

空间电源数字孪生系统

朱 凯, 陈 健, 吕桃林, 付诗意, 吴 磊, 晏莉琴, 王 可, 解晶莹
(上海空间电源研究所, 上海 200245)

摘 要: 数字孪生系统是一种详细描述现实系统的数字化模拟系统, 基于虚拟空间中的模型理解、预测、优化和控制现实系统, 与现实系统具有实时性、同步进化性和交互性。为满足未来空间飞行器智能化、高机动性、多目标任务的特点, 需要提升空间电源系统智能化监测管理能力。本文分析了空间电源数字孪生系统的构成要素, 从数字孪生模型构建、新型传感技术以及数据驱动原理出发, 构建数字孪生系统。依据天上-地面-数字空间各 1 套电源系统的原则, 实现对空间电源荷电状态、电源健康状态等性能进行精准状态诊断和预测并优化控制策略, 在保证飞行器任务实现的前提下提高电源系统的可靠性。

关键词: 空间电源; 数字孪生; 传感技术; 数据驱动; 健康状态; 寿命预测

中图分类号: V 442

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2021.03.022

Digital Twin System for Space Power-Sources

ZHU Kai, CHEN Jian, LÜ Taolin, FU Shiyi, WU Lei, YAN Liqin,
WANG Ke, XIE Jingying
(Shanghai Institute of Space Power-Sources, Shanghai 200245, China)

Abstract: The digital twin system is a digital simulation system that describes the real system in detail. Based on the model understanding, prediction, optimization and control of the real system in the virtual space, it has real-time, synchronous evolution and interactivity with the real system. In order to meet the characteristics of intellectualization, high maneuverability, and multi-target missions of spacecraft in the future, it is necessary to improve the intelligent monitoring and management capabilities of the space power-source system. In this paper, the constituent elements of the digital twin system for space power-sources are analyzed, and the digital twin system is constructed based on the construction of the digital twin model, new sensing technology, and data-driven principles. According to the principle that there should be one independent set of power-source system in the sky, the ground, and the digital space, it realizes accurate state diagnosis and prediction of the space power state of charge (SOC), state of health (SOH), and other performance, optimizes the control strategy, and improves the power system under the premise of ensuring the realization of aircraft missions.

Key words: space power-source; digital twin; sensor technology; data driven; SOH; life prediction

0 引言

航天器进入太空后, 电源系统的运行情况只能依靠遥测获取部分信息, 难以实时地进行健康状态诊断、异常情况报警、控制策略优化以及系统全生命周期的精准管理。随着航天器对于电源系统越来越高的要求^[1], 电源系统精确化管理的需求越来越强。

空间电源数字孪生即现实空间电源系统实体

的数字化体现, 具有理解、模拟、预测、优化和控制现实实体的功能。数字孪生模型遵循“几何-物理-行为-规则”的多维度原则, 形成从基础单元到集成系统的构建, 多领域、多学科角度模型融合以实现复杂物理对象各领域特征的全面刻画^[2]。数字孪生技术在空间电源领域有着良好的应用前景, 通过构建空间电源的数字孪生模型, 结合智能传感和数据

收稿日期: 2021-03-26; 修回日期: 2021-04-16

作者简介: 朱 凯(1967—), 男, 本科, 研究员, 主要研究方向为空间电源系统。

驱动技术可以实现空间-地面交互的孪生系统,更好地感知和诊断空间电源系统的状态,也可为未来空间电源的技术发展做出指导。

1 空间电源数字孪生系统的内涵

数字孪生技术的优势在于可以通过数字和物理约束,在不直接接触实体系统的前提下,完成对实体系统“过去”信息的分析、“现在”信息的诊断以及“未来”信息的预测。在空间电源领域,通过数字孪生模型实现星载平台电源系统寿命预测与健康状态预测,建立长寿命、高稳定的先进星载电源系统的多尺度结构设计方法,开发高性能星载电源的管理技术,建立基于数据驱动的空间电源数字孪生系统,实现天上-地面-数字孪生空间深度融合,是应对高要求空间电源服役需求的发展方向。

针对目前空间电源领域的痛点问题,上海空间电源研究所解晶莹团队^[3-5]在电源控制、模型构建方面积累了大量工作,在电池组均衡和固相扩散模型等领域取得多项成果,为数字孪生模型构建提供依据。哈尔滨工业大学尹鸽平团队^[6-7]关于电池石墨负极衰减机理的研究,以及正极材料性能演变的研究也为数字孪生系统的构建提供原理基础。

空间电源数字孪生系统是由一系列不同的模型构建而成。多物理场、多尺度和轻量化等模型,这些模型以极高的保真度模拟电池的特性,通过多

维传感器获取空间电源多维信息。结合目前高速发展的云计算和机器学习技术,数字孪生系统可以精准地复现电池内部状态,预测电池组的运行状况。通过数字孪生系统可以实时高保真获得电源内部信息,在电源荷电状态(State of Charge, SOC)、健康状态(State of Health, SOH)、功率状态(State of Power, SOP)的获得及联合估算、电源寿命预测、电源可靠性提升等方面将发挥重要作用。

2 空间电源数字孪生关键技术

2.1 高精度物理模型

空间电源系统多采用锂离子电池,为实现对其性能、寿命和可靠性等方面的高效控制与管理,需建立系统的高精准模型。目前的建模方法主要包括白箱建模(如电化学模型)、灰箱建模(如等效电路模型)、黑箱建模(如神经网络模型)。其中,电化学模型^[8-9]从电池内部的物理化学过程出发,最接近电池的实际状态,可实现对电源系统的精准映射。

