

# 基于充电健康因子优化和数据驱动的锂电池 剩余使用寿命预测\*

段慧云<sup>1</sup> 夏威<sup>2,3</sup> 邵杰<sup>3</sup> 汪洋青<sup>1</sup> 李彬<sup>3</sup>

(1.九江职业技术学院,九江 332007;2.武汉理工大学,武汉 430070;3.上汽通用五菱汽车股份有限公司,柳州 545005)

**【摘要】**针对因选取的健康因子不理想导致锂电池剩余使用寿命(RUL)预测精度不高的问题,提出了一种基于充电健康因子优化和数据驱动的电池RUL预测方法,首先提取电池充电过程中的各种健康因子,再使用两步最大信息系数法优化特征子集得到优化的健康因子,最后使用带有注意力机制的时间卷积神经网络(ATCN)预测电池的剩余使用寿命,通过对美国国家航空航天局(NASA)锂电池老化数据的研究,验证了所提出的锂电池RUL预测框架,并与简单循环神经网络(SimpleRNN)、长短期记忆(LSTM)神经网络和门控循环单元(GRU)神经网络等建模方法进行比较,结果表明,所提出的方法在各数据集上均取得了最优的预测结果。

**关键词:**锂离子电池 剩余使用寿命 两步最大信息系数 时间卷积神经网络 注意力机制

**中图分类号:**TM912 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20230429

## A Data-Driven Remaining Useful Life Prediction Approach for Lithium-Ion Batteries Based on Charging Health Feature Optimization

Duan Huiyun<sup>1</sup>, Xia Wei<sup>2,3</sup>, Shao Jie<sup>3</sup>, Wang Yangqing<sup>1</sup>, Li Bin<sup>3</sup>

(1. Jiujiang Vocational and Technical College, Jiujiang 332007; 2. Wuhan University of Technology, Wuhan 430070; 3. SAIC-GM-Wuling Automobile Co., Ltd., Liuzhou 545005)

**【Abstract】**The Remaining Useful Life (RUL) prediction accuracy of lithium battery is not high because the selected health factors are not ideal. To solve this problem, this paper proposed a data-driven remaining useful life estimation approach for lithium-ion batteries based on charging health feature optimization. Firstly different health factors were selected in the battery charging process, then, a two-step feature selection method based on maximum information coefficient was used to obtain optimal health factors. Finally, the Attention Temporal Convolutional Network (ATCN) mechanism was used to predict the remaining useful life of the battery. The proposed lithium battery RUL prediction framework was validated by a study of NASA's lithium battery aging data and compared with other modeling methods including Simple Recurrent Neutral Network (SimpleRNN), Long Short Term Memory (LSTM) neutral network and Gate Recurrent Unit (GRU) neutral network. The experimental results indicate the proposed method has achieved optimal prediction results in all the datasets.

**Key words:** Lithium-ion battery, Remaining Useful Life (RUL), Two step maximal information coefficient, Temporal Convolutional Network (TCN), Attention mechanism

**【引用格式】**段慧云,夏威,邵杰,等.基于充电健康因子优化和数据驱动的锂电池剩余使用寿命预测[J].汽车技术,2024(1):20-26.

DUAN H Y, XIA W, SHAO J, et al. A Data-Driven Remaining Useful Life Prediction Approach for Lithium-Ion Batteries Based on Charging Health Feature Optimization[J]. Automobile Technology, 2024(1): 20-26.

## 1 前言

锂电池具有高比能量、低自放电率等特性,在新能源

汽车领域得到了大规模应用。然而,在使用过程中,电池容量会出现不可逆衰减,引发潜在的安全问题。因此,对电池健康状态(State Of Health, SOH)和剩余使用

\*基金项目:江西省教育厅科技项目(204013)。

通信作者:夏威(1991—),博士研究生,讲师,主要研究方向为新能源汽车,874877501@qq.com。

寿命(Remaining Useful Life, RUL)的准确估计是保障电动汽车安全可靠的关键问题<sup>[1]</sup>。

电池的RUL无法直接测量,只能通过电池内部参数变化与电流、电压、温度等参数的映射关系间接进行状态估计。常用的状态估计方法可以分为基于模型的方法和数据驱动法两类<sup>[2]</sup>。

基于模型的方法主要利用卡尔曼滤波、粒子滤波及其变种来更新老化模型的参数<sup>[3-4]</sup>,实现RUL预测。由于电池充放电过程中存在复杂的物理、化学变化,单一的经验模型难以完整表达电池的老化行为。

