DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.3.142 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于随机充电行为的锂离子电池健康状态评估方法比较

颜 泽[1]，赵 虎[1]，张庆超[2]，李兵强[1]
(1.西北工业大学自动化学院，西安 710129；2.中国人民解放军火箭军工程大学，西安 710025)

摘要：作为储能系统中最常用的锂离子电池，其健康状态SOH(state-of-health)是电池管理系统中所监测的重要电池参数，除了预测准确性，模拟用户的随机充电行为，实现任意时刻下的实时评估也十分重要。基于用户的随机充电行为，从获取数据完整性的角度出发，将电池健康状态预测分为基于完整充电周期数据、基于片段充电数据、基于片段充电数据还原完整数据3种方法。使用NASA电池老化实验数据充电过程中电池容量变化的均值与方差作为不同预测模型的特征输入，比较分析3种方法的预测结果。结果表明，完整的充电数据特征具有较高的预测准确度，片段数据提取特征的质量与片段采集时长有关，经过还原网络可在较短时间获得完整数据特征，但预测准确度受还原网络的影响。此外，实际的预测需要对充电行为的随机性与预测结果的实时性进行考虑。

关键词：锂离子电池；健康状态；随机充电行为；数据完整性；机器学习

Comparison Among State-of-health Estimation Methods for Lithium-ion Batteries Based on Random Charging Behavior

YAN Ze[1], ZHAO Hu[1], ZHANG Qingchao[2], LI Bingqiang[1]
(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China; 2. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: Lithium-ion batteries are the most commonly used batteries in an energy storage system, and their state-of-health (SOH) is an important battery parameter monitored in a battery management system. In addition to the accuracy of prediction, the simulation of a user's random charging behavior for realizingreal-time evaluation at any time is also very important. Based on the user's random charging behavior and from the perspective of obtaining the data integrity, the SOH prediction methods are divided into three types, which are based on complete charging cycle data, segment of charging data and segment of charging data restored complete data, respectively. The mean and variance of battery capacity changes during the charging process of NASA battery aging experimental data are used as feature inputs of different prediction models, and the prediction results obtained using three methods are compared and analyzed. Results show that the complete charging data features have high prediction accuracy, and the quality of features extracted from segment data is related to the segment collection time. The complete data features can be obtained in a short time through the restoration network, but the prediction accuracy is affected by the restoration network. In addition, the actual prediction needs to take into account the randomness of charging behavior and the real-time performance of prediction results.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH); random charging behavior; data integrity; machine learning

新能源技术的不断发展推动了储能技术的创新和应用[1]，如太阳能储能、风能储能等。目前，全球储能技术正在快速发展。未来，储能技术将成为电力系统稳定性和可靠性的重要保障。电池作为储能系统中不可缺少的一部分，其稳定性和安全检

收稿日期：2023-11-24；**修回日期**：2024-01-11；**录用日期**：2024-01-20；**网络首发日期**：2024-04-26

测十分重要[2-3]。近年来，由于人工智能和大数据技术的兴起，基于数据驱动的电池健康状态 SOH (state-of-health)评估方法[4-5]开始得到广泛关注。这种方法通过收集大量的电池运行数据，利用机器学习和深度学习等技术模型来预测电池的寿命和性能，不需要建立复杂的数学模型，能够更准确地预测电池的健康状态。由于储能的应用在国外较早被推进，因此他们对于电池健康状态预测的起步和研究较早，提出和改善了许多预测模型[6-7]，而国内对电池健康状态寿命的研究近几年也逐渐得以发展[8-10]。

由文献[11]可知，在充放电过程中，电流、电压、温度在不同充电周期下的变化不同，迄今为止提出的各种电池健康状态的评估方法都是需要提取充放电过程中这 3 种数据，经过数据处理和特征提取，构建相关的预测模型，然后经过大量的数据训练进行预测。本文就电池健康预测的随机充电行为、预测准确性和实时性问题进行研究，使用数据完整度来模拟不同的充电行为，通过对公开数据集进行特征提取，使用常见机器学习和神经网络模型对处理的特征进行预测，分别比较不同数据完整度下的模型预测性能。

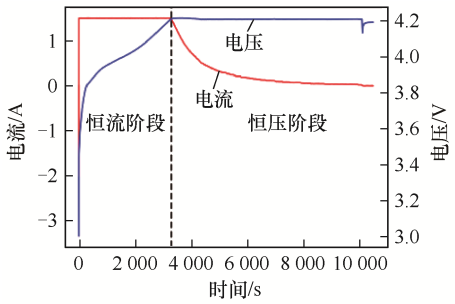
1　特征提取

1.1　电池数据集相关介绍

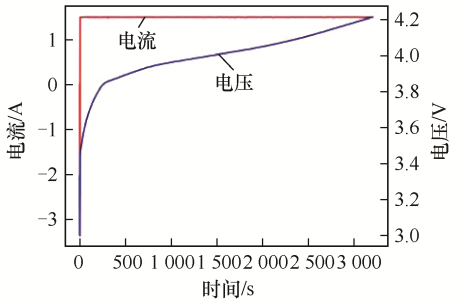
本文使用美国国家航空航天局 NASA(National Aeronautics and Space Administration)在探究电池循环充放电过程变化所收集的数据，由 1 组锂离子电池(B0005，B0006，B0007)在室温下的充电、放电和阻抗数据构成。由于电池放电过程中各个参数变化比较复杂，动态性强，不可控因素较多[12]，因此仅选择较为稳定的各个循环周期的充电过程进行研究。在储能系统中，用户会在任意时刻进行电池充电，因此实际的充放电行为是随机的，需要考虑在任意时刻进行充电后的电池健康状态的预测结果的更新。针对预测的实时性和充电的随机性，需要从数据采集和特征提取方面进行研究，由于充放电过程具有持续性和周期性，因此将电池充放电的特征提取主要分为 3 种类型：①获取完整充放电周期的数据，通过提取相关特征用于模型预测；②获取充放电周期中的部分数据，通过提取代表完整周期的特征用于模型预测；③获取充放电周期中的部分数据，将部分数据还原为完整周期数据，特征提取用于模型预测。

