一种基于经验模型和改进的最小二乘支持向量机(LS-SVM)的新方法，成功构建了RUL预测框架。

Chen等人提出了一种基于两相Wiener和极限学习机(ELM)组合模型估计锂离子电池RUL的方法。精确预测锂电池寿命的一个基本前提是提取其高度相关的健康特征[27]。

许多研究人员将经验模态分解(EMD)与数据驱动方法相结合，以预测锂离子电池的RUL。Liu等[29]利用EMD对锂电池容量数据进行分解，并采用长短期记忆(LSTM)和高斯过程回归(GPR)相结合的模型对电池RUL进行预测。

]对电池健康因子和容量数据进行EMD分解，提出了一种基于重力搜索算法(GSA)与ELM方法相融合的锂电池剩余寿命预测经验模态分解方法。EMD算法的缺点包括模态混叠划分标准和内在模态函数(IMF)分解中的停止迭代等。采用高斯或正弦函数Levenberg-Marquardt算法(GS-LM)预测低频数据，采用长短期记忆滑动时间窗(LSTM-STW)算法预测高频数据。

Yang等[33]将EEMD与灰狼优化-支持向量回归(GWO-SVR)相结合，建立了一种预测锂离子电池剩余寿命的新方法。

虽然EEMD算法解决了模态混淆的问题，但分解过程[34]产生的白噪声和依赖经验选择的imf仍然会影响分解[35]的精度。EEMD是在原始信号中加入白噪声来改变信号[36]的极值点分布，CEEMD是在原始信号中加入一组噪声信号来改变信号[37]的极值点分布。CEEMD通过保证小的残余噪声干扰来获得计算时间。

**Sun等人提出了一种新的基于最优多核相关向量机(OMKRVM)的无迹粒子滤波算法，并将CEEMD重构算法应用于锂离子电池的降噪和健康状态及剩余寿命估计**。

在Lyu等[40]中，采用CEEMD将电池老化特性分解为高频和低频分量;然后，利用LSTM神经网络建模和预测进行SOH估计，利用基于gwo的多核相关向量机(MKRVM)进行RUL预测。通过CEEMDAN对这些分量进行分解，形成一阶本然模态分量，并立即对[41]进行集合平均，避免了CEEMD中各组IMF分解结果不一致导致最终集平均[42]难以对齐的问题，也避免了其中一阶IMF分解不好[43]时的后续分解。

Qu等人[44]提出采用基于小波变换的全集合经验模态分解自适应噪声(CEEMDAN)技术对IMF进行降噪，并以IMF作为输入分量，通过最小二乘rvm对IMF进行训练、预测和重构。目前，大量研究者采用随机过程来拟合电池退化过程[45]。一些研究者将这方面的健康因素用于估算锂离子电池的剩余使用寿命[46,47]。

基于模型的方法依赖于预先建立的模型来预测系统的故障过程。基于模型的方法是使用物理或第一性原理来准确描述系统的方法。模型参数的识别和更新通常需要分别设计专门的实验方法和统计方法。因此，当我们有足够的数学和物理机制知识时，这些方法往往比其他方法表现得更好。卡尔曼滤波(KF)方法迭代计算相对简单，直接更新状态预测输出，从而获得预测输出。Lim等人提出了一种新的基于状态空间的方法，该方法使用切换卡尔曼滤波器(SKF)进行模型估计和RUL预测。与KF相比，粒子滤波(PF)具有更好的性能，具有概率表达能力，适用于非线性非高斯系统。同时，在标准PF的基础上提出了其他优秀的算法

提出了一种基于线性优化组合重采样的无气味粒子滤波器(UPF)。采用线性组合重采样方法弥补了该方法缺乏粒子多样性的缺点。Liu等人提出了一种基于UPF的电池SOH在线预测方法。建立健康指标间模型，实现状态空间模型观测[12]。虽然基于模型的预测方法具有较高的预测精度，但上述方法大多没有进行误差校 正，因此预测精度较低

数据驱动预测方法主要是通过分析观测数据来确定系统在一定时间内的SOH。通过各种数据处理和分析方法(主要是统计知识和机器学习知识)挖掘目标系统数据中隐含的健康状态或退化特征信息，可以得到系统故障的退化趋势和达到故障阈值的时间。特别是缺乏对所考虑的系统的理解，数据驱动预测是首选的方法[13]。Zhang使用最小二乘支持向量机方法进行故障预测，并使用粒子群优化(PSO)来优化支持向量机和核参数[14]。

