第一章绪论

1.1课题研究背景及意义

当今世界经济快速发展的同时，不可避免的产生了环境污染和能源枯竭的问题。新能源汽车的崛起减少了对环境的破坏和对能源的消耗。20世纪50年代以后，由于石油危机的爆发，对世界经济造成巨大影响，国际舆论开始关注起世界“能源危机”问题。许多人甚至预言:世界石油资源将要枯竭，能源危机将是不可避免的。各国都开始将目光聚集到新能源汽车上。

近年来，在碳排放压力的影响下，各[国新能源](https://stock.qianzhan.com/hs/zhengquan_600617.SH.html)汽车政策支持力度持续加强。新能源汽车在整体汽车市场中的份额逐年提升。世界新能源车的发展从混合动力开始，随后逐步进入电池为主的时代，纯电动和插混成为新能源的真正政策支持主力。2021年全球包括纯电动、插电混动和燃料电池在内的新能源乘用车销量623万辆，同比增长118.6%。在我国，新能源汽车保有量达1310万辆，占汽车总量的4.10%，扣除报废注销量比2021年增加526万辆，增长67.13%。 其中，纯电动汽车保有量1045万辆，占新能源汽车总量的79.78%。

动力电池作为新能源汽车的动力来源，是整车中最重要的系统，占整车成本30%~40%，这也是区别于其他传统燃油汽车的标志性部件，传统燃油车的心脏是发动机，新能源汽车的心脏就是动力电池。

锂离子电池是一种可充电电池，一般使用碳材料作为负极，含锂化合物作为正极。锂离子电池工作时，正是依靠锂离子在两个电极之间的来回移动(锂离子可以在电极中嵌入/脱出）来完成充电/放电。在此过程中锂离子的数量决定了电池的容量，获得电池的容量是电池诊断的主要目标。由于锂电池具有更小的体积和重量、更高比能量，能够提供更大的能量储存量，无[记忆效应](https://www.zhihu.com/search?q=%E8%AE%B0%E5%BF%86%E6%95%88%E5%BA%94&search_source=Entity&hybrid_search_source=Entity&hybrid_search_extra=%7B%22sourceType%22%3A%22answer%22%2C%22sourceId%22%3A2975982140%7D)等优点使其成为一种优秀的能量源。因此锂电池作为新的动力电池在新能源汽车行业做出不可替代的贡献。

随着锂离子电动汽车的迅速发展，随之而来的问题也逐渐浮出水面。电池寿命：锂电池寿命受到充放电循环次数、温度等因素的影响，需要注意正确的使用方法。由于锂电池在过充、过放、温度过高等情况下会变得不稳定，可能发生爆炸、起火等问题，因此需要合理使用和储存，且锂电池在低温条件下，其容量和循环寿命会下降，因此不适用于极低温度的环境。故目前许多学者将研究热点聚焦到锂离子电池的寿命预测上。

锂电池寿命预测可以帮助用户预测电池的寿命，避免因电池寿命到期而导致的电池突然失效或存在安全隐患的情况。通过对电池寿命的预测，用户可以及时采取相应的措施，如更换电池或调整使用方式等，以确保电池的安全性和可靠性。锂离子电池寿命预测可以帮助用户预测电池的寿命，从而更好地规划电池的使用。例如，在电池寿命即将到期之前，用户可以进行调整，以减少电池的损耗，从而提高电池的使用效率。此外，还可以更好地了解电池的性能和使用状况，从而更好地优化电池的设计和生产工艺，提高电池的性能和寿命。还可以为电动汽车等应用领域提供决策支持。通过对电池寿命的预测，用户可以更好地规划电池的使用和更换计划，以确保电池的寿命和安全性。同时，预测结果也可以为应用领域提供重要的决策参考，如选择更适合的电池类型或优化电池使用方式等。

锂离子电池寿命的研究能够避免因电池老化带来的安全隐患，能够在锂电池寿命结束之前进行回收并二次部署，且使用正确的充放电方法保养锂电池能够延长锂离子电池的寿命，提供更高的续航。

