DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.7.253 **中图分类号**：TM912.9 **文献标志码**：A

基于数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测综述

李 银[1,2](中国电源学会会员)，王建峰[1,2]，莫伟权[1]，张西丽[1,2]
(1.中国计量大学理学院，杭州 310018；2.浙江省智能制造质量大数据溯源与应用重点实验室，杭州 310018)

摘要：准确预测锂离子电池剩余使用寿命对新能源汽车的安全可靠运行至关重要。首先，针对数据驱动方法预测锂离子电池剩余使用寿命的研究现状进行分析，归纳总结了 6 种常用数据驱动方法的研究进展；然后，总结归纳了锂离子电池寿命预测目前在实际应用中存在的 3 个问题，同时较为全面地讨论了电池数据集的收集问题，阐述了电池数据集对数据驱动方法发展的重要性；最后，对未来的发展趋势进行了展望。

关键词：锂离子电池；剩余寿命预测；容量再生；电池数据集

Review of Data-driven Remaining Useful Life Prediction for Lithium-ion Batteries

LI Yin[1,2], *Member, CPSS*, WANG Jianfeng[1,2], MO Weiquan[1], ZHANG Xili[1,2]
(1. College of Sciences, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Quality Big Data Tracing and Analysis of Zhejiang Province, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Accurately predicting the remaining useful life (RUL) of lithium-ion batteries is critical to the safe and reliable operation of new energy vehicles. First, the research status of data-driven methods for predicting the RUL of lithium-ion batteries is analyzed in this paper, and the research progress in six commonly used data-driven methods is reviewed. Then, three problems existing in the practical applications of RUL prediction of lithium-ion batteries at present are summarized. At the same time, the issue of battery dataset collection is discussed comprehensively, and the importance of battery datasets to the development of data-driven methods is also elaborated upon. Finally, the development trend in the future is prospected.

Keywords: Lithium-ion battery; remaining useful life (RUL) prediction; capacity regeneration; battery dataset

近年来，为了应对传统能源枯竭和环境退化问题，锂离子电池在新能源汽车领域取得了广泛应用。与此同时，锂离子电池在应用中的性能衰减严重制约了电池的剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)[1-2]，这已成为人们关注的焦点。

锂离子电池是一个时变的电化学系统[3]，在工作过程中其内部反应复杂多变，在动态系统下处理各种物质和能量会产生固体电解质界面膜增长、锂离子沉降、集流体腐蚀、隔膜损伤和电解液氧化等副反应[4]。这些副反应阻碍了电池正、负极的嵌锂和脱锂过程，导致电池的性能衰减，宏观上表现为容量减少和内阻增加，最终降低了电池的使用寿命。当电池寿命减小到失效阈值时，电池的稳定性

收稿日期：2022-11-24；**修回日期**：2023-03-10，2023-04-10；
录用日期：2023-05-15；**网络首发日期**：2023-06-14
基金项目：国家自然科学基金资助项目(11504356)；浙江省自然科学基金资助项目(LY19A040006)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 11504356, Natural Science Foundation of Zhejiang Province under the grant LY19A040006

降低。此时需要更换电池，否则将导致设备运转不畅甚至失灵，进而引发灾难性事故[5]。因此，准确预测锂离子电池剩余使用寿命对系统的安全可靠运行至关重要。

由于锂离子电池内部降解机理的复杂性，预测其寿命变得很困难。同时，与其性能直接相关的容量因素是电池内部参量，无法在外部用传感器直接测出，这增加了寿命预测的难度。然而，电池寿命预测对电池系统可靠运行和梯次利用十分重要，因此很多学者对此进行了研究[6-9]。

目前，基于数据驱动的方法是锂离子电池 RUL 预测的研究热点，这得益于近年来计算能力和数据处理技术的提高。数据驱动方法预测电池 RUL 的理论基础是统计学知识和人工智能理论[10]。该方法的关键特征是利用电池历史数据和实时数据建立预测模型预测电池的 RUL，同时允许算法模型从数据和经验中学习和改进，而且无须构建复杂的电池等效模型。具体而言，该方法主要采用了随机过程、统计信号分析等技术，对传感器测得的大量描述电池性能变化的数据(如电压、电流、温度、容量、充放电时间等)进行分析和归纳，从中提取关键退化信息，然后采用人工智能技术，使模型不断地从训练数据中学习性能变化规律，建立电池性能参数和剩余寿命之间的关系模型，从而预测锂离子电池的 RUL。

随着数据驱动方法的不断发展，有必要归纳近年来的研究进展，为相关研究人员提供参考。

1 RUL 概念和基于数据驱动的 RUL 预测框架

锂离子电池的 RUL 是指电池的容量从当前状态衰减至失效阈值时所需要经历的循环次数[10]。在锂离子电池中，随着使用时间的增加，锂离子电池内部会形成固体电解质界面和其他杂质，这些杂质会导致电池内阻增加，从而减少电池的输出功率和容量。同时，电池的电压也会随着循环次数的增加而逐渐下降，这是因为电池内部的电化学反应导致正负极之间的充放电平衡发生变化。除此之外，当循环次数增多时，电池能够储存的电量会变得越来越少，这意味着荷电状态 SOC(state-of-charge)会逐渐降低。可见，锂离子电池的寿命衰减是由多种因素造成的，而这些变化特征最终导致电池的剩余使用寿命减少。因此，在需要长期可靠运行的应用场景如电动汽车中，通过 RUL 指标的实时监测和评估电池健康状况对于电池维护和更换决策至关重要。

基于数据驱动的 RUL 预测框架如图 1 所示。RUL 预测框架由以下 3 个阶段组成：第 1 个阶段是数据提取阶段，主要包括数据采集、数据归类、数据预处理和数据划分。具体而言，该阶段首先要通过传感器等装置获取电池的实时数据，然后将采集到的数据进行预处理，包括去噪、归一化、特征提取，最后从预处理后的数据中选择与电池寿命相关的特征，例如电池的温度、电压波动、放电容量等。第 2 阶段是 RUL 预测建模阶段，包括各种模型、算法、相关的配置和结构。该阶段的任务是根据所选的特征，使用合适的机器学习算法建立一个预测模型，然后利用历史数据对模型进行训练，优化模型参数，提高预测准确性，最后使用测试数据和不同数据集验证模型的准确度和稳定性。第 3 阶段是 RUL 预测阶段。该阶段的任务是根据电池当前状态，将当前得到的特征数据输入所建立的模型，通过计算得到电池的剩余使用寿命。