电化学模型也可称为准二维模型(Pseudo-Two-Dimensional, P2D),如图1所示。该模型对电池内部的物质传递过程、电荷转移过程、电化学反应过程以及不均匀效应进行了详细描述,但是由于模型过于复杂,计算量大,难以解析^[10]。

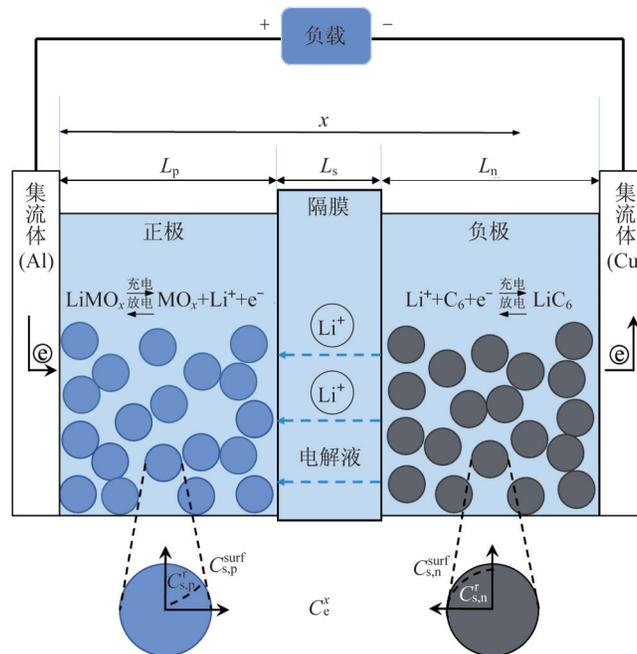


图1 锂离子电池准二维模型^[8]

Fig.1 P2D model of lithium-ion battery^[8]

单粒子模型将准二维模型中的电极简化为 2 个球形颗粒,认为电解质浓度和液相电势保持恒定,电池中无电解质分解等副反应,采用固相扩散方程和 Butler-Volmer 方程完成锂离子电池的内部反应数值化表达,如图 2 所示。相比而言,单粒子模型结构简单,计算量小,目前已被应用至锂离子电池的 SOC 估算之中^[11]。这一模型的缺陷在于其缺失电解液动力学的描述,在大倍率充放电的条件下模型的假设条件不再成立,会造成较大的误差。

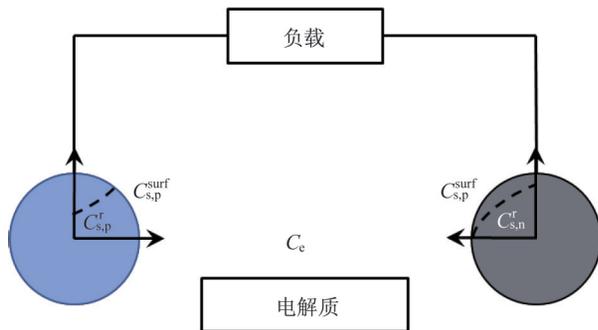


图 2 锂离子电池单粒子模型^[8]

Fig.2 Single particle model of lithium-ion battery^[8]

为解决单粒子模型的适应性较差问题,研究人员致力于从不同场景的需求进行准二维模型的简化工作。现有的简化方式主要包括几何结构简化、固液相扩散过程的简化和数学算法简化计算过程等方式^[8]。为了更好地发挥准二维模型架构能力,SANCARLOS 课题组^[12]探究降阶模型和离线处理模式,在保证模型准确性基础上降低时间成本,提升计算效率。除此之外,邓昊等^[13]采用多项式近似

的方法,从液相浓度、固相表面浓度反应电流的计算进行了简化,并将简化后的模型应用于联邦城市行车规划(The Federal Urban Driving Schedule, FUDS)中锂离子电池的 SOC 估计中。

在准二维、单粒子等电化学模型的建立中,电池电化学反应的模拟通常被简化成一维的问题,而忽略了实际锂离子电池内部的电流密度、局部浓度、SOC、电势等极片面内方向不均匀等因素,这导致对电池实际内部反应的模拟始终是欠缺的^[14]。锂离子电池三维模型通常应用于电-热耦合的研究中。通过几何模型(包含负极集流体、负极、隔膜、正极、正极集流体)、电荷守恒方程、固液相锂离子守恒方程和控制方程进行电化学模型建立,结合包含几何模型和控制方程的传热模型,可实现锂离子电池的电化学-热耦合模型的建立,如图 3 所示。基于传统产热模型,结合电池内部可能会发生的产热反应,可以进一步建立空间电源模组实际工况的热分布特性,为空间电源散热结构设计提供精确的指导方案。同时,通过产热模型可以建立锂离子电池的热滥用模型,用于仿真、预测电池在热滥用条件下如何达到热失控点或者热失控后电池内部的变化^[15]。

目前,电热耦合模型已被广泛地应用于锂离子电池的性能测试和研究。熊瑞等^[16]和 PING 等^[17]则采用电热耦合模型,进行了锂离子电池从正常循环到热失控过程中产热量、电压、电流的变化研究,可进一步明确热失控的临界点和电池的安全使用范围。梅文昕等^[18]、MA 等^[19]将力学引入电池模型,基于电力耦合模型,分析并预测了锂离子电池充放电

