

并行深度学习+注意力门控，破解动态工况下电池SOH监测难题

作者：writer 来源：科学网

本文原地址：<https://www.iikx.com/news/progress/41701.html>

本文仅供学习交流之用，版权归原作者所有，请勿用于商业用途！

并行深度学习+注意力门控，破解动态工况下电池SOH监测难题。随着电动汽车与储能系统的快速普及，锂离子电池的健康状态（SOH）估算已成为保障设备安全、优化运行性能的核心关键。近日，吉林大学、中国第一汽车集团有限公司、中国电子产品可靠性与环境试验研究所等单位的研究团队，在动态工况下电池SOH监测领域取得重要进展，相关成果发表于ENGINEERING Energy 2026年第20卷第2期。

论文导读

锂离子电池凭借高能量密度、长使用寿命等优势，成为清洁能源存储与转换的核心载体，广泛应用于电动交通、分布式储能等领域。但在长期服役过程中，电池会不可避免地发生老化，表现为容量衰减、供电能力下降，甚至引发安全风险——而健康状态（SOH）作为量化电池剩余性能的核心指标，其估算精度直接决定了电池管理系统（BMS）的可靠性。

然而，实际应用中的动态工况的（如电动汽车的加速、制动，储能系统的随机充放电），会导致电池电压非单调变化、电流模式不规则，还会引入测量噪声，这让传统SOH估算方法陷入瓶颈：要么依赖实验室恒流放电的理想条件，无法适配实际场景；要么依赖专用仪器，测量耗时且难以实时应用；即便主流的数据驱动方法，也存在单网络模型局限，难以兼顾局部细节与全局趋势的捕捉。

针对这一行业痛点，研究团队创新提出融合注意力门控的并行深度学习方法，整合动态特征提取、并行网络架构与自适应融合机制，成功实现动态工况下高鲁棒性、高精度的SOH估算，为实际工程应用提供了全新技术路径。

论文概要

本研究的核心是构建一套动态特征提取—并行深度学习—注意力融合的完整SOH估算框架，所有成果均通过MIT、CALCE、牛津三大标准化电池数据集的严格验证，覆盖恒流、周期性脉冲、复杂动态三种典型实际工况，数据真实可追溯。

1、四大技术突破，直击行业痛点

突破一：提取高相关性健康特征，破解动态提取难题。研究融合双极化等效电路建模、电压标准

化分段技术，从不规则的动态测量数据中，筛选出4项与SOH高度相关的健康特征（ K 、 b 、 $\sigma_{\Delta Q}$ 、 $\sigma_{\delta \Delta Q}$ ）。经皮尔逊相关性分析验证，这4项特征与实际SOH的相关系数均超过0.95，能精准表征电池老化的物理本质，同时解决了动态工况下电压非单调、特征不一致、测量噪声干扰三大提取难题。

突破二：构建并行TCN-Transformer架构，兼顾局部与全局。创新设计并行时间卷积网络（TCN）-Transformer混合架构，充分发挥两种网络的互补优势：TCN分支通过扩张卷积捕捉多尺度局部时间模式，精准反映电池状态的短期波动；Transformer分支通过多头自注意力机制建模全局依赖关系，捕捉电池容量的长期衰减趋势。相较于传统单架构模型，该并行结构通过特征复用减少计算冗余，兼顾了估算精度与实时计算效率，适配实际BMS的运行需求。

突破三：设计注意力门控融合机制，提升鲁棒性与可解释性。引入注意力门控融合模块，作为整合双分支特征的核心，能根据电池老化阶段和工况复杂度，为TCN、Transformer分支动态分配自适应权重，同时通过双向交叉注意力增强分支间信息交互。这一机制不仅让模型对测量波动、工况变化的鲁棒性大幅提升，更揭示了注意力权重与电池老化机制的相关性，为模型决策提供了物理可解释性——这也是该研究区别于传统黑箱模型的核心优势之一。

突破四：多维度实验验证，性能显著优于现有方法。在MIT、CALCE、牛津三大数据集上的实验表明，该方法在所有工况下的估算均方根误差（RMSE）均低于1%，平均绝对误差（MAE）控制在0.47%~0.52%之间；相较于CNN-LSTM、ViT、单一TCN/Transformer及TCN-Transformer串联模型等传统方法，性能提升8%~70%，展现出极强的泛化能力。