综上所述，锂电池寿命预测研究具有重要的应用价值和理论意义，可以为用户提供更好的电池使用体验，促进电池技术的发展，为电动汽车等应用领域提供决策支持。

1.2国内外研究现状

对于锂电池寿命的研究方法主要可以分为三种，基于模型的方法，基于数据驱动的方法和基于融合的方法。其中基于模型的方法可以分为退化机理模型，等效电路模型，经验退化模型；基于数据驱动的方法是当下研究热点，不需要任何电池的物理化学前缀知识，只需要电池的历史数据就可以对电池寿命进行比较精准的预测。基于融合的方法融合了模型和数据驱动或者融合多种数据驱动方法。

基于模型的方法:

退化机理模型从锂电池内部反应的本质机理分析电池工作过程中性能的变化规律。该方法在预测过程中无需大量数据，适应性强，但易损坏电池，实时性差。

等效电路模型：Rint模 型、RC模 型、Thevenin模型和PNGV 模型。

经验退化模型：循环周期数法，安时法和加权安时法，通常在建立经验退化模型后，采用统计随机滤波的方法实现剩余寿命预测。

数据驱动的方法：

统计数据驱动方法：高斯过程回归基于贝叶斯理论和统计学习理论建立，适用于解决高维数和非线性等复杂回归问题。粒子滤波等技术凭借其处理非线性和非高斯系统行为的优越性在ＲＵＬ预测中获得广泛应用。粒子滤波的核心思想是随机采样和重要性重采样。该方法能进行概率式预测，且具备 不确定性表达 能 力。但是电池模型很难建立，初始化过程复杂，对锂电池循环寿命的预测依赖于物理模型或经验模型。

传统机器学习算法：支持向量回归方法（SVR），群智能优化算法主要包括：粒子 群算法蚁群算法及人工蜂群算法等。

基于深度学习的数据驱动的预测方法在电池RUL预测方面获得显著进展，但易导致过拟合

基于融合技术的方法：

模型法和数据驱动法的融合，多种数据驱动方法的融合

锂电池退化模型和自回归滑动平均模型、相关向量机融合，并使用滤波类方法对模型进行优化

例如：分别把支持向量回归和粒子滤波、自适应无迹卡尔曼滤波（AUKF）融合

1.3课题研究的主要内容

当今世界经济快速发展的同时，不可避免的产生了环境污染和能源枯竭的问题。新能源汽车的崛起减少了对环境的破坏和对能源的消耗。由于锂电池具有更小的体积和重量、更高比能量，能够提供更大的能量储存量，无[记忆效应](https://www.zhihu.com/search?q=%E8%AE%B0%E5%BF%86%E6%95%88%E5%BA%94&search_source=Entity&hybrid_search_source=Entity&hybrid_search_extra=%7B%22sourceType%22%3A%22answer%22%2C%22sourceId%22%3A2975982140%7D)等优点使其成为一种优秀的能量源。锂离子电池寿命的研究能够避免因电池老化带来的安全隐患，能够在锂电池寿命结束之前进行回收并二次部署，且使用正确的充放电方法保养锂电池能够延长锂离子电池的寿命，提供更高的续航，因此对锂电池寿命预测成为当前研究一大热点。

本文针对锂电池寿命进行预测，主要研究在有噪声的情况下如何对电池数据进行处理使寿命预测模型能够更好地适应带有噪声的数据集，以便于将电池寿命应用于实践的时候有着更好的效果。

首先是针对在有噪声的情况下使用传统的TLS和LS算法无法很准确的对电池寿命进行预测的问题，引入了EM算法思想。具体是考虑了数据集来自三种不同的批次，不同批次的电池噪声分布不同，因此对每一个数据样本进行加权，以减少噪声带来的干扰，从而提高模型精确度，具体实现思想是将噪声的标准差看作隐变量，利用多次迭代逐渐消除噪声对模型带来的影响求出模型系数，此时的模型系数能很好对电池寿命进行预测，。实验结果表明使用了EM算法的实验效果比未使用的效果要更好，能够在锂电池寿命预测应用于实践时有着更高的精确度。

其次是针对现实中的数据大多含有噪声，使用带有噪声的电池循环数据对电池寿命进行预测精度较差，本文将提取电池循环的前150周期信息作为电池寿命健康因子HI，使用了完全自适应噪声集合经验模态分解降噪方法进行降噪，获得新的输入特征。结果表明，使用了本文提取的HI并进行降噪之后的输入特征进行预测有着更低的均方根误差。可以仅使用电池早期循环数据就能有着良好的预测精度，在实际中获取更多的电池循环信息，故能使用早期的循环数据进行预测对于锂电池寿命预测的实际应用有着重大意义。

