DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.7.304 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于U-Net结构的卷积神经网络锂离子电池SOC估算

靳明旭[1,2,3]，陈嘉楠[1,2,3]，陈宇昊[1,2,3]，徐 晗[1,2,3]，范鑫源[4,5]
(1.中国铁道科学研究院集团有限公司机车车辆研究所，北京 100081；2.动车组和机车牵引与控制国家重点实验室，北京 100081；3.北京纵横机电科技有限公司，北京 100089；4.北京交通大学电气工程学院，北京 100044；5.中车工业研究院有限公司，北京 100070)

摘要：荷电状态 SOC(state-of-charge)是电动汽车安全运行和能量管理的关键。传统基于卡尔曼滤波与循环神经网络的SOC估算算法需要一定量的数据来保证估算结果的收敛性，且无法准确估算起始点附近的SOC值。基于此，提出1种使用U-Net结构的卷积神经网络SOC估算方法，该方法可以处理可变长度的输入数据，输出等长的SOC估算结果，同时也能在起始点处准确估算SOC。此外还提出了1种全变分损失函数，在不增加模型复杂度的情况下，仅通过优化损失函数来提高估算的稳定性，并显著降低了最大误差。采用5种恒温条件下的动态驾驶循环数据对该模型进行训练，在恒温和变温条件下的SOC估算结果均具有较高的精度。在恒温条件下，SOC估算的平均绝对误差MAE(mean absolute error)在1.1%以内，均方根误差RMSE(root mean square error)在1.4%以内。在变温条件下，SOC估算的MAE在1.5%以内，RMSE在1.8%以内。

关键词：荷电状态；U-Net结构；卷积神经网络；荷电状态估算

Convolutional Neural Network Based on U-Net Structure for Lithium-ion Battery SOC Estimation

JIN Mingxu[1,2,3], CHEN Jianan[1,2,3], CHEN Yuhao[1,2,3], XU Han[1,2,3], FAN Xinyuan[4,5]
(1. Locomotive & Car Research Institute, China Academy of Railway Sciences Co., Ltd., Beijing 100081, China; 2. State Key Laboratory for Traction and Control System of EMU and Locomotive, Beijing 100081, China; 3. Beijing Zongheng Electro-Mechanical Technology Co., Ltd., Beijing 100089, China; 4. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 5. CRRC Industrial Research Institute Co., Ltd., Beijing 100070, China)

Abstract: The state-of-charge (SOC) is key to the safe operation and energy management of electric vehicles. The traditional SOC estimation algorithm based on Kalman filter and recurrent neural network requires a period of data to ensure the convergence of estimation results and cannot accurately estimate the SOC value near the starting point. A convolutional neural network SOC estimation method using U-Net structure is proposed, which can deal with variable-length input data and output the equal-length SOC estimation results. Meanwhile, it can also accurately estimate SOC at the starting point. In addition, a full-variance loss function is put forward, which can improve the estimation stability only by optimizing the loss function without increasing the model complexity and significantly reduce the maximum error. This model is trained with dynamic driving cycle data under five constant-temperature conditions, and the SOC estimation results are highly accurate under both the constant-temperature and variable-temperature conditions. Under the constant-temperature condition, the mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) of SOC estimation were within 1.1% and 1.4%, respectively. Under the variable-temperature condition, the MAE and RMSE were within 1.5% and 1.8%, respectively.

Keywords: State-of-charge (SOC); U-Net structure; convolutional neural network; SOC estimation

收稿日期：2023-08-18；**修回日期**：2023-10-08，2023-11-06；**录用日期**：2023-12-04；**网络首发日期**：2024-03-27
基金项目：中国铁道科学研究院集团有限公司科研项目(2020YJ202)
This work is supported by Scientific Research Project of China Academy of Railway Sciences Co., Ltd. under the grant 2020 YJ202

随着全球气候变化带来的影响愈发严重，传统燃油车尾气污染问题越来越被重视，在此背景下，新能源汽车产业得到了大力发展。锂离子电池凭借其材料易于获取、寿命周期长、容量大、能量密度高、环境污染小等特点，广泛应用于电动汽车[1]。为了监测电池状态、预测剩余里程和优化能量分配，电动汽车使用电池管理系统 BMS(battery management system)对电池进行监测和安全保护。电池的荷电状态 SOC(state-of-charge)是 BMS 中最重要的参数，准确的 SOC 估算可以提高电池的安全性、防止异常充放电、提高行驶里程，并缓解里程焦虑[2]。但是，SOC 无法直接测量且具有很强的非线性[3]，只能通过电池的电流和电压间接估算电池的 SOC，因此准确的 SOC 估算是 BMS 的核心要求[4]。多年来，众多学者对电池 SOC 的估算方法进行了研究，许多成果得到了一致认可。总的来说，这些方法可以分为 4 类：安时积分法、开路电压法、基于模型的估算方法、数据驱动法。其中数据驱动法将电池系统看作 1 个黑箱模型，不考虑电池的内部机制，而是依靠输入和输出的映射关系，建立预测模型，典型的数据驱动法有神经网络[5]、随机森林[6]和支持向量机[7]等。这类方法的优点是不需要考虑电池内部的电化学反应机理，而缺点在于估算结果严重依赖于训练数据，很难外推。

