

分类号: TM91

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210330148



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于数字孪生的锂电池热失控
预警技术研究

论 文 作 者 孙波

校 内 导 师 刘世林 教授

校 外 导 师 程利军 高级工程师

专业学位类别 电子信息

研究方向(领域) 检测技术与自动化装置

论文提交日期: 2024 年 05 月 31 日

分类号：TM91

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210330148

题 目 基于数字孪生的锂电池热失控预警技术研究

题 目 Research on Thermal Runaway Warning
Technology of Lithium Battery Based on
Digital Twin

学生姓名： 孙波

校内导师： 刘世林 教授

校外导师： 程利军 高级工程师

专 业： 电子信息

研究方向： 检测技术与自动化装置

论文答辩日期： 2024 年 05 月 24 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：孙波

日期：2024 年 05 月 31 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：孙波

指导教师签名：孙波

日期：2024年05月31日

日期：2024年05月31日

基于数字孪生的锂电池热失控预警技术研究

摘要

近年来，在“双碳”目标的背景下，新能源行业得到飞速的发展，储能技术作为新能源应用的重要支撑受到了广泛关注。锂电池因其具有无记忆效应、超长寿命、工作温度范围宽等诸多优点，在各大领域备受青睐。但是，锂电池在实际使用中存在热失控安全隐患，从而可能引发火灾甚至爆炸。因此，锂电池的热管理，尤其是锂电池热失控预警已成为当前研究的热点。本文结合数字孪生技术，对锂电池的热失控预警技术展开研究，主要工作包括：

（1）首先对锂电池热失控的诱因和热失控发展过程进行分析，为后期锂电池数字孪生模型的搭建和热失控预警方案提供理论基础。在此基础上，对锂电池热失控预警方法进行较为深入的剖析，提出将电池内部温度作为预警信号的锂电池热失控预警模型。

（2）建立锂电池的电热耦合等效电路模型，通过相关实验获得锂电池的温熵系数，并采用遗传算法（Genetic Algorithm, GA）对模型热参数进行辨识。在该模型的基础上，提出一种基于自适应扩展卡尔曼滤波（Adaptive Extended Kalman Filtering, AEKF）算法与核极限学习机（Kernel Extreme Learning Machine, KELM）算法融合的锂电池内部温度估计方法。利用 AEKF 算法得到锂电池内部温度的预估计值，采用 KELM 算法建立温度估计误差补偿模型，对温度预估计结果进行补偿，从而达到提高估计精度的目的。最后，搭

建了实验平台，并在多种工况下开展了实验研究。结果表明，改进后的 AEKF-KELM 算法比传统的 AEKF 算法具有更高的估计精度，且鲁棒性更好，验证了所提方法的有效性。

（3）构建锂电池的数字孪生模型，设计了基于锂电池内部温度的热失控预警系统，并进行数字化实现。利用 3DMAX 软件设计锂电池的外观模型，并采用 Unity3D 软件完成电池内部的渲染和可视化界面的设计，从而直观地展示锂电池当前的运行状态，并在锂电池内部温度过高时发出预警信息。

关键词：数字孪生，锂电池热失控，内部温度估计，AEKF-KELM 算法，误差补偿

RESEARCH ON THERMAL RUNAWAY WARNING TECHNOLOGY OF LITHIUM BATTERY BASED ON DIGITAL TWIN

ABSTRACT

In recent years, under the background of the "Dual Carbon" goal, the new energy industry has been developing rapidly, and energy storage technology has received widespread attention as an important support for new energy applications. Lithium battery is favored in various fields because of its advantages, such as no memory effect, ultra-long life, and wide operating temperature range. However, lithium battery has thermal runaway safety hazards in actual use, which may cause fire or even explosion. Therefore, the thermal management of lithium battery, especially the thermal runaway warning of lithium battery, has become the focus of current research. Combined with digital twin technology, this article studies the thermal runaway warning technology of lithium battery. The main work includes:

(1) Firstly, the causes and development process of thermal runaway of lithium battery are analyzed, so as to provide a theoretical basis for the construction of digital twin model of lithium battery and the early warning scheme of thermal runaway in the later stage. On this basis, the early warning method of lithium battery thermal runaway is deeply

analyzed, and the early warning model of lithium battery thermal runaway is proposed, which takes the internal temperature of battery as the early warning signal.

(2) Establish the electrothermal coupling equivalent circuit model of lithium battery, obtain the temperature entropy coefficient of lithium battery through relevant experiments, and use Genetic Algorithm (GA) to identify the thermal parameters of the model. Based on this model, an algorithm based on Adaptive Extended Kalman Filtering (AEKF) and Kernel Extreme Learning Machine (KELM) is proposed. KELM algorithm fusion of lithium battery internal temperature estimation method. AEKF algorithm is used to obtain the estimated internal temperature of lithium battery, and KELM algorithm is used to establish the temperature estimation error compensation model to compensate the temperature estimation results, so as to improve the estimation accuracy. Finally, the experimental platform is built, and the experimental research is carried out under various working conditions. The results show that the improved AEKF-KELM algorithm has higher estimation accuracy and better robustness than the traditional AEKF algorithm, which verifies the effectiveness of the proposed method.

(3) Construct the digital twin model of lithium battery, design the thermal runaway warning system based on the internal temperature of lithium battery, and carry out the digital implementation. 3DMAX

software is used to design the appearance model of the lithium battery, and Unity3D software is used to complete the rendering inside the battery and the design of the visual interface, so as to intuitively display the current operating state of the lithium battery and send an early warning message when the internal temperature of the lithium battery is too high.

Sun Bo(Electronic Information)

Supervised by Prof.Shilin Liu

KEY WORDS: digital twin, lithium battery thermal runaway, internal temperature estimation, AEKF-KELM algorithm, error compensation

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题的研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 锂电池热失控.....	2
1.2.2 数字孪生.....	7
1.3 论文主要研究内容.....	9
第 2 章 锂电池热失控机理及预警方法.....	10
2.1 引言.....	10
2.2 锂电池热失控诱因.....	10
2.3 锂电池热失控发展过程.....	15
2.4 热失控预警方法.....	18
2.5 本章小结.....	20
第 3 章 锂电池的电热耦合模型及其参数辨识.....	21
3.1 引言.....	21
3.2 锂电池电热耦合模型的建立.....	21
3.2.1 锂电池的产热机理.....	21
3.2.2 电热耦合模型.....	22
3.3 电热耦合模型的参数辨识.....	24
3.3.1 实验平台搭建.....	24
3.3.2 温熵系数的测量.....	25
3.3.3 热物性参数辨识.....	27
3.4 本章小结.....	30
第 4 章 基于 AEKF-KELM 的锂电池内部温度估计.....	31
4.1 引言.....	31
4.2 算法原理分析.....	31
4.2.1 自适应扩展卡尔曼算法.....	31
4.2.2 核极限学习机算法.....	33
4.3 基于 AKEF-KELM 的内部温度估计流程.....	34

4.4 实验与结果分析.....	35
4.5 本章小结.....	39
第 5 章 锂电池数字孪生模型及热失控预警系统设计.....	40
5.1 引言.....	40
5.2 建模工具介绍.....	40
5.2.1 3DMax	40
5.2.2 Unity3D.....	42
5.3 数字孪生建模流程.....	43
5.4 可视化界面设计.....	46
5.5 效果评价.....	49
5.6 本章小结.....	50
第 6 章 总结与展望.....	51
6.1 总结.....	51
6.2 展望.....	52
参考文献.....	53
攻读硕士期间取得的学术成果.....	59
致谢.....	60

第 1 章 绪论

1.1 课题的研究背景及意义

21 世纪以来, 大气受到工业排放的污染致使全球变暖现象日趋严重, 在习近平总书记提出“双碳”目标的背景下, 新能源行业得到飞速的发展。储能技术作为新能源应用的重要支撑, 近年来受到了广泛关注。锂电池因其具有使用安全、绿色环保、无记忆效应、工作温度范围宽、超长寿命和较强的电荷保持能力等诸多优点, 在实际应用中备受青睐。锂电池的应用场景十分广泛, 从日常生活中的手机、电脑、摄像机等小型电子产品, 到微电网、储能电站等大型设施, 再到飞机、火箭、轮船、潜艇等军工设备, 锂电池都发挥着不可或缺的作用。随着我国能源结构的持续变革, 储能电站的地位日益凸显, 成为维护电力系统安全稳定运行的关键一环。而锂电池储能技术, 以其高效、精准的特性, 成为弥补电力系统实时供需偏差, 提高电力系统稳定性的有效手段之一^[1,2]。

锂电池作为储能电站中不可或缺的组成部分, 其安全性能成为焦点。然而, 在实际使用过程中电池内部存在着热失控安全隐患^[3-5]。热失控是指电池内部发生一系列化学反应, 并放出大量的热, 从而导致电池温度剧增的过热现象。随着反应的不断进行和热量的持续释放, 电池内部温度将升到 150℃以上, 高温致使电池外壳软化引起电池膨胀, 最终导致电池燃烧爆炸, 甚至引起火灾的发生^[6-9]。导致锂电池发生事故的原因主要有过充过放、高温自燃以及挤压碰撞等。随着越来越多的锂电池热失控事故发生, 我国能源转型和储能电站发展受到严重影响。综上所述, 以预防热失控、保障电池安全为目标的锂电池管理系统的研发是储能电站发展应用过程中仍需解决的问题, 如何解决锂电池热失控问题迫在眉睫且意义重大^[10-14]。

电池管理系统 (Battery Management System, BMS) 主要是为了提高电池的利用率, 控制和维护各个电池单元, 监测电池当前的运行状态, 防止电池出现过充过放等安全隐患。该系统可以实时获取电池当前的工作电流、端电压、表面温度等数据, 并且可以利用电池的荷电状态 (State of Charge, SOC)、健康状态等相关参数, 合理的规划电池充放电指令, 在确保电池安全使用的同

时，减缓电池的寿命衰减，提高电池的运行性能^[15-18]。然而，传统的电池管理系统功能相对有限，仅能实现简单的状态监测和管理，工作效率低下且准确度欠佳，更无法提前识别和预警一些潜在的安全隐患。只有当电池实际使用过程中出现故障以后，系统才能发出警告信息。这种滞后性严重限制了电池管理的实时性和有效性，无法满足现代电池管理的高标准需求。随着人工智能、云平台、数字孪生等技术的发展，电池管理系统的优化有了新的方向。

数字孪生（Digital Twin, DT）技术是一种前沿的科技手段，主要是通过数字化方式精准地构建物理实体的虚拟模型，该技术能够模拟物理实体在实际应用中的行为表现，并利用虚拟现实、数据融合处理以及算法优化等先进方法，为物理实体赋予或改进其原有功能，甚至拓展全新的功能^[19]。这一技术的出现，极大地提升了物理实体的智能化水平，为众多领域带来了史无前例的变革。如今，数字孪生技术在航天航空、交通运输、医学分析、工程建设等领域均开展了大量的研究和应用，全面融合于物理实体的状态监测和智能管理中。

尽管数字孪生技术在电池领域的应用尚处于起步阶段，但其展现出的巨大潜力和广阔前景却不容忽视，值得深入研究和积极推动。通过数字孪生技术，研究人员可以更加精准地模拟电池的性能和行为，为电池的设计、优化和管理提供强大的技术支持。发展数字孪生技术、构建电池的数字孪生模型，为完善电池管理系统提供新的思路^[20]。借助数字孪生技术，研究人员可以对电池进行全方位监测，并对电池 SOC 和内部温度等进行估计，如果发生异常情况，将及时反馈给相关人员，以此可以提高电池的安全性，保证人员的生命安全。综上，借助数字孪生技术对锂电池进行热失控预警研究，不仅能够更好的了解电池的性能和当前运行状态，还对电池的维护管理和故障诊断具有积极的指导作用。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 锂电池热失控

近年来，伴随着国内外储能技术的快速发展，锂电池被大量地应用到新能源汽车、储能电站等多种场合，热失控导致的安全事故时有发生，有些甚至引起了爆炸或火灾（如图 1.1），近年发生的部分典型事故如表 1.1 所示。



(a)爆炸

(b)火灾

图 1.1 近年来部分锂电池事故图片

表 1.1 近年来部分锂电池安全事故

事故序号	发生时间	地点	事故描述	事故原因
1	2016.4	深圳	装载废旧电池的 大货车起火	车内废旧电池 发生碰撞
2	2018.1	瑞士 苏黎世	苹果手机爆炸	电池过度充电
3	2019.4	上海	一辆特斯拉汽 车在发生自燃	单个电池模组 发生故障
4	2019.6	安徽	电动公交车 发生自燃	电池发生故障
5	2021.4	北京	丰台电站发生 起火爆炸事故	单个电芯失效 引发热失控
6	2021.7	澳大利亚 吉朗	Victorian 电站发 生火灾	冷却液泄漏导 致电池短路
7	2023.5	广州	一居民楼 发生火灾	锂电池老化自 燃导致火灾

为了研究清楚导致锂电池热失控的原因，专家学者们采取了多种研究方法：

(1) 针对发生热失控事故的锂电池，专家学者们进行了深入的分解研究。尽管这些锂电池经过热失控后已经变成一堆废料，电池内部结构也遭受了严重破坏，但仍可以从电池残骸中提取出一些有关热失控的宝贵信息。通过细致的分析，研究人员可以了解到是哪一节电池先出现问题并导致整个电池组出现连锁反应；同时，还能观察到哪些电池结构在经历燃烧爆炸后依然保持完好；并

对电池的安管理系统进行评估，判断其是否发挥了应有的作用等等。

(2) 在专业实验室中对一些锂电池事故原因进行还原实验，通过实验来研究事故发生时电池的一系列变化过程。例如，监测电池从发生故障冒烟到燃烧爆炸过程中逐渐产生的各种气体；利用绝热热失控实验定量分析各阶段电池的产热情况；对电池进行针刺实验，研究不同情况下电池发生热失控现象等^[21,22]。

(3) 针对锂电池的基本结构，借助超级显微镜这一精密仪器，细致观察并分析锂电池外壳、正负极板、内部隔膜以及电解液等结构的微观分子。这些研究不仅帮助专家学者们深入了解锂电池在正常状态下的工作机制，更重要的是，得以探究这些结构在锂电池发生热失控时的抵抗性。专家学者们深入研究了电池材料的力学行为，模拟电动汽车在发生碰撞后电池的变化情况，并评估这些变化引发热失控的可能性，通过精确模拟和数据分析，可以预测并防范潜在的安全风险。此外，还对各种可以作为电池电芯材料的物理特性进行了系统研究，旨在筛选出热稳定性最好的材料，延长电池的使用寿命^[23-25]。

根据目前国内外的研究，导致锂电池热失控的原因大概分为以下三种（如图 1.2 所示）：一是由机械滥用引起的热失控，主要源于电池在遭受碰撞、挤压或穿刺等外力作用时，其内部结构受到破坏；二是由电滥用引起的热失控，其中电池过充、过放和内短路等问题尤为突出；三是由热滥用引起的热失控，主要体现在电池出现局部过热等情况下，其内部温度急剧攀升，进而可能引发热失控。

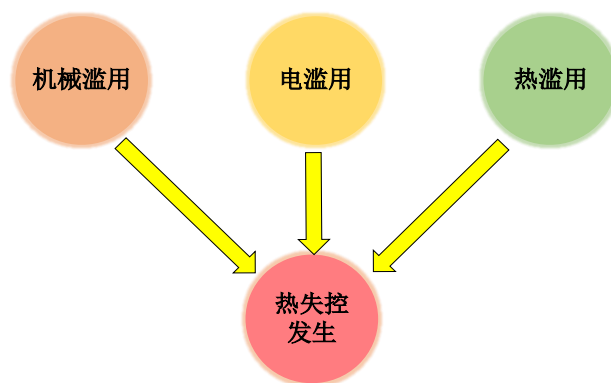


图 1.2 锂电池热失控引发原因

不同的引发原因会导致锂电池出现不同的热失控行为。研究学者们通过对电池的机械特性进行深入探索，以弄清机械滥用引发电池热失控的机理。Wierzbicki 等人^[26]提取锂电池的平均力学特性，利用虚功原理计算出电池的应

力应变关系,从而研究电池在两种不同载荷情况下的机械特性,通过相关原理和实验分析,揭示了锂电池在机械滥用情况下的机械行为。Wang 等人^[27]通过研究分析锂电池力学和运动学之间的内在联系,结合机械原理、电化学原理以及热多物理场故障特征,构建了基于机械穿透位移的锂电池软短路故障预测模型,并据此设计了一套故障预警系统,当电池出现机械滥用时及时预警,以保护相关人员的生命安全。

在针对电滥用导致的锂电池热失控研究中,学者们通过检测电池是否出现过充电、过放电等现象来预防热失控的发生。Lyu 等人^[28]通过研究发现,在锂电池初始过充电阶段,其动态阻抗斜率在 30-90Hz 范围内会发生由负转为正的变化,并对此现象给出了合理的解释。在此基础上,Lyu 等人利用电化学阻抗谱并选定 70Hz 阻抗作为警告频率。在 70Hz 阻抗下,当阻抗斜率由负变为正时,通过切断电池充电,可以成功避免锂电池热失控事故发生,并且电池也不会出现冒烟、鼓起或者燃烧等现象。基于这一特征,Lyu 等人设计了一款在线动态阻抗测量装置,实现了锂电池的热失控预警,警告时间为热失控前 580 秒。Ren 等人^[29]提出了一种电化学-热耦合过充-热失控模型,旨在精准地预测锂电池在过充电情况下的内部电化学行为和热行为。在该模型中,温度是模拟涵盖焦耳热、内部短路和热失控反应的复合热效应预测得到的。通过几种绝热过充电实验表明,该模型可以很好的反映锂电池热失控过程中各个热源的产热情况。

热滥用作为直接触发锂电池热失控的关键因素,已经引起了众多专家学者的广泛关注和研究。Esho 等人^[30]提出了一种通过实验验证的方法,旨在精准预测锂电池发生热失控的临界温度,这一方法基于电池表面散热、电池内部的热传导和化学反应产热之间的热平衡关系。通过实验验证,在很宽的热参数范围内,在定热环境下,该模型所预测的锂电池发生热失控的临界温度与热测试电池的实验测量结果良好吻合,为锂电池热失控预警提供了理论支撑。Cai 等人^[31]提出了一种创新的锂电池热失控早期预警方法,该方法基于气体浓度传感器的监测原理,通过实时检测锂电池在热失控初期释放的 CO_2 浓度,当气体浓度过高时发出警告信息。实验结果表明,与传统的电池表面温度监测和电压监测相比,监测气体浓度传感器的响应速度显著提高。因此,在锂电池发生热失控之前,基于气体浓度传感的预警能够更早的发出警告,为事故的预防和处理提供