图 1 中显示了 RUL 预测结果和预测误差，其中的 RUL 是电池真实剩余寿命，PRUL 是预测的电池剩余寿命。PRUL 与 RUL 之间的差值定义为 RUL 预测误差。

此外，数据驱动方法通过各种性能指标(如均方根误差 RMSE (root mean square error)、平均绝对误差率 MAPE (mean absolute percentage error)等)来比较各种预测模型的性能。RMSE、MAPE 的值越小，表示模型的预测效果越好。

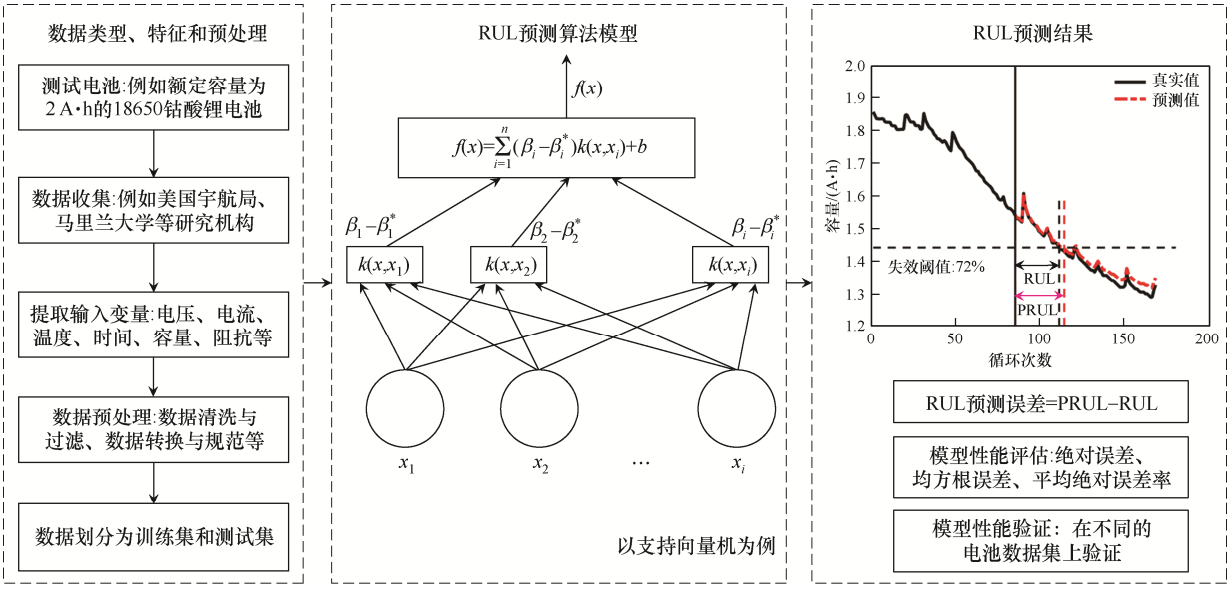


图 1　基于数据驱动的 RUL 预测框架

Fig. 1 Framework for data-driven RUL prediction

2　基于数据驱动的 RUL 预测方法

在电池 RUL 预测方面，基于数据驱动的 6 类常用方法如图 2 所示。

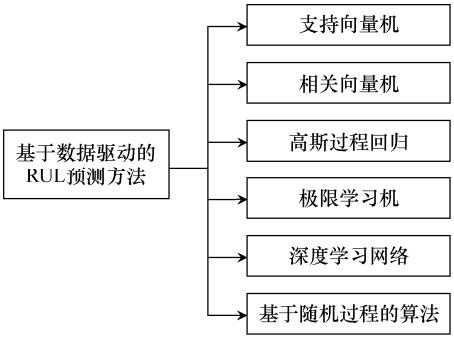


图 2　锂离子电池 RUL 预测方法

Fig. 2 Methods for RUL prediction of lithium-ion batteries

2.1　支持向量机

支持向量机 SVM(support vector machine)模型以结构风险最小化为基础，利用支持向量回归 SVR(support vector regression)方法来解决非线性问题，因此可以作为预测锂离子电池容量退化和 RUL 的合适技术。然而，SVM 的性能主要取决于超参数。超参数是指惩罚因子和内核参数，其中惩罚因子在模型准确率与模型复杂度之间起到折中作用，内核参数则体现了输入数据样本范围特征与支持向量间的相关程度。超参数严重影响 SVM 的准确率，通常采用优化算法来解决这一问题。例如：文献[11]采用灰狼算法 GWO(grey wolf optimization)优化 SVR，提出了 GWO-SVR 算法，提高了 RUL 预测精度；文献[12]利用遗传算法 GA(genetic algorithm)优化 SVR 的超参数，以实现更准确的 RUL 预测，同时引入相空间重构 PSR(phase space reconstruction)来实现最优输入序列的选择，进一步提高了 SVR 预测的准确性。

各种优化 SVR 算法的核心差异在于搜索超参数时规则的不同，而这些算法本身存在时间和计算复杂度的问题，同时有可能陷入局部最优解，而超参数严重影响了 SVR 的预测性能，因此更科学有效地搜索超参数的方式仍有待被探寻。SVR 预测时核函数的种类和数量对模型性能也有影响，如解决电池寿命预测这种非线性问题时，核函数应采用非线性映射能力强的径向基函数，以保证预测的准确性。同时基于 SVR 模型的 RUL 在线预测也值得关注。文献[13]利用电压和温度作为开发基于 SVR 的 RUL 预测模型的关键特征，其引入了 1 种多级技术，以提高模型精度并减少仿真次数。尽管如此，

模型精度还应该在城市道路循环工况等可变负载情况下进行研究。此外，可以开发一个在线智能算法框架，用于自适应学习新的在线数据。文献[14]开发了 1 种具有2个在线健康因子即等充电和等放电的电压差时间间隔的 SVR 模型，采用特征向量选择与 SVR 相结合的方法对容量估计曲线进行重构。虽然关键数据的加入显示出令人满意的结果，但没有使用其他数据驱动模型研究预测精度，同时模型的训练成本较高。

