DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.7.294 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于源域电池迭代模块和LSTM神经网络的锂离子电池寿命预测

王子鹏[1,2](中国电源学会学生会员)，黄 凯[1,2](中国电源学会会员)，孙 恺[1,2]，李森茂[1,2]

(1.省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)，天津 300130；2.河北省电磁场与电器可靠性重点实验室(河北工业大学)，天津 300130)

摘要：锂离子电池的剩余可使用寿命RUL(remaining useful life)预测是电池健康管理的重要组成部分。为提高RUL的预测精度，提出1种基于源域电池迭代模块SIM(source domain battery iterations module)与长短期记忆LSTM(long short-term memory)神经网络相融合的电池RUL预测方法。首先，将多块已知退化趋势的电池作为源域电池，并使用其全寿命容量退化数据构建SIM以获得最优LSTM预训练模型。其次，将预训练模型迁移至目标域中并使用目标域训练集对模型微调。最后，将微调后的LSTM预训练模型用于目标域电池的容量预测任务并完成RUL预测。采用3种开源数据集验证算法的有效性。结果表明，该方法在源域电池和目标域电池类型相同的情况下RUL预测值绝对误差小于2圈；电池类型不同的情况下，除20%预测起点外RUL预测误差均小于10圈，具有较高的预测精度。

关键词：锂离子电池；剩余使用寿命；迁移学习；长短期记忆神经网络；源域电池迭代模块

Prediction of Remaining Useful Life of Lithium-ion Battery Based on Source-domain Battery Iterations Module and LSTM Neural Network

WANG Zipeng[1,2], *Student Member*, *CPSS*, HUANG Kai[1,2], *Member*, *CPSS*, SUN Kai[1,2], Li Senmao[1,2]

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: The remaining useful life (RUL) prediction of lithium-ion batteries is an important part of battery health management. To improve the accuracy of RUL prediction, a battery RUL prediction method based on the fusion of source-domain battery iterations module (SIM) and long short-term memory (LSTM) neural network is proposed. First, multiple batteries with known degradation trends are used as source-domain batteries, and their full-life capacity degradation data is used to construct an SIM to obtain the optimal LSTM pre-training model. Second, the pre-training model is transferred to the target-domain and further fine-tuned using the target-domain training set. Finally, the fine-tuned LSTM pre-training model is used for the capacity prediction task of the target-domain battery and completes the RUL prediction. Three open-source datasets were used to validate the effectiveness of the algorithm. Results show that the RUL prediction error of this algorithm is less than 2 cycles for the same type of source-domain and target-domain batteries. For different battery types, the RUL prediction error is less than 10 cycles except for 20% of the starting points for prediction, indicating a high level of prediction accuracy.

Keywords: Lithium-ion battery; remaining useful life (RUL); transfer learning; long short-term memory (LSTM) neural network; source-domain battery iterations module (SIM)

收稿日期：2022-10-18；**修回日期**：2022-12-18，2022-12-29；
录用日期：2023-02-09；**网络首发日期**：2023-03-24
基金项目：河北省自然科学基金资助项目(E2019202328)
This work is supported by Natural Foundation of Hebei Province under the grant E2019202328

随着清洁能源的发展，锂离子电池因其高能量密度、环境友好、长寿命的特性被广泛应用于电动汽车等领域[1-2]。作为电动汽车的主要动力来源，锂离子电池的运行可靠性是电动汽车稳定、安全运行的重要保障。在锂离子电池的循环使用过程中，因其内部存在不可逆的化学反应从而出现容量退化现象。当容量降至锂离子电池失效阈值(额定容量的 80%)时，锂离子电池的最大可用容量会迅速下降导致电池失效，使系统可靠性降低甚至引起灾难性事故[3-4]。因此，监测锂离子电池的剩余可使用寿命 RUL(remaining useful life)对于锂离子电池的安全应用至关重要。RUL 定义为锂离子电池最大可用容量从当前时刻降至失效阈值所需的循环圈数。实际应用中，由于锂离子电池内部存在复杂的电化学过程及各种干扰因素，因此无法直接测得锂离子电池的 RUL。因此，可以通过构建 RUL 预测模型监测锂离子电池的寿命状态，从而保障锂离子电池运行的可靠性[5]。

现有 RUL 预测方法可分为 3 类：基于模型的方法、基于数据驱动的方法及基于模型和数据驱动的融合方法。基于模型的方法是通过构建数学模型模拟锂离子电池的退化过程，使用内阻、电压、电流等数据对 RUL 预测。这类方法高度依赖于其构建的模型，且受锂离子电池内部复杂反应机制的影响，很难建立精确的老化模型[6]。基于数据驱动的方法无需考虑锂离子电池复杂的内部化学反应，仅需寻找和学习锂离子电池历史数据的退化规律来预测电池的退化趋势，因此在锂离子电池的 RUL 预测中广泛应用[7]。文献[8]利用长短期记忆 LSTM (long short-term memory)神经网络的长期学习性能将 LSTM 应用于锂离子电池的 RUL 预测中，并通过 dropout 技术解决过拟合问题；文献[9]提出 1 种双高斯过程回归模型，通过从部分充电曲线中提取的健康因子实现锂离子电池的 RUL 预测；文献[10]使用经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)算法将电池的容量数据分解为若干个分量，并使用高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)和 LSTM 神经网络对各分量分别预测，并将所有预测结果合并获得预测曲线；文献[11]使用 EMD 算法的变种 CEEMDAN 算法，克服了 EMD 分解时存在的模态混合问题，提升了模型预测精度。基于模型和数据驱动的融合算法则通过融合 2 类方法进而共同预测 RUL。文献[12]使用迁移学习 TL(transfer learning)将源域电池的全寿命容量退化数据作为训练集对 LSTM 模型预训练，在预训练模型微调后用于目标域电池的 RUL 预测，最后使用粒子滤波 PF(particle filter)算法实现 RUL 预测。