相关向量机(RVM)算法具有超参数简单、参数自动设置和内核参数任意使用的特点，并能提供概率预测结果。由于这些优点，RVM在故障预测领域得到了广泛的应用。Wang等建立了多步RVM离线模型，并使用期望最大化算法更新时变参数。他还将不确定性表示为参数高斯分布的方差，并将其量化为时变变量[15]。Zhang等人提出了一种结合经验模态分解(EMD)和多核相关向量机(MKRVM)的方法来估计NASA电池数据的RUL。对实测数据进行EMD重构，得到无噪声数据，并利用MKRVM[16]建立模型。由于数据驱动方法仅基于数据集，没有系统物理知识，这可能导致预测结果不佳。

虽然使用了一些元启发式方法来选择MKRVM核函数的稀疏权值，但优化算法容易陷入局部最优，有时速度太慢，导致预测性能较差。

然而，我们发现单一方法很难实现准确的预测，并且对于具有许多参数随时间变化的复杂技术系统。由于在整个系统退化过程中参数是不断变化的，无论采用哪种方法，都可能产生累积误差并造成显著偏差，基于模型的方法依赖于物理模型进行状态预测，而数据驱动的方法不考虑物理过程。为了解决这一问题，结合了基于模型和数据驱动两种方法优点的混合方法在处理新环境时更适用。Song等人提出了一种迭代更新预测模型参数的混合方法。他利用KF优化物理模型的估计，并将优化后的估计作为训练数据，重新训练RVM模型，进行下一次迭代预测[17]。Zheng等人将相关向量回归(RVR)模型作为非线性预测模型，对UKF的未来残差进行预测，然后利用UKF递归估计模型参数，结合未来残差[18]对RUL进行预测。然而，该方法采用单一核函数，只有一种预测能力，因此对残差的预测可能不尽人意。Yang等人提出了一种PF和RVM的混合预测算法，通过RVM来预测PF预测算法中的噪声干扰。由于粒子退化、噪声干扰和未减小噪声干扰的预测误差，预测结果并不令人满意。

因此，考虑到上述文献的局限性，我们提出UPF-OMKRVM方法，结合UPF和OMKRVM的优点，克服它们的局限性。首先，UPF方法具有较好的滤波精度，减小了粒子退化对系统状态估计的影响

影响电池寿命的退化过程模型(Safari等人，2008;Bressel et al, 2016)。E.Zio等人(Safari等人，2008)使用无气味粒子过滤估计RUL。针对现有PF算法估计精度有限的问题，提出了一种改进的线性优化组合重采样方法。M。

Bresselet et al (Bressel et al, 2016)提出了一种基于观测器的PEMFC预测算法，用于估计具有固有不确定性的SOH和RUL。他们表明，全局方法能够在500 h后以高置信度估计RUL。这些方法简单且高度准确，然而，作为物理模型的高保真度存在局限性。近年来，对数据驱动方法的研究较多。

数据驱动方法的优点是不需要设计复杂的物理退化模型，因为它们使用一些近似模型来学习数据之间的非线性关系(Zio和Peloni, 2011;Ng et al, 2014;Dong et al .， 2014;Zhao et al .， 2017;Qu et al, 2019)。G. Zhao等人(Zhao et al .， 2017)提出了一种基于深度信念网络(DBN)和相关向量机(RVM)的方法。DBN负责从锂离子电池的容量退化中提取特征，RVM将提取的特征作为输入提供RUL预测。另一方面，J. Qu等人提出了一种将长短期记忆(LSTM)网络与粒子群优化和注意机制相结合的RUL预测和SOH监测方法(Qu et al, 2019)。

他们利用自适应噪声的完整集合经验模型分解(CEEDAN)对原始数据进行去噪。然而，数据驱动的方法需要高质量的数据来实现高精度。

储能系统通常是通过传感器而不是直接获取数据。测量数据不可避免地会受到通信噪声和物理故障等噪声的干扰。近年来，由于锂离子电池的失效，发生了包括火灾在内的许多事故。

数据失真可能是失效因素之一。Qin et al . (Qin et al .， 2015)提出了一种改进的PSO-SVR模型用于SOH估计。在他们的研究中，即使有意外的容量再生和波动，也确定了整体电池容量下降的趋势。

当异常值不超过6个时，他们实现了预测MAPE约为1.6%，预测RMSE约为1.2。此外，樊旭等人(Fan et al, 2021)提出了电池寿命周期的SDAE。他们在建议的方法中获得了所有RMSE值在119.6左右。对全部24个特征进行CFS聚类，筛选出5个特征，最终送入SDAE网络。Cui等人提出了一种改进的鲁棒递归最小二乘(RLS)算法，用于BMS的在线参数估计(Cui et al, 2020)。他们表明，即使是5 mV的小波动，或者电压和电流之间在10 mS内的采样延迟，也会导致相对较大的识别误差。

