DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0006-08

结合迁移学习的深度学习锂电池SOC估算

刘宇涛[1], 孙辰昊[2], 吴兆佳[3], 罗 存[3], 段军飞[4], 赵 芳[5]

(1.长沙理工大学 国际工学院,长沙 410114; 2.长沙理工大学 电气与信息工程学院,长沙 410114;
3.湖南大唐先一科技有限公司,长沙 410011; 4.长沙理工大学 材料科学与工程学院,长沙 410114;
5.广东电网有限责任公司广州供电局,广州 510510)

摘 要:电池种类的多样化、使用环境的多变性以及运行状态的不一致,给锂电池荷电状态(state of charge,SOC)预测带来了巨大挑战。为应对这一问题,研究提出并测试了5种迁移学习策略,将其与卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)和双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory,Bi-LSTM)的深度学习模型相结合,针对多种电池类型和不同使用环境进行验证。首先,利用卷积神经网络提取电池电压、电流和温度等时间序列数据中的局部特征,再通过双向长短期捕捉电池运行过程中的前向和后向时序关联信息,从而提高模型对复杂动态变化的表征能力。在此基础上,通过微调、混合迁移和特征提取等不同迁移学习方式,分析模型在跨温度和跨电池类型场景下的SOC预测效果。实验结果表明,迁移学习策略显著增强了模型对不同化学成分和物理结构电池的适应性。其中,特征提取和微调策略在处理电池行为的非线性和不确定性方面有效提升了预测准确度和鲁棒性,验证了迁移学习在电池管理系统中实际应用的潜力。

关键词:锂离子电池;荷电状态;迁移学习;深度学习;卷积升级网络;双向长短期记忆网络

中图分类号: TP183;TM912 **文献标志码**: A **文章编号**: 1003-7241(2026)08-0006-08

Deep learning lithium battery SOC estimation combined with transfer learning

Liu Yutao[1], Sun Chenhao[2], Wu Zhaojia[3], Luo Cun[3], Duan Junfei[4], Zhao Fang[5]

(1. School of International Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
2. School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
3. Hunan Datang Xianyi Technology Co., Ltd., Changsha 410011, China;
4. School of Materials Scienceand Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
5. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510510, China)

Abstract: The diversity of battery types, the variability of operating environments, and the inconsistency of operating states pose significant challenges to the prediction of the state of charge (SOC) of lithium batteries. To address this issue, this study proposes and evaluates five transfer learning strategies, which are integrated with a deep learning model composed of a convolutional neural network (CNN) and a bidirectional long short-term memory network (Bi-LSTM). The proposed model is validated under different battery types and operating environments. Specifically, the CNN is first employed to extract local features from time-series data, including battery voltage, current, and temperature. Subsequently, the Bi-LSTM is used to capture both forward and backward temporal correlations during battery operation, thereby enhancing the model's ability to represent complex dynamic variations. On this basis, different transfer learning methods, including fine-tuning, hybrid transfer, and feature extraction, are adopted to analyze the SOC prediction performance of the model in cross-temperature and cross-battery scenarios. The experimental results show that the transfer learning strategies significantly improve the adaptability of the model to batteries with different chemical compositions and physical structures. Among them, the feature extraction and fine-tuning strategies effectively enhance the prediction accuracy and robustness in dealing with the nonlinearity and uncertainty of battery behavior, demonstrating the potential of transfer learning for practical applications in battery management systems.

Keywords: lithium-ion battery; state of charge; transferlearning; deeplearning; CNN; Bi-LSTM

收稿日期:2025-01-02;**录用日期**:2025-02-22;**修订时间**:2026-04-20

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(52207074);湖南省联合基金(2024JJ9175);储能系统能量管理算法及电芯状态预测关键技术研究项目(2024ZKHX421)

作者简介:刘宇涛(2005—),男,研究方向为储能系统能量管理与状态预测,人工智能的电力应用。

通信作者:孙辰昊(1991—),男,工学博士,讲师,研究方向为电力数据挖掘及应用,人工智能。

引用本文:刘宇涛,孙辰昊,吴兆佳,等.结合迁移学习的深度学习锂电池SOC估算[J].自动化技术与应用,2026,45(8):6-12,137.(Liu Yutao,Sun Chenhao,Wu Zhaojia,et al. Deep learning lithium battery SOC estimation combined with transfer learning[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(8):6-12,137.)