2.2 相关向量机

相关向量机 RVM(relevance vector machine)模型是由美国学者 Tipping 开发的，类似于 SVM，其不同点在于 RVM 采用贝叶斯框架推断权重，并获得概率密度函数。RVM 模型描述了高稀疏性，可以进行概率预测[15]。同时 RVM 计算简单，核函数限制少，因此在电池寿命预测中广泛使用。文献[16]开发了一个基于 RVM 的容量退化模型，用于预测电池的 RUL，并提取容量退化数据作为关键健康指标来训练所提出的模型，用相关向量构建训练数据的框架，选择合适的训练向量，忽略不相关数据，从而提高性能精度。然而，该研究的不足在于电池工作时内部容量变化很难直接测量，而采用外部可直接测量的预测因子来预测 RUL 显然更为方便。近期，PSO-ELM-RVM[17]模型实现了这一点，它集成了粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)、极限学习机 ELM(extreme learning machine)和相关向量机，首先提取并预处理恒流充电过程中的间接健康指标，即电池外部条件下可获得的等充电电压差的时间间隔；其次利用 RVM 建立健康指标与容量之间的关系，同时使用 Box-Cox 变换来增强健康指标与容量的相关性，并基于 ELM 构建健康指标预测模型，采用 PSO 优化 RVM 和 ELM 模型的参数；最后将健康指标预测结果添加到 RVM 模型中，获得了具有置信区间的预测容量。该模型的优势在于使用间接健康指标实现了准确的 RUL 预测。尽管如此，相比 PSO 算法，该模型应该采用更先进的寻优算法优化 ELM 和 RVM，这样可以在节约训练时间的同时提高预测准确性。

2.3 高斯过程回归

高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)是 1 种基于统计学习理论的非线性回归方法，其源于贝叶斯技术，具有灵活性、非参数性和概率性的特点，在预测应用中被广泛认可[18]。它通过约束先验分布来拟合可用的训练数据，计算估计的后验退化。GPR 还可以建模和预测任何动态系统的线性或非线性行为特征，并以概率的形式给出预测结果的不确定性。考虑到锂离子电池的性能退化过程是复杂的、动态的和非线性的，GPR 方法适合于建立锂离子电池 RUL 预测模型。文献[19]开发了 1 种基于 GPR 的 RUL 预测模型来表征产能退化曲线的多模态，在容量退化曲线中的多模态是由于不同段获取特性的不同而产生的，与其他传统技术相比，该模型巧妙地处理了这种多模态，虽然研究结果证明了 GPR 处理多模态的能力，但该技术存在计算速度缓慢且复杂的问题。文献[20]提出了 1 种融合增量容量分析 ICA(incremental capacity analysis)和高斯过程回归的锂离子电池 RUL 预测新方法，首先使用具有比传统充电/放电曲线更高灵敏度的增量容量 IC(incremental capacity)曲线来分析锂离子电池的性能退化过程，然后提取 IC 曲线的峰值和 IC 曲线峰值下的区域面积作为健康指标，最后建立了基于 ICA 和 GPR 的锂离子电池 RUL 预测框架，给出了预测结果的不确定度表达式，但因每类电池的放电 IC 曲线是不同的，该方法的缺点在于可能不适用于其他类型的电池。而文献[21]考虑到每类电池之间的差异，特别是在电池加速衰变期间的差异，提出了 1 种经验数据混合驱动方法，利用先验知识和历史数据集来预测锂离子电池在容量下降条件下的寿命。首先提出了 1 种基于多项式的模型，以提供该混合驱动方法的基本精度，同时设计了具有部分充电电压分布的 GPR，以充分利用数据集；然后结合上述 2 种方法的优点，使用双粒子滤波器 PF(particle filter)框架建立该混合模型，这样即使在容量加速退化的情况下，也可以通过融合 2 个模型来获得当前容量的准确估计。

然而，随着电池数据量的不断增多，深度 GPR

模型的计算复杂度和训练持续时间显著增加。因此，未来需要进行适当的模型参数选择以提高预测精度。

2.4 极限学习机

极限学习机 ELM(extreme learning machine)是一个典型的单隐藏层的前馈神经网络，由输入层、隐藏层和输出层组成，输入层神经元和隐藏层神经元、隐藏层神经元和输出层神经元之间均存在联系[22-23]。其通过 Moore-Penrose 广义逆矩阵理论最小化损失函数来获得输出层的权重[24]。ELM 具有训练参数少、学习速度快和泛化性能好的优点。目前电池预测方面的数据规模在不断扩大，数据维度也在大幅提升，而传统的 ELM 无法充分重构大容量和众多的时变数据。文献[22]引入了广义学习BL(broad learning)的思想，并开发了 1 种新的 ELM 模型，即广义学习极限学习机 BL-ELM。BL 的使用大大提高了模型从大量数据中捕获有效特征信息的能力，其结果表明，BL-ELM 方法不仅保证了估计和预测的准确性，而且节省了时间。超参数也影响 ELM 模型的性能，文献[17]采用 PSO 算法优化 ELM 模型的输入层权重和隐藏层偏差，使得 ELM 模型预测更为精准。尽管如此，由于使用了 PSO 算法，模型预测结果存在不稳定性，应该采用更为稳健的寻优算法来改善其稳定性。

2.5 深度神经网络

深度学习神经网络 DNN(deep neural network)由多层网络组成，近年来已成为分析和训练大量数据的更具前景的技术之一[25]。与支持向量机、极限学习机网络中简单的激活函数相比，DNN 可以在一个神经元中执行诸如卷积或多次激活等操作。这一特性使得 DNN 能更好地捕捉目标的特征信息，从而实现精准的预测。目前在 RUL 预测中使用较多的DNN有长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络、门控循环神经网络 GRNN (gated recurrent neural network)、卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)等。已有研究表明，DNN 融合方法对 RUL 预测而言可能会更有效。例如：文献[26]提出了 1 种蒙特卡罗 MC Dropout (Monte Carlo dropout)和 GRNN 融合的模型，首先提取间接健康指标，并使用灰色关联分析 GRA (grey relation analysis)分析其与容量的关系，然后将 MC Dropout 方法与 GRNN 模型相结合，以避免梯度消失和过度拟合现象，通过 MC Dropout 方法获得预测结果的概率分布和 95%置信区间，建立了预测模型的不确定性。与其他方法相比，该模型不仅在 RUL 预测精度方面具有优势，而且能够描述 RUL 预测中的不确定性。文献[20]通过将广义学习系统 BLS(broad learning system)算法和 LSTM 相结合，提出了 1 种融合神经网络模型 BLS-LSTM，出色地预测了锂离子电池容量和 RUL，BLS-LSTM 融合神经网络不仅保证了锂离子电池容量和 RUL 预测的精度，而且训练数据减少到只需要整个退化数据的 25%，但该方法需要在更多类型的电池数据上测试以验证其性能。