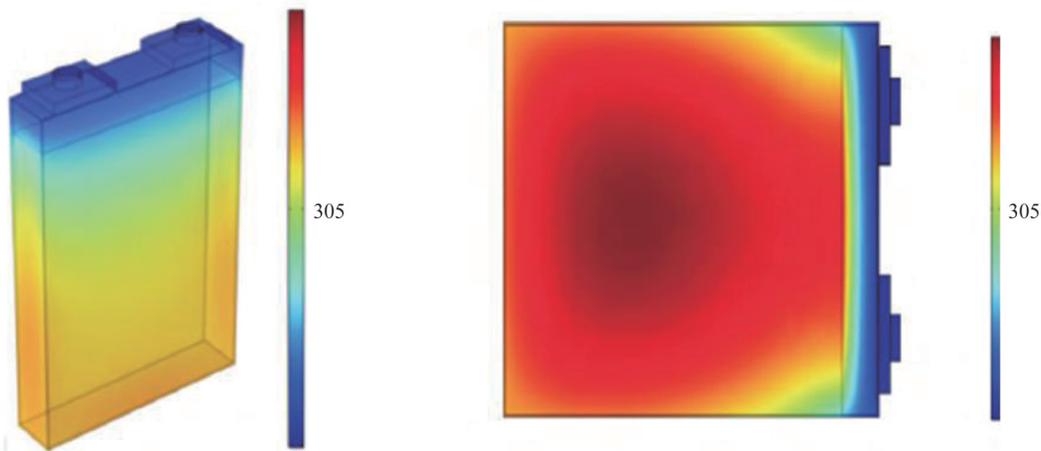


图 3 锂离子电池三维电热耦合模型示意图^[14]

Fig.3 3D electro-thermal coupling model of lithium-ion battery^[14]

过程中电极颗粒的锂浓度和应力,为电池失效提供了一定的临界参考,对电池的安全防护具有一定参考价值,为电池组层面的力学分析奠定基础。

模型的复杂程度对其在实际中的应用起着重要的作用,在实际应用中需要一个能够快速计算且易于解析的电池模型。上海空间电源研究所对原有 P2D 模型进行改进,建立了电池内外过程的直接关系,构建了电池状态的无损检测方法,实现了电化学模型的工程化应用,并在电池的全生命周期下进行了验证,同时编制了标准化的数据处理软件,用于对电池的状态及寿命进行分析预测,如图 4 所示。

同时,课题组结合等效电路模型计算量小且便于硬件实现的特征,对电化学模型与等效电路模型

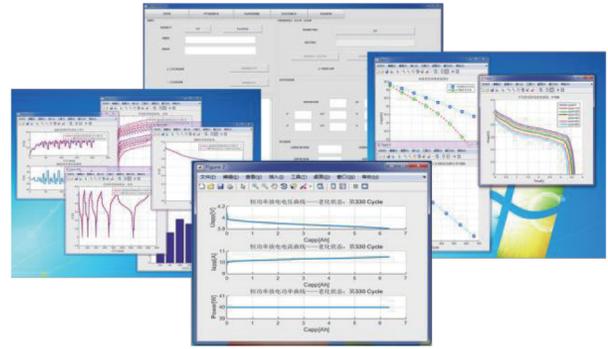


图 4 电池数据标准化处理软件

Fig.4 Battery data standardization processing software

进行融合,并结合相关的优化算法,实现了电池系统的多状态在线联合估算,如图 5 所示。

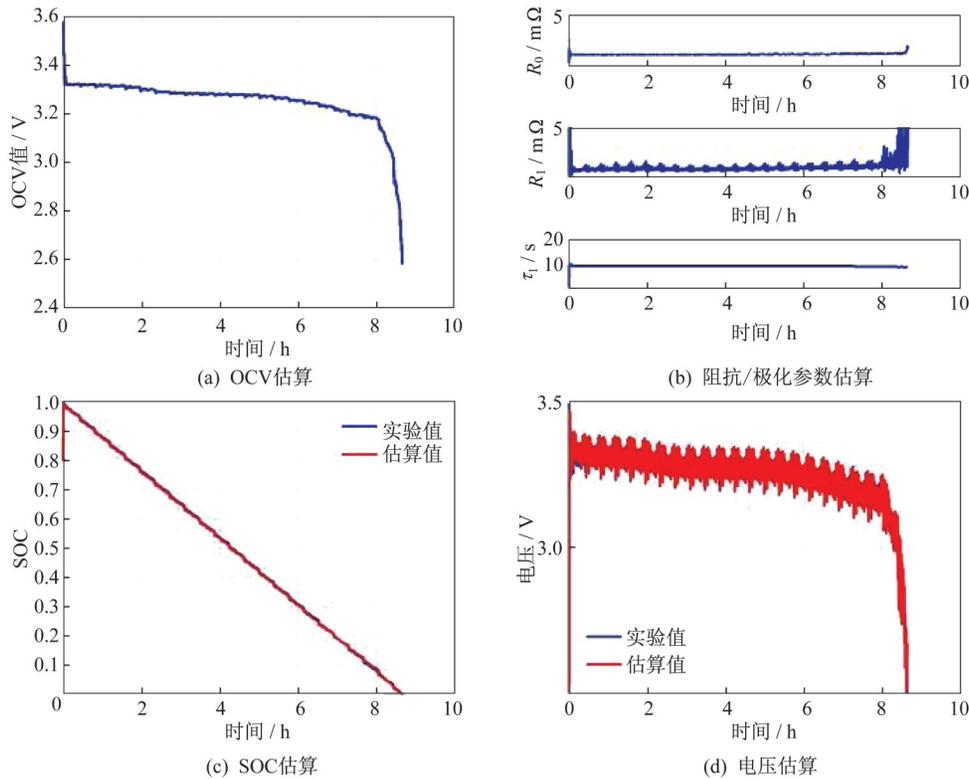


图 5 电池多状态联合估算

Fig.5 Joint estimations of battery under multiple states

2.2 空间状态监测新型传感技术

在数字孪生模型的基础上,空间电源系统配置的传感器是数字孪生系统获取数据的前线,起到为孪生模型提供感官的作用,通过电源系统内部多维信息传感器的布置,实时获取电源系统内部状态信息,能够极大地提高数字孪生模型的准确性,在获取的信息与