锂离子电池因其高能量密度和低自放电特性,在储能和电动汽车等领域得到广泛应用[1]。电池性能随使用时间延长而逐步衰减,导致老化问题日益凸显,这对电池管理系统的可靠性和寿命延长提出了更高要求[2]。其中,SOC 和健康状态(state of health,SOH)作为评估电池性能的关键指标,其精准估算对于电池性能监测和维护决策至关重要[3-4]。

现有的 SOC 估算方法主要包括开路电压法和安时积分法等传统方法,虽然这些方法简单易行,但精度有限,难以满足复杂使用场景的要求[5-6]。基于模型的电化学模型和等效电路模型在一定程度上提升了预测精度,但这些方法通常伴随高计算成本和复杂的参数辨识过程[7-11]。为解决这些问题,数据驱动方法逐渐引起关注,特别是基于历史充放电数据的机器学习算法,如高斯回归和支持向量机[12-13]。然而,传统的机器学习方法在应对电池行为的非线性和复杂环境变化时,表现依然有限。

近年来,深度学习技术凭借其处理大规模数据和复杂非线性映射的能力,成为 SOC 预测中的重要工具。前馈神经网络(feedforward neural network,FNN)、循环神经网络(recurrent neural network,RNN)、CNN 和长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)等模型在电池 SOC 预测中展现了良好的性能[14-16]。研究表明,结合 RNN 和 CNN 的深度神经网络模型,以及基于 Bi-LSTM 和双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit,Bi-GRU)的网络模型,展现了较传统方法更高的预测精度和鲁棒性[17]。

然而,当前的深度学习方法在实际应用中仍面临几个主要挑战。首先,电池种类多样化,特别是化学成分和物理结构的差异,要求模型能够适应各种电池类型,但现有方法的泛化能力有限,往往只能在特定电池下表现良好。其次,复杂多变的使用环境会引发电池行为的非线性和不确定性,增加 SOC 估算的难度。最后,模型训练对大量标注数据的依赖,在新电池系统或数据稀缺环境中,获取足够的高质量数据非常困难,这限制了模型的实际应用效果。

为了提升模型在不同化学成分、物理结构电池以及复杂工况下的泛化能力,本研究提出了一种结合迁移学习的深度学习方法。迁移学习通过知识转移实现多种环境和电池类型间的适应性,减少模型对特定环境或数据集的依赖,特别是在数据稀缺的情况下依旧能有效发挥作用[18]。具体而言,采用了卷积神经网络与双向长短期记忆网络相结合的模型结构,通过迁移学习策略,模型在面对电池化学成分差异和复杂环境变化时,能够有效提升 SOC 估算的准确性和稳定性。

1 相关算法

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种深度学习模型,广泛用于图像识别、自然语言处理和时间序列分析等领域,其核心思想是通过卷积操作自动提取输入数据的特征,从而进行分类或回归任务。一般情况下,一维 CNN 网络处理时间序列数据具有更佳的效果,二维 CNN 网络则在图像处理方面效果更好[19]。本文处理的数据属于时间序列数据,因此采用一维卷积神经网络。卷积神经网络结构一般由输入层、卷积层、激活函数层、池化层和全连接层组成。

卷积层是 CNN 的基础组件,用于提取输入数据的局部特征。卷积操作通过一个小的可训练卷积核(filter 或 kernel)在输入数据上滑动,计算每个位置的加权和,一维卷积运算为

$$v_j^l = \sum_{i=1}^{M} (x_i^{(l-1)} * k_{ij}^{(l)}) + b_j^{(l)} \tag{1}$$

式中,v_j^l 为第 l 层第 j 个输出特征;$x_i^{(l-1)}$ 表示前一层的第 i 个输入特征;$k_{ij}^{(l)}$ 表示第 l 第 i 卷积核与第 j 个输出特征之间的权重;$b_j^{(l)}$ 是第 l 层第 j 个输出特征的偏置项;$*$ 代表卷积运算。

在卷积核之后,需要激活函数来获取输出数据的非线性特征,增强模型的特征表示。在传统的 CNN 中,激活函数一般采用饱和非线性函数,如 Sigmoid 和 tanh。与饱和非线性函数不同,非饱和非线性函数可以解决梯度爆炸和梯度消失问题,加快收敛速度。整流线性单元(rectified linear unit,ReLU)是一种非线性非饱和激活函数。它具有收敛快、梯度简单等优点,被广泛应用于 CNN 模型中。ReLU 函数的表达式如下所示:

$$\mathrm{ReLU}(x) = \max(0,x) \tag{2}$$

池化操作是一种下采样过程,用于减少卷积神经网络中特征图的尺寸,从而降低计算复杂度和防止过拟合。常见的池化操作包括最大池化和平均池化,本文采用最大池化操作,表达式如下所示:

$$y_i^{l+1}(j) = \max_{k \in D_j} \{x_i^l(k)\} \tag{3}$$

式中,$y_i^{l+1}(j)$ 是最大池化后第 $(l+1)$ 层的第 i 个特征中的元素,$x_i^l(k)$ 是池化内核中第 l 层的第 i 个特征的元素,D_j 是第 j 个池化区域。