总体而言，如果训练数据足够多，DNN 融合方法的预测精度和稳定性都会得到极大提高，因此当电池的历史退化数据很多且只考虑准确性时，DNN 融合方法显然比其他的预测方法更具优势。然而 DNN 融合方法网络结构复杂，一般计算量较大，如果用于实时性要求高的预测场合，算法上需要更多的改进，且对硬件要求较高。

2.6 基于随机过程的算法

锂离子电池的性能衰减过程实际上是一个随机过程。因此，使用基于随机过程的算法进行电池 RUL 预测在理论上具有一定的优势。近年来，许多学者使用随机过程算法，如维纳过程、可靠性函数和隐马尔可夫来实现锂离子电池 RUL 预测。如文献[27]提出了 1 种基于维纳过程并考虑弛豫效应的锂离子电池 RUL 预测方法，该方法对电池弛豫效应进行建模，以提高 RUL 预测的准确性。由于在实际应用中，锂离子电池通常不会长时间静置，且该方法实现了 RUL 在线预测，因此该方法具有一定的工程应用价值。文献[28]提出了 1 种新的时变温度条件下锂离子电池 RUL 预测方法，首先建立了从随机温度条件到参考温度条件的电池容量转换路径，其次基于维纳过程建立了锂离子电池在

时变温度条件下的退化模型，并提出了 1 种基于最大似然估计和遗传算法的两步无偏估计方法，以更新在贝叶斯框架下的在线参数，结果表明该方法具有较高的精度和较小的不确定度。在实际应用中，时变温度是锂离子电池的常见工作条件，因此该方法工程应用价值相对较高。

基于随机过程的算法具有广阔的应用前景，同时需要考虑到模型的复杂度以及电池在实际应用中面临的复杂工况等问题来改进预测方法。

从上述对各类方法的分析可知，SVM 和 RVM 方法的预测精度较高，但存在超参数优化问题；GPR 方法在小数据集上预测效果较好，同时具备不确定性表达能力，但相对 SVM 和 RVM 而言，其计算过程较为复杂；ELM 学习速度快，但同样存在参数优化问题；DNN 预测精度高，但需调节的参数较多、计算量大；基于随机过程的算法预测精度高，同时具备不确定性表达能力，但模型比较复杂且同样存在计算量大的问题。

为了清晰展现各类预测方法的研究进展，从输入特征、预测精度、模型优缺点和相关研究的局限性对上述方法及其相关方法[11-14,17,19-20,27-34]总结归纳，结果见表 1。

表 1 RUL 预测方法对比分析

Tab. 1 Comparative analysis of RUL prediction methods

方法	文献	输入特征	预测精度	优点	缺点	研究的局限性
SVM	[13]	电压、温度、时间	误差精度 81.17% RMSE 30.68%	利用有限数据集进行多阶段训练	未使用其他关键数据集	可以对改变负荷分布(如 UDDS 和 HPPC 循环工况)进一步研究
	[14]	等充电电压差的时间间隔 等放电电压差的时间间隔	RMSE 1.11% (B5) RMSE 1.51% (B6) RMSE 0.261%(B7)	将特征向量选择和 SVM 相结合，对 HI 与容量间的关系进行建模，能评估在线容量	训练成本过高	模型的鲁棒性需要进一步改进
	[11]	放电容量	RMSE 1.28% (B5) RMSE 2.63% (B6) RMSE 1.57% (B7)	将灰狼优化算法和 SVM 相结合，寻得合适超参数，使得预测更精准	使用单一数据集，无法在线预测 RUL	模型存在一定的不稳定性
	[12]	放电容量 等放电电压差的时间间隔	RMSE 1.91% (B5) RMSE 0.81% (B6) RMSE 1.01% (B7)	将误差补偿和 SVM 相结合，对原始数据平滑处理	未使用其他数据集	可以改用更好的算法寻找 SVM 超参数
RVM	[29]	相关向量和在线数据样本	RMSE 1.73%(B5)	减少训练样本，提高训练速度	可能丢失潜在的支持向量	使用更多的实时数据可以改善预测的不确定性
	[30]	电压 电流	RMSE 0.50% (Model 1) RMSE 1.03% (Mode 2) RMSE 1.00% (Model 3)	可以克服突然而不寻常的数据变化	训练大量数据导致高计算复杂性	其他熵(如排列熵机制)可以集成以提高性能
	[17]	放电容量 等充电电压差的时间间隔	RMSE 2.57%(B5)	实现在线预测同时能描述 RUL 预测的不确定性	模型计算较复杂且有一定的不稳定性	PSO 优化 RVM 效果不好，应尝试其他算法优化 RVM
GPR	[19]	放电容量	RMSE 1.28%(B5) RMSE 2.92%(B6)	在小数据集上表现出更好的处理能力	计算高复杂性	通过选择合适的模型参数，可以加快模型的训练速度

(续)