迁移学习方法因其可在不同领域间迁移信息的特性而被广泛应用于 RUL 预测。在现有迁移学习的应用中，通常使用单个源域电池的退化数据对模型预训练，导致源域电池同目标域电池间的单体差异直接影响预训练模型的训练效果，进而使模型的预测精度下降。为解决上述问题，提出 1 种基于 TL、LSTM 神经网络和源域电池迭代模块 SIM (source-domain battery iterations module)的锂离子电池 RUL 预测模型(TL-LSTM-SIM)。首先，在 SIM 模块中使用多个源域电池的全寿命容量退化数据对 LSTM 模型进行迭代训练，使 LSTM 模型预先在大数据集上得到 1 个具有高预测精度的预训练模型；然后，将预训练模型迁移至目标域中，在预训练模型经目标域训练集微调后用于目标域电池的预测任务。通过 SIM 模块对 LSTM 的迭代训练，进一步提升迁移学习和 LSTM 融合后模型的预测性能。实验结果表明，本文提出的 TL-LSTM-SIM 模型在对不同类型的锂离子电池的 RUL 预测中均能够实现较高的预测精度。

1　LSTM 和迁移学习理论基础

1.1　LSTM 神经网络

LSTM 神经网络是深度学习算法循环神经网络 RNN(recurrent neural network)的特殊变种，擅长时序数据的长期预测。为解决梯度爆炸与梯度消失的问题，LSTM 神经网络在 RNN 的基础上对 RNN 的隐藏神经元进行了改造，加入了门结构。如图 1 所示，1 个 LSTM 神经元的基本结构包含 3 个门结

构：输入门、遗忘门与输出门[13]。门结构使得 LSTM 能在记忆上一时刻神经元状态的前提下，提取并筛选原始数据的有效信息，并最终得到网络的输出结果。LSTM 数学模型可表示为

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \tag{1}$$

$$\widetilde{C}_t = \tanh(W_C x_t + U_C h_{t-1} + b_C) \tag{2}$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \tag{3}$$

$$C_t = f(t) \otimes C_{t-1} + i(t) \otimes \widetilde{C}_t \tag{4}$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \tag{5}$$

$$h_t = o(t) \otimes \tanh[C(t)] \tag{6}$$

式中：f、i、o 分别为遗忘门、输入门、输出门；t 为当前时刻；x_t 为当前输入；h_{t-1} 为上一时刻输出；C 为记忆神经元的状态；h 为神经网络的输出；W、U、b 分别为当前时刻输入权重、上一时刻输出权重、各个门结构输出的偏置；σ 为 sigmoid 激活函数；$\otimes$ 指按对应元素相乘。可以看出，1 个 LSTM 神经元的输出不仅取决于当前输入 x_t，还受上一时刻的输出 h_{t-1} 与神经元状态 C_{t-1} 的影响。

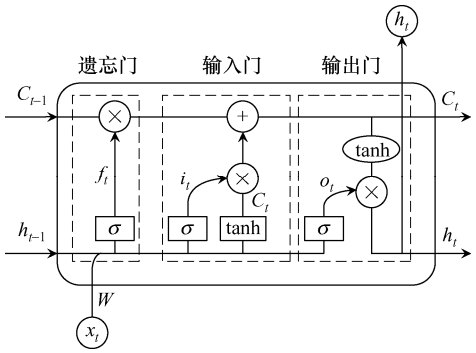


图 1 LSTM 模型结构

Fig. 1 Structure of LSTM model

1.2 预训练-微调迁移学习法

在深度学习算法中，预测模型的精度很大程度上依赖于训练集数据对模型的训练效果，这需要在训练阶段使用更多的训练集数据。但在锂离子电池的 RUL 预测的实际应用中，预测模型需在不同的电池退化阶段均具备较好的预测性能。特别是在电池的早期预测中，预测起点设置在电池的早期退化阶段，训练集数据量的减少影响了模型的预测精度。为解决上述问题，迁移学习因其能在源域和目标域间分享信息的特性而被广泛应用[14]。迁移学习中，迁移信息的来源被称为源域 Ds(source-domain)，迁移信息的目的地为目标域 Dt(target-domain)。其目的在于通过使用有相似特征的数据集，将源域数据集的特征迁移至目标域进而提高模型对目标域数据预测时的性能。如图 2 所示，预训练-微调迁移学习法首先将源域中的全部数据作为训练集，对 LSTM 预训练并保存预训练模型。然后，通过复制预训练模型的前 $N-1$ 层的信息将其迁移至目标域中，并使用目标域数据的训练集对预训练模型微调。最后，将经过预训练-微调的 LSTM 模型作为预测模型用于目标域数据的预测中。

