带噪声的锂电池寿命预测研究

文献综述

计算机科学与技术学院 学硕2222678 邓吴燕

指导教师 卢婷

1. 锂离子电池寿命预测历史和现状

全球减排及新能源汽车的快速发展，即便新能源汽车补贴下降，电池的需求依然持续增长。我国目前是全球电池需求最大的国。在2021年11月会在英国格拉斯哥举办第26届联合国气候大会，在11月2号，在气候大会上超过100国签署了停止对大型森林的破坏的重要协议，为未来新能源方向发展又做出了进一步的承诺。风光储一体化解决方案将在未来逐步替代化石燃料。

锂离子电池所使用的负极材料通常为石墨或其他碳材料作活性物质，而电解液主要作用是为使锂离子自由，故锂电池需要具备良好的热稳定性，绝缘及阻力小等特点。而隔膜的主要作用是为阻止正负极材料直接接触，因为电池越做越小，且存储量日益增多，需要隔开正负极材料避免短路。隔离膜需要拥有良好的离子同过性，同时具备电子绝缘体，以此来实现离离子自由通过，并且正负极之间是绝缘的状态。在下游应用中主要涵盖新能源汽车以及充电设备和换电。

而电池回收、新型电池提升、续航及换电和快充等新型充电模式。首先，第一，电池回收一次会降低电池废弃对环保的污染，会提高电池效率以及在利用性，保证电池的安全性，降低成本。第二，新型电池未来电池方向会涵盖磷酸铁锂电池、钠离子电池以及氢燃料电池。在换电、快充及续航方向，未来换电站、超级快充、移动快充等新充电模式将占据主导地位，电池模组及整车等技术提升也会加强续航时间。

为遏制环境污染、土地沙漠化、能源紧缺等问题，国家大力发展新型能源，大力挖掘绿色能源的开发，大力支持能源汽车的生产，以尽快实现“碳达峰、碳中和”的目标，促进经济转型，促进社会可持续发展。锂离子电池具有高能量密度、高功率密度和循环寿命长的特点，是目前储能设备研究热点之一。

锂离子电池在其充放电循环过程中，其内部会发生不可逆的物理化学过程，形成固体电解质中间相(solid-electrolyteinterphase，SEI)。活性锂的丢失和恶劣的外部工作条件(例如高温或低温环境)严重影响了电池内部电化学反应，导致电池内阻升高和容量持续下降，这一现象称为电池退化。电池退化会带来电池性能下降、电池使用寿命缩短等一系列安全与可靠性问题，甚至导致用电设备性能下降或系统故障，引发火灾爆炸事故。锂电目前因资源稀缺而成本过高，同时对钴或其他贵金属存在依赖，需降低生产成本。二、新能源电动汽车需求量放缓的风险，如果电动汽车渗透率下降，将影响锂电产品的需求。电池剩余使用寿命指的是电池在性能退化到失效阈值之前剩余的充放电循环次数，是表征电池性能的一个重要指标，锂离子电池在使用过程中随着充放电循环的反复进行，电池组的性能会不断降低，直至下降到不能正常使用，确保锂离子电池在使用过程中能够正常平稳的运作已经成为亟待解决的问题。

在日常的电池使用中能够用科学的稳定的电池充放电协议对电池充放电、对电池进行定期维护、提前知道电池的使用情况，按时更换电池以确保锂离子电池使用过程中的安全性和可靠性等都是我们对电池研究的热点。对电池进行准确的健康状态估计和剩余使用寿命预测对延长电池的使用寿命、降低系统维护成本和保障系统安全运行具有重要意义。同时，要建设动力电池高效循环利用体系，强化质量安全保障，也要推动新能源汽车与能源、交通、信息通信等领域的全面深度融合，促进新能源消费结构优化、交通体系和城市智能化水平提高，构建产业协同发展新格局。最后，要加快推动充换电、加氢等基础设施建设，提高互联互通水平。