方法	文献	输入特征	预测精度	优点	缺点	研究的局限性
GPR	[31]	温度 放电深度	RMSE 12.70%(B5) RMSE 11.21%(B6)	快速计算能力	稀疏性限制	可以进一步研究各种因素，如电荷吞吐量、里程数或与电动汽车相关的循环次数
	[20]	放电增量容量	RMSE 1.75%(B5) RMSE 1.01%(B6)	不确定性表达能力	研究的电池容量退化情况较单一	可用更多类型的电池来验证模型的有效性
ELM	[22]	放电容量	MSE 0.000 829 19 (B6) MSE 0.000 210 95 (B7)	将广义学习系统和 ELM 结合，节省训练时间，提高模型的准确性	使用全部容量训练，说明方法有效，但短期内难以实际应用	因为电池存在休息期，可以考虑从不同预测起点预测来检验模型性能
	[17]	放电容量 等充电电压差的时间间隔	RMSE 2.57%(B5)	去噪后的数据作为输入，显著提高准确性	模型过于复杂	可以简化模型，并寻找更好的算法优化 ELM
LSTM	[32]	电压、电流、温度	RMSE 1.11% MAE 0.007 3(B5)	为模型训练进行了适当的特征选择	研究限于开放存取电池充电/放电数据	可以用更相关的数据来决定特征选择和部分数据范围
CNN	[33]	充放电电流、电压、温度	相对误差 1.6%	适当利用小的训练数据集	模型复杂	可以使用不同的电池数据集，如 NASA 和 CALCE
GRU	[34]	电压、电流、温度	MAE 0.011 5 RMSE 1.45% RUL 误差 0.621 3 (B5)	模型准确度高	验证不足以为提出的方法提供适当的结果	其他电池数据集和技术可用于验证和改进
Wiener process	[27]	放电容量	未提及具体值	采用再生使用时间对恢复过程进行建模，降低了建模难度	未与其他考虑弛豫效应的方法比较	可以与相似研究对比，同时测试更多类型的电池
	[28]	放电容量，时变温度	MAPE 5.5 RMSE 56.4	考虑时变的温度，模型准确率较高	所用数据集单一	可以采用其他数据集验证模型准确性

3　实际应用中的问题

3.1　容量再生问题

锂离子电池在长期使用的过程中，电极材料中的锂离子分布不均匀，导致一些锂离子被困在电极中不能正常反应，使得电池的容量下降。在电池处于休息状态下，电池内部的电势会逐渐平衡，并且困在电极中的锂离子会被逐渐释放，从而使得电池的容量短暂上升，这种现象被称为容量再生现象，在一些论文中也称为容量自恢复现象，意味着电池的退化容量在测试休息后会短暂恢复[5]，而这种再生现象严重影响电池退化建模和 RUL 预测。目前这个问题尚未得到很好地解决。

在锂离子电池 RUL 预测中，目前主要采用信号处理的思路解决容量再生问题，具体包括离散小波变换、经验模态分解、集成经验模态分解和变分模态分解等方法。这些方法可以对原始信号进行解耦，分解为不同频率的分量，有助于消除噪声，从而实现更准确的预测。例如：经验模态分解 EMD (empirical mode decomposition)[35]是 1 种自适应信号处理方法，擅长处理非线性非平稳信号，基于信号特征，可以分解不同尺度的信号，能够将原始信号序列分解为本征模态函数和趋势分量，以解析其

内在隐藏的微观特征；而集成经验模态分解 EEMD (ensemble empirical mode decomposition)以 EMD 为基础同时克服了 EMD 模态混叠问题，理论上得到的结果会更好。文献[12]将 EEMD 用于解决电池容量再生问题。文献[5]结合 EEMD 和灰狼优化的支持向量回归 GWO-SVR，提出了一个新的模型 EEMD-GWO-SVR 以预测锂离子电池的 RUL，其中，GWO 算法用于优化 SVR 内核参数，EEMD 用于将电池容量时间序列中的全局退化和局部再生解耦以提高预测精度，该方法能准确捕捉锂离子电池中的全局退化行为和局部再生现象。然而 EEMD 毕竟是 1 种自适应信号分解方法，这决定了其得到的模态分量始终不是真实的容量再生，因此更好的解决方法仍有待探寻。

为了清晰展现容量再生问题的研究情况，对上述提到的方法[5,36-37]总结归纳，结果见表 2。

表 2 考虑容量再生的 RUL 预测方法对比分析

Tab. 2 Comparative analysis of RUL prediction methods considering capacity regeneration

方法	文献	输入特征	预测精度	优点	缺点	研究的局限性
离散小波变换	[36]	放电容量，电压	新定义 RUL 下，精度为 71.95%(Cell 1)，72.65%(Cell 2)	采用离散小波变换将信号分解成不同频率的分量，有助于消除噪声	过于耗时，误差略高	可以结合数据驱动模型进行预测来提高准确性
经验模态分解	[35]	放电容量	RMSE 1.05% (B5) RMSE 1.38% (B6) RMSE 0.90% (B7)	将容量信息分解，得到平滑曲线，同时多起点预测能实现更多信息输入	训练成本较高	模型的鲁棒性需要进一步改进，RVM 模型需要优化
集成经验模态分解	[5]	放电容量	RMSE 1.13% (B5) RMSE 0.96% (B6) RMSE 1.50% (B7)	将 EEMD 用于解耦放电容量，分别预测模态分量使得预测更精准	未使用其他数据集，无法在线预测 RUL	可以采用更多类型的电池测试其准确性
变分模态分解	[37]	放电容量	RMSE 2.07% (B5) RMSE 3.39% (B6) RMSE 5.80% (B7)	利用 VMD 算法从容量退化序列中获得趋势信号和容量再生信号，再用不同模型分别预测，能利用 2 种模型的优点	仅使用单一数据集，无法在线预测 RUL	对比了 2 种简单模型，可以与更多的方法对比

3.2 融合预测方法存在的问题

目前有很多基于数据驱动的锂电池 RUL 预测方法，没有绝对的最佳方法和统一的通用方法。在使用单一的数据驱动方法时预测性能往往受到限制，因此融合方法受到关注。融合方法预测 RUL 已显示出显著的性能改进，逐渐成为未来进行 RUL 预测的重要发展方向。这些融合预测方法主要集中在 PF、卡尔曼滤波 KF(Kalman filter)、无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)和数据驱动的融合。融合后的模型能够充分利用每种算法的优势，同时能处理更多的数据信息。文献[38]构建了用于电池健康预测的高斯过程 GP (Gaussian process)模型和粒子滤波方法，其使用 GP 研究退化曲线的统计特征，而 PF 则应用于电池寿命预测；文献[39]将 SVM 与 PF 集成用于 RUL 预测，其中 PF 用于重新定位粒子，以获得更好的性能精度；文献[40]引入了 1 种基于 PF 的 RVM 模型用于 RUL 预测，基于退化曲线计算预测的不确定度，系统可靠性向着降低维护成本的方向提高，但非动态运行得到的曲线限制了模型的应用。对于由高斯噪声组成支持线性系统，可以用 KF 技术代替 PF。文献[41]开发了 1 种用于 RUL 预测的 RVM 和 KF 模型，通过 RVM 生成的 KF 模型对估计量进行优化；文献[42]为电池的健康预测构建了 UKF 和 GA 优化的 SVM 模型，其中自适应 UKF 被用于处理噪声协方差和观测噪声协方差；文献[43]提出了使用 UKF 和 RVM 方法进行短期容量预测的技术，开发的框架通过来自 RVM 的适当预测信息不断更新。尽管如