孪生模型不断迭代优化的过程中逼近对空间电源的完全映射,从而对电源的内外过程进行精准解析和预测,对决策系统提供准确可靠的决策依据。

未来的空间电源系统要求可以精确把握电源状态,包括精准化 SOC 监测、电源服役能力预测和电源 SOH 寿命预测,在复杂的服役条件下,如高功率脉冲、低温供电、特殊工况深度放电等供电能力

分析,满足不同工况下电源系统的控制与监测。锂离子电池寿命与工作温度、载荷条件、放电深度等工况深度耦合,电池容量变化只是电池内部状态的宏观反映,真正揭示电池衰减机理需要从复杂的内部状态着手。欧洲“电池 2030+”计划明确提出将智能传感器嵌入到电池系统中,可以实现电池在空间和时间维度的分辨监控。通过整合和开发各种传感技术在电池中以实时传递信息(如温度、压力、应变、电解质成分、电极膨胀度和热流变化等),更好理解和监测电池工作过程中的物理参数对电化学反应过程的影响,有效解决非完备信息电源状态诊断的问题。

电池 SOC 受到内部温度、服役环境、电源健康状况等因素的影响^[20-21],精准的 SOC 监测需要真实的电源内部信息。以单体锂离子电池为核心组成的电源系统,在电源 SOH 监测中,以往的经验通过 SOC 剩余量作为判断标准,然而电源 SOH 变化是电池内部多维信息变化的结果,更加科学判断电池 SOH 需要更加多维的电源内部信息。发展电源内部传感器对于揭示电源状态具有重要意义。

对于锂离子电池传感器的研发已经有多年历史。锂离子电池负极嵌锂膨胀,可能导致电池变形,破坏了锂离子电池的结构特性,局部变形有可能导致电极间距增加,影响锂离子电池性能。西安交通大学贾书海团队^[22]基于电池形变与电池衰减的关联特征,将智能光纤传感技术应用在电池系统的高效管理中。研发表贴式增敏型光纤应变传感器如图 6(a)所示,通过对电池表面应变水平的监测,建立电池应变与 SOC 和 SOH 之间关系,对于未来联合监测空间电源系统状态将是重要的信息。

在低温和大倍率条件充电可能导致锂离子电池负极析锂^[23],析锂引起锂电池容量和性能衰减,甚至引起严重的热失控^[24]。监测析锂最有效的方法是在负极表面布置参比电极,监测负极表面电势^[25],清华大学欧阳明高院士课题组提出参比电极尺寸的优化方法,进行了参比电极使用条件的讨论,如图 6(b)所示,确保参比电极测量结果的可靠性,为消除测量误差和提高测量结果准确性提供了指导。

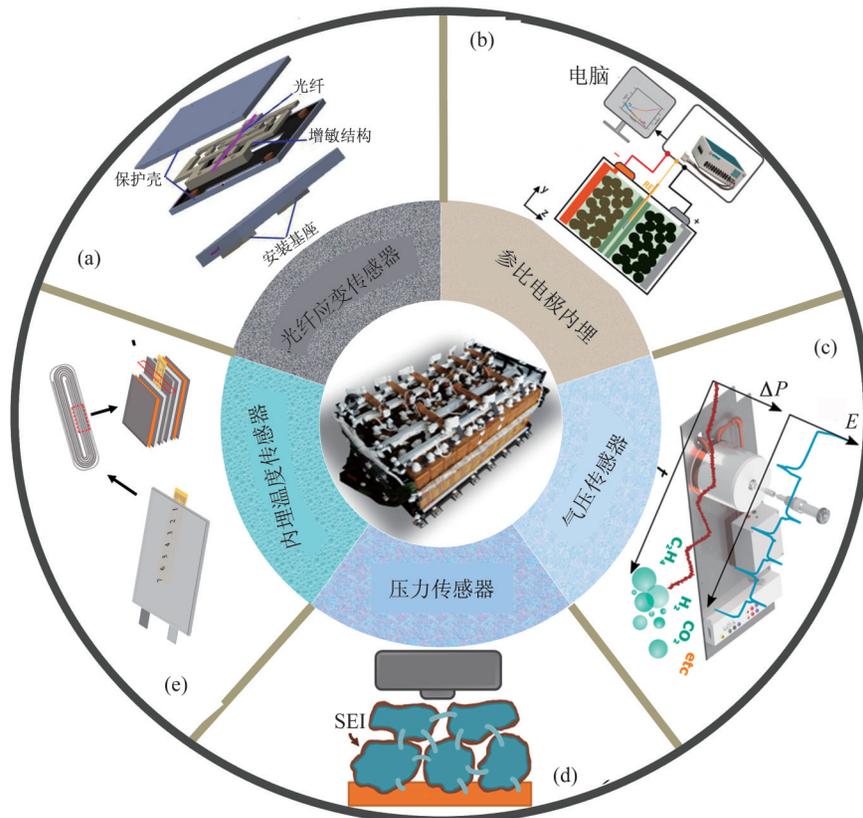
对于锂离子电池从生产过程到服役期间,电池内部往往伴随着气体相关的演变过程,在电池不同