了宝贵的时间。

此外，随着机器学习和大数据技术的发展，这类不需要建立模型的方法被诸多学者应用在预测锂电池热失控这种非线性系统。Ding 等人^[32]提出了一种基于数据驱动的锂电池热失控预警方法，该方法能够精准实现多步提前预测锂电池热失控状态。此方法充分利用了多模态数据的优势，包括高维度的热图像和低维的温度和电压数据。此外，他们还考虑了电池充电类型和充电速度作为分类数据。为了从多模态数据中提取关键特征，采用了元学习框架和多个特征提取器。这些特征提取器能够从热图像、电池电压和温度数据中提取与热失控状态密切相关的特征。在特征提取完成后，利用融合模块将图像、电压和温度三种特征进行高效融合，形成一个综合的特征表示。最后，通过设计一个高效的分类模块，利用上述特征表示成功实现锂电池热失控状态的多步提前预测。

几乎所有导致锂电池热失控的滥用原因，其核心特征均为内短路现象。因此，电池内短路的检测和预警成为国内外学者研究的焦点。在这方面，Feng 等人^[33]建立了电化学-热耦合模型，对电池内部短路时的故障特征进行了多层次的分析。借助模型，详细阐述了锂电池发生内短路时的各种故障特征，并将电池荷电状态和发热量的差异作为判断电池是否发生内短路的关键指标之一。提出了一种创新的锂电池在线内短路检测算法，该算法巧妙地利用电池电压差和温度信号作为指示器，能够实时、准确地判断电池是否出现内短路。Naha 等人^[34]提出的锂电池内短路实时检测方法基于等效电路模型和先进的数据驱动技术。该方法能够从每个电池充放电循环数据中精准检测并提取出与电池内短路相关的故障特征。为了模拟真实的事故场景，Naha 等人特意通过机械滥用引发电池内部短路。实验结果表明，该方法训练出的模型可以在任何设备上实现锂电池在线故障检测，并且故障检测准确率在 97% 以上。

综上所述，锂电池热失控的诱因主要聚焦于机械滥用、电滥用、热滥用以及内短路等方面，并据此发展出两类主要的锂电池热失控预警方法^[35-38]。第一类是基于锂电池热失控特征的预警方法，其核心在于检测与锂电池热失控密切相关特征的信号来实现预警。例如，监测锂电池是否出现过充电、过放电及内部短路等状态；检测锂电池的特有气体成分浓度；以及检测锂电池表面温度、内部温度和温升速率等参数。另一类则是基于数据驱动的锂电池热失控预警方

法，该方法无需构建复杂的电池等效模型，也不需要深入了解电池热失控的扩散机制，因此具有更广泛的适用范围和更简洁的预警流程。然而，此类方法的关键挑战在于获取大量高质量的训练数据，以确保预警模型的准确性和可靠性。这两类预警方法各有优劣，适用于不同的应用场景和需求。

1.2.2 数字孪生

数字孪生的概念最初于 2003 年由 Grieves 教授在美国密歇根大学开设的产品生命周期管理课程中提出，并为其赋予了明确的定义：是指一个或者一组真实产品的虚拟数字化复制品，能够在数字层面进行真实产品在模拟条件下的相关实验^[39]。美国空军研究实验室和美国国家航空航天局早期基于数字孪生技术开展了飞行器安全管理，不仅在全生命周期范围内监测飞机机身状态，还可以对飞机进行实时故障诊断和对未来状态的预测。但是，该概念和技术在 2003 年被提出时，因为当时物理产品的虚拟数字化模拟不够精确，相关的软硬件无法在数字层面上准确的描述物理产品的种种属性，以及相关的计算机、大数据、人工智能等技术不够成熟，并没有引起学术界的广泛关注。

伴随着物联网、云端技术、大数据等新技术的不断发展，分布式计算和大规模计算等计算机技术的成熟，以及机器学习等算法的创新，使得数字孪生技术迎来了春天。由于数字孪生技术具备虚拟与现实融合、实时交互联系、提高运行效率和生产力、以及增强决策过程等优点，目前已被国内外专家学者广泛应用到各领域产品全生命周期的各个阶段。如今，数字孪生技术已经成为创建智慧城市、搭建数字工厂、推动智能制造、维护产品生产运维等领域的关键技术，有助于实现更智能、更安全、更高效的可持续发展。

陶飞等人^[40]深入探索了数字孪生车间（Digital Twin Shop-floor, DTS）的概念，详细阐述了 DTS 的构建流程、显著特点和关键技术。Singh 等人^[41]研究了数字孪生的起源以及在不同领域的定义，提出了一个可以在任何行业及其应用中使用的数字孪生的统一定义，并探讨了数字孪生的优势和特点，讨论了数字孪生的未来应用以及与之相关的挑战。庄存波等人^[42]则对数字孪生体的诞生背景进行了深入剖析，揭示了产品数字孪生体的本质含义，并进一步提出了其体系结构及实施策略。在庄存波等人看来，数字孪生技术的兴起与进步不仅为

信息物理系统的构建带来创新的思维、方法和实施框架，更为人类运用虚拟模型探索和预测未知领域提供了革命性的理念和工具，引领全球步入一个全新的数字化时代。

目前，数字孪生技术在电池领域的应用比较新颖，受到国内外专家学者的重视。杨世春等人^[43]提出了一种创新的电池数字孪生构建方法，围绕电池数字孪生模型的相关概念和电池管理技术的发展趋势，针对该模型的发展和构建需求，详细剖析了构建电池数字孪生模型的六大基本准则。同时，从多个维度和尺度出发，系统地阐述了构建电池数字孪生模型的五个核心步骤。Qu 等人^[44]提出了一种锂电池性能退化评估模型，该模型基于数字孪生技术，能够精准估计锂电池在动态运行条件下的实际容量，从电池可测量参数中提取相关健康指标，从而对电池的性能退化进行评估。

Wang 等人^[45]提出了一种四层网络架构，旨在提升 BMS 的云端协作能力。同时，构建了电池的数字孪生模型，使得电池在整个生命周期范围内都能得到安全可靠的检测管理。此外，该研究还介绍了电池的状态估计和云辅助均衡等关键技术。实验结果表明，数字孪生模型有助于电池安全管理，全生命周期数据有助于构建电池管理系统的升级路线。Tang 等人^[46]设计了一种创新性的数字孪生电池系统框架，并提出了一种用于在北京客车动态应力试验条件下估计电池 SOC 的 HIF-PF 联合估计算法。此外，该系统还设计了电池端电压、工作电流监测以及可视化展示等核心功能。Li 等人^[47]提出了一种用于电池系统层面的云电池管理系统，通过云计算和物联网技术，所有与电池相关的数据都被测量并实时传输到云平台，从而为电池系统建立数字孪生模型，电池相关诊断算法可以评估电池数据并打开电池充电和老化水平的窗口。

对于锂电池来说，电池的安全可靠运行永远是最核心的技术问题。传统的电池管理系统主要包括电池参数检测、状态估计以及热管理等。目前，电池状态的估计精度已经有了很大的提高，但针对电池热管理的研究，由于其复杂的诱因和反应机理，通常难以对此有较好的控制方法，如何预警锂电池热失控的发生是电池管理迫切需要解决的问题。综上所述，温度对锂电池在实际运行过程中的性能特性、能量利用率、循环寿命以及安全性具有显著影响。因此，面对复杂多变的热失控可以考虑从锂电池内部温度入手，结合数字孪生技术，在

热失控来临前做出预警，不仅提高了锂电池的安全性，减少了事故的发生，也有助于电池管理系统和储能电站的发展。

1.3 论文主要研究内容

本文以三元锂电池为研究对象，针对目前锂电池热失控难以提前预警的问题，结合数字孪生技术，对锂电池热失控预警问题进行研究，本文的具体安排如下：

（1）绪论。深入阐述了锂电池热失控问题的研究背景和意义，系统梳理了国内外在这一领域的研究现状。在此基础上，介绍了数字孪生技术在锂电池应用方面的最新进展，阐明了其在解决锂电池热失控问题上的巨大潜力。

（2）锂电池热失控机理及预警方法。对锂电池热失控问题进行较为全面和深入的剖析，包括锂电池热失控的诱因、发展过程及预警方法，为后续锂电池数字孪生建模和热失控预警方案提供了理论基础。

（3）锂电池的电热耦合模型及其参数辨识。搭建电池实验平台，分析电池的产热情况，并建立了锂电池电热耦合模型。通过实验对电池的内部温度、表面温度以及环境温度等数据进行采集，计算获取锂电池温熵系数，并采用遗传算法（Genetic Algorithm, GA）对模型热参数进行辨识。

（4）基于 AEKF-KELM 的锂电池内部温度估计。对相关算法原理进行分析，改进了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波（Adaptive Extended Kalman Filtering, AEKF）算法与核极限学习机（Kernel Extreme Learning Machine, KELM）算法相融合的锂电池内部温度估计方法，并在多种温度下进行 1C 恒流充放电工况实验和动态应力测试（Dynamic Stress Test, DST）实验，对所提方法的有效性和先进性进行验证。

（5）锂电池数字孪生模型及热失控预警系统设计。介绍了搭建锂电池数字孪生模型的相关软件，阐述了锂电池数字孪生模型构建的基本要求，详细分析了锂电池数字孪生模型构建的基本流程，设计了可视化界面和热失控预警系统，并对热失控预警系统的实现效果进行评价。

（6）总结与展望。总结本文的主要研究内容，并根据本文研究的不足，对下一步的研究工作进行了展望。

第 2 章 锂电池热失控机理及预警方法

2.1 引言

锂电池因其具有超长寿命和绿色环保等诸多优点，被应用于各大领域，其安全性能一直受到广泛关注。鉴于锂电池热失控问题的严重性，本章进行了深入的研究与分析。首先，对锂电池热失控的多种诱因进行分析总结。然后，根据相关文献的调研，对锂电池热失控的发展过程进行全面的梳理与综述。最后，对现有的锂电池热失控预警方法进行了细致的归纳。为后续建立锂电池模型和设计锂电池热失控预警方案提供坚定的理论基础。

2.2 锂电池热失控诱因

如上文所述，锂电池热失控的主要诱因可以归纳为三种：机械滥用、电滥用以及热滥用。如图 2.1 所示，这三种诱因之间存在着密切的关联^[48-51]。具体来说，机械滥用如碰撞、挤压、针刺等会导致电池结构发生形变，进而引发内部短路，即电滥用现象。在电滥用过程中，电化学反应热和焦耳热会不可避免地产生，这些热量累积起来最终演化为热滥用。而热滥用则会引发电池内部温度急剧上升，进而触发一系列连锁反应，最终导致热失控的发生。这一过程揭示了锂电池热失控诱因之间的内在联系，为下文深入探究其发生机制提供了重要线索。

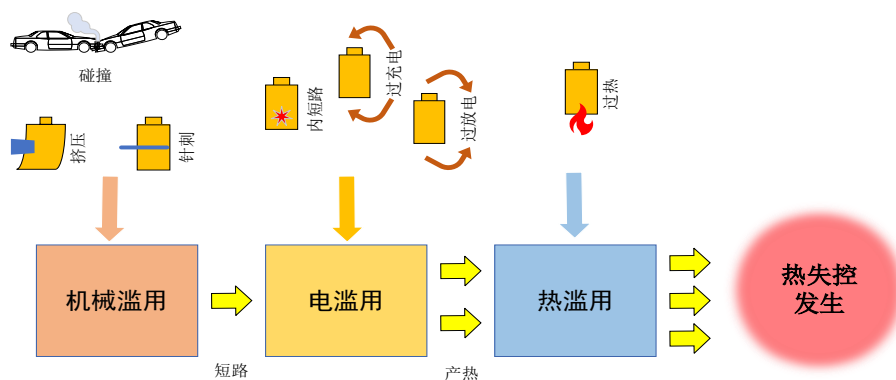


图 2.1 锂电池热失控诱因的内在联系

机械滥用现象在车辆碰撞事故时尤为常见，特别是在碰撞过程中，电池遭

受挤压甚至被尖锐物体刺穿的情况下。机械滥用往往会带来两种严重后果：一是锂电池内部的隔膜遭受破坏，导致正负极短接形成内短路，进而引发电滥用；二是电池内部的电解液发生泄漏，不仅直接影响电池的正常工作，还可能引发更为严重的二次危害。针对机械滥用引发的锂电池热失控问题，专家学者们深入研究了锂电池的材料性能，推导电池材料的力学特性公式，并据此构建电池机械滥用模型。为了更准确地模拟电池在机械滥用下的行为，研究人员主要通过针刺实验来模拟电池遭受外力冲击的场景，以此深入探索机械滥用诱发热失控的发生机理和发展过程。针刺实验旨在模拟电池在遭受外力冲击时可能发生的短路情况，在实验过程中，研究人员严格控制钢针按照预先设定的刺入深度和保留时间刺入电池内部，这一过程会导致电池的正负极板之间发生短路，从而使电池的能量在针刺部位迅速释放，最终触发热失控现象，如图 2.2 所示。



图 2.2 针刺实验

电滥用通常源于电池单体或者电池组的过度充电、过度放电以及内部短路等现象。其中，过度充电是锂电池热失控一个尤为常见的触发因素。由于电池各单体之间不可避免地存在性能差异，一旦 BMS 无法有效地监测到某节电池单体的电压状态，这节电池便可能陷入过度充电的风险之中。当电池端电压超过设定的安全阈值后，电流仍可能被强制注入电池内部，导致电池内部积聚大量能量，在这种情况下，电池发生热失控的可能性会急剧上升，严重威胁电池安全使用。

图 2.3 为锂电池过度充电原理图。首先，当过多的锂离子涌入负极板时，负极板会形成锂枝晶。同时，正极板中的锂离子不断脱嵌，导致其晶格结构塌陷并释放氧气。更为严重的是，在过度充电过程中，锂电池内部的电解液会发

生失稳反应，产生大量的热。当锂离子完全脱离正极板后，电池端电压会急剧攀升。这一系列的放热反应和产气反应相互叠加，极大地加速了电池热失控的发生。锂电池正负极的容量比例、正负极材料的选择以及电池的散热环境等因素，都会对锂电池的过度充电过程产生显著影响。尽管目前国内外关于锂电池过度充电的实验研究已颇为丰富，但这些研究大多通过对电池材料进行优化和改进，以预防电池过度充电现象的发生，对于过度充电过程的数学建模研究仍显得相对匮乏。

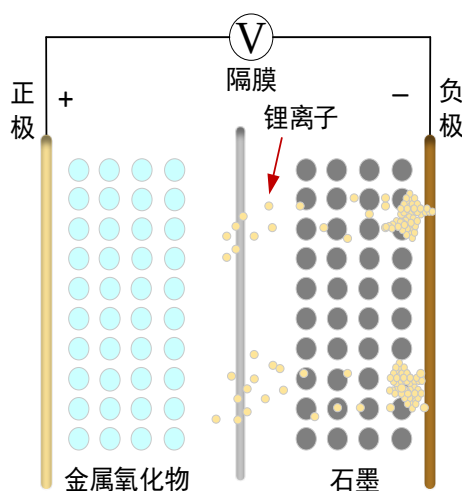
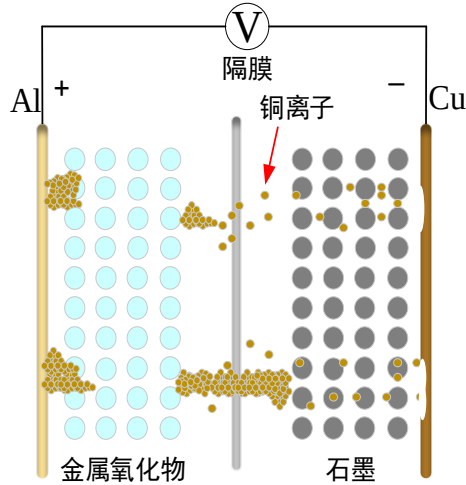


图 2.3 锂电池过度充电原理图

过度放电是另一个与过度充电相对应的常见的锂电池热失控诱因，其机理与其他诱因显著不同，容易被忽视但却具有潜在的危险性。对于串联电池组来说，一旦某节电池单体过度放电，其他电池单体也会被强制过度放电，甚至可能会出现电池电压为负的极端情况。图 2.4 是锂电池过度放电原理图，由图可知，在锂电池过度放电过程中，负极的铜集流体会发生溶解。随着锂离子的不断脱嵌，负极电位逐渐攀升，当电位达到铜集流体的溶解阈值（3.5V）时，铜集流体开始发生电解，转变为二价铜离子并融入电池电解液中。电解后的铜离子随后穿越隔膜抵达正极，并在正极处因电势差的作用被还原成铜，逐渐形成铜枝晶。随着铜枝晶的不断累积生长，存在铜枝晶穿透隔膜的风险，最终可能诱发热失控。

还需特别注意的是，过度放电后的电池会在电池组内引发严重的不一致性问题，如果无法准确检测出电池已经过度放电，那么在不断地充放电循环中，这些电池可能会成为负担，使得电池组存在安全隐患。简而言之，只要电池组

内有任何一节电池单体发生过度放电，就必须对电池的整体安全性能进行重新评估，否则，电池组可能潜藏着安全隐患，大大增加电池内部短路甚至热失控的发生概率。



局部过热作为锂电池热失控的常见诱因，常常在电池组内悄然发生。电池组内各单体之间的内阻差异会导致热源分布的不均衡。此外，所处环境的通风条件、各电池单体散热系数的不同，也会加剧电池组内的热不一致性。这种热不一致性与电池循环寿命紧密相连，形成了一种恶性循环。更为严重的导致电池局部过热的原因是接触电阻的异常增大。在电池组中，金属接头通常用于连接各单体。然而，一旦金属接头出现松动，就会导致局部接触电阻急剧上升，进而诱发连接处电池的热失控。为了研究热滥用对锂电池热失控的影响，外部加热已成为一种常见的实验手段。通过电热棒或高低温试验箱对电池进行加热，可以加速热失控的发生，从而更深入地了解其机理和过程。

锂电池内部短路是绝大多数热失控事件的共同现象，是触发热失控的一个核心环节。简而言之，当电池隔膜因被刺穿或者溶解失效而导致正负极活性材料相互接触时，由于两者间存在的电势差，会引发内部放电，并伴随大量热量的产生。这一现象是锂电池热失控过程中的一个关键共性特征。