1.2 双向长短期记忆网络

LSTM 是一种改进的 RNN。它通过学习长期依赖信息来缓解 RNN 在训练过程中的梯度消失和爆炸问题,因此 LSTM 是处理时间序列的理想选择。传统单向 LSTM 只能利用时间序列的单向特征,虽然能有效利用数据的时序性特征,但对原始数据的关联性分析不足[20]。双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)与传统的单向 LSTM 不同,Bi-LSTM 通过同时考虑时间序列的前向和后向信息,可以更全面地捕捉电池数据的时序特征[21-24]。其网络示意图如图 1 所示。

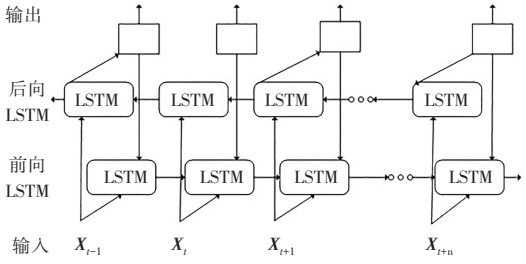


图 1 双向长短期记忆网络

Fig. 1 Schematic of Bi-LSTM

Bi-LSTM 网络由两个方向相反的 LSTM 层组成,一个处理从前向后的输入序列,另一个处理从后向前的输入序列。每个时间步上的输出是这两个 LSTM 层输出的连接。前向 LSTM 传播结构由遗忘门 $\boldsymbol{f}_t$、输入门 $\boldsymbol{i}_t$、候选记忆单元状态 $\widetilde{\boldsymbol{C}}_t$,当前记忆单元状态 $\boldsymbol{C}_t$、隐藏层状态 $\boldsymbol{h}_t$ 和输出门 $\boldsymbol{o}_t$ 组成。

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

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

$$\widetilde{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_C[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_c) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{C}_t = \boldsymbol{f}_t \odot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_t \odot \widetilde{\boldsymbol{C}}_t \tag{7}$$

$$\boldsymbol{o}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_o) \tag{8}$$

$$\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{o}_t \odot \tanh(\boldsymbol{C}_t) \tag{9}$$

其中,$\boldsymbol{W}_f$ 表示遗忘门的权重矩阵,$\boldsymbol{W}_i$ 表示输入门的权重矩阵,$\boldsymbol{W}_C$ 表示候选记忆单元的权重矩阵,$\boldsymbol{W}_o$ 表示输出门的权重矩阵;$[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]$ 表示前一时刻的隐藏状态 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 与当前时刻的输入 $\boldsymbol{x}_t$ 的连接;$\boldsymbol{b}_f$、$\boldsymbol{b}_i$、$\boldsymbol{b}_c$、$\boldsymbol{b}_o$ 分别代表遗忘门、输入门、候选记忆单元、输出门的偏置项;σ 表是 Sigmoid 激活函数,输出值在 0 到 1 之间;tanh 表示双曲正切激活函数,将值压缩到[-1,1]之间,⊙表示 Hadamard 积。

后向 LSTM 传播结构与前向 LSTM 相同,只是处理顺序相反,从时序的最后一个时间步开始向前处理,具体计算公式如下所示:

$$\boldsymbol{f}_t' = \sigma(\boldsymbol{W}_f'[\boldsymbol{h}_{t-1}',\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_f') \tag{10}$$

$$\boldsymbol{i}_t' = \sigma(\boldsymbol{W}_i'[\boldsymbol{h}_{t-1}',\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_i') \tag{11}$$

$$\widetilde{\boldsymbol{C}}_t' = \tanh(\boldsymbol{W}_C'[\boldsymbol{h}_{t-1}',\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_C') \tag{12}$$

$$\boldsymbol{C}_t' = \boldsymbol{f}_t' \odot \boldsymbol{C}_{t-1}' + \boldsymbol{i}_t' \odot \widetilde{\boldsymbol{C}}_t' \tag{13}$$

$$\boldsymbol{o}_t' = \sigma(\boldsymbol{W}_o'[\boldsymbol{h}_{t-1}',\boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_o') \tag{14}$$

$$\boldsymbol{h}_t' = \boldsymbol{o}_t' \odot \tanh(\boldsymbol{C}_t') \tag{15}$$

在每个时间步,将前向和后向 LSTM 的隐藏状态连接起来,形成 Bi-LSTM 的输出。

$$\boldsymbol{h}_{t+1} = [\boldsymbol{h}_t; \boldsymbol{h}_t'] \tag{16}$$

式中,[;]表示向量连接,$\boldsymbol{h}_{t+1}$ 为最终输出。

1.3 迁移学习

迁移学习(TransferLearning)是一种通过将从一个或多个源领域中学到的知识应用到目标领域,以提升目标领域任务性能的机器学习技术。根据不同的策略,可以将其分为模型初始权重的迁移、特征表示的迁移、跨领域适应和自适应学习。

