第 52 卷 第 6 期：2803-2820 高电压技术 Vol.52, No.6: 2803-2820
2026 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251153

基于多参量数据融合决策的锂离子电池容量拐点预测

朱永乐[1]，蒋　凌[1]，华　亮[1]，顾菊平[1,2]，张新松[1]，顾承红[3]
（1. 南通大学电气与自动化学院，南通 226019；2. 苏州科技大学电子与信息工程学院，苏州 215009；
3. 巴斯大学电子电气工程系，巴斯 BA27AY）

摘　要：容量拐点是锂离子电池性能劣化的关键转折，是评估电化学储能系统安全性的重要依据之一。现有拐点预测方法对多源监测数据的融合不够充分、导致模型预测精度低、泛化能力弱以及场景适应性弱等一系列问题，为此，提出了一种基于多参量数据融合决策的锂离子电池容量拐点预测方法。首先，结合 Bacon-Watts 方法与滑动窗口法判定容量拐点，并分析电流、电压及温度参量的时序退化特征与拐点关联性；其次，构建 Transformer-AGCN-MoE 预测模型，通过 Transformer 模块提取多参量时序特征，并基于注意力增强的图卷积网络挖掘跨参量非线性关联，融合多参量特征，再利用混合专家系统实现电池容量拐点预测结果的动态决策优化；最后，采用麻省理工、西安交通大学等多组电池公开数据集验证模型的预测性能。实验结果表明：所提方法仅使用 4 组连续周期数据，拐点预测结果的决定系数即达到 0.98 以上，均方根误差小于 27 周期，预测精度较高，且具备良好的适用性与可解释性。

关键词：锂离子电池；多参量数据；特征融合；动态决策；拐点预测

Prediction of Lithium-ion Battery Capacity Knee Point Based on Multi-parameter Data Fusion and Decision-making

ZHU Yongle[1], JIANG Ling[1], HUA Liang[1], GU Juping[1,2], ZHANG Xinsong[1], GU Chenghong[3]
(1. School of Electrical Engineering and Automation, Nantong University, Nantong 226019, China; 2. School of Electronic & Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China; 3. Department of Electronic & Electrical Engineering, University of Bath, Bath BA27AY, UK)

Abstract: The capacity knee point represents a critical transition in the performance degradation of lithium-ion batteries and serves as a crucial indicator for assessing the safety of electrochemical energy storage systems. To address the issues of inadequate multi-source monitoring data fusion in existing knee point prediction methods, which result in low prediction accuracy, poor generalization capability, and limited application scenarios, this study proposes a lithium-ion battery capacity knee point prediction method based on multi-parameter data fusion decision-making. Firstly, the knee point is identified by integrating the Bacon-Watts method with a sliding window approach, and the correlation between the temporal degradation characteristics of current, voltage, and temperature parameters with the knee point is analyzed. Secondly, a Transformer-AGCN-MoE prediction model is constructed. The Transformer module extracts temporal features from multiple parameters, and an attention-enhanced graph convolutional network (AGCN) mines nonlinear correlations across different parameters and fuses the multi-parameter features. Then, a mixture of experts (MoE) system dynamically optimizes the decision-making for knee point prediction. Finally, the model's prediction performance is validated using multiple public battery datasets, including those from Massachusetts Institute of Technology(MIT) and Xi'an Jiaotong University. The experimental results demonstrate that, by using only four consecutive cycles of data, the proposed method achieves a coefficient of determination (R^2) exceeding 0.98 and a root mean square error (RMSE) of less than 27 cycles for knee-point prediction, indicating high prediction accuracy along with good applicability and interpretability.

Key words: lithium-ion battery; multi-parameter data; feature fusion; dynamic decision-making; knee point prediction

---

基金资助项目：国家自然科学基金(52377117；62473216；52377104)；江苏省高等学校自然科学研究重大项目(22KJA470006；23KJA120002)；江苏省科技成果转化专项资金项目(BA2022026)；江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX24_3574)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52377117, 62473216, 52377104), Important Natural Science Foundation of Jiangsu Higher Education Institutions (22KJA470006, 23KJA120002), Jiangsu Province Scientific and Technological Achievements Transformation Project of China (BA2022026), Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (KYCX24_3574).

0 引言

随着“双碳”战略目标持续推进，以电化学储能为代表的新型储能技术，在新型电力系统中的应用发展迅速[1-4]。其中，锂离子电池凭借能量密度高、转化速率快等优势，已成为电化学储能系统的主流储能单元[5]。然而，在充放电循环使用过程中，锂离子电池会呈现不可逆的容量衰减现象，且安全风险不断提升，当风险参数超过临界阈值时，极易引发热失控现象，造成锂离子电池自燃或爆炸等严重安全事故[6-8]。为保证储能系统长期安全稳定运行，大量学者围绕电池健康态势感知开展研究。其中，容量拐点作为量化电池老化演变的决定性指标，通过揭示容量衰减速率突变的临界状态，为电池非线性衰减机制提供了关键判据。因此，容量拐点的准确预测对提升储能系统运行安全性、优化全生命周期经济性指标及提高能源利用效率具有重要意义[9]。

锂离子电池在服役过程中容量呈现显著的双阶段衰减特性[10]。初始阶段表现为准线性的容量缓慢衰减，且衰减速率较低。当循环周期达到临界阈值，即容量拐点后，电池便进入快速衰退阶段。此阶段容量呈现速率递增的非线性加速衰退，直至达到寿命终止标准。容量急剧减小代表着锂电池内部固体电解质界面膜增厚、锂枝晶生长等不可逆反应的持续累计[11]。对比健康状态、剩余使用寿命等静态阈值指标，拐点能更加直接展现电池性能劣化的转折，动态量化容量突变的触发条件，为优化储能系统维护策略、预判性能断崖提供前瞻性指导[12-14]。

目前，锂离子电池容量拐点的相关研究主要围绕拐点判定与预测两方面展开。IEEE 标准将容量拐点定义为：在电池寿命的大多数时间里，容量缓慢下降，但在拐点后出现快速下降[15]。依据该定义产生了多种拐点判定方式，文献[16]将容量曲线的最大曲率点确定为拐点，文献[17]选取容量曲线中曲率最大值和最小值对应点分别绘制切线，2 组切线交点对应循环数即为拐点。上述两种方法均需通过曲率计算确定拐点位置，而数据噪声会显著干扰拐点判定过程。为规避噪声干扰，文献[18]对电池容量曲线起始区域和终止区域衰退轨迹进行线性拟合，夹角的平分线与容量曲线的交点即为拐点。在此基础上，文献[19]提出了 Bacon-Watts 法，通过两段线性函数来分别拟合电池容量变化曲线中的起始区域和终止区域，两直线的交点即为拐点。经多组实验证明该方法抗噪能力更强，目前应用最为广泛。

现有锂离子电池容量拐点预测研究通常采用数据驱动方法，其中依据特征提取方式可细分为人工提取特征和自动提取特征方法。现有人工提取特征方法中，文献[20]将电池单个循环周期的初始容量、内阻、微分容量最小值和充电时间等信息提取为人工特征，通过卷积神经网络来实现拐点预测，预测平均绝对百分比误差达到 15.01%。但单一充放电周期包含信息有限，为此文献[21]提取电池前 20 个循环周期的内阻、增量容量曲线峰值及对应位置作为人工特征，并提出了基于堆叠式长短时间记忆神经网络的拐点预测方法，改善了预测精度。在此基础上，文献[22]分析了电池弛豫现象，并提取电压弛豫信息为人工特征，实现了电池容量拐点与剩余使用寿命的联合预测。上述方法通过分析电池充放电过程，依据人工经验提取关键信息，实现了电池容量拐点的有效预测。但人工特征的完备性受限于专家先验知识，导致模型泛化能力不足，一定程度上阻碍了方法的工程应用。

为此，部分学者提出基于深度神经网络的自动特征提取方法，通过构建端到端的自主学习机制提取高质量特征，揭示电池容量拐点与监测数据间的非线性映射关系。其中，文献[23]提出基于卷积神经网络的电池容量拐点预测方法，以 3 个循环周期的充放电时序数据作为输入，通过卷积核自动提取特征实现了电池容量拐点预测，但模型有效预测范围仅局限与拐点前 100 个周期内。在此基础上，史永胜等人将构建基于长短时记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络的拐点合预测模型，并将模型输入数据拓展至前 80 个循环周期，实现了电池全生命周期的容量拐点预测，并改善了预测精度[24]。此外，文献[25]从电池容量退化特性入手，采用 LSTM 神经网络提取电池前 100 个循环周期的容量下降梯度曲线和增量容量曲线特征，保证了容量拐点预测的可靠性和准确性，但模型数据需求量进一步增加。综上所述，高质量特征能够有效提升容量拐点的预测精度及置信度，但现有方法依然存在监测数据需求量较大、特征融合不充分导致预测的精度低，泛化能力弱等问题，实际复杂应用场景中的模型预测精度与稳定性有待进一步提升。

针对上述问题，本文提出了一种基于多参量数据融合决策的锂离子电池容量拐点预测方法。首先，构建基于 Transformer 的时序特征提取模块，通过自

注意力机制分别提取电池参量长时序特征，解决长时序监测数据特征提取难题；其次，采用注意力增强的图卷积网络(attention-enhanced graph convolutional network, AGCN)将电池的不同特征参量作为图节点，挖掘参量之间隐含的、动态的交叉关联，实现多参量数据特征融合；再次，构建基于混合专家系统(mixture of experts, MoE)的动态决策模块，动态调整融合特征权重，判别电池在不同老化阶段的性能衰退主导机制，实现自适应决策；最后，通过多组公开电池数据集进行实验验证。实验和分析结果表明，与现有方法对比，本文提出电池容量拐点预测方法预测精度更高，且具备良好的适用性与可解释性。

1　电池多参量数据分析与数据集构建

1.1　锂离子电池容量曲线拐点判定

容量曲线的拐点代表锂离子电池容量由缓慢衰退阶段切换至快速衰退阶段，是表征电池老化过程的重要指标。实际使用场景中，充放电条件、种类规格和运行环境等因素均会导致锂离子电池容量呈现截然不同衰退轨迹。为此，本文基于Bacon-Watts方法判定不同电池的容量拐点，如图1所示[19]。该方法通过两段线性函数分别拟合电池容量曲线的起始区域和终止区域，并将线性函数交点判定为拐点，为后续预测提供有效标定。具体流程如下所述。

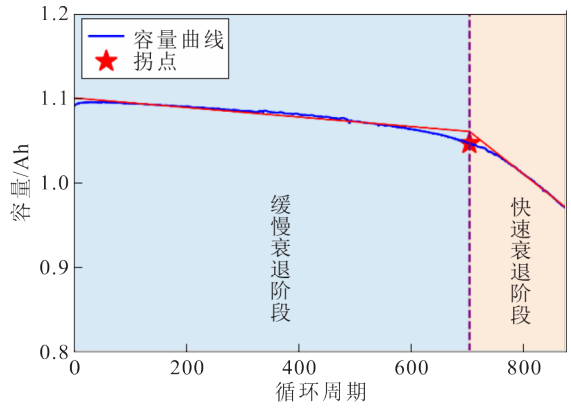


图1　电池容量曲线拐点

Fig.1　Knee point curve of battery capacity degradation

首先，通过滑动窗口法去除电池容量曲线显著离群点，在保留原有容量衰减曲线信息的同时，减小拐点识别的偏差。设定窗口长度为 k，滑动步长为 1，从容量数据起始位置开始，依次提取每个窗口内数据，并计算窗口内当前点容量值与剩余点容量值的变化率 r_{ij}：

$$r_{ij}=\frac{\left|c_i-c_j\right|}{\left|c_j\right|} \tag{1}$$

式中：c_i 表示当前点容量值；c_j 为窗口内剩余点容量值。当变化率均值超过设定阈值，则使用窗口内剩余点的均值替换当前点容量值。滑动窗口重复上述步骤直至遍历完成整个容量曲线，便可剔除显著离群点。