如图 2.5 所示，锂电池的内短路可以分为三种：（1）由于机械滥用，如车辆碰撞、挤压或针刺等可能导致锂电池隔膜受到外力局部破损，从而引发内短路；（2）由于电滥用，如过度充电或过度放电等使金属枝晶在锂电池内部不断累积生长，最终穿过隔膜孔隙使正负极接触，造成内短路。（3）由于热滥用，

如在高温环境下，锂电池隔膜可能因大范围热收缩而崩溃，导致正负极接触，进而引发内短路。然而，内短路的初期并不一定会触发锂电池热失控，它可能仅会在电池内部构成放电回路，导致电池持续放电和温度升高。值得注意的是，第二种内短路并非仅由电滥用引发，在锂电池的生产制造工艺中，若电池内部混入其他杂质，也可能引发内短路。这种由杂质导致的内短路演变周期较长，可能发生在锂电池使用的整个生命周期中的任何阶段，这种现象被称为自引发内短路。

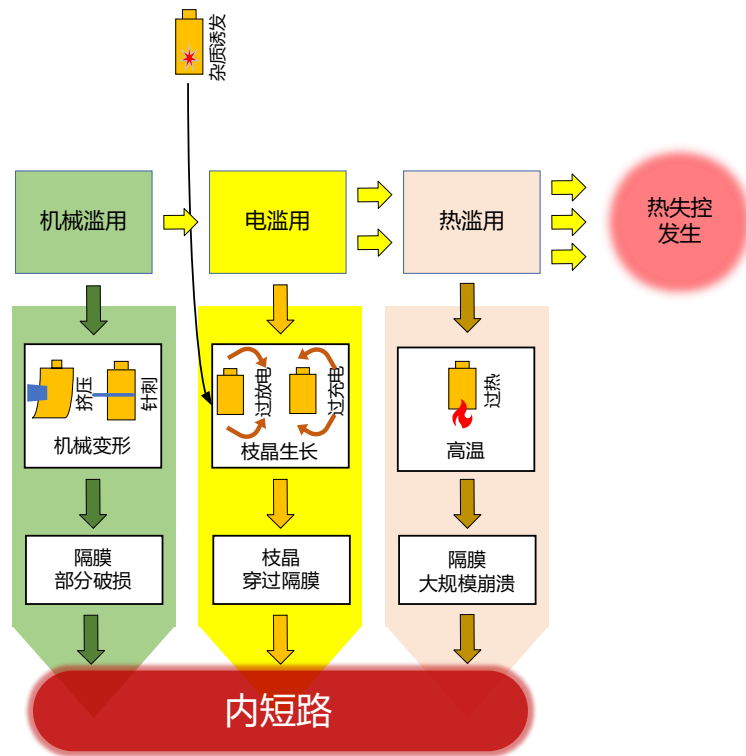


图 2.5 锂电池内短路诱因

目前，根据国内外专家学者们的研究，本文总结得出主要的 4 种模拟锂电池发生内短路的实验方案，具体如下：（1）使用无尖圆杆挤压电池；（2）在锂电池内部加入杂质并进行充放电循环；（3）使用钢针对锂电池进行穿刺，破坏锂电池隔膜造成内短路，即进行针刺实验；（4）在隔膜某部分使用相变材料替换隔膜材料，在高温条件下，相变材料分解，正负极短接，即造成锂电池内短路。然而，由于锂电池内短路的特征表现尚未完全明确，目前国内外并未形成公认的内短路实验。鉴于内短路模拟实验的实现难度以及替代方案存在的争议，一种基于锂电池电化学-产热-传热耦合机理的研究方法逐渐受到关注。该方法通过建立不同的锂电池等效内短路模型，来探究不同内短路情况下锂电池电热

耦合特性的演变规律，即“等效模型法”。

综上所述，内短路不仅是锂电池热失控的共性现象，更是热失控诱因研究中的一大难题，其复杂性使得相关研究仍面临诸多挑战。目前，仍需不断探索更为合理的锂电池内短路模拟实验方案，以加深对内短路机制的理解。同时，在内短路建模方面，也需要进一步深入研究，以提高模型的准确性和预测能力。此外，自引发内短路在导致锂电池热失控之前，存在一个较长的演变过程。因此，探究自引发内短路的相关特征并进行早期检测预警，对于锂电池安全管理系统完善至关重要，这也是当前急需得到解决的关键问题之一。

2.3 锂电池热失控发展过程

目前，国内外专家已经对锂电池单体的热失控发展过程展开了深入的研究。如图 2.6 所示，图中为本文综合多篇国内外文献所总结的电池主要组成部分在高温下的反应和相对放热量^[52-57]。锂电池在热失控的演变过程中，按照温度由低到高的顺序，将经历以下阶段：首先是高温导致电池容量衰减；接着是固体电解质界面膜（Solid Electrolyte Interface, SEI）发生分解；随后，电池负极与电解液开始相互作用；紧接着，电池隔膜开始熔化；然后，电池正极开始经历分解过程；随后，电池内部的电解液也发生分解；在更高的温度下，负极与粘接剂之间也会发生反应；最终，电池电解液燃烧。这些过程揭示了锂电池热失控的复杂性和危险性，为后期深入研究和防范锂电池热失控提供了重要参考。

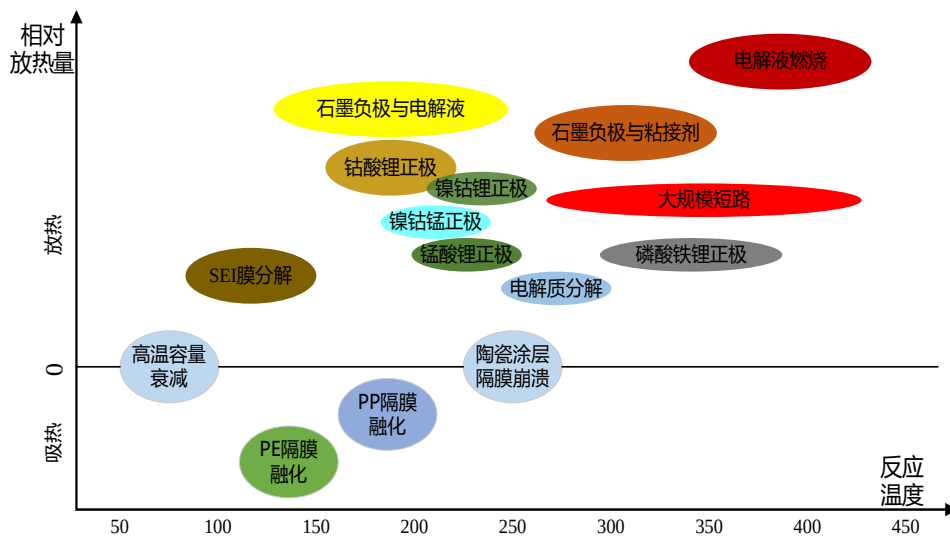
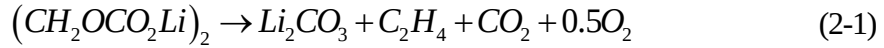


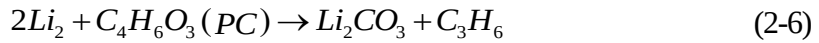
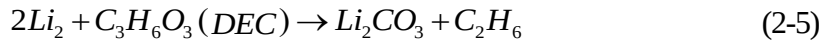
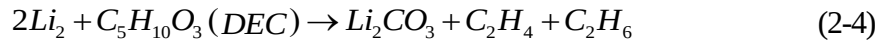
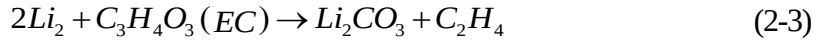
图 2.6 锂电池热失控发展过程示意图

在锂电池内部电化学反应产热之前，存在一个高温导致的电池容量衰减过程，也可称之为高温自放电问题或高温耐久性问题。普遍观点认为，在高温条件下，电池内部副反应加速，进而导致容量的衰减。经过高温耐久性实验后发现，锂电池的正负极内阻均会有所增加，尤其是负极内阻的增大更为显著。这是因为在高温环境下，部分锰离子和铁离子会溶解进电解液中，并在电池负极处积聚，使得负极内阻上升。锂电池容量的衰减分为可逆和不可逆两个部分。在早期，容量衰减主要是因为锂离子进入电解液中，属于可逆过程。当锂电池处于较低温度时，电压下降和不可逆容量的损失主要归因于锂离子的损失；而在高温环境下，电池内部的活性物质会受到破坏，但相对地，锂离子含量可能会增加。此外，高温自放电现象则主要源于锂离子通过电解液在电池正负极之间的迁移。

随着锂电池温度的持续攀升，电池内部将触发一系列的电化学反应并释放热量。首当其冲的是 SEI 膜的分解反应，这一过程通常发生在 80~120°C 的温度范围内。若电池 SEI 膜的主要构成物质为 $(CH_2OCO_2Li)_2$ ，则 SEI 膜分解反应的化学方程式可以据此推导为



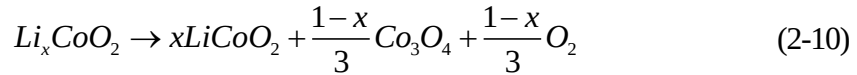
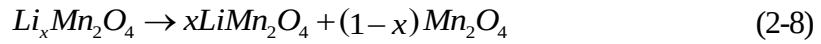
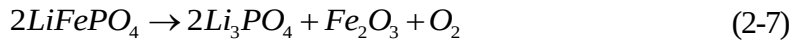
在高温环境下，一旦 SEI 膜开始分解，嵌入负极的锂金属便会直接与电池电解液接触，进而引发化学反应并释放大量热量，促使电池温度继续攀升。电池负极与电解液的化学反应式，如式（2-3）-式（2-6）所示：



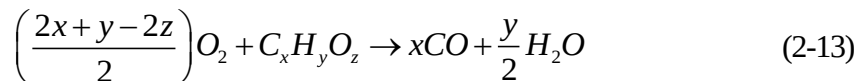
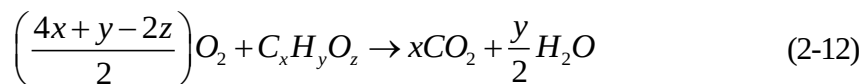
随着锂电池负极与电解液之间化学反应的持续进行，电池温度持续升高。当温度升到电池隔膜的分解温度时，隔膜将开始分解并受热发生收缩，进而产生闭孔现象。值得注意的是，隔膜的分解反应是一个典型的吸热过程，此过程

会显著减缓电池的温升速率，甚至在某些情况下可能出现温度下降的现象。隔膜闭孔后，一个明显的现象是电池内阻急剧增加。电池内阻的增大，实际上触发了电池的关断效应，在一定程度上有助于减轻电滥用对电池造成的损坏。然而，在高温环境下，电池内部电流几乎为零，这使得隔膜的关断效应在阻断电池热失控方面的效果十分有限。随着锂电池温度的持续攀升，隔膜在完成闭孔后会继续收缩。这种收缩可能会引发电池内短路，内短路会产生大量的热，进一步加速隔膜的分解过程，形成一个恶性循环。

锂电池隔膜失效后，当温度达到 300℃以上时，电池正极开始发生分解反应。目前市场上主流的锂电池正极材料包括磷酸铁锂正极（LFP， LiFePO_4 ）、锰酸锂正极（LMO， LiMn_2O_4 ）、三元正极（NCM， $\text{LiNi}_x\text{Co}_y\text{Mn}_z\text{O}_2$ ）以及钴酸锂正极（LCO， LiCoO_2 ）。这些正极材料的分解反应活性有所不同，其中，钴酸锂正极活性最高，磷酸铁锂正极活性最低。各类正极材料发生分解反应的化学方程式分别如式（2-7）-式（2-10）所示：



随着锂电池温度的持续升高，电解液同样会经历分解反应。锂电池的电解液是由锂盐按特殊比例溶解于有机电解液溶剂中制得。在高温条件下，电解质盐发生分解反应的化学方程式如式（2-11）所示，这一反应具有可逆性；有机电解液与氧气的化学反应方程式如式（2-12）和式（2-13）所示。电池正极和电解液分解反应中释放出的热量是导致锂电池热失控的关键因素。



2.4 热失控预警方法

当前主流的锂电池热失控预警方法可归纳为三种（如图 2.7 所示）：一是基于锂电池内部电气特性的预警；二是通过监测锂电池温度来实现预警；三是观察锂电池的异常现象进行预警。在锂电池热失控的初期阶段，电池端电压、工作电流、温度以及内阻等关键参数均会呈现出显著的变化。然而，随着热失控进入中后期，锂电池可能会释放气体、产生烟雾甚至起火等，此时热失控已经无法得到抑制。因此，对锂电池热失控的早期预警至关重要，需要密切关注电池的电气特性参数和热特性参数的变化。目前，关于锂电池热失控预警技术的研究主要是从电池滥用的角度出发，探讨单一变量对热失控的影响及其发生机制，通过实验手段，如针刺实验、绝热加热实验、内短路实验以及过充过放实验等，模拟锂电池热失控的真实场景。同时，结合模型估计和算法估计，对锂电池热失控进行预警，防止热失控的发生。基于等效模型和数据驱动的热失控预警方法如图 2.8 所示。

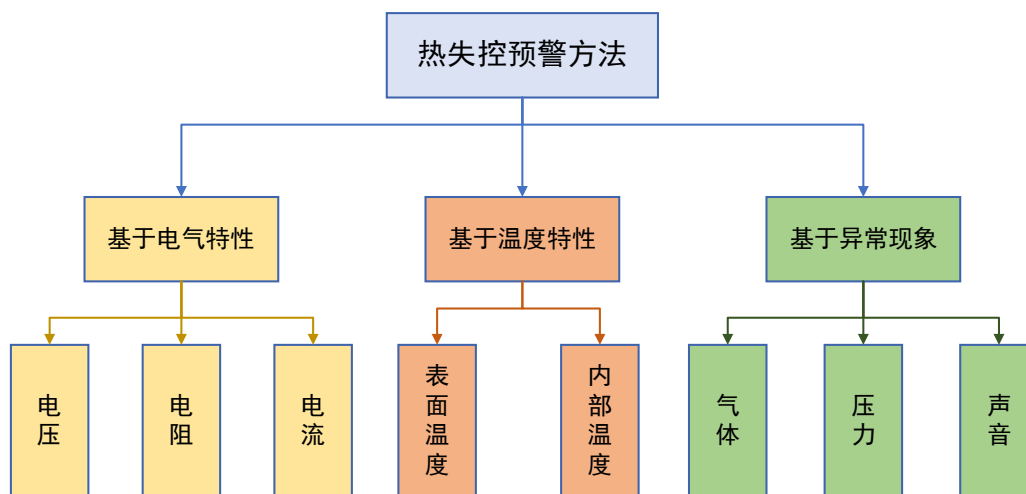


图 2.7 锂电池热失控预警方法

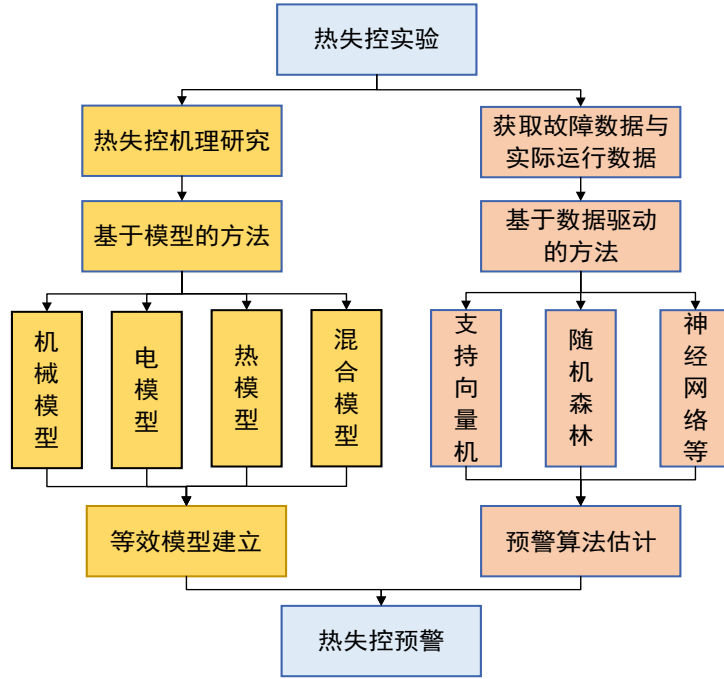


图 2.8 基于等效模型和数据驱动的热失控预警方法

目前，锂电池热失控预警方法主要聚焦于电池的热特性参数。锂电池热失控发生时，其内部温度与表面温度的差异可能高达 20°C ，这一温差对于准确预警至关重要。然而，测量锂电池内部温度通常需要在专业的实验室环境中，采用特殊的工艺完成，操作复杂且成本高昂。此外，不当的传感器布置或实验操作可能导致电池内部短路、电解液泄露等风险，进一步增加了预警的难度。为了克服这些问题，研究人员通过构建电池等效热模型，利用表面温度来估计电池内部温度，通过实验证明，基于等效热模型的内部温度估计是有效且可行的。除了建立锂电池的等效热模型，还可以将电池的电特性与热特性相结合，构建一种电热耦合模型，用于预警锂电池热失控现象。

除了基于模型的锂电池热失控预警方法以外，基于数据驱动的热失控预警方法也受到国内外广泛关注。例如，基于锂电池端电压残差阈值的热失控预警方法。该方法结合了神经网络算法和等效电路模型，通过估计锂电池运行过程中端电压的变化，并与实际电压进行比较，来判断是否超过了设定的阈值，从而判断锂电池是否发生热失控。这种方法虽然能够有效地判断锂电池热失控，但其准确性容易受到噪声或者算法估计精度等因素的影响。此外，还有一种基于熵理论的锂电池电压故障诊断方法，然而这种方法主要适用于特定工况下的电池运行过程，其适应范围相对有限。

综上所述，基于数据驱动的锂电池热失控预警方法主要是通过对比正常端电压与估计电压来实现的。但是，目前锂电池热失控故障数据的稀缺性成为了制约这种方法发展的一个主要因素。大部分锂电池热失控故障数据均来源于实验室研究获取，与电池在实际运行工况下的数据存在明显的差异。因此，为了进一步提高基于数据驱动的锂电池热失控预警方法的准确性和可靠性，仍需不断探索和改进数据获取和处理的方法，以便更好地满足相关算法对数据的需求。