1.3.1 模型初始权重的迁移

模型初始权重的迁移策略通过在源领域大规模数据集上预训练模型,将预训练模型的权重作为初始权重应用于目标领域的模型中。该方法首先在源领域数据集上训练一个模型,然后将其权重迁移到目标领域的模型中进行微调,这个过程结合源领域的初始权重和目标领域的少量数据进行参数优化,可以提高模型在目标领域的收敛速度和性能。该策略被广泛应用于计算机视觉任务和电池健康管理中,通过预训练模型的知识转移,减少了目标领域所需的数据和训练时间。

1.3.2 特征表示的迁移

特征表示迁移的核心思想是利用源领域提取的高层次特征,这些特征通常具有较强的泛化能力。具体而言,该策略通过使用预训练模型提取源领域的高层次特征,并在目标领域的数据上进行输出层的微调,以充分利用源领域模型提取的通用特征,从而提升目标领域的任务性能。在这一过程中,预训练模型的部分或全部循环层被固定,仅在模型的输出层进行调整和优化。特征表示迁移策略在电池状态估计和老化预测中得到了广泛应用,可以有效提高模型的泛化能力和预测精度。

1.3.3 跨领域适应

跨领域适应策略通过缩小源领域和目标领域数据分布之间的差异,提高模型在目标领域的性能。该策略的核心思想是通过对齐源领域和目标领域的特征分布,使得它们在特征空间中的分布尽可能相似,从而增强模型在目标领域上的泛化能力。具体来说,跨领域适应策略的实现通常分为以下几个步骤。

首先,特征提取器(如卷积神经网络或循环神经网络)从源领域和目标领域的数据中提取高层次特征。这些特征提取器通常在源领域的标注数据上进行预训练,以捕捉数据的关键特征。接下来,通过域适应技术对齐源领域和目标领域的特征分布。流行方法有最大均值差异(maximum mean discrepancy,MMD)和相关对齐(correlation alignment,CORAL),其中 MMD 通过在再生核希尔伯特空间(reproducing kernel Hilbert space,RKHS)中计算和最小化源领域和目标领域特征均值之间的距离,来减少分布差异。具体地,MMD 损失的计算公式为

$$\mathrm{MMD}(X,Y) = \left\| \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\varphi(x_i) - \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}\varphi(y_i) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \tag{17}$$

式中,$X = \{x_i\}_{i=1}^n$ 和 $Y = \{y_j\}_{j=1}^m$ 分别表示源域样本集合和目标域样本集合,x_i 和 y_j 分别表示源域和目标域中的单个样本,n 和 m 分别表示这些样本的个数,$\|\cdot\|_{\mathcal{H}}^2$ 表示 RKHS 中的双范数运算,φ 为 RKHS 中的映射函数。

在训练过程中,模型不仅要优化目标任务的损失(如分类或回归损失),还要最小化 MMD 损失,从而形成一个联合损失函数:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{task}} + \lambda L_{\text{MMD}} \tag{18}$$

式中,L_{task} 是任务损失,表示迁移模型在源数据集上的损失值;L_{MMD} 是 MMD 损失,λ 是一个平衡系数,用于控制两者之间的权重。

通过最小化这个联合损失函数,模型可以同时在源领域和目标领域上产生良好的表现。跨领域适应技术在电池健康状态估计和剩余使用寿命(remaining useful life,RUL)预测中表现出色,特别是在源领域和目标领域数据

分布存在显著差异的情况下。跨领域策略示意图如图 2 所示。

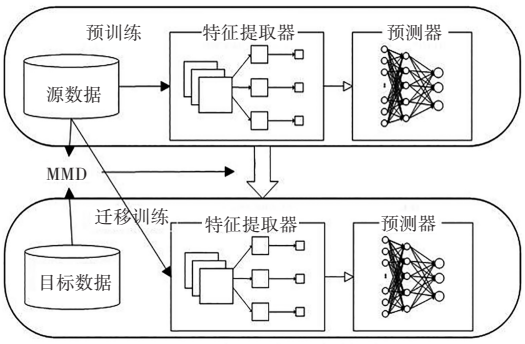


图 2　跨领域适应策略

Fig. 2　Schematic of the cross-domain adaptation strategy

2　深度学习模型

2.1　模型输入

本研究使用两组电池实验数据:一组为 PhillipKollmeyer 博士在加拿大汉密尔顿麦克马斯特大学所获得的 LG18650HG2 电池数据集,另一组为自制实验数据集。

LG18650HG2 数据集采集于麦克马斯特大学的实验室,实验使用 3 Ah 的 LGHG2 新电池,并在 8 立方英尺的恒温箱内以 75 A、5 V 的 DigatronFiringCircuits 通用电池测试仪测试。实验涵盖了-20 ℃、-10 ℃、0 ℃、10 ℃、25 ℃和 40 ℃的 5 种温度条件,以及 UDDS、HWFET、LA92 和 US06 4 种标准测试循环和 8 个随机混合循环(Mix1-8),其中前 4 种循环用于数据集构建。

