1.锂离子电池寿命预测历史和现状

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。关于电池寿命预测主要可以分为模型法和数据驱动法。

1.1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[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。

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。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,LiY等人利用集成算法模型建立锂电池SOH预测模型[4]。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[5]。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[6]。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[7]。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[8]。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[9]。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[10]。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[11]。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[12]。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[13]。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[14]。

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.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。

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。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[15]，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。

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[16]和马里兰大学高级生命周期工程中心提供的CALCE数据集[17]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。

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）

3.研究背景及意义

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。“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。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[18-31]。

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[32-33]。

锂离子电池是一个时变的电化学系统[34]，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[35]。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。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[36-38]。

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[39-42]。

综上所述，准确的电池寿命预测对于提高能源利用率、保护环境、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。

4.研究内容

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：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。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。

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。

关于使用TLS\_EM方法对有噪声的电池寿命进行预测：TLS和OLS数据集样本的噪声假设都有一个前提就是噪声是服从一个零均值，相同标准差的高斯白噪声，然而现实情况中的电池样本数据噪声可能来自不同噪声分布，即不同标准差。针对这一现象，我们利用EM算法思想，将现实数据集样本中噪声分布的标准差作为隐变量，在迭代中不断更新TLS/OLS算法的模型系数和噪声的标准差，即隐变量，收敛得到噪声标准差和模型系数进而对电池寿命进行预测。

对有噪声的电池数据集进行降噪预测：考虑到在实验条件下无法完全模拟现实情况下的数据噪声，我们在已知数据集上加上噪声之后作为要模拟的现实情况。使用降噪算法对带噪声的数据集进行分解之后得到分量，使用随机森林等算法对得到的分量进行一系列处理得到与电池寿命相关性更高的特征，将其作为预测模型的输入对电池寿命进行预测。对于降噪方法的选择，我们在完全自适应模态分解算法、小波分析、去噪自编码、季节性分解算法等中选择合适的方法。

5.研究方法

5.1传统的TLS和OLS算法

TLS算法：

, Feature Matrix , Label Vector , Noise and , Model Coefficients

Total Least Square:

Two steps:

Transformation

,

KKT Condition: (1), (2), (3)

From (1) and (2): , , (4)

From (3) and (4): , , (5)

From (4) and (5): (6)

Put (5) and (6) into the objective function:

->

Solution

-> -> ,

Ignore the constraint , directly solve

* The scale of has no impact to the objective value, we set
* , →, ->
* KKT condition: , is an eigenvalue of
* , is the smallest eigenvalue of
* is the eigenvector of corresponding to the smallest eigenvalue

OLS算法：

最小二乘估计：

但数据都带有一定噪声，假设噪声满足零均值的高斯分布

因此，

则

使用MLE求解W：

首先是最大似然函数：



再求W：



OLS算法：

最小二乘估计：

但数据都带有一定噪声，假设噪声满足零均值的高斯分布

因此，

则,

使用MLE求解W：

首先是最大似然函数：

再求W：

5.2EM算法思想

给定数据集，假设样本间相互独立，我们想要拟合模型到数据的参数。根据分布得到似然函数：

我们可以最大化似然函数以求解，但当存在隐变量时，似然函数表示为：

对于某个样本i，我们使用表示样本i隐含变量z的分布概率，则

引入，并利用Jensen不等式：

似然函数变换为：

我们得到了的形式，

不等式取等号：当为常数时，不等式可以取等号，对等式变换并两边求和

,,

E-Step：求条件期望，本质是求出来自哪种类别的概率，为简化将log中的去掉，

关于：

两边同时乘以且求和即可得到期望：

可以发现:

M-Step: 求，更新参数

5.3降噪算法

CEEMDAN算法：

假设为经过EMD分解之后得到的第个本证模态分量，CEEMDAN分解得到的第个本征模态分量为，为满足标准正态分布的高斯噪声信号，是加入噪声的次数，为白噪声的标准差，为待分解信号，CEEMDAN分解步骤如下：

1)将高斯白噪声加入到待分解信号得到新信号，其中…对新信号进行EMD分解，得到第一阶本征模态分量

2)对产生的N个模态分量进行总体平均就得到CEEMDAN分解的第1个本征模态分量:

3)计算去除第─个模态分量后的残差:

4)在中加入正负成对高斯白噪声得到新信号，以新信号为载体进行EMD分解，得到第一阶模态分量，由此可以得到CEEMDAN分解的第2个本征模态分量:

5)计算去除第二个模态分量后的残差:

6）重复上述步骤，直到获得的残差信号为单调函数，不能继续分解，算法结束。此时得到的本征模态分量数显为K，则原始信号被分解为:

5.4预测算法

BA算法：

蝙蝠是通过其发出超声波的频率、速度来确定物体的位置信息。所以，为了便于模拟蝙蝠的回声定位行为。Yang给出了两个理想化的规则：

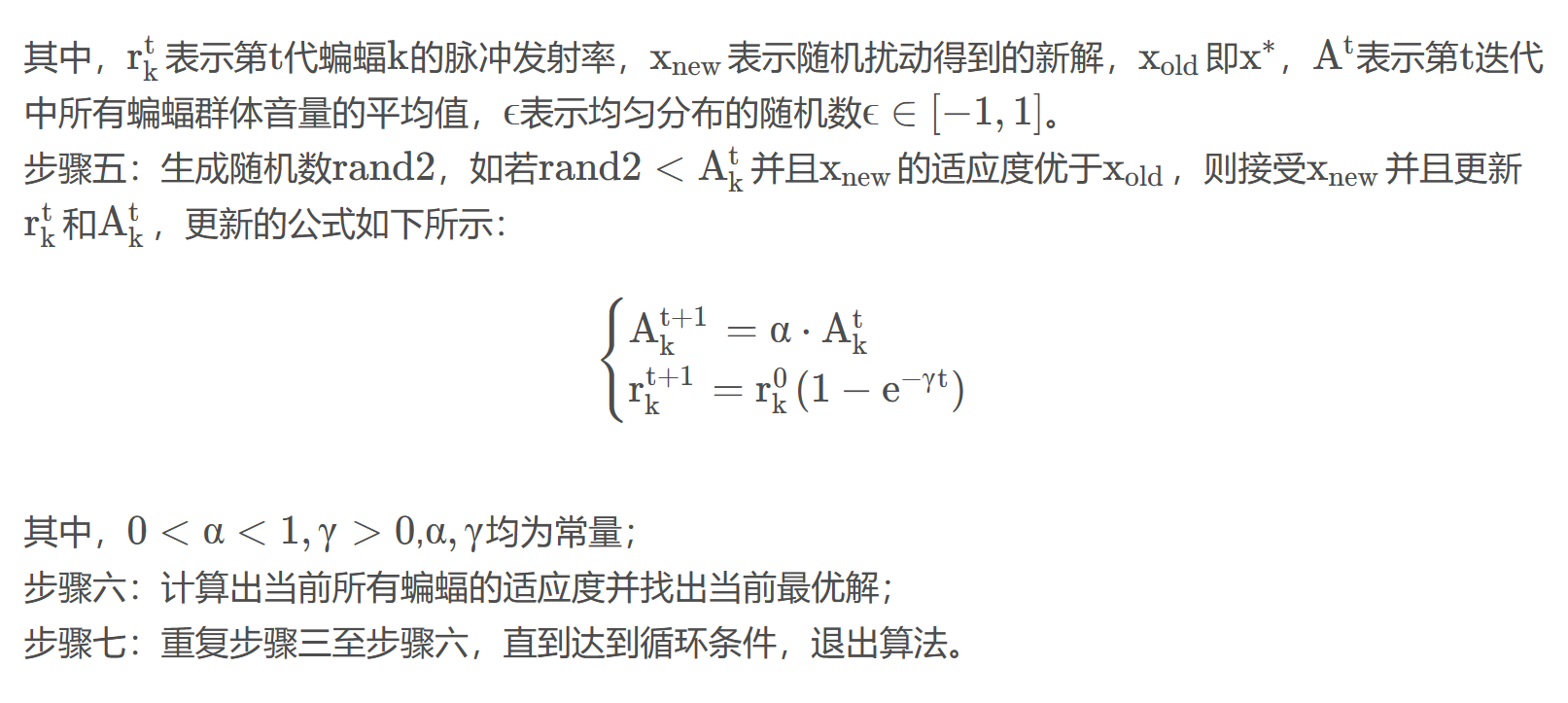
搜索规则：蝙蝠随机飞行，同时以固定的频率、可变的波长和音量来搜索猎物；

参数变化规则：蝙蝠会根据自身与猎物的距离来自动调整脉冲波长和脉冲发射率，并限定音量在指定范围内依照给定方式由大到小而发生变化。

在以上的假设的基础上，BA算法的步骤如下所示：  
步骤一：初始化相关参数，包括蝙蝠的种群数量n nn、蝙蝠种群的位置和速度。  
步骤二：根据目标函数和初始位置计算适应度值，从而得出初始解；  
步骤三：对于每只蝙蝠k kk，根据下列公式更新脉冲频率、速度和位置信息，从而产生后代个体：

其中，表示第k只蝙蝠的脉冲频率信息，​he和分别表示脉冲频率的最大值和最小值，是均匀分布的随机数，,，表示第t个迭代过程中蝙蝠k所在的位置和速度，表示当前全局的最优解。  
步骤四：生成随机数rand1，如若rand1 > ​，则在当前最优解附近进行邻域位置的搜索，搜索方式如下公式所确定：

其中， ​表示第t代蝙蝠k的脉冲发射率，​表示随机扰动得到的新解，​即，表示第t迭代中所有蝙蝠群体音量的平均值，表示均匀分布的随机数。  
步骤五：生成随机数rand2，如若rand2 < ​并且​的适应度优于​，则接受​并且更新 ​​和​，更新的公式如下所示：



其中，, ,α , γ均为常量；  
步骤六：计算出当前所有蝙蝠的适应度并找出当前最优解；  
步骤七：重复步骤三至步骤六，直到达到循环条件，退出算法。

XGB算法：

XGBoost方法是一种可伸缩的端到端树提升系统，旨在提高效率、灵活性和可移植性。实现了梯度增强框架下的机器学习算法。与多元线性回归相比，XGBoost具有处理非线性关系的优势。Treef(X)被定义为：