基于数据驱动的RUL估计方法具有无模型、精度高、鲁棒性强的特点,得到了国内外学者的广泛关注。数据驱动法使用机器学习或深度学习技术来学习历史退化数据,而不需要对特定的模型进行拟合,根据训练的模型预测未来的容量,直到容量达到寿命终点(End Of Life, EOL)<sup>[5]</sup>。长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络<sup>[6]</sup>和门控循环单元(Gate Recurrent Unit, GRU)神经网络<sup>[7]</sup>等门控循环神经网络(Gated Recurrent Neural Network, GRNN)常用于电池RUL预测模型的建立。

健康因子(Health Factor, HF)的提取是基于数据的RUL预测方法的关键问题<sup>[8-9]</sup>。健康因子一般指从充放电过程中提取的特征,这些特征随老化循环呈现有规律的变化。学者<sup>[10-12]</sup>提取了各种健康因子并通过分析其与老化容量间的相关性来验证其效果,并用于RUL预测<sup>[13]</sup>。

Widodo等<sup>[14]</sup>基于放电电压样本熵特征来估算锂电池的SOH。但是放电数据存在数据不稳定的问题,如锂电池使用环境的干扰造成测量数据不够精确,另外,在实际应用中鲜有电池电量单次全部释放的情况。相比于放电过程,电池的充电过程大多是静态的,受外界影响小,且往往在充满电后再消耗电量,故从充电数据中提取健康因子更符合实际应用。Jia等<sup>[15]</sup>选取了8个健康因子进行电池SOH估计,但未考虑健康特征过多导致计算量大且信息冗余的问题。

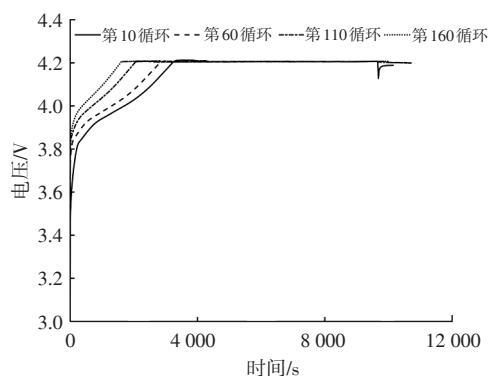
为了解决所选取的健康因子不理想而导致的锂电池RUL预测精度不高的问题,本文从较为稳定的充电过程中提取出与电池循环寿命具有相关性的14个老化特征作为健康因子,通过相关性分析筛选优化的健康因子,基于这些因子建立具有注意力机制的时间卷积神经网络(Attention Temporal Convolutional Network, ATCN)模型进行锂电池RUL估计,并在公共数据集上验证所提出的预测框架的性能。

## 2 两步最大信息系数健康因子筛选法

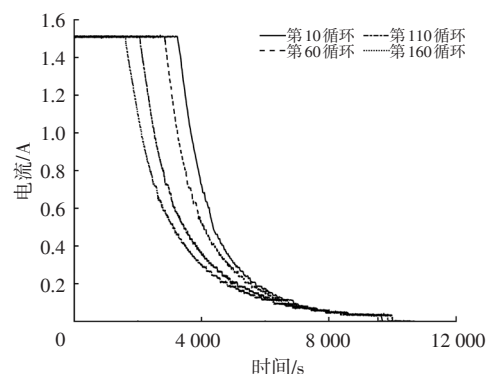
### 2.1 数据集及健康因子提取

本文采用美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)艾姆斯研究中心卓越诊断学中心(Prognostics Center of Excellence, PCoE)的锂电池公共数据集<sup>[16]</sup>中B0005、B0006、B0007和B0018作为研究对象,并移除了异常的放电容量循环数据。数据集中电池采用恒流恒压的方式充电,以1.5 A的电流充至截止电压4.2 V,之后恒压充电至截止电流20 mA。当电池达到寿命终点,即额定容量下降30%(从2 A·h降至1.4 A·h)时,试验停止。通过充电过程中电压、电流、温度等信息提取电池的老化特征,B0005电池的部分循环信息如图1所示。由图1可以看出,电压、电流、温度随着循环的继续呈现规律性变化。电池的充电曲线分为恒流(Constant Current, CC)和恒压(Constant Voltage, CV)充电2个过程,电池的温度也总是在恒流阶段达到峰值并逐渐降低。

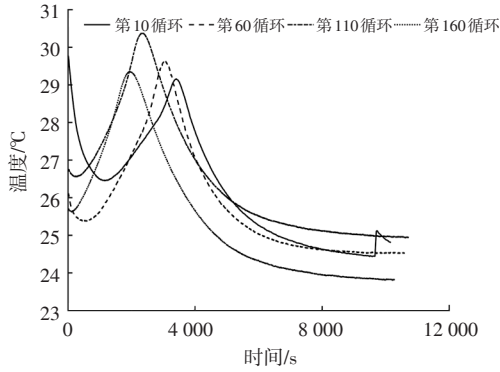
考虑到数据集采样时间的非均匀性和传感器误差,本文提取了充电过程中14个健康因子用于电池的RUL估计,如图2所示。所筛选的特征在输入模型前进行最大最小归一化处理,将特征约束在[0,1]范围内,以避免各参数数量级不同对预测结果的影响。