其次，假设电池容量曲线中存在平滑过渡拐点，将曲线分为缓慢衰退阶段和快速衰退阶段两段不同斜率的线性区域，并通过双曲正切函数实现两段线性区域的平滑连接，即：

$$y=\alpha_0+\alpha_1(x-x_1)+\alpha_2(x-x_1)\tanh\left(\frac{x-x_1}{\gamma}\right)+Z \tag{2}$$

式中：x 为电池循环次数；y 为电池容量；x_1 为容量曲线拐点；α_0 为电池拐点处的电池容量；α_1 为拐点前线性衰退速率；α_2 为拐点后线性衰退速率变化量；γ 为平滑系数，用于控制拐点附近过渡区的曲率；Z 为残差项，是正态分布的残差项，代表容量随机波动。

最后，采用非线性最小二乘算法拟合电池容量曲线，通过最小化拟合曲线与实际曲线的残差平方和，优化参数 α_0、α_1、α_2 和 x_1。拟合完成后，x_1 即为判定的拐点位置。

1.2　锂离子电池多参量监测数据分析

在现有锂离子电池健康状态估计与剩余使用寿命预测的研究中，电流、电压及温度作为表征电池容量衰减的关键参数被广泛应用。将图1中的电池容量衰减曲线与附录A图A1全生命周期充放电实验多参量监测数据联合对比分析可知：随着循环次数的增加，电池的电流、电压及温度参数变化与容量衰减之间呈现显著的相关性，尤其在电池达到拐点对应周期后，多参量监测数据曲线形态发生显著变化，具体如图A1所示。图A1展现了锂离子电池全生命周期电流、电压及温度参量的监测数据曲线，红色五角星所在位置对应电池容量拐点周期，绿色箭头指示多参量监测数据曲线呈现出周期性趋势。其中，图A1(a)所示电流全生命周期曲线呈现出显著的循环依赖性递减特征，其充放电持续时间随循环次数增加呈非线性缩短，尤其当电池容量经过拐点后呈现加速衰退时，充放电持续时间缩短速

率显著加剧，此外电流曲线平台期的长度与电池容量衰减速率呈负相关；类似地，图 A1(b)电压曲线分析表明，在等效荷电状态区间内，完成相同充放电操作所需时间随循环次数增加而减少，且其减少速率与容量衰退速率呈现显著正相关性；最后，图A1(c)所示温度数据也呈现出阶段性演变特征，在电池经过容量拐点加速老化阶段时，电池温度曲线在充电和放电两阶段的峰值整体呈现下降趋势，表明电池充放电温度变化趋势同电池健康状态存在密切联系。此外，文献[26]也都同时指出了电池热力学行为随着电池的使用呈现明显的阶段性演变特征。综上，充放电过程中双峰温度分布特征及峰值迁移现象能够为不同衰退阶段的辨别提供重要依据。基于上述退化特性，本文选取电流、电压和温度 3 组参量数据作为拐点预测模型的输入。

1.3 拐点预测模型数据集构建

依据电池容量曲线以及电流、电压和温度数据便可构建用于拐点预测模型的训练、验证与测试的数据集，具体构建流程如图 2 所示。

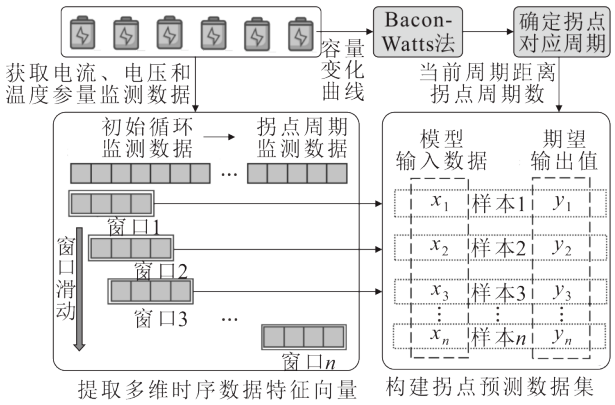


图 2 数据集构建过程

Fig.2 Dataset construction process

首先对每个电池的容量变化数据通过 Bacon-Watts 法动态判定电池的容量拐点；其次，从电池全生命周期的电流、电压及温度等监测参量中构建有效的监督学习样本，本文采用滑动窗口法进行数据处理。具体而言，将固定长度的连续多周期监测数据作为一个数据窗口，并将其中的多维时序信息整合为特征向量，作为模型输入数据；同时，依据判定的电池容量拐点，计算该数据窗口末端周期距离拐点的剩余周期数作为该特征向量的标签值，即模型的期望输出值。通过在每个电池的健康状态演化序列上以固定步长移动该窗口，便可生成大量特征-标签样本对。最终，汇集所有电池生成的样本对，构建形成用于拐点预测模型训练、验证与测试的综合数据集。

2 基于多参量数据融合决策的锂离子电池容量拐点预测模型

锂离子电池实际使用场景复杂、用户使用习惯不同、充放电条件各异，导致容量曲线呈现如图 3 所示复杂退化趋势，显著增加容量拐点预测难度。为此模型需要从电池多个参量监测数据中挖掘电池关键退化特征，并构建有效映射模型，实现拐点精确预测。然而，电池监测参量具有多源异构的特性，其类型多样、来源各异且表征的物理属性不尽相同。若将这些监测数据通过简单的横向堆叠或纵向拼接方式构造特征向量，不仅会破坏各类属性数据内部固有的结构信息，难以有效感知和利用不同物理属性之间的动态耦合关系，造成特征融合不充分，限制了模型对电池复杂退化机理的深层理解，还可能因数据维度急剧增加而引发特征表征失真，难以实现容量拐点的高精度预测。

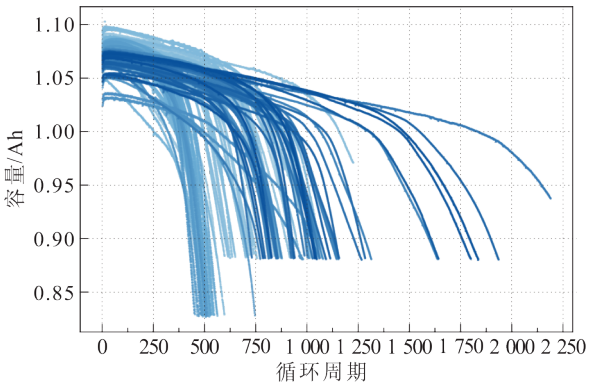


图 3 电池容量衰退趋势图

Fig.3 Battery capacity degradation characteristics

为此，本章构建基于 Transformer-AGCN-MoE 模型的多参量数据融合决策方法，实现锂离子电池容量拐点预测。首先，时序特征提取模块采用并行 Transformer 网络，分别提取各参量的长周期退化模式特征，利用自注意力机制强化关键时序特征的表达能力；其次，多参量数据特征融合模块基于 AGCN 构建跨参量的全局交互图结构，通过节点特征聚合与注意力加权机制，捕捉多参量间非线性关联与协同退化规律，融合多参量数据时序特征；最后，动态决策模块采用混合专家系统 MoE，结合门控网络自适应选择最优专家组合对电池容量拐点进行预

测，增强模型复杂退化场景下的适用性。

2.1　参量时序特征提取模块

电池充电工况复杂多变，监测数据长度大，特征提取难度大，为充分挖掘锂离子电池充放电过程中电流、电压、温度参量的时序退化特征，本文基于 Transformer 模型构建时序特征提取模块。对比传统时序特征提取网络，如循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、长短时记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)和门控循环网络(gated recurrent unit, GRU)，Transformer 模型采用自注意力机制突破序列建模的逐层递归限制，实现全局依赖关系的直接提取与高效并行计算，能够显著提升长序列数据的处理能力。

Transformer 模型的特征提取过程如图 4 所示，模型主要由位置编码、编码层和解码层构成。其中，位置编码用于表示电池参量时序数据的位置关系；编码器则由 N_e 个编码器层串联构成，将输入序列数据映射成高维向量；解码器则由全连接层代替，将高维向量转换成输出的电池参量特征。

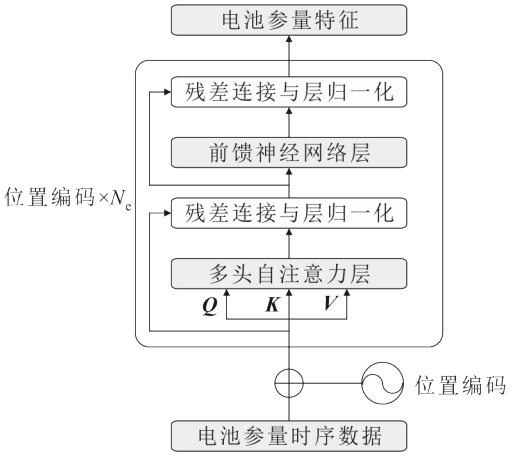


图 4　基于 Transformer 模型结构

Fig.4　Architecture of the Transformer-based model

在电池参量时序数据输入编码器前，需要通过位置编码 P_E 引入序列的位置信息，通常采用正弦函数和余弦函数以输入嵌入的形式实现：

$$\begin{cases} P_E(p_{OS},2i)=\sin\left(\dfrac{p_{os}}{10\ 000^{2i/d_m}}\right) \\ P_E(p_{OS},2i+1)=\cos\left(\dfrac{p_{os}}{10\ 000^{2i/d_m}}\right) \end{cases} \tag{3}$$

式中：p_{OS} 表示输入向量位置；d_m 是嵌入维度，$i\in[0, d_m/2]$，是输入向量维度索引。

编码器由多个编码器层串联堆叠构成，每个编码器主要包含多头自注意力层和前馈神经网络层。

(1)多头自注意力层，其作用是并行捕捉输入序列不同位置数据间的依赖关系，运算过程如下：

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{4}$$

式中：Attention 表示自注意力机制；softmax 为归一化指数激活函数；$\boldsymbol{Q}$ 是查询矩阵；$\boldsymbol{K}$ 是键矩阵；$\boldsymbol{V}$ 是值矩阵；d_k 表示矩阵维度，用于控制点积的数量级，缓解梯度消失问题。多头自注意力层通过构建多个自注意力头，多视角提取复杂时序数据特征：

$$\text{MultiHead}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{Concat}(h_1,h_2,\cdots,h_p)\boldsymbol{W}^O \tag{5}$$

$$h_i=\text{Attention}(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_i^Q,\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_i^K,\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_i^V) \tag{6}$$

式中：MultiHead 表示多头自注意力机制；Concat 为拼接操作；p 是自注意力头数目；$\boldsymbol{W}^O$、$\boldsymbol{W}^Q$、$\boldsymbol{W}^K$ 和 $\boldsymbol{W}^V$ 均是可学习的权重矩阵。

