



临近空间无人飞行器能源系统故障诊断研究综述

金海浪, 张志成, 王一晶, 左志强

引用本文:

金海浪, 张志成, 王一晶, 等. 临近空间无人飞行器能源系统故障诊断研究综述[J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 721-735.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0778>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

具有执行器故障的四旋翼无人机自适应预定性能控制

Adaptive prescribed performance control of quadrotor with unknown actuator fault
控制与决策. 2021, 36(9): 2103-2112 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0083>

面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions
控制与决策. 2021, 36(5): 1191-1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

输出误差约束下四旋翼无人机预定性能反步控制

Prescribed performance backstepping control for quadrotor UAV with output error constraint
控制与决策. 2021, 36(5): 1059-1068 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1249>

多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario
控制与决策. 2021, 36(4): 974-982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

基于凸面体圆弧航路的无人机自主避障算法

Autonomous obstacle avoidance algorithm designed for UAV based on convex circular trajectory
控制与决策. 2021, 36(3): 653-660 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0768>

临近空间无人飞行器能源系统故障诊断研究综述

金海浪^{1,2}, 张志成^{1,3†}, 王一晶^{1,3}, 左志强^{1,3}

(1. 天津大学 电气自动化与信息工程学院, 天津 300072; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084;
3. 天津市智能无人集群技术与系统重点实验室, 天津 300072)

摘要: 能源系统的安全性和可靠性是临近空间无人飞行器实现长航时驻空飞行任务的首要前提. 鉴于此, 首先对临近空间无人飞行器能源系统实验平台及其运行原理进行介绍, 分析能源系统中容易发生的典型故障; 然后阐述能源系统故障诊断研究进展, 总结已有方法的有效性及不足之处; 最后考虑临近空间无人飞行器能源系统的实际需求, 探讨未来有待研究的问题和方向.

关键词: 临近空间; 无人飞行器; 能源系统; 故障诊断

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0778

引用格式: 金海浪, 张志成, 王一晶, 等. 临近空间无人飞行器能源系统故障诊断研究综述 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 721-735.

Review on fault diagnosis of energy system of unmanned aerial vehicles in near space

JIN Hai-lang^{1,2}, ZHANG Zhi-cheng^{1,3†}, WANG Yi-jing^{1,3}, ZUO Zhi-qiang^{1,3}

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. Tianjin Key Laboratory of Intelligent Unmanned Swarm Technology and System, Tianjin 300072, China)

Abstract: The safety and reliability of energy systems are the primary prerequisites for the long endurance stationary flight missions of unmanned aerial vehicles (UAVs) in near space. Firstly, the experimental platform of the energy system of UAVs in near space and its operating principle are introduced, and the typical faults in the energy system are analyzed. Then, the research progress of energy system fault diagnosis is described, and the effectiveness and shortcomings of existing methods are summarized. Finally, considering the actual requirements of the energy system of UAVs in near space, the issues and directions to be studied in the future are discussed.

Keywords: near space; unmanned aerial vehicles; energy system; fault diagnosis

0 引言

临近空间是指距海平面 20 ~ 100 km 且在传统航空 (20 km 以下) 航天 (100 km 以上) 领空范围之间的空域. 该空域具有广阔的飞行环境, 不仅可以作为航空航天空域之间的连接枢纽, 还可提供空天之间巡逻预警、军事侦察和协同作战的通讯中继, 是真正意义上的空天结合区域. 相对于普通侦察机、预警机等航空飞行器空域而言, 临近空间具有更宽的可视范围, 而与火箭、卫星等航天飞行器空域相比, 其具有更快的通讯速度和更强的信息交互能力. 此外, 由于超出普通航空导弹的射程范围, 临近空间不仅

可以有效规避攻击, 还可挂载导弹对来自临近空间的进攻性武器进行拦截, 提升反导能力. 因此, 巨大的军事民用发展潜力和战略意义使得临近空间的探索成为世界各国关注的重点领域之一. 能在此空域长时间自动飞行并执行特定任务的飞行器称为临近空间无人飞行器. 表 1 总结了国内外典型飞行器的性能指标对比结果. 为便于阅读, 表 2 给出本文常用英文缩写对照表.

1974 年 11 月, 美国 Astro Flight 公司研发了首代 Sunrise I 太阳能无人机, 开启了人类对该领域研究之先河. 此后, 英国、意大利等欧美发达国家启动

收稿日期: 2024-07-01; 录用日期: 2024-11-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62173243, 61933014, 62403352); 中国博士后科学基金项目 (2024M751684); 国家资助博士后研究人员计划项目 (GZC20240837).

†通信作者. E-mail: zczhang@tju.edu.cn.

表1 国内外典型飞行器性能指标

	名称	翼展/m	飞行高度/km	航时	有效载荷/kg
国外	PathFinder	29.4	21.8	14.5小时	45
	PathFinder+	36.3	24.2	—	67.5
	Centurion	61.8	30.5	—	272
	“Helios” HP01	75.3	29.5	18小时	90.7
	“Helios” HP03	75.3	19.8	14天	100
	Solar Eagle	120	30	5个月	450
	Sunglider	42	20	3个月	400
	Zephyr 7	22.5	21.6	14天	2.5
	Zephyr S	25	23.2	64天	75
	PHASA-35	35	21	336小时	15
	AtlantikSolar	2.65	—	81.5小时	—
国内	彩虹	45	20	7天	—
	魅影	3.3	6	27小时	3.8
	启明星 50	50	20	首飞26分钟	—

表2 英文缩写对照表

英文缩写	英文全称	中文
DC-DC	Direct current to direct current	直流转直流电源
MPPT	Maximum power point tracking	最大功率点跟踪
BMS	Battery management system	电池管理系统
DGU	Distributed generation unit	分布式发电单元
MCU	Measurement communication unit	检测通讯单元
EMS	Energy management switch	能量管理开关
I/O	Input/output	输入输出
RLC	Resistance-inductor-capacitance	电阻-电感-电容
TECM	Thevenin equivalent circuit model	戴维南等效电路模型
ETCM	Electrothermal coupling model	电热耦合模型

了一系列高空长航时的太阳能无人机研发项目^[1],极大地推动了临近空间无人飞行器能源、结构、控制系统设计等技术的快速发展.我国在该方向的研究虽然起步较晚,但也取得了长足的进步.2017年,由中

国航天科技集团十一院研发的“彩虹”太阳能无人机进行了 20 km 以上的高空试飞实验,标志着我国临近空间无人飞行器技术有了新的突破.2022 年,“启明星 50”超大型太阳能无人机进行首飞试验,该机是我国首款完全以太阳能为能量来源的纯电大型无人机,它的首飞成功增强了我国临近空间资源开发和执行任务的能力.同年,“彩虹”太阳能无人机再次完成了临近空间连续 7 天跨昼夜飞行测试,飞行高度为 20 km,标志着我国临近空间飞行器应用技术取得重大突破.

能源系统作为临近空间无人飞行器的“心脏”,为飞行器发挥正常功能提供能源和动力保障,其安全性和可靠性对飞行器稳定运行至关重要^[2].图 1 为能源系统的主要框架,包括光伏电池、MPPT、储能电池、DC-DC 变换器、直流电机等.MPPT 的作用是