(a)电压变化曲线



(b)电流变化曲线



(c)温度变化曲线

图1 B0005电池部分充电数据

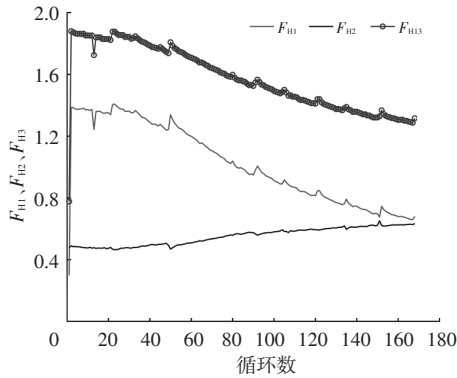
14个健康因子可以分为4组:

a. 第1组。恒流充电阶段电流曲线、恒压充电阶段电流曲线、整个充电过程中电流曲线与时间轴围成的面积,分别定义为 $F_{H1}$ 、 $F_{H2}$ 、 $F_{H3}$ 。

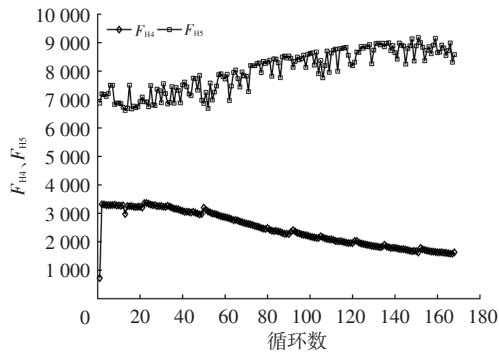
b. 第2组。恒流阶段充电时间、恒压阶段充电时间、恒流阶段充电时间与恒压阶段充电时间的比值,分别定义为 $F_{H4}$ 、 $F_{H5}$ 、 $F_{H6}$ 。

c. 第3组。恒流充电阶段电池温度曲线、恒压充电阶段温度曲线、整个充电过程中温度曲线与时间轴围成的面积,以及3条温度曲线分别与3条电流曲线围成面积的比值,分别定义为 $F_{H7}$ ~ $F_{H12}$ 。

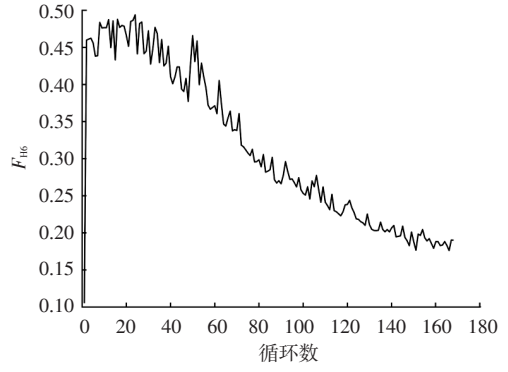
d. 第4组。恒流阶段电压曲线的最大斜率、恒压阶段电流曲线的最大斜率,分别定义为 $F_{H13}$ 、 $F_{H14}$ 。