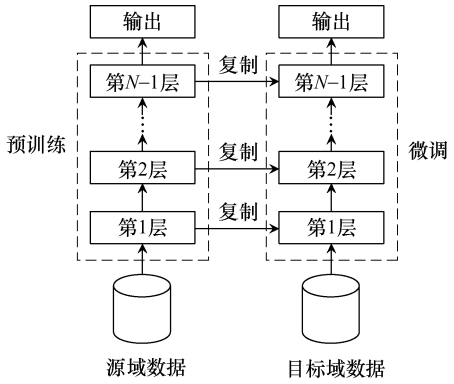


图 2 预训练-微调迁移学习法流程

Fig. 2 Flow chart of transfer learning method with pretraining-finetune strategy

在不同锂离子电池的容量衰减过程中，既有整体容量趋势下降的衰减共性，又有环境温度变化、电池单体间差异等干扰因素造成的衰减特性。因此，在对老化信息的迁移中首先使用源域数据训练出 1 个适合源域电池的 LSTM 预训练模型。随后，将该预训练模型迁移至目标域中并通过使用目标域数据的训练集对预训练模型微调，使预训练模型适用于目标域电池[12]。预训练-微调法兼顾了源域电池的一般特征和目标域电池的独特特征，使预训练模型在预测电池 RUL 前预先学习电池老化的一般特征并间接扩大训练数据集，进而提升模型对目标域电池的预测精度。

2 TL-LSTM-SIM 预测模型构建

2.1 TL-LSTM-SIM 模型的方法框架

本文提出的 RUL 预测模型框架如图 3 所示，

该框架主要包括 2 部分。(1)SIM。首先将多个全寿命容量退化数据已知的电池作为源域电池对 LSTM 模型预训练，经多次迭代后得到 1 个具有高预测精度的预训练模型。(2)目标域电池 RUL 预测。将源域中训练得到的最优 LSTM 预训练模型迁移至目标域中，经目标域训练集微调后对目标域电池进行容量退化曲线预测，进而计算出目标域电池的 RUL。

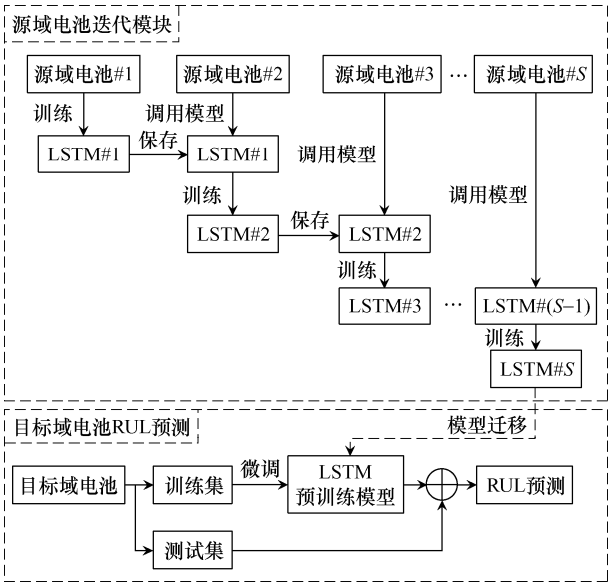


图 3　TL-LSTM-SIM 模型框架

Fig. 3 Framework of TL-LSTM-SIM model

2.1.1　源域电池迭代模块

在常规的迁移学习中，通常使用单个源域电池数据对模型预训练[12]，这使得源域电池同目标域电池间的单体差异极大地影响了模型预测精度。为解决该问题，本文在 TL 的基础上引入了 SIM 模块，通过使用多块锂离子电池容量数据对 LSTM 模型迭代训练，并将训练获得的最优 LSTM 预训练模型保存，待目标域电池预测时调用。

SIM 模块训练过程如图 3 所示。首先，将源域电池#1 的全部容量数据作为训练集对 LSTM 模型预训练，并保存为 LSTM#1；随后，将源域电池#2 的全部数据作为训练集继续对 LSTM#1 训练，并获得 LSTM#2。以此类推，直至源域电池#*S* 实现多块源域电池的迭代训练。迭代过程中，除首个源域电池外，后续电池均调用上代保存的预训练模型，最终将训练得到的 LSTM 预训练模型“LSTM#*S*”作为 SIM 模块的输出，用于 RUL 预测流程。经多次实验验证，本文选取 MIT 数据集中的 N1~N7 电池作为 SIM 模块中使用的源域电池，即 SIM 模块迭代 7 次后输出 LSTM 预训练模型。