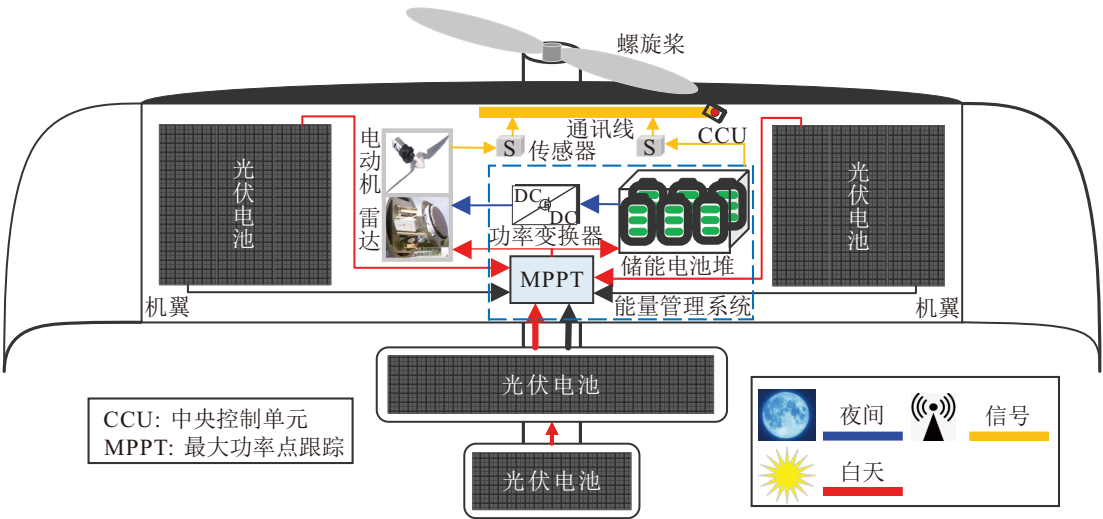


图1 临近空间无人飞行器能源系统框架

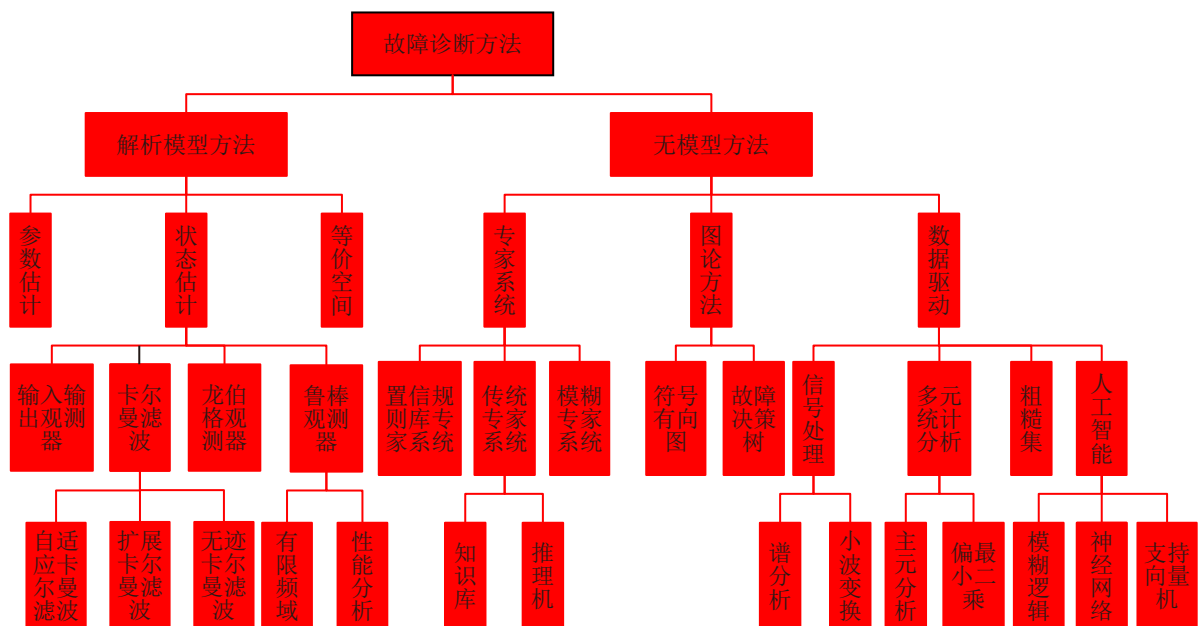
最大限度地将白天吸收的太阳能转化为电能来获取能量。白天, 通过光伏发电为飞行器正常运行提供能量来源, 并将富余的电能存储到储能电池中。夜晚飞行时, 储能电池释放白天存储的电能继续为飞行器的正常飞行提供能量, 进而实现临近空间无人飞行器的跨昼夜长航时驻空飞行。此外, 在白天出现光照不均的工况下, 储能单元还起着“削峰填谷”的作用, 以此来满足临近空间无人飞行器能量平衡的工况要求。DC-DC 变换器采用下垂控制来实现功率分配及电压调节, 是能量调度的重要通道。雷达、直流电机等负荷是临近空间无人飞行器完成预定飞行任务的关键设备。飞行器能源系统调度决策与控制需要兼顾能量平衡、功率平衡、系统均衡以及能流高效 4 个基本要求。能量平衡指白天光伏电池获取的能量能够满足夜间能量需求; 功率平衡要求发电功率满足负荷所需; 系统均衡意在通过储能单元荷电状态的一致性提升其放电深度, 进而提高能源系统比功率; 能流效率的提升将极大地增加无人飞行器的有效载荷, 增强其任务执行能力。

然而, 由于临近空间特殊的工作环境(跨域范围广、昼夜温差大、高能粒子辐射、大气密度剧变等)、制造工艺水平的瓶颈以及临近空间无人飞行器长航时驻空飞行的工作特点, 一些器件会不同程度地出现老化, 从而引发故障。例如储能电池的电压和电流传感器故障会导致不精确的电池荷电状态估计; 温度传感器故障会引发电池管理系统的管理异常; DC-DC 变换器中输入侧电感参数故障会产生电磁干扰影响电流稳定。而输出侧电容器参数故障会使自身容量变小, 滤波效果减弱, 电源纹波增大, 导致

输出电压不稳。螺旋桨永磁直流电机中电感电容故障同样会影响转速稳定, 进而破坏临近空间无人飞行器的平稳飞行。另一方面, 能源系统网络化控制模式使得故障信息可通过信息交互的方式向外传播, 从而进一步减弱整个分布式能源系统的能量优化调度能力, 降低临近空间无人飞行器的飞行性能。因此, 若不能及时发现故障并采取合理的防范措施, 可能缩短飞行器能源系统的使用寿命甚至造成更严重的安全事故。故障诊断方法是提高系统可靠性的关键技术。根据是否需要辨识系统模型参数将其分为解析模型方法和无模型方法, 其具体分类见图 2^[3-6]。

对于解析模型方法, 观测器是处理确定性系统故障诊断问题的重要手段, 而卡尔曼滤波器凭借最优估计特性同样是处理随机系统的利器。在无模型方法中, 数据驱动方法随着大数据和人工智能的迅猛发展涌现了丰硕的研究成果。例如, 基于投影降维方法的主元分析和偏最小二乘、寻找最优分割超平面进行分类的支持向量机方法、对复杂非线性动态具有较强逼近能力的神经网络方法等。

由于临近空间恶劣的工况环境及各种电磁辐射、气流等干扰, 对于早期小幅值的元器件故障仅采用解析模型的故障诊断方法面临巨大挑战。如何利用观测器设计残差生成器和阈值使其对扰动鲁棒故障敏感是一大难题。此外, 在面对临近空间多物理场耦合的复杂工况环境时, 由于难以进行真实环境测试模拟而导致实验故障样本稀少, 给基于支持向量机、神经网络等有监督数据驱动故障诊断方法带来了挑战。此外, 不同于地面的分布式直流微网系统, 临近空间无人飞行器能源系统的资源严格受限, 而



其网络化控制、管理、决策、优化等都需要频繁的信息交互来满足性能要求. 因此, 临近空间无人飞行器能源系统有限的通信、计算、存储资源给故障诊断方法精准性、实时性、高性能的设计要求带来了阻碍.

1 临近空间无人飞行器能源系统实验平台

临近空间大气压强低、辐射干扰强、昼夜温差大等特殊环境严重影响能源系统的正常运行, 进一步对能源系统实现能量平衡带来巨大挑战. 同时由于需要特殊的材质和高工艺水准导致实际飞行测试周期长, 成本高. 搭建一体化临近空间无人飞行器能源系统实验平台可以快速检验各种控制算法的可靠性, 缩短开发周期, 节约成本. 下面以天津市智能无人集群技术与系统重点实验室和中电科蓝天科技股份有限公司联合搭建的临近空间无人飞行器能源系统实验平台为例进行介绍. 本文仿照临近空间飞行器能源系统的电气和通信连接, 构建了分布式直流微电网协同控制系统硬件, 用以验证功率调节、扰动抑制、故障检测效果, 为前期分布式协同控制和故障诊断算法设计提供验证平台支撑.

整个实验平台如图3所示, 包括4个分布式发电单元, 每个DGU相当于一个能量节点并通过能量总线并联连接. 临近空间低气压 (5000 Pa)、宽温域 ($-70^{\circ}\text{C} \sim 70^{\circ}\text{C}$) 的极端环境可用高低温低气压试验箱来模拟. 光伏模拟器用来模拟临近空间无人飞行器太阳能电池发电过程, 每个光伏模拟器对应一个能量节点. 电子负载并联到能量总线上模拟临近空间无人飞行器负载工作. 根据每个DGU的通讯和

控制协议在PC端编写好下位机驱动程序, 并下载至每个能量节点控制单元DSP28379D中, 然后通过CAN网络将指令再下发到每个DGU中. 单个DGU包括MPPT模块、BMS模块、MCU模块、Boost模块、EMS模块. MPPT模块主要用于实时观测太阳能电池板的输出电压, 并追踪最高的电压电流值, 以最大功率向负载供电或给储能电池充电, 其输入电压范围为 $32 \sim 40\text{ V}$, 输出为 $27 \sim 32\text{ V}$. BMS模块主要负责管理电池堆的充放电模式, 监测电池堆的工作状态, 尤其是荷电状态 (SOC)、健康状态 (SOH)、剩余使用寿命, 判断是否发生故障等, 保证锂离子电池的正常工作. MCU模块则用于采集其他模块及其他能量节点的I/O数据信息, 并通过算法匹配协议经由CAN总线传输到控制单元和上位机, 同时接收控制单元下发的控制指令并转化为数字信号传输到其他模块中实现工作状态的运行控制. Boost DC-DC升压变换器的主要作用是将DGU的输入电压源能量输送到后级直流微网中, 是实现电压调节和功率分配的关键模块, 其输入电压范围为 $24 \sim 35\text{ V}$, 输出为 $45 \sim 60\text{ V}$, 最大输出电流为 2.2 A . EMS模块主要用于实现单个能量节点功率流的控制, 提高功率流的流动效率. 此外, Boost模块与EMS模块间还存在一个RLC滤波电路, 如图4所示. 整个系统中每个能量节点之间经由CAN网络进行信息交互, 并通过设计合适的分布式二次控制算法完成能源系统的能量调度与协同控制, 提高能量利用效率, 进而实现临近空间无人飞行器长航时驻

