

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407592

基于 ITPA-Informer 的新能源汽车动力电池 可充电容量预测*

张帅博¹ 赫飞² 李宝峰³(1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125000; 2. 辽宁工程技术大学应用技术与
经济管理学院 阜新 123000; 3. 辽宁工程技术大学机械工程学院 阜新 123000)

摘要:随着新能源汽车的大范围推广,其核心部件——动力电池的状态评估和可充电容量的准确预测对于评估新能源汽车的可靠性、续航里程和剩余价值意义重大。提出了一种基于 ITPA-Informer 模型的新能源汽车动力电池可充电容量预测方法,首先通过安时积分法结合卡尔曼滤波来估算可充电容量,并通过两阶段特征工程(递归特征消除和核主成分分析)来筛选特征并降维,以缓解实际工况下的维数灾难。模型方面,在 Informer 模型的 Decoder 中引入了改进的时间模式注意力机制,提取了除采样时间间隔外不同时间尺度下的特征,通过指数衰减因子调整每个时间步对当前预测的贡献度,增强可充电容量随行驶里程增加而逐渐降低的时序依赖性。实验结果表明,所提出的模型在多个评价指标上均优于传统的卷积神经网络(CNN)、长短期记忆(LSTM)和门控循环单元(GRU)模型,并且在不同月份下的运行数据验证了模型具有较好的泛化能力。

关键词:可充电容量;安时积分法;递归特征消除;核主成分分析;ITPA 机制;Informer

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Rechargeable capacity prediction of new energy vehicle power battery based on ITPA-Informer

Zhang Shuaibo¹ He Fei² Li Baofeng³

(1. School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125000, China;

2. School of Applied Technology and Economics Management, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China;

3. School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: With the extensive promotion of new energy vehicles, the state assessment of their core component-power batteries and the accurate prediction of rechargeable capacity (RC) are of considerable significance for evaluating the reliability, driving range and residual value of new energy vehicles. This paper presents a prediction method for the rechargeable capacity of new energy vehicle power batteries based on the ITPA-Informer model. Firstly, the rechargeable capacity is estimated by the ampere-hour integration method in combination with the Kalman filter, and two-stage feature engineering (recursive feature elimination and kernel principal component analysis) is employed to select features and reduce dimensions to alleviate the curse of dimensionality in actual working conditions. regarding model, an improved time pattern attention (ITPA) mechanism is introduced in the decoder of the Informer model to extract features at different time scales apart from the sampling time interval. The contribution of each time step to the current prediction is adjusted by an exponential decay factor to enhance the temporal dependency of the rechargeable capacity gradually decreasing with the increase of driving mileage. The experimental results indicate that the proposed model outperforms traditional CNN, LSTM and GRU models in multiple evaluation metrics, and the operation data in different months verify that the model possesses good generalization ability.

Keywords: rechargeable capacity; ampere integration method; recursive feature elimination; nuclear principal component analysis; improved time pattern attention mechanism; Informer

0 引言

新能源汽车的快速发展是中国实现从汽车生产大国向汽车制造强国转变的关键一步,它不仅对应对全球气候变化具有重要意义,也是推动经济向更加绿色、可持续方向转型的战略选择^[1-2]。随着新能源汽车在中国的广泛普及,其后市场服务领域也迎来了一系列挑战,如新能源汽车的整车状态的评估,尤其是核心部件——动力电池的状态难以进行有效的定性或定量评估。

由于动力电池在使用过程中受到多种随机因素的影响,包括环境条件、个人驾驶习惯、行驶路况等,使得其状态评估和容量预测变得复杂^[3]。针对电池容量的预测,早期的研究多依赖于经验模型和物理模型,如基于电池的化学动力学和电化学原理的等效电路模型^[4-5]。此外,状态监测技术的进步为电池状态评估提供了更精确的数据支持,包括电压、电流、温度等多维度的实时监测^[6-7]。近年来,随着数据科学的发展,深度学习技术由于其可以捕捉电池性能的复杂非线性关系,因此在新能源电池健康度预测方面显示出巨大潜力^[8-9]。基于深度学习模型的动力电池可充电容量预测方法主要分为两种类型,单时间序列预测和多输入单输出预测。文献[10]基于蚁狮优化-支持向量回归(ALO-SVR)模型,文献[11]基于共性-个性深度置信网络(CS-DBN)模型,文献[12]基于麻雀算法-门控循环单元(SSA-GRU)模型,对不同类型电池的充电容量分别进行预测,并证明了其启发式算法所带来预测模型精度的提升。在电池容量时序数据中,采用分解法可以有效提取内在模式和特征,并消除噪声的干扰,文献[13]采用相关性分析法将健康因子与电池剩余容量之间的相关性进行耦合,并使用自适应噪声完备集合经验模态分解算法(CEEMDAN)将分解后的模态特征作为 SVR 的输入进行训练。文献[14]采用变分模态分解(VMD)对健康因子进行分解,并输入至郊狼优化算法-长短期记忆(COA-LSTM)神经网络中进行训练,优化模型的超参数。文献[15]在使用 K-means 提取特征后使用 S-G 滤波器对锂离子动力电池的衰退时序数据进行分解,并融合 LSTM 与 MLP 两种模型的结果作为最终的预测结果,以提升短期预测精度。此外,文献[16-17]分别采用 SDAE 和鲸鱼优化算法-变分模态分解(WOA-VMD)对输入数据进行重构并去噪。

随着对电池性能影响因素认识的深入,研究者开始探索将多源数据融合的方法来提高预测精度^[18]。多输入单输出预测方法则综合考虑了电池的多种状态特征和环境因素^[19-21]。注意力机制作为深度学习中一个重要的组成部分,其通过对输入数据的不同部分分配权重,从而使模型能够更加关注重要的信息^[22]。文献[23]采用

Aseq2seq-PF 混合模型提取注意力机制,文献[24]将注意力机制和 AFSC-Conv-LSTM 网络相结合过滤了无用信息。在此基础上,特征工程和选择对于模型性能至关重要,其中主要包含特征提取、数据增强、特征转换和聚类降维等步骤^[25]。文献[26]采取时序对抗生成网络对提取后的特征数据进行增强,并对比 LSTM 等多种模型对比来验证泛化能力。文献[27]采用 Pearson 检验结合灰色关联分析进行特征筛选,并采用 CV-LightGBM 网络进行训练。文献[28]采用改进 UNet 进行数据压缩并提取特征。文献[29]采用主成分分析法(PCA)降低参数的冗余度。此外,一些用于处理自然语言的神经网络也被用在动力电池的预测中,文献[30]考虑锂电池的循环次数与工作时长在不同时间尺度下的信息,并采用 Transformer 网络进行训练。文献[31]采用自注意力机制 Informer 提升特征的重要性并减少稀疏性,且相比于 LSTM 可以更快地进行电池可充电容量的准确估计。

综合以上分析,针对动力电池使用过程连续充放电导致电流波动的干扰,使得动力电池剩余容量的预测问题仍存在精度低、对未来某一里程估算不准确等问题,同时可充电容量随着行驶里程的增加呈现周期递减的趋势。因此,为了提动力电池在实际工况下剩余容量的精准估算和预测,本文提出了基于 ITPA-Informer 可充电容量预测模型,利用指数加权法改进时序机制更好地捕捉不同时间维度下的充电特征,同时提出了两阶段特征工程进行特征提取,缓解运行工况下的维数灾难。本文的主要针对车辆正常行驶和充电状态下电流的正负波动,在安时积分法的基础上结合卡尔曼滤波对可充电容量进行精确估计;在人工选择行驶里程为特征的基础上,采用基于交叉验证的递归式特征消除法结合核主成分分析的两阶段特征工程,对特征进行筛选和降维;在 Informer 模型中的解码器(Decoder)中嵌入改进时间模式注意力机制(improved time pattern attention, ITPA)机制,提取采样频率之外不同时间尺度上重要的特征并进行加权处理,增强模型对时间的依赖性并通过概率稀疏注意力机制进一步筛选和优化。