服役阶段,确定电池内部产气特性对于监测电池内部健康状态具有很重要的意义。德国卡尔斯鲁厄理工学院的 BREZESINSKI 团队^[26]研发了一款锂离子电池气压传感器,如图 6(c)所示,通过监测锂离子电池内部气压特性的改变,判断锂离子电池内部产气特性,可以进一步研究电极表面固态电解质膜(Solid Electrolyte Interface, SEI)生长。同时,锂离子电池热失控过程伴随着大量气体的产生,气压传感器可以作为预警信号。

锂离子电池循环期间表现明显的嵌锂膨胀特性^[27],并且与嵌锂程度表现相关性。另外,在锂离子电池劣化过程中固态电解质膜 SEI 生长^[28],锂离子电池进一步膨胀,所以监测锂离子电池的膨胀特性,对于监测锂离子电池 SOH 和荷电状态具有很重要的参考价值。普林斯顿大学的 CANNARELLA^[27]验证了应力对于锂离子电池寿命的影响。在锂离子电池劣化过程中,应力演变与电池劣化表现明显的线性关系,建立电池性能与应力的对应关系,可以作为监测电池健康状态指标^[29],如图 6(d)所示,并且锂离子电池在经历突变状况,比如热失控、大量产气、析锂等状况,可以将应力作为监测手段实现迅速预警。在数字孪生系统中添加应力项,为孪生模型提供有力的 SOC 监测方法和 SOH 预测手段。

电池的性能受到温度影响十分明显^[30],北京理工大学陈浩森教授团队^[31]研发的多点式内埋温度传感器,如图 6(e)所示,攻克锂离子电池“埋得进”“测得准”“传得出”技术难题,实现内部温度场测量,在复杂工况下电池内部温度梯度明显^[32-33],温度传感器内埋技术为监测电池内部温度场信息提供有效途径。在数字孪生系统中,内埋温度传感器为数字模型提供实时的电池内部温度场信息,可更好地监测温度对电池性能的影响。

相比于其他用电系统,空间电源随着航天器在轨运行时,无法依靠现有的手段对电源直接进行状态诊断,仅能依靠外部遥测数据进行评估。针对此问题,上海空间电源研究所联合国内高校开展了基于多功能新型传感器及内埋传感器的新式锂离子电池制备技术研究,旨在通过传感器获取电池具体、精确的内部信息,以进一步完善、优化空间电源的设计和管理。如图 7 所示,在多维传感器信号的基础上建立空间电源数字孪生模型,实现空-地-数字三位一体空间电源系统状态监测体系,准确把握



(a) 应变传感器 (b) 电势传感器 (c) 气压传感器 (d) 压力传感器 (e) 多点温度传感器

图 6 锂离子电池新型传感器

Fig.6 New sensors for lithium-ion battery

空间电源各项状态,并对空间电源任务需求和风险提供可靠的决策依据。

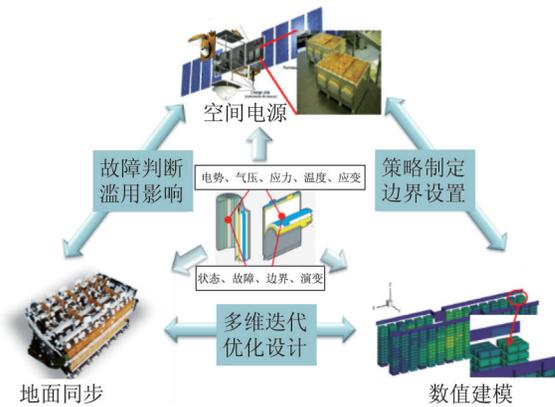


图 7 空间电源传感器应用

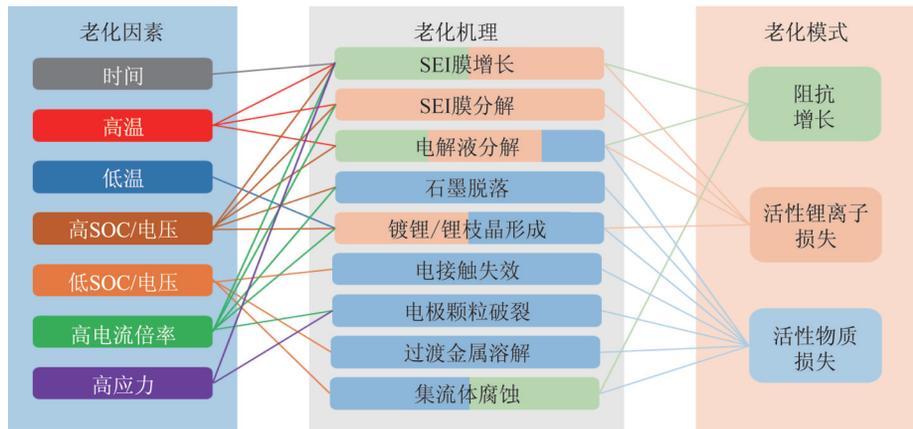
Fig.7 Application of sensors for space power-sources

2.3 空间电源系统数据驱动

由于锂离子电池老化机理为非线性关系,服役过程电源容量发生变化,对于电源管理系统,精确

化计算 SOC 和预测 SOH 具有极大挑战^[34]。智能化电源数字孪生系统,依托电源内埋传感技术可以充分收集系统的多维信息。锂离子电池的性能演变伴随着复杂的衰减机理,如图 8 所示,传统的电流电压监测和电池外表面的温度监测等并不能表现电池真实的状态信息,无法满足电源系统的精准管理。通过新型传感器数据监测,可以深层次反映电源内部状态和电源内部变化机理。