本文主要是使用了两种思想解决了在现实电池寿命数据带有噪声的情况下传统方法模型预测不准的问题，EM算法和完全自适应模态分解算法解决数据带有噪声问题，实验结果表明，使用了两种算法思想之后的改进模型有着更高的预测精准度。

第二章

2.1引言

2.2锂离子电池基本原理

2.3锂离子电池老化机制

2.4锂离子电池的等效电路模型

第三章锂离子电池诊断方式

3.1引言

3.2直流阻抗（DCR）测试方法与原理

3.3交流阻抗法

第四章直流阻抗法(DCIS）原理分析

第五章基于DCIS的锂离子电池诊断

第六章结论与展望

6.1 全文结论

6.2研究展望

研究发表成果

参考文献

致谢

在这种情况下，要使固态技术在汽车应用中取得成功，它必须满足所有重要的性能要求，如快速充电能力、长循环寿命和安全性，同时要便宜得多。工艺技术的发展将扩大阴极活性材料加工单元的体积，给小型参与者带来严重的成本劣势风险。总体而言，对（电池级）镍、钴和锂的需求将大幅增加。因此，需要减轻原材料和精炼材料高度集中导致的价格风险以及国家政治风险，但供应短缺的可能性不大。因此，从成本角度以及确保原材料供应的角度来看，回收变得越来越重要。W. Bernhart, in Future Lithium-ion Batteries, ed. A. Eftekhari, The Royal Society of Chemistry, 2019, pp. 316-334.

在电动汽车 （EV） 系统中，诊断电池状态（例如健康状态 （SOH））对于保证安全至关重要。这种诊断可用于确定电池的更换时间或评估行驶里程。近几十年来，大多数研究都在相当有限的假设下定义了SOH，例如在固定范围内和固定温度下循环。不幸的是，这些假设不能应用于现实生活中的电动汽车电池，这些电池大部分是任意循环的。与此形成鲜明对比的是，本文研究了如何在更实际的环境中估算SOH，其中电池必须支持现实世界的驾驶模式。本文提出了一种数据驱动的方法来使用可测量的EV数据（例如电流（I）和电压（V））来追踪SOH。虽然现有的数据驱动方法主要基于历史 I/V 分布，但我们的方法利用时变 I/V 实例化，每个实例化都在短时间内描绘一个快照。特别是，我们设计了一个基于递归神经网络的模型，该模型非常适合处理顺序数据。我们的验证在各种电动汽车驾驶条件下提供了非常稳健和灵活的结果，在我们的所有实验中，平均误差低于 0.0765 Ah （2.46%）。G. -W. You, S. Park and D. Oh, "Diagnosis of Electric Vehicle Batteries Using Recurrent Neural Networks," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 64, no. 6, pp. 4885-4893, June 2017, doi: 10.1109/TIE.2017.2674593.

本文对锂离子电池的12种等效电路模型进行了比较研究。这十二个模型是从文献中报道的最新集总模型中选出的。使用的测试数据是从带有气候室的电池测试系统获得的。测试计划旨在测量高动态激发下的关键细胞属性。数据集是在三种不同温度下从两种类型的锂离子电池收集的。采用多群粒子群优化算法识别两类锂离子电池的最优模型参数。然后通过综合评估来研究这些模型的有用性，方法是通过将模型应用于从相同化学类型的其他细胞获得的数据集来检查模型的复杂性、模型准确性和模型的鲁棒性（电路模型对比）

采用[电化学阻抗谱](https://www.sciencedirect.com/topics/materials-science/dielectric-spectroscopy)研究了工作条件温度和荷电状态（SOC）对商用大功率锂离子电池性能的影响。根据几次初步测试的结果，进行了涵盖整个[汽车应用的](https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/automotive-application)测量。

提出并分析电池阻抗。在所有频率范围内都显示出很强的非线性温度相关性。虽然[欧姆电阻](https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/ohmic-resistance)几乎不受SOC变化的影响，但质量传递阻抗从100%降低到60%，对于较低的SOC，质量传递阻抗再次显着增加。[https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.12.102](https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2010.12.102" \o "Persistent link using digital object identifier" \t "_blank)