1.2　基于完整充电数据的特征提取

电池充电过程的电压电流曲线如图 1(a)所示，即恒流恒压 CC-CV(constant current-constant voltage)充电模式，大约 3 000 s 之前电池处于 CC 充电阶段，电流恒定在 1.5 A 左右，而电压逐渐上升，3 000 s 之后转为恒压充电，达到截至电压 4.2 V 并保持不变，电流逐渐下降。尽可能减少充电过程的诸多变化因素的影响，选择在 CC 阶段进行处理和特征提取，如图 1(b)所示。



(a)整个充电过程



(b)充电恒流阶段

图 1　充电过程的电流、电压变化曲线

Fig. 1 Curves of current and voltage during charging process

图 2 为 CC 充电阶段电池容量与电压的变化关系，可以看出相同电压间隔下电池充电时间不同，而图 2 则表明随着周期循环，老化程度增加，终端电压达到 4.2 V 所需的时间会减少，因此电池的充

电容量逐渐减少，从图上显示的是逐渐向下移动，因此恒流充电过程中某一电压范围内的充电时间与电池 SOH 具有明显的关系。

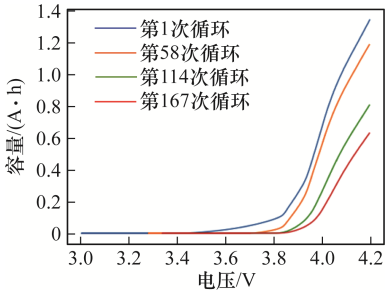


图 2 不同循环周期容量与电压的关系曲线

Fig. 2 Curves of relationship between capacity and voltage in different cycle periods

研究 1 个电压范围内电池容量的变化需要分别确定起始电压和终止电压。从电压起始点看，不同周期的起始电压不同，一般情况下，为了提高使用安全性、延长使用寿命，应避免电池放电过度，电池荷电状态 SOC(state of charge)降低到 10%~20%时，会进行充电。测试数据[12]显示，当起始电压为 3.6 V 时，电池 SOC 约为 20%。因此，本研究统一选择了 3.6~4.2 V 常用电压范围内的充电容量来研究预测电池的 SOH。

选择 0.01 V 的电压间隔，记录下每 1 个电压变化处的电池容量如图 3(a)所示，每个循环周期都可以用 1 个容量变化序列 $Q=(Q_0,Q_1,\cdots,Q_n)$ 表示，充电起点并不固定，因此在实际应用中无法计算出准确的(或绝对的)充电容量值，将其转为容量增量 $\Delta Q=(0,Q_1-Q_0,\cdots,Q_n-Q_0)$，每一段容量增量序列都是从 0 开始的变化量。为更好地描述 3.6~4.2 V 的充电过程，将每 1 个容量增量序列 ΔQ_{seg} 分别取

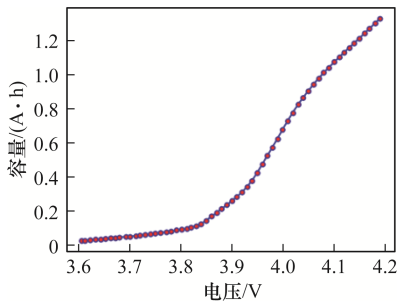


图 3 充电容量变化

Fig. 3 Changes in charging capacity

其均值和方差，即 $(\text{ave}_\Delta Q_{seg},\text{std}_\Delta Q_{seg})$，对应 1 个充电周期的容量变化，将其作为后续电池 SOH 预测模型的输入。

1.3 基于片段充电数据的特征提取

使用完整的充电周期数据所提取的特征，能很好地描述整个周期的充电行为，同时能较大程度地反映不同周期下充电的差异，理论上有助于提高电池 SOH 预测的准确性。由 NASA 数据可知，3.6~4.2 V 的充电时长约为 1 500~3 200 s(取决于充电的循环周期)，预测当前周期的 SOH 需要经历较长时间的数据采集及特征提取，还需要考虑实时预测和随机充电行为。

将 3.6~4.2 V 提取的容量变化序列 $Q=(Q_0,Q_1,\cdots,Q_n)$ 分为若干个片段 $Q_{seg1}=(Q_0,Q_1,\cdots,Q_p)$，$Q_{seg2}=(Q_1,Q_2,\cdots,Q_{p+1})$，…，$Q_{segm}=(Q_m,Q_{m+1},\cdots,Q_n)$，同样将这若干个片段转为容量增量，$\Delta Q_{seg1}$，$\Delta Q_{seg2},\cdots,\Delta Q_{segm}$，每 1 段容量增量序列都是从 0 开始的变化量。同 1.2 节中将每 1 个容量增量序列 ΔQ_{segi} 分别取均值和方差，以此描述每个片段充电过程的容量变化情况。如图 4 所示，$(\text{ave}_\Delta Q_{segi},\text{std}_\Delta Q_{segi})$ 对应 1 个充电周期的某个片段，此外再加上该片段电压范围的均值，以表示当前充电所处的片段[13]。将其作为输入，这样便在一定程度上减少数据采集时间，并且对随机的充电行为有较好地模拟。