由于锂离子电池固有的差异性,通过传感器获取的信息具有很大不同,基于物理模型进行参数化计算分析依然有许多挑战,导致预测精度降低,机器学习方法是理想的手段,可以适应电池固有的差异性^[36]。以神经网络为代表的驱动方法已经经历了多年的发展,随着计算处理能力的提高人工智能方法将应用在电源系统的处理,LI 等^[37]发展电池云数据管理系统,实现对于电池 SOC 和 SOH 的判定。YAN 等^[38]全面总结了人工智能领域在锂离子电池研究的应用,在精准预测电池 SOC 以及电池 SOH 方面人工智能将发挥不可替代的作用,

图 8 锂离子电池衰减机理^[35]Fig.8 Degradation mechanism of lithium-ion battery^[35]

通过人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)^[39]、随机森林等算法精准预测电池状态。

结合数值模型,可形成机器学习模型的样本训练数据,减少机器学习模型训练时的数据需求。基于现有的电热机理模型生成动力电池仿真数据,仿真不同温度下、不同载荷、不同老化状态条件组合下的高通量电流、电压、温度数据作为预训练集;重点探究电池高温、低温等极端条件,低SOC等传统模型适应性差情况下的电池内外特性演化规律;基于预训练数据搭建基础的电池模型,学习电池内部参数、外部电热特性。然后,依据现有电池数据库,应用数据挖掘理论和相关性分析方法,解析锂离子电池在不同温度、放电深度、放电倍率等应力变化下的电热特性变化以及性能衰退过程中关键特征与性能退化的映射关系,并据此对所搭建的基础深度学习模型进行迁移学习。最后确定电池主要工作环境和负载的主要组合,利用迁移后的电池模型生成电池内外特性仿真结果并开展相关电池测试,以仿真误差对电池模型进行进一步修正。

基于新型传感器的电源系统将产生大量多维数据,结合人工智能技术,依托数据驱动,将电源内部信息,包括温度场、内部应力、内部气压、电势、应变等,通过机器学习,将多维数据融合在一起,建立监测信息与电池内部机理关联性,进一步增强电源系统的深层认识,对于预测电源状态很有意义。

3 空间电源数字孪生系统

数字孪生系统的构建需要结合智能传感、轻量化模型和机器学习,通过智能传感技术获取的空间

电源实时信息,物理模型持续更新电源状态,基于云计算的人工智能机器学习,将极大提升数字孪生系统监测和预测的准确性。在数字孪生体系内,立足拓展系统的自处理能力和响应能力,将极大拓宽电源管理系统能力。

空间电源数字孪生系统通过电池多维模型和融合数据双驱动,以及实际电池对象和虚拟模型的交互,实现对实际电池物理对象的多维属性的描述,刻画实际电池物理对象的实际行为和状态,分析其未来发展趋势,从而实现对空间电源的状态监控、性能仿真、寿命预测、决策优化等实际功能服务和应用需求,并在一定程度达到实际电池与孪生电池模型的共生。空间电源模型是数字孪生系统的重要组成部分,是实现数字孪生功能的重要前提,需要在前述多维、多尺度等模型的基础上,针对空间电源的特点,通过模型和数据的反复迭代,形成精准化、标准化,并在应用过程中形成可交互、可融合、可重构、可进化的空间电源数字孪生模型。

空间电源数字孪生模型不仅是基础电池模型建模,还需从多维度上通过模型组装实现更复杂对象模型的构建,从多角度模型融合以实现空间电源系统特征的全面刻画。空间电源数字孪生模型构建体系如图9所示,在传统外部电压、电流、温度等信号的基础上引入内部温度、应力等信号进行空间电源系统数字孪生建模。为保证空间数字孪生模型的正确有效,需对构建以及组装或融合后的模型进行验证,检验模型描述以及刻画空间电源系统的状态或特征是否正确。若模型验证结果不满足需求,则需通过模型校正使模型更加逼近空间电源系

统的实际运行或使用状态,保证模型的精确度。在模型基础上,发展的云数据系统,集合大量数据,降低本地计算需求,可有效提升机器学习能力。电池数字孪生作为一个多学科物理系统,在电池系统的多尺度设计和智能管理系统中发挥着变革性作用。YANG 等^[40]提出网络分层与交互网络(Cyber Hierarchy And Interactional Network, CHAIN)概念,CHAIN 结构为多层结构,分别为多尺度映射、云基模型、多工况控制、健康诊断与健康管理等,以加速产品研发和智能控制建设,保证电池全寿命周期的安全性和稳定性。

在航天领域,航天器在空间服役期间无法直接进行检修维护,因此,空间电源的可靠性要求极高,针对这一问题,发展空间电源系统的数字孪生势在必行。空间电源系统的数字孪生应该由以下几个部分构成:1) 精确物理、数值模型,用于真实模拟空间电源系统的内部反应与外部特性;2) 高精度传感系统,从内、外部感知空间电源系统的实时参数;3) 联合状态估计技术,基于传感数据的过去状态诊断以及未来状态预测;4) 智能决策技术,可实现空