以上所述的锂电池热失控预警方法主要考虑的是单一电池信号的检测，而在实际运行工况下，电池信号可能会受到噪声、测量精度或者其它潜在故障的干扰。为了提高预警的可靠性，一些专家学者开始探索多种电池信号共同作用下的锂电池热失控预警方法。例如，通过温度传感器实时监测电池的温度响应，并引入一个与电池温度紧密相关的虚拟温度参数作为热失控的关键指标。在此基础上，综合考虑电池表面温度、虚拟温度以及端电压的变化，建立锂电池热失控预警模型。同时，也可以在考虑电池温度的基础上，加入 SOC、特征气体以及挥发性有机化合物的检测。通过综合分析这些信息，建立多特征预警模型。

无论是通过构建锂电池等效模型还是应用数据驱动算法，锂电池热失控早期预警的核心思路都在于通过分析电池数据来监测关键特征参数是否出现异常变化，从而为可能发生的热失控预留更多的处理时间。

2.5 本章小结

本章对锂电池热失控的多种诱因进行了全面分析，详细阐述了锂电池热失控的发展过程，并对锂电池热失控预警方法进行较为深入的剖析，为后续构建锂电池的数字孪生模型以及制定热失控预警方案奠定了坚实的理论基础。

第 3 章 锂电池的电热耦合模型及其参数辨识

3.1 引言

通过上文分析可知，锂电池的内部温度可以作为热失控预警信号，在热失控早期就可以发出警告，但锂电池的内部温度通常无法直接测量得到，一般需要借助电池可测量的状态量，通过相关算法进行估计。锂电池的电热耦合模型能够很好的表征电池的热特性，并且能从模型中推导出对应的状态方程。本章通过相关实验计算得到锂电池的温熵系数，建立锂电池的电热耦合模型，并采用遗传算法对模型的热物性参数进行辨识。

3.2 锂电池电热耦合模型的建立

3.2.1 锂电池的产热机理

锂电池的产热行为根据其反应类型的不同，可以细分为以下 4 个主要部分：

（1）焦耳热：由于锂电池的内部结构复杂，包括多个组成部分，每个部分都存在一定的欧姆内阻，并且这些内阻在有电流流过时会产热，产生的这部分热量称之为焦耳热。（2）极化热：电池中的锂离子在充放电过程中会不断地进行扩散和运动，这种扩散和运动过程中产生的热量称之为极化热。极化热又可以进一步细分为浓度差极化、电化学反应极化以及电阻极化三个部分。（3）电化学反应热：在电池充放电时，内部的锂离子在正负极之间的迁移所产生的热量称之为电化学反应热。（4）副反应热：由于锂电池出现异常现象，如过充电、过放电、自放电或者温度急剧升高等情况下，电池内部的电解液和电极材料发生分解反应所产生的热量称之为副反应热。但在锂电池正常运行状态下，副反应热可以忽略不计，所以，在本文的研究中省略了副反应热。根据 Bernardi 生热模型，锂电池的产热速率 Q_{re} 可分为不可逆热、可逆热、电化学反应热与副反应热四个部分^[58]。在锂电池正常的充放电循环中，前两部分热是主要的热量来源，占据了绝大部分的产热量，而其他因素所产生的热量在一般情况下则显得微乎其微，可以忽略不计。因此，锂电池最终的产热速率如式（3-1）所示：

$$Q_{re} = I(V - OCV) + IT \frac{dOCV}{dT} \quad (3-1)$$

式中， I 为锂电池工作电流； V 为锂电池端电压； OCV 为锂电池开路电压； T 为锂电池内部温度； $\frac{dOCV}{dT}$ 为锂电池的温熵系数。

3.2.2 电热耦合模型

为了更精确地求解锂电池内部温度，本文基于一系列合理假设建立了锂电池电热耦合模型。具体假设如下：

(1) 假设锂电池的热量主要源于其内部，且热量传递的路线是从电池内部经由电池表面至其所处的外部环境。在这一过程中，假定热量的传递是均匀的，不存在显著的热量积聚或流失。

(2) 通过相关文献查阅可知，在锂电池热量传递过程中热辐射占比极小，因此本文在建模过程中没有考虑热辐射因素。

(3) 由于锂电池内部电解质的流动性有限，导致热对流在热量传递中的贡献较小。因此，本文在构建电热耦合模型时，省略了热对流的影响。

(4) 为了简化模型并方便计算，我们假设电池外壳的温度分布是均匀的，即不考虑外壳上可能存在的温度梯度。

基于以上假设，如图 3.1 所示，建立锂电池的电热耦合模型。图中的 C_c 与 C_s 用来表示锂电池内部与电池外壳的热容； R_i 与 R_o 分别表示电池内部与电池外壳的热阻； T_{in} 、 T_s 与 T_{amb} 分别表示电池的内部温度、表面温度与环境温度； Q_{re} 为锂电池的产热速率。

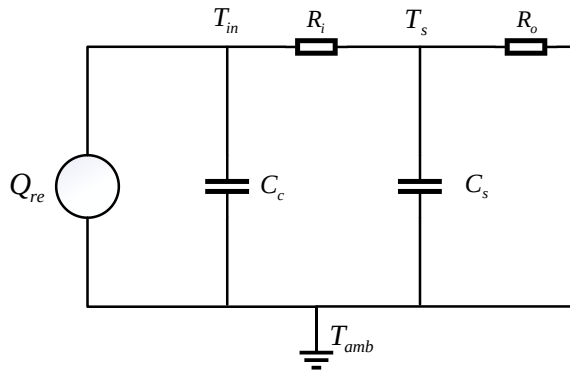


图 3.1 锂电池电热耦合模型

根据图 3.1 所示等效电路基于电路模型转换关系，以及结合基尔霍夫电流定律等相关知识，可推导得锂电池电热耦合模型的数学表达式为

$$\begin{cases} C_c \frac{d(T_{in} - T_{amb})}{dt} = Q_{re} - \frac{T_{in} - T_s}{R_i} \\ C_s \frac{d(T_s - T_{amb})}{dt} = \frac{T_{in} - T_s}{R_i} - \frac{T_s - T_{amb}}{R_o} \end{cases} \quad (3-2)$$

令 $T_{in} - T_{amb} = T_{ia}$ ， $T_s - T_{amb} = T_{sa}$ 可得：

$$\begin{cases} C_c \frac{dT_{ia}}{dt} = Q_{re} - \frac{T_{ia} - T_{sa}}{R_i} \\ C_s \frac{dT_{sa}}{dt} = \frac{T_{ia} - T_{sa}}{R_i} - \frac{T_{sa}}{R_o} \end{cases} \quad (3-3)$$

对式（3-3）进行拉普拉斯变换并离散化可得：

$$\begin{cases} T_{ia}(k+1) - T_{ia}(k) = \frac{\Delta t}{C_c} * Q_{re} - \frac{\Delta t}{R_i C_c} * (T_{ia}(k) - T_{sa}(k)) \\ T_{sa}(k+1) - T_{sa}(k) = \frac{\Delta t}{R_i C_s} * (T_{ia}(k) - T_{sa}(k)) - \frac{\Delta t}{R_o C_s} * T_{sa}(k) \end{cases} \quad (3-4)$$

式中，本文取 $\Delta t = 1s$ 。

然后对式（3-4）化简可得：

$$\begin{cases} T_{ia}(k+1) = (1 - \frac{\Delta t}{R_i C_c}) * T_{ia}(k) + \frac{\Delta t}{R_i C_c} * T_{sa}(k) + \frac{\Delta t}{C_c} * Q_{re} \\ T_{sa}(k+1) = \frac{\Delta t}{R_i C_s} * T_{ia}(k) + (1 - \frac{\Delta t}{R_i C_s} - \frac{\Delta t}{R_o C_s}) * T_{sa}(k) \end{cases} \quad (3-5)$$

令 $\mathbf{x} = [T_{ia}, T_{sa}]^T$ ， $u = Q_{re}$ ， $y = T_s$ 可得：

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{\Delta t}{R_i C_c} & \frac{\Delta t}{R_i C_c} \\ \frac{\Delta t}{R_i C_s} & 1 - \frac{\Delta t}{R_i C_s} - \frac{\Delta t}{R_o C_s} \end{bmatrix} * \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C_c} \\ 0 \end{bmatrix} * u \\ y(k+1) = [0, 1] * \mathbf{x}(k+1) \end{cases} \quad (3-6)$$

式中，待辨识的参数有 R_i 、 R_o 、 C_c 以及 C_s 。

3.3 电热耦合模型的参数辨识

3.3.1 实验平台搭建

如图 3.2 所示，锂电池实验平台由多个部分构成，包括高低温试验箱、电池测试系统以及上位机。其中，电池测试系统涵盖电池电压、电流和温度采集模块，同时负责对电池下达充放电指令。高低温试验箱用于精准控制电池所处的环境温度。上位机则负责实验数据的采集，确保实验数据真实完整。

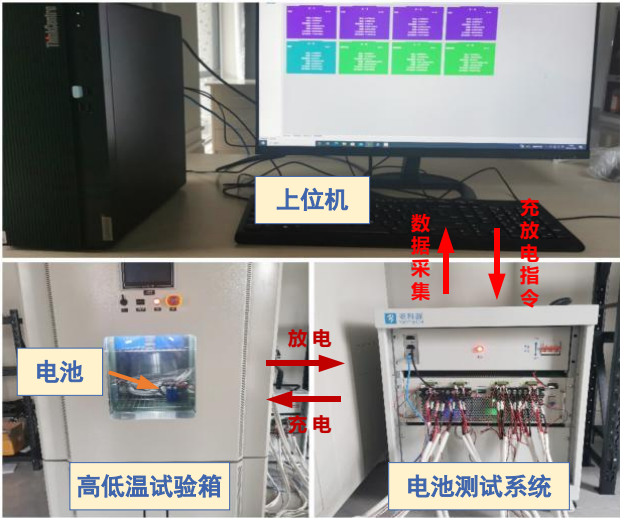


图 3.2 实验设备图

本文的实验对象为某公司生产的三元锂电池，额定容量为 40Ah，额定电压为 3.7V，电池的基本参数如表 3.1 所示。

表 3.1 三元锂电池基本参数

项目	参数
额定容量 (Ah)	40
额定电压 (V)	3.7
工作温度 (°C)	-20~55
充电截止电压 (V)	4.2V
放电截止电压 (V)	2.9V
充电截止电流 (A)	2
循环寿命 (次)	>1000

电池测试系统选用深圳亚科源公司生产的 BTS5-60-8CH 单体测试设备。该

设备最大输出电压为 5V，单个通道最大输出电流为 60A，共有 8 个通道可以同时运行，并且具有恒流、恒压、恒流恒压、脉冲、恒功率、循环和静置等多种工作方式，基本涵盖了所有电池测试工艺。

高低温试验箱选用该公司生产的 YKYTECH408L，基本参数如表 3.2 所示，可以满足电池测试的各种要求。

表 3.2 高低温试验箱基本参数

项目	参数
内部容积 (L)	408
温度范围 (°C)	-10~+150
温度均匀度 (°C)	≤±2
升温速度 (°C/min)	≥3
降温速度 (°C/min)	≥1

在锂电池内部嵌入热电偶会不可避免地破坏电池的物理和电化学特性。由于受到实验条件的限制，同时为了减小热电偶温度传感器内嵌对锂电池正常工作的影响，本文研究实验在电池正面中心位置安装一个热电偶传感器，将另外一个热电偶传感器夹持在两节电池之间，采用绝缘耐高温胶带对电池进行捆绑，减小空气流动对温度的影响，从而能够在实验过程中同时测量电池表面温度和内部温度。电池测试系统与上位机实现实时传输，并通过相关软件同步和保存电池电压、电流、温度等数据，采样周期均为 1s。

3.3.2 温熵系数的测量

锂电池的温熵系数 $\frac{dOCV}{dT}$ 是指电池电压对温度的导数，其数值在不同 SOC 下都有所不同。锂电池内部复杂的化学反应，是致使电池在充电和放电过程中生热规律不同的根本所在，温熵系数用于计算电池的化学反应产热，是影响模型准确性的关键参数。锂电池的温熵系数可以通过直接测量法计算获取，这种方法的核心在于，在特定的温度和 SOC 条件下，测量电池 OCV 值的变化，并基于曲线拟合和相应的计算公式求得电池的温熵系数。

本文采用 Thomas 等人^[59]提出的方法进行实验，通过在一定的 SOC 条件下，不断的改变锂电池所处的环境温度。具体的实验步骤如下：

- a) 将待测电池放置在恒定的 25°C 环境下静置 1h

- b) 以 1C 恒定电流充电至电压达到预设的充电截止电压
- c) 以恒压充电至电流降至预设的截止电流
- d) 在 25°C 的环境中再次静置 5h
- e) 将电池的环境温度调至 15°C，静置 3h
- f) 将电池的环境温度调至 5°C，静置 3h
- g) 将电池的环境温度调至 35°C，静置 3h
- h) 将电池的环境温度调至 25°C，静置 3h
- i) 以 1C 恒流放电 6min
- j) 重复步骤 d) 到 i)，至电压达到预设的放电截止电压时停止实验

通过记录不同温度下、特定 SOC 条件下的锂电池 OCV 变化值，利用公式 (3-7) 进行曲线拟合，拟合结果中的参数 b 即代表该 SOC 下的温熵系数值。

$$OCV = a + bT + cT^2 \quad (3-7)$$

式中， OCV 为各温度下电池的开路电压值； T 为电池温度； a 、 b 、 c 为曲线拟合的参数。

将实验数据进行整合，如表 3.3 所示，并利用式 (3-7) 对电池开路电压和温度进行曲线拟合，得到电池温熵系数，即式中参数 b 的值，图 3.3 为 25°C 下锂电池 OCV-SOC 曲线图。然后，利用公式 (3-8) 将得到的温熵系数值进行曲线拟合，最终得到的温熵系数曲线如图 3.4 所示。

$$\frac{dOCV}{dT} = a + bSOC + cSOC^2 + dSOC^3 + eSOC^4 + fSOC^5 \quad (3-8)$$

表 3.3 锂电池不同 SOC 与温度组合下 OCV 实验数据

SOC	温度 (°C) / 电压 (V)			
	25	15	5	35
100%	4.1780	4.1780	4.1790	4.1750
89.7%	4.0560	4.0570	4.0580	4.0557
78.9%	3.9430	3.9440	3.9450	3.9430
68%	3.8330	3.8330	3.8330	3.8340
57.2%	3.7420	3.7420	3.7410	3.7440
46.3%	3.6820	3.6810	3.6800	3.6840
35.8%	3.6390	3.6390	3.6390	3.6410
25.7%	3.5940	3.5960	3.5970	3.5959
15.7%	3.5390	3.5420	3.5430	3.5410
5.6%	3.4800	3.4840	3.4851	3.4801
0	3.2040	3.2180	3.2250	3.2180

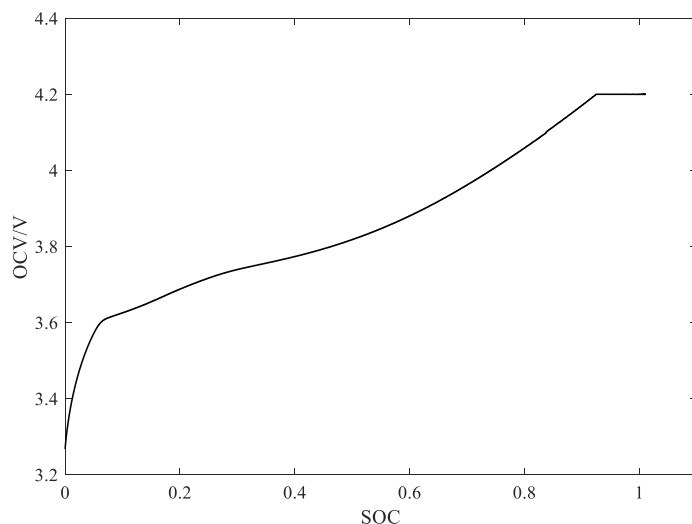


图 3.3 25°C 下锂电池 OCV-SOC 曲线图

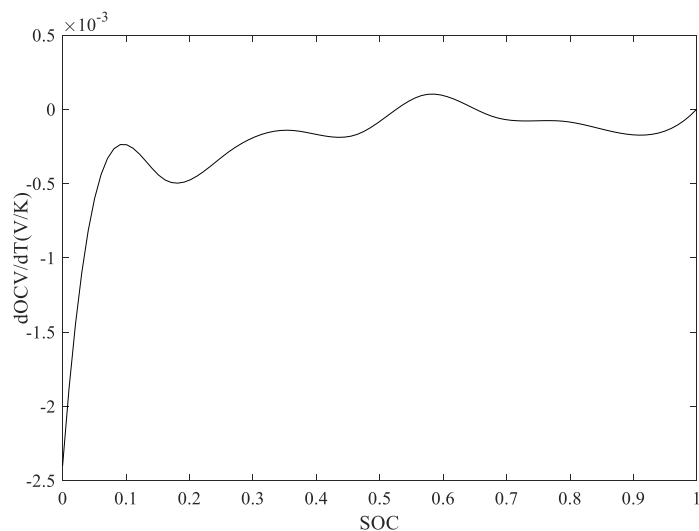


图 3.4 锂电池温熵系数曲线

3.3.3 热物性参数辨识

本文在 25°C 下对锂电池进行 1C 恒流充放电循环实验，采集电池在充放电过程中的电压和电流数据，实验数据如图 3.5 和图 3.6 所示。通过这些数据绘制出了电池产热率曲线，如图 3.7 所示。并利用相关数据采用遗传算法对电池热物性参数进行辨识，遗传算法的实施步骤如下：

步骤 1：基于锂电池的电热耦合模型，首先需要确定遗传算法的参数，包括参与进化的个体数量和算法运行的遗传次数等。

步骤 2：明确待辨识参数的搜索范围，设定参数的上下边界条件，以确保搜索过程在合理的范围内进行。

步骤 3：初始化种群，并设定一个目标函数作为评价种群优劣的标准。计算出每个种群对应的误差，并据此得出每个种群的适应度。如果当前种群满足预设的辨识要求，则算法结束；否则，继续执行下一步。