(2)前馈神经网络层，其作用是多头自注意力层的基础上进一步增强非线性特征，运算过程如下：

$$\text{FFN}(\delta)=\text{ReLU}(\delta\boldsymbol{w}_1+b_1)\boldsymbol{w}_2+b_2 \tag{7}$$

式中：FFN 表示前馈神经网络；ReLU 为线性整流激活函数；δ 是输入数据；$\boldsymbol{w}_1$、$\boldsymbol{w}_2$ 是权重矩阵；b_1、b_2 是偏置项。

上述基于 Transformer 模型的时序特征提取模块，通过多头自注意力层高效提取电池参量数据全局时序特征，再经过前馈神经网络层增强特征非线性表达，为后续融合模块提供高质量特征。

2.2　多参量数据特征融合模块

电池多参量数据间存在复杂耦合关系，若其特征未经充分融合便直接用于拐点预测将显著增加模型辨识参量内在耦合特性难度。针对该问题，本文基于 AGCN 构建多参量数据特征融合模块，挖掘各属性特征空间关系，实现特征高效融合。

图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)将卷积从欧氏空间数据拓展至图结构数据，通过图的拓扑结构实现信息传递与聚合。特征融合过程中，GCN 可将各参量特征映射为图节点，并基于谱图理论建立参数间的动态关联邻接矩阵，通过可微分的信息传递机制实现跨参量特征交互。然而，静态邻接矩阵难以适配电池参数间的动态耦合特性。为此，本文在 GCN 中引入注意力机制动态学习电压、温度等参量特征间的关联权重，构建多参量数据特征融合模块，高效融合电池多参量特征。

基于 AGCN 模型的多参量数据特征融合模块具体结构如图 5 所示。

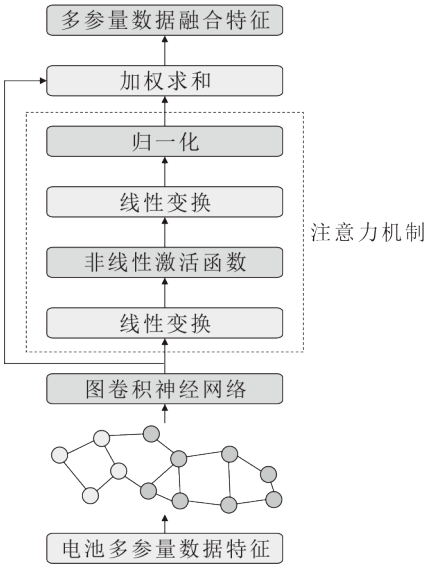


图 5 基于 AGCN 模型的多参量数据特征融合模块

Fig.5 AGCN-based multi-parameter data feature fusion module

多参量数据特征融合模块由 GCN 和注意力机制构成。首先，将电池多参量特征矩阵转变为由集合 $\boldsymbol{G}=(\boldsymbol{X},\boldsymbol{A})$定义的图结构。其中，$\boldsymbol{X}$ 是 M 个节点的集合，每个节点代表电池一次充放电循环周期单个参量的 D 维特征，节点间的边关系构成 1 个 $M\times M$ 维的邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$。

其次，将图结构数据输入 GCN。从结构上分析，GCN 由多个神经网络层堆叠构成，层和层之间的信息传播方式可表示为：

$$\boldsymbol{H}^{(l+1)}=\sigma(\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}(\tilde{\boldsymbol{A}})\tilde{\boldsymbol{D}}^{-\frac{1}{2}}\boldsymbol{H}^{(l)}\boldsymbol{W}^{(l)}) \tag{8}$$

式中：l 代表神经网络层数；σ 为激活函数；$\boldsymbol{H}$ 是每一层的节点特征矩阵；$\boldsymbol{W}$ 是可学习权重矩阵；$\boldsymbol{I}$ 是单位矩阵；$\tilde{\boldsymbol{A}}=\boldsymbol{A}+\boldsymbol{I}$ 形成带自环的邻接矩阵；$\tilde{\boldsymbol{D}}$ 为 $\tilde{\boldsymbol{A}}$ 的度矩阵。

接着，采用注意力机制对 GCN 输出特征矩阵 $\boldsymbol{H}_G$ 进行线性变换，经 tanh 激活函数后再进行线性变换，最后采用 softmax 函数进行归一化操作，获取电压、电流和温度等参量特征间的关联权重矩阵 $\boldsymbol{W}_G$，即：

$$\boldsymbol{W}_G=\mathrm{softmax}(\tanh(\boldsymbol{H}_G\boldsymbol{W}_1)\boldsymbol{W}_2) \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{W}_1$ 和 $\boldsymbol{W}_2$ 是可学习参数。

最后，通过对原始特征矩阵 $\boldsymbol{H}_G$ 和关联权重矩阵 $\boldsymbol{W}_G$ 加权求和，获取加权聚合后的电池多参量数据融合特征 $\boldsymbol{F}$，实现全局特征交互。

$$\boldsymbol{F}=\boldsymbol{H}_G\cdot\boldsymbol{W}_G \tag{10}$$

2.3 动态决策模块

复杂运行场景下，锂离子电池老化轨迹差异显著，导致容量拐点位置随运行环境条件发生动态偏移，传统单一模型难以适配差异化电池退化模式。针对上述问题，本文设计基于混合专家 MoE 模型的动态决策模块。MoE 模型由 n 组专家网络与门控网络构成层级决策体系，结构如图 6 所示。

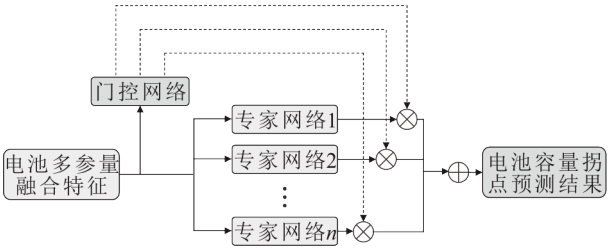


图 6 基于 MoE 模型的动态决策模块

Fig.6 MoE-based dynamic decision-making module

其中，专家网络均采用线性变换层，分别学习电池多参量融合特征的高维表征，并给出对应决策结果；门控网络通过采用软选择方式，计算输入特征与各专家网络的匹配度，生成动态门控权重激活特定专家网络参与最终决策。MoE 模型避免了传统全连接过程中，所有专家网络参与决策造成的高计算开销与过度计算，其决策过程可形式化为：

$$\hat{y}=\sum_{c=1}^{C}g_c(\boldsymbol{F})f_c(\boldsymbol{F}) \tag{11}$$

式中：$\hat{y}$ 为最终决策结果，即电池容量拐点预测结果；C 表示专家数量；f_c 为第 c 个专家网络的输出决策；g_c 为门控网络生成的权重系数，表达式如下：

$$g_c(\boldsymbol{F})=\frac{\exp(h_c(\boldsymbol{F}))}{\sum_{j=1}^{C}\exp(h_j(\boldsymbol{F}))} \tag{12}$$

式中：h_c 为门控网络对第 c 个专家的得分，通过线性变换求取。

2.4 锂离子电池容量拐点预测模型

针对复杂使用场景下锂离子电池容量衰减轨迹多变，拐点预测难度大的问题，首先，对电池多参量监测数据进行预处理，并分别构建监测参量数据矩阵；其次，选取 Transformer 构建时序特征提取模块，利用自注意力机制高效处理长序列数据的依赖关系，从电池充放电全周期数据中提取电压、电流及温度等参量的动态时序特征；再次，引入 AGCN

模块，将各参量特征序列构建为动态关系图，发掘参量间潜在的协同演化规律，克服传统模型孤立处理监测数据的局限，融合电池多源信息；最后，MoE的门控网络依据当前电池状态实时评估并激活最相关的专家子模型，动态调整决策权重，使模型能有效应对不同老化阶段的主导衰退机制及电池老化轨迹的个体化差异，提升拐点预测的准确性与鲁棒性。将上述 3 种方法结合构建 Transformer-AGCN-MoE 模型，其框架如附录 A 图 A2 所示：模型的具体实现过程如下所述。

步骤 1 电池数据预处理：选取多个连续充放电循环中电池的电流、电压和温度参量数据，并分别进行归一化。针对某个参量的单周期监测数据，采用等时间间隔采样策略在充放电周期内统一提取 200 个样本点，以确保跨周期数据的维度一致性。据此，可将电压、电流和温度参量数据分别定义为独立三维张量 $\boldsymbol{U}$、$\boldsymbol{I}$、$\boldsymbol{T}$，并共享时序与循环维度：

$$\boldsymbol{U}\in\mathbf{R}^{N\times 200\times 1},\boldsymbol{I}\in\mathbf{R}^{N\times 200\times 1},\boldsymbol{T}\in\mathbf{R}^{N\times 200\times 1} \tag{13}$$

模型的输入数据矩阵 $\boldsymbol{D}$ 可通过通道维拼接合并表述为：

$$\boldsymbol{D}=\mathrm{Concat}(\boldsymbol{U},\ \boldsymbol{I},\ \boldsymbol{T})\in\mathbf{R}^{N\times 200\times 3} \tag{14}$$

步骤 2 电池时序特征提取：构建 3 组 Transformer 模型，捕捉连续充放电循环参量的演变差异，挖掘时间步间的深层关联，分别提取电流、电压和温度参量数据特征，并构建多参量特征矩阵的图结构表示 $\boldsymbol{G}$：

$$\boldsymbol{G}=\left(\boldsymbol{X},\boldsymbol{A}\right),\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{M\times 3},\boldsymbol{A}\in\{0,1\}^{M\times M} \tag{15}$$

式中：$\boldsymbol{X}$=[$f_{\mathrm{Transformer}}(\boldsymbol{U})$, $f_{\mathrm{Transformer}}(\boldsymbol{I})$, $f_{\mathrm{Transformer}}(\boldsymbol{T})$]，$f_{\mathrm{Transformer}}(\cdot)$代表 Transformer 模型的特征提取过程；$\boldsymbol{A}$ 是邻接矩阵，采用滑动窗口依据时序邻近性构建；M 是图的节点数目。

步骤 3 多参量数据特征融合：构建注意力增强的图卷积网络，通过在 GCN 中引入注意力机制动态学习多参量特征矩阵的关联权重，获取电池多参量数据融合特征 $\boldsymbol{F}$：

$$\boldsymbol{F}=\boldsymbol{H}_{\mathrm{G}}\cdot\boldsymbol{W}_{\mathrm{G}}=f_{\mathrm{GCN}}(\boldsymbol{G})\cdot f_{\mathrm{ATT}}(f_{\mathrm{GCN}}(\boldsymbol{G})) \tag{16}$$

式中：$f_{\mathrm{GCN}}(\cdot)$代表 GCN 过程；H_{G}为 GCN 的输出；$f_{\mathrm{ATT}}(\cdot)$代表注意力机制过程；W_{G}为注意力机制的输出。

步骤 4 动态决策：为适应差异化电池退化模式，采用 MoE 模型，构建多个专家网络实现拐点预测过程动态决策，给出高置信度预测结果。

步骤 5 损失函数正则化：为防止 MoE 模型中出现专家垄断现象，在常规损失函数中引入熵正则化项，通过正则化门控权重分布，约束权重分布形态，优化模型多样性和鲁棒性。

$$L_{\mathrm{Total}}=L_{\mathrm{MSELoss}}+\lambda L_{\mathrm{Entropy}} \tag{17}$$