此，长期的容量预测也应被纳入未来的研究工作。

近年来，基于数据驱动模型和智能算法的融合得到了研究人员的关注。文献[44]介绍了 1 种基于差分进化 DE (differential evolution)算法的 SVR 技术，用于 RUL 预测，利用 DE 对 SVR 模型进行合适的核选择，其中的验证部分是根据早期发表的基于融合方法的工作进行的。在深度学习方面，文献[45]开发了一个用于电池 RUL 预测的 CNN-LSTM 模型，利用有限的数据来预测退化曲线，也取得了不错的效果，虽然与单一模型结构相比，融合方法产生了更好的结果，但模型的计算复杂度也增加了。因此，未来需要采取合适方法降低融合模型的计算复杂度。从上述对各种融合方法的回顾中可见，每种方法的准确性由于一些考虑因素而有所不同。一般来说，电池参数类型、提取的样本数量、训练模型的数据大小和超参数的适当选择是模型精度依赖的一些重要因素。同时，基于数据驱动的方法对 RUL 预测的准确性可以通过使用基于滤波器的技术如 PF 和 KF 来提高，而此过程中数据样本的选择、模型和超参数调整是需要重点考虑的一些因素。数据驱动方法和智能算法的融合也能够明显提高模型的预测准确性。

为了清晰展现融合方法的研究情况，对上述方法[38-45]总结归纳，结果见表 3。

表 3　融合方法的 RUL 预测模型对比分析

Tab. 3 Comparative analysis of RUL prediction models using fusion method

方法	文献	输入特征	预测精度	优点	缺点	研究的局限性及建议
GPR 和 PF	[38]	放电容量	For B5 RMSE 3.07% (Model 1) RMSE 7.87% (Model 2)	PF 可以在不确定条件下使用未知状态空间模型提供结果	未应用其他退化特征	可以结合其他数据驱动模型进行预测，从而提高准确性
SVM 和 PF	[39]	放电容量	For battery A1 RMSE 0.68% 0.61% 0.81% (预测起点: 100 150 200)	不同起始点的预测精度提供了令人满意的结果，没有显著的偏差，描述了模型的鲁棒性	PF 没有解决粒子坍缩问题	应适当选择系统和测量噪声
RVM 和 PF	[40]	放电容量	RMSE 0.61% (A1) RMSE 1.17% (B5) RMSE 1.56% (B7)	高稳定性和预测精度，训练时间短	加权平均值和确定性预测的组合也许有更好的结果	可以考虑进行不同工况下多状态模型的研究
RVM 和 KF	[41]	放电容量 电压	For B5 RMSE 6.40% 0.05% 0.04% (不同预测起点)	消除了长期预测的性能精度差	提出方法的验证未全面进行	未来应进行多种验证工作来优化模型
GA、UKF 和 SVM	[42]	放电容量	RMSE 2.30% (B5)	SVM 解决了一步预测问题	GA 应当和更多算法比较	可以应用其他元启发式技术以获得更好的结果
UKF 和 RVM	[43]	放电容量	RMSE 1.58% (A33)	可以利用 RVR 合并预测信息来更新模型	预测精度受到可变历史数据的影响	可以尝试进行相关的长期预测
DE 和 SVM	[44]	电压、电流，容量	RMSE 0.09% (B5) MAPE 1.07% (B5)	通过 10 篇已发表的文章验证了预测的准确性,所提出的模型明显减小了容量再生现象的影响	未从各种电池参数中适当选择数据样本	文中 SVM 已与 DE 结合，可以采用其他神经网络与 DE 结合，如 BPNN、RNN
CNN 和 LSTM	[45]	电压，温度	For B7 RMSE 5.03% Accuracy 94.97%	预测精度高	验证结果有限	可以采用适当技术优化隐藏层参数

3.3 实验数据集的收集

目前，美国宇航局埃姆斯卓越预测中心的 NASA 数据集[46]和马里兰大学高级生命周期工程中心提供的 CALCE 数据集[47]是广泛使用的电池数据集。在实验室中这 2 个数据集的充放电过程设置了相同的工况，且多数采用恒流恒压测试模式。上述数据集虽然在目前的研究中取得了不错的效果，但有一个非常明显的缺陷，即无法代表电池在实际应用中的性能退化情况，因为实际应用中不可避免地会存在其他的情况，这会导致电池的预测情况与实际应用情况有所偏差。

复杂工况下的预测效果需要进一步探究。在实际应用中，电池承受了不同的环境工况、载荷和其他应力，因此应该使用更多复杂工况下的电池数据来验证新算法的性能。同时，需要对多种算法得到的结果进行分析和整理，这样可以更好地帮助电池的设计和研发人员预测电池的寿命和性能，开发出更加高效和可靠的电池，从而更好地满足各种实际应用的需求。

全面且准确的电池数据集对于学术界和工业界的电池研究起着至关重要的作用。然而，由于电池测试成本高昂和极端耗时，目前可用的公开数据集的数量非常有限，这严重阻碍了数据驱动方法的发展。目前，麻省理工学院和斯坦福大学的研究团队意识到这个问题，提供了一个含有 124 个磷酸铁锂/石墨电池数据的数据集[48]。这个数据集中的电池在 72 种不同快速充电条件下进行循环，因此对于研究动态工作条件下电池的退化非常有价值。与此同时，其他一些研究人员也关注到电池数据集的零星分布问题，如文献[49]详细记录了他们收集和整理的电池数据集，其中包括来自牛津大学、加州大学、威斯康星大学和麦克马斯特大学等机构提供的近 20 个电池数据集。近年来，中国科学技术大学[50]、西安交通大学[51]和剑桥大学[52]也提供了电池数据集，其中包括不同工况下循环老化产生的电池数据。特别值得一提的是，威斯康星大学和麦克马斯特大学提供了驾驶中得到的电池循环老化数据，这对于测试面向实际工程应用的算法模型非常有用。这些数据集包含实验证明的电池数据，能够更好地反映真实情况下电池的性能和寿命。在未来的研究中，建议相关学者使用这些数据集来开发和验证新的数据驱动方法，这将有助于提高新算法的准确性和可靠性，同时这些数据集也可以为实际应用中的不同工况提供更具针对性的预测结果。