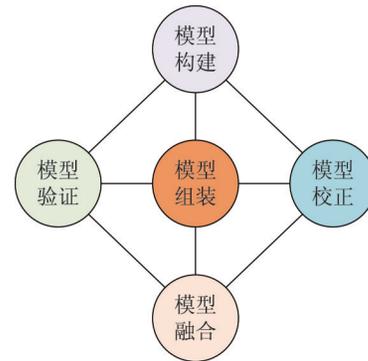


图9 空间电源数字孪生模型构建体系

Fig.9 Construction system of digital twin model for space power-sources

间电源的自主调整及运行策略优化。

基于以上架构可实现空间电源在地面的数字孪生系统搭建,如图10所示。利用空间电源运行的历史及实时回传数据,对数字孪生模型进行匹配性评估和更新;通过对地面数字孪生系统进行工况加载等实验,预测未来空间电源的使用概况;利用地面数字孪生模型对空间电源进行故障诊断及制定应对策略等,实现空间电源系统的精确化管理。

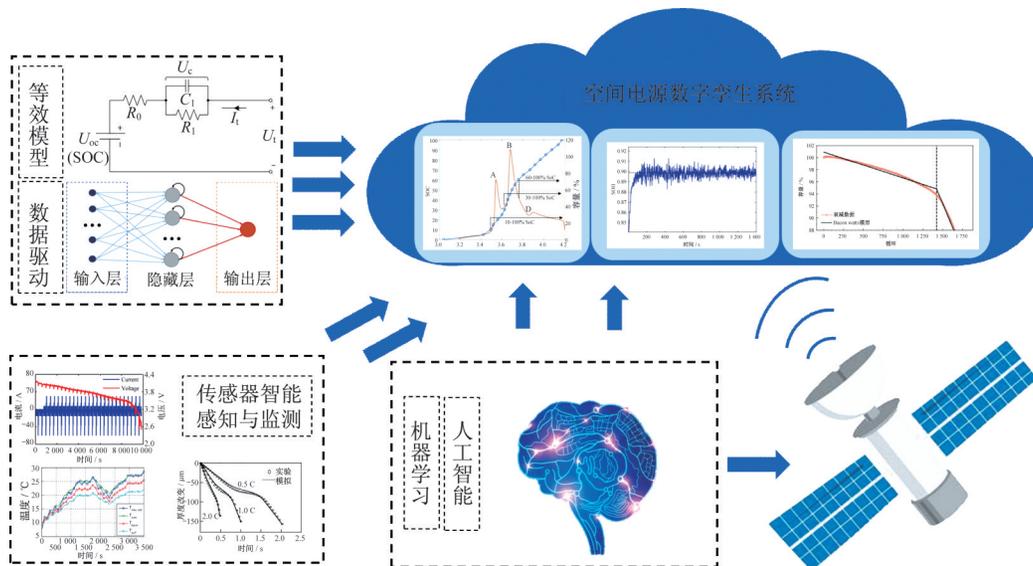


图10 空间电源数字孪生系统

Fig.10 Digital twin system for space power-sources

4 结束语

未来伴随着航天领域的快速发展,对于空间电源系统能力提出更高要求,满足空间电源多功能供电需求,对于空间电源技术研究提出巨大挑战。基于智能传感技术,建立数字孪生模型,结合机器学

习,构建空间电源数字孪生系统,本着天上-地面-数字空间一体化原则,实现空间电源精准化SOC监测,在轨SOH预测,多参数的联合估算,针对不同工况进行电源服役能力分析,提升智能化感知能力。将数字孪生技术应用在空间电源领域,最大的挑战

是模型的准确性、计算能力和智能化传感技术。上海空间电源研究所进行了几十年的空间电源技术深耕,拥有自主研发的宇航级空间电源生产线,以空间电源技术国家重点实验室为平台,不断探索空间电源技术发展路线,伴随着数字孪生技术的发展,在未来将空间电源整体过程纳入数字孪生管理范畴,在空间电源材料的研发、生产制造、空间电源故障诊断等方面展开研究,垂直整合空间电源系统,形成一体化空间电源数字孪生体系,缩短产品研发周期,降低生产成本,提升管理效率,提高系统多维度供电能力的可靠性。

