

基于机器学习的电池剩余使用寿命预测方法综述

周道亮

(中车青岛四方车辆研究所有限公司, 山东 青岛 266031)

摘要: 电池剩余使用寿命预测是电池管理系统中的关键环节, 对于电池的安全运行至关重要。由于电池退化受到诸多因素的影响, 剩余寿命预测仍然面临着多方面挑战。近年来, 机器学习算法由于强大的非线性学习能力而受到广泛关注, 并且逐渐成为剩余使用寿命预测的可靠主流方法。梳理了各类基于机器学习的剩余使用寿命预测算法, 分析其优缺点, 并总结和展望了未来的改进方向。

关键词: 锂离子电池; 剩余寿命预测; 机器学习; 深度学习

中图分类号: TM 912 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-087 X(2023)09-1118-04

DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2023.09.003

Research progress of prediction methods for remaining useful life of battery based on machine learning

ZHOU Daoliang

(CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co., Ltd., Qingdao Shandong 266031, China)

Abstract: Battery remaining useful life prediction technology is a key link in the battery management system, which is essential for the safe operation of the battery. Prediction of remaining useful life still faces multiple challenges as battery degradation is affected by many factors. In recent years, machine learning algorithms have received extensive attention due to their powerful nonlinear learning capabilities and have gradually become mainstream methods for reliable remaining life prediction. Various machine learning-based remaining useful life prediction algorithms were classified and sorted out, their advantages and disadvantages were analyzed, and future improvement directions were summarized and expected.

Key words: lithium ion battery; prediction of remaining useful life; machine learning; deep learning

随着国家提出“双碳”战略, 储能技术得到迅速发展。电池储能作为主要储能方式之一, 随着电化学技术的发展, 其在能量密度、寿命等方面有着显著提升, 配合成熟的储能系统集成技术, 在规模化储能应用领域有明显优势。然而电池的材料损耗、电化学反应及运行工况等因素都会导致电池性能的退化, 影响电池的寿命和安全性。

电池剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)是电池管理系统(battery management system, BMS)的重要组成部分, 指的是电池从当前容量到寿命终止时的剩余循环次数或者时间。RUL预测能够避免电池因退化引发严重后果, 并且是制定电池维护策略的重要依据。

机器学习算法由于其强大的学习能力受到了研究人员的广泛关注, 逐渐成为RUL预测的主要方式。本文对各类基于机器学习的RUL预测算法进行综述和讨论, 并对RUL未来的研究方向给出建议。

收稿日期: 2023-02-16

基金项目: 中国中车集团有限公司“十四五”科技重大专项科研课题(2021CKZ024-3)

作者简介: 周道亮(1989—), 男, 山东省人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为储能技术。

1 浅层机器学习方法

1.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种广泛应用的监督学习方法, 通过核函数将向量映射到高维空间, 从而更好地处理非线性问题。SVM具有所需样本少、使用灵活等优点。Patil等^[1]在电压和温度分布中提取关键特征, 利用SVM建立了基于关键特征的RUL分类和回归模型。Wang等^[2]利用人工蜂群算法对SVM的核参数进行优化, 该方法在预测RUL时具有较高的精度和稳定性。舒等^[3]使用Box-Cox变换来进行特征增强, 并利用瑞利熵理论优化最小二乘SVM, 从而建立电池容量和RUL的协同估算模型。Wang等^[4]使用能量效率和电池温度作为输入特征, 分别构建了基于柔性SVM的非迭代和基于SVM的迭代多步预测模型。实验表明, 非迭代预测模型适用于长期预测, 而迭代多步预测模型适用于中短期预测和实时系统监测。

1.2 相关向量机

相关向量机(relevance vector machine, RVM)是建立在SVM上的稀疏概率模型, 通过引入贝叶斯方法将硬性划分变为概率意义下的划分。相比于SVM, RVM的核函数不用满足Mercer条件, 选择范围大, 训练所需相关向量少, 且能产生

概率分布,RVM产生的定量分析结果如图1所示。Zhang等^[5]从充放电循环中提取6个特征,基于加速粒子群算法优化自适应多核RVM的各项参数,并表征了提取特征与电池容量的关系,分析了此方法用于RUL的准确性、有效性和鲁棒性。郭珮瑶^[6]通过实验结果表明基于RVM的RUL算法不仅提高了点预测精度,还能提供区间预测结果,为实际使用提供更全面有效的参考。