总之，电池数据集的全面性和准确性对于电池研究和应用的发展至关重要。现有数据集的扩充和改进可以检验预测方法是否有更广泛的应用。这些数据集的使用和推广也将不断推动数据驱动方法和电池技术的发展和进步。

4 展望

目前采用数据驱动方式的锂离子电池 RUL 预测方法较多，对于发展趋势，本文展望如下：

(1)面向工程的锂离子电池 RUL 预测。如新能源汽车领域，现在只有少量数据驱动方法应用，关键原因在于现场数据太少。汽车中的电池工况十分复杂，最好的办法是建立一个基于现场数据的全面且归类的数据库，以供新方法的开发和验证。同时目前的方法多是针对单体电池进行的，而在许多电池驱动的应用中，锂离子电池以电池组的形式存在，因此需要进一步构建电池组相关的退化模型和预测算法。考虑到电池的现场数据库短期内无法构建，鼓励在实验室中采取多种电池加载模式以获得不同工况下的电池数据，同时采用电池组方式进行电池测试以推动该领域的进步。

(2)融合预测方法的计算问题。融合方法主要包括多种数据驱动的混合、数据驱动和滤波技术的融合。随着电池数据逐渐增多，融入滤波技术后预测准确性进一步提高，同时计算量也会相应增大，汽车系统内可能无法计算，应构建计算云平台，采用 5G 通信技术实施数据上传和下载，这样既节省了汽车内的计算资源，又提高了计算速度。

(3)锂离子电池二次利用寿命预测问题。目前新能源汽车市场不断增长，淘汰的锂离子电池会逐渐增多。为了节约能源和保护环境，这些电池可二

次利用于光伏发电、储能等领域。在新的电池管理系统中，随着工况的不同，需要重新评估锂离子电池健康状态，同时重新进行寿命预测。

参考文献：

[1] 姚芳, 张楠, 黄凯. 锂离子电池状态估算与寿命预测综述[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 175-183.
Yao Fang, Zhang Nan, Huang Kai. Review of state estimation and life prediction for lithiumion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 175-183. (in Chinese)

[2] 李祥瑞, 兰欣, 唐清林. 车用锂离子电池一致性分选方法研究[J]. 电源学报, 2021, 19(5): 172-177.
Li Xiangrui, Lan Xin, Tang Qinglin. Research on uniform sorting method for automotive lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2021, 19(5): 172-177. (in Chinese)

[3] Hu Xiaosong, Xu Le, Lin Xianke, et al. Battery lifetime prognostics [J]. Joule, 2020, 4(2): 310-346.

[4] Schuster S F, Bach T, Fleder E, et al. Nonlinear aging characteristics of lithium-ion cells under different operational conditions [J]. Journal of Energy Storage, 2015, 1: 44-53.

[5] Yang Zhanshe, Wang Yunhao, Kong Chenzai. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on a mixture of ensemble empirical mode decomposition and GWO-SVR model [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2517011.

[6] Han Xuebing, Lu Languang, Zheng Yuejiu, et al. A review on the key issues of the lithium ion battery degradation among the whole life cycle [J]. eTransportation, 2019, 1: 100005.

[7] 徐波, 雷敏, 王钋. 基于 TRNN 和 FA-PF 融合的锂离子电池 RUL 预测[J]. 电源学报, 2023, 21(2): 138-145.
Xu Bo, Lei Min, Wang Po. RUL prediction of lithium-ion battery based on fusion of TRNN and FA-PF [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(2): 138-145. (in Chinese)

[8] 宋健正, 刘洋, 崔来熙, 等. 基于 IGWO-MKELM 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2023, 21(1): 168-176.
Song Jianzheng, Liu Yang, Cui Laixi, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on improved grey wolf optimization multiple kernel extreme learning machine [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(1): 168-176. (in Chinese)

[9] 赵沁峰, 蔡艳平, 王新军. 锂离子电池全生命周期剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 197-204.
Zhao Qinfeng, Cai Yanping, Wang Xinjun. Remaining useful life prediction for full life cycle of lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 197-204. (in Chinese)

[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 Yingzhou, Ni Yulong, Zheng Yuqing, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on support vector regression optimized and ant lion optimizations [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(4): 1445-1457, 1550. (in Chinese)

[11] 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)

[12] Chen L, Zhang Yong, Zheng Ying, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with optimal input sequence selection and error compensation [J]. Neurocomputing, 2020, 414: 245-254.

[13] Patil M A, Tagade P, Hariharan K S, et al. A novel multistage support vector machine based approach for Li ion battery remaining useful life estimation [J]. Applied Energy, 2015, 159: 285-297.

[14] Zhao Qi, Qin Xiaoli, Zhao Hongbo, et al. A novel prediction method based on the support vector regression for the remaining useful life of lithium-ion batteries [J]. Microelectronics Reliability, 2018, 85: 99-108.

[15] Li Xiaoyu, Zhang Lei, Wang Zhenpo, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on a hybrid model combining the long short-term memory and Elman neural networks [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 21: 510-518.

[16] Wang Dong, Miao Qiang, Pecht M. Prognostics of

lithium-ion batteries based on relevance vectors and a conditional three-parameter capacity degradation model [J]. Journal of Power Sources, 2013, 239: 253-264.

[17] Yao Fang, He Wenxuan, Wu Youxi, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using a hybrid model [J]. Energy, 2022, 248: 123622.

[18] Li Xiaoyu, Yuan Changgui, Wang Zhenpo. 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: 228358.

[19] Li Lingling, Wang Pengchong, Chao K H, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on Gaussian processes mixture [J]. PLoS One, 2016, 11(9): e0163004.

[20] Pang Xiaoqiong, Liu Xiaoyan, Jia Jianfang, et al. A lithium-ion battery remaining useful life prediction method based on the incremental capacity analysis and Gaussian process regression [J]. Microelectronics Reliability, 2021, 127: 114405.

[21] Chen Dan, Meng Jinhao, Huang Huanyang, et al. An empirical-data hybrid driven approach for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries considering capacity diving [J]. Energy, 2022, 245: 123222.