其中t表示一棵树，q表示每棵树的结构，该结构将一个示例映射到相应的叶索引。每一棵树对应着一个独立的树结构Q和叶重o(一棵树的输出)。

目标函数的定义是：

其中L是一个可微凸损失函数，它度量

预测$和目标y。第二项惩罚模型的复杂性，这有助于平滑最终学习的权重，以避免过度拟合。

其中OJ是JT叶节点的重量。Y和1是惩罚tc的系数。

利用二阶Taylor公式，可以给出目标函数如下：

其中；是样本的输入和，

除去常数后，步骤t处的目标函数变为

其中，,是叶j的实例集。

对于一个固定结构，叶j的最优重量o；可以通过以下方法计算：,

,

obj\* 是标记树结构和测量树结构质量的功能 obj\*的值越小 ，越好

6.预期目标

1.使用TLS\_EM和OLS\_EM这两种方法相较于传统的TLS和LS有更高的预测精度，且在噪声增强的情况下比传统算法优势明显。

2.使用完全自适应模态分解算法对电池数据集进行去噪效果明显，比其他降噪方法有更高的预测精度，且使用了模态分解算法之后比原始的算法有优势。

3.使用特征工程的预测结果比未使用结果更好。

7.难点及存在问题

1．给带不同噪声的样本加权的权值确定。不同样本所带噪声服从不同的噪声标准差，如何确定加权时的权值以达到更好地消除噪声的目的，是本研究的难点

2.降噪方法的选择。降噪算法种类数不胜数，如何选择合适算法是本研究的难点。电池预测中选择合适的降噪方法是一个难点，主要因为电池系统的复杂性和不确定性。首先，电池的性能受多种因素影响，包但不仅限于充放电速率、温度、老化程度等。这导致电池系统产生的数据具有高度非线性和时变性质，难以简单建模。其次，电池预测受到外部环境和使用条件的影响，如温度变化、负载波动等，这些因素引入了随机性和不确定性。传统的降噪方法往往难以捕捉到这些复杂的非确定性变化，从而影响预测的准确性。此外，电池系统中可能存在噪声干扰，如传感器误差、测量噪声等，这些噪声源对预测模型的训练和性能评估都构成挑战。选择适当的降噪方法需要兼顾对系统复杂性、外部环境变化和噪声的适应性，以确保预测模型在真实工作条件下具有稳健性和准确性。因此，电池预测中的降噪问题需要综合考虑多方面因素，这增加了该任务的难度。