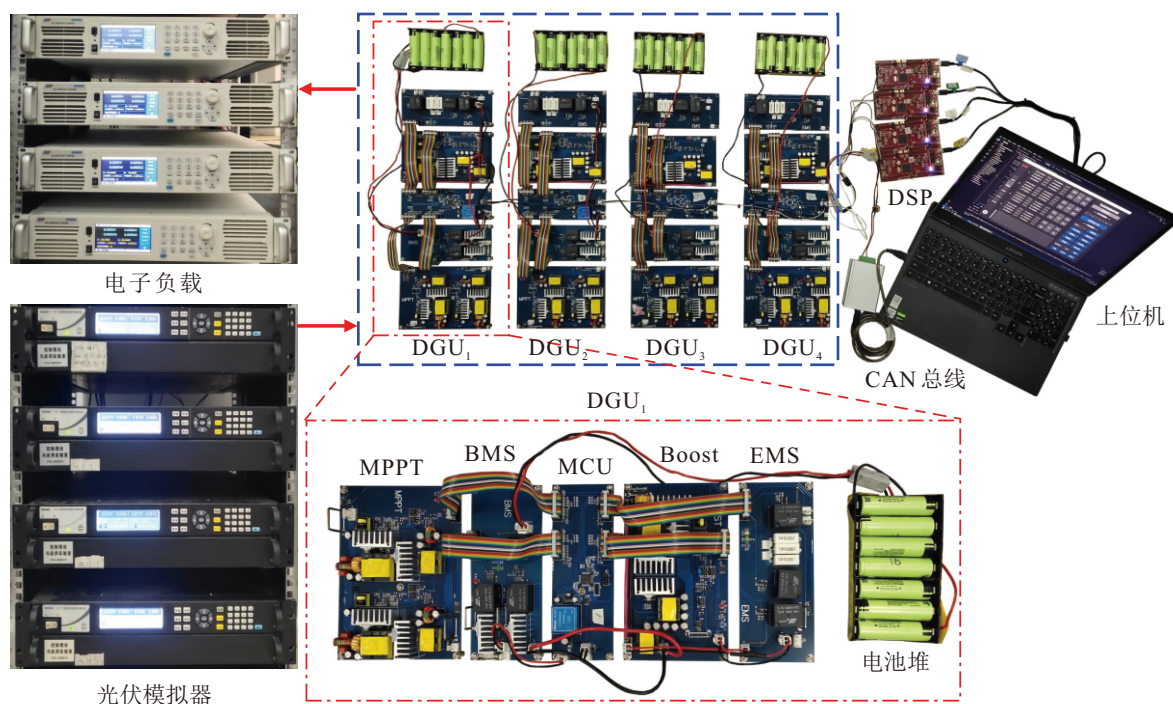


图3 临近空间无人飞行器能源系统实验平台

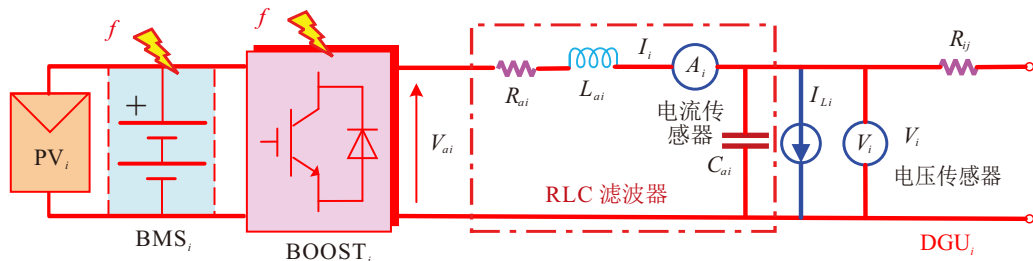


图4 单个 DGU 的电路拓扑图

空飞行。然而, 相比于地面环境, 各种器件可能出现快速老化进而导致工作异常, 若不能及时诊断并进行维护, 可能引发严重后果。从单个 DGU 的角度看, 可以将其中的 RLC 滤波电路作为研究对象, BMS 模块视为提供电能的输入电压源, Boost 模块作为执行器来调节 RLC 滤波电路输入端电压。因此, 典型的故障有以下几类:

1) BMS 故障: 如传感器偏移故障^[7]、传感器漂移故障^[8]、电池内阻故障^[9]等。以上故障都会引起 BMS 模块工作异常。

2) Boost 故障: 电感、电容^[10]、负载电阻等元器件故障^[11]。同样地, 以上故障在不同程度上损害 Boost 模块对本地负荷的馈电能力, 影响临近空间无人飞行器的飞行性能。

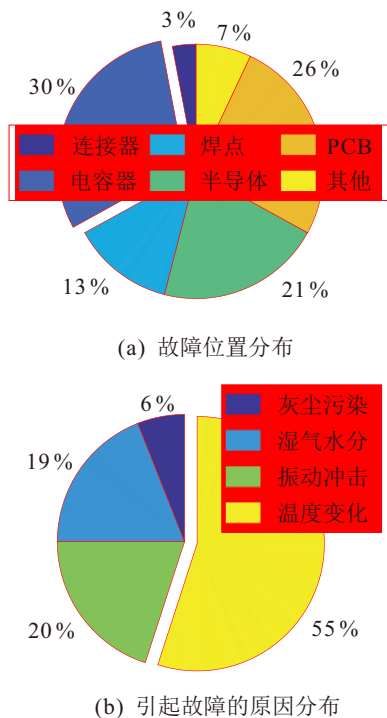
2 能源系统故障诊断方法研究现状

临近空间无人飞行器能源系统的故障诊断是进行容错控制设计的前提, 是提高飞行器安全性和可靠性的重要保障。一方面, 考虑到飞行器需要在环境复杂的临近空间长时间驻空飞行执行任务, 一些重要模块容易老化而引起故障, 例如 DC-DC 变换器、储能电池、螺旋桨电机等。由于飞行器能源系统设计采用分布式网络化拓扑结构, 其通信资源严格受限, 如何在约束下针对能源系统提出有效的故障诊断方法需要深入探讨。另一方面, 为了实现整个分布式能源系统的电压调节和功率分配, 各个能量节点之间需要进行信息交互。如果不能对各个能量节点发生的故障进行及时检测与分离, 则故障信息可通过通信网络进行传播, 进而影响整个分布式能源系统的正常运行。与此同时, 各个能量节点实时的信息交互会占用大量通信资源, 如何在该工况下设计分布式的故障检测与分离策略在满足故障诊断性能的前提下节省更多的通信资源也是一个迫切需要解决的问题。因此, 本文在充分调研国内外研究现状的基础上, 详细阐述临近空间无人飞行器能源系统故障诊断方法已有结果并对其进行梳理总结。

2.1 DC-DC 变换器系统故障诊断方法研究现状

在临近空间无人飞行器能源系统中, Boost DC-

DC 变换器是各个能量节点实现电压调节和功率分配的关键模块, 其一旦发生故障将会传播到整个能源系统, 所以其安全性和可靠性对于临近空间无人飞行器实现能量优化调度并保持昼夜能量平衡极为重要, 突然失效、馈电能力不足、性能衰退都有可能造成巨大的财产损失和严重的安全事故。功率变换器中常见的故障位置及其诱发因素的统计结果如图 5 所示。图 5(a) 表明电容器为功率变换器中最容易发生故障的元器件, 图 5(b) 指出温度对于元器件参数的影响最为明显。

图5 功率变换器中故障位置及原因分布^[12-14]

然而在 23 km 的临近空间, 每天 0:00 环境温度为 -70°C , 当遇到太阳强烈辐射时, 临近空间无人飞行器机翼上的太阳能电池的温度会迅速从 2°C 上升至 70°C , 到了下午 16:00 环境温度又降为 -47°C ^[15]。巨大的温差使得元器件老化速度加快, 其中超过 65% 的故障机理来自无源器件的结构参数变化, 例如变换器中电感电容老化, 进而导致输出电压纹波增大、谐波增加等。若不能及时发现并进行处理, 则早期初级故障很可能演变成结构性故障进而引起飞

行故障. 当前, 能源系统中使用的电容器为电容密度大、铝箔为正极的电解电容, 其在 25 °C 标称环境下就有相对较高的失效率^[16]. 电解电容主要作用是存储能量和滤除电压纹波, 其可靠性直接影响能源系统中 Boost DC-DC 变换器模块的寿命. 图 6 给出了电解电容的典型结构, 包括引线、阴极铝箔、阳极铝箔、浸湿电解液薄纸、金属氧化膜/电介质. 电解电容工作过程中, 元器件结构变化使得流过电解电容的纹波电流分量增大进而引发电解电容等效串联电阻损耗增加并产生热量, 进一步导致电容电解液蒸发使得电解液与金属氧化层之间的接触面积变小, 最终表现为电容值减小、等效串联电阻增大而造成电解电容退化^[17].