步骤 4：根据适应度的高低，筛选出误差较小的参数解并保留下来。这一过程确保优秀基因的传承。

步骤 5：对种群进行交叉和变异操作，生成新的个体，并将这些新个体与上一代种群进行选取重组，形成新一代种群，并重新计算其适应度。

步骤 6：不断重复以上步骤，直至达到算法的终止条件，完成整个遗传算法的迭代过程。

本文设定的适应度函数如式（3-9）所示：

$$f = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (T_{in,k} - \hat{T}_{in,k})^2 + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (T_{s,k} - \hat{T}_{s,k})^2} \quad (3-9)$$

式中， $T_{in,k}$ 和 $T_{s,k}$ 为实验测量得到的锂电池内部温度和表面温度； $\hat{T}_{in,k}$ 和 $\hat{T}_{s,k}$ 为锂电池电热耦合模型拟合得到的内部温度和表面温度； f 为适应度函数值， f 越小，代表拟合精度越高。本文设置遗传算法迭代次数为 150 次，模型参数搜索上限为 $ub = [10, 10000, 10, 100]$ ，搜索下限为 $lb = [0, 0, 0, 0]$ 。图 3.8 为遗传进化过程图，热物性参数的最终识别结果如表 3.4 所示。

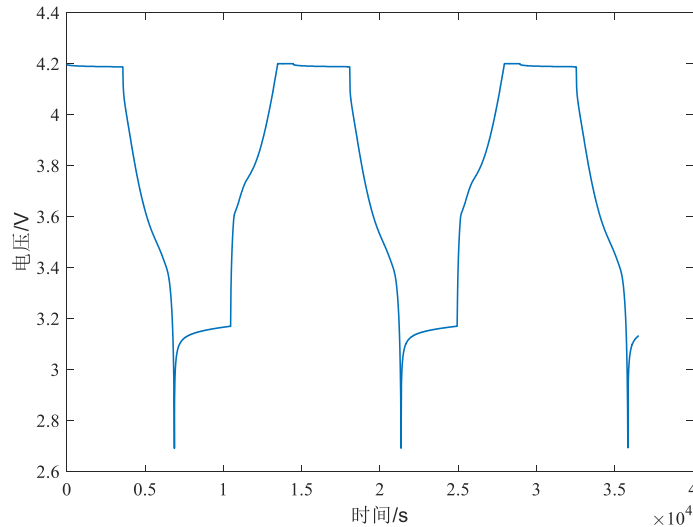


图 3.5 1C 恒流充放电循环电压

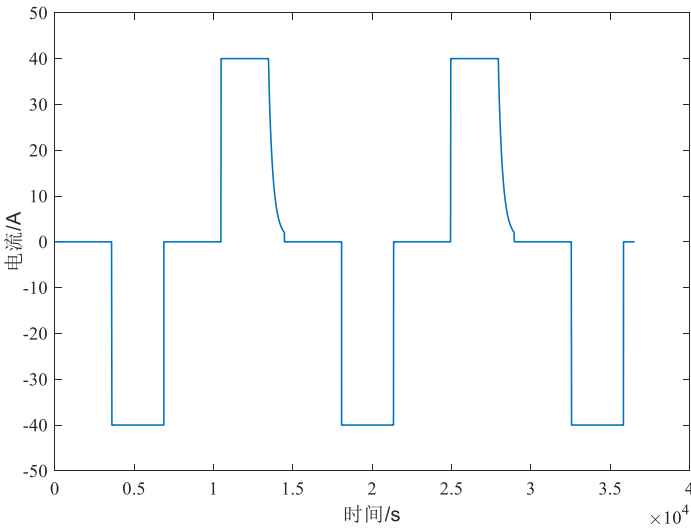


图 3.6 1C 恒流充放电循环电流

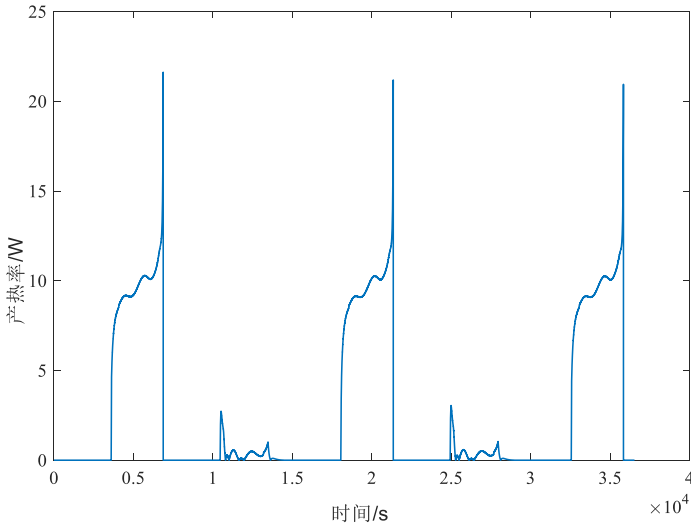


图 3.7 1C 恒流充放电循环产热率

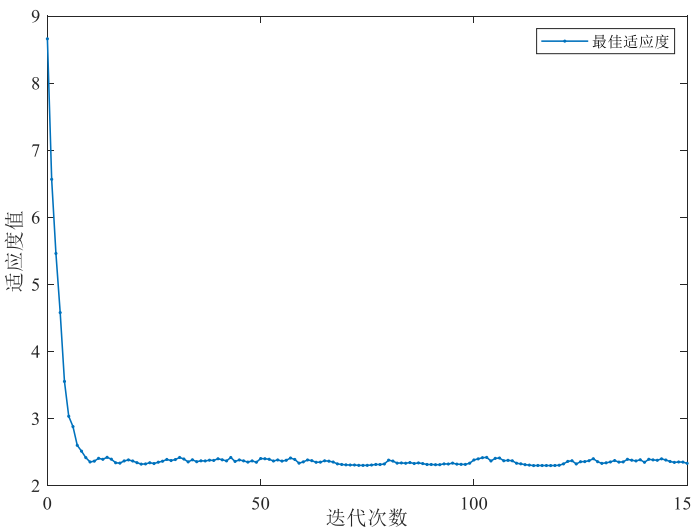


图 3.8 遗传进化过程图

表 3.4 锂电池热特性参数辨识结果

参数	$R_i(\text{K/W})$	$R_o(\text{K/W})$	$C_c(\text{J/K})$	$C_s(\text{J/K})$
结果	1.0182	0.5892	75.4833	21.5071

3.4 本章小结

本章建立了锂电池电热耦合模型，对模型的状态空间方程进行了推导，分析了需要辨识的参数，并通过相关实验对锂电池温熵系数进行计算；在 1C 恒流充放电循环实验数据下，采用遗传算法对模型的热物性参数进行辨识，为后续的锂电池内部温度估计奠定了基础。

第 4 章 基于 AEKF-KELM 的锂电池内部温度估计

4.1 引言

本章在上文建立的锂电池电热耦合模型的基础上，提出了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波算法（AEKF）与核极限学习机（KELM）相融合的锂电池内部温度估计算法。首先，采用 AEKF 算法得到锂电池内部温度预估计值。其次，通过在 AEKF 算法中引入误差补偿机制，利用基于 KELM 的误差补偿模型对锂电池内部温度预估计值进行误差修正。最后，通过实验测试平台，在多个温度下进行多种工况实验，获取锂电池相关实验数据，对算法性能进行有效性分析。

4.2 算法原理分析

4.2.1 自适应扩展卡尔曼算法

锂电池作为一种典型的非线性系统，其复杂性使得传统的卡尔曼滤波算法难以直接应用。然而，扩展卡尔曼滤波算法巧妙地利用泰勒公式展开的方法，将锂电池的状态空间方程线性化，进而使得卡尔曼滤波算法的构架得以在锂电池中运用。不过，这种方法存在一个固有的局限性，即此类算法默认了系统的过程噪声和测量噪声是不变的，很大程度上依赖于预设噪声矩阵的准确性。为了克服这个问题，本文采用一种自适应扩展卡尔曼滤波算法。AEKF 算法采用了一种移动窗口的策略，通过给予近期相关数据更大的权值，实现对窗口内数据的差异化处理，从而得到一个创新协方差矩阵，该矩阵反应了数据的动态变化特性。最后，算法利用协方差匹配的方法，根据实时数据动态更新系统的过程噪声与测量噪声^[60]。AEKF 算法的具体工作步骤如下：

非线性空间状态方程：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1} * \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} * \mathbf{u}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{D}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (4-1)$$

式中， $\mathbf{A}_k$ 是状态转移矩阵； $\mathbf{B}_k$ 是控制矩阵； $\mathbf{C}_k$ 是观测矩阵； $\mathbf{D}_k$ 是传递矩阵； $\mathbf{x}_k$ 是状态向量； $\mathbf{u}_k$ 是输入向量； $\mathbf{y}_k$ 是输出向量； $\boldsymbol{\omega}_k$ 与 $\mathbf{v}_k$ 是相互独立的高斯白

噪声，其中，过程噪声 ω_k 具有误差协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和零均值，测量噪声 $\mathbf{v}_k$ 具有误差协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ 和零均值；下标 k 与 $k-1$ 表示不同的采样时间。结合 3.2.2 节中电热耦合模型求解过程推导可得：

$$\begin{cases} \mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 - \frac{\Delta t}{R_l C_c} & \frac{\Delta t}{R_l C_c} \\ \frac{\Delta t}{R_l C_s} & 1 - \frac{\Delta t}{R_l C_s} - \frac{\Delta t}{R_o C_s} \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C_c} \\ 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_k = [0, 1] \\ \mathbf{D}_k = [0, 0] \end{cases} \quad (4-2)$$

步骤 1：初始化滤波值： $\mathbf{x}_0$ 、 $\mathbf{P}_0$ 、 $\mathbf{Q}_0$ 、 $\mathbf{R}_0$ 。其中，本文设置噪声协方差

$$\mathbf{Q}_0 = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-6} & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{-6} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_0 = 10, \quad \text{状态协方差矩阵 } \mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}。$$

步骤 2：迭代更新 *for* $k=1, 2, \dots$ 。

状态估计：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} + \omega_k \quad (4-3)$$

状态误差协方差估计：

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (4-4)$$

步骤 3：测量更新。

创新误差更新：

$$\varepsilon_k = \mathbf{y}_k - (\mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{D}_k \mathbf{u}_k) \quad (4-5)$$

自适应创新协方差矩阵：判断窗口长度 M 与 k 的关系，本文设置 $M = 5$ 。

如果 $k < M$ ，则 $\mathbf{h}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (k \times \varepsilon_i \varepsilon_i^T)$ 。

如果 $k \geq M$ ，则 $\mathbf{h}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k ((k-M+1) \varepsilon_i \varepsilon_i^T)$ 。

测量噪声协方差矩阵更新：

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{h}_k + \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T \quad (4-6)$$

卡尔曼增益矩阵更新：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4-7)$$

状态更新：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \quad (4-8)$$

过程噪声协方差矩阵更新：

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{K}_k \mathbf{h}_k \mathbf{K}_k^T \quad (4-9)$$

创新误差 $\mathbf{e}_k$ 即在采样时间 k 时，实际观测值与测量值之间的差值，反应了当前观测与系统模型估计之间的不一致性。为了更精准地捕捉系统的动态变化，自适应创新协方差矩阵 $\mathbf{h}_k$ 的计算采用了移动窗口内的方法，该窗口包含最近 M 个数据点。在整个窗口中，数据的权值根据其距离当前采样时刻的远近进行分配，较近的数据因其对系统状态具有更直接的影响而被赋予更高的权重，通过对这些加权数据进行平均处理，最终得到 $\mathbf{h}_k$ 。在状态估计的过程中，AEKF 不仅通过当前时刻的观测数据来修正对系统状态的估计，同时还根据历史观测数据调整和更新系统的过程噪声和测量噪声，这种自适应更新的机制使得算法中的噪声值可以紧密跟随估计值的变化，从而提高了状态估计的准确性和鲁棒性。

4.2.2 核极限学习机算法

根据 4.2.1 节的 AKEF 算法原理可知，基于锂电池电热耦合模型的 AKEF 算法，其估计效果必然会受到模型参数的准确性和噪声不确定性的限制。为了提高锂电池内部温度估计的精度和稳定性，本文在基于 AKEF 算法的基础上加入误差补偿环节，并建立基于 KELM 算法的误差补偿模型，对锂电池内部温度预估计值进行修正。

KELM 是在 ELM 的基础上加入核函数进行改进的单隐含层前馈神经网络算法。由于 ELM 层与层之间的映射关系和隐藏层阈值都是随机产生的，所以模型输出的预测结果稳定性较差，泛化能力较弱。因此，在 KELM 中加入核函数，将 ELM 层与层之间的随机映射替换为稳定性更好的核函数映射，增强了模型的鲁棒性和泛化性^[61]。本文选取锂电池端电压 U 、工作电流 I 、表面温度预估计

值 T_{s_pre} 以及内部温度预估计值 T_{c_pre} 作为误差补偿模型的输入变量，内部温度估计误差作为模型的输出变量。基于 KELM 算法的误差补偿模型如下：

ELM 的输出函数可表示为

$$f(x) = h(x)\beta = h(x)HW\left(\frac{I}{C} + HH^T\right)^{-1} \quad (4-10)$$

式中， $h(x)$ 为隐藏层的输入函数； x 为模型的输入变量； H 为隐藏层的输出矩阵； W 为隐藏层与输出层之间的输出变量； I 为对角矩阵； C 为模型的惩罚系数。

应用 Mercer's 条件定义核矩阵为

$$\begin{cases} \Omega = HH^T \\ \Omega_{i,j} = h(X_i)h(X_j) = K(X_i, X_j) \end{cases} \quad (4-11)$$

式中， Ω 为核矩阵； $K(X_i, X_j)$ 为核函数。

引入核函数后，可以推导得 KELM 的输出函数为

$$f(x) = \begin{bmatrix} K(X, X_1) \\ \vdots \\ K(X, X_n) \end{bmatrix} \left(\frac{I}{C} + \Omega\right)^{-1}T \quad (4-12)$$

式中， n 为样本个数。同时，本文选择应用广泛的径向基函数（Radial Basis Function, RBF）作为核函数，具体表达式为

$$K(X_i, X_j) = \exp(-S\|X_i - X_j\|^2), S > 0 \quad (4-13)$$

式中， S 为核函数参数，选择合适的 C 和 S 参数值可以使模型估计结果更佳。

4.3 基于 AKEF-KELM 的内部温度估计流程

基于自适应扩展卡尔曼滤波算法与核极限学习机算法相融合的锂电池内部温度估计方法的工作原理如图 4.1 所示。具体工作流程如下：

(1) 先将待测电池在 25°C 下恒流恒压充至满电状态，并静置 3h，然后在不同温度下对被测电池进行特性工况试验、恒流充放电试验和动态应力试验，获取电池模型建立以及内部温度估计所需的实验数据集。

(2) 基于锂电池的电热耦合模型，采用遗传算法对模型的参数 $[R_i, C_c, R_o, C_s]$ 进行辨识，迭代次数设为 150 次，模型参数搜索上限为

$ub = [10, 10000, 10, 100]$ ，搜索下限为 $lb = [0, 0, 0, 0]$ 。

(3) 对 AEKF 算法进行参数初始化，将实验获取的模型参数、电池表面温度、内部温度以及熵系数代入 AEKF 算法中，对锂电池内部温度和表面温度进行预估计，得到预估计值。

(4) 对 KELM 算法进行初始化，设置惩罚系数 $C = 100$ ，核函数选取 RBF 函数，核函数系数 $S = 0.3$ 。同时，选取锂电池内部温度预估计值、表面温度预估计值、电池电压以及工作电流作为误差补偿模型的输入，内部温度估计误差作为输出，共同组成实验数据集，并归一化到 $[-1, 1]$ 区间内。在模型训练的过程中，随机选取 80% 实验数据作为训练样本，剩下 20% 作为测试样本。

(5) 利用训练好的 KELM 误差补偿模型，对 AEKF 算法的预估计值进行修正，并将模型输出结果和预估计值相加，得到最终的锂电池内部温度估计值。

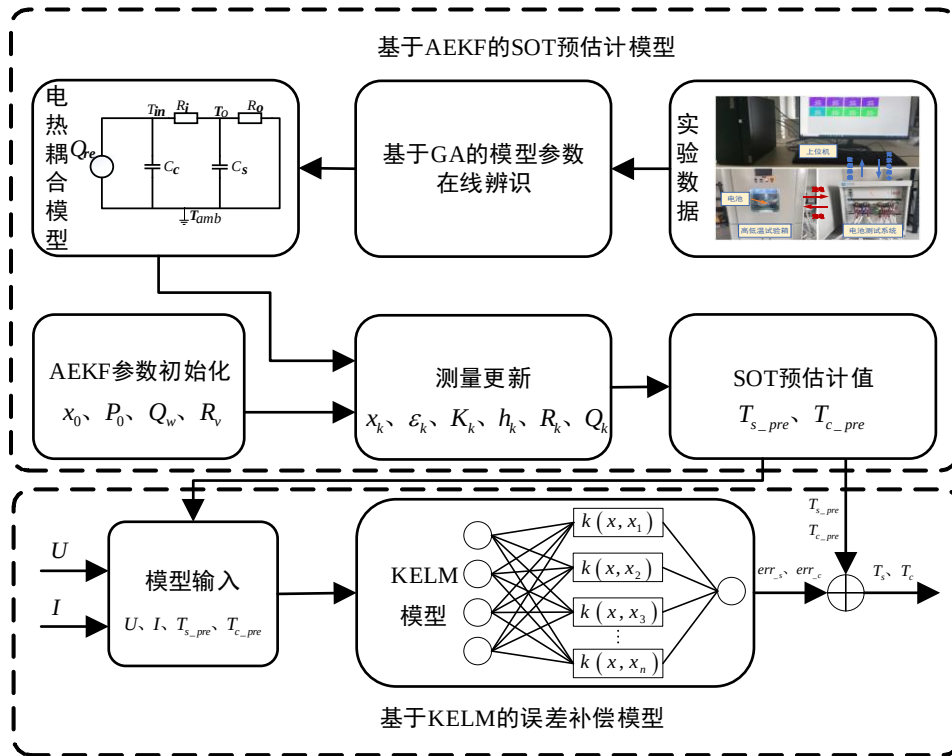


图 4.1 AEKF-KELM 算法原理图

4.4 实验与结果分析

为了验证本文所提方法的有效性，选用深圳亚科源 BTS5-60-8CH 电池测试系统和 YKYTECH408L 高低温试验箱，分别在不同温度下（15°C、25°C、35°C）

对待测电池做 1C 恒流充放电工况测试和 DST 工况测试，DST 工况电流如图 4.2 所示。实验选用 40Ah 三元锂电池，标称电压为 3.7V，最大放电持续电流为 1C，电池初始状态为满电状态，取前 20000 组数据作为实验数据，采样周期为 1s。