本文数据为第二届广州·琶洲算法大赛新能源汽车运行数据,由广州市新能源智能汽车发展促进会与工业和信息化部电子第五研究所联合提供。同时,本文对所提模型的准确性和泛化能力进行了验证,结果表明均优于卷积神经网络(CNN)、LSTM、GRU 3 种经典算法。

1 数据预处理和两阶段特征工程

1.1 安时积分法(AH)计算可充电容量

安时积分法是通过电池的电流进行积分来估算电

池的剩余容量^[32]。设电池的初始容量为 Q_0 (单位: Ah), 车辆在使用过程中, 电流为正值时为放电现象, 电流为负值时为充电现象, 那么在充电的时间区间内 $[t_0, t]$, 电池的剩余容量 Q_t 为:

$$Q(t) = Q_0 + \int_{t_0}^t |I(t)| dt = \left| \frac{40}{3 \times 600} \sum_{i=1}^n I(t) \right| = \left| \frac{1}{90} \sum_{i=1}^n I(t) \right| \quad (1)$$

式中: n 为充电行为数据帧的数量, 对于充电过程, 当 $I(t) < 0$ 时, 取绝对值后积分表示电池容量的增加。实验数据采集时间间隔为 40 s, 由于电流的单位是 A, 因此时间的单位需要统一为 h, 所以将采集时间间隔换算为 h。

在实际测试中, 电动汽车配备的能量回收系统, 能够在车辆减速或制动时, 将车辆的动能转化为电能并存储到电池中。因此在正常行驶过程中, 电机充当发电机, 产生的电流反向流入电池, 导致电流为负, 所以仅使用安时积分法会有一些的误差积累。

1.2 卡尔曼滤波 (Kalman filtering, KF) 法

卡尔曼滤波通过对系统的状态方程和观测方程进行递推计算, 融合预测值和测量值来得到最优的状态估计。本文将电池的可充电容量视为系统的状态, 基于 $Q(t)$ 计算过程中存在的动态误差及噪声使用 KF 法进行滤波处理, 过程如下。

步骤 1) 首先定义系统的状态方程和观测方程, 假设电池容量在相邻时刻之间的变化与充电电流有关, 并且存在一定的系统噪声 $w(t)$, 状态方程可以表示为:

$$Q(t + \Delta t) = Q(t) + I(t) \Delta t + w(t) \quad (2)$$

式中: Δt 为时间间隔; $w(t)$ 为零均值高斯白噪声。

接着选择汽车行驶里程 $d(t)$ 作为观测信号, 假设行驶里程与电池可充电容量之间为线性关系, 即 $d(t) = \alpha Q(t) + v(t)$, 一次项系数由单日内最大可充电容量与行驶里程进行最小二乘回归计算得出。令 $H(t) = \alpha$, $z(t) = d(t)$, 则观测方程可表示为:

$$z(t) = H(t) Q(t) + v(t) \quad (3)$$

式中: $v(t)$ 为测量噪声, 本文为零均值高斯白噪声。

步骤 2) 计算状态变量的预测值:

$$\hat{Q}(t + \Delta t | t) = \hat{Q}(t | t) + I(t) \Delta t \quad (4)$$

接着, 计算预测误差协方差矩阵:

$$P(t + \Delta t) = P(t | t) + Q(t) \quad (5)$$

式中: $P(t | t)$ 是时刻的估计误差协方差矩阵; $Q(t)$ 是系统噪声协方差矩阵。

步骤 3) 计算卡尔曼增益:

$$K(t) = P(t + \Delta t) H(t)^T (H(t) P(t + \Delta t | t) H(t)^T + R(t))^{-1} \quad (6)$$

式中: $R(t)$ 是测量噪声协方差矩阵。

更新状态变量的最优估计:

$$\hat{Q}(t + \Delta t | t + \Delta t) = \hat{Q}(t + \Delta t | t) + K(t) (z(t + \Delta t) - H(t) \hat{Q}(t + \Delta t | t)) \quad (7)$$

更新估计误差协方差矩阵:

$$P(t + \Delta t | t + \Delta t) = (I - K(t) H(t)) P(t + \Delta t) \quad (8)$$

从初始时刻开始, 按照上述递推公式, 在每次充电行为中, 根据测量得到的充电电流 $I(t)$ 和汽车行驶里程 $d(t)$, 依次进行预测和更新步骤, 不断迭代计算, 从而得到对电池可充电容量的更精准估算。以某新能源汽车 CL5 为例, 对 2022 年 6 月 1 日 0:00:08 ~ 23:59:48 共计 1 976 个采样点的数据进行可充电容量计算, 并对该车辆运行状态结果进行可视化分析, 如图 1 所示。

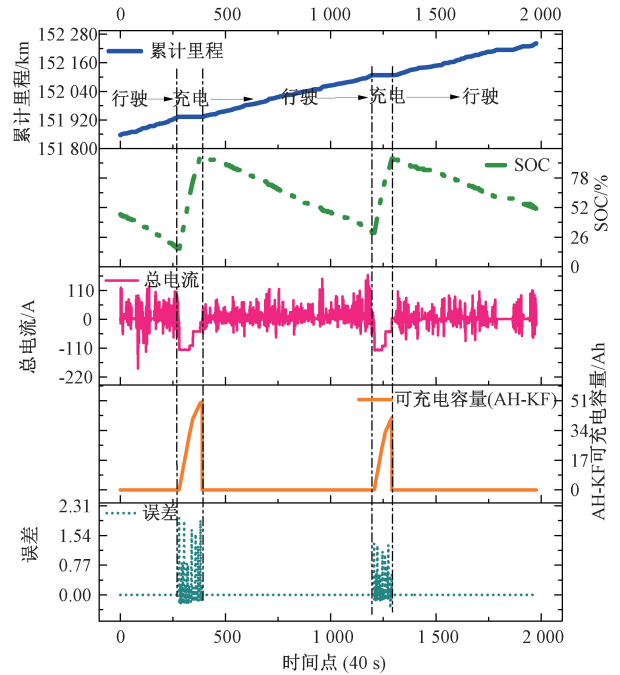


图 1 基于 AH-FK 的 RC 计算

Fig. 1 RC calculation based on AH-FK

由图 1 可知, 可充电容量出现两次峰值, 说明该车辆在单日内进行两次充电, 与正常行驶过程中对比来看, 充电过程中行驶里程不发生变化, SOC 逐渐增加、总线电流值恒为负且逐渐减小至 0 完成充电过程, 并且从估计误差来看处于理想状态, 有助于后续建立深度学习模型进行精准预测。

1.3 两阶段特征工程

基于对可充电容量进行精准估计后, 提出两阶段特征工程法对车辆运行过程中所采集到的特征数据进行筛选, 经第 1 阶段确定最佳特征个数, 第 2 阶段保留最大特征信息后输入至深度学习模型中进行训练。某新能源汽车在完整的运行工况中采集到的特征数据及参数范围如表 1 所示, 数据采集时间间隔为 40 s, 时间跨度为 1 年,