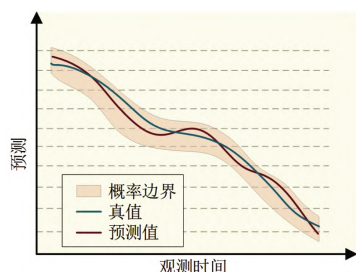


图1 RVM定量分析结果

1.3 高斯过程回归

高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)是借助高斯过程先验对数据进行回归分析的非参模型。假设训练数据集 $D = (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, N\}$, 其中 \mathbf{X} 为输入, \mathbf{Y} 为对应的输出。现有新的输入 \mathbf{X}' , 利用GPR预测结果 \mathbf{Y}' 的形式化推导如下:

$$\mathbf{Y}' = \mathbf{K}(\mathbf{X}', \mathbf{X}) \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X})^{-1} \mathbf{Y} \quad (1)$$

式中: \mathbf{K} 为协方差函数。

GPR模型还能给出概率区间估计,丰富决策信息。Li等^[7]用多个GPR模型去拟合不同的容量轨迹,该方法具有较高的预测精度和置信度。Liu等^[8]提出了一种将间接健康指标与多元GPR模型相结合的RUL预测方法,以解决电池运行容量不可测的问题。Kang等^[9]提出了一种基于模糊评价-GPR的RUL预测模型,该方法利用能结合专家知识和历史数据的模糊评价对观测数据进行归一化,结合GPR模型实现RUL的区间预测,能有效表达预测结果的不确定性。

1.4 其他模型

除了上述提到的SVM、RVM及GPR外,还有一些常见机器学习方法被用来进行RUL预测,例如极限学习机(extreme learning machine, ELM)、梯度提升树(gradient boosted trees, GBT)等^[10-11]。ELM算法不需要基于梯度的反向传播来调整权重,可减少计算量,因而具有良好的泛化性能及快速学习能力。其计算公式可表示为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i x_j + b_j), j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

式中: L 为隐藏的神经元数量; N 为参与训练的样本数量; β_i 为第 i 个隐藏层与输出层之间的权重; ω_i 为第 i 个输入和输出之间的权重; g 为激活函数。

GBT是集成学习的一种,通过合并多个决策树来构建一个更为强大的模型,采用连续的方式构造树,每棵树都试图纠正前一棵树的错误。默认情况下,梯度提升回归树没有随机化,在训练过程中不需要对数据进行缩放处理就可以实现较好的性能,处理缺失的数据。这些模型在一般情况下也都表现出了较好的RUL预测性能。

2 深度学习方法

基于深度学习的RUL预测方法又可以细分为基于神经网络(neural networks, NN)的方法和基于时间序列的循环神经网络(recurrent neural network, RNN)方法。

2.1 神经网络

NN是一种被广泛应用于统计模型中的机器学习方法,具有易于实现、非线性建模能力强等特点。Wu等^[12]利用前馈神经网络(FFNN)模拟了RUL与电荷曲线之间的关系,实验结果表明此在线方法对实际RUL进行预测时误差小于5%。刘泓成^[13]提取了恒流充电模式的时间、一定时间内恒流充电模式的电压以及恒压充电模式下的电流等三个健康指标,训练了两个并行的优化BP神经网络,分别进行电池健康状态(SOH)估计和RUL预测。此优化模型解决了学习率选取、权值和阈值初始化等难题,并且提升了估计的准确性。Ansari等^[14]评估了不同输入配置下人工神经网络(artificial neural network, ANN)的预测性能,并指出采用多通道配置可以获得更好的RUL预测结果。Khumprom等^[15]将所提出的NN算法与SVM、ANN、KNN(K-nearest neighbor)和LR(logistic regression)等机器学习算法进行了比较,实验结果表明,NN算法的性能可以媲美或超过其他机器学习算法。

2.2 循环神经网络

RNN能对前序的信息进行记忆并传播到当前输出中,在学习序列特征方面具有一定优势。Liu等^[16]将锂电池阻抗谱数据作为自适应RNN的输入实现RUL预测。但是RNN在长时间的信息传递过程中会出现梯度消失和爆炸问题,这导致RNN在解决RUL预测问题时还存在一定缺陷。

长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络是RNN的一种改进,通过门控机制在一定程度上解决了RNN存在的梯度问题。LSTM及其改进模型被广泛用于RUL预测中^[17-18]。Zhang等^[19]利用LSTM训练了数据驱动的电池RUL预测器,并且采用弹性均方根传递技术对网络进行训练,结果表明LSTM在RUL预测方面的性能要优于简单RNN。为了解决表征电池退化模型中的不稳定问题,Ren等^[20]提出了一种基于自动卷积-LSTM的RUL预测方法,通过CNN和LSTM并行的方式挖掘更深层的信息。Cheng等^[21]将经验模态分解方法与LSTM相结合,以减少容量再生等情况的影响,该模型具有较高的鲁棒性、准确性和适用性。

门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)是LSTM的一个变种,参数少且更容易收敛,其模型框架如图2所示。Rouhi等^[22]使用GRU构建了一个面向容量的RUL预测器,并且采用基于随机森林的特征选择来提高预测精度。Wang等^[23]利用