式中：L_{Total}代表总误差函数；L_{MSELoss}代表常规均方误差损失函数；λ=0.01 用于控制平衡；L_{Entropy}代表熵正则化项，具体为：

$$L_{\mathrm{Entropy}}=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}H^{(b)}=-\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\sum_{c=1}^{C}\boldsymbol{g}_c^{(b)}\ln(\boldsymbol{g}_c^{(b)}+\varepsilon) \tag{18}$$

式中：B 为每批次的样本量；$H^{(b)}$为第 b 个样本的熵；$\boldsymbol{g}^{(b)}$为门控权重向量；ε则用于保证损失函数稳定性。

步骤 6 数据输出：Transformer-AGCN-MoE 模型预测当前输入样本所处循环周期与拐点对应循环周期间的差值，进而获取电池容量拐点预测结果。

3　算例验证及分析

3.1　锂离子电池数据与评价指标构建

本文采用麻省理工学院采集的电池测试数据集[27]进行算例仿真与结果分析，验证所提锂离子电池容量拐点预测模型在复杂使用场景下的预测性能。该数据集来源于 124 组磷酸铁锂(LFP)/石墨电池，电池的标称容量为 1.1 Ah，标称电压为 3.3 V。在此基础上，采用 72 种不同的单步或两步充电策略对电池充电，模拟不同使用场景，再以电池标称容量的 4 倍电流，即 4 C 放电至 2.0 V，循环测试持续至电池容量衰减至初始容量的 80%以下，获取容量衰减曲线。

如附录 A 图 A3 所示，数据集中 124 组电池的容量衰减曲线形态差异显著，采用 Bacon-Watts 法判定出的容量拐点对应循环周期从 400 一直延伸至 1 800，其中拐点主要集中在 400~1 000 周期内。

此外，本文还采用马里兰大学 CALCE 数据集[28]和西安交通大学 XJTU 数据集[29]，验证拐点预测模型对不同型号锂离子电池的适用性。CALCE 数据选用其中的 CS2-35、CS2-36、CS2-37、CS2-38 电池，其经过 0.5 倍额定电流与 4.2 V 额定电压的标准恒压恒流方式充电，再经 1 倍额定电流恒流放电，实现电池的加速老化。数据包括电池充放电过程的循环周期、电流、电压、容量等参量，CALCE 电池容量衰退曲线如附录 A 图 A4 所示，并采用 Bacon-Watts 法判定的容量拐点。XJTU 数据集选用其中第二批次的 15 组电池样本，其经过 3 C 与 4.2 V 恒流恒压充电，再经 1 C 放电至 2.5 V。数据包括电

池充放电过程中的循环周期、电流、电压、温度和容量等参量，XJTU 电池容量衰退曲线如附录 A 图 A5 所示，并采用 Bacon-Watts 法判定的容量拐点。

为量化拐点预测模型的精度，本文选取绝对误差(absolute error, AE, 计算方法详见式(19))、决定系数(R-Square, R^2, 计算方法详见式(20))与均方根误差(root mean squard error, RMSE, 计算方法详见式(21))作为评价指标，来量化模型预测拐点和真实拐点间的误差。具体公式如下：

$$V_{\mathrm{AE}} = \left| y_i - \hat{y}_i \right| \tag{19}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{20}$$

$$V_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{21}$$

式中：n 为样本数量；y_i 为第 i 个样本当前循环周期与拐点对应循环周期间的真实差值；$\hat{y}_i$ 为模型第 i 个样本当前循环周期与拐点对应循环周期间的预测差值；$\bar{y}$ 是所有样本当前循环周期与拐点对应循环周期间真实差值的平均值。

3.2 模型超参数设定

预测模型网络结构参数和训练参数可以统一定义为模型超参数，其设定会对模型泛化性能产生较大影响。为此，本文采用网格搜索法搜索最优超参数组合，提升模型拐点预测精度。先在设定范围内穷举所有超参数组合，并依据超参数组合构建预测模型，再经验证集验证模型预测效果，便可筛选出超参数的最优配置方案。模型网络参数和训练参数网格搜索范围分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 模型参数网格搜索范围

Table 1 Grid search ranges for model parameters

模块名称	属性	搜索范围
Transformer	隐藏层维度	128、256、512、1 024
	多头注意力头数	8、16、20、32
	堆叠层数	2、3、4、5
AGCN	GCN 层数	1、2、3、4
	GCN 输出维度	64、128、256
MoE	专家数量	8、16、32

经过网格搜索得到的拐点预测模型最优参数为：Transformer 隐藏层维度为 521、多头注意力头数为 20、堆叠层数为 3，AGCN 模块的 CGN 层数为 1、输出维度为 128，MoE 模块的专家数量为 16。模型训练最优参数为：训练总轮次为 2 000，每个批次样本数量为 64，早停的耐心值为 50 轮次，学习率为 10^{-5}。

表 2 模型训练参数网格搜索范围

Table 2 Training parameter grid search range

参数	数值
训练总轮次	2 000
每个批次样本数量	16、32、64、128、256
早停的耐心值	10、30、50
学习率	10^{-3}、10^{-4}、10^{-5}、10^{-6}

3.3 算例评估及性能对比

为验证 Transformer-AGCN-MoE 模型的有效性，本文将麻省理工学院采集的 124 组电池测试数据划分为 3 组数据集，构建算例验证模型拐点预测精度。算例构建过程先随机选取 104 组电池数据构建训练集，迭代训练预测模型至收敛；再随机选取 10 组电池数据构建验证集，确定预测模型参数；最后，采用剩余 10 组电池数据构建测试集，测试模型预测精度。

预测电池容量拐点时，模型选取样本当前循环周期前 N 个连续周期的历史电压、电流和温度参量作为输入，以样本当前循环周期与拐点对应循环周期间的差值作为输出。模型输入数据，即 N 个连续周期电池历史数据，其长度的设定直接影响模型对历史特征的捕捉能力。输入数据过短可能导致模型无法识别完整的周期规律，削弱模型对趋势性和季节性特征的学习效果；而输入数据过长则可能引入噪声或冗余信息，降低模型对近期关键特征的敏感性。为选择最佳的输入循环周期数量，本文分别选取 N=1、2、3、4、5 分别训练拐点预测模型，并在测试集上经过 10 次重复实验，结果如附录 A 图 A6 所示。

实验结果表明模型性能随输入数据长度变化呈现非线性变化。当循环周期数从 1 逐步增加至 4 时，模型预测精度呈现递增趋势，具体表现为 RMSE 持续降低而 R^2 稳步提高。同时，箱体也逐渐收窄，预测结果离散程度减小，表明模型稳定性随历史数据量的增加而增强。然而当循环周期数增至 5 时，模型性能出现明显拐点，RMSE 转而上升且 R^2 下降，同时预测结果的波动范围显著扩大。该现象表明模型复杂度与数据规模之间存在动态平衡关系，过大的窗口数量不仅增加计算负担，还可能导致模型陷入局部最优解。因此，本研究最终确定 4 个连

续充放电循环周期的电流、电压和温度数据作为后续模型输入，在保证预测精度同时有效控制计算复杂度。

综上，选取 4 个连续充放电循环周期数据输入 Transformer-AGCN-MoE 模型，测试集的拐点预测效果如附录 A 图 A7 所示。

其中，图 A7(a)展示模型对测试集所有电池的预测性能评估结果。上半部分呈现了预测值与真实值的对比关系，其中横轴表示测试样本当前周期数，纵轴为测试样本对应的距离拐点周期数，蓝色散点代表拐点真实值，红色散点则为模型预测结果。图中展示的模型预测值与真实值差值较小，散点整体演化趋势一致，显示出良好拟合效果。下半部分展示了预测值与真实值在不同周期数下的绝对误差，结果显示大部分拐点预测的绝对误差控制在 40 个周期以内，整体误差较小。在此基础上，考虑到实际应用中电池受复杂环境因素影响，容量曲线存在显著差异，本研究进一步分析模型对不同寿命电池的拐点预测能力，选取测试集中 3 类典型样本：短寿命电池(拐点周期<600)、正常寿命电池(600≤拐点周期≤800)和长寿命电池(拐点周期>800)，其预测结果分别展示于图 A7(b)—(d)。实验结果表明，模型在不同寿命特征的电池样本上均展现出较为稳定预测性能，预测误差分布合理，且在长寿命电池容量拐点预测中效果最佳，表明预测模型对于不同寿命电池容量拐点预测的较强适应能力。为进一步验证所提方法在拐点预测方面的优越性，本文选取锂离子电池态势感知领域常用的 7 类基准模型进行对比分析，即卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)[23]、多层感知器(multilayer perceptron, MLP)[30]、RNN[31]、LSTM)[32]和 GRU[33]以及基于梯度提升树的 CatBoost、XGBoost 模型[34-35]。利用上述模型分别进行 10 次独立随机初始化训练实验，计算各模型在测试集上的 RMSE 和 R^2 的平均值，具体结果如表 3 所示。

如表 3 所示，本文提出的 Transformer-AGCN-MoE 模型的 RMSE 仅为 26.802 周期，而 R^2 高达 0.983，取得了最优的电池容量拐点预测精度。对比 CNN、RNN 和 GRU 等神经网络模型，RMSE 指标降低 39%以上、R^2 指标提升 2.87%以上，预测精度提升显著。相较于 GRU、XGBoost 等决策树模型，所提出模型的 RMSE 降低了 29%以上，这主要得益于 AGCN 模块对电池多参量监测数据退化特征的时空耦合融合，对比直接决策方法能够更高效提取数据高质量特征。此外，在预测精度方面，本文所提方法在 MIT 数据集上的 RMSE 指标为 26.802 周期，相较于文献[21]所提方法为 41.8 周期，预测误差 RMSE 下降超过 35%；在模型所需的监测数据量方面，文献[24]使用 80 个循环周期数据作为拐点预测模型输入，预测结果 RMSE 低于 60 周期，而所本文提模型在仅使用 4 周期数据的情况下，RMSE 仅为 26.802 周期。

表 3　不同模型在 MIT 电池数据集上的拐点预测表现

Table 3　Performance of different models in predicting inflection points on the MIT battery dataset

模型名称	RMSE/周期	R^2	时间/ms	训练耗时/s
Transformer-AGCN-MoE	26.802	0.983	0.488	3 680.51
CNN	71.496	0.886	4.071	18 224.37
MLP	49.662	0.945	0.273	12 054.02
RNN	44.194	0.956	0.257	744.84
LSTM	50.050	0.944	0.248	3 342.64
GRU	44.273	0.956	0.247	1 188.35
CatBoost	52.969	0.937	0.184	259.13
XGBoost	37.8	0.968	0.047 3	136.24

综上所述，相较于多种基准模型与现有先进方法，本文所提方法在仅需 4 个早期循环周期数据的情况下，有效提升了电池容量拐点预测精度，验证了其在低数据依赖性与高预测精度方面的优越性，为电池关键状态的早期精准预测提供了有效方法。