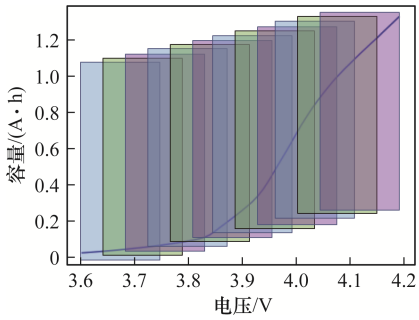


图 4 电池充电容量片段

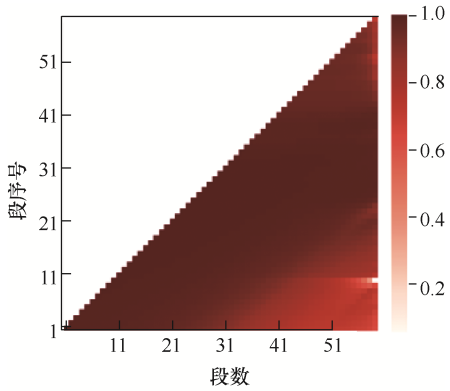
Fig. 4 Segment of battery charging capacity

进一步研究充电片段与 SOH 预测准确性的关系，以 B0005 电池为例，先对所提取的特征 $(\text{ave}_\Delta Q_{segi},\text{std}_\Delta Q_{segi})$ 与预测的 SOH 使用皮尔逊相关系数计算进行相关性分析。考虑任意充电过程

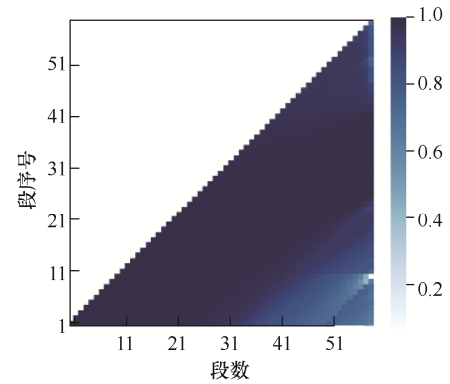
中，充电数据的完整度对 SOH 预测精确度的影响，理论上片段越多，每片段所包含的充电信息越少，预测准确度会随之降低。如图 5 所示，在完整恒流充电过程(m=1)所提取的特征相关性均大于 0.99，为保证尽可能精确的预测准确度，均值片段 m<15 时，每片段与 SOH 的相关性都达到 0.98 以上，而方差片段 m<25 时，每片段与 SOH 的相关性则都达到 0.98 以上。但实际情况下可划分至更多片段，如 m<30，此时均值与方差片段与 SOH 的相关性都达到 0.90 以上，即使预测精度要求较低，但对于随机充电行为的模拟效果更好。选择 1 个适中的段数(m=12)为例进行分析，具体每一片段与 SOH 的相关性如图 6 所示，若干片段所提取特征与待预测 SOH 的相关系数达到 0.99 以上，使用回归分析构建的预测模型会具有较好的预测结果。提取的特征见表 1。

1.4　基于片段充电数据还原的特征提取

由于电池的内部结构不同充电片段差异程度不同，因此理论上会导致不同的预测准确度[14]。在某一充电周期内充电时间越长，包含该周期的充电信息越多，预测结果也会越准确，即准确度较高的片段充电时间较长。较长的充电时间又导致数据采集和特征提取时间变长，不利于保证电池 SOH 预测的实时性。因此需要考虑既能快速采集提取数据特征，又尽可能使其包含更多完整充电周期的信息。