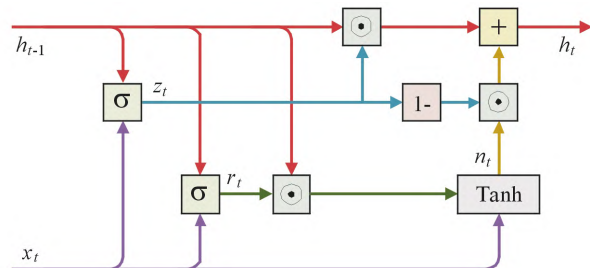


图2 GRU算法框架

软测量方法实现特征提取,并且构建了一种基于自适应滑动窗口的GRU神经网络来实现精确RUL预测。

3 基于融合算法的RUL预测

融合算法是指通过一定的方式将多种RUL预测算法融合,将不同模型的优势进行整合,弥补单一模型的不足,从而实现更好的预测结果。数据驱动下的机器学习融合方法主要包括滤波算法与机器学习算法的融合、多种机器学习算法的融合两大类。

3.1 滤波算法与机器学习算法的融合

滤波方法的特点是能够根据监测数据实时更新模型参数,常用来和机器学习模型结合,从而实现更精准的RUL估计。Wu等^[24]引入NN网络来模拟电池在不同运行条件下的衰减趋势,然后利用基于蝙蝠算法的粒子滤波器来更新模型参数,该方法能够更好地模拟容量衰减趋势,并获得更高的RUL预测精度。Sun等^[25]采用对偶指数函数来表示退化过程,首先得到无迹粒子滤波(unscented particle filter, UPF)初始估计与实际容量之间的误差,然后利用互补集成经验模态分解对残差进行重构以减少干扰,再利用优化的多核RVM对残

差进行预测,并通过实验说明了此算法的精度和鲁棒性。Li等^[26]将UPF和LSSVM(least squares support vector machine)进行融合,在有限的训练数据集上进行多步迭代预测,提高了模型的精度和长期预测能力。

3.2 多种机器学习算法的融合

多种机器学习方法融合的RUL预测框架旨在增强模型的泛化能力、提高预测准确率。Catelani等^[27]提出了一种基于深度信念网络(deep belief network, DBN)和RVM的融合RUL预测方法,即DBN负责提取锂离子电池容量的衰减特征,RVM将提取的特征作为输入提供RUL预测。胡等^[28]对影响RUL的容量、内阻、环境等因素进行归纳,并借助随机森林进行特征筛选,建立灰色预测模型和LSTM结合的Stacking模型,进一步降低了预测误差。

深度模型和浅层模型融合、浅层模型融合、深度模型融合这几种形式的融合模式为探索RUL预测方式提供了新思路。

4 方法比较与未来展望

为了更加清晰地展现各种基于机器学习的RUL预测方法的优缺点,表1对各类方法进行了总结归纳。

表1 基于机器学习的RUL预测方法优缺点分析

预测方法	优点	缺点
浅层模型	SVM 所需数据少、训练速度快	核函数选取问题、超参数优化问题
	RVM 实现区间估计、运行时间短	
	GPR 非线性映射能力强、区间估计	
深度学习	DNN 学习能力强、适用范围广	模型参数多、训练数据多、训练时间长
	RNN 传输时序特征、学习能力强	
融合方法	滤波与机器学习 实时更新模型参数、鲁棒性强	粒子退化问题、计算复杂
	多种机器学习 泛化能力强、预测精度高	

针对目前机器学习方法在RUL预测中存在的问题,对其未来发展方向提出一些建议:

(1)机器学习视角下的RUL预测是以数据为驱动的,不需要考虑电池的内部机理特征,模型的可解释性差,无法真正建立人和模型之间的信任。因此应该研究如何更好地解释模型,实现可信任的模型构建。

(2)研究中往往忽略了容量再生和容量加速衰减问题,导致预测不准确,选择合适的方式处理这些问题是提高RUL预测精度的关键。

(3)GPR和RVM实现了RUL的区间估计,然而数据量增大时,这两种模型的表现能力不是十分理想。如何利用深度学习实现RUL的区间预测值得探讨。

(4)机器学习算法的复杂性导致更高的算力需求,但BMS通常部署在嵌入式平台,算力有限。因此RUL算法还需考虑如何降低算力需求。

5 结语

RUL预测是BMS的重要组成部分,对于电池性能和安全保障至关重要。近年来,机器学习凭借其强大的建模能力在RUL预测领域具有出色表现。本文梳理总结了基于浅层模型、深度学习和融合方法这三类机器学习模型的RUL预测方法,并对其优缺点与未来发展方向做出分析讨论。机器学习算法具有可靠性高与泛化能力强等特点,在RUL预测领域中具有广阔的应用前景。随着对机器学习算法特别是深度学习的持续深度研究,RUL预测会取得更大成功,并发挥更大