3.模型方法的健壮性。本研究中出现的电池预测健康因子是电池地100次循环和第150次循环的电压-放电曲线面积差，目前公开的数据集中只有一个数据集包含本研究所需要的健康因子，其他公开的电池数据集中，马里兰大学的数据集和美国航天局的数据集并没有包含所需信息，故模型的健壮性有待扩展。

8.工作的初步计划

|  |  |
| --- | --- |
| **时间阶段** | **具体工作** |
| 2024.01~2023.02 | 查阅资料，阅读文献，复现代码。 |
| 2024.03~2023.05 | 实现所提出的方法，并选取部分数据集进行实验，验证方法的性能。 |
| 2023.06~2023.10 | 根据实验结果调整方法的细节，并进行大规模数据集的实验。 |
| 2024.10~2024.11 | 与现有方法进行对比，进一步优化算法。 |
| 2024.12~2025 | 撰写毕业论文，准备毕业答辩。 |

电池寿命预测是电池管理领域中一个关键的问题，而有噪声的电池寿命预测则是在实际应用中更为复杂和挑战性的任务。有噪声的电池寿命预测考虑了来自各种不确定性和干扰的影响，这可能包括测量误差、环境变化、使用模式变化等。为了更好地应对这些挑战，我们设定以下预期目标：

**1. 高精度的预测模型：** 首要目标是建立高精度的电池寿命预测模型，能够准确地估计电池的寿命，并考虑到噪声的影响。通过使用先进的机器学习和数据分析技术，我们希望能够提高预测的准确性，使其在实际应用中更具有可靠性。

**2. 噪声源的识别与建模：** 为了更好地理解和处理噪声对电池寿命的影响，我们的目标是识别和建模各种噪声源。这可能涉及到对测量误差、环境变化、使用模式变化等因素进行深入分析，以便更好地理解它们如何影响电池寿命，并在模型中进行噪声建模。

**3. 鲁棒性和泛化能力：** 我们追求的不仅仅是在特定条件下的准确预测，还希望我们的模型具有较强的鲁棒性和泛化能力。这意味着模型能够在不同环境、使用模式和噪声水平下都能够有效地预测电池寿命，而不仅仅是在受控实验室条件下。

**4. 实时性和可部署性：** 在实际应用中，电池寿命的预测可能需要实时性，特别是在一些关键系统中，如电动汽车或无人机。因此，我们的目标是开发能够实时工作的预测模型，并具有易于部署和集成的特性，以确保其在实际应用中的可操作性。

**5. 可解释性和可追溯性：** 为了提高模型的可信度和可接受性，我们希望我们的预测模型具有一定的可解释性，能够解释为什么会做出特定的预测。同时，模型的预测过程应该是可追溯的，能够追溯到输入数据和模型参数的来源，以增强模型的可信度和可控性。

**6. 数据质量和安全性：** 预测模型的质量取决于训练数据的质量，我们的目标是确保使用高质量、充分代表实际应用场景的数据进行训练。同时，我们也关注模型的安全性，防范潜在的攻击和误用。

通过实现上述目标，我们将能够更全面、准确地预测有噪声的电池寿命，为电池管理系统提供更可靠、高效的支持，从而推动电池技术在各个领域的广泛应用。这对于提高能源利用效率、减少对传统能源的依赖具有重要意义，也有助于推动清洁能源技术的发展。

[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] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 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.

[13] 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.

[14] 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

[15] 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.

[16] 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.

[17] 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.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 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.

[21] 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.

[22] 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.

[23] 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.

[24] 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.

[25] 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.

[26] 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.

[27] 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.

[28] 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.

[29] 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.

[30] 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.

[31] 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.

[32] 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.

[33] 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.

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

[35] 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.

[36] 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.

[37] 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.

[38] 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.

[39] 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.

[40] 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.

[41] 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.

[42] 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.