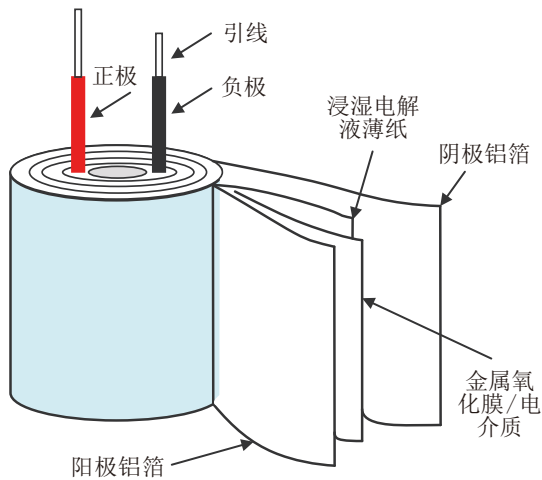


图6 电解电容结构

同样地, 能源系统中 Boost DC-DC 变换器电感起着存储电能、滤除高频电磁波干扰等作用. 在临近空间无人飞行器长航时飞行过程中, 随着所受热应力与电应力的累积, 电感内部磁芯的导磁能力将逐渐减弱, 进而使得电感品质因数降低导致电感性能发生退化^[18]; 另一方面, 当临近空间无人飞行器遇到太阳强辐射时, 电感工作温度迅速升高容易引起漆包线的绝缘层发生性能退化, 致使电感线圈短路导致最终电感值减小. 若不能及时检测并进行维护会造成电流及输出电压纹波增大, 影响飞行器的正常平稳运行. 因此, 本文主要针对变换器中电感电容参数故障诊断方法进行调研. 当前功率变换器研究大多针对电子开关开路或短路故障^[19], 而关于临近空间无人飞行器能源系统 Boost DC-DC 变换器中电感、电容元器件故障诊断方法的结果较少, 其中主要分为解析模型方法、数据驱动方法.

2.1.1 解析模型方法

基于解析模型的故障诊断方法主要利用状态观测器和卡尔曼滤波器分别针对功率变换器的确定性

系统模型和随机系统模型设计残差来进行故障诊断. 以 Boost DC-DC 变换器为例, 其可建模为随开关变化的切换系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_{\sigma(t)}x(t) + B_{\sigma(t)}u(t), \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{其中: } x(t) = y(t) = \begin{bmatrix} i_L(t) \\ v_C(t) \end{bmatrix}, A_{\sigma(t)} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{s_1}{L} \\ \frac{s_1}{C} & 0 \end{bmatrix},$$

$$u(t) = \begin{bmatrix} v_{pv}(t) \\ i_{load}(t) \end{bmatrix}, B_{\sigma(t)} = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{C} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$\sigma(t)$ 为随电路中开关管开通关断的切换信号, 具体形式及其他参数含义详见文献[20]. 对于系统(1)中的电感电容参数故障, 自适应滑模观测器^[21]、龙伯格观测器^[22-23]、鲁棒 H_∞ 观测器^[24-25]等故障诊断方法发挥了重要作用, 其形式如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A_{\sigma(t)}\hat{x}(t) + B_{\sigma(t)}u(t) + \mathcal{L}(y(t) - \hat{y}(t)), \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t), \\ r(t) = y(t) - \hat{y}(t). \end{cases}$$

其中: $\hat{x}(t)$ 为状态估计向量, $r(t)$ 为残差信号, $\mathcal{L}$ 为观测器增益. 基于观测器故障检测方法的核心思想是设计 $\mathcal{L}$ 使得残差信号 $r(t)$ 对扰动鲁棒故障敏感. 当考虑系统(1)中随机噪声的影响时, 可借助卡尔曼滤波设计残差, 并通过发生电感电容故障时残差信号的统计特性变化来进行故障诊断^[26]. 总体而言, 基于解析模型的方法凭借机理特性鲜明、理论基础成熟、可解释性强等优势使其广泛应用于功率变换器的故障诊断研究中. 但对于早期初级特征不明显的元器件故障, 由于不可避免地存在未建模动态(例如飞行器能源系统中的多物理场耦合动态、复杂非线性动态、储能电池内部的电化学动态等)、系统不确定性(例如临近空间宽温域飞行环境带来的系统内部电感电容等参数不确定性、外部输入不确定性等)、外部扰动(例如临近空间强辐射所带来的高能粒子干扰、模块之间的静电干扰等)、测量噪声(例如非高斯非平稳信号), 导致其在实际应用中面临巨大挑战.

2.1.2 数据驱动方法

针对 DC-DC 变换器数据驱动的故障诊断方法主要包括信号处理和机器学习. 其中基于信号的方法直接利用测量信号的时域或频域特征来进行故障诊断, 无需建立系统的输入输出模型^[27]. 随着信息技术的迅速发展, 数据的采集、传输、存储能力显著提升. 基于机器学习的故障诊断方法也逐渐应用于各类系统中^[28]. 该方法的核心思想是利用系统正常和故障场景下的历史 I/O 数据来训练支持向量机或神

经网络并进行故障特征分类以完成故障诊断。目前, 大多数数据驱动方法主要针对功率变换器的电子开关故障, 而考虑电感电容参数故障的工作相对不足。有学者利用带有复杂正交三角分解的多层多值神经网络来识别 Boost DC-DC 变换器和 Buck DC-DC 变换器的电感电容等参数故障^[29], 同时采用人工神经网络对 Buck DC-DC 变换器中的铝电解电容器的状态进行在线监测, 通过估计铝电解电容等效电阻值的变化来评估电容的衰退程度^[30]。然而, 神经网络方法通过反向传播算法来进行训练, 模型相当于一个“黑箱”, 故障诊断结果的可靠性除了需要大量的故障数据外还无法准确描述故障的机理及演化特性, 可解释性不足, 且泛化能力有限。以上缺陷给该方法的应用带来了阻碍。

近年来, 以控制理论为根基的子空间辨识方法吸引了众多学者的广泛关注并已初步应用到功率变换器的故障诊断问题中。数据驱动像空间辨识方法起源于鲁棒控制理论中的间隙度量技术, 其工作原理是在线实时度量乘性故障对系统闭环特性的影响, 该“影响”的衡量尺度类似于“稳定裕度”的概念。研究表明该方法可以很好地捕捉功率变换器中电感电容等参数故障动态^[31]。为了提高参数故障的可检测性和可分离性, 可利用间隙度量对 DC-DC 变换器的元器件故障进行分类分级, 进而求解合适的故障簇中心模型参数和半径来实现数据驱动间隙度量的故障检测与分离^[32]。但该方法本质上是一个有限脉冲响应滤波器, 随着飞行器长航时在轨飞行难免造成一定的性能损失。

2.2 锂电池储能系统故障诊断方法研究现状

储能电池在临近空间无人飞行器实现跨昼夜高空长航时飞行中起着“削峰填谷”和“能量平衡”的

作用, 其中锂离子电池凭借相对较高的能量密度广泛应用于各种临近空间无人飞行器中。然而, 在 20 ~ 100 km 的临近空间飞行器飞行高度落差大、大气密度不均、昼夜温差大、各种强辐射干扰等使得 BMS 中各种传感器及锂离子电池自身容易发生故障。若不能及时发现并进行容错控制, 很可能导致电池过充过放及热管理异常, 进而使得电池内部短路出现热失控, 甚至会引发电池自燃或爆炸等安全事故。锂离子电池故障主要来自两个方面: 内部因素和外部因素。内部早期因素归根结底表现为电池内阻增大(包括锂电极沉积致使枝晶生长), 功耗增加, 进而热量增加使得电池内部电解液蒸发再次使得内阻增大, 不断恶性循环, 直至电池内部隔膜达到熔点破裂, 最终使得正负极发生内部短路引起热失控^[33-34], 整个故障演化过程如图 7 所示。外部因素则涉及电压、电流传感器故障引起的过充过放, 温度传感器故障导致热管理异常等^[8]。因此, 本文主要针对电池内阻故障和各种传感器故障诊断方法进行总结。

2.2.1 锂电池内阻故障诊断方法

已有文献利用多模型概率融合估计算法^[35]、粒子群优化算法^[36]、扩展卡尔曼滤波^[37-38]、无迹卡尔曼滤波^[39]、基于遗忘因子的最小二乘算法^[40]来估计电池等效电路模型的参数, 但针对锂离子电池内阻故障诊断的研究依然不足。为此, 本文从模型和数据驱动两个方面对锂电池内阻故障诊断方法的研究进展进行阐述。在基于模型的研究中, 有研究将电池内阻作为增广状态提出了扩张状态观测器的方法来进行电池荷电状态和内阻的联合估计^[41]。然而, 内阻的变化往往源于环境温度的改变, 因此不应忽略锂离子电池的热动力学行为, 有学者^[42]利用搭建的电池电动力学和热动力学行为的电热耦合模型设计了基于

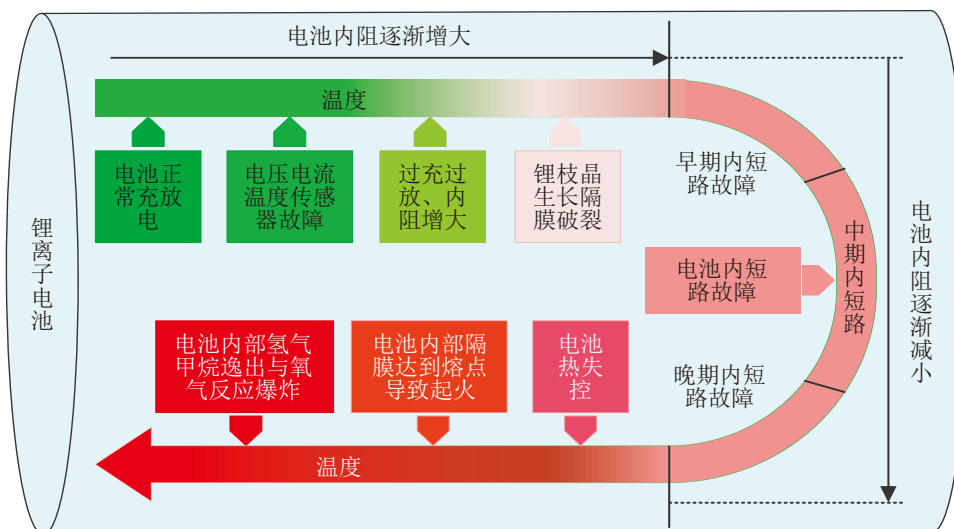


图7 锂离子电池故障演化示意图

观测器的电池内阻故障检测框架,但电热耦合模型十分复杂,大大增加了机理建模成本。

相对而言,数据驱动方法的优势在于无需考虑机理建模问题,且电池的所有行为特性都包含在 I/O 数据中,无需考虑未建模动态的影响。已有学者借助支持向量机^[43]来处理电池内阻故障和连接电阻故障及二者同时发生的情况。然而,高可靠性要求使得临近空间飞行器获取故障样本极其困难。因此,高斯分布异常状态检测^[44]、零样本多元状态估计^[45]、统计分析^[46]、数据驱动间隙度量^[47]、核学习^[48]等无监督机器学习方法引起了广泛关注。此外,还有学者^[49-50]通过注入交流电分别进行了燃料电池和锂离子电池内阻的在线检测,该方式类似于文献^[51]提出的主动故障诊断思路。