锂电池预测是一项复杂而关键的任务，涉及电池性能、寿命和安全等多方面因素。预测方法可分为数学建模、统计分析、物理模拟、电池诊断和环境因素考虑等几个主要类别。数学建模方法基于电化学和热学原理，通过建立数学方程模拟电池的电压、电流和功率等特性。统计分析方法则利用历史数据，运用回归分析和机器学习技术建立预测模型，包括电池寿命和性能退化趋势的估计。物理模拟方法包括有限元分析和计算流体力学等技术，通过模拟电池内部结构、机械和热学性能，为电池性能提供更详尽的描述。电池诊断方法利用电池管理系统采集的实时数据，进行电池状态估计，同时通过声学诊断等手段检测电池的故障和异常。环境因素考虑方面，考虑了温度对电池性能的影响以及循环深度对寿命的影响，制定合适的使用策略。最终，实验验证与修正是必要的，通过实际测试数据对模型进行验证，不断修正和优化模型，提高预测准确性。在锂电池预测领域，综合多种方法、考虑多方面因素，是提高预测精度和可靠性的关键。随着科技的不断发展，预测方法也将不断演进，以适应新兴的电池技术和应用需求。但总体来说，锂电池的预测方法可以分为基于模型的预测方法和基于数据驱动的预测方法。

1.1 基于模型的方法

在电池技术初期，电池管理主要关注基本的电池工作原理、电化学反应等方面的研究。关于电池寿命预测也集中于探究、复现电池内部化学反应进而模拟电池退化的过程，建立物理化学模型进而预测电池寿命。包括电化学模型(electrochemicalmodel，EM)和等效电路模型(equivalentcircuitmodel，ECM)。基于EM的方法利用复杂偏微分方程模拟电池内部发生的电化学反应过程，有助于了解电池潜在的退化机制，在固有物理表征方面优于ECM。而基于ECM的方法使用电阻、电容等电路元件描述电池的动态行为，其准确性受等效电路开发过程中采取的假设的影响。电化学模型：德国亚琛工业大学HosseininasabS.等人提出了一种基于分数阶电池EM模型的估计方法，同时以电池容量和内阻作为健康因子估计SOH。首先从控制伪二维模型的偏微分方程推导出分数阶电池模型。其次，采用基于迭代模型的观测器进行电阻估计，实现对电池容量和电阻的自适应估计[1]。等效电路模型：巴基斯坦拉合尔管理科学大学AmirS.等人提出了一种基于动态等效电路模型估计电池SOH的方法。该模型将开路电压(open-circuitvoltage，OCV)视为SOC的函数，采用非线性最小二乘曲线拟合逼近模型参数，模型能适应并捕捉SOH动态变化，且反映了温度对电池退化的影响[2]。数学模型包括增量容量分析(incrementalcapacityanalysis，ICA)方法，其中包含的与电池容量高度相关的特征被广泛应用于锂电池SOH估计[3]， IC曲线如图3所示，其表示电池充放电过程中容量随电压的变化速率。可以看出，IC曲线的峰值随循环次数的增加呈下降趋势，表明电池活性物质损失。通过提取IC曲线中的特征，可以揭示电池内部的健康状态。如IC曲线的峰值面积、位置和幅度的演变与电池内部的锂化和脱锂过程的相变和相平衡密切相关。因此，可利用ICA来评估锂离子电池的老化状态。

在电池建模准确的前提下，基于物理/数学模型的方法可以精确地估计电池的SOH。模型法能够较好地解释电池内部复杂的电化学动力过程。然而，为了准确地模拟电池，研究人员通常需要对电池的电化学特性有一个全面、深入的了解，对于较为复杂的电池系统，所搭建的模型通常是十分复杂的。其次，基于模型的方法缺少人工智能算法的支撑，计算成本高，可能非常耗时。最后，模型的参数辨识过程通常依赖于滤波算法的收敛性与收敛速度，同时受环境温度、电池类型等外界条件影响，识别构成一个准确模型的所有重要参数是非常具有挑战性的。因此，基于模型的方法并不总是适用于所有类型的电池[4-10]。