本文探讨了如何评估复杂系统的剩余使用寿命（RUL），这些系统的内部状态变量要么是传感器无法进入的，要么是在工作条件下难以测量的。因此，推理和估计技术需要应用于间接测量、预期的操作条件和贝叶斯统计方法适合的历史数据。将等效电路参数形式的电化学过程模型与正式框架中的状态转换、老化过程和测量保真度的统计模型相结合。检查相关性向量机（RVM）和几种不同的粒子过滤器（PF），以进行剩余寿命预测并提供不确定性边界。结果显示在电池数据上。B. Saha, K. Goebel, S. Poll and J. Christophersen, "Prognostics Methods for Battery Health Monitoring Using a Bayesian Framework," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 58, no. 2, pp. 291-296, Feb. 2009, doi: 10.1109/TIM.2008.2005965.

电池健康监测和管理对于电动汽车的性能和成本至关重要。本文关注的是支持机器学习的电池健康状态（SOH）指示和预测。将短电压序列的样本熵作为容量损失的有效特征。采用先进的稀疏贝叶斯预测建模（SBPM）方法来捕获容量损失与样本熵之间的潜在对应关系。将基于SBPM的SOH监视器与我们先前工作中开发的多项式模型进行了比较。所提出的方法允许对温度效应进行分析积分，从而建立一个明确的温度透视SOH估计器，其性能和复杂性与支持向量机（SVM）方案形成对比。剩余使用寿命的预测也通过SBPM和自举采样概念的组合进行。部署了来自三种不同温度的多个锂离子电池单元的大量实验数据，用于模型构建、验证和比较。这种多单元设置比仅考虑单个单元（常见方案）更有用和更有价值。这是组合样本熵和SBPM在电池健康预后中的首次已知应用。

X. Hu, J. Jiang, D. Cao and B. Egardt, "Battery Health Prognosis for Electric Vehicles Using Sample Entropy and Sparse Bayesian Predictive Modeling," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 63, no. 4, pp. 2645-2656, April 2016, doi: 10.1109/TIE.2015.2461523.

准确的车载容量估算在锂离子电池应用中至关重要。电池充电/放电通常在恒流负载下发生，因此在这种情况下的电压与时间测量在实践中是可以实现的。本文提出了一种数据驱动的诊断技术，即原位容量估计的高斯过程回归（GP-ICE），该技术使用短时间恒电流操作的电压测量来估计电池容量。与以前的工作不同，GP-ICE不依赖于将电压时间数据解释为增量容量（IC）或差分电压（DV）曲线。这克服了区分电压-时间数据（放大测量噪声的过程）的需要，以及电压测量范围包含IC/DV曲线中的峰值的要求。GP-ICE 应用于两个数据集，分别由 8 个和 20 个单元格组成。在每种情况下，在某些电压范围内，只需 10 s 的恒电流操作，就可以以大约 2%-3% 的均方根误差 （RMSE） 估算容量。

R. R. Richardson, C. R. Birkl, M. A. Osborne and D. A. Howey, "Gaussian Process Regression for In Situ Capacity Estimation of Lithium-Ion Batteries," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 15, no. 1, pp. 127-138, Jan. 2019, doi: 10.1109/TII.2018.2794997.

估计剩余容量对于确保锂离子电池的安全性和可靠性至关重要。在实际操作中，电池很少完全放电。对于恒流恒压充电模式，不完全放电过程不仅影响初始状态，还影响后续充电曲线的处理变量，从而主要限制了许多依赖于整个循环过程的特征容量估计方法的应用。由于无论电池是否完全放电，恒压曲线的充电信息都可以完整保存，因此提取了恒压充电曲线的几何特征，作为锂离子电池在不完全放电情况下的老化新特征。通过将量子计算理论引入经典机器学习技术，提出并详细阐述了基于量子粒子群优化的集成支持向量回归估计框架及其在表征提取特征与电池剩余容量之间关系中的应用。利用NASA提供的锂离子电池数据，实验和对比结果证明了所提出的电池容量估计框架在未完全放电条件下的有效性、准确性和优越性。Wang Z, Zeng S, Guo J, Qin T. Remaining capacity estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging profile. PLoS One. 2018 Jul 6;13(7):e0200169. doi: 10.1371/journal.pone.0200169. PMID: 29979778; PMCID: PMC6034863.