的实际应用价值。

参考文献:

- [1] PATIL M A, TAGADE P, HARIHARAN K S, et al. A novel multi-stage support vector machine based approach for Li ion battery remaining useful life estimation[J]. Applied Energy, 2015, 159: 285-297.
- [2] WANG Y, NI Y, LU S, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using support vector regression optimized by artificial bee colony[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(10): 9543-9553.
- [3] 舒星, 刘永刚, 申江卫, 等. 基于改进最小二乘支持向量机与Box-Cox变换的锂离子电池容量预测[J]. 机械工程学报, 2021, 57(14): 118-128.
- [4] WANG S, ZHAO L, SU X, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on battery performance analysis and flexible support vector regression[J]. Energies, 2014, 7(10): 6492-6508.
- [5] ZHANG Y, GUO B. Online capacity estimation of lithium-ion batteries based on novel feature extraction and adaptive multi-kernel relevance vector machine[J]. Energies, 2015, 8(11): 12439-12457.
- [6] 郭珮瑶. 基于相关向量机的锂电池健康状态估计和剩余寿命预测方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.
- [7] LI L, WANG P, 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.
- [8] LIU J, CHEN Z. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on health indicator and Gaussian process regression model[J]. IEEE Access, 2019, 7: 39474-39484.
- [9] KANG W, XIAO J, XIAO M, et al. Research on remaining useful

- life prognostics based on fuzzy evaluation-Gaussian process regression method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 71965-71973.
- [10] YANG Z, BARALDI P, ZIO E. A comparison between extreme learning machine and artificial neural network for remaining useful life prediction[C]//2016 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu). Chengdu: IEEE, 2016: 1-7.
- [11] MANSOURI S S, KARVELIS P, GEORGOULAS G, et al. Remaining useful battery life prediction for UAVs based on machine learning[J]. IFAC-Papers Online, 2017, 50(1): 4727-4732.
- [12] WU J, ZHANG C, CHEN Z. An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks[J]. Applied Energy, 2016, 173: 134-140.
- [13] 刘泓成. 基于改进神经网络的锂电池剩余使用寿命预测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [14] ANSARI S, AYOB A, HOSSAIN L M S, et al. Multi-channel profile based artificial neural network approach for remaining useful life prediction of electric vehicle lithium-ion batteries[J]. Energies, 2021, 14(22): 7521.
- [15] KHUMPRON P, YODO N. A data-driven predictive prognostic model for lithium-ion batteries based on a deep learning algorithm[J]. Energies, 2019, 12(4): 660.
- [16] LIU J, SAXENA A, GOEBEL K, et al. An adaptive recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[R]. Portland: National Aeronautics and Space Administration Moffett Field CA Ames Research Center, 2010.
- [17] 陈赐阳, 陈德旺. 基于CNN-LSTM的锂电池剩余寿命(RUL)间接预测研究[J]. 电源技术, 2021, 45(5): 589-594.
- [18] LI P, ZHANG Z, GROSU R, et al. An end-to-end neural network framework for state-of-health estimation and remaining useful life prediction of electric vehicle lithium batteries[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 156: 111843.
- [19] ZHANG Y, XIONG R, HE H, 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.
- [20] REN L, DONG J, WANG X, et al. A data-driven auto-CNN-LSTM prediction model for lithium-ion battery remaining useful life[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(5): 3478-3487.
- [21] CHENG G, WANG X, HE Y. Remaining useful life and state of health prediction for lithium batteries based on empirical mode decomposition and a long and short memory neural network[J]. Energy, 2021, 232: 121022.
- [22] ROUHI A R, MA C. 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.
- [23] WANG Z, MA Q, GUO Y. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on deep learning and soft sensing[J]. Actuators, 2021, 10(9): 234.
- [24] WU Y I, LI W E I, WANG Y, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using neural network and bat-based particle filter[J]. IEEE Access, 2019, 7: 54843-54854.
- [25] SUN X, ZHONG K, HAN M. A hybrid prognostic strategy with unscented particle filter and optimized multiple kernel relevance vector machine for lithium-ion battery[J]. Measurement, 2021, 170: 108679.
- [26] LI X, MA Y, ZHU J. An online dual filters RUL prediction method of lithium-ion battery based on unscented particle filter and least squares support vector machine[J]. Measurement, 2021, 184: 109935.
- [27] CATELANI M, CIANI L, FANTACCI R, et al. Remaining useful life estimation for prognostics of lithium-ion batteries based on recurrent neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.
- [28] 胡杰, 何陈, 朱雪玲, 等. 基于实车数据的电动汽车电池剩余使用寿命预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(1): 292-300.