2.1.2　RUL 预测

TL-LSTM-SIM 模型的 RUL 预测流程如图 4 所示。具体预测流程如下。

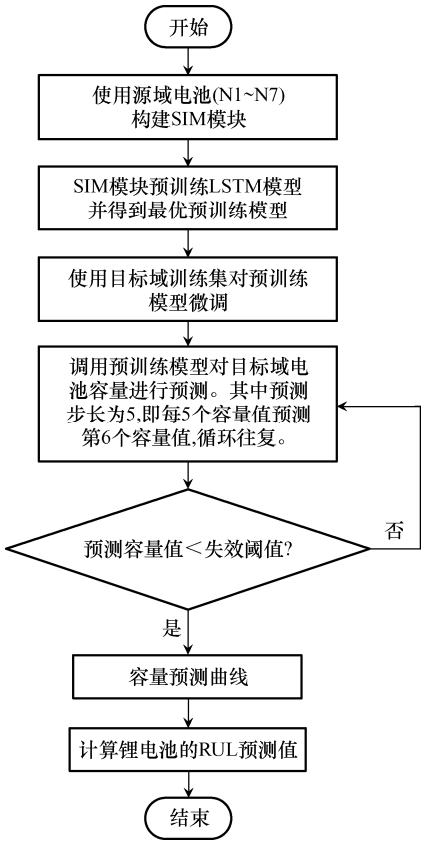


图 4　TL-LSTM-SIM 模型的 RUL 预测流程

Fig. 4 Flow chart of RUL prediction based on TL-LSTM-SIM model

步骤一　划分源域电池和目标域电池。本文使用 MIT 数据集中的 N1~N7 电池构建 SIM 模块。

步骤二　使用 SIM 模块对 LSTM 模型预训练。使用源域电池的全部容量数据训练 LSTM 模型，经 7 次迭代后得到最优 LSTM 预训练模型。

步骤三　将最优 LSTM 预训练模型迁移至目标域，并使用目标域训练集对模型微调。以预测起点 S_p 为界，将目标域电池的容量数据划分为训练集和测试集，其中训练集用于预训练模型的微调。

步骤四 调用微调后的 LSTM 预训练模型对目标域电池进行容量预测。当容量预测曲线下降至寿命终止点 EOL(end-of-life)时预测结束，输出容量预测曲线及 RUL 预测值。RUL 计算公式为

$$R_{\mathrm{UL}} = E_{\mathrm{OL}} - S_{\mathrm{P}} \tag{7}$$

式中，E_{OL} 为锂离子电池失效阈值对应的循环圈数。

2.2 实验数据集介绍

采用 3 种具有不同电极材料和老化环境的锂离子电池实现对本文算法性能的验证。第一类电池来自论文[15]的 MIT 数据集。数据集共包含 124 组锂离子电池老化数据，选取其中的 8 块电池用于模型构建和模型验证，分别为 N1~N8。电池的额定容量为 1.1 A·h，额定电压为 3.3 V。第二类电池来自 CALCE 数据集[16]，选取 CS36 用于模型验证。电池的额定容量为 1.1 A·h，额定电压为 3.4 V。第三类电池来自 NASA 数据集[17]，选取 B5 用于模型验证。电池的额定容量为 2.0 A·h，额定电压为 3.2 V。电池的实验参数见表 1，容量退化曲线如图 5 所示。

表 1 本文使用的各类电池参数

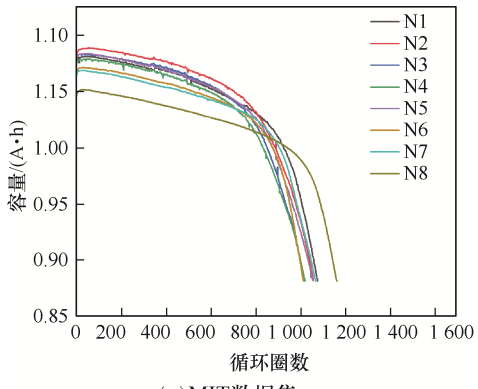
Tab. 1 Parameters of various types of batteries used in this paper

数据集	额定电压/V	放电截止电压/V	充电截止电压/V	额定容量/A·h	电池类型
MIT	3.3	2.0	3.6	1.1	APR18650M1A
CALCE	3.4	2.7	4.2	1.1	Prismatic Li-ion
NASA	3.2	2.7	4.2	2.0	18650NMC

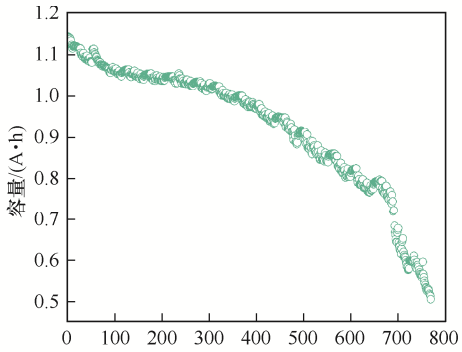
2.3 实验设计与评估标准

TL-LSTM-SIM 模型的 RUL 预测实验共包括 3 个实验组，通过对不同类型的目标域电池进行预测来验证模型的预测性能。3 组实验均使用 SIM 对 LSTM 预训练，SIM 模块使用 MIT 数据集的 N1~N7 来构建。

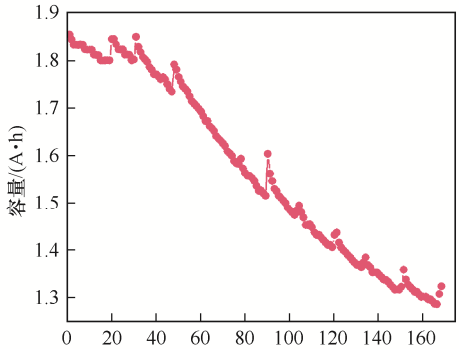
选取来自 3 类数据集的锂离子电池作为目标域电池，验证 SIM 模块对不同类型电池的预测性能。3 组实验组见表 2。实验组 1 的目标域电池 N8 同 SIM 模块构建使用的电池来自同一数据集。实验组 2 和实验组 3 中目标域电池与源域电池类型不同，用于验证模型的预测性能。现有研究中，RUL