未在该范围内的数据判定为异常值并采用均值法进行替换。

表 1 测量数据及字段范围

Table 1 Parameter description and field range

测量数据	包含特征及字段范围
车辆运行数据	①车速(0~220 km/h)、②车辆行驶的累计里程(0~999.9 km)、③车辆总线电压(0~1 000 V)、④车辆总线电流(-1 000 A~+1 000 A)、⑤SOC(0~100%)、⑥动力电池电芯中电压最高值(0~15 V)、⑦动力电池电芯中电压最低值(0~15 V)、⑧动力电池温度测点温度值(-40℃~+210℃)、⑨动力电池温度测点温度值(-40℃~+210℃)。
驱动电机数据	⑩驱动电机控制器温度(-40℃~+210℃)、⑪驱动电机转速(-20 000~45 531 r/min)、⑫驱动电机转矩(-2 000~4 553.1 N·m)、⑬驱动电机温度(-40℃~+210℃)、⑭电机控制器输入电压(0~6 000 V)、⑮电机控制器直流母线电流(-1 000 A~1 000 A)。
可充电储能装置数据	⑯可充电储能子系统各温度探针检测到的温度值(-40℃~+210℃)、⑰可充电储能装置电压(0~1 000 V)、⑱可充电储能装置电流(-1 000~+1 000 A)、⑲动力电池所有电芯电压测量值(0~60.000 V)。

由表 1 可得,某新能源车辆运行数据中共采集车速等 9 个特征、驱动电机数据共采集驱动电机控制器温度等 6 个特征、可充电储能装置数据共采集可充电储能子系统各温度探针检测到的温度值等 4 个特征,共计 19 个特征。基于人工选择法保留车辆行驶的累计里程特征②,其余 18 个特征经两阶段特征工程进行筛选。

1) 基于交叉验证的递归特征消除模型

第 1 阶段采用随机森林结合岭回归作为基模型,提取特征中线性及非线性信息,并采用 5 折交叉验证的方式进行训练。

首先,令 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_p\}$ 为初始特征集,其中 p 是特征的总数。在第 i 次迭代中,特征集为 F_i 。

接着,训练模型岭回归与随机森林的融合模型,取 5 折交叉验证均方根误差(RMSE)结果的平均值作为最终实验的总得分,使用输入层到隐藏层的权重,计算每个特征的权重绝对值之和作为该特征的重要性,即 $f_j \in F_i$ 的重要性 $I(f_j)$ 。按重要性对特征进行排序: $F_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{ip}\}$,其中 $I(f_{i1}) \geq I(f_{i2}) \geq \dots \geq I(f_{ip})$ 。

最后,根据排序结果消除最不重要的特征:

$F_{i+1} = F_i / \{f_{ip}\}$ (9)

同时重复上述过程,直到 F_i 中只剩下 k 个特征,其中 k 是所需的特征数量。5 折交叉验证过程中不同 k 值下模型的每一折的 RMSE 以及平均 RMSE 结果如图 2 所示。

观察图 2 并结合计算结果可知当特征个数为 6 时,平均 RMSE 最小为 9.570 1,当特征选择个数大于 6 时 RMSE 逐渐增加,反之变化剧烈,因此设定特征阈值为 6,

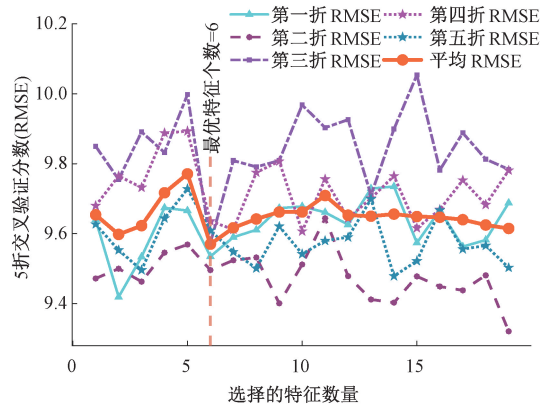


图 2 基于 5 折交叉验证-递归消除结果

Fig. 2 5 Fold cross-validation-recursive elimination results

即最优特征选择个数为 6。接着,计算出在训练过程中最优特征对应的权重绝对值之和作为重要性得分,以热力图形式呈现,如图 3 所示。

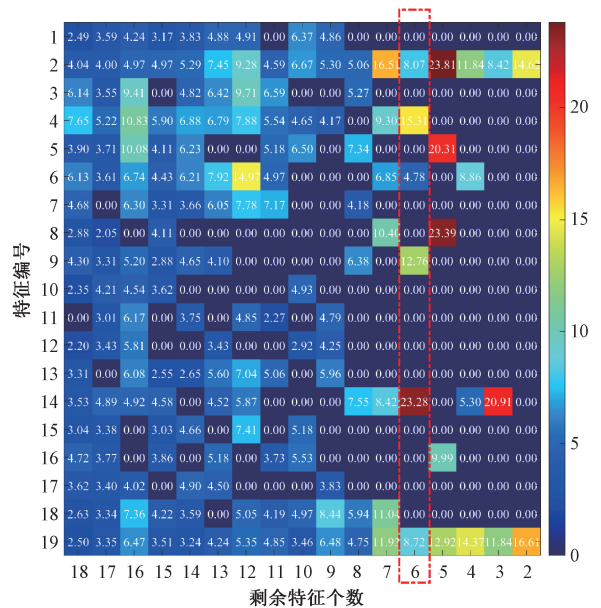


图 3 不同剩余特征下的特征得分

Fig. 3 Feature scores under different residual features

由图 3 可知,除特征②以外,随着特征逐渐减小,重要性较强的特征逐渐被保留,如特征⑤、⑥、⑭、⑲。根据上述递归消除结果,统计特征数为 6 时最优特征及重要性得分分别为⑭电机控制器输入电压(23.281) > ④车辆总线电流(15.306) > ⑨动力电池温度测点温度值(12.761) > ⑲动力电池所有电芯电压测量值(8.720) > ②车辆行驶的累计里程(8.071) > ⑥动力电池电芯中电压最高值(4.784),因此一阶段特征工程选择上述 6 个特征作为最终结果。

2) 核主成分分析(KPCA)模型

在一阶段特征筛选的基础上,二阶段选择 KPCA 提取特征关键信息,从而降低模型计算量。KPCA 是一种非线性的降维技术,它通过使用核函数的内积来隐式地将原始数据映射到高维特征空间,避免因维度增加导致数据的稀疏性问题。

首先将递归特征提取到的 6 个特征数据映射到高维空间 ζ , 在高维空间中计算协方差矩阵 P :

$$P = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \xi(x_i)^T \xi(x_i) \quad (10)$$

式中: x_i 是原始数据点; ξ 是映射函数; l 是数据点的总数。本文选择高斯核函数作为核函数,其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

对 P 进行 PCA 求解,有 $P\eta = \lambda\eta$, 其中 λ 为特征值; η 为特征值对应特征向量。

提取特征累计贡献率为 90%, 经降维映射后非线性样本为所求特征主成分集合,其表达式为:

$$G = \sum_{j=1}^s \lambda_j \eta_j^T \xi(x_i) \quad (11)$$

综上, KPCA 将特征向量集合转换为新的特征空间表示,无需显式地计算高维空间中的坐标,用于后续的模式训练, KPCA 模型结果如表 2 所示。

表 2 KPCA 模型计算结果

Table 2 KPCA model calculation results (%)

核主成分	贡献率	累计贡献率
G1	31.25	31.25
G2	23.84	55.09
G3	16.33	71.42
G4	11.52	82.94
G5	10.99	93.93

由表 2 可知,经过 KPCA 降维处理后,前 5 个成分 G1~G5 的累计贡献率达到了 93.93%, 将其作为最终的特征选择结果输入至深度学习模型中。

2 ITPA-Informer 深度学习模型

2.1 Informer 模型

Informer 模型基于 Transformer 架构,通过引入 ProbSparse 自注意力机制,提高处理长序列时的计算和内存使用效率。同时,Informer 采用的自注意力蒸馏技术和配备的生成式解码器,可以减少级联层的输入,提升了模型对长序列的处理能力和推理速度^[33]。

Transformer 中的 Decoder 和 InCoder 尺寸不发生变化,而数据在进入 Informer 编码器中数据维度逐渐降低,随数据流压缩信息量,呈现金字塔型。并且一次反向传