首先，基于模型的预测需要建立电池的仿真模型，由于实际锂离子电池中的化学反应复杂，需要建立各类偏微分方程，涉及等效电路模型的参数和矩阵计算较为庞大，在实际应用中难以保证模型的准确性。其次，基于模型的预测方法在结合数字滤波是很难克服数字滤波长时间预测时存在的的飘移问题，预测效果受限与粒子滤波的粒子贫瘠问题。因此，目前并未有较为精确的电池退化模型用于表现电池的退化机理

1.2 基于数据驱动的方法

随着大数据和人工智能技术的快速发展，数据驱动技术突破了复杂非线性系统难以建模的束缚，已成为当前电池电池寿命估计的主要研究手段。基于数据驱动的电池寿命估计技术通过测量电池的电流、电压和温度等参数，提取与电池寿命变化高度相关的特征，并将其作为训练数据构建估计模型，从而实现锂电池寿命的实时估计。基于数据驱动的方法并不需要将建立电池的衰退模型，数据驱动方法是通过大量实验数据，利用历史实验数据，挖掘数据信息，结合数学模型对数据建立特征工程，并结合神经网络等方法构建电池的预测模型。相比于基于模型的分析方法，数据驱动不需要对电池内部复杂的电化学机理进行精确建模，无需进行电池自身参数的辨识，具有较高的可迁移性、鲁棒性与泛化性。利用检测仪器可以从锂离子电池的每次循环得到大量数据，由于所测电池数据的长度不确定，数据驱动技术实现锂电池寿命精确可靠估计的前提是准确提取与电池容量退化高度相关的特征参量/健康因子。因此如何建立特征工程、挖掘其中的健康因子成为其中的关键。如何建立有效的特征工程从而实现对电池的健康因子的提取及筛选成为锂离子电池寿命预测中的重点和难点[11-18]。

由于预测的算法不同，基于数据驱动又分为两种方法：1.基于统计模型的电池寿命预测。2.基于神经网络和人工智能模型的电池寿命预测。虽然两种模型的预测算法不同，但在关键的特征工程方面两者都需要对数据进行信息挖掘。

近年来，随着机器学习的兴起，基于数据驱动的电池寿命预测方法发展迅猛。在基于数据驱动所建立的预测模型方面,LiY等人利用集成算法模型建立锂电池SOH预测模型[19]。TO等人利用数据驱动方法，以多个模型作为预测模型，并考虑了在实际应用中实现准确SOH估计所需的关键特征[20]。QuJ提出了一种基于神经网络的方法，该方法将长短期记忆(LSTM)网络与粒子群优化和注意力机制相结合，用于锂离子电池的RUL预测和SOH监测[21]。RH等人在HI-SOH相关性以及对CV偏性和干扰的鲁棒性方面对不同的CV健康指标(HI)进行了彻底的分析，证明CV容量对于SOH估计更具信息性和鲁棒性[22]。EzemobiE等人分析了一种使用并行层极限学习机（PL-ELM）算法增强SOH估计泛化的方法，将单个SOH估计模型的应用扩展到大量相同类型的电池[23]。BaoZ等人通过分析电池放电电压曲线的数据分布来学习时间依赖性和相关性，通过研究发现该方法可以更加准确点的获取数据的空间特征，所建立的模型有更高的准确性和更强的鲁棒性[24]。RahimifardS等人提出一种稳健的自适应滤波器，称为具有时变边界层的自适应平滑可变结构滤波器(ASVSF-VBL)，用于估计电动汽车中的SC和SOH[25]。CaiL等人通过支持向量回归(SVR)和当前脉冲测试的短期特征建立更有效的SOH估计器,通过NSGA-II优化了SOH估计器的整个过程，同时考虑了特征的测量成本和估计精度[26]。李洁等人将差分电压曲线和充放电曲线作为电池容量退化特性，利用Elman神经网络对电池RUL实现预测[27]。RossiC等人提出了一种通过使用基于遗传算法(GA)的优化过程来调整EKF协方差矩阵的方法实现电池的SOH预测[28]。JoS等人提出了一种新的预处理方法，用于提高机器学习对SOH估计的效率，所提出的方法包括相对充电状态(SOC)和数据处理，将时域数据转换为SOC域数据，该特征提取方法取得较好的精度[29]。

