文献综述（即所研究课题的历史、现状和前沿的主要问题，所查阅文献的目录。综述全部打印在A4纸上，作为附页夹装订在第3页后）

关于带有噪声的电池早期寿命预测方法

所研究课题的历史、现状和前沿的主要问题：

## 历史和现状

电池寿命延长：电池管理方法

电池寿命预测：关于电池寿命预测的方法（模型数据驱动等）

现状

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。紧随而来的是对电池使用寿命的探究，使用合理的电池管理方法，对电池寿命的延长有着极大影响。其中对于电池寿命进行准确的预测是当前学者们的研究热点。

### 模型法

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。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。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[21]， 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。

1.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。2.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[39]。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

### 数据驱动

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。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，何冰琛等人从电压-容量曲线中提取健康因子（HI），其次利用主成分分析（PCA）对影响电池寿命的多维因素进行分析和降维，结合高斯过程回归（GPR）机器学习方法提出一个基于PCA-GPR的锂电池RUL预测模型[40]。庞晓琼等人利用KPC特征融合与NARX模型结合的间接预测框架，结果表明所提出的模型效果不错[41]。LiY等人利用集成算法模型建立锂电池SOH预测模型[42]。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[43]。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[44]。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[45]。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[46]。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[47]。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[48]。史永胜等人提出一种基于注意力改进双向门控循环单元（BiGRU）的锂离子电池SOH估计方法，该方法实现不同类型电池的SOH高精度估计[49]。张红等人提出了一种联合一维卷积（1DCNN）与长短记忆网络（LSTM）的电池SOH预测方法[50]。顾青峰等人提出了一种PSO-RBF神经网络模型的电池健康状态预测方法，并取得较高的预测精度[51]。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[52]。SongS等人提出了一种基于XGBoost算法的锂离子电池SOH估计方法，并带有精度校正，利用XGBoost模型来估计锂离子电池的SOH，其次估计值通过马尔可夫链进行校正[53]。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[54]。杨彦茹等人利用皮尔逊和斯皮尔曼相关系数建立特征工程。实现对健康因子的筛选。王英楷等人利用LSTM模型建立预测算法，实现对锂离子电池的SOH预测。KhumpromP等人通过建立DNN模型搭建锂离子电池的SOH预测模型，其性能由于其它算法。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[58]。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[59]。

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[5]。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（StateofCharge,SOC）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。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中，如电动汽车，通过RUL指标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预测框架由三个阶段组成。第一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。第二阶段是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。第三阶段是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。

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。

## 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。

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。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。

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[3]，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[30]（EmpiricalModeDecomposition,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（EnsembleEmpiricalModeDecomposition,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[7]。如Yang等[3]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] 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. 预测的重点和难点

目前有很多数据驱动的锂电池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已经显示出显著的性能改进。该类方法已逐渐成为未来RUL预测的重要发展方向。这些融合预测方法主要集中在粒子滤波（ParticleFilter,PF）、卡尔曼滤波（KalmanFilter,KF）、无迹卡尔曼滤波（UnscentedKalmanFilter,UKF）和数据驱动的综合。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。Li等人[33]构建了用于电池健康预测的高斯过程(GaussianProcess,GP)模型和粒子滤波方法。他们使用GP研究了退化曲线的统计特征，而PF则应用于电池寿命预测。Li等人[34]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。Chang等人[35]引入了一种基于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。Song等人[36]开发了一种用于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。Xue等人[37]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。Zheng等人[38]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，长期的容量预测应该被纳入未来的研究工作。

目前，美国宇航局埃姆斯卓越预测中心的NASA数据集[41]和马里兰大学高级生命周期工程中心提供的CALCE数据集[42]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

[41] 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.

[42] 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.

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。

目标（早期、噪声、挑战）

开题报告（包括：研究背景及意义，研究内容，研究方法（或技术路线），预期目标，难点及存在问题，工作的初步计划。打印在A4纸上，装订在文献综述后面）

## 研究背景及意义

准确的电池寿命预测在现代社会的许多领域中具有深远的意义。电池是一种重要的能源储存设备，广泛应用于移动设备、电动车辆、可再生能源储能系统、航空航天和军事等众多领域。在这些应用中，电池的性能和寿命直接影响设备和系统的可靠性、效率和经济性。因此，准确的电池寿命预测具有以下几个关键意义。

首先，准确的电池寿命预测有助于提高能源利用率。在可再生能源系统中，如太阳能和风能，电池储能是平衡能源供需的重要方式。准确预测电池寿命可以帮助优化储能系统的运行，确保能源供应的连续性和稳定性，减少能源浪费，提高系统的整体效率。

其次，电池寿命预测对于降低维护成本至关重要。在许多应用中，例如电动汽车和无人机，电池寿命的可靠预测可以帮助避免突发故障，降低维修和更换电池的费用。这不仅对个人和企业的经济成本有益，还有助于减少对资源的浪费和对环境的负面影响。