2、关键实验结论

消融实验：全特征组合实现最优性能，相较于单一特征，RMSE最大降幅达73.2%；注意力门控融合相较简单拼接、交叉注意力策略，MAE最大降幅达55%。

注意力权重分析：随着工况从恒流（MIT）向复杂动态（牛津）演化，TCN分支权重从13.05%提升至54.79%，Transformer分支权重从93.84%降至61.83%，权重变化与电池老化机制高度契合。

跨电池类型迁移学习：从磷酸铁锂（LFP）电池（MIT数据集）迁移至钴酸锂（LCO）电池（CALCE、牛津数据集）， R^2 仍保持在0.97以上，验证了方法的无材料依赖性和广泛适用性。

图文导读

图1完整展现了研究的核心逻辑：从动态测量数据入手，先通过开路电压估算+电压标准化分段完成健康特征提取，再通过并行TCN-Transformer架构处理特征，最后经注意力门控融合模块输出精准SOH估算结果，三步闭环，系统性解决了动态工况下的监测难题。整个框架层次清晰，既包含信号处理的基础步骤，也融入了深度学习的创新设计，兼顾了理论严谨性与工程实用性。

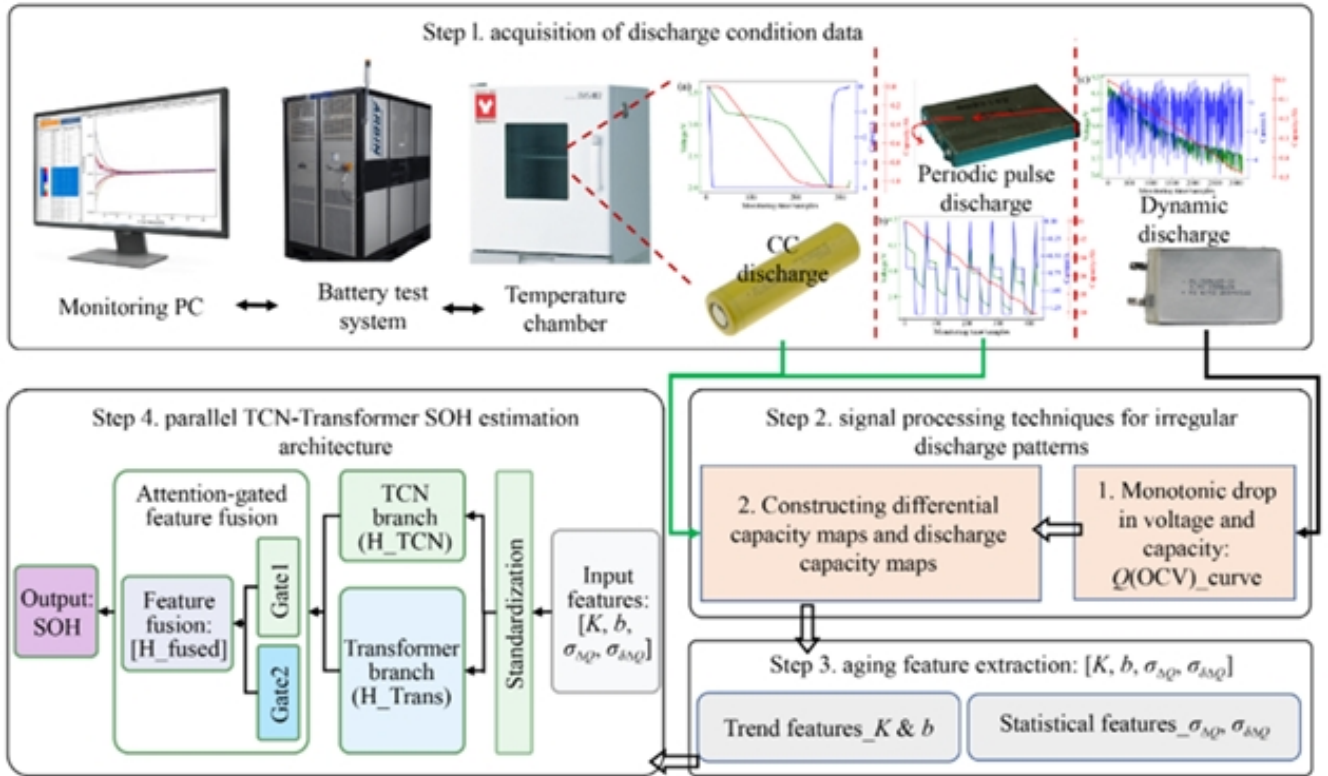


图1.动态工况下高鲁棒性SOH估算的整体方法框架

图2是4项高相关性健康特征的提取过程可视化，包含6个关键子图：（a）双极化等效电路模型，为开路电压估算提供理论基础；（b）开路电压辨识结果及误差分布，验证了估算精度；（c）单调递减的 $Q(OCV)$ 曲线，解决了动态工况下电压非单调的问题；（f）（g）（h）分别为三大数据集的线性模型拟合结果，展现了 K 、 b 两项趋势特征随电池老化的规律性变化；（j）（k）（l）为特征与SOH的相关系数矩阵，直观验证了4项特征与SOH的高相关性（均 >0.95 ）。