自制实验数据集使用 A123 公司生产的磷酸铁锂 18650 电池(标称容量 2 Ah,标称电压 3.2 V@0.2C),测试设备包括新威充放电测试仪(5 V,20 A)、Solartron 电化学工作站及电池内阻仪,如图 4 所示。实验在电池全生命周期内(小于 2 000 次循环)进行充放电测试,并设置两块电芯对照,测试倍率为 2C。图 3 展示了 LG18650HG2 电池在 40 ℃下不同工况下的 SOC 变化曲线,图 5 则展示了 A123 电池在常温下不同循环次数下的 SOC 变化曲线。

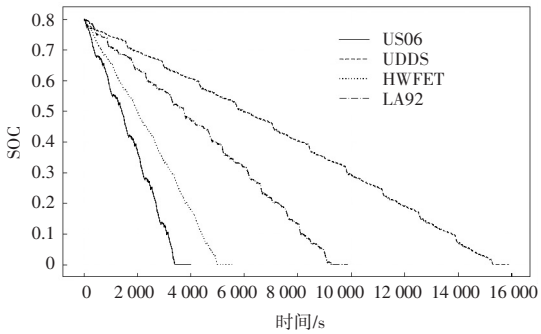


图 3　18650HG2 在 40 ℃不同工况的 SOC 变化曲线

Fig. 3　SOC variation curves of 18650HG2 under different operating conditions at 40 ℃

为了确保模型输入数据的一致性和可比性,对原始电池数据集进行了重采样和归一化处理。首先将所有数据重采样至 1 Hz,确保数据在相同的时间间隔内进行记录,并使用线性插值法填补重采样过程中可能产生的缺失值。其次,将电压、电流、温度特征归一化到[0,1]之内,使用最小-最大归一化方法,以消除不同特征量纲的影响,并加快模型的训练速度。

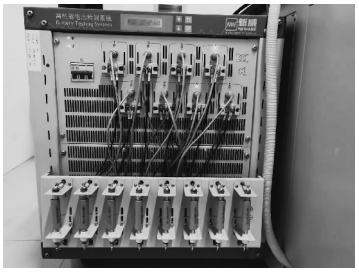


图 4　新威充放电测试仪

Fig. 4　Neware charge-discharge tester

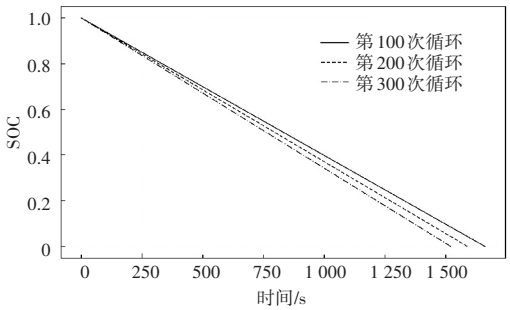


图 5　A123 不同循环内恒流放电的 SOC 变化曲线

Fig. 5　SOC variation curves of A123 batteries during constant-current discharge under different cycles

2.2　网络模型结构

在电池荷电状态预测领域,适当的模型对于提高预测精度和鲁棒性至关重要,因此本文提出一种卷积神经网络与双向长短期记忆网络串行结合的深度学习模型进行电池荷电状态的预测。一维卷积神经网络模型常用于从输入样本数据中提取局部特征,并通过增加层数来扩展感受野和提升抽象能力,可以有效捕捉电池时间序列数据中的局部特征,如电压和电流的短期波动,然而随着层数的增加,梯度消失和信息损失的问题也会加剧。为了解决这些问题,在卷积神经网络后面加入一层双向长短期记忆网络,其中的 LSTM 单元的记忆和以往机制可以有效处理非线性和动态变化,避免梯度消失的问题,使模型在长时间序列中保持稳定。此外 BiLSTM 精确捕捉时间序列中的长期依赖关系,同时处理数据的前向和后向信息,这使其非常适合处理 SOC 预测电池特性的复杂动态变化,为 SOC 预测提供了强有力的支持。

具体模型结构如图 6 所示,Normalization 层的作用是标准化神经网络的输出,加快学习过程,提高模型的训练稳定性。Maxpooling1D 通过池化操作减小数据维度,降低计算复杂度,同时保留重要特征,提高模型的计算效率。Dropout 层在训练过程中随机丢弃部分神经元,是为防止过拟合,增强模型的泛化能力,比例设置为 0.3。具体的网络结构配置参数见表 1 所示。

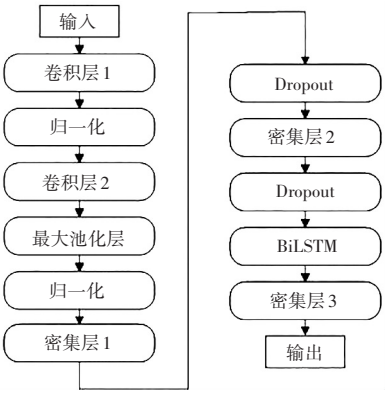


图 6 CNN-BiLSTM 模型架构

Fig. 6 Schematic of the CNN-BiLSTM model architecture

2.3 迁移学习策略

本文设置 5 种迁移学习方式,分别为微调、混合、特征提取 1、特征提取 2 和特征提取 3,其中包括了模型初始权重的迁移、特征表示的迁移、跨领域适应3种迁移学习策略,这些方式的设计考虑了不同层次特征的重要性和模型在新数据上的适应性,旨在提高模型的泛化能力和训练效率。