播中可以输出多个 output,相比 Transformer 有着更高效的输出维度,把两个编码器 Encoder 中输出的值拼接到一起后再输入至 Decoder 中^[34]。

1) ProbSparse 稀疏自注意力机制

注意力机制常应用于 NLP 文本处理当中:

$$(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{\bar{Q}K^T}{\sqrt{d}}\right)V \quad (12)$$

式中: Q 为 query,即要查询的内容; K 为 key,即样本的数值大小; V 为 value,即样本的权重; softmax 为归一化操作。

在长 RC 序列中,并不是每一个时间点的数据都是重要的,ProbSparse 自注意力机制是在不计算全部相关性的情况下计算每个数据之间的相关性,其根据相关性分布图与均值分布之间的差异“积极”地筛选 Q , 排除掉“懒惰”的数据点。

ProbSparse 自注意力机制只关注一部分主要的查询(queries)和键(keys)的组合,从而降低计算量,第 i 次查询的概率公式为:

$$A(q_i, K, V) = \sum_{j=1}^{L_K} \frac{k(q_i, k_j)}{\sum_{i=1}^{L_K} k(q_i, k_i)} v_j = E_p(k_i | q_i) [v_j] \quad (13)$$

式中: $p(k_k | q_i)$ 为传统 Transformer 概率分布公式; $q(k_i | q_i)$ 为均匀分布; $k(q_i, k_i)$ 为非对称指数核函数。

因此通过抽样数据集的分布表示整体数据集,通过减少数据维度保持原维度数据的分布趋势,当得到所有的 Q 是否活跃的排序后,找出分布差异最大的前 n 个 Q , 其余部分使用均值进行填充,以最大效率降低时间复杂度。

使用 KL(Kullback-Leibler) 散度来评估第 i 个查询的稀疏度, KL 散度也被称为相对熵(relative entropy),是衡量两个概率分布 P 和 Q 差异的一种方法,如果两个分布相同,那么它们的 KL 散度为 0; 如果它们差异越大, KL 散度就越大,离散 KL 散度的定义为:

$$KL(P \| Q) = \sum_x P(x) \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) \quad (14)$$

式中: $P(x)$ 是数据实际分布; $Q(x)$ 是模型或者假设分布; x 是特征的取值。

在连续变量的情况下,求和会变成积分形式:

$$KL(P \| Q) = \int P(x) \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) dx \quad (15)$$

将上述相关性分布于均值分布代入 KL 散度进而替换两个矩阵相乘,用最大值进行替换,进一步加速计算过程,直接选择最大值与均匀分布之间的线性差值,由此第 i 个 query 的“稀疏性”表达式改写为:

$$M(q_i, K) = \ln \sum_{j=1}^{L_K} e^{\frac{q_i k_j^T}{\sqrt{d}}} - \frac{1}{LK} \sum_{l=1}^{L_K} e^{\frac{q_i k_l^T}{\sqrt{d}}} \quad (16)$$

式中:变量 M 为相关性分布当中的最大值,通过计算每个 $query$ 的 M 得分,即可判断其“积极性”。

2) 编码器 (Encoder)

编码器使用多头 ProbSparse 自注意力和关键操作,并通过一维卷积操作和激活函数 ELU 进行特征提取和蒸馏,编码器通过 ProbSparse 自注意力和蒸馏操作来处理输入序列:

$$X_{j+1}^* = \text{Max}_{\text{pool}}(\text{ELU}(\text{Conv} - 1d([X_j^*]_{AB}))) \quad (17)$$

式中:Conv-1d 表示一维卷积操作;ELU 是激活函数;Max_{pool} 是最大化池化操作。

3) 解码器

Informer 的解码器包括两个多头自注意力层。第 1 层使用概率自注意力机制,第 2 层使用 ITPA 注意力机制,解码器的输入是编码器的输出和嵌入后的输入序列。

$$X_{jd}^* = \text{Concat}(X_p^* + X_i^*) \in R^{(L_{\text{token}} + L_y) \times d_{\text{model}}} \quad (18)$$

式中: X_{jd}^* 是解码器的输入序列; X_i^* 是开始标志; X_p^* 是目标占位符。

2.2 ITPA 机制

时间模式注意力机制 (temporal pattern attention, TPA) 利用一维卷积神经网络滤波算法,根据双向序列中的状态行进行特征提取,赋予不同的权重,进而使得模型能够从不同时间步长下学习多变量之间的互相依赖关系。

在原始模型的基础上,通过引入指数时间衰减因子来实现增强注意力权重,对较近的时间步赋予更高的关注度,以考虑时间序列中不同时间步的近远依赖性。

首先,LSTM 通过二阶段特征提取后的 RC 序列获得一个隐状态矩阵;其次,使用 CNN 过滤器对该矩阵的每一行进行特征提取,得到注意力权重,以选择多变量;最后,对特征矩阵的每一行进行加权求和,得到一个综合作用矩阵,ITPA 结构示意图如图 4 所示。

ITPA 机制的实现包含以下过程:首先传入大量的时间序列,LSTM 通过大量的时间序列获得一个隐状态矩阵 H 。对于隐状态矩阵 H 的每行 (第 i 行),使用 k 个 CNN 过滤器提取特征,产生维度为 $n \times k$ 的 H_i^C 矩阵。

$$H_{i,j}^C = \sum_{l=1}^w H_{i,(t-w+1+l)} \times C_{j,T-w+l} \quad (19)$$

式中: $H_{i,j}^C$ 表示第 i 个行向量和第 j 个卷积核作用的结果值。

对于要预测的 h_t ,将其与时间模式矩阵 H_i^C 的每行作用,从而对每行产生一个权重 α_i ,这个权重代表了 H_i^C 矩阵每行对要预测的 h_t 的作用强度,即每个 40 s 采样点的时间序列对 h_t 的影响强弱。令 $Q = h_t, K = H_i^C$ 。

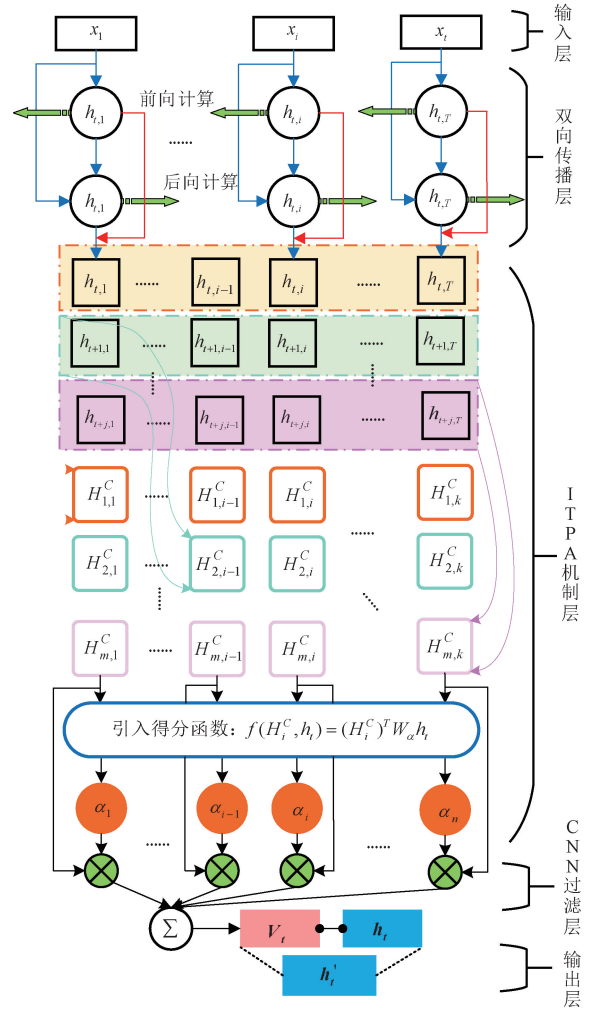


图 4 ITPA 结构示意图

Fig. 4 ITPA structure diagram

$$f(H_i^C, h_t) = (H_i^C)^T W_a h_t \quad (20)$$

利用 sigmoid 进行归一化,得到注意力权重,便于选择多变量。

$$\alpha_i = \text{sigmoid}[f(H_i^C, h_t)] \quad (21)$$

引入指数时间衰减因子 δ_t ,它随时间步 t 递减,用于调整每个时间步对当前预测的贡献度,计算表达式为:

$$\delta_t = e^{-\lambda t} \quad (22)$$

式中: λ 是衰减率,控制衰减速度; t 是时间步。

因此,修正作用强度 a_i 为:

$$\alpha_i' = y_{i+1} \times h_t \times \delta_t \quad (23)$$

使用修正后的作用强度 α_i' 通过 sigmoid 函数归一化,得到增强的注意力权重 w_i' 。

$$w_i' = \sigma(\alpha_i') = \sigma(y_{i+1} \times h_t \times \delta_t) \quad (24)$$