1.3 带噪声的电池数据处理

随着近几年的研究展开，发现了电池数据集中带有噪声是不可避免的，这主要源于多个因素的影响。首先，实际电池操作中存在环境干扰，如温度变化、湿度波动等，这些因素会引入随机噪声。其次，测量仪器和传感器的精度限制也是一个关键因素，它们可能引入测量误差，产生数据集的不确定性。电池化学和物理过程的复杂性也是一个挑战，因为它们可能导致微观层面的不规则行为，从而在数据中产生噪声。此外，现有公用数据集都是在实验条件下完全充放电测量得到，但实际情况下的电池充放电是不完全的，因此，研究带有噪声的电池数据集才更贴近实际生活，将模型推广到实际应用时才能保证其健壮性。

但目前的带有噪声的电池寿命预测主要是默认电池数据集带有一定噪声直接使用降噪方法进行降噪提高预测精度，主要使用的有模态分解算法将原始信号分解成不同频率上的分量进行降噪，例如Zhang, C等人将电池健康因子进行完全自适应模态分解，分解之后的分量作为基于自回归递归神经网络的概率预测方法的输入进行预测，预测结果比起直接使用基于自回归递归神经网络的概率预测方法精度有了较大提升[30]。使用小波分析对信号进行分解以达到降噪的目的，例如Qu W等人将电池数据健康因子的分量信号利用小波变换变换之后的结果使用线性模型和相关向量机进行预测之后不仅电池寿命有较高的精度，且关于容量再生、预测的误差都有很好的预测效果[31]。早期使用滤波的方法对电池数据集进行降噪提高预测精度，例如Ye Tian等提出一种基于人工鱼群算法（AFSA）和粒子滤波（PF）的锂离子电池剩余寿命预测智能在线预后方法，这是一种基于模型的方法与数据驱动的方法相结合的集成方法。基于锂离子电池容量衰减趋势的经验模型中使用的参数是根据PF的跟踪能力确定的，AFSA-PF旨在提高基本PF的性能。AFSA-PF通过高概率地将先验粒子驱动到域中，允许全局优化，防止粒子简并，从而改善粒子分布，提高预测精度和算法收敛性[32]。

然而考虑到目前数据集仅是在试验状态下完全充放电的到的电池数据集，并不能完全模拟现实情况的充放电对电池数据带来的噪声，但面的文献并未在现有基础上添加噪声进行研究，进而更能贴近现实生活，增强模型的鲁棒性。噪声在电池数据集中的存在提供了更真实、更贴近实际应用场景的情境，使模型能够更好地适应实际工作环境的变化和不确定性。因此，了解和处理带噪声的电池数据集是提高模型鲁棒性和泛化能力的重要一步，为电池预测模型的有效性和可靠性提供更有力的支持。

此外，数据驱动方法通过各种性能指标(如均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差率(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)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。

2. 锂离子电池寿命预测前沿主要问题

电池的容量和寿命对环境温度十分敏感，将温度因素考虑在内，对于提升预测方法的准确度至关重要。此外，温度会与放电倍率等因素相互耦合作用，准确判断某一因素单独作用的影响变得困难。深入研究单一变量解耦方法是亟需解决的问题。电池固有的松弛效应会严重影响RUL预测方法的精度，深入理解电池退化过程中容量再生现象的机理，掌握其变化规律，可有效减小预测方法的误差。由于提出的RUL预测方法大多基于实验室数据，当实际数据集与训练数据集的运行条件映射不对应时，往往出现较大误差。随着云连接设备的出现，锂电池运行数据可以被记录，包括锂电池实际应用中的退化数据。利用云平台实际数据，提出预测能力精准、计算复杂度低的电池寿命预测方法成为可能。