其中微调方式是指对预训练模型的所有层的初始权重进行迁移,在目标数据集上进行再训练,通过对所有层进行微调整,模型能够充分利用预训练模型中的知识,同时适应新数据即得特性。混合方式是指冻结预训练模型中的 BiLSTM 层,微调整其余层,这样可以减少训练时间,利用 BiLSTM 层提取的时序特征,调整卷积层和密集层以适应新数据。提取特征方式通过不同层次特征的冻结和微调研究不同层次的特征在模型预测中的重要性,如特征迁移 2、3 通过分别冻结第一、二层卷积层保留预训练模型在源数据集上学习到的电池通用特征和中级特征。此外对于密集层均采用 MMD 对特征分布进行对齐,以有效处理数据分布的变化。表 2 为 5 种迁移学习方式在模型上的具体布置。

表 1 神经网络层配置参数

Tab. 1 Configuration parameters of neural network layers

层名称	超参数设置
InputLayer	电流、电压、温度
Conv1Dlayer1	卷积核大小=3,过滤器数量=32,步长=1,激活函数=LeakyReLU
Conv1Dlayer2	卷积核大小=3,过滤器数量=64,步长=1,激活函数=LeakyReLU
Maxpooling	池化窗口大小=2
DenseLayer1	神经元个数=128,激活函数=ReLU
DenseLayer2	神经元个数=128,激活函数=ReLU
BiLSTMLayer	单元=100
DenseLayer3	神经元个数=64,激活函数=ReLU
OutputLayer	神经元个数=1

表 2 5 种迁移学习方式具体布置

Tab. 2 Specific settings of the five transfer learning methods

迁移策略	具体布置					
	卷积层 1	卷积层 2	密集层 1	密集层 2	BiLSTM 层	密集层 3
微调	微调	微调	微调	微调	微调	微调
混合	微调	微调	微调	微调	冻结	微调
特征提取 1	微调	微调	MMD	MMD	冻结	MMD
特征提取 2	冻结	微调	MMD	MMD	微调	MMD
特征提取 3	微调	冻结	MMD	MMD	微调	MMD

3 实验过程、结果与分析

3.1 模型训练

利用 18650HG2 电池数据集在 40 ℃温度下的 UDDS、HWFET、LA92 和 US06 工况训练深度网络模型 CNN-BiLSTM,采用留一验证法,一种工况当作测试集,其余 3 种工况当作训练集,对网络进行 SOC 预测。预测结果如图 7 所示。预测结果的 4 种工况的平均 MAE 为 1.69%,平均 RMSE 为 2.08%,证明其 SOC 的预测精度。

3.2 温度交叉迁移实验

本实验旨在探讨迁移学习策略在同型号电池不同温度下 SOC 预测的跨温度域适应性和泛化能力。源数据集选取了 18650HG2 电池在温度阈-10 ℃、10 ℃、40 ℃的实验数据,目标数据集则包含-20 ℃、0 ℃、25 ℃温度阈的电

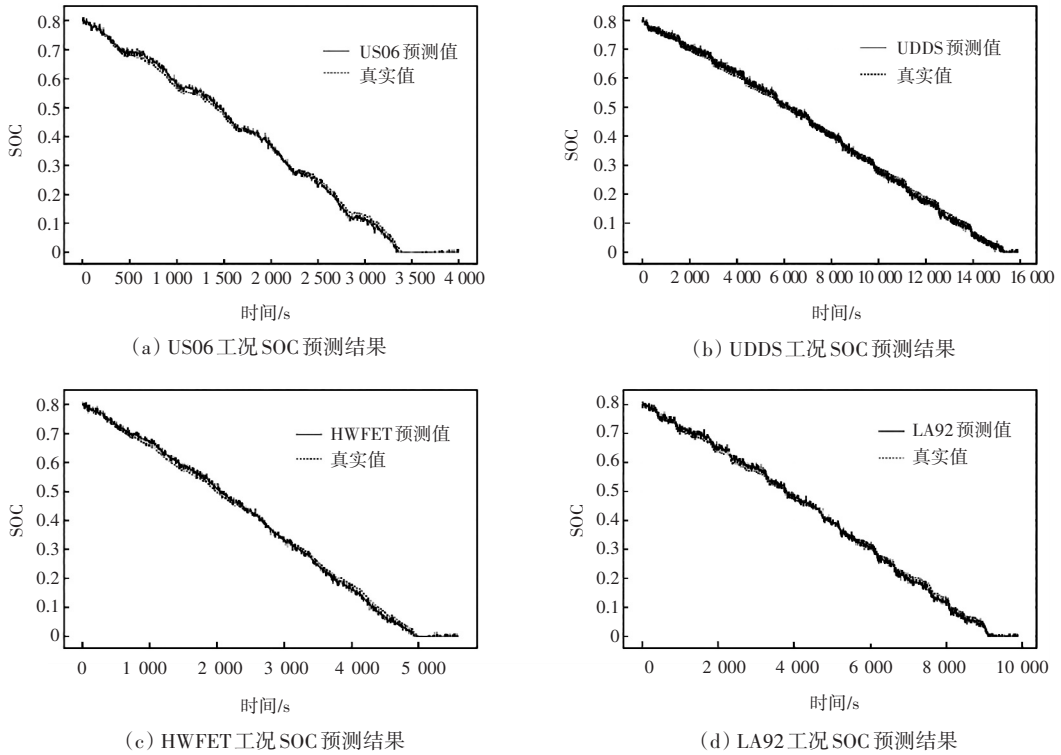
池数据。研究采用了 5 种迁移学习策略(微调、混合、特征提取 1、特征提取 2 和特征提取 3)进行 SOC 预测。25 ℃条件下的特征提取 1 的 SOC 预测效果如图 8 所示,通过 MAE 和 RMSE 指标,对比不同策略在各目标温度域的性能。预测结果见表 3。