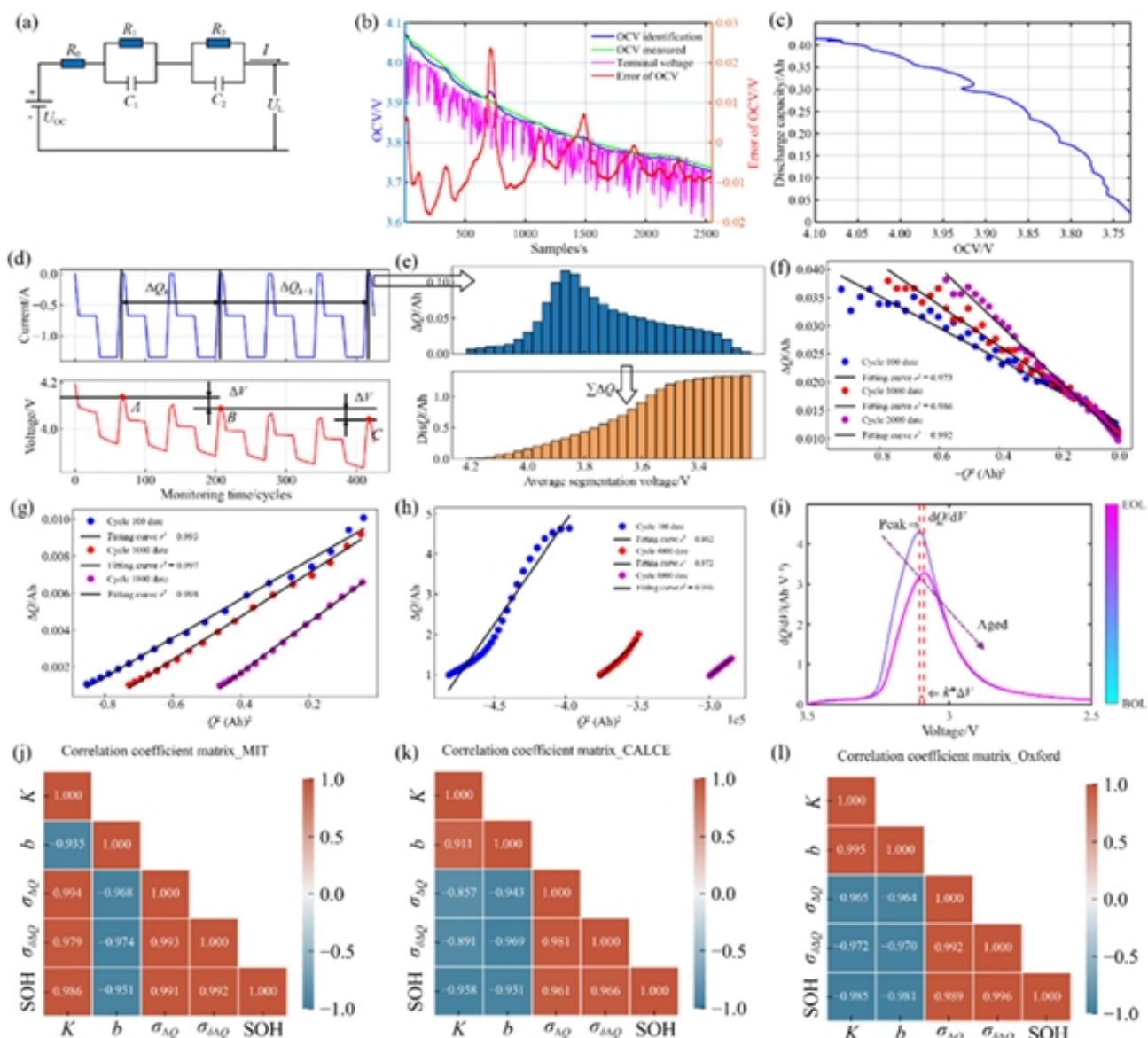


图2.综合动态特征提取方法

图3精准呈现了并行网络的核心结构：输入层为4项健康特征，中间分为TCN、Transformer两个并行分支，分别负责局部时间模式和全局依赖关系的捕捉，两个分支的输出通过注意力门控融合模块完成自适应整合，最后经输出层得到SOH预测值。从架构设计能清晰看出，并行结构的优势的是实现局部+全局的协同建模，避免了单网络的固有局限，而注意力门控融合则是提升模型鲁棒性的关键。