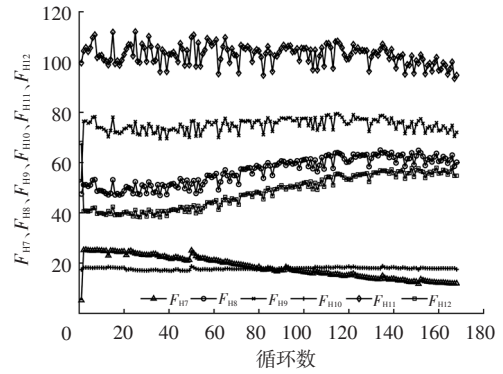
(a)第1组,  $F_{H1}$ 、 $F_{H2}$ 、 $F_{H3}$



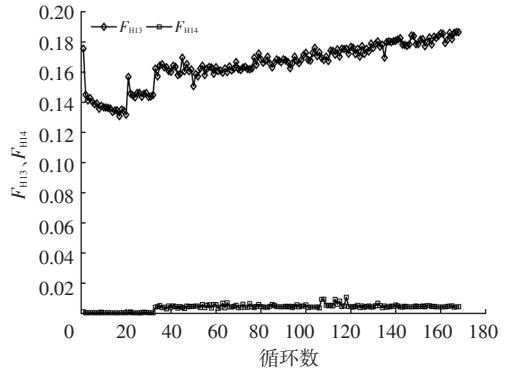
(b)第2组,  $F_{H4}$ 、 $F_{H5}$



(c)第2组,  $F_{H6}$



(d)第3组,  $F_{H7}$ ~ $F_{H12}$



(e)第4组,  $F_{H13}$ 、 $F_{H14}$

图2 B0005电池充电曲线健康因子

## 2.2 健康因子优化方法

最大信息系数 (Maximum Information Coefficient, MIC) 用于衡量2个变量  $X$  和  $Y$  间线性或非线性的关系的强度, 相比其他传统的统计学方法, 如皮尔森相关系数法, 最大信息系数法能更好地衡量非线性变量之间的关系, 而不需要假设数据集的数学模型。2个变量之间的最大信息系数可以计算为:

$$\begin{cases} I(x_i, x_j) = \sum_{x_i, x_j} p(x_i, x_j) \log_2 \left( \frac{p(x_i, x_j)}{p(x_i)p(x_j)} \right) \\ M(X)_{x_i, x_j} = \frac{I(x_i, x_j)}{\log(\min\{x_i, x_j\})} \\ C_{M1}(X) = \max_{st < \beta(n)} \{M(X)_{x_i, x_j}\} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $I(x_i, x_j)$  为  $x_i$  和  $x_j$  之间的最大互信息;  $p(x_i, x_j)$  为联合概率密度;  $p(x_i)$ 、 $p(x_j)$  分别为  $x_i$ 、 $x_j$  的边缘密度函数;  $M(X)_{x_i, x_j}$  为对  $I(x_i, x_j)$  进行 [0,1] 范围内归一化计算的结果;  $C_M(X)$  为变量  $X$  的最大信息系数;  $s$ 、 $t$  分别为网格划分的行数和列数;  $B(n)$  为网格的分辨率, 一般取  $B(n)=n^{0.6}$ ;  $n$  为网格的行列数, 即划分的网格为  $n$  行  $n$  列。

由于所提取的 14 个健康因子具有不同的尺度, 因此在计算最大信息系数前, 使用最小-最大规范化使得所选的健康因子具有同一尺度:

$$a_{\text{norm}}^{ij} = \frac{2(a^{ij} - a_{\text{min}}^i)}{a_{\text{max}}^i - a_{\text{min}}^i} - 1 \quad (2)$$

式中,  $a^{ij}$ 、 $a_{\text{norm}}^{ij}$  分别为第  $i$  个特征中的第  $j$  个原始数据和规范化数据;  $a_{\text{max}}^i$ 、 $a_{\text{min}}^i$  分别为第  $i$  个特征中原始数据的最大、最小值。

所提出的两步最大信息系数健康因子筛选步骤如下:

a. 剔除与老化过程相关性低, 不适用于电池 RUL 预测的健康因子。分别计算从电池充电过程中提取的 14 个健康因子与电池容量间的  $C_{M_i}$ 。当  $C_{M_i}$  满足式 (3) 时, 认为该特征可以用作待筛选的特征:

$$C_{M_i}(F_{H_i}, C) \geq \delta_1 \quad (3)$$

式中,  $F_{H_i}$  为第  $i$  个老化特征;  $C$  为锂电池的容量;  $\delta_1$  为主特征集的阈值;  $C_{M_i}$  为第  $i$  个老化特征与容量  $C$  之间的最大信息系数。

电池 B0005 老化特征筛选结果如图 3 所示。第 1 步最大信息系数选择过程中取  $\delta_1=0.78$ , 健康因子  $F_{H9}$ 、 $F_{H10}$ 、 $F_{H11}$ 、 $F_{H14}$  与电池老化数据集之间的最大信息系数小于 0.78, 可以认为这 4 个特征不适合用于 RUL 的估计, 故主特征集定义为  $F=\{F_{H1}, F_{H2}, F_{H3}, F_{H4}, F_{H5}, F_{H6}, F_{H7}, F_{H8}, F_{H12}, F_{H13}\}$ 。