通过对比预训练模型与各迁移策略的结果,迁移学习策略显著提升了模型对新温度域的适应能力,有效提高了 SOC 预测的准确性。在低温环境下(如-20 ℃),各迁移策略的误差相对较大,说明温度依赖性对电池精确建模的影响较为显著,也显示出迁移学习在应对该挑战方面的潜在价值。

从不同温度的表现来看,25 ℃条件下,特征提取 1 的效果最佳;在 0 ℃条件下,特征提取 2 的表现最优,同时在-20 ℃下也有优异表现。这表明第一层卷积层提取的底层特征在适应新温度方面具有较高的通用性。总体来看,特征提取策略在降低预测误差方面表现尤为突出,特别是在极端温度条件(-20 ℃和 0 ℃)下的效果更为明显。尽管微调和混合策略也显著提升了模型性能,但特征提取策略的优势更加明显。

3.3 电池交叉迁移实验

在本实验中,研究了不同种类电池在不同工况条件下 SOC 预测的迁移学习方法,旨在探讨迁移学习策略在面对不同电池、不同工况下的适应性和泛化能力。源数据集选自 18650HG2 电池在 25 ℃下的 HFWET 和 LA92 工况,目标数据集为实验室 A123 电池在 25℃下第 100 次、200 次、300 次充放电循环的 2C 恒流放电工况。实验采用了五种迁移学习策略(微调、混合、特征提取 1、特征提取 2 和特征提取 3),对 SOC 进行了预测,并通过 MAE 和 RMSE 指标比较各方法在不同目标工况下的性能表现。预测结果如表 4 所示。



(a) US06工况SOC预测结果　(b) UDDS工况SOC预测结果

(c) HWFET工况SOC预测结果　(d) LA92工况SOC预测结果

图 7　40 ℃下 LG18650HG2 电池数据的 SOC 预测结果

Fig. 7　SOC prediction results of LG18650HG2 battery data at 40 ℃

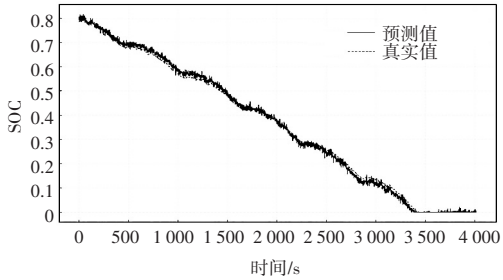


图 8　25 ℃下特征提取 1 的 SOC 预测结果

Fig. 8　SOC prediction results of the feature extraction 1 strategy at 25 ℃

实验结果表明,电池交叉迁移实验的性能整体上弱于温度交叉实验。原因在于温度变化实验的所有数据源自化学成分一致的同类电池,而电池类型的变化则带来了更复杂的适应性挑战。对比各迁移学习策略,微调和混合方式的效果相对较差,这与目标域训练样本的质量有很大关系。而特征提取策略表现出更好的适应性,相较于源预训练模型,均实现了 50%以上的性能改进。在温度交叉实验和电池交叉实验中,特征提取 1 和特征提取 2 表现尤为出色,特征提取 2 略优。该策略在保留预训练模型特性的基础上,通过微调和 MMD 对齐实现了对目标域数据的有效适应。此组合策略不仅充分利用了源域知识,还实现了对目标域数据的优化,使得模型在不同温度和工况条件下表现优异。