(a)MIT数据集



(b)CALCE数据集



(c)NASA数据集

图 5 各类电池数据集的容量退化曲线

Fig. 5 Capacity degradation curves for each type of battery dataset

表 2 源域电池和目标域电池实验组

Tab. 2 Experimental groups of source-domain and target-domain batteries

实验组	源域电池	目标域电池
1	源域电池迭代模块(SIM)	N8
2	源域电池迭代模块(SIM)	CS36
3	源域电池迭代模块(SIM)	B5

预测起点通常设置在容量数据的 30%或 50%[11]。为进一步测试模型在电池早期退化阶段的 RUL 预测性能，本文选取目标域电池容量数据的 20%、30%和 50%作为预测起点。各类目标域电池的预测起点见表 3。

表 3　各阶段预测起点设置

Tab. 3 Settings of starting points for prediction at each stage

预测起点	N8	CS36	B5
20%	200	200	40
30%	300	300	60
50%	400	400	80

为评估模型的预测准确度，采用均方根误差 RMSE(root mean squared error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和 RUL 预测值绝对误差(RULer)作为预测模型的精度指标评估容量预测曲线和 RUL 预测值，其计算公式分别为

$$R_{\mathrm{MSE}}=\sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(y_k-\widehat{y_k})^2} \tag{8}$$

$$M_{\mathrm{AE}}=\frac{1}{M}\sum_{k=1}^{k}\left|y_k-\widehat{y_k}\right| \tag{9}$$

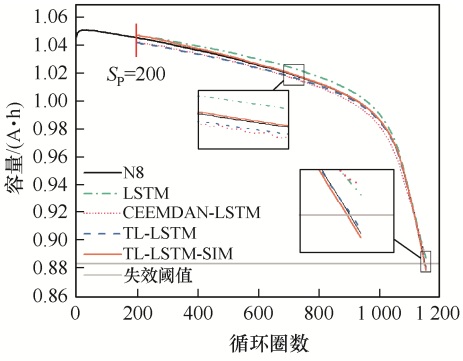
$$R_{\mathrm{ULer}}=\left|R_{\mathrm{ULpr}}-R_{\mathrm{ULtr}}\right| \tag{10}$$

式中：M 为预测循环圈数；y_k 为容量实际值；$\widehat{y_k}$ 为容量预测值；R_{ULpr} 为 RUL 预测值；R_{ULtr} 为 RUL 实际值。

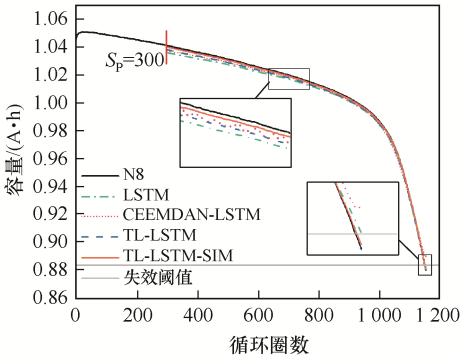
3　实验结果分析

为验证本文提出的 TL-LSTM-SIM 模型的预测性能，选取 LSTM、CEEMDAN-LSTM[11]和 TL-LSTM[18]3 种 RUL 预测模型，和本文构建的模型共同对表 2 中 3 个实验组的目标域电池进行 RUL 预测。其中，TL-LSTM 算法在预训练中仅使用 1 块目标域电池，本文提出的模型则使用 SIM 模块进行预训练。各模型分别在锂离子电池的 20%、30%和 50%这 3 个预测起点预测，并通过 RMSE、MAE 和 RULer 3 种精度指标对预测结果进行对比分析。

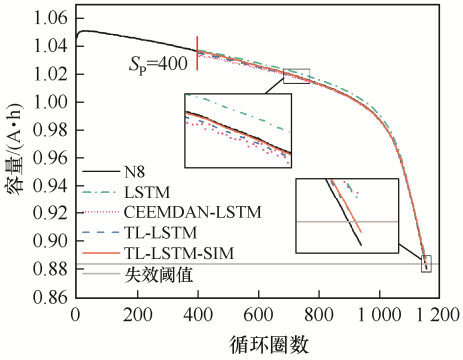
图 6 和表 4 为各模型对实验组 1 的预测结果，源域和目标域电池类型相同。由于 MIT 电池的老化试验在失效阈值附近停止，因此当模型在容量预测中没能及时降至失效阈值时视作预测失败。由图 6 可以看出，LSTM 和 CEEMDAN-LSTM 的容量预测曲线未在电池失效前降至失效阈值，预测失败；TL-LSTM 和 TL-LSTM-SIM 均成功实现 RUL 预测且 TL-LSTM-SIM 的预测曲线更贴近于实际曲线。由表 4 可以看出，LSTM 和 CEEMDAN-LSTMRUL 预测失败；TL-LSTM 和 TL-LSTM-SIM 的 RULer 均小于 3。此外，TL-LSTM-SIM 模型的 RMSE 值远低于其他模型，预测效果最好。



(a) S_P=200(20%)



(b) S_P=300(30%)



(c) S_P=400(50%)

图 6　实验组 1 的容量预测曲线

Fig. 6 Capacity prediction curves for No. 1 experimental group

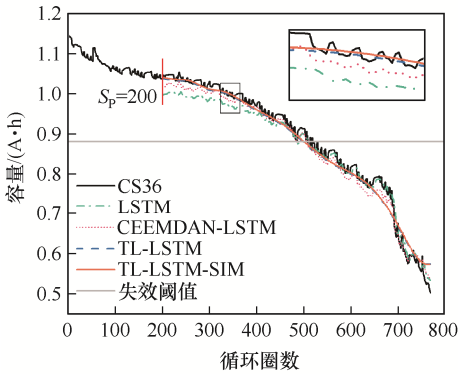
表 4 实验组 1 在不同预测起点下的预测结果

Tab. 4 Prediction results of No. 1 experimental group under different starting points for prediction