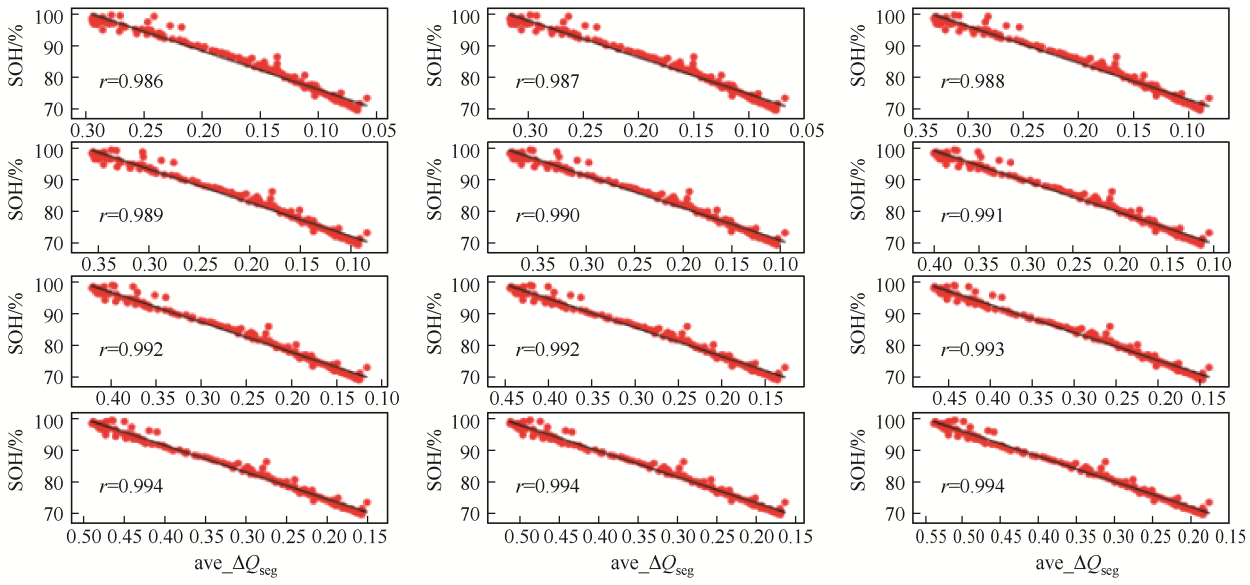
(a)不同段数ave_ΔQ_{seg}与SOH的相关性



(b)不同段数std_ΔQ_{seg}与SOH的相关性

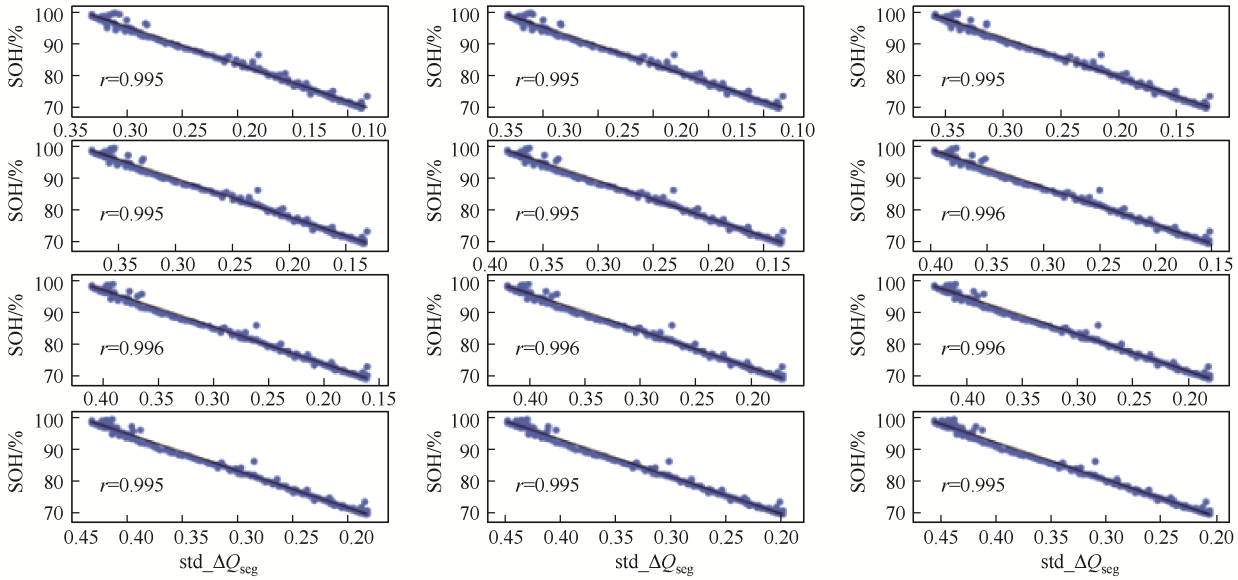
图 5　不同段数与 SOH 的相关性

Fig. 5 Correlation between different segment numbers and SOH



(a)不同段数ave_ΔQ_{seg}与SOH的相关性

(续)



(b)不同段数std_ΔQ_{seg}与SOH的相关性

图 6 每一片段特征与 SOH 的相关性

Fig. 6 Correlation between each segment feature and SOH

表 1 提取特征

Tab. 1 Extracted features

ave_ΔQ	std_ΔQ	ave_ΔV	SOH/%
0.278 0	0.312	3.856	100.000
0.297 0	0.326	3.866	100.000
⋮	⋮	⋮	⋮
0.285 0	0.317	3.856	99.453
0.304 2	0.332	3.866	99.453
⋮	⋮	⋮	⋮
0.183 0	0.213	3.964	71.376

文献[15]中提出了 1 种深度神经网络 DNN(deep neural networks)，通过多层结构设计，使其输入充电过程中某一片段的充电信息，输出完整充电过程的充电信息。对于电池 SOH 的预测，将容量序列 Q 分为若干个片段 Q_{seg1}，Q_{seg2},…,Q_{segm}，每 1 个片段序列表示间隔 0.01 V 的相同电压范围下充电容量的变化，通过构建的网络输入尽可能短的片段序列，输出完整充电周期的(V, Q)。该方法可以保证准确度的同时尽可能获取较短时间的充电片段，还原完整周期下的充电信息，进而通过特征提取进行预测，理论上既保证了数据获取及处理后预测的实时性，又保证了预测结果的准确性。

2 实验结果与分析

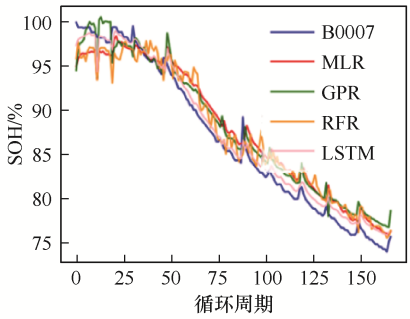
分别使用机器学习算法 MLR[16]、GPR[8-9]、RFR[17]和深度学习算法 LSTM[18-20]对 3 种方法进行比较分析。将 B0005、B0006 电池数据作为训练集，B0007 电池数据作为测试集，比较 3 种方法在各个预测模型中的准确性。通过误差分析对模型进行评估，使用拟合优度 R^2、均方根误差 RMSE(root mean squared error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)来度量误差大小。由于随机抽取训练和用于测试验证的样本不同，模型预测的误差也会不同，因此要进行多次测量，通过多次随机抽样预测后，将所有结果取平均值进行验证。

(1)基于完整充电数据的特征提取的预测分析

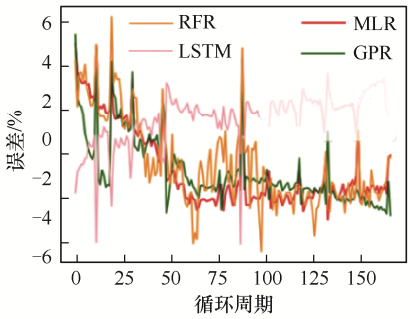
从图 7(a)中可以直观看出，使用将整个周期充电过程容量变化的均值与方差作为特征在 4 个预测模型下都具有较好的估计效果，而从图 7(b)中可以看出，除了个别的残差较大至 6%左右，几种模型的误差都控制在 4%以内。

表 2 为模型的误差分析，每个模型的 R^2 都达到了 0.9 以上，其余误差表现也较好。不同模型下，

LSTM 的 R^2 达到 0.978，所预测的 SOH 误差最小，同时相对具有较长的训练时间，在保证低误差的前提下，模型的训练时间达到 2 s 左右。误差次于 LSTM 的 GPR 模型预测时间仅为 0.007 s 左右，因此数据量不大的前提下，GPR 模型可以更好地保证准确性与实时性。