利用增强的注意力权重 w_i' 对隐状态矩阵 H 的每行进行加权求和,得到修正后的时间注意力矩阵 A' ,即时间方面的作用,也即本研究提出的改进时间注意力矩阵

$$A' = \sum_i w_i' \times h_i \quad (25)$$

最后,在进行对 h_t 的预测时,在原来的公式中添加所有时间序列对 h_t 的影响,即:

$$\begin{cases} h'_t = W_h h_t + W_a A' \\ y_{t-1} + \Delta = W_h h'_t \end{cases} \quad (26)$$

2.3 整体模型架构

结合各个小节中的模型,本文建模流程分为数据预处理、两阶段特征工程、模型训练以及模型评估4大部

分。将前期处理好的可充电容量数据经两阶段特征工程输入至 ITPA-Informer 模型中进行训练,在 Informer 模块中 Decoder 中引入 ITPA 机制替换传统的注意力机制后对时序进行加权,同时通过稀疏自注意力机制和蒸馏操作计算特征的 KL 散度以表示相关性并降低模型的运算复杂度,对可充电容量进行高精度预测,并验证模型的准确性以及泛化能力,完整结构如图 5 所示。

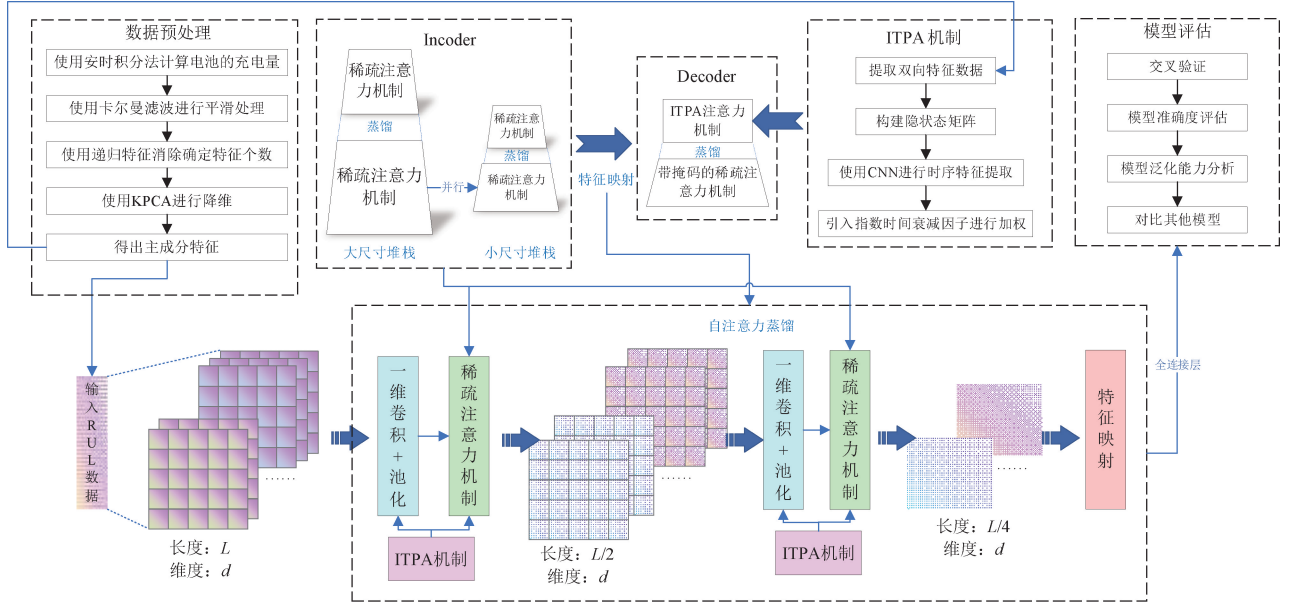


图5 全文建模流程

Fig. 5 Full-text modeling process

3 算例分析

3.1 算例概况及参数设置

本文采用的实验计算机系统为 Windows11 家庭中文版;CPU: Intel i7-12700H;显卡: NVIDIA RTX3050Ti。所预测的数据为第二届广州·琶洲算法大赛中某 CL5 型号新能源汽车在 2022 年 6 月 1 日 00:00:00~2022 年 6 月 31 日 23:59:59 之间的运行数据,数据采集时间间隔为 40 s,初始数据集大小为 61 256×19,根据两阶段特征工程后选择保留 7 个特征,并提取 5 个累计 93.93% 特征解释度的核主成分。

首先将时间变量转化为“小时”和“周”,使用 dummyvar 函数将虚拟变量进行独热编码,将分类变量转换为多个二进制变量,每个二进制变量代表一个时间类别,并与特征数据进行合并,构建 (5+24+7)×61 253 数据集。接着,以日数据为一个周期,设置滞后步长为 1 976,将含有时间变量的数据集转换成二维字典变量,创建一个具有包含维度标签“CBT”和“BC”的数据格式的

dlarray,设置训练集、测试集和验证集的比例为 70%、20%和 10%,将其进行归一化处理重新构造的训练集(输入)大小为 36×42 879×1 976 dlarray,训练集(输出)大小为 1×42 879 dlarray,测试集(输入)大小为 36×12 251×1 976 dlarray,测试集(输出)大小为 1×12 251 dlarray,验证集(输入)大小为 36×6 125×1 976 dlarray,验证集(输出)大小为 1×6 125 dlarray。

主要参数设置方面,设置损失函数 Loss 为 MSE;早停参数 patience 为 3,即损失 3 个 Epoch 没有改变就停止训练;学习率为 0.000 1;注意力头数为 8;编码器层数为 3 层;解码器层数为 3 层;堆叠编码器层数为 3,2,1;选择在编码器中使用蒸馏操作;将 ITPA 作用在 CNN 需要卷积的部分上,λ 设置为 0.001 5,计算得分权重,设置 Epoch 为 50,每个 Epoch 训练 200 次,进行模型的训练,并且计算出训练过程中的损失以及各个评价指标的变化情况。

3.2 模型对比分析

本文对不同模型进行横向对比,共建立 7 组横向对比实验,分别为 CNN、LSTM、GRU、Informer(模型 1)、

KPCA-Informer (模型 2)、RFE-KPCA-Informer (模型 3)、RFE-KPCA-ITPA-Informer (模型 4), 来验证本文所提出模型的有效性, 并通过 R^2 、MAE、RMSE、MAPE 和 PRD 进行误差评价。为避免随机性对结果产生影响, 进行 5 折交叉验证, 并取 5 次训练的指标平均结果作为最终的评价值, 测试集和验证集结果如表 3 和 4 所示。训练集和测试集在不同模型下的对比结果如图 6(a) 和 (c) 所示, 模型 4 中真实值和预测值的响应对比如图 6(b) 和 (d) 所示, 模型 1~4 中的每个 Epoch 中的 Loss (MSE) 变化如图 6(e)~(h) 所示。