[22] Ma Yanying, Wu Lifeng, Guan Yong, et al. The capacity estimation and cycle life prediction of lithium-ion batteries using a new broad extreme learning machine approach [J]. Journal of Power Sources, 2020, 476: 228581.

[23] Sun Wei, Zhang Chongchong. Analysis and forecasting of the carbon price using multi-resolution singular value decomposition and extreme learning machine optimized by adaptive whale optimization algorithm [J]. Applied Energy, 2018, 231: 1354-1371.

[24] Zhao Yongping, Hu Qiankun, Xu Jianguo, et al. A robust extreme learning machine for modeling a small-scale turbojet engine [J]. Applied Energy, 2018, 218: 22-35.

[25] Janiesch C, Zschech P, Heinrich K. Machine learning and deep learning [J]. Electronic Markets, 2021, 31(3): 685-695.

[26] Wei Meng, Gu Hairong, Ye Min, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on Monte Carlo dropout and gated recurrent unit [J]. Energy Reports, 2021, 7: 2862-2871.

[27] Xu Xiaodong, Yu Chuanqiang, Tang Shengjin, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on Wiener processes with considering the relaxation effect [J]. Energies, 2019, 12(9): 1685.

[28] Xu Xiaodong, Tang Shengjin, Yu Chuanqiang, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on Wiener process under time-varying temperature condition [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 214: 107675.

[29] Liu Datong, Zhou Jianbao, Pan Dawei, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation with an optimized relevance vector machine algorithm with incremental learning [J]. Measurement, 2015, 63: 143-151.

[30] Jia Shun, Ma Bo, Guo Wei, et al. A sample entropy based prognostics method for lithium-ion batteries using relevance vector machine [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 773-781.

[31] Liu Kailong, Hu Xiaosong, Wei Zhongbao, et al. Modified Gaussian process regression models for cyclic capacity prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 5(4): 1225-1236.

[32] Chinomona B, Chung C, Chang L K, et al. Long short-term memory approach to estimate battery remaining useful life using partial data [J]. IEEE Access, 2020, 8: 165419-165431.

[33] Hong J, Lee D, Jeong E R, et al. Towards the swift prediction of the remaining useful life of lithium-ion batteries with end-to-end deep learning [J]. Applied Energy, 2020, 278: 115646.

[34] Rouhi Ardeshiri R, Ma Chengbin. Multivariate gated recurrent unit for battery remaining useful life prediction: a deep learning approach [J]. International Journal of Energy Research, 2021, 45(11): 16633-16648.

[35] Chen Zewang, Shi Na, Ji Yufan, et al. Lithium-ion batteries remaining useful life prediction based on BLS-RVM [J]. Energy, 2021, 234: 121269.

[36] Wang Yujie, Pan Rui, Yang Duo, et al. Remaining useful

life prediction of lithium-ion battery based on discrete wavelet transform [J]. Energy Procedia, 2017, 105: 2053-2058.

[37] Lü Guangzheng, Zhang Heng, Zhang Yujie, et al. An interpretable remaining useful life prediction scheme of lithium-ion battery considering capacity regeneration [J]. Microelectronics Reliability, 2022, 138: 114625.

[38] Li Fan, Xu Jiuping. A new prognostics method for state of health estimation of lithium-ion batteries based on a mixture of Gaussian process models and particle filter [J]. Microelectronics Reliability, 2015, 55(7): 1035-1045.

[39] Li Sai, Fang Huajing, Shi Bing. Remaining useful life estimation of lithium-ion battery based on interacting multiple model particle filter and support vector regression [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 210: 107542.

[40] Chang Yang, Fang Huajing. A hybrid prognostic method for system degradation based on particle filter and relevance vector machine [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 186: 51-63.

[41] Song Yuchen, Liu Datong, Hou Yandong, et al. Satellite lithium-ion battery remaining useful life estimation with an iterative updated RVM fused with the KF algorithm [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(1): 31-40.

[42] Xue Zhiwei, Zhang Yong, Cheng Cheng, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries with adaptive unscented Kalman filter and optimized support vector regression [J]. Neurocomputing, 2020, 376: 95- 102.

[43] Zheng Xiujuan, Fang Huajing. An integrated unscented Kalman filter and relevance vector regression approach for lithium-ion battery remaining useful life and short-term capacity prediction [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 144: 74-82.

[44] Wang F K, Mamo T. A hybrid model based on support vector regression and differential evolution for remaining useful lifetime prediction of lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2018, 401: 49-54.

[45] Ren Lei, Dong Jiabao, Wang Xiaokang, et al. A data-driven auto-CNN-LSTM prediction model for lithium-ion battery remaining useful life [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3478-3487.

[46] Gao Dong, Huang Miaohua. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on multi-kernel support vector machine with particle swarm optimization [J]. Journal of Power Electronics, 2017, 17(5): 1288- 1297.

[47] He Wei, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster–Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314-10321.

[48] 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.

[49] dos Reis G, Strange C, Yadav M, et al. Lithium-ion battery data and where to find it [J]. Energy and AI, 2021, 5: 100081.

[50] Wang Yujie, Liu Chang, Pan Rui, et al. Experimental data of lithium-ion battery and ultracapacitor under DST and UDDS profiles at room temperature [J]. Data in Brief, 2017, 12: 161-163.

[51] Zhang Shuzhi, Guo Xu, Dou Xiaoxin, et al. A data-driven coulomb counting method for state of charge calibration and estimation of lithium-ion battery [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2020, 40: 100752.

[52] Zhang Yunwei, Tang Qiaochu, Zhang Yao, et al. Identifying degradation patterns of lithium ion batteries from impedance spectroscopy using machine learning [J]. Nature Communications, 2020, 11: 1706.



李银

作者简介：

李银(1995—　　)，男，中国电源学会会员，硕士研究生。研究方向：锂离子电池剩余寿命预测。E-mail：p20080854005@cjlu.edu.cn。

王建峰(1983—　　)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：电池健康管理。E-mail：jfwang@cjlu.edu.cn。

莫伟权(1999—　　)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池健康状态估计。E-mail：923227676@qq.com。

张西丽(1998—　　)，女，硕士研究生。研究方向：锂离子电池健康状态估计。E-mail：993098323@qq.com。

(责任编辑：陈国珍)