2.2.2 锂电池传感器故障诊断方法

锂电池的传感器故障诊断方法研究已取得丰硕的成果,BMS 中的传感器类型有电压传感器、电流传感器、温度传感器,每种传感器故障的类型^[34]又可划分如下:

1) 偏移故障: $y = h(x, u) + f + w$ 。其中: x 为系统状态, u 为系统输入, $h(\cdot)$ 为系统模型, y 为测量输出, w 为量测噪声, f 为一恒定的偏移量。

2) 漂移故障: $y = (1 - \theta) \cdot h(x, u) + w$, 其中 θ 为传感器的灵敏度漂移故障系数。

3) 停止工作故障: $y = C + w$, 其中 $C \in \mathbb{R}$ 为一个常数。

相比于停止工作故障,偏移故障和漂移故障的隐蔽性更强,诊断难度也更大,是当前该领域面临的一大挑战。本节根据锂离子电池在临近空间无人飞行器能源系统中使用的场景需求,主要从锂离子电池单体的传感器故障诊断、串联电池堆的传感器故障诊断、并联电池堆的传感器故障诊断这 3 个角度入手。

针对锂离子电池单体,由于戴维南等效电路模型的广泛应用,主要集中在解析模型的故障诊断方法,其中包括自适应无迹卡尔曼滤波^[52]、自适应扩展卡尔曼滤波^[53]、结构分析理论^[54]、滑模观测器^[55]、 $\mathcal{L}_\infty/\mathcal{H}_\infty$ 观测器^[56]等方法。一方面,为了满足临近空间无人飞行器负荷所需的电压等级和总电量要求,需要将单体锂离子电池进行串联,例如在 Sky-sailor 太阳能飞行器中,将 8 个单体电池串联组成电池组以达到总电量 207.36 W·h 的指标要求^[57]。当前,针对临近空间飞行器能源系统中串联电池堆的传感器故障诊断工作寥寥无几,但在光伏发电系统、电动汽

车 BMS 等已有大量研究成果可借鉴。主要的研究方法包括滑模观测器^[58]、集值观测器^[59]、粒子滤波器^[60]、无迹卡尔曼滤波^[61]、扩展卡尔曼滤波^[62]、主元分析法^[63]、神经网络^[64]等技术手段。

另一方面,根据临近空间无人飞行器跨昼夜长航时的研究目标,储能电池的重量占到整个飞行器的 30% ~ 50%^[65]。在该重量比例需求下,需要更多的总电量来满足长航时的能量要求。因此,采用将若干组串联电池堆并联来满足最终临近空间无人飞行器所需的能量密度。例如在 Zephyr 能源系统中将 576 节单体锂-硫电池设计成 12 串 48 并的拓扑结构,使其能量密度达 500 ~ 600 W·h/kg。目前针对并联锂离子电池堆的传感器故障诊断方法的研究还相对较少,主要借助基尔霍夫定律建立并联电池堆的等效电路模型,然后利用无迹粒子滤波^[66]、自适应卡尔曼滤波^[48]、滑模观测器^[67]等算法对传感器故障进行检测、分离与估计。但建立并联电池堆等效电路模型的建模成本高且计算量大,为此,有学者提出了一种基于双扩展卡尔曼滤波的分布式故障诊断框架^[68],通过避免构建整个电池堆的全局模型而大大减少计算量。还有研究针对串并联电池堆提出一种电压传感器布局优化方案,在由 n 个电池单体组成的串联电池堆中只需要安装 $0.75n$ 个电压传感器即可满足采样需求,有效降低了计算损耗^[69-70]。但针对临近空间飞行器能源系统长航时驻空飞行的工作特点,需要几十上百个能量密度高的锂离子电池满足能量平衡的性能要求。因此,以上现有方法会带来巨大的建模成本和计算负担,无法适配资源受限的临近空间飞行器^[71]。而且建立的电池堆模型精度也会随着长航时(数月之久)飞行而逐渐降低,给传感器故障诊断结果的可靠性带来巨大挑战。

能源系统锂离子电池传感器故障诊断部分研究成果如表 3 所示。以上总结仅是针对临近空间无人飞行器能源系统工况需求进行的调研,其他更详细的锂离子储能系统故障诊断方法可参见文献^[34, 72-73]。

2.3 分布式能源系统故障诊断方法研究现状

为了实现灵活度高、鲁棒性强、便于能量管理,临近空间无人飞行器能源系统采用分布式设计框架,整个能量节点的电气拓扑相当于一个分布式的直流微网系统。如图 8 所示,分布式能源系统采用分层控制策略,分别为初级控制、次级控制、三级控制。初级控制主要采用下垂控制实现能量节点的功率分配和输出电压调节;二次控制通过设计分布式协同控制

表3 能源系统锂离子电池传感器故障诊断部分研究成果

电池拓扑	年度	文献	模型/数据驱动	f_V	f_I	f_T	主要方法
电池单体	2016	[55]	ETCM	✓	✓	✓	滑模观测器
	2016	[54]	二阶-TECM	✓	✓	✓	结构和统计分析理论
	2017	[53]	二阶-TECM	✓	✓	×	自适应无迹卡尔曼滤波
	2024	[52]	二阶-TECM	✓	✓	✓	自适应无迹卡尔曼滤波
	2024	[56]	一阶-TECM	✓	✓	×	$\mathcal{L}_\infty/\mathcal{H}_\infty$ 观测器
串联电池堆	2019	[61]	一阶-TECM	✓	✓	×	无迹卡尔曼滤波
	2020	[60]	ETCM	✓	✓	✓	粒子滤波器及对数似然比
	2022	[62]	一阶-TECM	✓	×	×	扩展卡尔曼滤波
	2023	[58]	一阶-TECM	✓	✓	✓	滑模观测器
	2023	[59]	一阶-TECM	✓	✓	×	集值观测器
	2024	[63]	数据驱动	✓	✓	×	主元分析法
	2024	[64]	数据驱动	✓	✓	×	神经网络
并联电池堆	2020	[66]	混杂系统模型	✓	✓	×	无迹粒子滤波算法
	2021	[68]	一阶-TECM	✓	✓	×	分布式双扩展卡尔曼滤波
	2021	[69]	ETCM	✓	✓	×	基尔霍夫定律
	2024	[67]	一阶-TECM	✓	✓	×	滑模观测器
	2024	[48]	一阶-TECM	×	✓	×	自适应卡尔曼滤波

注: f_V 、 f_I 、 f_T 分别为电压、电流、温度传感器故障; ✓ 代表“考虑”, × 代表“未考虑”。

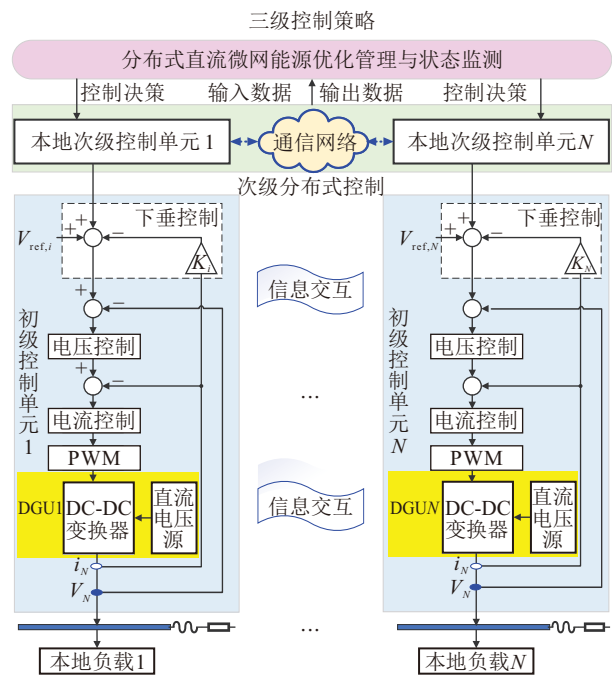


图8 分布式直流微网分层控制策略

算法来消除能量节点输出电压的稳态偏差和实现各个能量节点的均流; 三级控制主要实现能量优化调度和系统状态监测. 根据各个能量节点的出力情况、负荷需求、储能单元状态、故障情况、通信情况等并按照提前设置的运行目标和约束条件进行控制决策, 实现临近空间无人飞行器能源系统能量平衡、功率平衡、储能均衡、能流高效、可靠性强的运行目标, 为系统安全优化运行提供保障.