(a) B0007预测结果



(b) B0007预测误差

图 7　预测结果与误差

Fig. 7 Prediction results and errors

表 2　模型评估

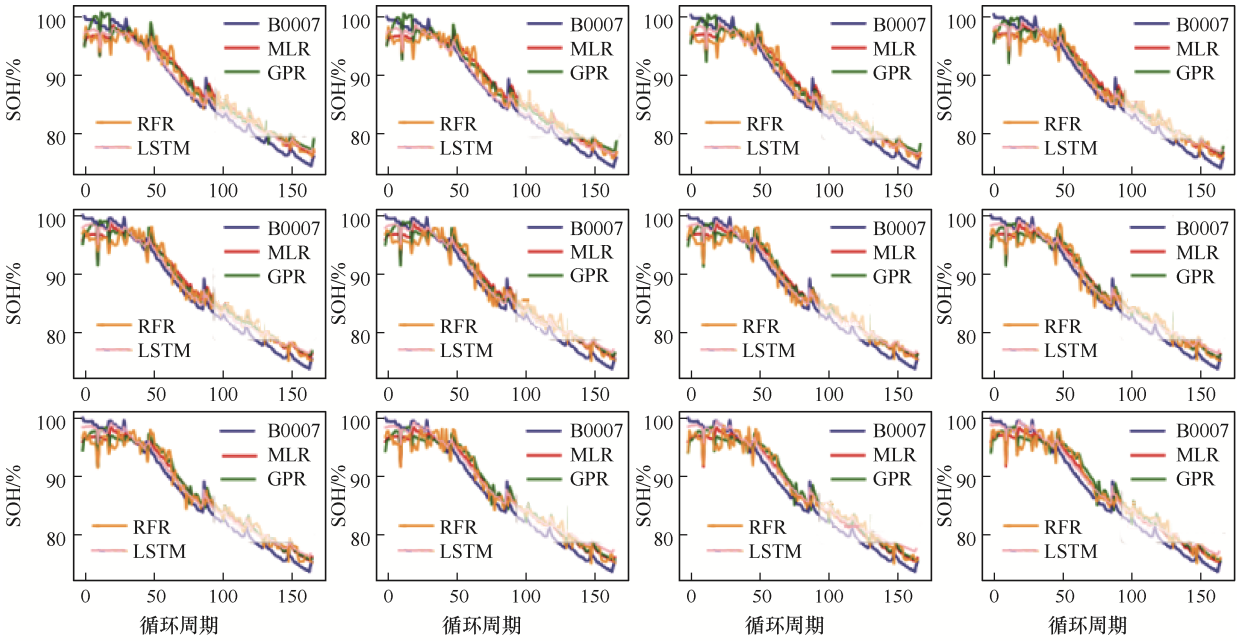
Tab. 2 Model evaluation

算法	R^2	RMSE/%	MAE/%
MLR	0.952 1	1.605 6	1.438 6
GPR	0.942 8	2.224 3	1.933 8
RFR	0.940 5	1.981 8	1.848 3
LSTM	0.978 2	1.063 3	1.253 5

(2)基于片段充电数据的特征提取的预测分析

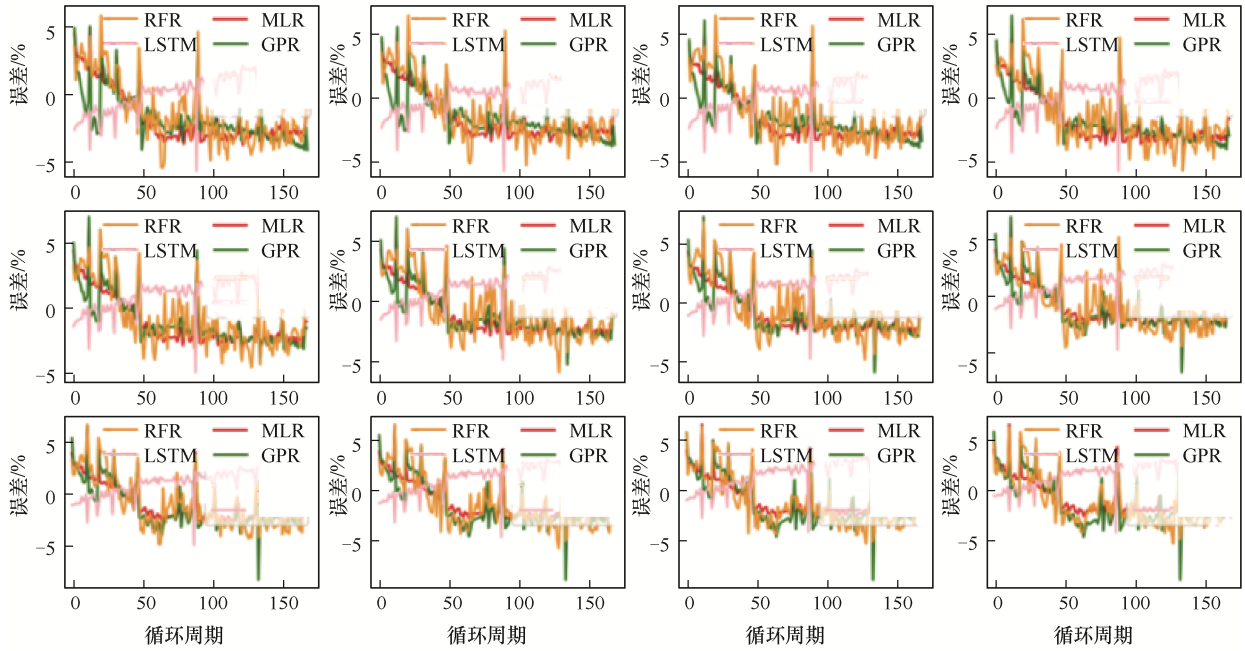
不同片段所需的充电时间不同，采样时间也不同，通过训练 B0005、B0006 和预测 B0007 的同一片段，以研究充电过程中不同片段对于模型预测结果的影响。