此外，实际储能系统中算力资源有限，为进一步评估算法在储能系统中的可实现性，本文基于 Intel Core i5-12600K 处理器与 NVIDIA GeForce RTX 2080 SUPER GPU 构建实验硬件平台；软件环境基于 Python 3.10，依托 PyTorch 框架实现异构并行计算，并利用 GPU 的 CUDA 核心完成张量运算加速。本文通过测试各模型对电池单次拐点预测的平均耗时以及模型训练至收敛所消耗时长来评估计算效率，结果如表 3 所示。本文所提模型训练时间为 3 681.51 s，训练时间适中；单次预测耗时仅为 0.488 ms，预测速度略慢与 XGBoost 与 CatBoost 等决策树方法，但远快于同样具有复杂结构的 CNN 模型，与 RNN、GRU 等模型处于同一数量级。综合模型预测精度与计算效率分析，本文模型尽管计算复杂度略有增加，但在实现最高预测精度的同时，仍保持了亚毫秒级的计算效率，模型训练时长合理，能够有效平衡模型精度与计算效率，可实现在电池管理系统中的高效部署。

为便于实际工程应用参考，增强模型可部署能力，本文对进行了模型量化测试。所提模型在单精度浮点 FP32 下，参数量为 117 MB，模型大小为 468 MB，训练过程中的显存占用为 3.51 GB。为平衡模型实际部署场景中模型规模与预测精度，本文进一步测试模型在半精度浮点数 FP16、8 位浮点数 FP8、4 位浮点数 FP4 和 8 位有符号整数 INT8 量化情况下的表现，结果如表 4 所示。

表 4 量化结果表明，与 FP32 的基准模型对比，在 FP16 量化下，模型的 RMSE 指标仅增加 0.204 周期，而推理速度提升 36.9%且模型占用空间减半。INT8 量化虽进一步提升了效率，但代价是 10.5%的 RMSE 精度损失，揭示了模型对该量化级别的敏感性。FP8 和更低的 FP4 量化则导致模型性能灾难性下降，丧失应用价值。因此，FP16 量化是该模型在资源受限设备上实现高效可靠部署的最优精度方案。INT8 量化可作为对速度与体积有极端要求场景下的备选方案，但需容忍一定的精度损失。

表 4 模型量化性能

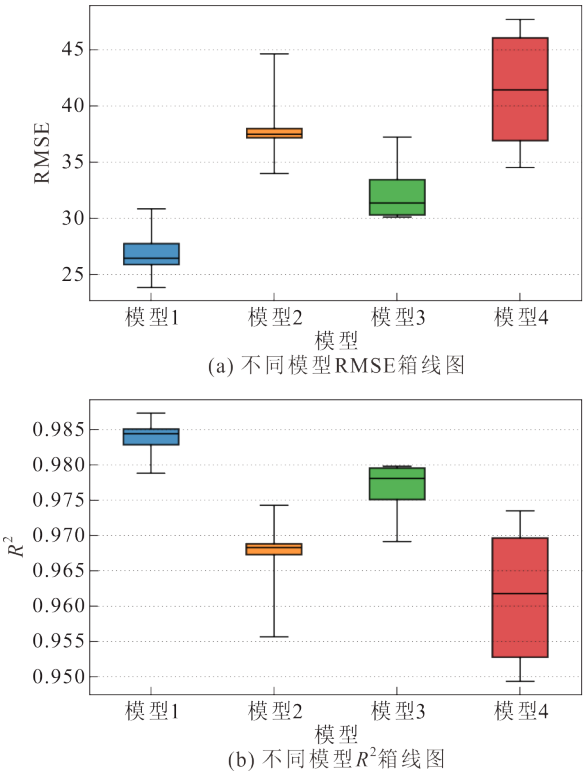
Table 4 Quantization performance of the model

精度规格	RMSE/周期	预测速度/ms	模型大小/MB
FP32	25.782	0.488	468
FP16	25.986	0.308	234
FP8	102.147	0.215	130
FP4	237.779	0.178	58
INT8	28.481	0.211	155

最后，实际应用场景中，可解释性也是评估模型性能的关键指标之一。为此，采用积分梯度(integrated gradients, IG)方法[36]对本文所提模型输入多参量数据的重要性进行量化评估。同时评估了电流、电压及温度参量在不同阶段对拐点预测的贡献程度，提升了评估方法的可解释性，详见附录 B 所示。

3.4 模型有效性分析

为量化所提拐点预测模型中各模块的边际贡献并验证有效性，本文设计了消融实验。先将 Transformer-AGCN-MoE 模型设置为模型 1，再分别选取 Transformer-AGCN、Transformer-MoE 和 Transformer 模型作为实验对照组，分别设置为模型 2—4。每个对照组模型均保持一致的训练策略性，并经过 10 次独立随机初始化训练以消除随机性影响，最终在测试集上获得的性能指标如图 7 所示。



(a) 不同模型RMSE箱线图

(b) 不同模型R^2箱线图

图 7 不同模型的拐点预测结果

Fig.7 Knee point prediction results of different models

如图 7 所示，仅采用 Transformer 模型进行拐点预测时，其 RMSE 显著高于其他对比模型，且 R^2 表现最差。该现象源于电池多参量数据不仅包含时间序列特征，电池各属性参量还蕴含非线性耦合关系。传统 Transformer 模型虽然通过自注意力机制具备较强的全局特征捕捉能力，但在局部空间关系建模方面存在固有局限性，导致特征提取不充分，从而影响模型预测精度。

在此基础上，而 Transformer-AGCN、Transformer-MoE 分别添加注意力机制增强的图神经网络和混合专家系统，Transformer-AGCN 在捕捉不同属性时间序列的特征的同时，通过 AGCN 模块提取属性参量间的关联特征，能够同时捕捉时间维度和参量维度的重要信息，但模型稳定性欠佳。Transformer-MoE 模型则通过 MoE 模型中的多个专家网络来分别处理不同的数据特征，增强模型的表达能力使得预测精度和稳定性对比 Transformer 模型得到提升。

Transformer-AGCN-MoE 模型融合上述 3 个模块：首先通过 Transformer 模块提取时序特征，继而采用 AGCN 模块融合多参量特征，最后通过 MoE 系统实现专家网络的动态选择和权重优化。在锂离

子电池容量拐点预测任务中展现出最优性能，模型预测精度和稳定性对比对照组均显著提升，充分验证各模块设计有效性及其协同作用。

3.5　模型适用性分析

为测试 Transformer-AGCN-MoE 模型在不同类型电池及小样本数据条件下的适用性，验证模型泛化能力，本文选取具有典型容量再生现象的马里兰大学 CALCE 电池数据集和 XJTU 电池数据集进行实验分析。

CALCE 电池数据在采集过程中未测量电池温度，因此实验仅采用电流和电压两个关键参量数据作为模型输入。在训练策略方面，采用留一法交叉验证方法：每次选取一组电池数据作为测试集，其余 3 组数据作为训练集，重复 4 次，直至每组数据都经过测试视作完成一次测试过程。在训练过程中保留验证集上表现最优的模型参数，拐点预测结果如附录 A 图 A8(a)所示。XJTU 数据实验中，以电流、电压和温度作为模型输入。在训练策略方面，将 15 组电池样本按照 7:3 划分为训练集和验证集，训练集包含 11 组电池数据，验证集包含 4 组电池数据。拐点预测结果如附录 A 图 A8(b)所示。

两组数据集下，经 5 次独立随机初始化测试过程得到各个模型的平均 RMSE 与平均 R^2 结果如表 5 和表 6 所示。在 CALCE 数据集上本文所提方法拐点预测平均 RMES 为 47.119 周期，平均 R^2 为 0.941，单样本预测耗时仅为 0.476 ms。在 XJTU 电池数据上所提模型拐点预测平均 RMSE 为 9.803 周期，平均 R^2 为 0.978，单样本预测耗时仅为 0.498 ms。与基准模型对比，本方法在 CALCE 数据集上和 XJTU 数据集上均取得了最优预测精度与合理模型计算效率，体现了方法良好的适用性与泛化能力。

此外，部分锂离子电池退化过程存在容量再生现象，在容量衰减曲线中呈现出非线性波动，给拐点预测带来不确定性。为深入评估容量再生对拐点预测性能的影响，选取了附录 A 图 A9 所示的两个典型再生区间进行对比分析。如图 A9 所示，在容量再生区域，XGBoost、GRU 及 MLP 模型的预测误差均发生了显著且无规律的振荡，部分周期内的绝对误差甚至超过 100 周期，表明容量再生引起的局部非平稳特性显著降低了传统模型的预测精度与稳定性。相比之下，本文所提方法的预测误差曲线则表现出明显的平滑性和更低的波动幅度，且其绝对误差值在绝大多数循环周期内均小于其他 3 种模型。上述结果充分证实，本方法能够有效抑制容量再生现象所引入的数据扰动，在复杂工况下具备更优的预测精度、鲁棒性与工程适用性。

表 5　不同模型在 CALCE 电池数据集上的拐点预测结果

Table 5　Comparative analysis of knee point prediction results across models on CALCE battery dataset

模型名称	RMSE/周期	R^2	时间/ms	训练耗时/s
Transformer-AGCN-MoE	47.119	0.941	0.476	429.61
CNN	86.726	0.802	4.084	583.28
MLP	82.581	0.820	0.276	267.73
RNN	78.858	0.836	0.262	196.37
LSTM	63.704	0.893	0.267	337.94
GRU	60.210	0.904	0.257	294.53
CatBoost	55.666	0.918	0.196	21.18
XGBoost	59.103	0.908	0.048 4	5.63

表 6　不同模型在 XJTU 电池数据集上的拐点预测结果

Table 6　Comparative analysis of knee point prediction results across models on XJTU battery dataset

模型名称	RMSE/周期	R^2	时间/ms	训练耗时/s
Transformer-AGCN-MoE	9.803	0.978	0.498	627.21
CNN	25.559	0.852	4.177	2 186.94
MLP	20.429	0.906	0.309	788.27
RNN	16.661	0.937	0.283	316.76
LSTM	15.049	0.948	0.297	415.25
GRU	14.531	0.951	0.276	370.64
CatBoost	12.528	0.964	0.197	33.92
XGBoost	12.182	0.967	0.050 1	6.76

综上所述，本文所提方法在小样本条件下不仅实现了跨数据集的高精度预测，还能有效应对容量再生等非线性退化行为，高效预测电池容量拐点，充分验证了方法在复杂工况下的高精度、强鲁棒性与广泛适用性。

4　结论

本文提出了一种基于多参量数据融合决策的锂离子电池容量拐点预测方法，以下是本文的主要贡献和结论。

1）将 Bacon-Watts 方法与滑动窗口方法相结合，可精准判定电池容量曲线拐点。同时，电流平台期缩短、电压充放电时间非线性减少及温度双峰分布迁移等时序退化特征与拐点存在潜在关联关系，能为特征提取与融合提供数据支撑。

2）基于 Transformer-AGCN-MoE 的多参量数据融合决策模型，通过时序特征提取、跨参量关联挖掘与动态决策优化的协同作用，实现了复杂容量退

化曲线的拐点预测。在麻省理工学院电池数据集上模型预测结果 RMSE 仅为 26.802 周期、R^2高达 0.983，对比现有方法 RMSE 降低近 30%，且泛化能力更强。同时通过积分梯度方法量化各参量数据在不同充放电阶段对于拐点预测的影响程度，提升了方法的可解释性。

3）在模型有效性、适用性及可解释性分析方面，实验结果表明，通过多模块协同，模型预测精度和稳定性对比对照组均显著提升，证明各模块设计有效性及其协同作用。此外，模型在复杂充电策略的麻省理工学院电池数据集和小样本的马里兰大学 CALCE 电池数据集和西安交通大学 XJTU 电池数据集下均保持了良好拐点预测精度，表明模型在数据维度受限条件下的鲁棒性，以及在处理复杂充电策略和不同类型电池数据的适用性。

本文方法在复杂充放电工况及数据维度受限场景下具备良好的预测精度与适用性，但其性能仍可能受极端工况或复杂容量再生现象的干扰。后续研究将在拐点预测模型中引入多类型电池退化机理，进一步提升模型泛化能力，并尝试在车用储能、电网调频和风光消纳等动态场景中的在线部署。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 李鹏，葛儒哲，董存，等. 基于转置 Transformer 模型的电化学储能自适应 SOH 估计方法[J]. 高电压技术，2025，51(6)：2945-2953.
LI Peng, GE Ruzhe, DONG Cun, et al. Adaptive SOH estimation method based on the transpose Transformer model for electro-chemical energy storage[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(6): 2945-2953.