在训练过程中, 以 MSE 为损失函数, 记录了其 Loss 的变化过程, 每轮 Epoch 更新学习率, 每个 Epoch 内迭代 200 次, 进行 30 轮的训练。由图 6(e)~(h) 可以得出 4 种模型在每轮 Epoch 的 100 次迭代后均收敛且模型 4 的 MSE 最小, 同时根据收敛情况可以得出普通的 Informer 模型以及其改进后的拟合能力及泛化能力相对较好, 且不存在过拟合和欠拟合的问题。

由图 6(a)~(d) 可知, 与真实值相比, RC 预测值在数据最高点处, 模型 4 预测值相比于传统的 CNN、LSTM 和 GRU 模型与真实值吻合度较高, 且发生偏离的情况较少, 且在响应对比时可以观察到数据大部分聚集在对角线上, 表明在两阶段特征工程处理下的 Informer 模型引入时间模式注意力机制后在极值点情况下的适应能力较强, 具有较好的鲁棒性和适应性。

从 R^2 值来看, Informer 模型相比于 CNN、LSTM 和 GRU 模型在处理长序列时间序列预测任务时具有较高的预测能力和效率, 但 MAE 和 MSE 相对较高, 表明模型在某些情况下可能存在较大的预测误差, 因此对 Informer 模型的参数设置是其提升准确率的关键。

表 3 测试集模型精度评价对比

Table 3 Comparison of test set model accuracy evaluation

模型	$R^2/\%$	MAE	MSE	RMSE	PRD	时间/s
CNN	0.89	2.780 5	14.841 1	5.903 0	3.04	59.1
LSTM	0.96	0.861 1	4.542 7	2.131 9	8.57	60.0
GRU	0.98	0.769 3	5.225 2	2.285 6	8.20	52.3
模型 1	0.97	0.017 9	0.003 1	0.056 4	60.83	58.6
模型 2	0.98	0.014 3	0.003 3	0.058 0	316.08	59.6
模型 3	0.99	0.008 3	0.001 1	0.032 6	350.44	66.1
模型 4	1	0.006 8	0.000 7	0.027 7	550.16	75.6

模型 2 结合模型 3 对比模型 1 通过 KPCA 进行数据预处理, 能够在处理具有非线性特征的数据时, 比模型 1 具有更好的预测性能, 特征从原来的 19 个降低为 5 个, 减少过拟合风险的同时减少了因为设置过于依赖参数的 Informer 模型的冗余度。

在模型 3 的基础上, 又引入了 ITPA 机制, R^2 在测试

集和验证集中分别提升了约 1.01% 和 1.75%, 其 ITPA 可以更好地捕捉时间序列中的模式和趋势, 对不同时间进行加权处理可以增强模型对时间的依赖性, 降低模型的误差从而提高模型的预测精度和泛化能力。

表 4 验证集模型精度评价对比

Table 4 Comparison of validation model accuracy valuation

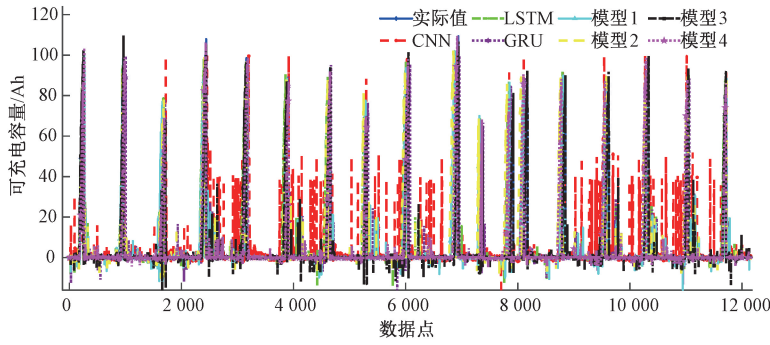
模型	$R^2/\%$	MAE	MSE	RMSE	PRD	时间/s
CNN	0.965	0.908 9	11.220 4	3.349 7	5.348	59.1
LSTM	0.968	0.517 7	10.451 9	3.232 9	5.627	60.0
GRU	0.967	0.568 9	10.118 9	3.181 0	5.568	52.3
模型 1	0.983	0.387 2	5.604 1	2.367 3	7.684	58.6
模型 2	0.977	0.424 7	7.819 7	2.796 4	6.596	59.6
模型 3	0.971	0.443 7	9.486 9	3.080 1	5.992	66.1
模型 4	0.988	0.329 1	3.750 2	1.936 5	9.428	75.6

模型 4 与 1 相比, 在基础的 Informer 模型上结合相关数据特点以及参数进行了数据预处理及两阶段特征工程后, 模型的泛化能力有所提升, 从测试集来看, 其训练集中的 MAE、MSE 和 RMSE 分别降低了约 62.01%、64.86% 和 50.88%, 而验证集中分别降低了约 15.01%、33.03% 和 18.22%。而 PRD 在测试集和验证集中分别提升了约 816% 和 22.65%, 综上所述, 模型 4 通过逐步引入 KPCA、RFE 和 ITPA 等优化技术, 模型的准确性得到了不断提升。

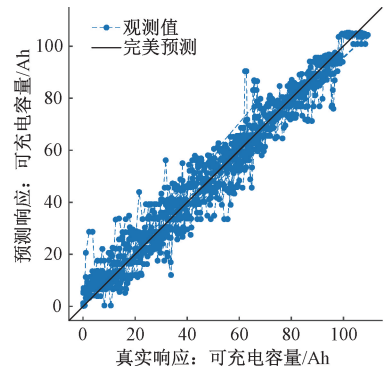
从运行时间来看, 模型 4 的运行时间最长, 为 75.6 s, 说明模型 4 中引入的 ITPA 机制需要增加多层 CNN 网络架构, 进而增加了模型的复杂度, 其次是模型 3、模型 2、模型 1、GRU、LSTM 和 CNN。而未考虑 ITPA 机制时其余模型的运行时间近乎相同, 且在进行特征工程处理后有助于实现模型的轻量化, 因此在后续研究中需要在模型的准确率以及运行效率之间进行合理的权衡。

为验证模型的泛化能力, 本文在原数据集的基础上, 对 CL5 型号的新能源汽车在 1 月~12 月的运行数据进行验证, 证明本文所提出的模型 4 在不同验证集下的有效性, 以 MSE 为评价指标, 计算每轮 Epoch 的平均 MSE, 并以箱型图的形式进行可视化展示, 结果如图 7 所示。

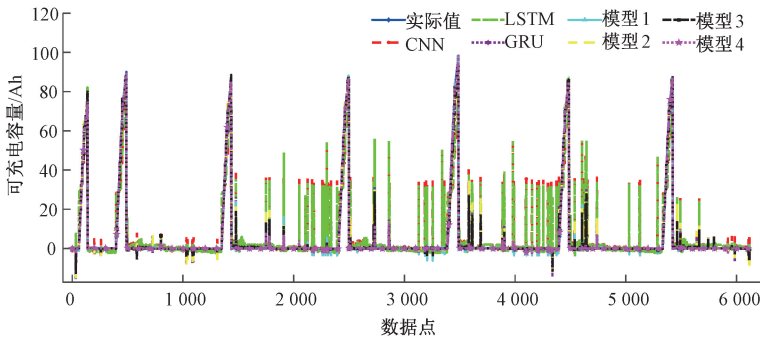
由图 7 可知, 模型 4 在其他月份均有良好的表现, 整体上箱体形状较规律且 MSE 平均值维持在 0.5 以下的水平, 在 7、9 月等出现轻微波动, 可能是该月份下车辆数据采集缺失或者当日未进行充电或者正常行驶的行为, 导致对预测结果有轻微偏差, 整体上来看, 本文所提出的模型可以较好的对未来某里程下的可充电容量进行精准的预测。