随着人工神经网络 NN(neural networks)的发展，深度学习在电池领域得到了应用[8-9]。与传统机器学习方法相比，深度学习可以提取更多的隐藏特征，从而提高模型的准确性。Dong 等[10]利用 BP(back propagation)神经网络基于电池的电压、电流和温度预测 SOC，但他们只验证了恒流充电情况下的准确性；Xu 等[11]采用随机模糊神经网络 SFNN(stochastic fuzzy neural network)代替对噪声输入有滤波作用的传统神经网络对电池进行非线性动态建模，与基于模型的估算方法相比，神经网络的缺点是输出不稳定，波动性很大。为了解决这一问题，一些学者将神经网络与其他传统方法相结合。Zhang 等[12]在 BP 神经网络之后引入了粒子滤波过程，提高了输出结果的稳定性；Charkhgard 等[13]将神经网络与卡尔曼滤波相结合，提高了估算精度。尽管神经网络，特别是递归神经网络 RNN(recurrent neural networks)在 SOC 估算方面具有显著优势，但它们也存在 1 个严重的缺点，即需要长时间的历史数据序列才能有稳定的输出[14-15]，在数据序列的开始阶段，无法准确估算 SOC，且存在类似收敛的过程[16]。在数据分析过程中，通常需要估算整个时间段内所有点的 SOC。在使用 RNN 时，起始阶段的输出不稳定，因此需要丢弃起始阶段的 SOC 估算结果。如果没有准确的 SOC 初值，RNN 需要一段时间的数据来让估算结果收敛，使输出值达到精度要求需要的数据长度取决于网络的拓扑结构，从几十秒到几百秒不等，这会影响对电池启动阶段状态的分析。同时，这些网络中有全连接层，使得输入数据的长度只能是固定值，并且估算过程中使用的数据长度必须与训练过程中所使用的数据长度相同。如果估算数据比训练数据长，则需要裁剪数据，反之，则无法使用训练好的模型估算 SOC。

为了解决上述问题，本文提出了 1 种基于纯卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)的 SOC 估算方法。该方法的输出 SOC 长度与输入数据长度相同，无循环神经网络的收敛过程，能够同时对每个点进行 SOC 估算，输出结果在所有点(包括起始点)都保持高精度。此外，该方法仅使用卷积神经网络结构，大大加快了模型推理速度，可以实现训练和估算过程的可变长度的输入和输出。为了提高 SOC 估算精度并降低波动性，本文在网络的训练过程中添加了全变分损失函数作为惩罚因子，在不增加模型复杂度的情况下，提高网络输出的稳定性。

1　基于 CNN 的 SOC 估算网络

1.1　使用 CNN 估算 SOC 的动机

基于神经网络的 SOC 估算方法通常使用电池的电流、电压和温度作为神经网络的输入，SOC 作为网络的输出。为了获得准确的估算结果，神经

网络对输入数据的长度有一定的要求。如果数据长度不足，则会导致估算结果的稳定性下降。这种SOC 估算方法可以描述为

$$\hat{y}_{k+m}=f(\boldsymbol{x}_{k+1},\boldsymbol{x}_{k+2},\cdots,\boldsymbol{x}_{k+m}) \tag{1}$$

式中：$\hat{y}_{k+m}$ 为 $k+m$ 时刻的 SOC 估算结果；$\boldsymbol{x}_k=[I_k\ \ V_k\ \ T_k]$ 为输入数据，包括电流、电压和温度；m 为神经网络所需输入数据的长度，与网络设计有关。如果 m 较小，则输出稳定性较低，如果 m 较大，则输出的长度较短，因此，不能准确估算起始点附近的 SOC。

为了估算整个时间段内所有点的 SOC，提出从数据段到数据段的 SOC 估算方法，该方法以整个电池数据作为输入，估算整个时间段内各点的 SOC，计算公式为

$$[\hat{y}_{k+1},\hat{y}_{k+2},\cdots,\hat{y}_{k+m}]=f(\boldsymbol{x}_{k+1},\boldsymbol{x}_{k+2},\cdots,\boldsymbol{x}_{k+m}) \tag{2}$$