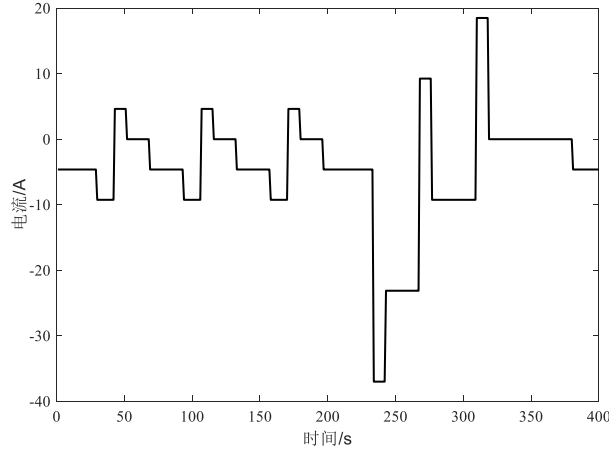


图 4.2 DST 工况电流

本文应用传统的 AEKF 算法与改进后的 AEKF-KELM 算法分别进行锂电池内部温度估计。图 4.3-图 4.5 是 1C 恒流充放电工况下各算法模型估计结果，图 4.6-图 4.8 是 DST 工况下各算法模型估计结果，表 4.1 为不同工况下各算法模型最大估计误差。参考图 4.3-图 4.8 中的实验结果可知，锂电池在恒流充放电过程中温升较大，其中在 1C 放电情况下电池内部最大温升在 10~15℃左右，该结果进一步表明了估计锂电池内部温度的必要性。

由表 4.1 以及图 4.3-图 4.5 中估计结果可知，在 1C 恒流充放电工况下，传统的 AEKF 算法模型由于受到电热耦合模型准确性和噪声所引起的模型误差的影响，在温度估计初期误差较大且较不稳定，在经过多次迭代之后逐渐趋于稳定但仍有所波动，估计误差在 1.5℃以内。通过表 4.1 和图 4.6-图 4.8 中估计结果可知，在 DST 工况下，尤其在 15℃和 25℃情况下，AEKF 估计值与真实值相差较大，最大估计误差在 1.5℃左右，而在 35℃下 AEKF 最大估计误差为 0.83℃。相比于 AEKF 算法模型的估计结果，由图 4.3-图 4.8 和表 4.1 可知，在加入误差补偿环节后的 AEKF-KELM 算法模型不论是在恒流充放电工况下还是复杂多变的 DST 工况下均具有较高的估计精度，估计结果更接近真实值，且稳定性较好，最大估计误差均小于 0.5℃。值得注意的是，在图 4.3-图 4.5 中温度下降阶段是锂电池充放电结束后的静置阶段，该阶段无热量输入，但 AEKF-KELM 算法模型仍能保持稳定的估计能力，表明了基于 KELM 的误差补偿模型

能够有效的克服模型误差和噪声误差带来的影响。由此可见，AEKF-KELM 算法模型具有较好的鲁棒性。

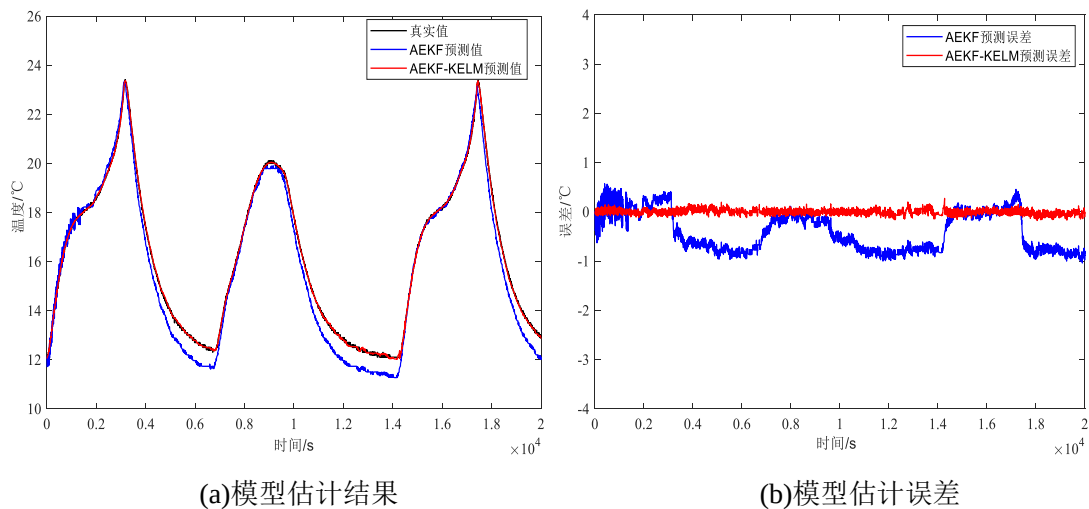


图 4.3 15°C恒流充放电工况下各算法模型估计结果图

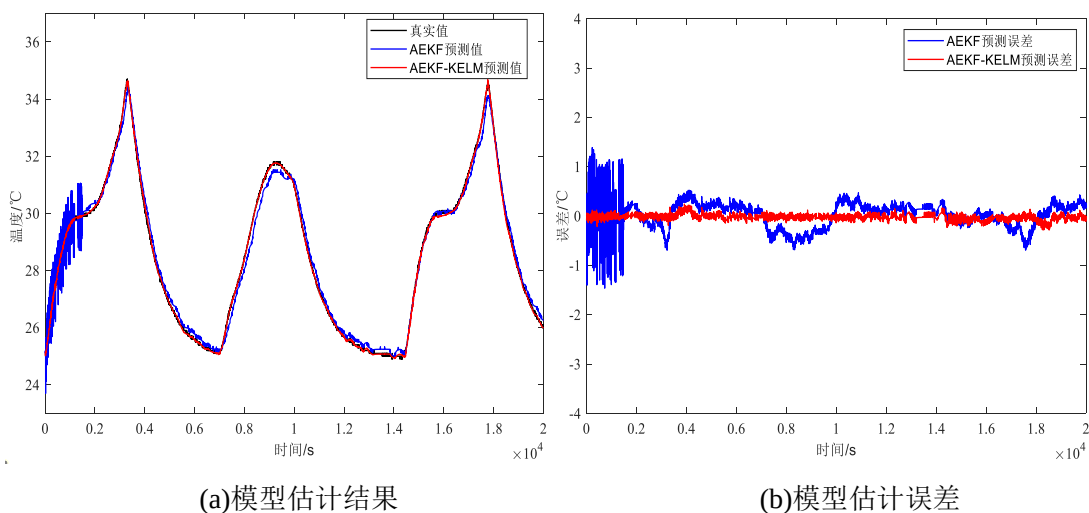


图 4.4 25°C恒流充放电工况下各算法模型估计结果图

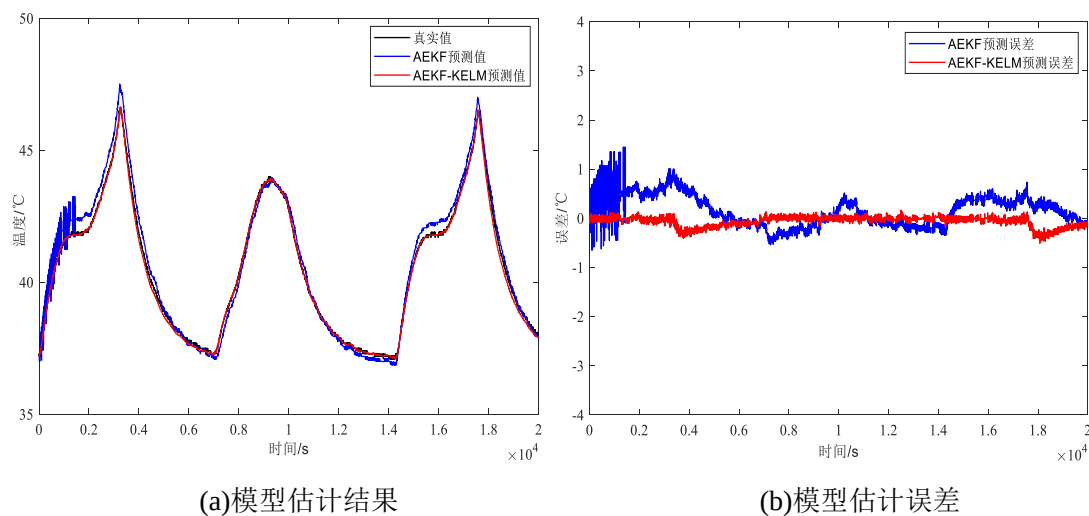


图 4.5 35°C恒流充放电工况下各算法模型估计结果图

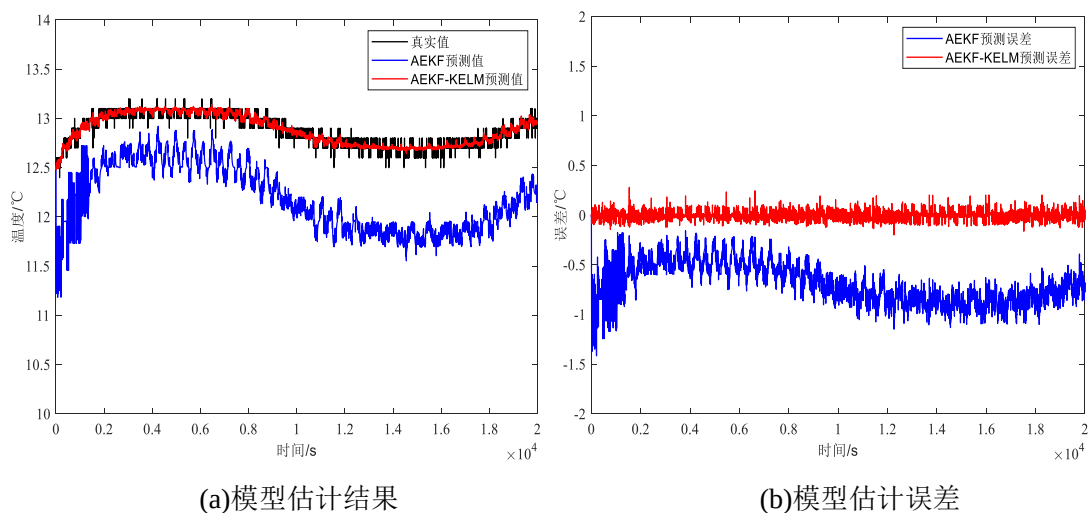


图 4.6 15°C DST 工况下各算法模型估计结果图

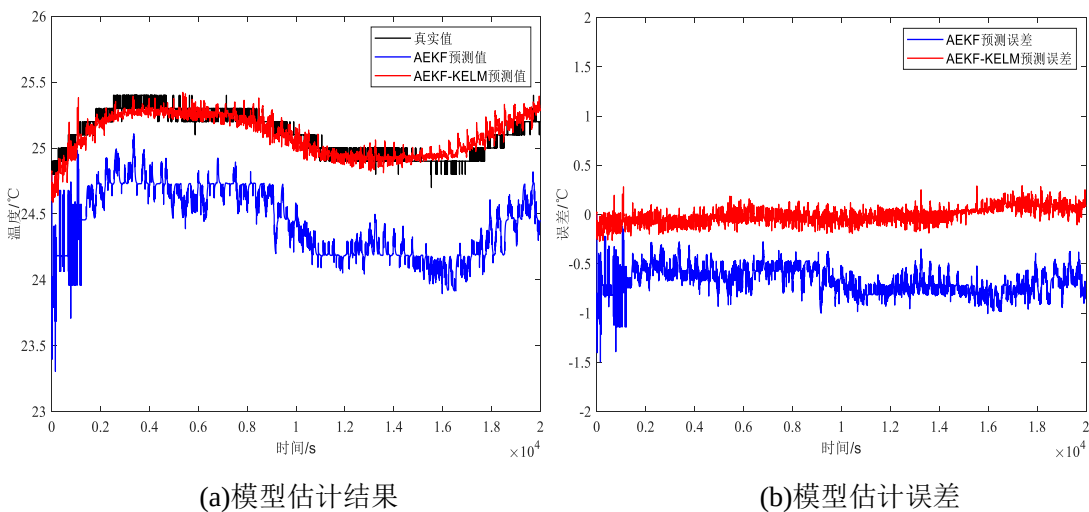


图 4.7 25°C DST 工况下各算法模型估计结果图

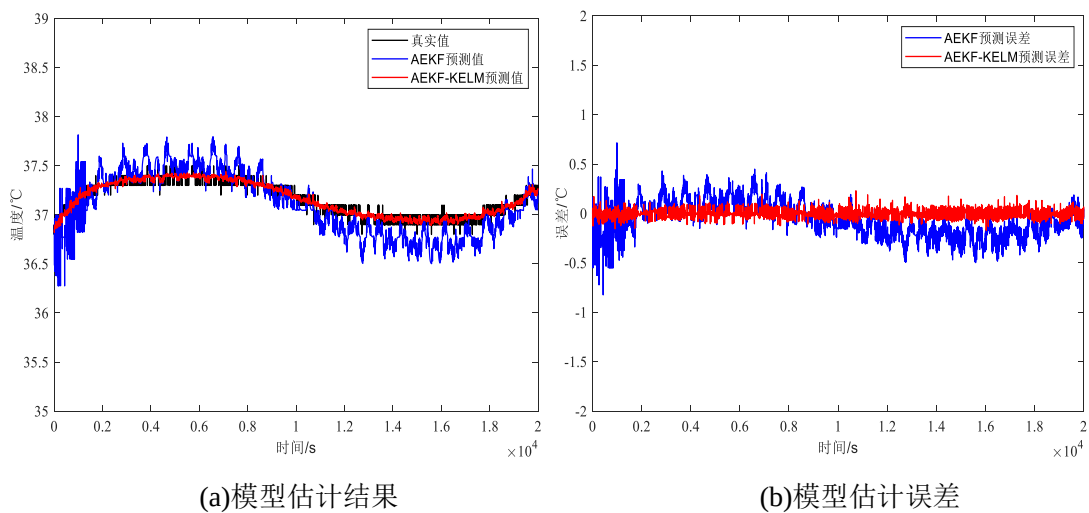


图 4.8 35°C DST 工况下各算法模型估计结果图

表 4.1 不同工况下各算法模型最大估计误差(单位: °C)

工况	温度	AEKF	AEKF-KELM
恒流充放电	15	1.04	0.27
	25	1.35	0.28
	35	1.43	0.26
DST	15	1.44	0.34
	25	1.50	0.34
	35	0.83	0.23

4.5 本章小结

本章在第 3 章建立的锂电池电热耦合模型的基础上,提出了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波算法与核极限学习机相融合的锂电池内部温度估计算法,并对算法原理和训练流程进行了介绍;通过在多个温度下进行 1C 恒流充放电实验和 DST 工况实验,结果表明 AEKF-KELM 算法模型具有较高的估计精度和较好的鲁棒性,在实验数据下,算法最大估计误差不超过 0.34°C。

第 5 章 锂电池数字孪生模型及热失控预警系统设计

5.1 引言

本章在前文的基础上构建了锂电池的数字孪生模型，并开发设计一个基于数字孪生的锂电池热失控预警系统。首先，利用 3DMAX 软件设计锂电池的外观，将锂电池物理实体进行数字化，并采用 Unity3D 软件完成电池内部的渲染和可视化界面的设计，实现电池管理系统在物理空间和数字空间之间的交互，直观地展现锂电池当前的运行状态，并在锂电池内部温度过高时发出预警信息。

5.2 建模工具介绍

5.2.1 3DMax

锂电池的数字化建模对于基于数字孪生的锂电池热失控预警系统有着十分重要的作用，为了能够让相关人员直观真实的完成对锂电池的状态检测，本文选择 3DMAX 建模软件对锂电池进行建模。3D Studio MAX 简称为 3DMAX，是由美国软件巨头 Autodesk 公司（原由 Discreet 公司设计开发后被合并）推出的一款基于 PC 客户端的三维设计、渲染与创作软件。在功能层面，3DMAX 展现了其无与伦比的优势，它提供了灵活自由的模型建模工具，并且配备了丰富的纹理贴图、相关插件、高级的视觉特效以及高效的渲染器等功能，此外，3DMAX 支持多种格式的导入，如 OBJ、IGS、STEP 等，其生成的 FBX 文件可以直接添加到 Unity3D 软件中使用^[62]。为了满足不同的使用场景和建模对象的需求，3DMAX 提供了多种建模方法，主要包括：使用基本体进行快速建模、通过搭建复合形状实现复杂建模、使用多边形进行精细建模、使用面片实现曲面建模效果以及使用 NURBS 进行高精度的曲面建模等^[63]。

（1）基本体建模：是 3DMAX 建模体系中最简单的建模方法，也是其他复杂建模方法的基石。这种建模方法主要通过点击视图图中的一些基本图形，建立对应的三维模型，并且可以在属性的编辑窗口对模型的相关参数进行修改，如图 5.1 所示，为常见的一些基本体三维模型。

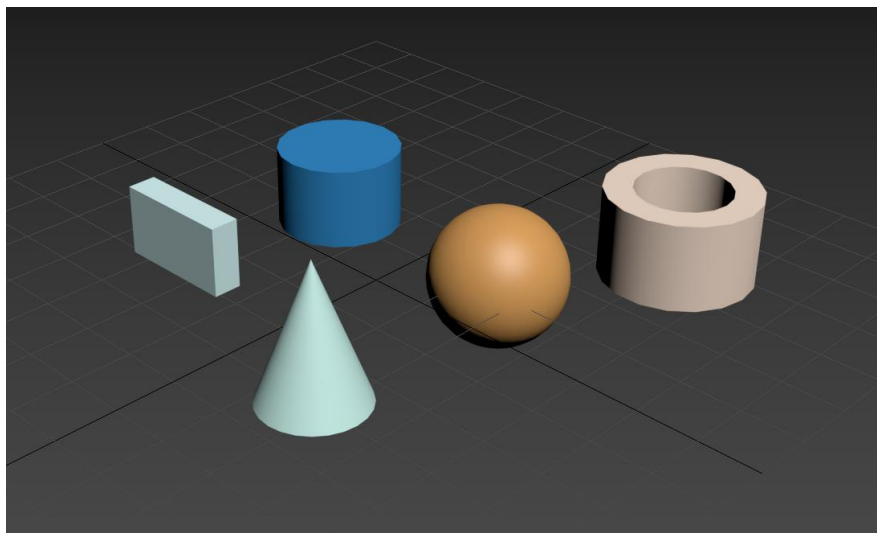


图 5.1 常见的基本体三维模型

(2) 搭建复合形状建模：是通过巧妙地组合两种或多种基本模型，从而创造出全新的三维模型。在这一建模过程中，倒角、车削、曲面变形、图形合并等操作指令发挥着至关重要的作用。这些指令使得设计师能够灵活地创建一些复杂的二维图形，进而实现其三维建模，或者精确地呈现三维模型的细节。