（1）动态运行条件下的寿命预测：锂电池RUL预测的挑战在于实验室测试条件与实际工况有很大的差距。例如，实验室通常为单一条件下的恒应力测试，而实际环境通常为复杂动态运行条件下的复合应力作用，在现实情况下对电池收据信息进行收集时可能会出现利用实验室数据建立的RUL预测模型在实际环境中的准确性缺乏保证。因此，在动态运行条件下，如何进行锂电池RUL的准确预测是今后研究的重点。

（2）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，在其他的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[33]，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的解决。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（Empirical Mode Decomposition,EMD），它是一种自适应信号处理方法，擅长处理非线性非平稳信号。EMD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。集成经验模态分解（Ensemble Empirical Mode Decomposition,EEMD）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。最近，EEMD被用于解决电池容量再生问题。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毕竟是一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。

（3）数据集的来源：目前，美国宇航局埃姆斯卓越预测中心的NASA数据集[34]和马里兰大学高级生命周期工程中心提供的CALCE数据集[35]是广泛使用的电池数据集。这两个数据集的充放电过程在实验室中设置了相同的工况，多数采用恒流恒压测试模式。虽然这些数据集在目前的研究中取得了不错的效果，但是这些数据集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，因此更多复杂工况下得到的电池数据应该被使用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，帮助开发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。

参考文献

[1] HOSSEININASAB S, LIN C, PISCHINGER S, et al State-of-health estimation of lithium-ion batteries for electrified vehicles using a reduced-order electrochemical model[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 52: 104684.

[2] AMIR S, GULZAR M, TARAR M O, et al Dynamic equivalent circuit model to estimate state-of-health of Lithium-ion batteries[J]. IEEE Access, 2022, 10: 18279-18288.

[3] HE J, WEI Z, BIAN X, et al State-of-health estimation of Lithium-ion batteries using incremental capacity analysis based on voltage-capacity model[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2020, 6(2): 417-426.

[4] 毕贵红,谢旭,蔡子龙,骆钊,陈臣鹏,赵鑫.动态条件下基于深度学习的锂电池容量估计[J].汽 车工程,2022,44(06):868-877+885.

[5] Zhang R, Xia B, Li B, et al State of the art of lithium-ion battery SOC estimation for electrical vehicles[J]. Energies, 2018, 11(7): 1820.

[6] Zhang R, Xia B, Li B, et al A study on the open circuit voltage and state of charge characterization of high capacity lithium-ion battery under different temperature[J]. Energies, 2018, 11(9): 2408.

[7] Zeng X, Li M, Abd El‐Hady D, et al Commercialization of lithium battery technologies for electric vehicles[J]. Advanced Energy Materials, 2019, 9(27): 1900161.

[8] Yao L, Fang Z, Xiao Y, et al An intelligent fault diagnosis method for lithium battery systems based on grid search support vector machine[J]. Energy, 2021, 214: 118866.

[9] 梁新成, 张 勉, 黄国钧. 基于 BMS 的锂离子电 池建模方法 综述[J].储能科学与 技 术,2020,9(06):1933-1939.DOI:10.19799.

[10] Ali M U, Zafar A, Nengroo S H, et al Towards a smarter battery management system for electric vehicle applications: A critical review of lithium-ion battery state of charge estimation[J].Energies, 2019, 12(3): 446.

[11] Vidal C, Malysz P, Kollmeyer P, et al Machine learning applied to electrified vehicle battery state of charge and state of health estimation: State-of-the-art[J]. IEEE Access, 2020, 8: 52796-52814.

[12] She C, Zhang L, Wang Z, et al Battery state of health estimation based on incremental capacity analysis method: Synthesizing from cell-level test to real-world application[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021.