参考文献

- [1] 宋缙华,丰震河,郭向飞,等. SARS卫星用能量功率兼顾型锂离子电池研究[J]. 上海航天(中英文),2020(2):104-108,129.
- [2] 陶飞,张贺,戚庆林,等. 数字孪生模型构建理论及应用[J]. 计算机集成制造系统,2021,27(1):1-15.
- [3] 蒋新华,雷娟,冯毅,等. 串联电池组电压测量的新方法[J]. 仪器仪表学报,2007(4):734-737.
- [4] 雷娟,蒋新华,解晶莹. 锂离子电池组均衡电路的发展现状[J]. 电池,2007(1):62-63.
- [5] 吕桃林,罗英,晏莉琴,等. $\text{LiNi}_{0.5}\text{Mn}_{1.5}\text{O}_4$ 电极的变固相扩散系数模拟[J]. 电池,2017,47(2):84-89.
- [6] 杨杰,王勇,解晶莹,等. $\text{LiNi}_{0.5}\text{Co}_{0.2}\text{Mn}_{0.3}\text{O}_2$ /石墨电池负极的衰减行为[J]. 电池,2020,50(1):4-8.
- [7] 王龙,马玉林,高云智,等. 测试锂电池析气的原位透射红外电解池技术[J]. 电源技术,2019,43(1):13-15.
- [8] 杨杰,王婷,杜春雨,等. 锂离子电池模型研究综述[J]. 储能科学与技术,2019,8(1):58-64.
- [9] DOYLE M, FULLER T F, NEWMAN J. Modeling of galvanostatic charge and discharge of the lithium/polymer/insertion cell [J]. Journal of the Electrochemical Society, 1993, 140(6):1526-1533.
- [10] 胡晓松,唐小林. 电动车辆锂离子动力电池建模方法综述[J]. 机械工程学报,2017, 53(16): 20-31.
- [11] 吴波,谢锋,卢佩航,等. 基于 ESP 模型的锂电池参数辨识和 SOC 估计[J]. 电源技术,2020,44(6): 832-835.
- [12] SANCARLOS A, CAMERON A, ABEL A, et al. From rom of electrochemistry to AI-based battery digital and hybrid twin [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2020, 27:105-134.
- [13] 邓昊,杨林,邓忠伟,等. 基于电化学机理模型的锂离子电池参数辨识及 SOC 估计[J]. 上海理工大学学报, 2018,40(6):557-565.
- [14] 林浩,张洪信,赵清海. 锂离子电池三维电化学-热耦合模型及生热分析[J]. 电源技术,2019,43(10):1630-1632.
- [15] 冯燕,郑莉莉,戴作强,等. 锂离子电池仿真模型的进展[J]. 储能科学与技术,2019,8(S1):18-22.
- [16] 熊瑞,马骁,陈泽宇,等. 锂离子电池极速自加热中的电-热耦合特性及建模[J]. 机械工程学报,2021, 57(2):179-189.
- [17] PING P, WANG Q, CHUNG Y, et al. Modelling electro-thermal response of lithium-ion batteries from normal to abuse conditions [J]. Applied Energy, 2017, 205: 1327-1344.
- [18] 梅文昕,王青松,孙金华. 基于电化学-力耦合模型的锂离子电池充电过程中石墨颗粒的应力模拟[J]. 工程力学,2020,37(增刊1): 352-357.
- [19] MA T Y, CHEN L D, LIU S Q, et al. Mechanics-morphologic coupling studies of commercialized lithium-ion batteries under nail penetration test [J]. Journal of Power Sources, 2019, 437: 226928.
- [20] SHRIVASTAVA P, SOON T K, IDRIS M, et al. Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 113:109233.
- [21] XIONG R, CAO J, YU Q, et al. Critical review on the battery state of charge estimation methods for electric vehicles [J]. IEEE Access, 2018, 6: 1832-1843.
- [22] PENG J, ZHOU X, JIA S, et al. High precision strain monitoring for lithium-ion batteries based on fiber bragg grating sensors [J]. Journal of Power Sources, 2019, 433:226692.
- [23] LI Z, HUANG J, YANN L B, et al. A review of lithium deposition in lithium-ion and lithium metal secondary batteries [J]. Journal of Power Sources, 2014, 254:168-182.
- [24] FAN J, TAN S. Studies on charging lithium-ion cells at low temperatures [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2006, 153(6):A1081.
- [25] LI Y, HAN X, FENG X, et al. Errors in the reference electrode measurements in real lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2021, 481:228933.
- [26] SCHIELE A, HATSUKADE T, BERKES B B, et al. High-throughput in situ pressure analysis of lithium-ion batteries [J]. Analytical Chemistry, 2017, 89(15): 8122-8128.
- [27] CANNARELLA J. Coupled mechanical and electrochemical phenomena in lithium-ion batteries

- [D]. Princeton: Princeton University, 2015.
- [28] DUBARRY M, TRUCHOT C, LIAW B Y. Synthesize battery degradation modes via a diagnostic and prognostic model [J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 219(12):204-216.
- [29] LOULI A J, ELLIS L D, DAHN J R. Operando pressure measurements reveal solid electrolyte interphase growth to rank li-ion cell performance [J]. *Joule*, 2019, 3(3):745-761.
- [30] FLEMING J, AMIETSZAJEW T, CHARMET J, et al. The design and impact of in-situ and operando thermal sensing for smart energy storage [J]. *The Journal of Energy Storage*, 2019, 22:36-43.
- [31] ZHU S, HAN J, AN H, et al. A novel embedded method for in-situ measuring internal multi-point temperatures of lithium-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2020, 456:227981.
- [32] SCHIMPE M, KUEPACH M E, NAUMANN M, et al. Comprehensive modeling of temperature-dependent degradation mechanisms in lithium iron phosphate batteries [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2018, 165(2):A181-A193.
- [33] LIU X, AI W, MARLOW M N, et al. The effect of cell-to-cell variations and thermal gradients on the performance and degradation of lithium-ion battery packs [J]. *Applied Energy*, 2019, 248:489-499.
- [34] RENIERS J M, MULDER G, HOWEY D A. Review and performance comparison of mechanical-chemical degradation models for lithium-ion batteries [J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2019, 166(14):A3183-A3200.
- [35] LI Y, LIU K L, AOIFE M, et al. Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: a review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019:113:109254.
- [36] WANG B, ZHANG G, WANG H, et al. Multi-physics-resolved digital twin of proton exchange membrane fuel cells with a data-driven surrogate model [J]. *Energy and AI*, 2020, 1:100004.
- [37] LI W, RENTEMEISTER M, BADEDA 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.
- [38] NG M F, ZHAO J, YAN Q, et al. Predicting the state of charge and health of batteries using data-driven machine learning [J]. *Nature Machine Intelligence*, 2020, 2:161-170.
- [39] PAULA F C, EUAN M T, MICHAEL A, et al. Identification and machine learning prediction of knee-point and knee-onset in capacity degradation curves of lithium-ion cells [J]. *Energy and AI*, 2020, 1:100006.
- [40] YANG S, HE R, ZHANG Z, et al. CHAIN: cyber hierarchy and interactional network enabling digital solution for battery full-lifespan management [J]. *Matter*, 2020, 3:1-15.