本文仅使用卷积结构构建神经网络用于状态估算，并一次估算包括起始点在内的每个输入点的 SOC。所提方法与传统方法的对比如图 1 所示，2 种方法的原始数据长度相同，但由于结构差异，段到点的方法无法估算起始点附近的SOC，即图1 (a) 中的虚线部分。

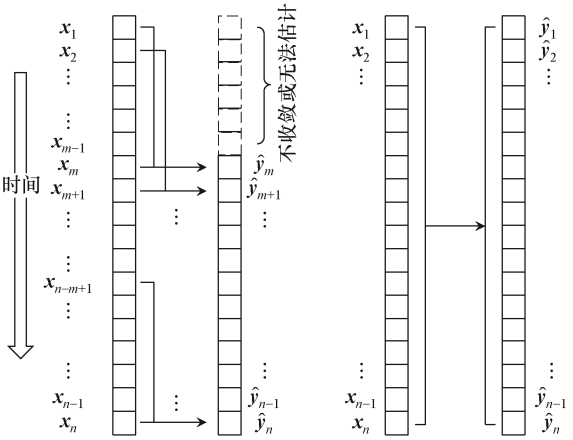


图 1　2 种不同的 SOC 估计方法

Fig. 1 Two different SOC estimation methods

1.2 U-Net 网络结构

本文设计了使用 U-Net 结构的卷积神经网络用于锂离子电池 SOC 估算。U-Net 结构源于“全卷积网络”[17]，该网络结构诞生于计算机视觉领域，主要针对生物医学图像的分割任务。传统的图像识别任务只能对图像进行整体分类，而 U-Net 可以对图像中的每个像素点进行分类预测，从而实现准确的语义分割。卷积层是 CNN 的核心组成，它是大多数计算发生的地方，一维卷积可以描述为

$$F_a=(I*K)_a=\sum_b K_b I_{a-b} \tag{3}$$

式中：F 为特征映射，是卷积运算的输出；a 为特征映射的索引；I 为输入数据；K 为卷积核；b 为内核的索引。

U-Net 结构被广泛应用于语义分割问题，其输入是二维图像，输出本质上是对每个像素点执行分类任务。参考这一思想，本文设计了用于电池 SOC 估算的 U-Net 网络，其中输入数据为一维电池测量数据，输出则变为回归任务，即 SOC 估算。本文还对所提出的估算方法进行了一系列改进，以提高估算结果的连续性和稳定性。SOC 估算网络的结构如图 2 所示，左侧是输入数据，包含一段时间内电流、电压和温度测量数据，同一种类型的数据称为通道，使用电压、电流、温度 3 种数据，即输入通道数为 3；右侧为输出数据，为一段时间的 SOC 估算结果，输出数据是一维的，且只有 1 个通道。图中实线圆圈为卷积层和池化层组成的下采样模块，在下采样过程中，时间信息减少，特征信息增加。每次下采样后，网络的感知域扩大，可以提取更多的特征。这种多层卷积结构可以从局部到全局在多个时间尺度上提取信息。虚线圆圈为上采样模块，包含卷积层、池化层和上采样层。在上采样过

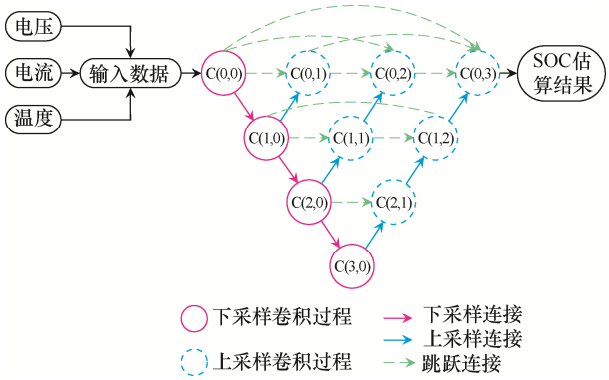


图 2　使用 U-Net 结构的 SOC 估算网络

Fig. 2 SOC estimation network with U-Net architecture

程中，特征信息逐渐恢复为时间信息，直到与输入数据大小相同。网络中同一行的模块具有相同的输出大小，越靠近底部的模块尺寸越小，但其能获取的信息越深。虚线箭头表示跳跃连接，可以用于连接相同大小的模块，以便更好地提取特征。

本文构建的 U-Net 网络细节见表 1。表中第 1 列为具有右侧结构的节点名，同一行的节点具有相同的结构，因此被放在一起。第二列以[Conv(5,128) BatchNormalization(128)]×3 为例进行说明，其中 Conv(5,128)表示 1 个核大小为 5、层数为 128 的卷积层，BatchNormalization(128)表示输入和输出大小为 128 的批量归一化层，乘以 3 表示重复此卷积归一化过程 3 次。