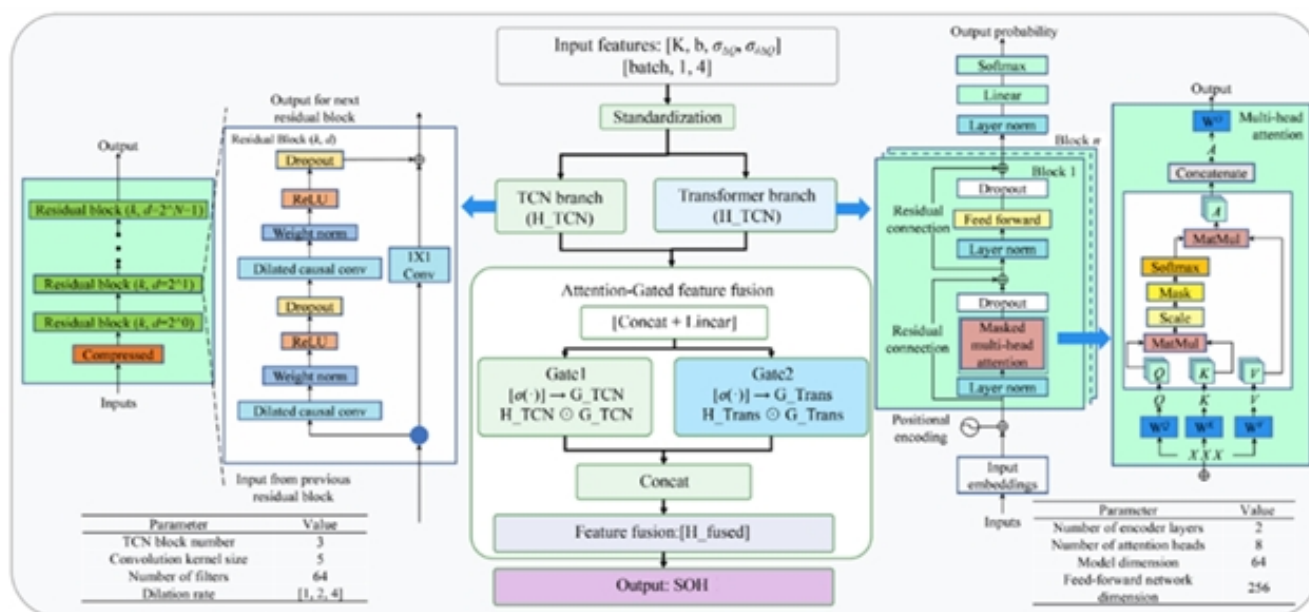


图3.带注意力门控融合的并行TCN-Transformer混合网络架构图

图4通过定性可视化，直观对比了所提方法与各类基准模型的性能差异：（a）（d）（g）为SOH预测曲线，能清晰看到所提方法的预测曲线与真实值高度贴合，误差极小；（b）（e）（h）为误差分布直方图，所提方法的误差集中在 $\pm 1\%$ 以内，且分布更集中；（c）（f）（i）为归一化后的性能评分，所提方法在MAE、RMSE、 R^2 三项指标上均排名第一，直观印证了其性能优势。