与传统方法相比，该方法具有更高的精度和鲁棒性。现有的大多数数据驱动模型对于RUL预测的鲁棒性验证性能不足。

为了解决这个问题，失真数据的去噪方法是很重要的。大多数去噪方法使用滤波。本研究采用自编码器。去噪自编码器(DAE)通过学习失真数据与原始数据之间的关系来去除噪声并重构数据。这种方法可以学习更健壮的特征，因为可以重建被破坏(即归零)的输入。在本文中，我们提出了一个数据驱动的框架，并验证了其在扭曲数据下的鲁棒性。本文的主要贡献如下:(1)利用基于神经网络的方法，基于先前的估定值，提出了下一步容量评估的RUL预测模型。根据学习方法的不同，这些模型可分为增量模型和多步模型。(2)利用自编码器对失真数据进行去噪，克服了数据失真导致预测误差增大的问题。

在历史数据库的基础上，提出了一种基于dnn的策略;使用基于平均欧几里得距离(AED)的方法选择目标电池最接近的竞争对手。最后，利用数据训练基于叠置去噪自编码器(SDA)的预测模型，并计算目标电池的RUL。在[40]中对该方法进行改进，预测速度提高了近30%。一种新的DNN预测模型预测了锂离子电池的RUL。利用端到端深度学习框架，使用短期测量来完成RUL预测。利用dnn对[41]中锂离子电池的RUL预测进行了研究，其中提取的特征用于预测容量，并训练了两个dnn来预测容量。在一个DNN中，随着退化程度的增加，对阻抗衰减的容量衰减进行统计分析。另一种是基于容量衰减趋势[42]对剩余使用寿命进行概率预测。由于递归神经网络具有时间序列记忆能力，因此经常使用递归神经网络处理时间序列数据。这个模型有一个经典的三层结构，叫做SLFNN。RNN输入基于时间序列变量，根据每一时刻的时间变化。rnn可以通过训练预测输入变量[43,44]。采用增量容量分析方法，基于径向基函数神经网络模型，根据电池容量与[45]剩余使用寿命之间的关系，预测电池的RUL。通过对历史数据集的处理，可以在线估计锂离子电池的RUL。

以特征向量为输入训练前馈神经网络(ffnn)，在隐含层[46]中使用40个神经元。为了提高预测精度，某锂离子电池生产企业提出了一种基于指数函数和非线性最小二乘法的电池容量退化模型。为了预测锂离子电池的RUL，该模型采用[47]。以电池为例，提出了一种包括容量再生和随机波动[48]在内的RUL预测策略。

提出了一种基于支持向量回归(SVR)的粗糙估计方法来确定准确的RUL，该方法通过分析锂离子电池在各种工况下的循环数据，从电压和温度曲线中提取基本特征来确定RUL。多级技术不仅计算速度更快，而且精度更高;因此，在实时[49]中使用训练好的模型。另一篇论文提出了基于低频电化学阻抗范围的模型，便于从电化学和物理角度模拟电池动态特性的时域匹配电路模型预测和估计电池状态[50]。本文研究了一种新的长短期记忆估计和预测方法，结合多层感知，利用传感器信号时序的特点，得到了较好的预测结果[51]。新能源汽车锂离子电池的BMS通常包含SOC估算功能。综述了传统的SOC估算方法的分类。本文重点研究了电动汽车用锂离子电池的在线电量状态估计方法。在电池管理系统中，SOC估计是已知的最佳性能。提出了一种新的观点，即基于误差流程图的不同估算方法对SOC误差源进行误差分析。另一篇论文提出了一种基于深度信念网络(DBN)和相关向量机(RVM)的RUL融合预测技术。使用DBN提取的特征进行锂离子电池的RUL预测，RVM使用提取的特征[53]提供RUL预测。

鉴于对更稳定、更可靠的电力系统的需求日益增长，准确预测锂离子电池RUL的能力至关重要。循环神经网络(rnn)和它们的一些分支，包括长短期记忆，在一些顺序任务上表现出色。另一方面，由于其沿时间轴的迭代结构，rnn需要很长时间才能使信息在网络中流动以进行预测。注意法允许网络将注意力集中在特定的部分同时利用CNN在gpu上的并行化优势，位置编码增加了位置信息[54,55]。使用来自BMS的各种可量化数据，例如随着老化而变化的电压、电流和温度的充电曲线，即使存在容量再生，也可以估计RUL。对于确定电池RUL的LSTM预测，输入层和输出层作为一对一的结构进行匹配。此外，多对一设计适用于各种输入源，这允许减少参数数量以提高泛化[56]。在他们的工作中使用了不同的RUL预测策略，并带来了额外的好处。表1总结了上面讨论的RUL预测方法。