另外，准确的电池寿命预测有助于提高设备和系统的可靠性。在关键领域，如医疗设备、航空航天和国防，电池是生命安全和任务成功的关键组成部分。通过提前识别电池可能的故障和性能下降，可以采取预防措施，确保设备和系统的可靠性，避免潜在的危险。

此外，电池寿命预测还有助于推动电池技术的发展。通过研究电池寿命，科学家和工程师可以更好地理解电池的工作原理，发现性能瓶颈，改进设计和材料，以延长电池的寿命和提高性能。这对于可再生能源和电动交通等领域的可持续发展至关重要。

综上所述，准确的电池寿命预测对于提高能源利用率、降低成本、增强可靠性以及推动电池技术的进步都具有重要意义。它对于改善各个领域的设备和系统性能，以及推动可持续发展和资源管理都具有深远的社会和经济价值。因此，电池寿命预测研究的重要性在现代社会愈发显著。

电池普及应用、新能源、环境保护、电池安全事故、电池环境污染、电池回收利用等

锂离子电池是一个时变的电化学系统[1]，工作过程中内部反应复杂多变，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[2]。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[3]。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。

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

[2] 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.

[3] 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.

锂离子电池具备高能量密度、循环寿命长的优点，是目前储能技术研发重点之一。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[1-5]。“十三五”指出为迎合国际上环保理念的趋势，坚持可持续发展理念，需要进一步创新发展电动汽车，推进我国汽车产业转型升级。电池的SOH和RUL是锂离子电池的重要参数，也是锂离子电池的重要研究方向，能准确辨识电池的SOH和RUL对新能源汽车的安全性和操作性具有重要意义[6-8]。由于锂离子电池的组成结构，目前无法利用传感技术直接得到电池实时的SOH，因此开发电池的SOH估计和RUL预测的模型有助于推动新能源产业的发展[9-10]。锂离子电池具有使用寿命长、能量密度高、低自放电率、无记忆效应以及宽温度范围等优点，被广泛用做各类机器的储能部件，如：新能源汽车、移动电话、笔记本电脑等设备[11-14]。在长时间使用过程中，因外部环境和内部电极材料腐蚀、隔膜老化等原因，锂离子电池性能会逐渐退化和失效。电池的突然失效容易导致电子设备失去能量来源而停止工作，进而造成事故。锂离子电池的可靠性、安全性和寿命已成为制约其成功应用的至关重要问题，因此如何准确地预测锂离子电池的SOH及电池的剩余使用寿命是目前锂电池研究亟待解决的问题和难题[15-17]。与镍氢等其它储能设备相比，锂离子电池具有容量大、循环充放电寿命长、无记忆效应、内阻小等优点，被广泛应用于航天、新能源汽车、海上轮船等大型设备[18-19]。锂离子电池的老化失效会导致设备的停电和断电，进而导致事故的发生。因此及时、准确地预测电池的SOH及RUL有利于及时规划和管理电池，有利于及时更换失效电池，提前预防事故的发生。由于锂电池内部的化学反应以及外部环境的影响，电池的使用寿命随着时间的推移逐渐衰退老化甚至失效。锂电池的衰弱退化无疑增加了许多电子设备的维修成本，而且电池的突然失效易导致新能源汽车等大型设备失去工作，甚至导致重大事故的发生[20-23]。

[1] 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] Ge M F, Liu Y B, Jiang X X, et al A review on state of health estimations and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries[J]. Measurement, 2021, 174: 1045-1057.

[9] 高仁璟,吕治强,赵帅,黄现国.基于电化学模型的锂离子电池健康状态估算[J].北京理工大学 学报,2022,42(08):791-797.

[10] 范文杰,徐广昊,于泊宁,张志斌,雷万钧,任明,董明.基于电化学阻抗谱的锂离子电池内部温 度在线估计方法研究[J].中国电机工程学报,2021,41(09):3283-3293.

[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] Chowdhury S, Shaheed M N B, Sozer Y. An integrated state of health (SOH) balancing method for lithium-ion battery cells[C].2019 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE).

IEEE, 2019: 5759-5763.

[16] Zhuang H M, Xiao J. VRLA battery SOH estimation based on WCPSO-LVSVM[C].Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 628: 396-400.

[17] Yang A, Wang Y, Tsui K L, et al Lithium-ion battery SOH estimation and fault diagnosis with missing data[C].2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). IEEE, 2019: 1-6.

[18] 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.

[19] 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.

[20] Ge M F, Liu Y B, Jiang X X, et al A review on state of health estimations and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries[J]. Measurement, 2021, 174: 1045-1057.

[21] Esfandyari M J, Esfahanian V, Yazdi M R H, et al A new approach to consider the influence of aging state on Lithium-ion battery state of power estimation for hybrid electric vehicle[J]. Energy, 2019, 176: 505-520.