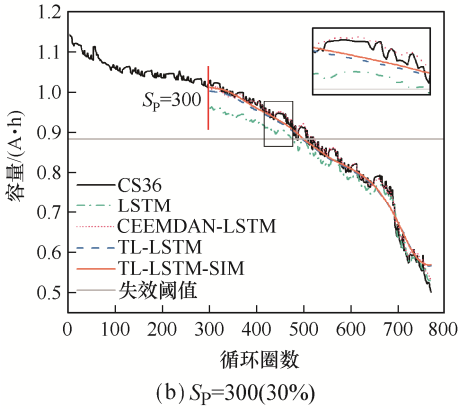
预测起点	模型	R_{MSE}/A·h	M_{AE}/A·h	R_{ULpr}/圈	R_{ULer}/圈
20%	LSTM	0.003 7	0.003 6	—	—
	CEEMDAN-LSTM	0.003 2	0.003 0	—	—
	TL-LSTM	0.002 2	0.002 0	953	1
	TL-LSTM-SIM	0.000 9	0.000 7	951	1
30%	LSTM	0.003 2	0.003 0	—	—
	CEEMDAN-LSTM	0.002 4	0.002 2	—	—
	TL-LSTM	0.001 5	0.001 4	854	2
	TL-LSTM-SIM	0.000 7	0.000 6	853	1
50%	LSTM	0.002 5	0.002 3	—	—
	CEEMDAN-LSTM	0.001 6	0.001 4	—	—
	TL-LSTM	0.000 8	0.000 7	754	2
	TL-LSTM-SIM	0.000 4	0.000 3	754	2

图 7 和图 8 分别为实验组 2 和实验组 3 的容量预测曲线图。由图 7(a)~(c)可知，4 种模型在对实验组 2 的预测中均能获得较为精准的容量预测曲线，其中 TL-LSTM 和 TL-LSTM-SIM 模型在 20% 预测起点时的容量预测曲线的拟合程度最好，表明 TL-LSTM-SIM 模型在早期阶段更能体现其优势。由图 8(a)~(c)可知，实验组 3 中 4 种模型均成功实现了 RUL 预测。由于实验组 3 使用的 NASA 电池的全寿命容量退化数据同 MIT 和 CALCE 数据集相比较少，因此在 20%和 30%预测起点下的容量预测曲线均不同程度的偏离了实际容量曲线，而在 50% 预测起点时可准确预测实际容量曲线。

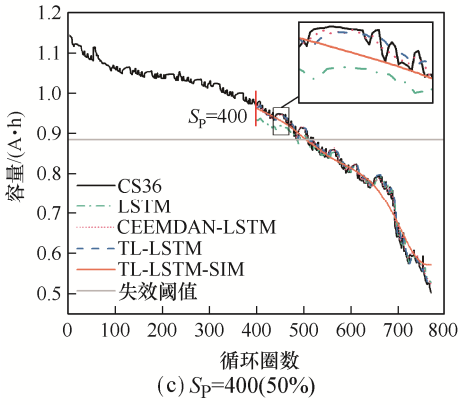
实验组 2 和实验组 3 的预测精度指标见表 5。可以看出，4 种模型在实验组 2 和实验组 3 中均能



(a) S_P=200(20%)



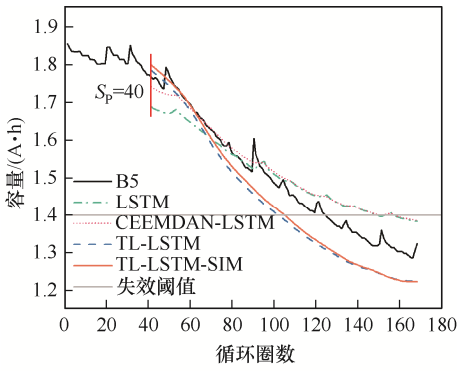
(b) S_P=300(30%)



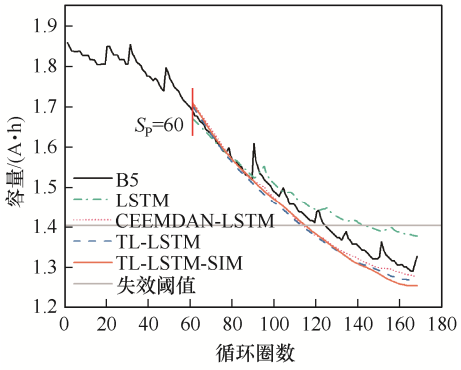
(c) S_P=400(50%)

图 7 实验组 2 的容量预测曲线

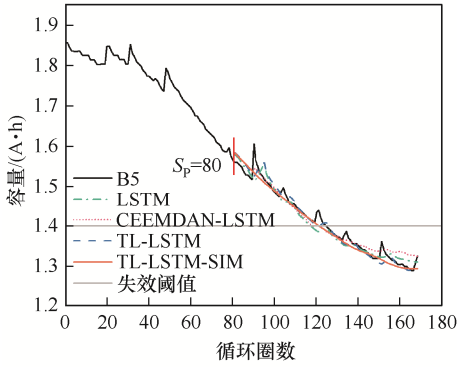
Fig. 7 Capacity prediction curves for No. 2 experimental group