表 1　U-Net 的实现细节

Tab. 1 Implementation details of U-Net

节点	结构
C(0,0) C(0,1) C(0,2) C(0,3)	[Conv(5,128) BatchNormalization(128)]×3
C(1,0) C(1,1) C(1,2)	[Conv(5,256) BatchNormalization(256)]×3
C(2,0) C(2,1)	[Conv(5,384) BatchNormalization(384)]×3
C(3,0)	[Conv(5,512) BatchNormalization(512)]×3

1.3 使用 CNN 估算 SOC 的优点

全连接 FC(fully connected)网络是最基本的且应用最广泛的神经网络，网络中上层的每个节点都与下层的所有节点相连[18]。许多问题可以使用 FC 层得到解决，如经典的手写数字识别问题。许多 SOC 估算网络结构都包含 FC 层，但 FC 层的缺点是在网络构建阶段输入和输出的维度是确定的。训练过程结束后，整个网络的输入和输出维数也是固定的，影响了泛化能力。CNN 的优点是输入和输出维度是可变的，CNN 的每个卷积层有 2 个参数：权重和偏置，参数数量仅与卷积核的数量相关。这个特性使得 CNN 能处理可变长度的数据。然而在神经网络体系结构中，只要存在 1 个 FC 层，网络的输入输出维度就必须是固定的。Shelhamer 等[19]在 2014 年首次提出了 1 种仅由卷积层组成的神经网络，称为全卷积神经网络 FCN(fully convolutional neural network)。

本文提出的 SOC 估算方法借鉴了 FCN 的核心思想，仅使用卷积结构构建神经网络，从而能够处理变长度的电池测量数据。该方法包含卷积层、池化层、归一化层和上采样层，这 4 种层都能够处理任意维度的输入和输出。U-Net 的对称结构使得输入和输出具有相同的长度，该特性允许所搭建的神经网络能同时估算所有数据点的 SOC，而不需要逐点递归或收敛过程。与 FC 相比，CNN 的另一个优点是计算速度快。FC 层中每个节点都与下一层的所有节点相连，其中包含大量的可训练参数，相反，CNN 中只有卷积核有可训练的参数。当输入数据的维数较大时，这种参数数量上的差异更为明显。此外，同时对所有数据点进行运算提高了计算速度，降低了计算成本。

2　实验步骤

2.1 数据集

本文使用 1 个公开的锂电池测试数据集[20]验证所提方法。该数据集使用了全新的 2.9 A·h 松下 18650PF 电池，该电池的标称电压为 3.6 V，正极(阴极)使用锂镍锰钴氧化物材料，负极(阳极)使用碳材料。倍率(C)为电池充放电电流和额定容量的比值，在实验中常用来表示充放电电流的大小，该数据集的最大电流约为 6C，收集的数据包括−20 ℃~25 ℃的 5 种不同温度下的实验结果。对于每组测试，电池单元都先充满电，然后按照相应的工况充放电。该数据集包含 4 个标准驾驶循环，分别是：UDDS、HWFET、LA92 和 US06。数据集中还包括 5 个手动创建的驾驶循环，它们是 4 个标准驾驶循环的随机组合。数据集包含电池的电流、电压、温度和电池的安时数，所有采样频率均为 10 Hz。在每种温度下的每次驾驶循环前，电池均在室温下恒流恒压充至满电，因此，假设每次实验前的电池 SOC 均为 100%。