表3 温度交叉迁移实验的SOC预测结果

Tab. 3 SOC prediction results of the cross-temperature transfer experiment %

迁移策略	目标温度域-20 ℃		目标温度域0 ℃		目标温度域25 ℃	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
预训练模型	12.60	13.10	7.40	8.92	13.30	13.70
微调	3.87	4.43	2.80	4.26	2.50	3.25
混合	3.96	4.59	2.63	4.15	2.69	3.78
特征提取1	2.27	2.56	2.22	2.63	1.90	2.32
特征提取2	2.23	2.49	2.18	2.56	1.94	2.37
特征提取3	2.25	2.53	2.21	2.61	1.93	2.34

表4 电池交叉迁移实验的SOC预测结果

Tab. 4 SOC prediction results of the cross-battery transfer experiment %

迁移策略	第100次循环		第200次循环		第300次循环	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
预训练模型	22.30	24.80	14.90	17.70	14.20	15.40
微调	8.89	10.1	9.80	10.98	8.15	9.20
混合	9.18	10.7	9.88	10.70	8.50	9.22
特征提取1	6.08	7.12	5.12	6.80	4.45	6.48
特征提取2	6.02	7.05	5.23	6.73	4.50	6.46
特征提取3	6.33	7.28	5.33	7.22	4.44	6.45

4 结论

为了应对锂电池种类多样、使用环境复杂以及运行状态不一致所带来的SOC预测难题,本研究提出并验证了多种迁移学习策略。通过将预训练模型的已有知识与目标域数据的特性相结合,迁移学习显著提升了SOC预测的准确性和适应性,突破了传统方法在多变使用环境中的局限性。在温度交叉迁移实验中,特征提取1策略在25 ℃下的MAE和RMSE分别达到1.90%和2.32%;而在0 ℃和-20 ℃条件下,特征提取2策略的MAE分别为2.18%和2.23%。这表明特征提取策略在不同温度环境下能够有效提升预测精度,具有较强的通用性和适应性。在电池交叉迁移实验中,特征提取策略表现优异,第100次、200次和300次循环下特征提取1的MAE分别为6.08%、5.12%和4.45%,特征提取2则在相应循环下分别达到6.02%、5.23%和4.50%。这些数据进一步证明了特征提取策略在不同工况和环境条件下的高精度和有效性,表现出对多样化应用场景的出色适应性。此外,其他迁移学习策略也展现了显著的改进效果。例如,微调策略在温度交叉迁移实验中,在0 ℃和-20 ℃条件下分别取得了2.80%和3.87%的MAE,而混合策略在25 ℃和-20 ℃下的MAE分别为2.69%和3.96%。尽管这些策略的效果略低于特征提取策略,但它们依然有效提升了模型在不同温度和工况条件下的预测精度,展现了良好的适应性和迁移潜力。

参考文献

[1]黄兴. 动力锂离子电池能量状态及健康状态估计研究[D]. 无锡:江南大学,2025.

[2]于惠敏,严华夏,陈奕,等. 考虑锂电池非均匀生热的热电制冷电池热管理系统模拟研究[J/OL]. 过程工程学报. (2026-03-20)[2026-04-15]. https://link.cnki.net/urlid/11.4541.TQ.20260320.0817.002.

[3]Makuwatsine T T,Singh M. State of charge (SOC) and state of health (SOH) estimation for electric vehicle battery[C]//2024 International Conference on Computer, Electronics, Electrical Engineering & their Applications (IC2E3). Srinagar Garhwal:IEEE,2024:1-6.

[4]杜燕,陶骁,苏建徽,等. 考虑实际退役电池常用SOC范围的SOH预测[J]. 太阳能学报,2025,46(2):99-105.

[5]凌六一,张虎,张婷,等. 基于预测静置开路电压法的锂电池SOC估算[J]. 电源学报,2026,24(2):108-115.

[6]李哲,卢兰光,欧阳明高. 提高安时积分法估算电池SOC精度的方法比较[J]. 清华大学学报(自然科学版),2010,50(8):1293-1296,1301.

[7]Tian A,Ding T,He L,et al. A novel method for joint estimation of SOC and SOP based on electrochemical modeling[J]. Journal of Energy Storage,2025,128:117234.

[8]Kong L,Luo Y,Fang S,et al. Electrochemical model based SoC-SoH estimation of lithium-ion batteries under shipboard swaying conditions[J]. Journal of Energy Storage,2025,124:116827.

[9]张旭,杨道明,阿里·阿克巴,等. 锂离子电池组相变-对流耦合热管理系统的模拟及优化[J/OL]. 化工学报. (2026-03-06)[2026-04-15]. https://link.cnki.net/urlid/11.1946.TQ.20260306.1537.008.

[10]赵志斌,袁鸿明,刘炳辰,等. eVTOL飞行器电池SOC估计:内嵌等效电路模型的神经网络[J/OL]. 推进技术. (2025-12-33)[2026-04-15]. https://link.cnki.net/urlid/11.1813.v.20251219.1513.002.

(下转第137页)