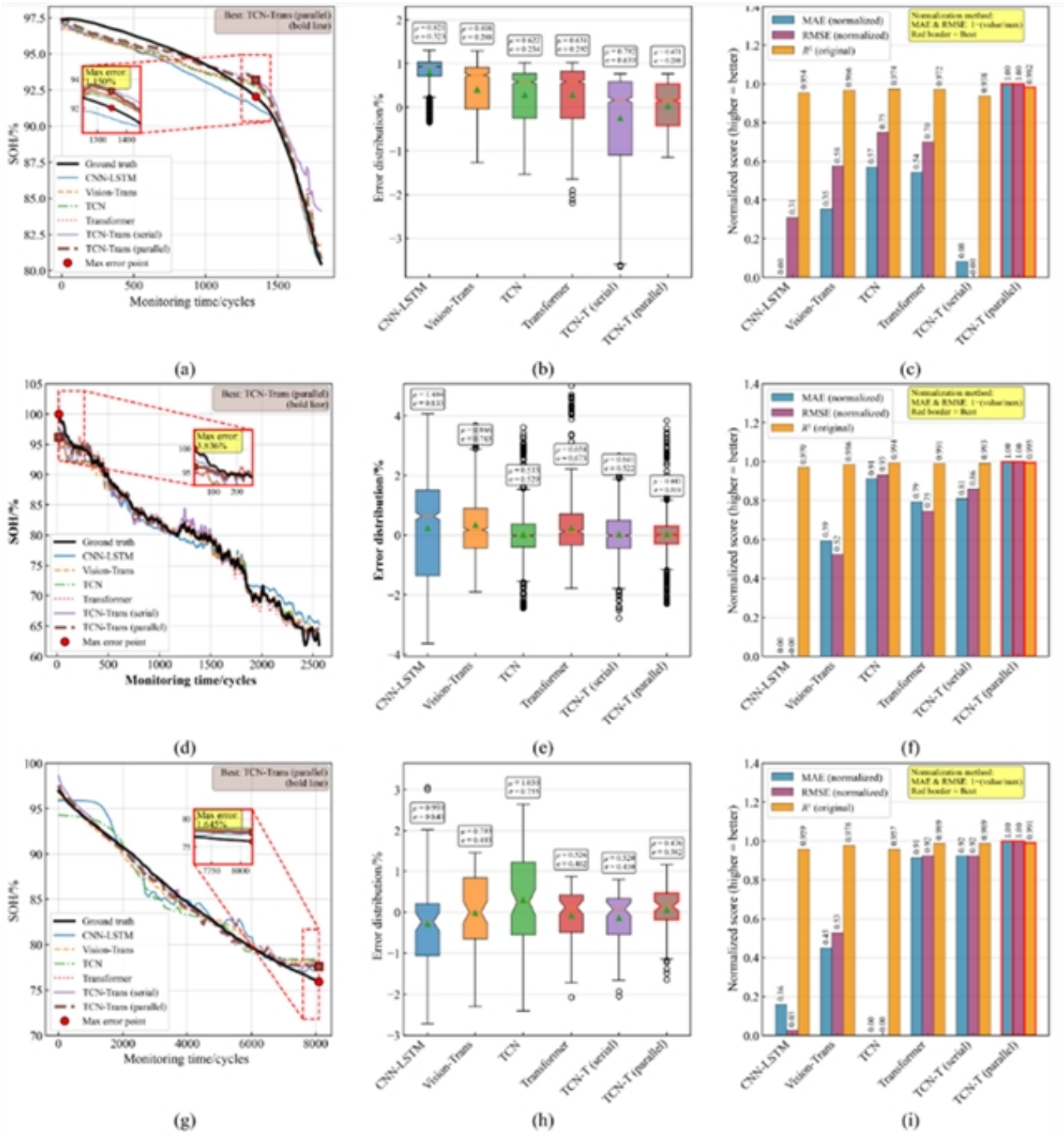


图4.不同模型在三大数据集上的SOH预测性能对比

图5揭示了注意力门控融合机制的自适应特性：三大数据集的权重分布呈现明显的规律性，随着工况复杂度提升，TCN分支的权重占比显著增加，Transformer分支的权重占比下降，体现了模型对不同工况的动态适配能力。同时，权重分布与SOH的强相关性（如MIT数据集TCN权重与SOH相关系数为-0.87），也为模型决策提供了可解释性，让黑箱模型变得可解读。