(a) S_P=40(20%)



(b) S_P=60(30%)



(c) S_p=80(50%)

图 8　实验组 3 的容量预测曲线

Fig. 8 Capacity prediction curves for No. 3 experimental group

实现 RUL 预测，但在不同预测起点的预测精度出现波动。其中 LSTM 除了在实验组 3 的 50%预测起点下 R_{ULer} 为 8，在实验组 2 和实验组 3 的其余预测情况下 R_{ULer} 均在 10 以上且最高误差可达 29。CEEMDAN-LSTM 仅在 50%预测起点的预测中可实现较高精度的预测结果，但是随着预测起点的前移预测精度不断下降，特别是在 20%起点下 RUL 预测误差最大，R_{ULer} 高达 32。TL-LSTM 和 TL-LSTM-SIM 在实验组 2 的 R_{ULer} 均在 10 以下；实验组 3 中除 20%预测起点中 R_{ULer} 高于 20，在 30%和 50%预测起点下均保持较好的预测精度，R_{ULer} 最高仅为 12。此外，TL-LSTM-SIM 在全部预测起点下的容量预测曲线精度 RMSE 均优于 TL-LSTM，证明即使在源域和目标域电池类型不同的情况下 TL-LSTM-SIM 仍能保持良好的预测性能。

表 5　实验组 2 和实验组 3 在不同预测起点下的预测结果

Tab. 5 Prediction results of No. 2 and No. 3 experimental groups under different starting points for prediction

预测起点	模型	R_{MSE}/(A·h)		M_{AE}/(A·h)		R_{ULpr}/圈		R_{ULer}/圈	
		实验组 2	实验组 3	实验组 2	实验组 3	实验组 2	实验组 3	实验组 2	实验组 3
20%	LSTM	0.024 9	0.056 9	0.020 9	0.048 8	288	109	21	24
	CEEMDAN-LSTM	0.015 6	0.050 1	0.014 5	0.040 6	286	117	23	32
	TL-LSTM	0.010 5	0.063 2	0.010 2	0.053 6	301	62	8	23
	TL-LSTM-SIM	0.008 2	0.052 8	0.007 7	0.044 1	302	65	7	20
30%	LSTM	0.030 1	0.026 5	0.027 8	0.021 4	180	84	29	19
	CEEMDAN-LSTM	0.008 4	0.028 2	0.006 9	0.022 5	219	54	10	11
	TL-LSTM	0.013 5	0.029 5	0.013 1	0.026 2	203	53	6	12
	TL-LSTM-SIM	0.007 9	0.023 5	0.007 7	0.021 0	206	55	3	10
50%	LSTM	0.018 7	0.024 2	0.015 1	0.017 8	88	37	21	8
	CEEMDAN-LSTM	0.006 1	0.018 0	0.004 7	0.013 9	116	38	7	7
	TL-LSTM	0.007 7	0.021 7	0.007 0	0.016 2	114	40	5	5
	TL-LSTM-SIM	0.006 4	0.007 7	0.006 3	0.007 0	111	41	2	4

以上结果表明，TL-LSTM-SIM 在不同条件下对锂离子电池的 RUL 预测中均能取得良好的预测效果。特别在不同类型电池预测中，TL-LSTM-SIM 仍保持较高的预测精度。为进一步证明 TL-LSTM-SIM 对锂离子电池 RUL 预测的可靠性，对 3 组实验分别进行了 100 次循环预测，最终得到如表 6 所示 RUL 预测值 95%置信区间。由表 6 的结果可以看出，各实验组在不同预测起点下 RUL 预测结果的 95%置信区间均处于合理范围，体现了模型在不同预测场景下的稳定性和一致性。

表 6　TL-LSTM-SIM 模型 RUL 预测结果的 95%置信区间

Tab. 6 95% confidence intervals of results predicted by TL-LSTM-SIM model

实验组	预测起点	95%置信区间
1	200	[949,954]
	300	[853,855]
	400	[753,755]
2	200	[280,315]
	300	[180,214]
	400	[86,114]
3	40	[63,81]
	60	[52,58]
	80	[39,46]

4 结论

本文提出 1 种基于迁移学习的 TL-LSTM-SIM 模型，通过构建 SIM 对 LSTM 模型预训练，并将获得的最优 LSTM 预训练模型用于目标域电池的 RUL 预测。针对现有迁移学习仅使用单个源域电池数据进行模型预训练的情况，通过构建 SIM 模块实现了使用多个源域电池数据对 LSTM 模型进行迭代训练，并对来自 3 个开源数据集的电池分别在 20%、30%和 50%这 3 个预测起点进行 RUL 预测。在同其他模型的比较中，TL-LSTM-SIM 模型在对不同类电池的预测中均保持了较高的预测精度，特别是在预测起点为 20%处保持了较为明显的优势。得出的具体结论如下。

(1)本文提出的 TL-LSTM-SIM 模型通过引入 SIM 模块对迁移学习方法进行改造，利用多块源域电池的全寿命容量退化数据对 LSTM 模型迭代预训练以获得最优 LSTM 预训练模型，进一步提升了模型的预测精度。