(3) 多边形建模：多边形建模在所有建模技术中占据着举足轻重的地位。通过图形选择属性界面，设计师可以轻松地将图形转换成可编辑多边形，从而进入多边形子对象层编辑界面。在此界面，可以对多边形的点、线、面、体进行细致的参数设置和指令下达，其本质是通过编辑多边形来逼近曲面。然而，值得注意的是，随着图形转化为可编辑多边形，过多的细节面会增加后期渲染的负担，因此需要合理权衡。

(4) 面片建模：面片建模的基础还是使用多边形建模。针对不规则形状的图形，采用面片建模勾勒出物体的特征轮廓，通过调整贝塞尔手柄的斜率，可以精准地调整图形顶点以及面片边界，实现面片建模。这种建模方法主要是使面片的中间部分变得更加光滑，主要的面片建模方法包括蒙皮法和雕塑法。

(5) NURBS 建模：NURBS 建模利用非均匀有理 B 样条技术，实现更为精准的三维建模。在 NURBS 建模中，每一个面都是由大量的点和线构成的，这些点和线的数量由曲线步数决定。由于构成面的点、线以及曲线的斜率不同，每个面的形状都会有所差异。NURBS 建模在工业产品的外观设计中应用广泛，通过调整控制点来调控面片的方向和线条的倾斜率，使模型可以展现出更多的细节。

熟练掌握各种建模方法并了解它们的优缺点对于建模工作至关重要。不同的建模方法具有各自的特点和适用场景，在建模过程中，根据需要建立的模型特点，选择恰当的建模方法不仅能够简化建模流程，极大地提升模型的品质，还能减少建模的时间，避免不必要的复杂操作。

5.2.2 Unity3D

Unity3D 是由知名的 Unity Technologies 公司匠心打造的一款综合性游戏开发工具。这款软件兼容多种格式的资源，包括图片、音频、视频以及三维模型等，为开发人员提供了丰富的素材选择。同时，该软件支持与 Visual Studio 平台的无缝对接，允许开发人员使用 C# 和 Java Script 两种脚本语言进行脚本代码的编程，方便开发人员进行建筑可视化、三维视频制作、三维游戏等功能模块的创作^[64-66]。值得一提的是，Unity3D 的开发环境极为广泛，具有强大的跨平台优势，无论是 Windows、Linux 等 PC 客户端，还是 Android、iOS 等移动平台，Unity3D 都能轻松应用，充分满足各类开发人员的需求。

Unity3D 的用户界面共有五个部分组成，如图 5.2 所示，5 个窗口可以任意调节位置和大小。5 个窗口分别代表着：（1）场景视窗，用来布置虚拟仿真模型，可以全面的观看模型所处的虚拟环境并进行属性修改编辑。（2）摄像机显示窗口，用于显示在摄像机视角下的虚拟场景，这个窗口只有在程序运行时才会播放。（3）工程文件窗口，用于展示所有存在虚拟场景中各物体文件名称的窗口，可以在此窗口创建或添加新的物体。（4）项目文件窗口，用于存放整个虚拟系统的所有文件，包括图表、音频视频、第三方插件以及脚本文件等，也可以在此窗口导入新的资源包。（5）检查与控制窗口，检查器用于查看物体当前的属性参数并可以进行修改和调整，控制台则用于查看在虚拟系统运行过程中可能会出现报错信息。

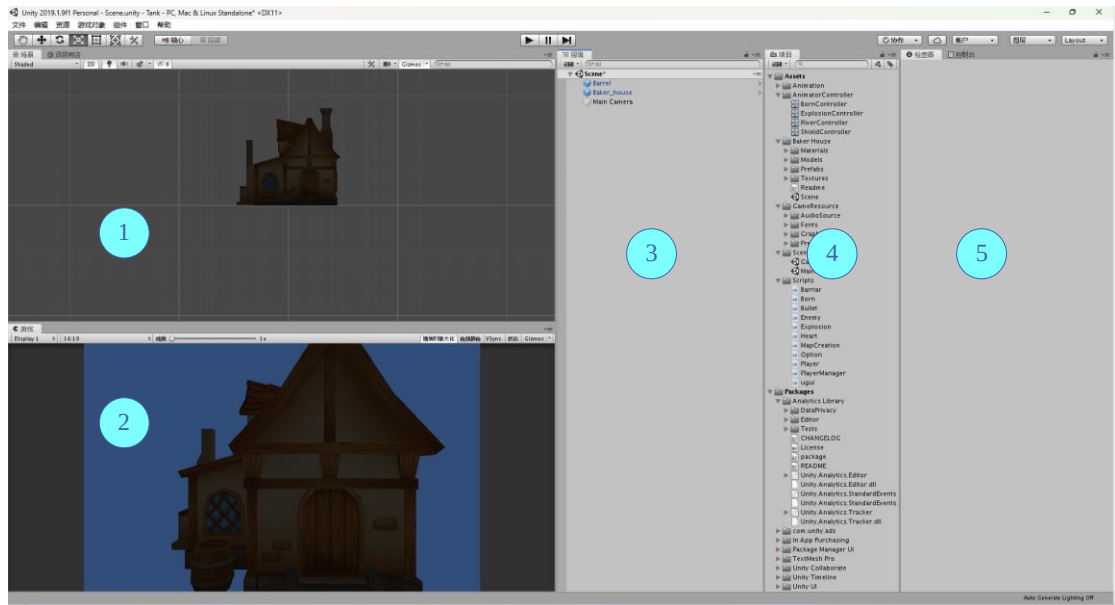


图 5.2 Unity3D 的功能界面

5.3 数字孪生建模流程

为了更生动、精确地呈现本次课题所构建的锂电池数字孪生模型，本文按照以下几个方面进行了设计：

(1) 层次分明的结构

锂电池数字孪生模型是由多个子模型共同搭建而成的，包括电池的正负极、隔膜和内部流动的锂离子等部分，每个子三维模型都需要自己亲手绘制。经过优化整合后导入 Unity3D 软件中，在虚拟世界中，调整锂电池模型的位置，无论是子三维模型在虚拟世界中的绝对坐标，还是整体模型在场景中的相对坐标，都力求完美。随后，根据实际需求进行贴图设计，使模拟环境更加贴近真实物理环境。最后，在锂电池模型文件上添加功能脚本，以实现整体的功能设计。这样层次化的构建方式不仅便于后期的数字模型管理，更能有效地提升可视化展示的效果。

(2) 高度还原的真实性

在绘制锂电池数字孪生模型时，需始终遵循真实性设计的准则，确保模型以锂电池实物为蓝本进行精确绘制，并依据其实际功能进行仿真。这种方法能够更好地突显锂电池数字孪生模型在热失控预警系统中的重要性，为后续的热失控预警功能提供便利，从而显著增强了系统的可靠性。

(3) 直观易懂的可视化展示

在本文设计的基于数字孪生的锂电池热失控预警系统中，锂电池的状态检测是一项至关重要的功能。为了让用户更直观地了解锂电池的当前状态及相关数据，设计了与之相匹配的可视化界面。通过这个界面，用户可以轻松完成常规的电池操作，并直观地查看模拟效果，极大地提升了用户的使用体验。

在本系统中，主要使用 3DMAX 软件和 Unity3D 软件来构建锂电池数字孪生模型。3DMAX 软件能够根据锂电池的实物外观进行精确的贴图设计，使模型外观更加丰富多彩。同时，对锂电池模型进行轻量化处理。除此之外，使用 Unity3D 软件进行渲染操作，Unity3D 不仅支持用户自定义材质，还能灵活使用贴图对模型进行精细的渲染，使模型内部结构清晰分明。锂电池数字孪生模型构建的具体流程如下：

(1) 使用 3DMAX 软件构建出锂电池数字孪生模型的整体框架，包括锂电池的正负极板、隔膜以及锂离子等部分，并保存为.max 格式文件，同时记录相关属性参数。在模型构建完成后，进行点线冗余检查。通过点对点阈值判断方法，检查导入的模型是否存在多余的点线。如果发现冗余，则重新构建模型；如果没有冗余，则直接进入下一步轻量化处理。模型轻量化流程如图 5.3 所示。

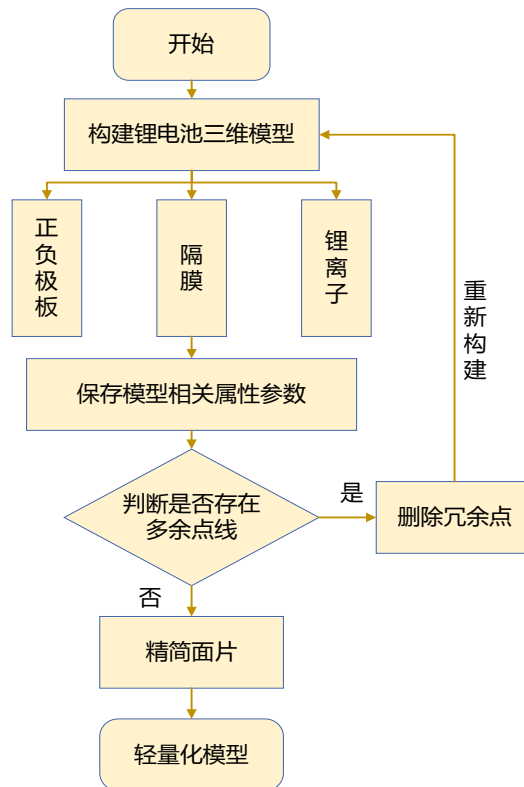


图 5.3 模型轻量化流程

(2) 导出锂电池模型时，保存其相应的几何参数、照明设置和图片设置等关键信息，确保模型在 Unity3D 软件中能够得到完整的呈现。在 Unity3D 软件，对三维模型进行进一步的编辑和优化。然而，有时从 3DMAX 中导入的模型会由于贴图材质的问题导致外观失真。因此，针对这类问题，需要重新对模型进行细致的贴图设计和渲染处理。随后，将预先编写好的控制脚本文件添加到锂电池模型中，使模型具备基本的操作功能，如电池充放电模拟、电池状态检测等。这一系列步骤完成后，虚拟系统中的锂电池模型不仅外观更加逼真，而且功能也更加完善，能够满足多种模拟和展示需求。导入前后的锂电池模型如图 5.4 所示。

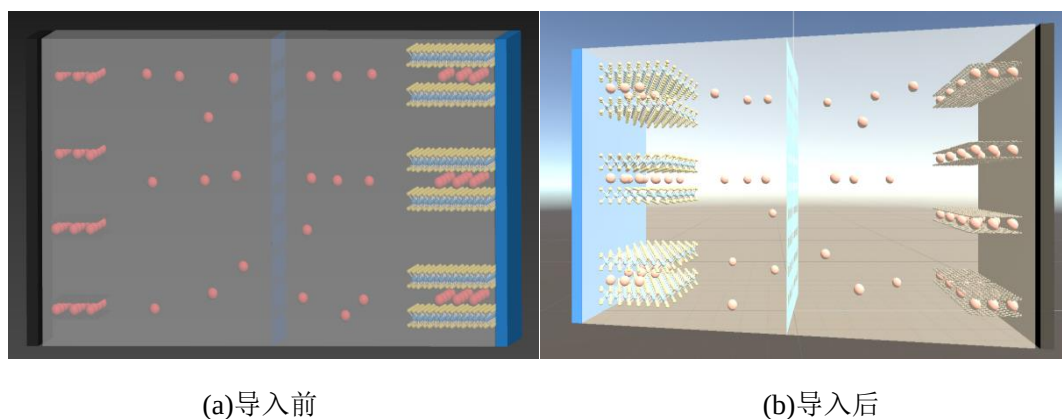


图 5.4 导入 Unity3D 前后的锂电池模型

(3) 为了实现对锂电池模型的精确控制，本文引入了 Node 脚本作为模型与功能之间的桥梁。在虚拟平台中，每个三维模型都被视作 GameObject，即虚拟场景中的一个基本组成单元，包括锂电池的正负极和内部流动的锂离子等。然而，并非所有的 GameObject 都需要被控制，例如灯光和摄像机等。为了避免在虚拟世界中因直接控制 GameObject 而引发混乱，本文为需要被控制的每个模块都添加了一个 Node 脚本，确保模型与脚本一一对应。在实际运行时，通过 Node 脚本与锂电池模块及可视化模块的连接，可以轻松实现对锂电池模型的展示与控制。

(4) 锂电池控制脚本的编写与模型的绑定是确保模型功能实现的关键步骤。首先，在 Unity3D 软件中创建 js 文件。然后，在 Visual Studio 软件中使用 C# 语言进行控制脚本的编程，以实现锂电池状态检测等核心功能。完成脚本编写后，将其与模型文件进行绑定，确保脚本能够正确作用于模型。最后，进行实验测

前状态，从而为其操作和维护提供有力的数据支持。这不仅提升了用户的使用体验，也进一步增强了锂电池状态检测的准确性和可靠性。



图 5.6 用户登录界面

```
using UnityEngine.UI;
using UnityEngine.SceneManagement;

/// <summary>
/// 登录界面
/// </summary>
0 个引用
public class Login : MonoBehaviour
{
    public InputField AccountInput; // 账号输入
    public InputField PasswordInput; // 密码输入
    public Text Mistake; // 账号及密码输入错误提示
    public Text Register; // 登录成功提示

    0 个引用
    private void Start()
    {
        Register.gameObject.SetActive(false);
        Mistake.gameObject.SetActive(false);
    }

    0 个引用
    public void OnButton() // Button 点击事件
    {
        string AccountNumber = AccountInput.text; // 获取输入账号
        string PassWordNumber = PasswordInput.text; // 获取输入密码
        if (AccountNumber == "电池" && PassWordNumber == "123456") // 判断是否输入正确
        {
            Register.gameObject.SetActive(true); // 登录效果提示
            StartCoroutine(Disappear()); // 调用协程
            SceneManager.LoadScene(1); // 跳转别的场景
        }
        else
        {
            Mistake.gameObject.SetActive(true); // 账号密码输入错误提示
            StartCoroutine(Disappear()); // 调用协程
        }
    }

    2 个引用
    IEnumerator Disappear() // 协程
    {
        yield return new WaitForSeconds(2); // 产生效果两秒
        Mistake.gameObject.SetActive(false); // 提示错误效果消失
        Register.gameObject.SetActive(false); // 提示登录成功效果消失
    }
}
```

图 5.7 登录界面具体代码

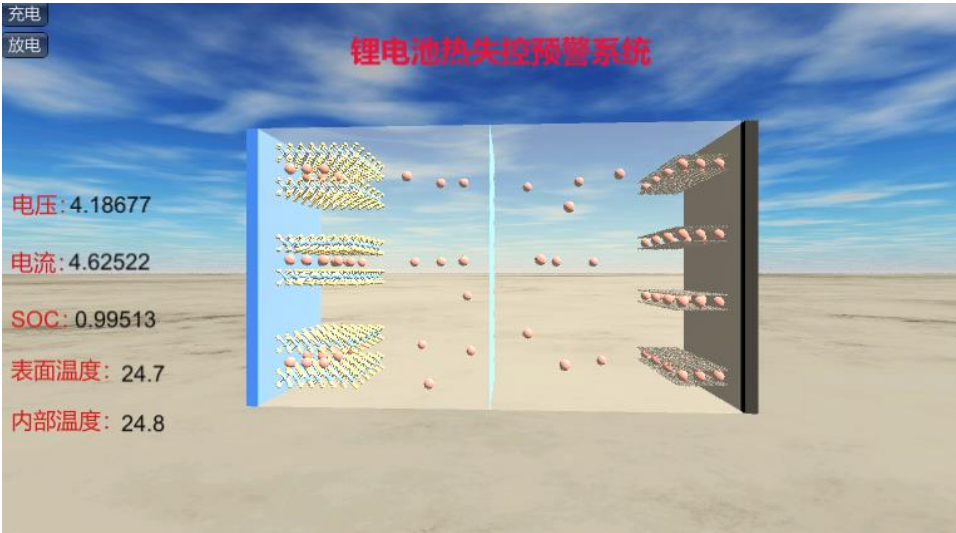


图 5.8 锂电池状态检测界面

```
using UnityEngine.UI;
using System.Data;
using XCharts;

/// <summary>
/// 电池SOC估计
/// </summary>
0 个引用
public class Soc : MonoBehaviour
{
    public Text electricity;
    public Text voltage;
    public Text SOC1;
    public Text temperature1;
    public Text temperature2;
    private float ftime;
    public bool start;
    private int i;
    0 个引用
    private void Start()
    {
    }
    0 个引用
    void Update()
    {
        if (i < 26980)
        {
            ftime += Time.deltaTime;
            if (ftime >= 1f) // 间隔时间
            {
                Text();
                ftime = 0f; // 计数器复位
            }
            i = i + 1;
        }
    }
    1 个引用
    public void Text()
    {
        FileStream fs = new FileStream(Application.dataPath + "/DST.xlsx", FileMode.Open, FileAccess.Read);
        IExcelDataReader excelReader = ExcelReaderFactory.CreateOpenXmlReader(fs); // 读取Excel
        DataSet result = excelReader.AsDataSet(); // 储存数据
        //int columns = result.Tables[0].Columns.Count; // 列数 0 开始
        int rows = result.Tables[0].Rows.Count; // 行数
        //Debug.Log(result.Tables[0].Rows[i][0].ToString());
        electricity.text = result.Tables[0].Rows[i][1].ToString();
        voltage.text = result.Tables[0].Rows[i][2].ToString();
        SOC1.text = result.Tables[0].Rows[i][6].ToString();
        temperature1.text = result.Tables[0].Rows[i][4].ToString();
        temperature2.text = result.Tables[0].Rows[i][5].ToString();
    }
}
```

图 5.9 锂电池数据获取代码

5.5 效果评价

本文利用 3DMAX、Unity3D 和 Visual Studio 等软件搭建的基于数字孪生的锂电池热失控预警系统，实现了锂电池数字孪生模型的构建，并对锂电池的当前状态进行检测，当电池内部温度过高时将发出预警。为了能够对基于数字孪生的锂电池热失控预警系统进行综合评价，本节将对所设计的基于数字孪生的锂电池热失控预警系统从可靠性、优越性和局限性三个方面进行评价。