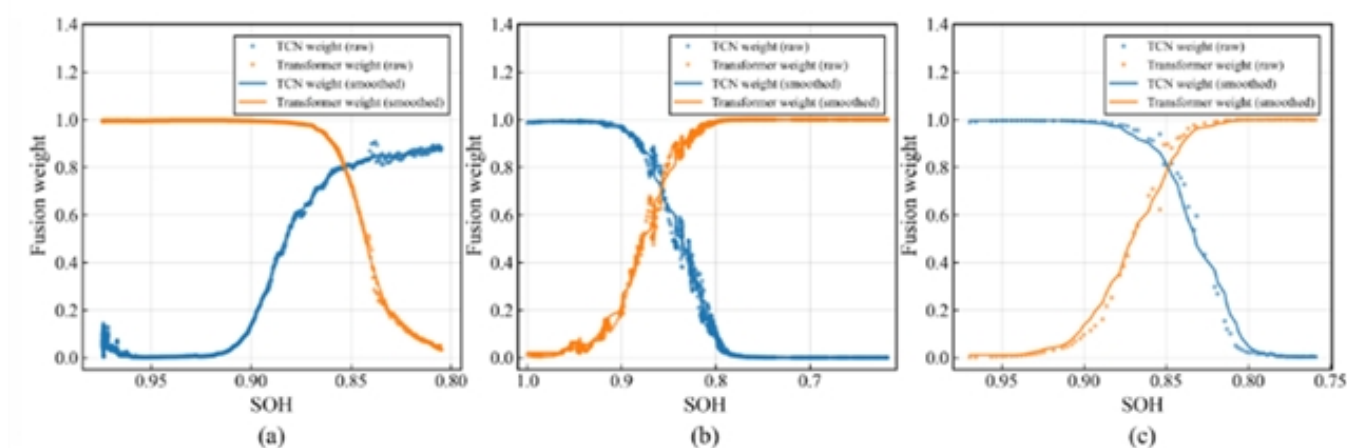


图5.注意力权重分布分析

总结与展望

本研究立足实际工程需求，针对动态工况下锂离子电池SOH估算的核心痛点，提出了一套融合注意力门控的并行深度学习方法，实现了高精度、高鲁棒性、可解释、易落地四大目标，其核心贡献在于：构建了适配动态工况的特征提取框架，创新了并行网络与自适应融合机制，通过多数据集、多维度实验验证了方法的有效性与泛化能力，所提取的健康特征可直接集成至电动汽车BMS，为实际工程应用奠定了坚实的技术基础。

结合行业发展需求，本文明确了未来三大研究方向，进一步拓展技术的应用边界：

- 1.拓展电池体系适配性：当前研究聚焦于磷酸铁锂（LFP）和钴酸锂（LCO）单体电池，未来将重点拓展至三元锂电池（NCM）——这一现代电动汽车的主流电池体系，验证方法在不同电化学体系下的适用性；
- 2.推进电池组级健康评估：突破单体电池监测的局限，研究串并联电池组的健康评估方法，解决电池不一致性带来的估算难题，适配储能系统、电动汽车电池组的实际应用场景；
- 3.适配极端环境工况：融入温度补偿策略，提升方法在极端高低温环境下的鲁棒性，解决极端环境下测量信号失真、特征提取困难的问题，进一步增强技术的工程实用价值。

该研究不仅为动态工况下电池SOH监测提供了全新技术方案，更推动了数据驱动方法在电池健康管理领域的深度应用，有望为智能电池管理系统的落地、清洁能源产业的高质量发展提供重要支撑。（来源：EngineeringJournals微信公众号）

相关论文信息：<https://journal.hep.com.cn/fie/EN/10.1007/s11708-026-1046-4>

特别声明：本文转载仅仅是出于传播信息的需要，并不意味着代表本网站观点或证实其内容的真实性；如其他媒体、网站或个人从本网站转载使用，须保留本网站注明的“来源”，并自负版权等法律责任；作者如果不希望被转载或者联系转载稿费事宜，请与我们联系。

作者：陆海彦等 来源：《工程·能源》

更多 科学进展 请访问 <https://www.iikx.com/news/progress/>

本文版权归原作者所有，请勿用于商业用途，[爱科学iikx.com](https://www.iikx.com)转发