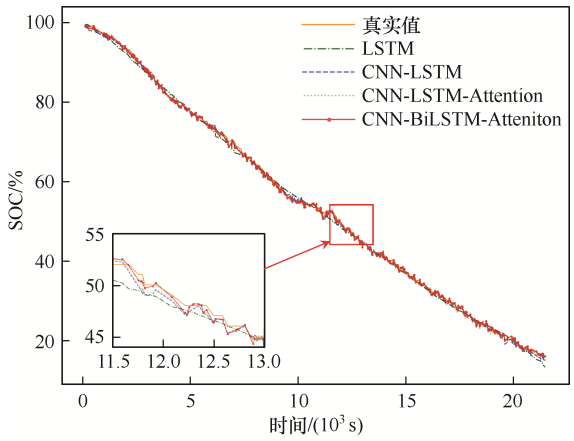


(a) 预测结果

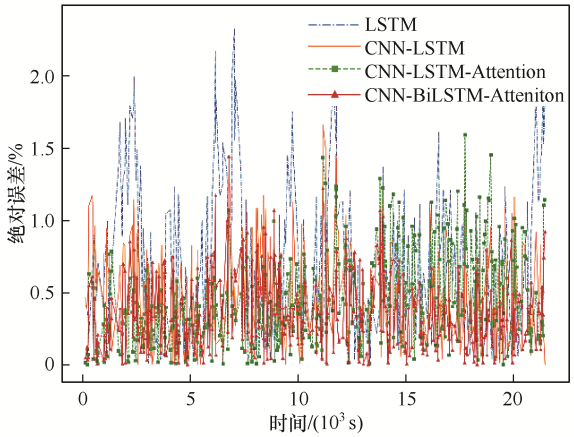


(b) 预测的绝对误差

图 7　10~20 ℃下不同模型预测结果和绝对误差
Fig. 7 Prediction results and absolute error of different models at 10−20 ℃



(a) 不同模型预测结果



(b) 不同模型预测的绝对误差

图 8　20~30 ℃下不同模型预测结果和绝对误差
Fig. 8 Prediction results and absolute error of different models at 20−30 ℃

表 3　不同温度梯度下各模型预测的评价结果
Tab. 3 Prediction and evaluation results based on each model under different temperature gradients

温度梯度/℃	深度学习算法	M_{MAE}/%	R_{RMSE}/%	R^2
10~20	LSTM	1.358	1.020	0.996 7
	CNN-LSTM	0.693	0.818	0.998 8
	CNN-LSTM-Attention	0.440	0.552	0.999 5
	CNN-BiLSTM-Attention	0.360	0.451	0.999 6
20~30	LSTM	0.772	1.004	0.998 4
	CNN-LSTM	0.558	0.680	0.999 2
	CNN-LSTM-Attention	0.392	0.493	0.999 6
	CNN-BiLSTM-Attention	0.349	0.430	0.999 7

由图 7 可知，当电池 SOC 值低于 50%时，SOC

的下降速率加快、预测难度增加，但加入注意力机制后预测误差走势仍然比较平稳。这是因为注意力机制对各特征赋予了不同的权重，提高了预测的稳定性。由图 8 可知，当电池 SOC 值低于 50%时，CNN-BiLSTM-Attention 模型明显优于 CNN-LSTM-Attention 模型。这是因为 BiLSTM 结构可分别从前向和后向读取数据信息，挖掘数据之间的内在联系，拟合当前数据，从而提高了预测的准确性。由表 3 可知，CNN-BiLSTM-Attention 模型在 10~20 ℃和 20~30 ℃下对电池 SOC 预测的精度分别为 0.999 6、0.999 7，M_{MAE} 和 R_{RMSE} 分别为 0.360 和 0.451、0.349 和 0.430。与 CNN-LSTM-Attention 等模型相比，CNN-BiLSTM-Attention 模型预测的精度更高、误差更小。同时可以发现，对工作在 10~20 ℃时的电动装载机进行预测，电池 SOC 的精度会略有降低，这是因为当空气温度降低时，电池的实际容量会产生变化，进而提高了模型的预测难度。综上可知，本文使用的 CNN-BiLSTM- Attention 模型在不同温度梯度下，能较为准确地预测电动装载机工作时段电池的 SOC，具有一定的泛化能力。

4 结论

为了准确地预测电动装载机电池的荷电状态，本文提出了 1 种基于 CNN-BiLSTM-Attention 的电动装载机电池荷电状态预测方法。该方法具有如下优势。

(1)使用 Pearson 相关系数分析法对输入特征进行筛选，避免了特征冗余。

(2)与 CNN-LSTM-Attention 等模型相比，CNN-BiLSTM-Attention 算法的预测精度更高、误差更小，表现出一定的优越性。

(3)在不同的温度梯度下，CNN-BiLSTM-Attention 算法能较为准确地预测电动装载机工作时电池的 SOC，具有一定的泛化能力。

在后续的研究中，可以结合不同的实际工况对电动装载机电池的荷电状态进行研究，以便能够适应不同的应用场景；再结合电池的整个生命周期，联合估计电池的 SOC 和健康状态 SOH(state of health)。