由预测图 8(a)可以看出，当分为 12 段时，不同片段在各个模型中预测结果依然较好，图8(b)中显示每段的预测误差大部分都能控制在 5%以内。说明将完整充电周期进行分段处理，可以在缩短采样时间的同时得到较好的预测准确度。由表 3 可知，在相同充电片段中，LSTM 模型预测效果最好，但预测时间较长，GPR 模型其次。实际预测过程中，不同片段代表随机的充电行为，因此最终预测的准确度也会有差异。



(a)不同片段的B0007预测结果

(续)



(b)不同片段的B0007预测误差

图 8 不同片段的预测结果与误差

Fig. 8 Prediction results and errors of different segments

表 3 不同片段模型评估

Tab. 3 Model evaluation of different segments

段序号	MLR			GPR			RFR			LSTM		
	R^2	RMSE%	MAE%	R^2	RMSE%	MAE%	R^2	RMSE%	MAE%	R^2	RMSE%	MAE%
1	0.934 5	2.166 6	2.005 9	0.944 3	1.996 8	1.792 1	0.928 9	2.256 8	1.991 2	0.970 3	1.452 5	1.208 1
2	0.937 0	2.124 0	1.966 4	0.946 9	1.950 0	1.744 7	0.925 1	2.315 0	2.049 9	0.978 9	1.224 5	0.992 0
3	0.939 6	2.079 8	1.924 1	0.949 5	1.902 4	1.705 1	0.924 2	2.330 1	2.042 1	0.979 7	1.199 3	0.981 8
4	0.941 9	2.039 6	1.885 8	0.950 1	1.889 9	1.689 1	0.930 2	2.236 1	1.979 6	0.971 5	1.421 3	1.208 8
5	0.944 8	1.988 6	1.835 5	0.949 2	1.907 2	1.696 6	0.927 3	2.282 3	2.031 9	0.969 9	1.459 9	1.245 8
6	0.947 3	1.943 4	1.790 1	0.948 4	1.920 9	1.700 8	0.926 9	2.288 3	2.013 8	0.966 2	1.547 6	1.346 6
7	0.950 0	1.892 1	1.737 5	0.947 1	1.946 6	1.707 4	0.929 9	2.240 5	1.937 8	0.962 5	1.631 5	1.427 2
8	0.951 7	1.859 5	1.703 7	0.943 0	2.019 1	1.781 5	0.930 3	2.233 3	1.933 7	0.958 5	1.715 1	1.513 9
9	0.953 0	1.835 0	1.677 5	0.934 8	2.161 2	1.920 1	0.924 7	2.321 2	2.007 1	0.955 2	1.782 5	1.578 4
10	0.954 9	1.797 0	1.636 1	0.930 3	2.234 5	1.993 7	0.924 4	2.326 5	2.036 8	0.953 1	1.825 2	1.612 0
11	0.956 9	1.757 1	1.590 7	0.926 5	2.295 1	2.047 8	0.920 5	2.386 3	2.111 1	0.949 0	1.903 1	1.691 0
12	0.958 8	1.718 8	1.545 6	0.921 6	2.369 9	2.117 9	0.922 2	2.360 7	2.083 8	0.919 7	2.387 0	2.122 1

(3)基于片段充电数据还原的特征提取的预测分析

还原的 DNN 网络采用 Adam 算法进行训练，输入数据为完整周期下设置可调节的滑动窗口分为的若干充电片段，即窗口长度下对应的电压和容量，在输入网络之前对数据进行标准化处理。批量大小设置为 400，损失函数为充电曲线的均方误差。同样将B0005和B0006电池数据作为训练集、B0007电池数据作为测试集，由于需要将 3 组电池的电压容量数据分为若干片段，作为模型输入，会有部分不同片段对应相同的完整数据，因此对应若干完整的电压容量数据作为输出。图 9 为在等循环周期间隔下随机抽取某片段数据经过网络还原了各自充电周期下的完整数据，尽管还原的充电数据与真实

的充电数据相比有所偏差，但是为了实现快速采集处理数据的预测，这个偏差是可以接受的。该网络能够最短将 20 个数据点即 200 mV 的电压片段以较高准确度还原为完整充电曲线。

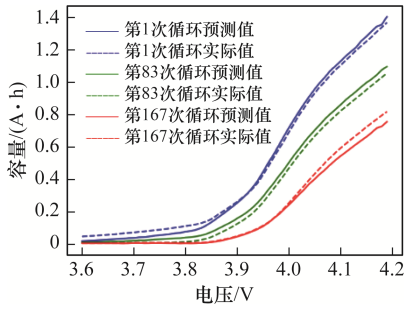
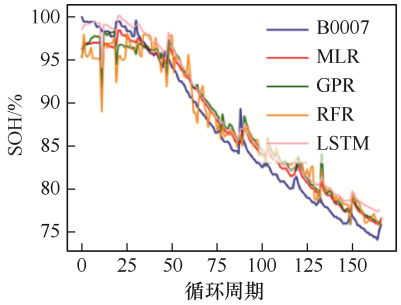