[2] 熊庆，邸振国，汲胜昌. 锂离子电池健康状态估计及寿命预测研究进展综述[J]. 高电压技术，2024，50(3)：1182-1195.
XIONG Qing, DI Zhenguo, JI Shengchang. Review on health state estimation and life prediction of lithium-ion batteries[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1182-1195.

[3] 刘文超，孟锦豪，张涛，等. 基于动态电化学阻抗谱的锂电池荷电状态估计[J]. 高电压技术，2026，52(1)：450-459.
LIU Wenchao, MENG Jinhao, ZHANG Tao, et al. State of charge estimation of lithium battery based on dynamic electrochemical impedance spectroscopy[J]. High Voltage Engineering, 2026, 52(1): 450-459.

[4] 顾菊平，赵佳皓，张新松，等. 电力设备多参量监测数据清洗研究现状及展望[J]. 高电压技术，2024，50(8)：3403-3420.
GU Juping, ZHAO Jiahao, ZHANG Xinsong, et al. Research review and prospect of data cleaning for multi-parameter monitoring data of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3403-3420.

[5] PANG H, WU L X, LIU J H, et al. Physics-informed neural network approach for heat generation rate estimation of lithium-ion battery under various driving conditions[J]. Journal of Energy Chemistry, 2023, 78: 1-12.

[6] 孟国栋，李雨珮，唐佳，等. 锂离子电池储能电站的热失控状态检测与安全防控技术研究进展[J]. 高电压技术，2024，50(7)：3105-3127.
MENG Guodong, LI Yupei, TANG Jia, et al. Research progress of thermal runaway detection and safety control technology for lithi-um-ion battery energy storage power stations[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 3105-3127.

[7] 黄健，李建林，李征. 退役锂离子电池健康状态快速评估方法[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(12)：25-32.
HUANG Jian, LI Jianlin, LI Zheng, et al. A state of health rapid assessment method for decommissioned lithium-ion batteries[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 25-32.

[8] 陈宝辉，邓捷，陆佳政，等. 磷酸铁锂电池储能舱热失控监测传感器有效性评价及探测策略[J]. 高电压技术，2024，50(8)：3463-3476.
CHEN Baohui, DENG Jie, LU Jiazheng, et al. Effectiveness evaluation and detection strategy of thermal runaway monitoring sensor in lithium iron phosphate battery storage compartment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3463-3476.

[9] NI Y L, SONG K, PEI L, et al. State-of-health estimation and knee point identification of lithium-ion battery based on data-driven and mechanism model[J]. Applied Energy, 2025, 385: 125539.

[10] LIU K L, TANG X P, TEODORESCU R, et al. Future ageing trajectory prediction for lithium-ion battery considering the knee point effect[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 37(2): 1282-1291.

[11] 马敬轩，赖铱麟，吕娜伟，等. 锂离子电池智能传感监测及预警技术[J]. 电工技术学报，2025，40(3)：941-963.
MA Jingxuan, LAI Yilin, LÜ Nawei, et al. Lithium-ion battery intelligent sensing monitoring and early warning technology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(3): 941-963.

[12] DIAO W P, KIM J, AZARIAN M H, et al. Degradation modes and mechanisms analysis of lithium-ion batteries with knee points[J]. Electrochimica Acta, 2022, 431: 141143.

[13] FUHRMANN M, TORCHEUX L, KOBAYASHI Y. Knee point prediction for lithium-ion batteries using differential voltage analysis and degree of inhomogeneity[J]. Journal of Power Sources, 2024, 621: 235210.

[14] JIA X Y, ZHANG C P, LI Y, et al. Knee-point-conscious battery aging trajectory prediction based on physics-guided machine learning[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(1): 1056-1069.

[15] IEEE Power and Energy Society. IEEE recommended practice for sizing lead-acid batteries for stationary applications. IEEE Std485-2020[S]. New York, USA: IEEE SA Standards Board, 2020.

[16] SATOPAA V, ALBRECHT J, IRWIN D, et al. Finding a "Kneedle" in a haystack: detecting knee points in system behavior[C]//2011 31st international conference on distributed computing systems workshops. Minneapolis, USA: IEEE, 2011: 166-171.

[17] DIAO W P, SAXENA S, HAN B, et al. Algorithm to determine the knee point on capacity fade curves of lithium-ion cells[J]. Energies, 2019, 12(15): 2910.

[18] GREENBANK S, HOWEY D. Automated feature extraction and selection for data-driven models of rapid battery capacity fade and end of life[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(5): 2965-2973.

[19] FERMÍN-CUETO P, MCTURK E, ALLERHAND M, et al. Identification and machine learning prediction of knee-point and knee-onset in capacity degradation curves of lithium-ion cells[J]. Energy and AI,

2020, 1: 100006.

[20] HARIS M, HASAN M N, QIN S Y. Degradation curve prediction of lithium-ion batteries based on knee point detection algorithm and convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3514810.

[21] YOU H Z, ZHU J G, WANG X Y, et al. Nonlinear aging knee-point prediction for lithium-ion batteries faced with different application scenarios[J]. Etransportation, 2023, 18: 100270.

[22] FAN W J, ZHU J G, QIAO D D, et al. Prediction of nonlinear degradation knee-point and remaining useful life for lithium-ion batteries using relaxation voltage[J]. Energy, 2024, 294: 130900.

[23] SOHN S, BYUN H E, LEE J H. Two-stage deep learning for online prediction of knee-point in Li-ion battery capacity degradation[J]. Applied Energy, 2022, 328: 120204.

[24] 史永胜，胡玥珺，翟欣然. 多尺度特征融合的锂离子电池循环寿命及拐点预测[J]. 电源技术，2023，47(12)：1603-1608.
SHI Yongsheng, HU Yujun, ZHAI Xinran. Prediction of cycle life and knee points in lithium-ion batteries through multi-scale feature fusion[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(12): 1603-1608.

[25] WANG T, ZHU Y H, ZHAO W Y, et al. Capacity degradation analysis and knee point prediction for lithium-ion batteries[J]. Green Energy and Intelligent Transportation, 2024, 3(5): 100171.

[26] TIAN J P, XIONG R, SHEN W X. State-of-health estimation based on differential temperature for lithium ion batteries[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(10): 10363-10373.

[27] 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.

[28] WILLIARD N, HE W, OSTERMAN M, et al. Comparative analysis of features for determining state of health in lithium-ion batteries[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2020, 4(1): 1-7.

[29] WANG F J, ZHAI Z, ZHAO Z B, et al. Physics-informed neural network for lithium-ion battery degradation stable modeling and prognosis[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 4332.

[30] SRIDHARAN S, VENKATARAMAN S, RAMAN M, et al. Early prognostics of remaining useful life in lithium ion batteries using hybrid LSTM-Att-MLP model with fusing aging information[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2024, 171(8): 080528.

[31] CATELANI M, CIANI L, FANTACCI R, et al. Remaining useful life estimation for prognostics of lithium-ion batteries based on recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3524611.

[32] WANG Z Q, LIU N, CHEN C L, et al. Adaptive self-attention LSTM for RUL prediction of lithium-ion batteries[J]. Information Sciences, 2023, 635: 398-413.

[33] JAFARI S, BYUN Y C. A CNN-GRU approach to the accurate prediction of batteries' remaining useful life from charging profiles[J]. Computers, 2023, 12(11): 219.

[34] ZHOU Y F, WANG S L, XIE Y X, et al. Remaining useful life prediction and state of health diagnosis of lithium-ion batteries with multiscale health features based on optimized CatBoost algorithm[J]. Energy, 2024, 300: 131575.

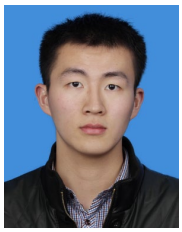
[35] JAFARI S, BYUN Y C. XGBoost-based remaining useful life estimation model with extended Kalman particle filter for lithium-ion batteries[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9522.

[36] 陈艺元，李建威，邵文泽，等. 基于逐层增量分解的深度网络神经元相关性解释方法[J]. 自动化学报，2024，50(10)：2049-2062.
CHEN Yiyuan, LI Jianwei, SHAO Wenze, et al. Layer-wise increment decomposition-based neuron relevance explanation for deep networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(10): 2049-2062.