[22] Haifeng D, Xuezhe W, Zechang S. A new SOH prediction concept for the power lithium-ion battery used on HEVs[C].2009 IEEE vehicle power and propulsion conference. IEEE, 2009: 1649-1653.

[23] Sun H, Sun J, Zhao K, et al Data-Driven ICA-Bi-LSTM-Combined Lithium Battery SOH Estimation[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022.

锂离子电池的SOH及RUL预测大致可分为统计分布、基于数据驱动、基于模型驱动3种方法。由于锂电池的内部化学反应复杂且难以观测，实际容量和使用寿命也受到外部环境影响，因此锂电池的SOH和RUL预测是一种非线性、非周期性、复杂性的问题[26]。由于内部不可观测的化学反应以及外部环境影响，基于电池等效模型的建立较为复杂且考虑因素较多，所建立的偏微分方程较为复杂，涉及的矩阵运算量较大，且不同环境下的模型需调整，在实际中难以保证模型的可靠性及泛化能力。随着人工智能算法的发展，神经网络等预测模型为基于数据驱动的电池SOH预测提供了诸多方法。在锂电池的SOH预测中，所提取的健康因子直接决定预测模型的预测效果。而由于所测电池数据的长度不确定，因此如何建立特征工程、挖掘其中的健康因子成为锂电池SOH预测的重点和难点。

## 研究内容

有噪声+早期

使用早期电池循环信息对电池寿命进行预测具有重要的意义。这是因为电池寿命预测是一项复杂而关键的任务，对于许多应用如电动汽车、可再生能源储能系统和便携式设备等至关重要。以下是使用早期电池循环信息的意义：

**提高准确性和可靠性**：早期电池循环信息可以用于训练预测模型，使其更好地理解电池在不同充电和放电循环中的响应。这提高了寿命预测的准确性和可靠性，有助于避免突然电池失效，提前采取维护措施。

**降低成本**：电池数据集采集和维护是一项昂贵的工作，特别是长周期的测试。使用早期数据可以减少对数据的需求，降低成本。这对于研究机构和制造商来说是一项重要的优势。

**提前维护**：早期电池循环信息能够帮助监测电池的健康状态，以及在电池性能下降之前发现潜在问题。这允许提前采取维护措施，延长电池寿命，减少维修成本，同时提高设备或系统的可靠性。

**优化资源利用**：通过了解早期电池循环的性能特征，可以更有效地管理电池的使用，降低过度充电或过度放电的风险，从而延长电池的使用寿命，节省能源资源。

**改进产品设计**：分析早期电池循环信息可以为电池制造商提供有关产品设计的反馈，以改进电池性能、可靠性和寿命，增加用户满意度。

总的来说，使用早期电池循环信息进行寿命预测对于提高电池系统的可靠性、可维护性，降低成本，优化资源利用以及改进产品设计都具有重要意义。这有助于推动电池技术的发展，加速可再生能源和电动交通等领域的可持续发展。

研究带有噪声的电池寿命预测相对于没有噪声的方法具有显著优势。首先，这种研究更接近实际应用场景，因为在现实生活中，电池性能受到各种噪声源的干扰，如温度变化、充电和放电速率的波动等。因此，噪声预测更准确地反映了电池在复杂环境下的真实运行情况。

其次，带有噪声的电池寿命预测能够提前发现电池可能出现问题的征兆，因为噪声通常是由电池性能的微小变化引起的。这有助于及早采取维护措施，避免电池失效或损坏，从而延长其寿命。

另外，通过噪声分析，可以更好地了解电池性能的波动性，为资源的更有效利用提供了机会。这有助于降低不必要的电池更换和维护成本，提高能源系统的可维护性和性能。

最重要的是，带有噪声的电池寿命预测有助于提高电池系统的安全性，因为它可以更及时地监测电池健康状况，降低潜在的安全风险。这对于应用于关键系统和设备的电池至关重要。

因此，相对于没有噪声的方法，研究带有噪声的电池寿命预测能够提供更真实、更准确、更早的预测和更有效的资源管理，从而改善电池系统的可靠性、性能和可维护性，降低成本，并提高安全性。窗体顶端

我们使用的电池数据集大多是在实验室条件下测量的，包括温度、湿度、充放电电压电流、充放电使用的协议等。但在现实情况下的电池循环信息往往掺杂一些因环境因素、人为因素造成的有噪声的电池数据集。因此，本文的研究将聚焦于当电池数据集带有噪声时，如何使用早起电池循环数据对电池寿命进行预测。

## 研究方法

（或技术路线）

TLS算法

LS算法

EM算法

CEEMDAN算法

小波分析

RF算法

RFE算法

BA算法

XGB算法

## 预期目标

能够在早期电池循环中体恤信息对电池寿命进行预测

## 难点及存在问题

## 工作的初步计划