SOC 是通过电池额定容量和安时数计算出来的，本文使用 25 ℃下的额定容量来计算不同温度下的 SOC，确保在不同温度下，电池在不充电或放

电时具有完全相同的 SOC。图 3 为 25 ℃下的 1 段驾驶工况数据，可以看出在这种工况下电池的 SOC 具有很强的非线性。

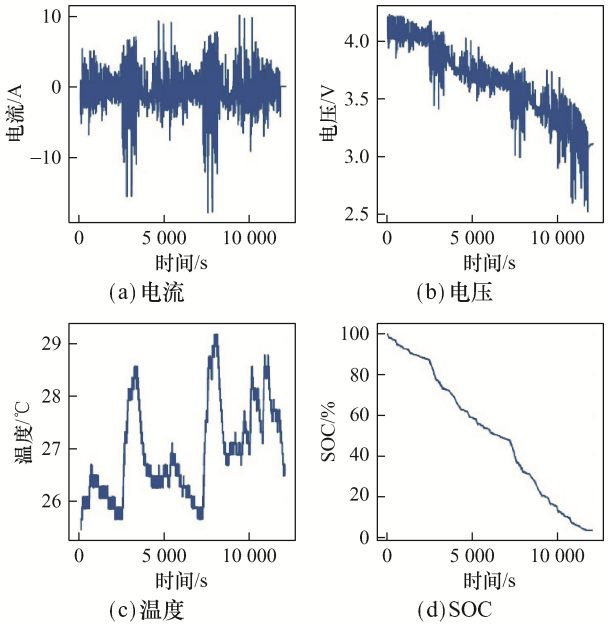


图 3 25 ℃下的 1 段驾驶工况数据

Fig. 3 Part of data under driving conditions at 25 ℃

为了提高模型训练效率和模型精度，对输入数据进行了标准化处理，即

$$x_{\text{std}} = \frac{x-u}{\sigma} \tag{4}$$

式中：x_{std} 为标准化数据；x 为原始数据；u 为平均值；σ 为标准差。设输入数据的均值 $u=0$，标准差 $\sigma=1$，将标准化过程应用于数据集中的所有数据。由于网络的输出是 SOC 估算结果，已经在[0, 1]区间内，因此只需对输入数据进行标准化。

2.2 全变分损失函数

为了充分利用 SOC 在时间尺度上的连续性，且不增加模型复杂度，本文在神经网络的训练过程中增加了全变分损失函数作为额外的罚函数，对于一维离散信号 y_i，惩罚函数可定义为

$$V(y) = \frac{\sum_i |y_{i+1} - y_i|}{i} \tag{5}$$

神经网络一般采用均方根误差 RMSE(root mean square error)或平均绝对误差 MAE(mean absolute error)作为损失函数，本文使用 MAE，通过将上述惩罚函数增加至神经网络训练的损失函数中，可以增加估算结果的连续性。当相邻 2 个数据点之间的差异较大时，惩罚函数会令损失函数变大，进而迫使神经网络向着提高估算结果连续性的方向演变。加上惩罚项后的总损失函数可表示为

$$l_{\text{oss}} = l_{\text{oss,MAE}} + \lambda l_{\text{oss,TV}} \tag{6}$$

式中：l_{oss} 为训练过程中的总损失函数；$l_{\text{oss,MAE}}$ 为 MAE 损失；$l_{\text{oss,TV}}$ 为总变分损失；λ 为正则化权重，决定了总变分项的比例。当 λ 趋于 0 时，平滑效果较差，模型的输出波动较大；当 λ 趋于无穷时，总变分项的比重变大，输出结果更加平滑，甚至输出恒定值。

图 4 为 3 个不同权重因子下的模型验证结果。可以看出，当 $\lambda=0$，即没有惩罚项时，估算结果接近真实值，但存在明显的波动，最大误差较大；当 $\lambda=50$ 时，估算结果接近真实值且波动被抑制，最大误差显著减小；当 $\lambda=500$ 时，估算结果更平滑但偏差较大。在之后的实验中，选取 $\lambda=50$ 来平衡平滑效果和估算精度。

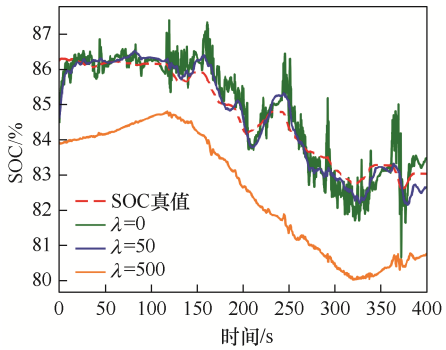


图 4 不同权重因子下的模型验证结果

Fig. 4 Model validation results with different weighting factors

2.3 超参数与训练

超参数对网络精度影响很大，卷积层数、卷积核大小等超参数都会影响 SOC 估算结果，常用的超参数优化方法有网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化等。使用网格搜索对超参数优化会耗费大量时间，使训练成本变高，为在合理的时间内实现超参数优化，本文使用贝叶斯优化算法。贝叶斯优化的主要思想是建立目标函数的概率模型，通过不断添

加样本点来更新目标函数的后验分布。本文选择的最优超参数见表 2。

表 2　最优超参数选择

Tab. 2 Selection of optimal hyperparameters

超参数	取值
卷积核大小(Kernel size)	5
U-Net 深度(U-Net depth)	3
收缩比例(Shrink ratio)	5
激活函数(activation function)	ReLU
λ	50
初始学习率(Initial learning rate)	1E-3

均方误差 MSE(mean squared error)是神经网络中常用的模型误差指标。MSE 的变化可以表示模型是否收敛、是否过拟合。图 5 为训练过程中训练集 MSE 和验证集 MSE 的变化，可以看出，MSE 在训练开始时迅速下降，随后下降速度变缓。通过对 y 轴取对数可以得出，训练误差和验证误差在 80 次训练后的变化很小，因此在 100 次时停止训练。模型的决定系数 R^2 为 0.997，证明模型具有很高的精度。