(1) 可靠性。基于数字孪生的锂电池热失控预警系统可以满足锂电池管理系统的各种需求，能够正确反映锂电池当前的端电压、工作电流、荷电状态以及电池表面温度和内部温度，因此满足系统可靠性要求。

(2) 优越性。基于数字孪生的锂电池热失控预警系统具有传统电池监控平台所不具备的优势，该平台能够通过虚拟模型对锂电池进行虚拟仿真和数据预测，得到物理空间难以实现的效果。该系统通过 Unity3D 软件实现，是对锂电池领域虚拟现实技术的进一步应用，基于数字孪生的锂电池热失控预警系统能够利用孪生数据对电池当前电压和温度等进行预警，后期可以通过对比数据库中的预警信息通过深度学习等算法进行电池的安全管理。综上，对数字孪生技术的探索和研究，将推动锂电池管理系统理论的进步和拓展。

(3) 局限性。基于数字孪生的锂电池热失控预警系统同时也存在一定问题：一是锂电池数字孪生模型并非电池实物的完全复制品，而是进行了适当的简化。同时，电池模型展现的参数与实际运行结果之间存在些许偏差，但经过对比分析，这些误差均在可接受范围内。二是锂电池内部温度估计模型依赖于电热耦合模型对于锂电池的模拟，显然模型的精度还有待提升。三是对于锂电池热失控预警方式和相关算法的研究有待进一步深入。

如图 5.10 是基于数字孪生的锂电池热失控预警系统在 DST 工况下（25℃）的终端监控界面，管理人员可以很清晰的查看锂电池当前的状态。同时，根据相关文献的查阅，本文设置 60℃为锂电池热失控临界温度，当锂电池内部温度超过 60℃时，将发出高温预警，如图 5.11 所示。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

锂电池热失控问题已经成为目前的研究热点，当前的电池管理系统不具有预警功能。本文结合数字孪生技术，对锂电池热失控预警技术展开研究。首先，对锂电池热失控现象进行了深入的分析，并提出了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波算法与核极限学习机相融合的锂电池内部温度估计方法。其次，构建锂电池数字孪生模型，对基于数字孪生的锂电池热失控预警系统进行设计。最后，对系统实现效果进行了分析。本文的主要工作总结如下：

（1）全面分析了造成锂电池热失控的诱因以及热失控的发展过程，并对锂电池热失控预警方法进行较为深入的剖析，为锂电池数字孪生模型的搭建和热失控预警方案提供了理论基础。

（2）搭建锂电池实验平台，并对电池的产热情况进行分析，建立锂电池电热耦合模型，通过相关实验计算出锂电池的温熵系数，在 1C 恒流充放电循环实验数据下，采用遗传算法对模型热参数进行辨识。

（3）提出一种基于自适应扩展卡尔曼滤波算法与核极限学习机融合的锂电池内部温度估计方法，分别在 15℃、25℃、35℃下进行 1C 恒流充放电实验和 DST 工况实验，采用传统的 AKEF 算法与改进后的 AKEF-KELM 算法对锂电池内部温度进行估计。实验结果表明，改进后的 AKEF-KELM 算法模型不论是在恒流充放电工况下还是复杂多变的 DST 工况下均具有较高的估计精度，估计结果更接近真实值，且稳定性较好，最大估计误差不超过 0.5℃，充分验证了所提方法的有效性。

（4）通过运用 3DMAX 和 Unity3D 等软件构建锂电池数字孪生模型，给出了模型的建模流程，并创建了一个可视化界面，可以较为直观地展现锂电池当前的充放电状态、端电压、工作电流、荷电状态以及电池表面温度和内部温度。设计了基于数字孪生的锂电池热失控预警系统，并对系统实现效果进行了分析。

6.2 展望

本文针对锂电池热失控预警问题开展了较为系统的工作，提出了锂电池内部温度估计算法，构建了锂电池数字孪生模型，设计了基于数字孪生的锂电池热失控预警系统，研究结果对于锂电池的安全管理具有一定的参考价值。但是，受限于时间、实验设备以及个人能力，本文的研究尚有许多待完善和优化之处，主要有以下几个方面：

（1）目前的锂电池测试实验只进行了 1C 恒流充放电实验和 DST 工况实验，并且只在 15℃、25℃、35℃环境温度下进行，与实际工况有所差别。后续将考虑更多的工况和环境温度，开展复合工况下的实验研究。

（2）本文对于锂电池热失控的预警仅依据单一的温度信息，考虑到锂电池热失控机理的复杂性，后续可以更全面地考量电压、SOC 等相关因素的影响，开展多种信息融合的预警方法研究。

（3）基于数字孪生的锂电池热失控预警系统对实时性和稳定性要求很高，下一步可以在数据实时传输、处理等方面进行深入研究。

参考文献

- [1] 郑琼, 江丽霞, 徐玉杰等. 碳达峰、碳中和背景下储能技术研究进展与发展建议[J]. 中国科学院院刊, 2022,37(04): 529-540.
- [2] 李建林, 邸文峰, 李雅欣等. 长时储能技术及典型案例分析[J]. 热力发电, 2023, 52(11): 85-94.
- [3] 朱晓庆, 王震坡, WANG Hsin 等. 锂离子动力电池热失控与安全管理研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 91-118.
- [4] Yang J, Cai Y, Mi C. Lithium-ion battery capacity estimation based on battery surface temperature change under constant-current charge scenario[J]. Energy, 2022 ,241: 122879.
- [5] 李淑贤. 基于锂离子电池温变电热耦合模型的 SOC 与 SOT 估计的研究[D]. 重庆大学, 2019.
- [6] 熊瑞, 李幸港. 基于双卡尔曼滤波算法的动力电池内部温度估计[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 146-151.
- [7] Liu P, Sun Z, Wang Z, et al. Entropy-based voltage fault diagnosis of battery systems for electric vehicles[J]. Energies, 2018, 11(1): 136-150.
- [8] Jia T, Zhang Y, Ma C, et al. The early warning for overcharge thermal runaway of lithium-ion batteries based on a composite parameter[J]. Journal of Power Sources, 2022, 555: 232393.
- [9] 刘同宇, 李师, 付卫东等. 大容量磷酸铁锂动力电池热失控预警策略研究[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(11): 120-126.
- [10] 赵建峰. 基于电热耦合模型的动力电池 SOC 估算[D]. 贵州大学, 2022.
- [11] 王彪. 电动车电池管理系统研究与设计[D]. 中北大学, 2022.
- [12] Zhang W, Wan W, Wu W, et al. Internal temperature prediction model of the cylindrical lithium-ion battery under different cooling modes [J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 212: 118562.
- [13] Saqli K, Bouchareb H, M'sirdi N K, et al. Lithium-ion battery electro-thermal modelling and internal states co-estimation for electric vehicles[J]. Journal of

- Energy Storage, 2023, 63: 107072.
- [14] 刘江铎, 高山汀, 李皓天等. 基于云端建立数字孪生技术的汽车电池热失控防范[J]. 电子元器件与信息技术, 2021, 5(08): 25-26.
- [15] 何锡添. 用于电池管理系统测试的虚拟电池组及相关技术研究[D]. 北京交通大学, 2022.
- [16] Li W, Cui H, Nemeth T, et al. Cloud-based health-conscious energy management of hybrid battery systems in electric vehicles with deep reinforcement learning[J]. Applied Energy, 2021, 293: 116977.
- [17] Gabbar H A, Othman A M, Abdussami M R. Review of battery management systems (BMS) development and industrial standards[J]. Technologies, 2021, 9(2): 28-50.
- [18] Feng X N, Zheng S Q, Ren D S. Investigating the thermal runaway mechanisms of lithium-ion batteries based on thermal analysis database[J]. Applied Energy, 2019, 246: 53-64.
- [19] 刘大同, 郭凯, 王本宽等. 数字孪生技术综述与展望[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 1-10.
- [20] Lin Chikai, Ren Yang, Amine K, et al. In situ high-energy X-ray diffraction to study overcharge abuse of 18650-size lithium-ion battery [J]. Journal of Power Sources, 2013, 230: 32-37.
- [21] 张闯, 王泽山, 刘素贞等. 基于电化学阻抗谱的锂离子电池过放电诱发内短路的检测方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(23): 6279-6291+6344.
- [22] 王天城. 电动汽车动力电池热失控状态评估方法及应用研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2021.
- [23] Mahamud R, Park C. Reciprocating air flow for Li-ion battery thermal management to improve temperature uniformity [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(13): 5685-5696.
- [24] 朱鸿章, 吴传平, 周天念等. 磷酸铁锂和三元锂电池外部过热条件下的热失控特性[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(01): 201-210.
- [25] Taheri P, Hsieh S, Bahrami M. Investigating electrical contact resistance losses in lithium-ion battery assemblies for hybrid and electric vehicles [J]. Journal of

- Power Sources, 2011, 196(15): 6525-6533.
- [26] Wierzbicki T, Sahraei E. Homogenized mechanical properties for the jellyroll of cylindrical Lithium-ion cells[J]. Journal of power sources, 2013, 241: 467-476.
- [27] Wang W, Li Y, Cheng L, et al. Safety performance and failure prediction model of cylindrical lithium-ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2020, 451: 227755.
- [28] Lyu N, Jin Y, Xiong R, et al. Real-time overcharge warning and early thermal runaway prediction of Li-ion battery by online impedance measurement[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2021, 69(2): 1929-1936.
- [29] Ren D, Feng X, Lu L, et al. An electrochemical-thermal coupled overcharge-to-thermal-runaway model for lithium ion battery[J]. Journal of power sources, 2017, 364: 328-340.
- [30] Esho I, Shah K, Jain A. Measurements and modeling to determine the critical temperature for preventing thermal runaway in Li-ion cells[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 145: 287-294.
- [31] Cai T, Stefanopoulou A G, Siegel J B. Early detection for li-ion batteries thermal runaway based on gas sensing[J]. ECS Transactions, 2019, 89(1): 85-97.
- [32] Ding S, Dong C, Zhao T, et al. A meta-learning based multimodal neural network for multistep ahead battery thermal runaway forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(7): 4503-4511.
- [33] Feng X, He X, Lu L, et al. Analysis on the fault features for internal short circuit detection using an electrochemical-thermal coupled model[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2018, 165(2): 155-167.
- [34] Naha A, Khandelwal A, Agarwal S, et al. Internal short circuit detection in Li-ion batteries using supervised machine learning[J]. Scientific reports, 2020, 10(1): 1-10.
- [35] 赖银麟, 杨凯, 刘皓等. 锂离子电池安全预警方法综述[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(06): 1926-1932.
- [36] 杨梦洁, 杨爱军, 叶奕君等. 基于气体分析的锂离子电池热失控早期预警研

- 究进展[J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4507-4538.
- [37] 何晋, 马睿飞, 蔡琦琳等. 基于递推最小二乘法的锂电池内短路全寿命周期辨识[J]. 机械工程学报, 2022, 58(17): 96-104.
- [38] 山彤欣, 王震坡, 洪吉超等. 新能源汽车动力电池“机械滥用-热失控”及其安全防控技术综述[J]. 机械工程学报, 2022, 58(14): 252-275.
- [39] Grieves M, Vickers J. Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems[M]. Transdisciplinary perspectives on complex systems. Springer, Cham, 2017: 85-113.
- [40] Tao F, Zhang M, Cheng J, et al. Digital twin workshop: a new paradigm for future workshop[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(1): 1-9.
- [41] Singh M, Fuenmayor E, Hinchy E P, et al. Digital twin: Origin to future[J]. Applied System Innovation, 2021, 4(2): 36-54.
- [42] Zhuang C B, Liu J, Xiong H, et al. Connotation, architecture and trends of product digital twin[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(4): 753-768.
- [43] 杨世春, 李强伟, 周思达等. 面向智能化管理的数字孪生电池构建方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(09): 1734-1744.
- [44] Qu X, Song Y, Liu D, et al. Lithium-ion battery performance degradation evaluation in dynamic operating conditions based on a digital twin model[J]. Microelectronics Reliability, 2020, 114: 113857.
- [45] Wang Y, Xu R, Zhou C, et al. Digital twin and cloud-side-end collaboration for intelligent battery management system[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 124-134.
- [46] Tang H, Wu Y, Cai Y, et al. Design of power lithium battery management system based on digital twin[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 47: 103679.
- [47] Li W, Rentemeister M, Badedo J, et al. Digital twin for battery systems: Cloud battery management system with online state-of-charge and state-of-health estimation[J]. Journal of energy storage, 2020, 30: 101557.

- [48] 冯旭宁. 车用锂离子动力电池热失控诱发与扩展机理、建模与防控[D]. 清华大学, 2016.
- [49] Zhang M X, Du J Y, Liu L S, et al. Internal short circuit trigger method for lithium-ion battery based on shape memory alloy[J]. Journal of the Electrochemical Society, 2017, 164(13): 3038-3044.
- [50] Santhanagopalan S, Ramadass P, Zhang Z M. Analysis of internal short-circuit in a lithium ion cell [J]. Journal of Power Sources, 2009, 194(1): 550-557.
- [51] Ishikawa H, Mendoza O, Sone Y, et al. Study of thermal deterioration of lithium-ion secondary cell using an accelerated rate calorimeter (ARC) and AC impedance method [J]. Journal of Power Sources, 2012, 198: 236-242.
- [52] Wang J, Liu P, Hicks-Garner J, et al. Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 3942-3948.
- [53] Ryou M H, Lee J N, Lee D J, et al. Effects of lithium salts on thermal stabilities of lithium alkyl carbonates in SEI layer [J]. Electrochimica Acta, 2012, 83: 259-263.
- [54] Wang Q S, Sun J H, Yao X L, et al. Thermal stability of LiPF₆/EC+DEC electrolyte with charged electrodes for lithium ion batteries [J]. Thermochimica Acta, 2005, 437(1): 12-16.
- [55] Hong J, Wang Z, Qu C, et al. Investigation on overcharge-caused thermal runaway of lithium-ion batteries in real-world electric vehicles[J]. Applied Energy, 2022, 321: 119229.
- [56] Li D, Zhang Z, Liu P, et al. Battery fault diagnosis for electric vehicles based on voltage abnormality by combining the long short-term memory neural network and the equivalent circuit model[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 36(2): 1303-1315.
- [57] Eshetu G G, Grugeon S, Laruelle S, et al. In-depth safety-focused analysis of solvents used in electrolytes for large scale lithium ion batteries [J]. Phys. Chem. Chem. Phys. 2013, 15(23): 9145-9155.
- [58] Lin X, Perez H E, Siegel J B, et al. Online parameterization of lumped thermal dynamics in cylindrical lithium ion batteries for core temperature estimation and

- health monitoring[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 21(5): 1745-1755.
- [59] Thomas K E, Newman J. Heats of mixing and of entropy in porous insertion electrodes[J]. Journal of power sources, 2003, 119: 844-849.
- [60] 汪首坤, 鲁帅, 陈志华等. 基于 FFRLS-AEKF 的 6 轮足机器人电池 SOC 估计[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(03): 271-278.
- [61] 臧奕茗, 王辉, 钱勇等. 基于三维光学指纹和 NPSO-KELM 的 GIL 局部放电定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6754-6764.
- [62] 高赛. 数字孪生的变电站巡检系统数字化模型[D]. 华北电力大学, 2021.
- [63] 孙瑜. 基于数字孪生的风力发电机故障诊断研究[D]. 东北石油大学, 2022.
- [64] 张星. 数控机床虚拟装配系统关键技术研究与应用[D]. 中北大学, 2023.
- [65] Chu W J, Liu Q. The method to add sky background in 3D virtual engine[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1673(1): 56-60.
- [66] Platt J, Ricks K. Comparative Analysis of ROS-Unity3D and ROS-Gazebo for Mobile Ground Robot Simulation[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2022, 106(4): 80-102.

攻读硕士期间取得的学术成果

发表的学术论文:

- [1] 基于两级 KELM 模型的锂电池荷电状态估计[J]. 安徽工程大学学报. (第一作者)
- [2] Joint estimation of SOC and SOH of lithium battery based on multi-time scaleEKF-ASRCKF algorithm[C].2022 7th International Seminar on Computer Technology, Mechanical and Electrical Engineering (ISCME). (第三作者)

申请的专利:

- [1] 一种锂电池荷电状态精确估计方法, 公开号 CN117250518A, 发明专利 (实质审查, 第二作者, 导师第一作者)。
- [2] 一种锂电池内部温度估计方法, 公开号 CN117890809A, 发明专利 (实质审查, 第二作者, 导师第一作者)。
- [3] 一种锂电池剩余容量预测方法, 公开号 CN116819337A, 发明专利 (实质审查, 第三作者, 导师第一作者)。

参与的基金项目:

- [1] 安徽未来技术研究院企业合作项目 (2023qyhz32)。
- [2] 直流微电网能量路由器关键技术攻关及应用.项目编号: 202004a05020014. 安徽省重点研究与开发计划.2020.01.01---2022.12.31。

致谢

三年的研究生生涯转瞬即逝，行文至此也意味着我的学生时代的结束。在安工程我已经生活了七年，可以说这是我的第二故乡了。在这里发生了许多刻骨铭心的事情，每当想起，内心总会涌出不舍。在论文完成之际，向一直以来给予我关心、帮助和鼓励的老师、同学和家人，致以最真挚的感谢！

感谢我的导师刘世林教授在我学业上的谆谆教诲，为人处事上的以身作则。刘老师的性格和善，待人真诚，同时对待科研的态度一丝不苟。在研究生的三年时间里，刘老师无论是在学习上还是生活中都给予我足够的关心和帮助。从入学以来的选定方向、开题、中期检查和最后的论文定稿，每一步刘老师都给了许多可行性的指导和建议，在此向刘老师表达由衷的感谢！

感谢我的同门们和我的舍友们。在过去的三年，我们一起朝夕相处，在我遇到挫折心情沮丧的时候，总是你们在第一时间给予我关怀和帮助。感谢我的朋友们，岁月见证了我们的友谊，陪伴是最长情的告白。

最后，我想感谢我的家人，是他们一直无私的支持我的学业，在我迷茫的时候一直鼓舞我、关心我。无论外面的风浪有多大，家是永远的港湾，家人永远是我最坚强的后盾！

感谢一路走来所有看见的风景，遇见的人！

尚德敏学 唯实惟新