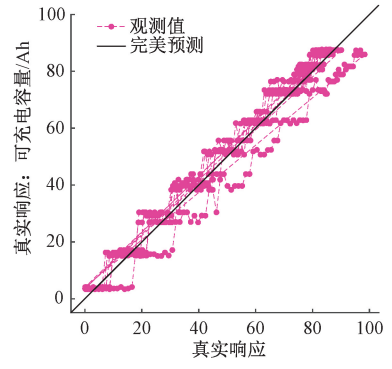
(a) 训练集多种模型对比结果
(a) Comparison results of multiple models in the training set



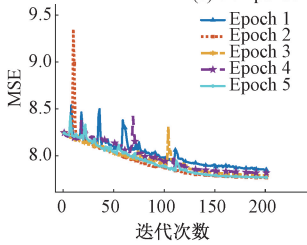
(b) 模型4测试集响应对比
(b) Model 4 test set response



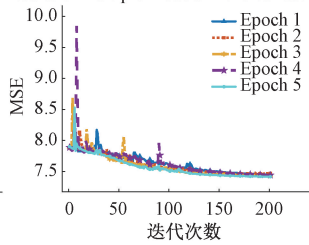
(c) 验证集多种模型对比结果
(c) Comparison results of multiple models in the validation set



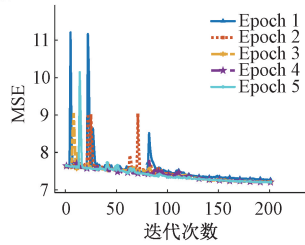
(d) 模型4验证集响应对比
(d) Model 4 validates set response



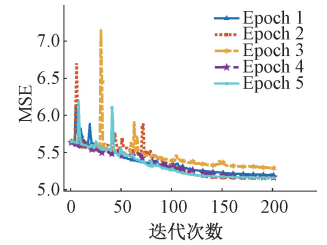
(e) 模型1-Loss变化
(e) Change in model 1-Loss



(f) 模型2-Loss变化
(f) Change in model 2-Loss



(g) 模型3-Loss变化
(g) Change in model 3-Loss



(h) 模型4-Loss变化
(h) Change in model 4-Loss

图6 模型泛化能力对比

Fig. 6 Comparison of model generalization ability

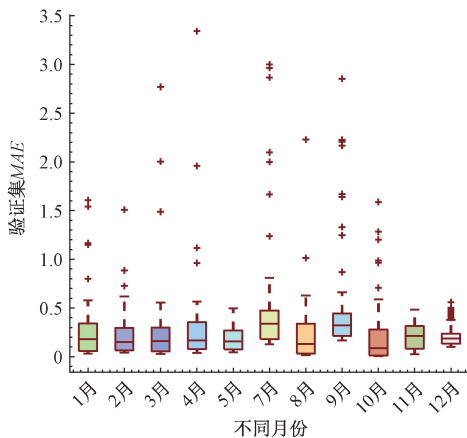


图7 不同月份下模型4泛化能力结果

Fig. 7 Results of generalization ability of model 4 in different months

4 结论

本文提出了一种两阶段特征工程结合 ITPA-Informer 模型的新能源汽车动力电池可充电容量的预测方法,解决了可充电容量预测随时间推移准确率较差的问题。针对车辆运行中电机电流正负波动存在的误差累计,在安时积分法的基础上结合卡尔曼滤波融合预测值和测量值来得到最优的可充电容量状态估计。特征选择方面提出了递归特征消除结合核主成分分析的两阶段特征工程进行特征提取,保证模型训练的准确性。通过与现有模型 (CNN、LSTM、GRU) 的对比,验证了 Informer 模型的优良性,并通过 ITPA 机制提取可充电容量小时和周的特征信息,增强模型对时间序列的依赖性进一步逐步提升了

模型的预测精度并降低参数复杂性。未来研究中可以开发可以适应不同环境下的深度强化学习模型,探讨多种新能源类型汽车在不同工况下的可充电容量预测。

参考文献

- [1] 李奇,刘嘉蔚,陈维荣. 质子交换膜燃料电池剩余使用寿命预测方法综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2019,39(8):2365-2375,19.
LI Q, LIU J W, CHEN R W. Overview and prospect of remaining service life prediction methods for proton exchange membrane fuel cells [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2365-2375,19.
- [2] 金英爱,余文宾,马纯强. 新能源汽车储能系统快速充电策略研究综述[J]. 电气工程学报,2024,19(1): 23-32.
JIN Y AI, YU W B, MA CH Q. Review on fast charging strategy of new energy vehicle energy storage system[J]. Journal of Electrical Engineering, 2024,19(1): 23-32.
- [3] 张吉宣,贾建芳,曾建潮. 电动汽车供电系统锂电池剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报,2018, 32(3):60-66.
ZHANG J X, JIA J F, ZENG J CH. Review on fast charging strategy of new energy vehicle energy storage system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(3): 60-66.
- [4] BARRÉ A, DEGUILHEM B, GROLEAU S, et al. A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications [J]. Journal of Power Sources, 2013, 241: 680-689.
- [5] WANG Q, JIANG B, LI B, et al. A critical review of thermal management models and solutions of lithium-ion batteries for the development of pure electric vehicles[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 64: 106-128.
- [6] 高辉,彭成薇,李炜卓,等. 电动汽车与充电设备充电安全预警研究综述[J]. 电力系统自动化,2024, 48(7):47-61.
GAO H, PENG CH W, LI W ZH, et al. Review on charging safety early warning of electric vehicles and charging equipment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024,48(7): 47-61.
- [7] SI Q, MATSUDA S, YAMAJI Y, et al. Data-driven cycle life prediction of lithium metal-based rechargeable battery based on discharge/charge capacity and relaxation features[J]. Advanced Science, 2024, 11(33): 2402608.
- [8] 李银,王建峰,莫伟权,等. 基于数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测综述 [J/OL]. 电源学报: 1-16 [2024-06-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20230613.1715.002.html>.
- [9] 李炳金,韩晓霞,张文杰,等. 锂离子电池剩余使用寿命预测方法综述[J]. 储能科学与技术,2024, 13(4):1266-1276.
LI B J, HAN X X, ZHANG W J, et al. Summary of methods for predicting the remaining service life of lithium-ion batteries [J]. Energy Storage Science and Technology, 2024,13(4): 1266-1276.
- [10] 王瀛洲,倪裕隆,郑宇清,等. 基于 ALO-SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2021,41(4):1445-1457,1550.
WANG Y ZH, NI Y L, ZHENG Y Q, et al. Residual service life prediction of Li-ion batteries based on ALO-SVR[J]. Proceedings of the CSEE, 2021,41(4): 1445-1457,1550.
- [11] 梁佳佳,何晓霞,肖浩逸. 基于 CS-DBN 的锂电池剩余寿命预测[J]. 太阳能学报,2024,45(3):251-259.
LIANG J J, HE X X, XIAO H Y. Residual life prediction of lithium battery based on CS-DBN[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2024, 45(3): 251-259.
- [12] 张宸铭,张达. 基于 SSA-GRU 大功率多状态 PEMFC 寿命预测 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(7): 2796-2803.
ZHANG CH M, ZHANG D. Lifetime prediction of high-power multi-state PEMFC based on SSA-GRU [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(7): 2796-2803.
- [13] 杨彦茹,温杰,史元浩,等. 基于 CEEMDAN 和 SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(12):197-205.
YANG Y R, WEN J, SHI Y H, et al. Residual service life prediction of lithium-ion batteries based on CEEMDAN and SVR [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(12): 197-205.
- [14] 孙中麟,李嘉波,田迪,等. 基于 COA-LSTM 和 VMD 的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2024,13(9):3254-3265.
SUN ZH L, LI J B, TIAN D, et al. Residual life prediction of Li-ion batteries based on COA-LSTM and VMD [J]. Energy Storage Science and Technology, 2024,13(9):3254-3265.
- [15] 梁弘毅,陈继开,刘万里,等. 融合 K-means 聚类和序列分解的实车锂电池剩余使用寿命预测[J]. 汽车工程,2024,46(4):634-642.