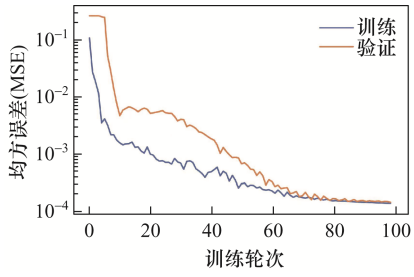


图 5　训练集 MSE 和验证集 MSE

Fig. 5 MSE of training and validation sets

3　实验结果

3.1　恒温条件下的估算结果

本文使用除 US06 驾驶循环之外的 5 种环境温度下的实验数据来训练 SOC 估算网络，模型的训练时间约为 20 min。训练结束后，使用 US06 驾驶循环作为验证数据验证 SOC 估算结果。

本文方法既可用于实时 SOC 估算，也可用于离线 SOC 估算。在实时估算的情况下，该方法的计算复杂度与其他基于神经网络的方法没有显著差异。在离线估算的情况下，所有的数据都可以通过 1 次计算估算出来，计算复杂度较低。离线 SOC 估算过程是将整个时间序列的电池数据输入到模型中，并一次估算所有数据点的 SOC，而不需要 RNN 网络的循环估算过程，从而减少了耗时。由于本实验中所有的电池数据都是离线获取的，因此本文采用了计算速度更快的离线方法。图 6 和图 7 分别为在 25 ℃和 0 ℃环境温度下，US06 驾驶循环工况下的 SOC 估算结果和误差。25 ℃下的 MAE 为 1.1%，RMSE 为 1.4%，最大误差为 7.4%。0 ℃下的 MAE 为 0.9%，RMSE 为 1.1%，最大误差为 3.4%。2 种不同温度条件下的估算结果均具有较高的精度，验证了该方法在恒温条件下的有效性。全变分损失函数惩罚项提高了模型的稳定性，与没有惩罚项的模型相比，最大误差得到了大幅减小。

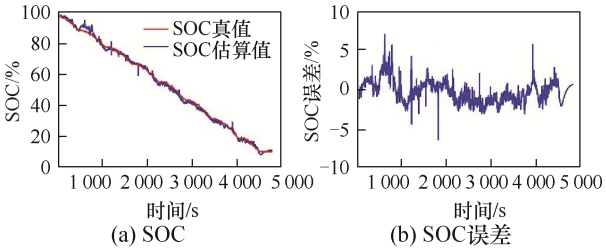


图 6　恒温条件下的 SOC 估算结果(25 ℃)

Fig. 6 SOC estimation result at constant temperature (25 ℃)

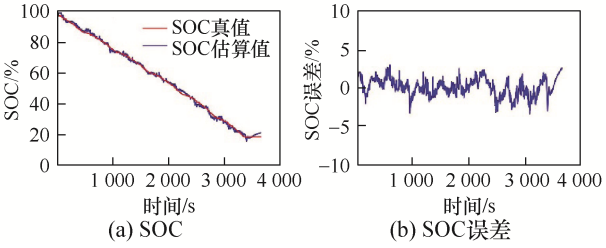


图 7　恒温条件下的 SOC 估算结果(0 ℃)

Fig. 7 SOC estimation result at constant temperature (0 ℃)

3.2　变温条件下的估算结果

在训练过程中引入变温数据可以使模型获得泛化能力。本文从数据集中选择了 1 组变温实验数据，其中环境温度从 10 ℃逐渐升高至 25 ℃。变温下的 SOC 估算结果如图 8 所示。在整个放电过程中，放电腔内温度从 10 ℃逐渐升高至 23 ℃，

电池温度从 10 ℃逐渐升高至最高 25 ℃。SOC 估算的 MAE 为 1.0%，RMSE 为 1.3%，最大误差为 4.2%。图 9 为另一组变温数据下的 SOC 估算结果，实验中环境温度从−20 ℃逐渐升高至 10 ℃。在此过程中，MAE 为 1.2%，RMSE 为 1.5%，最大误差为 5.0%。随着温度的升高，有很多温度点数据在训练时无法获得，在变温条件下，SOC 估算结果仍然具有较高的精度，证明了该模型具有泛化能力。