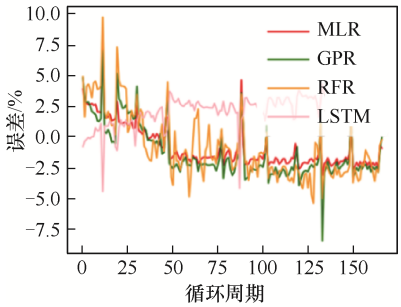
图 9　完整充电曲线还原

Fig. 9 Restoration of complete charging curve

构建和训练模型的过程中，由于需要将完整充电数据分为若干片段，因此产生了大量的数据集。为了使得 3 种方法的预测结果方便比较，在 SOH 预测阶段，使用与完整预测和片段预测相同数量的训练集、测试集，对 3 组电池的片段还原将产生若干的完整充电数据，因此等间隔从若干完整数据中得到所有充电周期下完整的电压容量曲线，以便进一步进行特征提取。预测结果如图 10(a)所示，将片段数据还原为完整的充电数据，通过提取整个周期充电过程容量变化的均值与方差作为特征在 4 种预测模型下都具有较好的估计结果，而在图 10(b)中也表明其预测的大部分误差精度控制在 5%以内。由表 4 知，每个模型的 R^2 都达到了 0.9 以上，误差较低，表明构建的预测模型效果较好。不同于之前的 2 种方法，该方法提取的特征数据在 MLR 模型中具有最高的误差，原因是还原网络还原的完整数据存在误差，但理论上其相关性相比于原始数据发生了变化，但关联性较好，



(a)还原完整曲线的预测结果



(b)还原完整曲线的预测误差

图 10　充电片段还原后的预测结果与误差

Fig. 10 Prediction results and errors after restoration of charging segments

表 4　还原模型评估

Tab. 4 Model evaluation of restoration

算法	R^2	RMSE/%	MAE/%
MLR	0.960 5	4.581 2	2.109 5
GPR	0.934 9	3.217 0	1.979 7
RFR	0.916 7	3.942 0	2.085 7
LSTM	0.933 8	2.368 3	1.992 4

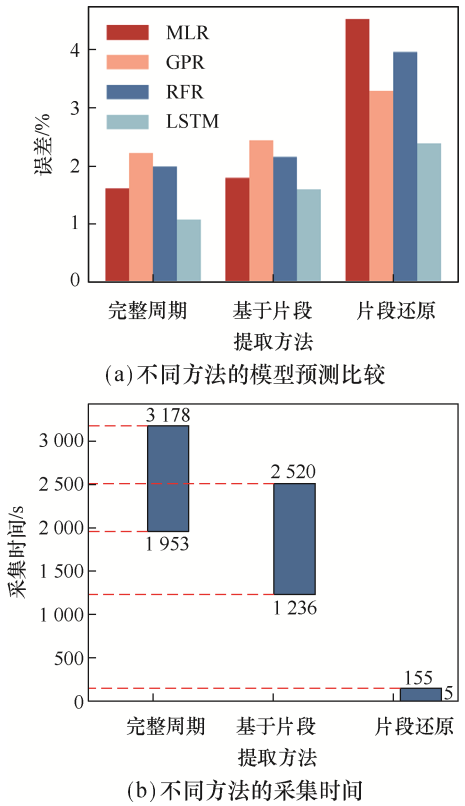
使得该方法在 MLR 模型下具有更短的预测时间和较高的误差精度。

3　讨论

将第 2 节中的 3 种方法进行比较分析，如图 12(a)所示，从误差(RMSE)角度分析，完整充电周期数据提取的特征经过预测的准确度在 3 种方法中总体较好，误差相对较低，经过片段还原的方法预测误差相对较高，证明了数据完整度越高预测准确性越好，更确切地说，相同的片段高质量特征需要更长的采集时间，而将片段数据进行还原的过程中，预测结果受到还原模型和预测模型 2 个模型同时影响，因此产生的误差更大。其中，LSTM 模型在 4 种预测模型中预测准确度都是最低的，这是由于 LSTM 模型在处理长数据过程中效果较好，且对于电池 SOH 的预测，某一周期的 SOH 预测结果会受到上一周期预测结果的影响，因此误差最低。

如数据采集时间图 11(b)所示，完整充电周期的数据采样时间较长，随着充电循环，电池逐渐老

化，采样时间由 3 178 s 逐渐降低至 1 953 s，即需要约 0.5~1.0 h 的数据采集时间。片段的充电数据相对于完整周期数据的采集时间较少，由于电池内部结构导致在不同电压处的特征差异不同，准确度越高的片段采样时间越长。而仅考虑快速采集，最快也需要 1 236~2 520 s，约 20~40 min。通过任意充电片段进行完整数据还原，大大提升了数据采集的效率，保证在尽可能短的 200 mV 的电压片段中，最快可在 5~155 s 完成片段采集，以进行后续充电还原、特征提取和预测。



(a) 不同方法的模型预测比较

(b) 不同方法的采集时间

图 11 3 种方法的比较分析

Fig. 11 Comparative analysis of three methods

4 结论

本文叙述了 3 种电池预测过程中数据采集和特征提取的方法，并进行了详细的预测分析和误差评估，3 种方法的优缺点如下。

(1)使用完整周期数据更能代表电池充电过程，进行特征提取预测准确度高，但需要进行长时间的数据采集，不符合实际充电行为。

(2)使用片段充电数据进行特征提取，可以较好地模拟随机充电行为，但预测准确度与所采集的片段有关，相同片段长度下，高质量特征片段需要经过更长时间的数据采集。

(3)将片段数据经过 DNN 网络还原该周期完整数据，解决了完整周期数据采集时间长的问题，可以在很短时间内进行较高准确度的预测，但预测准确度取决于 DNN 网络还原的完整数据的精确度。

考虑充电随机性的实时预测，片段数据进行完整还原预测的方法更好，即使与完整数据和片段数据的预测方法相比误差相对较高，但能将充电的任意片段进行还原，减少了数据采集的时间，对任意充电行为也进行了很好的模拟，误差变大也是可以接受的。在考虑基本的预测算法中，依据各模型的特点，LSTM 在处理具有时间序列的电池数据方面有明显优势，可作为首选预测模型。而实际的复杂情况下，在样本较少且实际环境的非线性因素影响的情况下，选择 GPR 模型在几种方法中都具有稳定且较低的预测准确度，可以计算出预测模型的置信水平，使得预测结果更加准确。MLR 和 RFR 2 种模型分别在特征与 SOH 线性关系明确和相对复杂的情况下供以选择。

参考文献：

[1] Li Jianlin, Tan Yuliang, Li Yaxin, et al. Electrochemical energy storage technology and its application analysis [C]// 2021 IEEE 5th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Taiyuan, China, 2022: 3764-3767.