参考文献：

[1] 尹杰, 刘博, 孙国兵, 等. 基于迁移学习和降噪自编码器−长短时间记忆的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1): 289-302.
Yin Jie, Liu Bo, Sun Guobing, et al. Transfer learning denoising autoencoder-long short term memory for remaining useful life prediction of Li-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 289-302. (in Chinese)

[2] 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 Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 607-616. (in Chinese)

[3] 白俊琦, 贤燕华. 基于 BP-多时间尺度 UKF 优化算法的 SOC 估计[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 363-372.
Bai Junqi, Xian Yanhua. State-of-charge estimation based on BP-multi-timescale UKF optimization algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 363-372. (in Chinese)

[4] Ng M F, Zhao Jin, Yan Qingyu, et al. Predicting the state of charge and health of batteries using data-driven machine learning [J]. Nature Machine Intelligence, 2020, 2(3): 161-170.

[5] 张梅, 冯涛. 矿用电机车动力锂电池的 SOC 估算研究[J]. 煤矿机械, 2023, 44(9): 55-58.
Zhang Mei, Feng Tao. Research on SOC estimation of power lithium battery for mining electric locomotive [J]. Coal Mine Machinery, 2023, 44(9): 55-58. (in Chinese)

[6] 寇发荣, 罗希, 门浩, 等. 基于特征优选与改进极限学习机的锂电池 SOC 估计[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(4): 1234-1243.
Kou Farong, Luo Xi, Men Hao, et al. State of charge estimation of lithium battery based on feature optimazation and improved extreme learning machine [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(4): 1234-1243.

(in Chinese)

[7] 于仲安, 邵昊晖, 陈可怡. 基于 IGWO-BP 神经网络的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2023, 47(9): 1153-1157.
Yu Zhongan, Shao Haohui, Chen Keyi. SOC estimation of lithium ion battery based on IGWO-BP neural network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(9): 1153-1157. (in Chinese)

[8] 宋磊, 陆春光, 刘琳, 等. 基于修正安时积分法的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(6): 84-90.
Song Lei, Lu Chunguang, Liu Lin, et al. State of charge estimation of $LiFePO_4$ battery based on modified amper-hour integral method [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(6): 84-90. (in Chinese)

[9] Zhao Fen, Li Yinguo, Wang Xinheng, et al. Lithium-ion batteries state of charge prediction of electric vehicles using RNNs-CNNs neural networks [J]. IEEE Access, 2020, 8: 98168-98180.

[10] 刘世林, 李德俊, 姚伟, 等. 基于核极限学习机与容积卡尔曼滤波融合的锂电池荷电状态估计[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(10): 51-59.
Liu Shilin, Li Dejun, Yao Wei, et al. Estimation on state of charge of lithium battery based on fusion of kernel extreme learning machine and cubature Kalman filter [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(10): 51-59. (in Chinese)

[11] 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 optimazation extended Kalman particle filter based on joint parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 595-606. (in Chinese)

[12] Li Ran, Xu Shihui, Li Sibo, et al. State of charge prediction algorithm of lithium-ion battery based on PSO-SVR cross validation [J]. IEEE Access, 2020, 8: 10234- 10242.

[13] 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.

[14] Tan Mao, Yuan Siping, Li Shuaihu, et al. Ultra-short-term industrial power demand forecasting using LSTM based hybrid ensemble learning [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2937-2948.

[15] 董红召, 王桢, 张楠, 等. 电动公交车电池荷电状态的 Seq2Seq 预测方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(10): 2051-2059.
Dong Hongzhao, Wang Zhen, Zhang Nan, et al. Seq2Seq prediction method of state of charge of electric bus battery [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(10): 2051-2059. (in Chinese)

[16] 肖占龙, 郑岳久, 李相俊, 等. 变温下磷酸铁锂电池的 SOC 估计方法研究[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 199-206.
Xiao Zhanlong, Zheng Yuejiu, Li Xiangjun, et al. Study on SOC estimation method for $LiFePO_4$ battery at variable temperature [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 199-206. (in Chinese)



丁伟

作者简介：

丁伟(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：新能源。E-mail：2221905082@smail.fjut.edu.cn。

邹复民(1976—)，男，博士，教授。研究方向：交通信息与控制工程，大数据技术与人工智能。E-mail：fmzou@fjut.edu.cn。

刘吉顺(1976—)，男，通信作者，博士，研究员。研究方向：新能源工程机械。E-mail：jsh.liu@fjut.edu.cn。

张程(1982—)，男，博士，副教授。研究方向：电力系统稳定与控制，新能源。E-mail：zhangcheng@fjut.edu.cn。

(责任编辑：耿越)