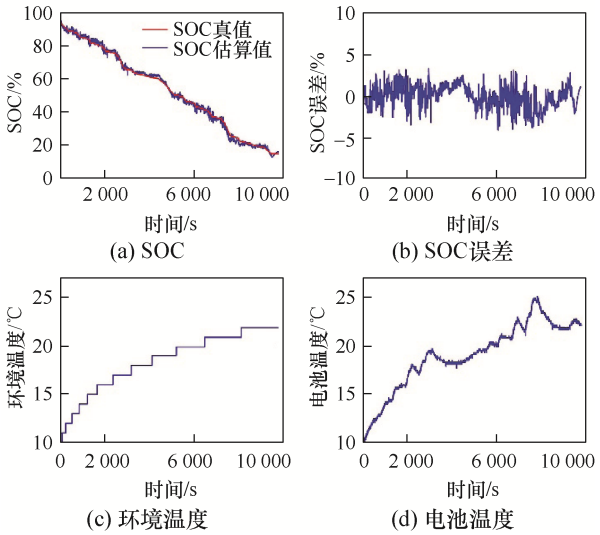


图 8 变温条件下的 SOC 估算结果(10~25 ℃)

Fig. 8 SOC estimation result at variable temperature (10–25 ℃)

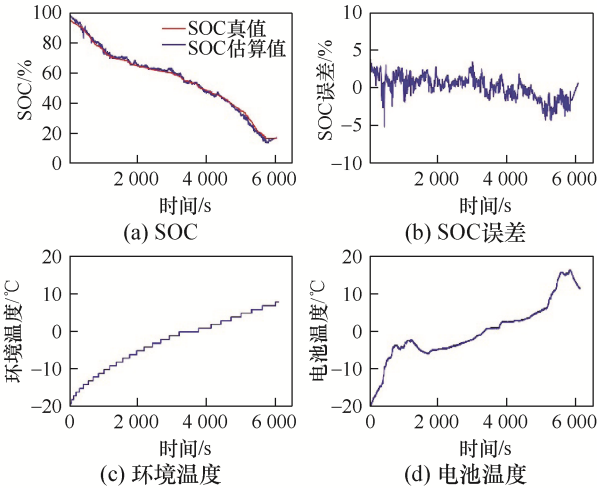


图 9 变温条件下的 SOC 估算结果(−20~10 ℃)

Fig. 9 SOC estimation result at variable temperature (−20–10 ℃)

3.3 温度对 SOC 估算的影响

在本文提出的模型中，电池的电流、电压和温度数据作为输入，但在实际的电动汽车中，温度传感器很少，大多数电池没有准确的温度数据。因此，本文构建了 1 个仅以电流和电压为输入的模型，并使用 5 种不同环境温度下的实验数据对模型进行了训练，其中输入数据只有 2 个维度，即归一化电流和电压。2 种模型在变温条件下的 SOC 估算结果见表 3，可以看出，无论是否引入温度作为输入，所提出的模型都具有很高的估算精度。当忽略温度影响时，估算精度降低，但仍在可接受的范围内，证明了该方法对不同数据的适应性。本文所提方法作为 1 种数据驱动算法，泛用性也受到训练数据的影响。模型在训练数据涵盖的场景下能保持较高精度，但外插性能较差，对于超出训练数据的场景，例如温度高于 25 ℃或低于−20 ℃时无法保证估算精度。

表 3 8 种不同环境温度下的估计结果

Tab. 3 Estimation results at eight different ambient temperatures

工况	起始温度/℃	结束温度/℃	MAE/RMSE/%(考虑温度)	MAE/RMSE/%(忽略温度)
工况 1	10	23	1.2/1.5	1.4/1.8
工况 2	10	22	1.0/1.3	1.2/1.6
工况 3	10	22	1.5/1.8	1.1/1.4
工况 4	10	22	1.2/1.6	1.3/1.7
工况 1	−20	11	1.1/1.4	1.4/2.0
工况 2	−20	10	1.2/1.5	1.6/2.1
工况 3	−20	8	1.2/1.5	1.5/2.2
工况 4	−20	11	1.3/1.6	1.5/1.8

4 结语

本文提出了 1 种基于 CNN 的 SOC 估算神经网络。该模型具有 U-Net 结构，仅由卷积结构组成，能够处理任意长度的电池数据并实现高精度 SOC 估算。设计仅使用卷积层的 SOC 估算神经网络，能处理可变长度的输入和输出数据。即使输入数据比训练数据短，仍然可以给出准确的估算结果，具有较强的适用性。在训练过程中引入了全变分损失函数惩罚项，在不改变模型结构的情况下，只通过优化损失函数，极大地提高了输出结果的平滑性，

降低了最大误差。使用 5 个恒定温度下的动态循环工况数据进行模型训练，训练完成的模型在变温实验中依然保持高精度的 SOC 估算结果，证明此方法在变温条件下也具有较高的泛化性。通过动态工况数据验证了所提方法的精度，恒温条件下 SOC 估算的 RMSE 为 1.4%，变温条件下 SOC 估算的 RMSE 为 1.8%。