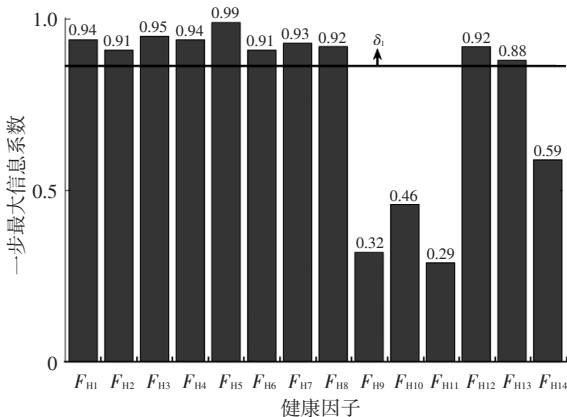


图3 B0005 中每个老化因子与老化容量之间的  $C_{M_i}$

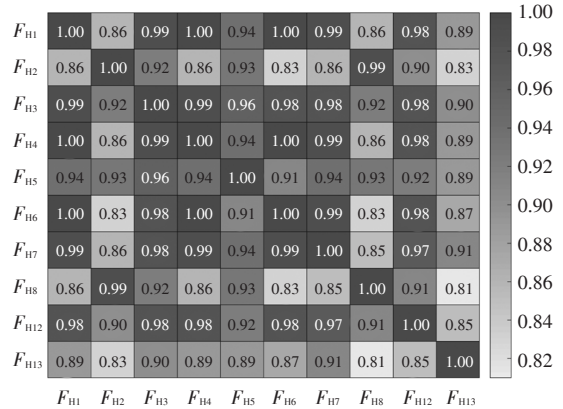
b. 计算主特征集  $F$  中任意 2 个老化因子间的  $C_{M_i}$ 。主特征集  $F$  中的一些特征与循环老化强相关, 但与其他

老化因子之间的相关性较差。当特征集输入到神经网络中进行训练时, 过多的特征会引起噪声, 过少的特征又会丢失有用的信息。更重要的是, 特征选取不合适可能会导致预测结果较差。第 2 步最大信息系数用于分析各特征之间的深度相关性, 确定最优特征。通过计算每个特征之间  $C_{M_i}$  的平均值, 给出合理的阈值来选择最优特征:

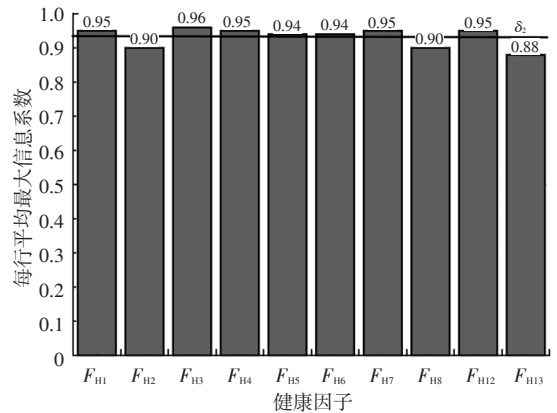
$$\delta_2 = \frac{1}{M} \sum_j C_{M_j} \quad (4)$$

式中,  $M$  为主特征集  $F$  中健康因子的数量;  $C_{M_j}$  为第  $j$  行最大信息系数的平均值。

当所有特征的平均最大信息系数均大于阈值, 形成最优特征集, 如图 4 所示。由式 (4) 可以得出  $\delta_2=0.93$ , 并将主特征集  $F$  中平均  $C_{M_i}$  小于此阈值的老化特征移除, 得到新的特征集  $F_s=\{F_{H1}, F_{H2}, F_{H3}, F_{H4}, F_{H5}, F_{H6}, F_{H7}, F_{H12}\}$ , 如图 4b 所示。



(a) 各特征间的最大信息系数



(b) 每行平均最大信息系数

图4 主特征子集  $F$  中各特征间的最大信息系数和平均最大信息系数

### 3 锂电池剩余使用寿命估计

#### 3.1 剩余使用寿命估计方法

RUL 的估计过程如图 5 所示, 包括数据采集、特征

提取与筛选、模型训练、剩余使用寿命估计。

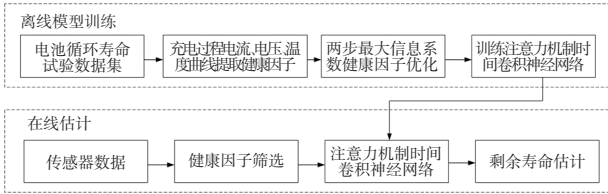


图5 锂电池剩余使用寿命预测框架

本文采用ATCN对预测模型进行训练。时间卷积神经网络(Temporal Convolutional Network, TCN)结合了卷积神经网络和循环神经网络的优点,增加了视野间隔,可提高训练速度,节省存储空间。注意机制的引入突出了关键信息的影响,避免了将所有历史数据都输入TCN中,进一步提高了RUL估计的准确性,ATCN的结构如图6所示。ATCN的最终输出可以计算为:

$$y_t = f_{TCN}(y_{t-1}, h_t, c_t) \quad (5)$$

式中,  $f_{TCN}()$  为时间卷积神经网络运算;  $y_t$  为  $t$  时刻模型的输出;  $h_t$  为第  $i$  个隐藏层的输出;  $c_t$  为第  $i$  个注意层输出的权重系数。