[2] 李晋，王青松，孔得朋，等. 锂离子电池储能安全评价研究进展[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(7): 2282-2301.
Li Jin, Wang Qingsong, Kong Depeng, et al. Research progress on the safety assessment of lithium-ion battery energy storage [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(7): 2282-2301. (in Chinese)

[3] 舒俊豪，武小花，杨佳珞，等. 新能源汽车动力电池安全问题分析及改进趋势综述[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 354-362.

Shu Junhao, Wu Xiaohua, Yang Jialuo, et al. Review of analysis and improvement trend of new energy vehicle power battery safety issues [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 354-362. (in Chinese)

[4] Shu Xing, Shen Shiquan, Shen Jiangwei, et al. State of health prediction of lithium-ion batteries based on machine learning: Advances and perspectives [J]. iScience, 2021, 24(11): 103265.

[5] 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]. 电源学报, 2025, 23(7): 253-265.
Li Yin, Wang Jianfeng, Mo Weiquan, et al. Review of data-driven remaining useful life prediction for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(7): 253-265. (in Chinese)

[6] Vatani M, Szerepko M, Preben Vie J S. State of health prediction of Li-ion batteries using incremental capacity analysis and support vector regression [C]// 2019 IEEE Milan PowerTech. Milan, Italy, 2019: 1-6.

[7] Oyewole I, Chelbi M, Chehade A, et al. A polynomial regression model with Bayesian inference for state-of-health prediction of Li-ion batteries [C]// 2022 IEEE/AIAA Transportation Electrification Conference and Electric Aircraft Technologies Symposium (ITEC+EATS). Anaheim, CA, USA, 2022: 970-974.

[8] 韩乔妮, 姜帆, 程泽. 变温度下 IHF-IGPR 框架的锂离子电池健康状态预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3705-3720.
Han Qiaoni, Jiang Fan, Cheng Ze. State of health estimation for lithium-ion batteries based on the framework of IHF-IGPR under variable temperature [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3705-3720. (in Chinese)

[9] 杨胜杰, 罗冰洋, 王菁, 等. 基于容量增量曲线峰值区间特征参数的锂离子电池健康状态估算[J]. 电工技术学报, 2021, 36(11): 2277-2287.
Yang Shengjie, Luo Bingyang, Wang Jing, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on peak region feature parameters of incremental capacity curve [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(11): 2277-2287. (in Chinese)

[10] 杨战社, 王云浩, 孔晨再. 基于 GWO-SVR 的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2023, 21(2): 154-162.
Yang Zhanshe, Wang Yunhao, Kong Chenzai. Prediction of remaining useful life of lithium-ion batteries based on GWO-SVR method [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(2): 154-162. (in Chinese)

[11] Choi S, Jang H, Han H, et al. Artificial intelligence-based battery state-of-health (SoH) Prediction through battery data characteristics analysis [C]// 2022 IEEE/IAS 58th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS). Las Vegas, NV, USA, 2022: 1-6.

[12] Xiong Rui, Zhang Yongzhi, Wang Ju, et al. Lithium-ion battery health prognosis based on a real battery management system used in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4110-4121.

[13] Deng Zhongwei, Hu Xiaosong, Xie Yi, et al. Battery health evaluation using a short random segment of constant current charging [J]. iScience, 2022, 25(5): 104260.

[14] Lin Chuanping, Xu Jun, Shi Mingjie, et al. Constant current charging time based fast state-of-health estimation for lithium-ion batteries [J]. Energy, 2022, 247: 123556.

[15] Tian Jinpeng, Xiong Rui, Shen Weixiang, et al. Deep neural network battery charging curve prediction using 30 points collected in 10 min [J]. Joule, 2021, 5(6): 1521-1534.

[16] Lee P Y, Kim J. Impact analysis of deterioration and SOH estimation based on multiple regression analysis [C]// 2019 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific). Seogwipo, Korea, 2019: 1-6.

[17] Wang Geng, Lü Zhiqiang, Li Xiaoyu. An optimized random forest regression model for Li-ion battery prognostics and health management [J]. Batteries, 2023, 9(6): 332.

[18] 周奔滔, 陶吉利, 王清松. 基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 270-277.
Zhou Bentao, Tao Jili, Wang Qingsong. SOH estimation of lithium-ion battery based on residual connection and Conv-LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 270-277. (in Chinese)

[19] 周才杰, 汪玉洁, 李凯铨, 等. 基于灰色关联度分析-长短期记忆神经网络的锂离子电池健康状态估计[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 6065-6073.
Zhou Caijie, Wang Yujie, Li Kaiquan, et al. State of health estimation for lithium-ion battery based on gray correlation analysis and long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(23): 6065-6073. (in Chinese)

[20] 舒征宇, 翟二杰, 李镇翰, 等. 基于 Dropout 优化算法和 LSTM 的铅酸蓄电池容量预测[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 173-181.
Shu Zhengyu, Zhai Erjie, Li Zhenhan, et al. Prediction of lead-acid battery capacity based on Dropout optimization algorithm and LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 173-181. (in Chinese)



颜泽

作者简介：

颜泽(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：电池管理系统。E-mail：yippeezeal@mail.nwpu.edu.cn。

赵虎(1986—)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：智能电网与智能电器装备及关键技术，新能源用电器设备及关键技术。E-mail：hzhao@nwpu.edu.cn。

张庆超(1990—)，男，博士，讲师。研究方向：伺服控制与故障诊断技术。E-mail：qczhangls@163.com。

李兵强(1982—)，男，博士。教授。研究方向：伺服控制/运动控制技术，现代电机控制技术，运动传感技术，检测技术与自动化装置。E-mail：libingqiang@nwpu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)



公益广告来源：央视网