[13] Noura N, Boulon L, Jemeï S. A review of battery state of health estimation methods: Hybrid electric vehicle challenges[J]. World Electric Vehicle Journal, 2020, 11(4): 66.

[14] Kim T, Qiao W, Qu L. Online SOC and SOH estimation for multicell lithium-ion batteries basedon an adaptive hybrid battery model and sliding-mode observer[C].2013 IEEE energy conversion congress and exposition. IEEE, 2013: 292-298.

[15] Noura N, Boulon L, Jemeï S. A review of battery state of health estimation methods: Hybrid electric vehicle challenges[J]. World Electric Vehicle Journal, 2020, 11(4): 66.

[16] Kim T, Qiao W, Qu L. Online SOC and SOH estimation for multicell lithium-ion batteries based on an adaptive hybrid battery model and sliding-mode observer[C].2013 IEEE energy conversion congress and exposition. IEEE, 2013: 292-298.

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

[18] 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.

[19] Li Y, Zhong S, Zhong Q, et al Lithium-ion battery state of health monitoring based on ensemble learning[J]. IEEE access, 2019, 7: 8754-8762.

[20] Oji T, Zhou Y, Ci S, et al Data-driven methods for battery soh estimation: Survey and a critical analysis[J]. IEEE Access, 2021, 9: 126903-126916.

[21] Qu J, Liu F, Ma Y, et al A neural-network-based method for RUL prediction and SOH monitoring of lithium-ion battery[J]. IEEE access, 2019, 7: 87178-87191.

[22] Ruan H, He H, Wei Z, et al State of health estimation of lithium-ion battery based on constantvoltage charging reconstruction[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021.

[23] Ezemobi E, Tonoli A, Silvagni M. Battery state of health estimation with improved generalization using parallel layer extreme learning machine[J]. Energies, 2021, 14(8): 2243.

[24] Bao Z, Jiang J, Zhu C, et al A New Hybrid Neural Network Method for State-of-Health Estimation of Lithium-Ion Battery[J]. Energies, 2022, 15(12): 4399.

[25] Rahimifard S, Habibi S, Goward G, et al Adaptive Smooth Variable Structure Filter Strategy for State Estimation of Electric Vehicle Batteries[J]. Energies, 2021, 14(24): 8560.

[26] Cai L, Meng J, Stroe D I, et al Multiobjective optimization of data-driven model for lithium-ion battery SOH estimation with short-term feature[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(11): 11855-11864.

[27] Li Xiubing, Li Sijia, Li Jie, Sun Kun, Wang Zhengping, Yang Haiyue, Gaobing, Yang Shaobo. Lithium ion battery RUL prediction method based on differential voltage and Elman neural network [ J ].Energy storage science and technology, 2021,10 ( 06 ) : 2373-2384.

[28] Rossi C, Falcomer C, Biondani L, et al Genetically Optimized Extended Kalman Filter for State of Health Estimation Based on Li-Ion Batteries Parameters[J]. Energies, 2022, 15(9): 3404.

[29] Jo S, Jung S, Roh T. Battery State-of-Health Estimation Using Machine Learning and Preprocessing with Relative State-of-Charge[J]. Energies, 2021, 14(21): 7206

[30]Zhang, C., Wang, S., Yu, C. *et al.* A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise deep autoregressive recurrent neural network method for the whole life remaining useful life prediction of lithium-ion batteries. *Ionics* **29**, 4337–4349 (2023).

[31]Qu W, Chen G, Zhang T. An Adaptive Noise Reduction Approach for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries. Energies. 2022; 15(19):7422.

[32]Ye Tian, Chen Lu, Zili Wang, Laifa Tao, "Artificial Fish Swarm Algorithm-Based Particle Filter for Li-Ion Battery Life Prediction", Mathematical Problems in Engineering, vol. 2014, Article ID 564894, 10 pages, 2014.

[33] 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: 1-11.

[34] Gao D, Huang M H. 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.

[35] 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.