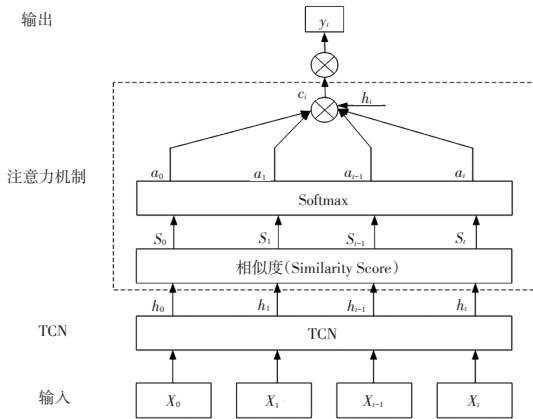


图6 ATCN预测模型结构

### 3.2 网络训练与结果分析

本文所用的锂离子电池老化数据来自PCoE的公开数据集,在B0005、B0006、B0007、B0018中,使用早期的试验数据训练模型,剩余的测试数据用于RUL估计。采用简单循环神经网络(Simple Recurrent Neural Network, SimpleRNN)、LSTM神经网络和GRU神经网络等几种不同神经网络与ATCN进行比较,以验证所提出的混合网络的性能。本文定义额定容量的70%,即1.4 A·h为电池的寿命终点。在性能对比验证中,50%的试验数据用于模型训练,剩余的数据用于估计电池的RUL。使用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)评价预测性能,各算法在4个数据集上的预测结果如表1所示。由表1可知,这4种算法在精度和计算效率上均有不同的表现。

LSTM和GRU的预测结果接近,这是由于它们的模型结构类似,均为门控循环神经网络,ATCN在对4个数据集的预测中都表现出最优的结果,验证了所提出混合网络ATCN的优越性。

表1 不同网络结构下剩余使用寿命估计误差

编号	指标	Simple RNN	LSTM	GRU	ATCN
B0005	RMSE	0.015 0	0.010 1	0.009 3	0.003 4
	MAE	0.012 0	0.009 7	0.009 1	0.003 2
B0006	RMSE	0.032 5	0.024 1	0.027 2	0.005 8
	MAE	0.031 2	0.020 1	0.022 9	0.005 7
B0007	RMSE	0.022 5	0.016 8	0.017 4	0.004 5
	MAE	0.023 2	0.013 2	0.012 1	0.004 2
B0018	RMSE	0.044 3	0.037 5	0.036 4	0.009 5
	MAE	0.041 2	0.036 2	0.033 5	0.008 2

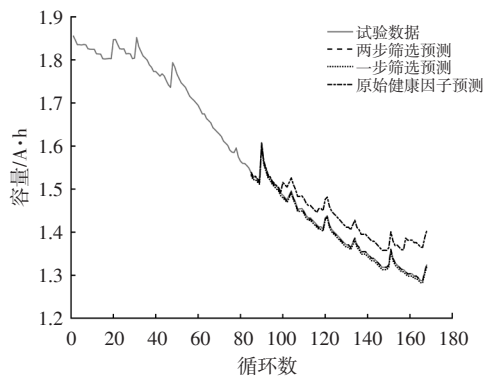
为验证所提出的两步最大信息系数筛选方法的效果,分别使用未筛选、一步最大信息系数筛选法、两步最大信息系数筛选法得到3种健康因子训练ATCN。使用50%的数据集作为训练集,剩余的数据用于RUL预测。3种健康因子的RUL预测结果如表2和图7所示。未经过筛选的健康因子并不适用于RUL预测,因为其中与老化循环不相关的数据会给模型引入大量的噪声,从而影响预测结果。经过一步最大信息系数和两步最大信息系数筛选后的健康因子在RUL预测中表现良好,在同样的超参数设置下,具有更高的计算效率,这主要是因为两步最大信息法不仅剔除了与电池老化不相关的健康因子,同时消除了用于训练的健康因子中低关联度的健康因子,降低了健康因子间的相互影响。