- LIANG H Y, CHEN J K, LIU W L, et al. Prediction of residual service life of real vehicle lithium batteries based on K-means clustering and sequence decomposition [J]. *Automotive Engineering*, 2024, 46(4): 634-642.
- [16] 宋兴海, 张小乾, 梁惠施, 等. 基于 SDAE-Transformer-ECA 网络的锂电池剩余使用寿命预测 [J]. *储能科学与技术*, 2023, 12(10): 3181-3190.
- SONG X H, ZHANG X Q, LIANG H SH, et al. Prediction of the residual life expectancy of lithium battery batteries based on SDEA-transformer-ECA network [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2023, 12(10): 3181-3190.
- [17] OUYANG M, SHEN P. Prediction of remaining useful life of lithium batteries based on WOA-VMD and LSTM [J]. *Energies*, 2022, 15(23): 8918.
- [18] 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 Q, DI ZH G, JI SH CH. Review of research progress on health state estimation and life prediction of lithium-ion batteries [J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(3): 1182-1195.
- [19] 刘月峰, 张公, 张晨荣, 等. 锂离子电池 RUL 预测方法综述 [J]. *计算机工程*, 2020, 46(4): 11-18.
- LIU Y F, ZHANG G, ZHANG CH R, et al. Review of RUL prediction methods for Li-ion batteries [J]. *Computer Engineering*, 2020, 46(4): 11-18.
- [20] VON BÜLOW F, MEISEN T. A review on methods for state of health forecasting of lithium-ion batteries applicable in real-world operational conditions [J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 57: 105978.
- [21] 刘艳丽, 王浩, 张帆. 电动汽车串联型电弧故障检测方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(6): 222-231.
- LIU Y L, WANG H, ZHANG F. Electric vehicle series arc fault detection method [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 222-231.
- [22] WANG ZH Q, LIU N, CHEN CH L, et al. Adaptive self-attention LSTM for RUL prediction of lithium-ion batteries [J]. *Information Sciences*, 2023, 635: 398-413.
- [23] 兰凤崇, 潘威, 陈吉清. 基于 Aseq2seq-PF 的实车锂离子电池剩余使用寿命预测 [J]. *汽车工程*, 2023, 45(12): 2348-2356.
- LAN F CH, PAN W, CHEN J Q. Residual service life prediction of real vehicle lithium-ion power battery based on Aseq2seq-PF [J]. *Automotive Engineering*, 2023, 45(12): 2348-2356.
- [24] 庞晓贤. 基于深度学习的锂离子电池剩余使用寿命预测 [D]. 广州: 广州大学, 2024.
- PANG X X. Prediction of remaining service life of lithium-ion battery based on deep learning [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2024.
- [25] LIU H, LIU ZH Y, JIA W Q, et al. Remaining useful life prediction using a novel feature-attention-based end-to-end approach [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17(2): 1197-1207.
- [26] 于天剑, 杨雨萌, 刘海涛, 等. 基于 TimeGAN-GRU 的镍镉蓄电池 RUL 预测 [J]. *铁道科学与工程学报*, 2024, 21(12): 4899-4909.
- YU T J, YANG Y M, LIU H T, et al. Based on timegan-grated nickel-cadmium battery RUL forecasting [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2024, 21(12): 4899-4909.
- [27] 史永胜, 翟欣然, 栾飞, 等. 基于特征选择的 LightGBM 算法预测钠离子电池剩余寿命 [J]. *陕西科技大学学报*, 2024, 42(2): 174-181.
- SHI Y SH, ZHAI X R, LUAN F, et al. Prediction of remaining life of sodium-ion batteries by LightGBM algorithm based on feature selection [J]. *Journal of Shaanxi University of Science and Technology*, 2018, 42(2): 174-181.
- [28] 崔明. 基于改进 UNet 和混合注意力机制的锂离子电池寿命预测方法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2024.
- CUI M. Research on life prediction method of lithium-ion battery based on improved UNet and mixed attention mechanism [D]. Jinan: Shandong University, 2024.
- [29] 耿鑫月, 胡昌华, 郑建飞, 等. 双时间尺度下基于 Transformer 的锂电池剩余寿命预测 [J]. *空间控制技术与应用*, 2023, 49(4): 119-126.
- GENG X Y, HU CH H, ZHENG J F, et al. Residual life prediction of lithium battery based on Transformer under dual time scales [J]. *Aerospace Control and Application*, 2023, 49(4): 119-126.
- [30] 何滢婕, 刘月峰, 边浩东, 等. 基于 Informer 的电池荷电状态估算及其稀疏优化方法 [J]. *电子学报*, 2023, 51(1): 50-56.
- HE Y J, LIU Y F, BIAN H D, et al. Battery charge state estimation and sparse optimization method based on Informer [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(1): 50-56.
- [31] 陈德海, 华铭, 徐王娟, 等. 优化安时积分法实时预测电动自行车电池 SOC [J]. *电池*, 2019, 49(1): 41-45.
- CHEN D H, HUA M, XU W J, et al. Real-time prediction of electric bicycle battery SOC by optimized

ampere-hour integration [J]. Battery Bimonthly, 2019, 49(1): 41-45.

[32] 熊佳豪, 李锋, 汤宝平, 等. 基于策略梯度 Informer 模型的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 工程科学与技术, 2024, 56(4): 273-286.

XIONG J H, LI F, TANG B P, et al. Residual life prediction of rolling bearings based on Strategy gradient informer model [J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(4): 273-286.

[33] YAN J D, CHEN Y ZH, XIAO ZH X, et al. Modeling spatio-temporal patterns of holistic functional brain networks via multi-head guided attention graph neural networks (Multi-Head GAGNNs) [J]. Medical Image Analysis, 2022, 80: 102518.

[34] 张海涛, 李文娟, 李雪峰, 等. 基于变分模态分解和时间注意力机制 TCN 网络的光伏发电功率预测[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12): 156-163.

ZHANG H T, LI W J, LI X F, et al. Photovoltaic power prediction based on variational mode decomposition and time-attention mechanism TCN network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(12): 156-163.

作者简介



张帅博, 2022 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为新能源电动汽车能量管理、机器学习与大数据分析。

E-mail: 472220328@stu.lntu.edu.cn

Zhang Shuaibo received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. He is

currently a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interests include energy management of new energy electric vehicles, machine learning, and big data analysis.



赫飞 (通信作者), 分别在 2002 年和 2005 年于辽宁工业大学获得学士学位和硕士学位。2018 年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现任硕士生导师, 副教授。主要研究方向为新能源电力系统的建模、优化和运行, 以及电力电子转换技术。

E-mail: 18242358998@163.com

He Fei (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees in electrical engineering in 2002 and 2005 from Liaoning Technical University. He received a Ph. D. from Liaoning Technical University in 2018. He is currently a M. Sc. supervisor and associate professor. His main research interests include modeling, optimization and operation of new energy power systems, and power electronics conversion technology.



李宝峰, 2024 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 现为辽宁工程技术大学博士研究生, 主要研究方向为新能源及储能系统优化设计。

E-mail: 1290211134@qq.com

Li Baofeng received his M. Sc. degree from Liaoning University of Engineering Technology in 2024. He is currently a Ph. D. candidate at Liaoning University of Engineering and Technology. His main research interests include Optimization design of new energy and energy storage systems.