朱永乐
2000—，男，硕士生
主要从事人工智能技术在储能态势感知方面的研究工作
E-mail: z10406080@163.com

ZHU Yongle

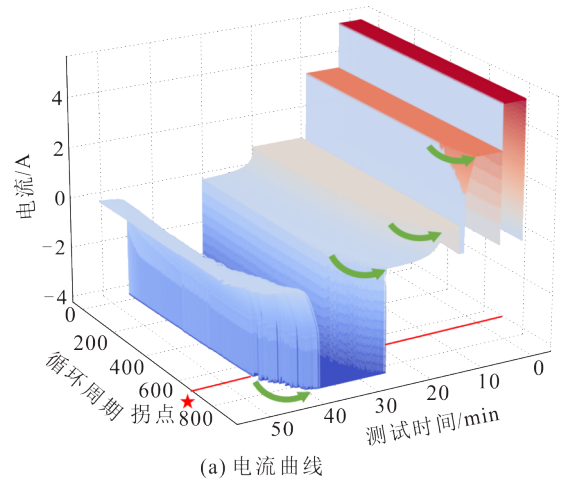


蒋　凌(通信作者)
1995—，男，博士，讲师
主要从事电化学储能系统运维及态势感知方面的研究工作
E-mail: ntujiangling@163.com

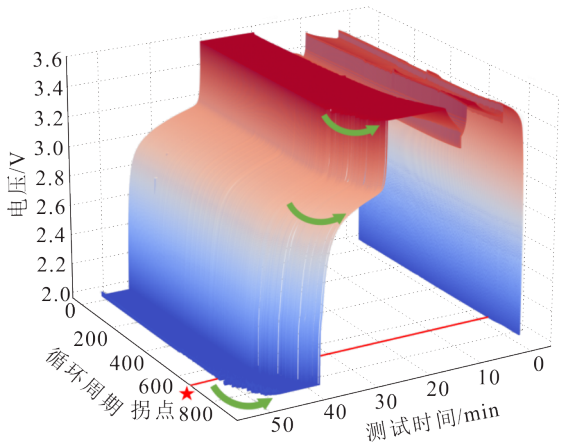
JIANG Ling
Ph.D.
Corresponding author

收稿日期　2025-07-29　在线出版日期　2025-12-15　　编辑　卫李静

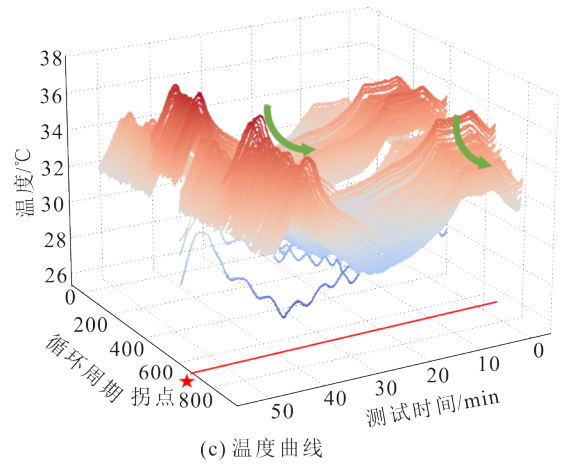
附录 A



(a) 电流曲线



(b) 电压曲线



(c) 温度曲线

图 A1　锂离子电池全生命周期监测数据

Fig.A1　Full lifecycle monitoring data of lithium-ion batteries

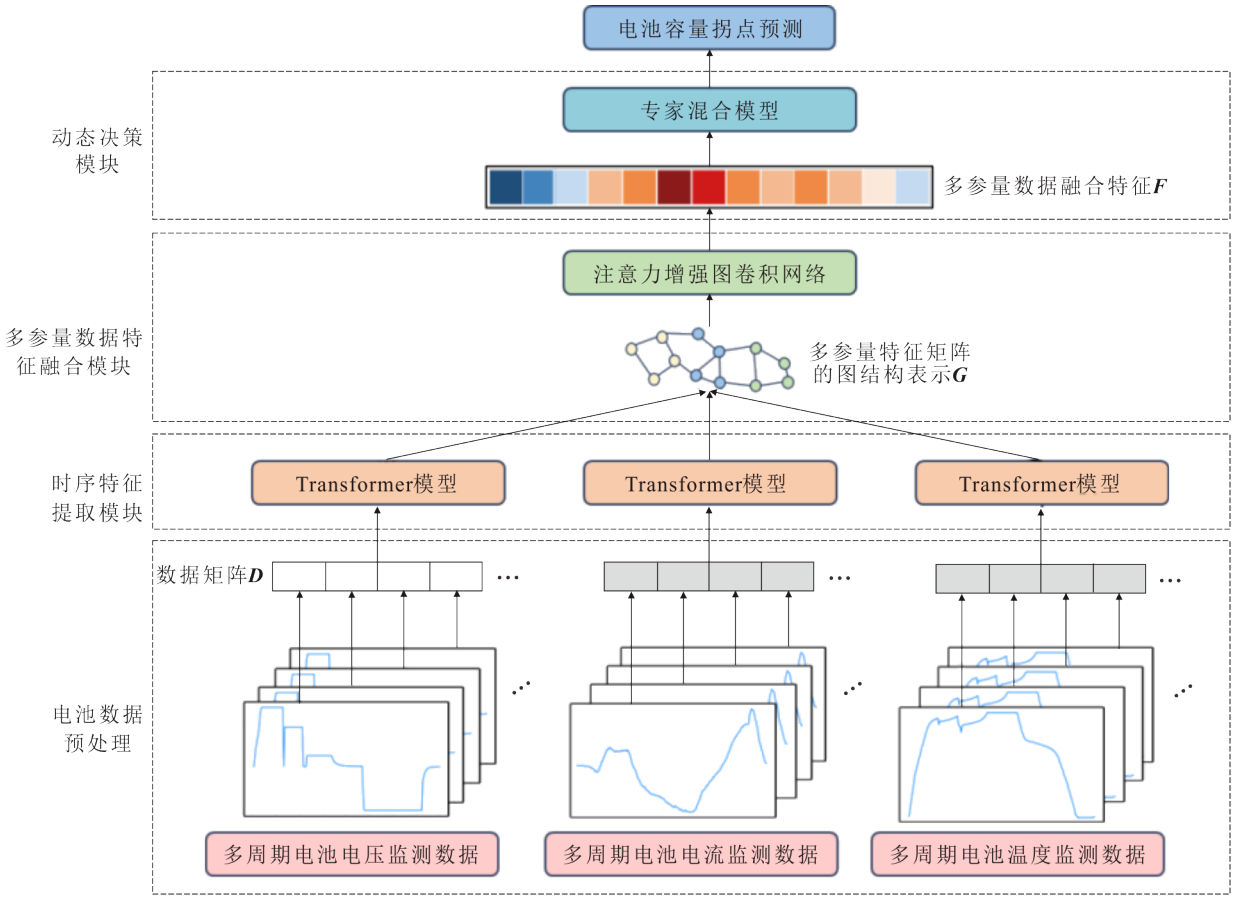


图 A2　Transformer-AGCN-MoE 模型结构

Fig.A2　Architecture of the Transformer-AGCN-MoE model

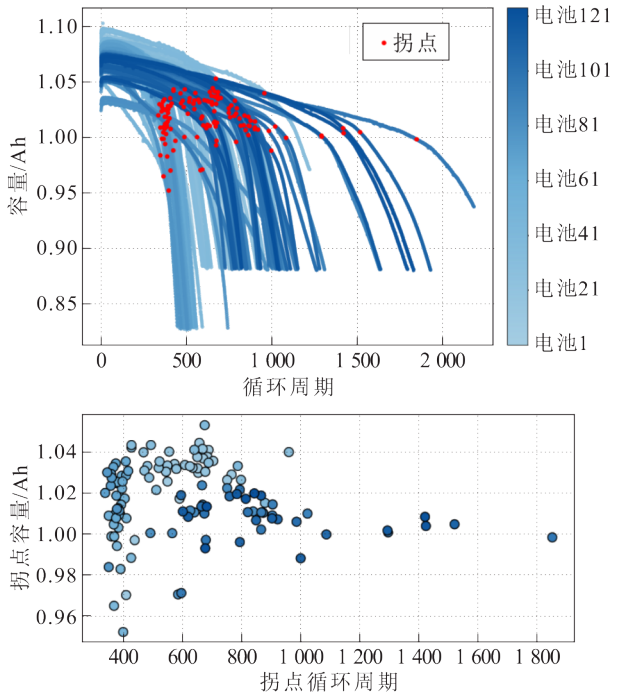


图 A3　麻省理工学院 MIT 数据集电池容量衰减曲线及拐点

Fig.A3　Battery capacity degradation curve and knee points in MIT dataset

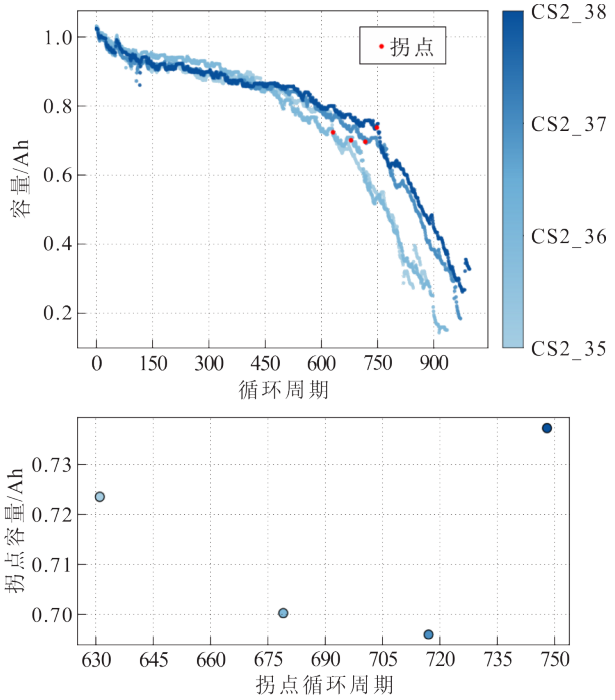


图 A4　马里兰大学 CALCE 数据集电池容量衰减曲线及拐点

Fig.A4　Battery capacity degradation curve and knee points in CALCE dataset from university of Maryland

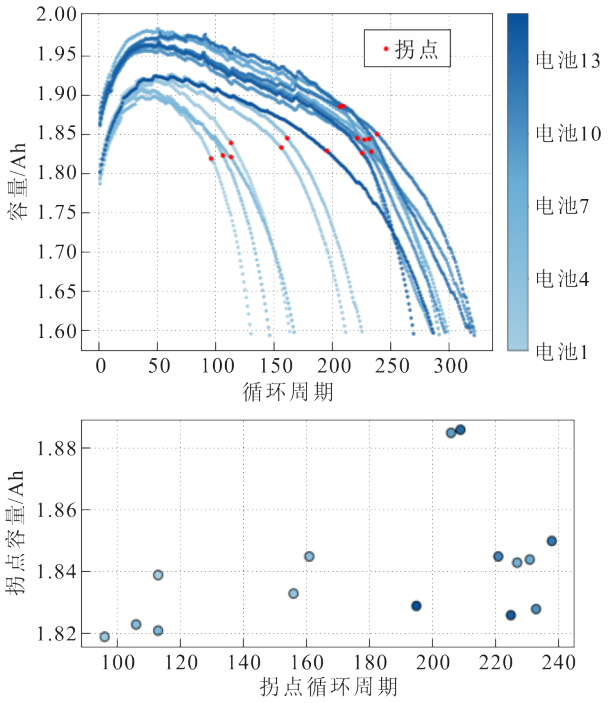


图 A5　西安交通大学 XJTU 数据集电池容量衰减曲线及拐点

Fig.A5　Battery capacity attenuation curve and inflection point of XJTU data set of Xi'an Jiaotong University