(2)TL-LSTM-SIM 模型在对源域和目标域电池同种类和不同种类电池的预测中均有着较高的预测精度。类型相同的情况下，RUL 预测值绝对误差小于 2 圈；在对不同类电池的预测中，除 20%预测起点外 R_{ULer} 均小于 10 圈。

(3)TL-LSTM-SIM 模型在不同预测起点下均保持较高的预测精度。特别是在锂离子电池容量早期退化阶段，同其他算法比较有较为明显的优势。

在下一步工作中，将考虑使用多源域迁移获得更多类型电池的老化特征，进一步提升模型的预测精度及在对不同类型电池的预测中保证预测的准确性。

参考文献：

[1] 姚芳, 张楠, 黄凯. 锂离子电池状态估算与寿命预测综述[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 175-183.
Yao Fang, Zhang Nan, Huang Kai. Review of state estimation and life prediction for lithiumion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 175-183. (in Chinese)

[2] 郭永芳, 黄凯, 李志刚. 基于短时搁置端电压压降的快速锂离子电池健康状态预测[J]. 电工技术学报, 2019, 34(19): 3968-3978.
Guo Yongfang, Huang Kai, Li Zhigang. Fast state of health prediction of lithium-ion battery based on terminal voltage drop during rest for short time [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 3968-3978. (in Chinese)

[3] 赵沁峰, 蔡艳平, 王新军. 锂离子电池全生命周期剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 197-204.
Zhao Qinfeng, Cai Yanping, Wang Xinjun. Remaining useful life prediction for full life cycle of lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 197-204. (in Chinese)

[4] Guo Yongfang, Huang Kai, Hu Xiaoya. A state-of-health estimation method of lithium-ion batteries based on multi-feature extracted from constant current charging curve [J]. Journal of Energy Storage, 2021, 36: 102372.

[5] 王萍, 范凌峰, 程泽. 基于健康特征参数的锂离子电池 SOH 和 RUL 联合估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1523-1534.
Wang Ping, Fan Lingfeng, Cheng Ze. A joint state of health and remaining useful life estimation approach for lithium-ion batteries based on health factor parameter [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1523-1534. (in Chinese)

[6] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3693-3704.
Xu Jianing, Ni Yulong, Zhu Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[7] 王萍, 弓清瑞, 张吉昂, 等. 一种基于数据驱动与经验模型组合的锂电池在线健康状态预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(24): 5201-5212.
Wang Ping, Gong Qingrui, Zhang Ji'ang, et al. An online state of health prediction method for lithium batteries based on combination of data-driven and empirical model

[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(24): 5201-5212. (in Chinese)

[8] Zhang Yongzhi, Xiong Rui, He Hongwen, et al. Long short-term memory recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5695-5705.

[9] Hu Xiaosong, Che Yunhong, Lin Xianke, et al. Health prognosis for electric vehicle battery packs: A data-driven approach [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(6): 2622-2632.

[10] Liu Kailong, Shang Yunlong, Ouyang Quan, et al. A data-driven approach with uncertainty quantification for predicting future capacities and remaining useful life of lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(4): 3170-3180.

[11] 史永胜, 施梦琢, 丁恩松, 等. 基于 CEEMDAN–LSTM 组合的锂离子电池寿命预测方法[J]. 工程科学学报, 2021, 43(7): 985-994.
Shi Yongsheng, Shi Mengzhuo, Ding Ensong, et al. Combined prediction method of lithium-ion battery life based on CEEMDAN–LSTM [J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(7): 985-994. (in Chinese)

[12] Pan Dawei, Li Hengfeng, Wang Shaojun. Transfer learning-based hybrid remaining useful life prediction for lithium-ion batteries under different stresses [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3501810.

[13] Ren Lei, Dong Jiabao, Wang Xiaokang, et al. A data-driven auto-CNN-LSTM prediction model for lithium-ion battery remaining useful life [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3478-3487.

[14] Weiss K R, Khoshgoftaar T M, Wang Dingding. A survey of transfer learning [J]. Journal of Big Data, 2021, 3: 1-40.

[15] Severson K A, Attia P M, Jin N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation [J]. Nature Energy, 2019, 4(5): 383-391.

[16] Ge Mingfeng, Liu Yiben, Jiang Xingxing, et al. A review on state of health estimations and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries [J]. Measurement, 2021, 174: 109057.

[17] Xue Zhiwei, Zhang Yong, Cheng Cheng, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries with adaptive unscented Kalman filter and optimized support vector regression [J]. Neurocomputing, 2020, 376: 95-102.

[18] Ma Jian, Shang Pengchao, Zou Xinyu, et al. A hybrid transfer learning scheme for remaining useful life prediction and cycle life test optimization of different formulation Li-ion power batteries [J]. Applied Energy, 2021, 282: 116167.



王子鹏

作者简介：

王子鹏(1997—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：电器可靠性理论及检测技术，储能电池组建模，寿命预测。E-mail：1640248762@qq.com。

黄凯(1980—)，男，中国电源学会会员，通信作者，博士，副教授。研究方向：电器可靠性理论及检测技术，储能电池组健康状态预测与可靠性评估。E-mail：huangkai@ hebut.edu.cn。

孙恺(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：电器可靠性理论及检测技术，储能电池组建模，寿命预测。E-mail：202031404021@stu.hebut.edu.cn。

李森茂(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：电器可靠性理论及检测技术，储能电池组建模，寿命预测。E-mail：202031404026@stu.hebut.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)