参考文献：

[1] 林加顺, 周娟, 吴乃豪, 等. 一种高精度磷酸铁锂电池 OCV-SOC 曲线获取方法[J/OL]. 电源学报, 2023: 1-13. (2023-05-17)[2023-08-01]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20230517.1045.002.
Lin Jiashun, Zhou Juan, Wu Naihao, et al. A high precision OCV-SOC curve acquisition method for $LiFeO_4$ battery [J/OL]. Journal of Power Supply, 2023: 1-13. (2023-05-17)[2023-08-01]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20230517.1045.002. (in Chinese)

[2] 傅军栋, 陈浩杰, 孙翔, 等. 基于 EKF-Markov 的 UPS 荷电状态预测与健康管理系统[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 225-233.
Fu Jundong, Chen Haojie, Sun Xiang, et al. SOC prediction and health management system of UPS based on EKF-Markov [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 225-233. (in Chinese)

[3] 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)

[4] Kim M J, Chae S H, Moon Y K. Adaptive battery state-of-charge estimation method for electric vehicle battery management system [C]// 2020 International SoC Design Conference (ISOCC). Yeosu, Korea, 2021: 288-289.

[5] 王雪, 游国栋, 房成信, 等. 基于 IMOCS-BP 神经网络的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电源学报, 2024, 22(1): 94-100.
Wang Xue, You Guodong, Fang Chengxin, et al. SOH estimation of lithium-ion battery based on IMOCS-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(1): 94-100. (in Chinese)

[6] Li Chuanjiang, Chen Zewang, Cui Jiang, et al. The lithium-ion battery state-of-charge estimation using random forest regression [C]// 2014 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2014 Hunan). Zhangjiajie, China, 2014: 336-339.

[7] Song Yuchen, Liu Datong, Liao Haitao, et al. A hybrid statistical data-driven method for on-line joint state estimation of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2020, 261: 114408.

[8] How D N T, Hannan M A, Lipu M S H, et al. State-of-charge estimation of Li-ion battery in electric vehicles: A deep neural network approach [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5565-5574.

[9] 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)

[10] Dong Chao, Wang Guanlan. Estimation of power battery SOC based on improved BP neural network [C]// 2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Tianjin, China, 2014: 2022-2027.

[11] Xu Long, Wang Junping, Chen Quanshi. Kalman filtering state of charge estimation for battery management system based on a stochastic fuzzy neural network battery model [J]. Energy Conversion and Management, 2012, 53(1): 33-39.

[12] Zhang Chuanwei, Chen Shangrui, Gao Huaibin, et al. State of charge estimation of power battery using improved back propagation neural network [J]. Batteries, 2018, 4(4): 69.

[13] 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.

[14] Chen Xiaopeng, Shen Weixiang, Dai Mingxiang, et al. Robust adaptive sliding-mode observer using RBF neural

network for lithium-ion battery state of charge estimation in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(4): 1936-1947.

[15] Wang Zhihuo, Fotouhi A, Auger D J. State of charge estimation in lithium-sulfur cells using LSTM recurrent neural networks [C]// 2020 European Control Conference (ECC). St. Petersburg, Russia, 2020: 1079-1085.

[16] Yang Fangfang, Song Xiangbao, Xu Fan, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries via long short-term memory network [J]. IEEE Access, 2019, 7: 53792-53799.

[17] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241.

[18] Sainath T N, Vinyals O, Senior A, et al. Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks [C]// 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). South Brisbane, Queensland, Australia, 2015: 4580-4584.

[19] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]// IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2016: 640-651.

[20] Kollmeyer P. Panasonic 18650PF Li-ion battery data [EB/OL]. (2018-06-21)[2023-08-01]. https://data.mendeley.com/datasets/wykht8y7tg/1.



靳明旭

作者简介：

靳明旭(1973—)，男，本科，副研究员。研究方向：轨道交通牵引及制动系统。E-mail：jinmingxu@zemt.cn。

陈嘉楠(1992—)，男，硕士，助理研究员。研究方向：轨道车辆牵引电传动系统。E-mail：chenjianan@zemt.cn。

陈宇昊(1993—)，男，硕士，助理研究员。研究方向：轨道车辆牵引电传动系统。E-mail：chenyuhao@zemt.cn。

徐晗(1982—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：轨道车辆牵引电传动系统。E-mail：xuhan@zemt.cn。

范鑫源(1996—)，男，通信作者，博士，讲师。研究方向：电池组仿真建模。E-mail：18117004@bjtu.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)