表2 不同筛选方法下剩余使用寿命估计误差

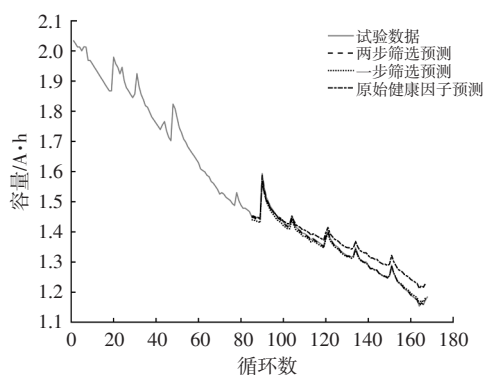
方法	参数	B0005	B0006	B0007	B0018
原始健康因子	健康因子数量/个	14			
	RMSE	0.137 0	0.353 0	0.176 0	0.224 0
	MAE	0.132 0	0.364 0	0.164 0	0.236 0
一步最大信息系数法	健康因子数量/个	10			
	RMSE	0.005 3	0.006 8	0.007 4	0.011 0
	MAE	0.005 2	0.005 9	0.007 8	0.010 5
两步最大信息系数法	健康因子数量/个	7			
	RMSE	0.003 4	0.005 8	0.004 5	0.009 5
	MAE	0.003 2	0.005 7	0.004 2	0.009 2

为了进一步验证所提出的方法性能,采用10%的数据用于模型训练,90%的数据用于RUL预测,预测结果如图8所示。可以看到,更小的训练集会导致预测精度的下降,但是所提出的方法仍然具有合适的预测精

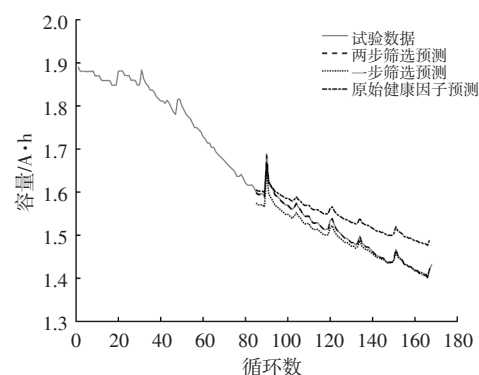
度, B0005的平均绝对误差为0.63%,均方根误差为0.76%, B0018的平均绝对误差为0.86%,均方根误差为0.87%,证明了健康因子子集的鲁棒性和适应性。



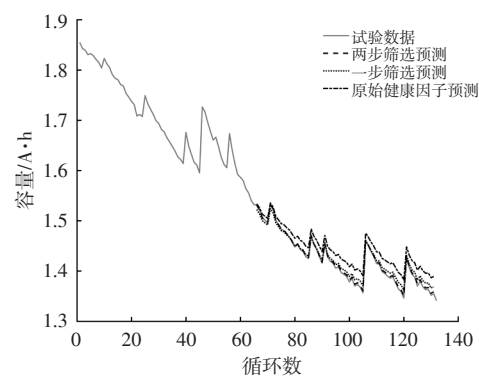
(a) B0005



(b) B0006

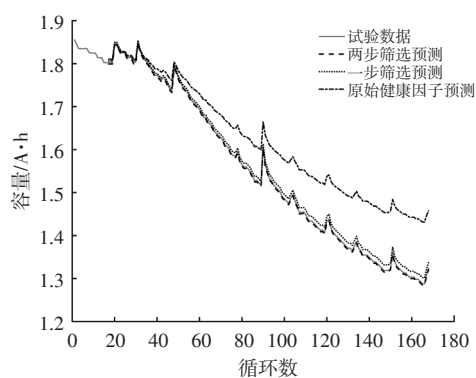


(c) B0007

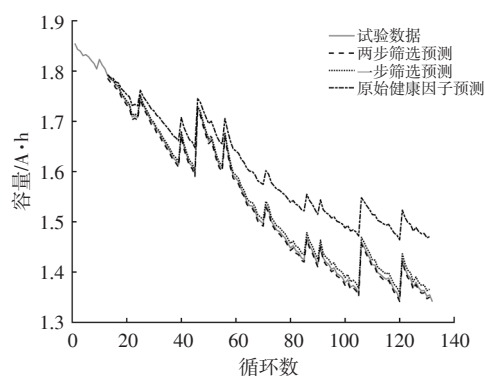


(d) B0018

图7 50%训练集RUL预测结果



(a) B0005



(b) B0018

图8 10%训练集RUL预测结果

#### 4 结束语

本文提出了一种两步最大信息系数健康因子筛选方法,分析了电池充电过程的电流、电压和温度曲线,对提取的14个健康因子进行最优选择,作为注意力时间卷积神经网络的输入建立剩余使用寿命估计模型,并以PCoE数据集中4个电池数据集为研究对象,验证了方法的性能,剩余使用寿命预测的平均估计误差在1%以下。

所提出的方法是建立在电池充电过程中的老化特征提取,对放电过程中健康因子以及其他数据集的优化性能,需要进一步研究。

#### 参 考 文 献

- [1] 王震坡, 袁昌贵, 李晓宇. 新能源汽车动力电池安全管理技术挑战与发展趋势分析[J]. 汽车工程, 2020, 42(12): 1606-1620.  
WANG Z P, YUAN C G, LI X Y. An Analysis on Challenge and Development Trend of Safety Management Technologies for Traction Battery in New Energy Vehicles[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(12): 1606-1620.
- [2] 林名强, 吴登高, 郑耿峰, 等. 基于表面温度和增量容量的锂电池健康状态估计[J]. 汽车工程, 2021, 43(9): 1285-1290+1284.