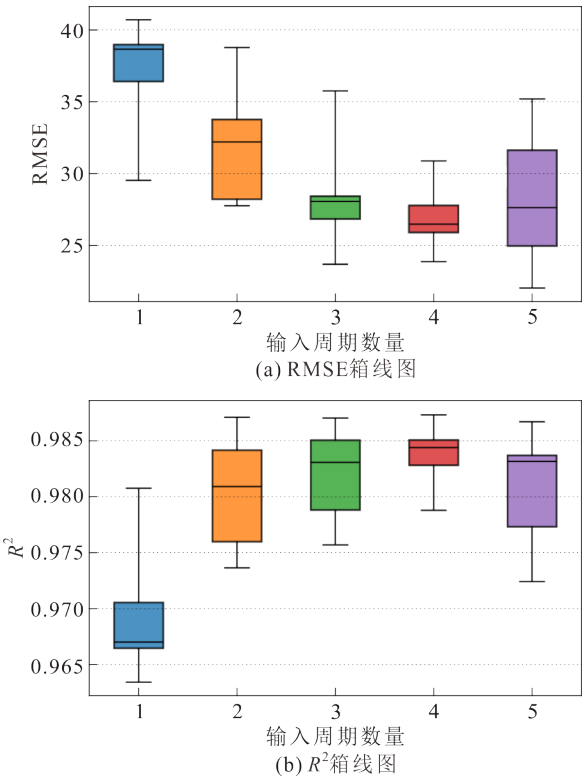


图 A6　不同输入长度下模型预测结果

Fig.A6　Model prediction results with variable-length input data

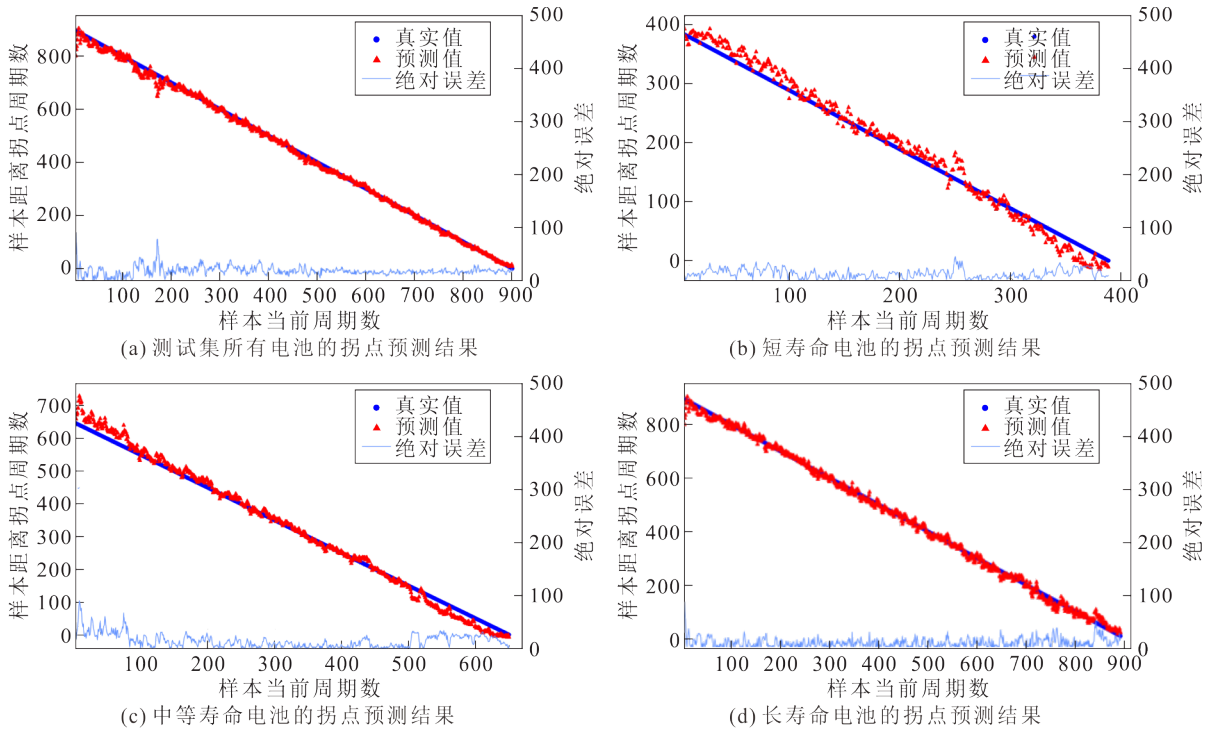


图 A7　麻省理工学院数据集电池容量拐点预测结果

Fig.A7　Battery capacity knee point prediction results in MIT dataset

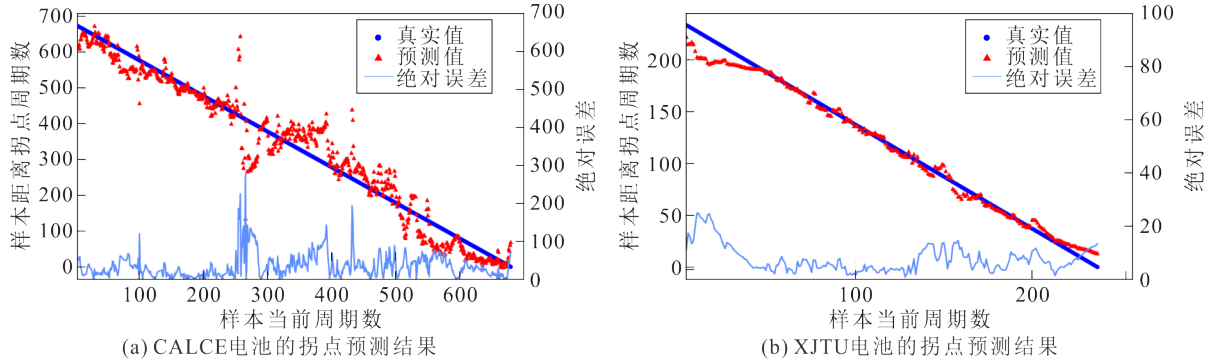


图 A8　电池容量拐点预测结果

Fig.A8　Battery capacity inflection point prediction results

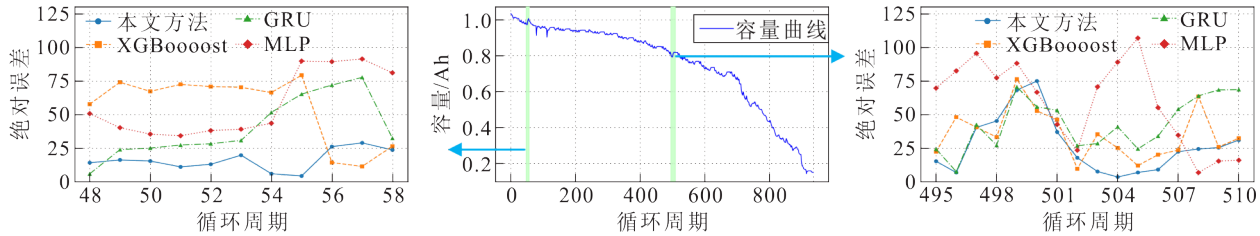


图 A9　电池容量再生波动对预测性能影响

Fig.A9　Impact of battery capacity regeneration fluctuation on prediction performance

附录 B

为深入解析多参量数据对电池老化拐点预测模型的贡献度差异，揭示模型在不同充放电阶段的数据敏感性，增强预测方法的可解释性，本文采用积分梯度(integrated gradients，IG)方法对输入多参量数据的重要性进行量化评估。IG 方法通过构建输入数据从真实值到预测值的线性插值路径，计算预测函数沿该路径的梯度积分，从而为各输入参量分配贡献度权重，参量贡献度值越大表明对模型预测结果的影响程度越高。本文所采用的电流，电压和温度 3 组参量数据在电池拐点预测模型中的累计贡献度如图 B1 所示。

如图 B1 所示，电流参量的贡献度最高，表明充放电电流的动态变化能够有效表征电池衰退特征，模型依据衰退特征能够准确预测电池拐点。温度贡献度略低于电流，也反映了充放电热效应对电池衰退速率的影响。电压贡献度则稍低于电流与温度，但仍展现出较强贡献度。模型贡献度结果证明了所选取 3 组参量数据的有效性。在此基础上，本文对单个循环周期内参量数据对拐点预测结果的影响程度进行进一步分析，结果如图 B2 所示。

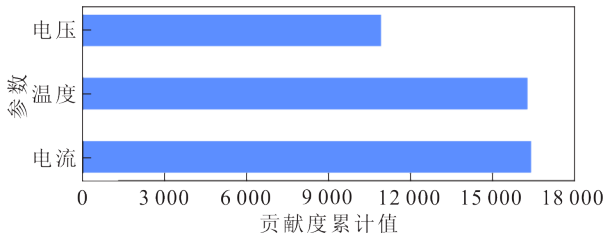


图 B1　不同参量数据的累计贡献度

Fig.B1　Cumulative contribution of different data

图 B2 中展示了单个循环周期内 3 组参量的贡献度情况，揭示了预测模型在不同充放电阶段对输入参量的动态关注机制与物理特征捕获能力。其中，如图 B2(a)所示，电流参量的贡献度主要集中在整个充电阶段以及放电阶段末期，幅值波动剧烈，表明模型高度关注电流的动态变化过程，并将这些变化作为判断电池状态演化的关键信息。而在时间步 120~180 之间的放电阶段，放电电流被设置为恒定值，对应贡献度迅速趋近于零，表明模型能够有效识别并忽略非关键阶段的冗余信息，体现了其良好的特征筛选能力；同时，温度参量的贡献度与电池产热特性也呈现强相关。如图 B2(b)所示，在充电前期和放电后期电池温度达到峰值时，对应贡献度

值的波动显著增加，表明电池温度快速上升作为拐点前兆的关键特征被模型成功捕捉；最后，如图B2(c)所示，在 70~110 时间步的恒流充电阶段，电压参量呈现持续强负向贡献，表明该阶段的电压数据特征是模型判断当前状态距离目标拐点的有效依据。综上所述，采用 IG 方法对模型进行可解释性分析，通过赋予不同阶段各参量以动态且具有正负指向性的贡献权重，评估了电流、电压及温度参量在不同阶段对拐点预测的贡献程度，提升了评估方法的可解释性，为该方法在电池管理系统(battery management system, BMS)中的实际应用提供了理论依据。

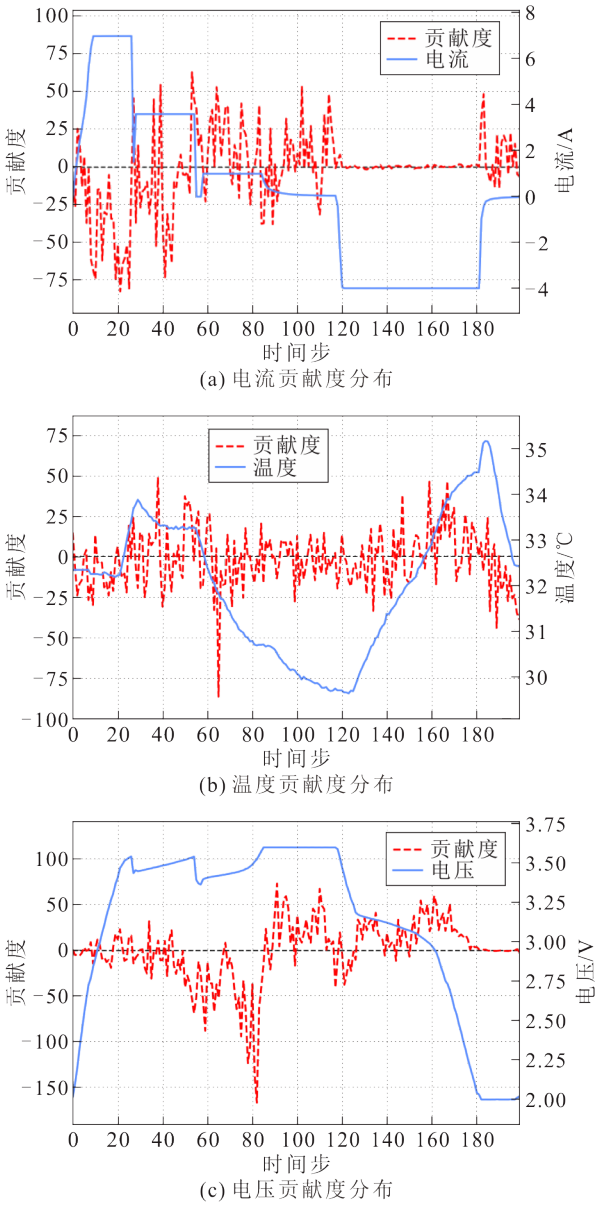


图 B2　单个循环周期内不同参量数据的贡献度

Fig.B2　Contribution of different parameter data within a single cycle