- LIN M Q, WU D G, ZHENG G F, et al. Estimation Method of State of Health of Lithium Battery Based on Surface Temperature and Incremental Capacity[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(9): 1285-1290+1284.
- [3] ZHANG L J, MU Z Q, SUN C Y. Remaining Useful Life Prediction for Lithium-Ion Batteries Based on Exponential Model and Particle Filter[J]. IEEE Access, 2018, 6: 17729-17740.
- [4] DUONG P L T, RAGHAVAN N. Heuristic Kalman Optimized Particle Filter for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Battery[J]. Microelectronics Reliability, 2018, 81: 232-243.
- [5] LIU K L, LI Y, HU X S, et al. Gaussian Process Regression with Automatic Relevance Determination Kernel for Calendar Aging Prediction of Lithium-Ion Batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(6): 3767-3777.
- [6] ZHANG Y Z, XIONG R, HE H W, et al. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5695-5705.
- [7] CHEN J L, JING H J, CHANG Y H, et al. Gated Recurrent Unit Based Recurrent Neural Network for Remaining Useful Life Prediction of Nonlinear Deterioration Process[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2019, 185: 372-382.
- [8] SHU X, LI G, SHEN J W, et al. A Uniform Estimation Framework for State of Health of Lithium-Ion Batteries Considering Feature Extraction and Parameters Optimization [J]. Energy, 2020, 204.
- [9] LI X Y, YUAN C G, LI X H, et al. State of Health Estimation for Li-Ion Battery Using Incremental Capacity Analysis and Gaussian Process Regression[J]. Energy, 2020, 190: 116467-116467.
- [10] FENG X N, WENG C H, HE X M, et al. Online State-of-Health Estimation for Li-Ion Battery Using Partial Charging Segment Based on Support Vector Machine[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(9): 8583-8592.
- [11] GOU B, XU Y, FENG X. State-of-Health Estimation and Remaining-Useful-Life Prediction for Lithium-Ion Battery Using a Hybrid Data-Driven Method[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10854-10867.
- [12] DENG Z W, HU X S, LIN X K, et al. General Discharge Voltage Information Enabled Health Evaluation for Lithium-Ion Batteries[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 26(3): 1295-1306.
- [13] LI X Y, YUAN C G, WANG Z P. Multi-Time-Scale Framework for Prognostic Health Condition of Lithium Battery Using Modified Gaussian Process Regression and Nonlinear Regression[J]. Journal of Power Sources, 2020, 467.
- [14] WIDODO A, SHIM M C, CAESARENDRA W, et al. Intelligent Prognostics for Battery Health Monitoring Based on Sample Entropy[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 11763-11769.
- [15] JIA J F, LIANG J Y, SHI Y H, et al. SOH and RUL Prediction of Lithium-Ion Batteries Based on Gaussian Process Regression with Indirect Health Indicators[J]. Energies, 2020, 13(2).
- [16] SAHA B, GOEBEL K. Battery Data Set: NASA Ames Prognostics Data Repository[DB/OL]. Moffett Field, CA: NASA Ames Research Center, 2007. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository>.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2023年6月13日。

## 《汽车工程师》征稿启事

《汽车工程师》于1974年创刊,是由中国第一汽车集团有限公司主管、中国第一汽车股份有限公司主办的、国内外公开发行的汽车应用技术类学术期刊,国家新闻出版广电总局第一批认定的学术期刊。

《汽车工程师》以报道汽车产品开发领域的成果为主,专注于技术开发与应用,提供汽车设计创新解决方案。《汽车工程师》将把握电动化、智能化、网联化、共享化的汽车技术主流发展趋势,努力在电池技术、电驱技术、电控技术、高压技术、补能技术、燃料电池技术、智慧控制、智能驾驶、智享座舱、智能悬架、线控转向、线控制动、NVH、功能安全、预期功能安全、信息安全、数据安全、被动安全、高效动力、高效传动、智能管理、低风阻、低滚阻、轻量化领域吸收优质稿源,为我国汽车工程技术创新能力提升贡献力量。

热忱欢迎汽车行业的专家学者不吝赐稿,反映国家重点扶持项目、自然科学基金项目和其他重点项目等研究成果的稿件将优先发表,我们期待与您共同践行“把论文写在祖国大地上”的指示精神,为强大中国汽车工业作贡献!

《汽车工程师》编辑部

汽车技术