为了满足临近空间无人飞行器长航时驻空飞行的任务要求, 能源系统的规模也在不断扩大. 然而, 临近空间高能粒子辐射、强磁电干扰、元器件老化等安全问题可能导致节点故障或失效. 对于能源系统有 N 个能量节点或称 N 个分布式发电单元, 第 i 个 DGU 中可能发生故障的电气拓扑结构如图 9 所示, 可将所考虑的故障分为执行器故障、传感器故障、元器件故障与 DGU 之间的连接故障^[74]. 图 9 中, $f_{(c)}$ 的

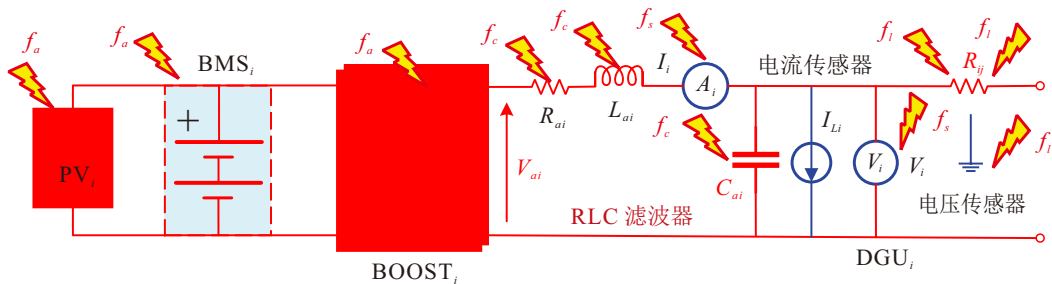


图9 DGU_i故障示意图

下标“ a ”“ s ”“ c ”“ l ”分别代表执行器故障、传感器故障、元器件故障、连接故障。

下面逐一进行分析:

1) 执行器故障: 从控制系统的角度, 每个 DGU 中 RLC 的输入电压源可视为向本地负载供电的执行机构, 例如光伏模块、BMS 模块、Boost 变换器模块。在光伏模块中, 影响其 $I \sim V$ 特性的主要故障有 3 类: 太阳能电池互连和连接故障、电桥和接地故障以及分流路径故障, 它们会导致光伏板功率损失增加和电能质量下降^[75]。执行器故障会引发电源馈电能力不足, 影响负载正常运行, 降低临近空间无人飞行器飞行性能。

2) 传感器故障: 传感器主要有电压传感器故障和电流传感器故障, 其故障模型分别为: $V_i^f = V_i + \theta_{V_i}^s$, $I_i^f = I_i + \theta_{I_i}^s$, 其中 $\theta_{V_i}^s$ 和 $\theta_{I_i}^s$ 为偏移故障。传感器的准确性对能源系统能量的优化调度与协同控制至关重要, 然而, 在飞行过程中一般关键测量量会布置足够数目的传感器, 各个传感器之间有硬件冗余, 因此即便发生故障, 对临近空间无人飞行器的飞行性能影响也相对有限。

3) 元器件故障: 此处的元器件故障为图 4 中 RLC 电路的电感、电容及电阻故障。

4) 连接故障: 连接故障主要包括断路故障、短路故障、接地故障, 这里可统一视为线阻 R_{ij} 的变化。

截至目前, 能源系统的故障诊断方法研究已涌现出丰硕成果, 主要为无系统模型的方法和解析模型的方法。前者主要集中在基于信号处理和基于数据驱动的方法, 且通常需要系统实时和历史数据。下面将详细介绍二者在能源系统故障诊断中的研究现状。

2.3.1 无模型故障诊断方法

1) 基于信号处理的方法。

对于信号处理的方法, 早在 1996 年便有学者提出了一种无需系统模型的集成方法来解决电力系统中快速故障检测与分离问题^[76], 其核心思想是利用小波变换分辨率的可变特性对故障信号瞬时特性进行分析, 进而提取其关键特征信息进行故障诊断^[77]。近年来, 有研究将小波变换与模糊逻辑理论相结合, 针对非对称配电系统接地故障设计了一种分布式快速故障检测与分离方法^[78]。与此同时, 线路故障一直是电网中的重要隐患, 而线路中存在的静电干扰往往使得关键电流故障信号特征被掩盖。为了解决该问题, 文献^[79]借助离散小波变换对电流信号的时频域进行分析并计算其频谱能量进行输电线路的故

障检测。该方法虽然具有扰动鲁棒故障敏感的良好性能, 但检测时延无法满足实际工程要求。为了实现直流微网中故障检测的快速性, 文献^[80]通过只考虑电流的暂态性能提出了一种模糊逻辑的新型故障检测方法, 该方法无需知晓故障类型、电流大小和电源馈电能力, 而直接依据一定数量的特定规则对电网的异常状态做出合适的判断。然而, 由于强辐射所带来的高能粒子干扰, 临近空间飞行器能源系统中各个模块的电压、电流、温度等并非都是平稳信号, 进而导致小波变换后易呈现假频和虚假信号, 影响诊断结果的可靠性。

2) 基于数据驱动的方法。

大数据、人工智能技术的高速发展为解决能源系统故障诊断问题提供了新的思路。在能源系统的光伏发电模块中, 接地故障由于无法提供足够的故障电流信息使其难以被检测和定位, 若不能及时发现并修复, 则将造成系统完全短路。为此, 文献^[81]将离散小波变换与人工神经网络结合来实现接地故障的检测与定位。但面对阴影、恶劣天气、污染和技术缺陷而发生的故障及异常情况时, 该方法的泛化能力不佳。进而, 文献^[82]利用决策树方法设计了一种面向恶劣环境的光伏发电系统健康状态评估预测算法。针对能源系统中模块化多电平变换器子模块的短路故障, 文献^[83]将小波变换和自适应神经模糊推理结合来进行故障诊断并取得显著效果。为了有效诊断直流微网中的线路连接故障、桥臂电抗器故障、子模块故障、异常数据、网络攻击等, 支持向量机^[84]、长短期记忆网络^[85-86]、强化学习^[87]、人工神经网络^[88]等方法由于出色的样本分类能力吸引了广泛关注并取得了丰富的研究成果。然而, 无模型方法的可靠性需要大量历史故障数据作支撑。由于临近空间环境恶劣复杂, 难以进行真实环境测试模拟, 实验样本稀少使得故障数据获取极为困难^[89]。为了解决故障数据难以获取的问题, 文献^[90]利用迁移学习的方法设计故障检测与分离策略, 但源域和目标域的故障特征分布往往不同, 这在一定程度上限制了该方法的应用。

2.3.2 解析模型故障诊断方法

相对于无模型的方法, 解析模型的方法主要通过将系统输出与所建立数学模型的输出比较进而生成残差信号来实现故障检测与分离。目前, 大多数工作围绕观测器设计的思路展开, 其中未知输入观测器凭借较高的设计自由度而广泛应用于直流微网的故障诊断策略中, 包括处理电弧故障^[91]、元器件故障^[11]、网络攻击^[92]等。虽然未知输入观测器具有较

高的设计自由度, 但针对外部扰动和隐蔽性较强的早期故障, 依然面临故障检测性能不佳的窘境^[93]。为此, 陆续有鲁棒龙伯格观测器^[94]、扩张状态观测器^[95]、滑模观测器^[96]、 $\mathcal{H}_\infty/\mathcal{H}_2$ 最优观测器^[97]等方法通过设计观测器增益使得残差信号对扰动鲁棒故障敏感来提升故障检测性能。但临近空间飞行器能源系统多物理场耦合的复杂非线性动态大大限制了上述以线性系统理论为基础的故障诊断方法的应用。为此, 有研究将系统的动态划分为若干个部分, 针对每个部分设计线性观测器进行故障检测并取得一定的效果^[98]。还有学者通过分析电路中电流故障信号特征, 结合电流变化率和电压响应机理来检测短路故障^[99]和单极接地故障^[100]。然而以上解析模型的方法都需要对每个子系统设计残差评价函数和检测阈值, 增加了设计过程的复杂度。此外, 针对临近空间无人飞行器分布式能源系统, 除了考虑故障检测快速性、鲁棒性、敏感性等性能指标^[101], 还应综合考虑资源受限 (计算资源、存储资源、传输带宽等) 的实际约束。

3 总结与展望

3.1 总结

能源系统的正常运行对飞行器实现高空长航时飞行至关重要。本文紧密围绕我国对临近空间无人飞行器能源系统安全可靠运行提出的实际需求, 综合考虑飞行器能源系统自身特点和空间环境约束, 介绍了临近空间无人飞行器发展现状及其能源系统实验平台。同时, 从能源系统 Boost DC-DC 变换器、储能锂离子电池、分布式发电单元入手, 对相应模块的故障诊断方法研究现状和存在问题进行了阐述。本文旨在为后续能源系统的容错控制器设计提供思路, 为提升临近空间无人飞行器飞行的安全性和可靠性提供技术路线。

3.2 展望

基于对临近空间无人飞行器能源系统故障诊断方法的综述和能源系统实际工况需求, 仍存在一些问题有待进一步探索:

1) 低气压、宽温域、强辐射等极端环境使得飞行器能源系统中的元器件呈现与地面不同的工作特性, 尤其是在该背景下各种故障的演化特性, 这使得地面直流微网系统机理模型无法适配临近空间环境的特殊性。因此, 建立适配临近空间环境的能源系统机理模型是开发高可靠性能能源系统故障诊断方法的首要前提。

2) 飞行器能源系统不同功能模块之间、电源与

负荷之间、不同物理场之间的高度耦合给故障诊断结果的准确性带来了巨大挑战。各种耦合所带来的高故障误报率将严重影响飞行器正常执行任务, 而过低的故障检测率却无法保证能源系统的安全性。因此, 探究不同耦合关系对故障诊断性能的影响非常重要。

3) 临近空间无人飞行器长航时且无法在轨维修的工作特点对故障诊断算法保持长期稳定可靠提出了更高的要求。本文调研的大多数方法中本质上为有限脉冲响应滤波器, 它的工作性能会随着飞行器持续的长航时飞行而降低。因此, 从无限脉冲响应滤波器的角度出发设计出计算消耗低、鲁棒性强、性能稳定的故障诊断策略是一个值得研究的科学问题。

参考文献 (References)

- [1] 侯忠喜, 高显忠, 郭正, 等. 太阳能飞机: 高空长航时飞行关键问题[M]. 北京: 科学出版社, 2021: 1-32.
(Hou Z X, Gao X Z, Guo Z, et al. Solar-powered aircraft the crucial problem about the high-altitude long-endurance flight [M]. Beijing: Science Press, 2021: 1-32.)
- [2] 张志成, 李鹏, 左志强, 等. 临近空间太阳能飞行器能源系统控制综述[J]. 控制与决策, 2024, 39(6): 1761-1777.
(Zhang Z C, Li P, Zuo Z Q, et al. A survey of energy system control for near-space solar-powered aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2024, 39(6): 1761-1777.)
- [3] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.
(Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9.)
- [4] 刘亚雪, 张敬川, 王显鹏. 基于迹距离划分决策树的高炉故障诊断方法[J]. 控制与决策, DOI:10.13195/j.kzyjc.2024.0238.
(Liu Y X, Zhang J C, Wang Y P. Blast furnace fault diagnosis method based on trace distance partitioning decision tree[J]. Control and Decision, DOI:10.13195/j.kzyjc.2024.0238.)
- [5] 李康, 李爽, 高小永, 等. 多变量时序标记 Transformer 及其在电潜泵故障诊断中的应用[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0266.
(Li K, Li S, Gao X Y, et al. Multivariate time series tokenized Transformer and its application in fault diagnosis of electric submersible pump[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0266.)
- [6] 姚家琪, 宋鹏宇, 沈萌, 等. 面向少样本故障诊断的知识自监督深度表征学习方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3357-3365.
(Yao J Q, Song P Y, Shen M, et al. Knowledge-aided self-supervised deep representation learning method for few-shot fault diagnosis[J]. Control and Decision, 2024, 39(10): 3357-3365.)

- [7] Liu H X, Li L W, Duan B, et al. Multi-fault detection and diagnosis method for battery packs based on statistical analysis[J]. *Energy*, 2024, 293: 130465.
- [8] Hong J C, Liang F W, Yang J, et al. An exhaustive review of battery faults and diagnostic techniques for real-world electric vehicle safety[J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 99: 113234.
- [9] Li C, Zeng K D, Li G Z, et al. A novel fault diagnosis method for battery energy storage station based on differential current[J]. *Applied Energy*, 2023, 352: 121970.
- [10] Laadjal K, Sahraoui M, Cardoso A J M. On-line fault diagnosis of DC-link electrolytic capacitors in boost converters using the STFT technique[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 36(6): 6303-6312.
- [11] Wang T, Liang L, Hao Z G, et al. LPV model-based fault detection and isolation in DC microgrids through signature recognition[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(4): 2558-2571.
- [12] Yang Y, Wang H, Sang W W A. Design for reliability of power electronic systems[J]. *Power Electronics Handbook*, 2018: 1423-1440.
- [13] Blaabjerg F, Ma K, Zhou D. Power electronics and reliability in renewable energy systems[C]. 2012 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Hangzhou, 2012: 19-30.
- [14] Kumar G K, Elangovan D. Review on fault-diagnosis and fault-tolerance for DC-DC converters[J]. *IET Power Electronics*, 2020, 13(1): 1-13.
- [15] Wang H, Jiang X, Cao Y X, et al. The first record of diurnal performance evolution of perovskite solar cells in near space[J]. *Advanced Energy Materials*, 2023, 13(2): 2202643.
- [16] Lahyani A, Venet P, Grellet G, et al. Failure prediction of electrolytic capacitors during operation of a switchmode power supply[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 1998, 13(6): 1199-1207.
- [17] 卢西伟, 刘志刚, 王磊, 等. 基于累积损伤理论的铝电解电容疲劳损伤估算方法[J]. *电工技术学报*, 2011, 26(4): 13-18.
(Lu X W, Liu Z G, Wang L, et al. Estimate approach for fatigue damage of aluminum electrolytic capacitor based on accumulated damage theory[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2011, 26(4): 13-18.)
- [18] 许悦, 刘晓红, 杜银波, 等. 无源 LC 滤波器磁环电感元件可靠性研究[J]. *电子产品可靠性与环境试验*, 2013, 31(1): 44-48.
(Xu Y, Liu X H, Du Y B, et al. Study of reliability of inductances fabricated in LC filters[J]. *Electronic Product Reliability and Environmental Testing*, 2013, 31(1): 44-48.)
- [19] Espinoza-Trejo D R, Castro L M, Bárcenas E, et al. Data-driven switch fault diagnosis for DC/DC boost converters in photovoltaic applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(2): 1631-1640.
- [20] Jain P, Jian L, Poon J, et al. A luenberger observer-based fault detection and identification scheme for photovoltaic DC-DC converters[C]. IECON 2017 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Beijing, 2017: 5015-5020.
- [21] Su Q Y, Wang Z, Xu J, et al. Fault detection for DC-DC converters using adaptive parameter identification[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2022, 359(11): 5778-5797.
- [22] Silveira A, Araújo R E, Ulson J. Comparative study of inversion-based and observer-based approaches for fault diagnosis in DC-DC converters[C]. IEEE 8th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems. Florianopolis, 2017: 1-6.
- [23] Cen Z H, Stewart P. Condition parameter estimation for photovoltaic buck converters based on adaptive model observers[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2017, 66(1): 148-160.
- [24] Su Q Y, Li C L, Guo X X, et al. Robust fault diagnosis for DC-DC boost converters via switched systems[J]. *Control Engineering Practice*, 2021, 112: 104836.
- [25] 吴劲松, 邱爱兵, 顾菊平, 等. 基于诊断观测器的最优事件触发故障检测[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 559-567.
(Wu J S, Qiu A B, Gu J P, et al. Optimal event-triggered fault detection based on diagnostic observer[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 559-567.)
- [26] Ding S X. Model-based fault diagnosis techniques: Design schemes, algorithms and tools[M]. London: Springer, 2013.
- [27] 郭方洪, 林凯, 窦云飞, 等. 基于多维特征评价的风机齿轮箱早期故障诊断[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1566-1576.
(Guo F H, Lin K, Dou Y F, et al. Incipient fault diagnosis for wind turbine gearbox based on multidimensional feature evaluation[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(5): 1566-1576.)
- [28] 周东华, 李钢, 李元. 数据驱动的工业过程故障诊断技术: 基于主元分析与偏最小二乘的方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 1-270.
(Zhou D H, Li G, Li Y. Data-driven industrial process fault diagnosis technology: Based on principal component analysis and partial least squares method[M]. Beijing: Science Press, 2011: 1-270.)
- [29] Luchetta A, Manetti S, Piccirilli M C, et al. MLMVNN for parameter fault detection in PWM DC-DC converters and its applications for buck and boost DC-DC converters[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(2): 439-449.
- [30] Khera N, Khan S A. Prognostics of aluminum electrolytic capacitors using artificial neural network approach[J]. *Microelectronics Reliability*, 2018, 81:

- 328-336.
- [31] Jin H L, Zuo Z Q, Wang Y J, et al. An integrated model-based and data-driven gap metric method for fault detection and isolation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(12): 12687-12697.
- [32] Jin H L, Zuo Z Q, Wang Y J, et al. Small fault diagnosis with gap metric[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(9): 5715-5728.
- [33] 唐勇. 锂离子电池健康状态估计与内短路故障诊断研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2021: 1-74.
(Tang Y. Research on health state estimation and internal short circuit fault diagnosis of lithium ion battery[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021: 1-74.)
- [34] 王志福, 罗崑, 闫愿, 等. 锂离子动力电池传感器多故障诊断策略综述[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(27): 11761-11773.
(Wang Z F, Luo W, Yan Y, et al. Summary of research on multi-fault diagnosis strategies of lithium-ion power battery sensors[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(27): 11761-11773.)
- [35] Li Y W, Wang C, Gong J F. A multi-model probability SOC fusion estimation approach using an improved adaptive unscented Kalman filter technique[J]. *Energy*, 2017, 141: 1402-1415.
- [36] Yu Z H, Xiao L J, Li H Y, et al. Model parameter identification for lithium batteries using the coevolutionary particle swarm optimization method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(7): 5690-5700.
- [37] 弓栋梁. 电动汽车锂离子电池关键状态估计研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023: 1-165.
(Gong D L. Research on critical state estimation of lithium-ion battery for electric vehicle[D]. Changchun: Jilin University, 2023: 1-165.)
- [38] Jia Y Q, Brancato L, Giglio M, et al. Temperature enhanced early detection of internal short circuits in lithium-ion batteries using an extended Kalman filter[J]. *Journal of Power Sources*, 2024, 591: 233874.
- [39] Wang Q Q, Kang J Q, Tan Z X, et al. An online method to simultaneously identify the parameters and estimate states for lithium-ion batteries[J]. *Electrochimica Acta*, 2018, 289: 376-388.
- [40] Wei Z B, Zou C F, Leng F, et al. Online model identification and state-of-charge estimate for lithium-ion battery with a recursive total least squares-based observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(2): 1336-1346.
- [41] Sun L, Li G R, You F Q. Combined internal resistance and state-of-charge estimation of lithium-ion battery based on extended state observer[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2020, 131: 109994.
- [42] Wei J W, Dong G Z, Chen Z H. Lyapunov-based thermal fault diagnosis of cylindrical lithium-ion batteries[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(6): 4670-4679.
- [43] Liu Y S, Liu D, Heng X D, et al. Fault diagnosis of series batteries based on GWO-SVM[C]. *IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications*. Chengdu, 2021: 451-456.
- [44] Harrou F, Sun Y. Advanced statistical modeling, forecasting, and fault detection in renewable energy systems[M]. London, United Kingdom: Intech Open, 2020: 187-194.
- [45] 彭坚. 临近空间高超声速飞行器电源系统故障预测与健康关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014: 1-182.
(Peng J. Research on key technologies of fault prediction and health management of power supply system of near-space hypersonic vehicle[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014: 1-182.)
- [46] Ma M N, Wang Y, Duan Q L, et al. Fault detection of the connection of lithium-ion power batteries in series for electric vehicles based on statistical analysis[J]. *Energy*, 2018, 164: 745-756.
- [47] Jin H L, Gao Z W, Zuo Z Q, et al. A combined model-based and data-driven fault diagnosis scheme for lithium-ion batteries[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(6): 6274-6284.
- [48] Jin H L, Zhang Z C, Ding S X, et al. Fault diagnosis for parallel lithium-ion battery packs with main current sensor fault and internal resistance fault[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 3521210.
- [49] Cooper K R, Smith M. Electrical test methods for on-line fuel cell ohmic resistance measurement[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 160(2): 1088-1095.
- [50] Zhang H, Lu R G, Zhu C B, et al. On-line measurement of internal resistance of lithium ion battery for EV and its application research[J]. *International Journal of u-and e-Service, Science and Technology*, 2014, 7(4): 301-310.
- [51] Guo Y Q, Liu Q Y, Wang Z D, et al. Active fault diagnosis for linear stochastic systems subject to chance constraints[J]. *Automatica*, 2023, 156: 111194.
- [52] Yan Y, Luo W, Wang Z F, et al. Fault diagnosis of lithium-ion battery sensors based on multi-method fusion[J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 85: 110969.
- [53] Liu Z T, He H W. Sensor fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack in electric vehicles using adaptive extended Kalman filter[J]. *Applied Energy*, 2017, 185: 2033-2044.
- [54] Liu Z T, Ahmed Q, Zhang J Y, et al. Structural analysis based sensors fault detection and isolation of cylindrical lithium-ion batteries in automotive applications[J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 52: 46-58.
- [55] Dey S, Mohon S, Pisu P, et al. Sensor fault detection, isolation, and estimation in lithium-ion batteries[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*,

- 2016, 24(6): 2141-2149.
- [56] Xu Y M, Ge X H, Shen W X. Multi-objective nonlinear observer design for multi-fault detection of lithium-ion battery in electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2024, 362: 122989.
- [57] Noth A, Bouabdallah S, Michaud S, et al. Sky-sailor design of an autonomous solarpowered martian airplane[C]. The 50th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition. Noordwijk, 2004: F-03.
- [58] Xu D, Ma Y, Yang W, et al. Sliding mode observer-based sensor fault diagnosis for lithium-ion battery packs[J]. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2023, 19(5): 1455-1470.
- [59] Xu Y M, Ge X H, Shen W X. A novel set-valued sensor fault diagnosis method for lithium-ion battery packs in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(7): 8661-8671.
- [60] Tian J Q, Wang Y J, Chen Z H. Sensor fault diagnosis for lithium-ion battery packs based on thermal and electrical models[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020, 121: 106087.
- [61] Xiong R, Yu Q Q, Shen W X, et al. A sensor fault diagnosis method for a lithium-ion battery pack in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, 34(10): 9709-9718.
- [62] Zhang S Z, Jiang S Y, Wang H X, et al. A novel dual time-scale voltage sensor fault detection and isolation method for series-connected lithium-ion battery pack[J]. *Applied Energy*, 2022, 322: 119541.
- [63] Shen D X, Yang D Z, Lyu C, et al. Multi-sensor multi-mode fault diagnosis for lithium-ion battery packs with time series and discriminative features[J]. *Energy*, 2024, 290: 130151.
- [64] Hwang J H, Lee J H, Lee I S. Analysis and diagnosis of the effect of voltage and current sensor faults on the state of charge estimation of lithium-ion batteries based on neural networks[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2024, 22(5): 1691-1706.
- [65] Noth A, Engel M W, Siegwart R. Flying solo and solar to Mars[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, 13(3): 44-52.
- [66] Zheng C W, Chen Z Q, Huang D Y. Fault diagnosis of voltage sensor and current sensor for lithium-ion battery pack using hybrid system modeling and unscented particle filter[J]. *Energy*, 2020, 191: 116504.
- [67] Jin H L, Zhang Z C, Wang Y J, et al. Event-triggered sensor fault estimation for lithium-ion battery packs[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, 71(6): 3101-3105.
- [68] Lin T T, Chen Z Q, Zheng C W, et al. Fault diagnosis of lithium-ion battery pack based on hybrid system and dual extended Kalman filter algorithm[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(1): 26-36.
- [69] Cheng Y, D'Arpino M, Rizzoni G. Optimal sensor placement for multifault detection and isolation in lithium-ion battery pack[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(4): 4687-4707.
- [70] Li J M, Nie Y W, Wang C, et al. A study on multi-fault diagnosis methods for a series-parallel battery pack[C]. *IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific*. Haining, 2022: 1-4.
- [71] 金海浪. 临近空间无人飞行器能源系统故障诊断研究[D]. 天津: 天津大学, 2024: 1-193.
(Jin H L. On fault diagnosis of energy systems for near space unmanned aerial vehicles[D]. Tianjin: Tianjin University, 2024: 1-193.)
- [72] Xiong R, Sun W Z, Yu Q Q, et al. Research progress, challenges and prospects of fault diagnosis on battery system of electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2020, 279: 115855.
- [73] Lipu M S, Hannan M A, Karim T F, et al. Intelligent algorithms and control strategies for battery management system in electric vehicles: Progress, challenges and future outlook[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 292: 126044.
- [74] Mola M, Afshar A, Meskin N, et al. Distributed fast fault detection in DC microgrids[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(1): 440-451.
- [75] Nehme B, Msirdi N K, Namaane A, et al. Analysis and characterization of faults in PV panels[J]. *Energy Procedia*, 2017, 111: 1020-1029.
- [76] Aravena J L, Chowdhury F N. A new approach to fast fault detection in power systems[C]. *Proceedings of International Conference on Intelligent System Application to Power Systems*. Orlando, 1996: 328-332.
- [77] 文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. *自动化学报*, 2016, 42(9): 1285-1299.
(Wen C L, Lv F Y, Bao Z J, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9): 1285-1299.)
- [78] Dehghani M, Khooban M H, Niknam T. Fast fault detection and classification based on a combination of wavelet singular entropy theory and fuzzy logic in distribution lines in the presence of distributed generations[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 78: 455-462.
- [79] Zarbita S, Lachouri A, Boukadoum H. A new approach of fast fault detection in HV-B transmission lines based on detail spectrum energy analysis using oscillographic data[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 73: 568-575.
- [80] Abdali A, Mazlumi K, Noroozian R. Fast fault detection and isolation in low-voltage DC microgrids using fuzzy inference system[C]. *The 5th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems*. Qazvin, 2017: 172-177.
- [81] Karmacharya I M, Gokaraju R. Fault location in

- ungrounded photovoltaic system using wavelets and ANN[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2018, 33(2): 549-559.
- [82] Serrano-Luján L, Cadenas J M, Faxas-Guzmán J, et al. Case of study: Photovoltaic faults recognition method based on data mining techniques[J]. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2016, 8(4): 043506.
- [83] Liu H, Loh P C, Blaabjerg F. Sub-module short circuit fault diagnosis in modular multilevel converter based on wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system[J]. *Electric Power Components and Systems*, 2015, 43(8/9/10): 1080-1088.
- [84] Bayati N, Balouji E, Baghaee H R, et al. Locating high-impedance faults in DC microgrid clusters using support vector machines[J]. *Applied Energy*, 2022, 308: 118338.
- [85] Han Y M, Qi W, Ding N, et al. Short-time wavelet entropy integrating improved LSTM for fault diagnosis of modular multilevel converter[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(8): 7504-7512.
- [86] Takiddin A, Rath S, Ismail M, et al. Data-driven detection of stealth cyber-attacks in DC microgrids[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(4): 6097-6106.
- [87] Wan Y H, Dragičević T. Data-driven cyber-attack detection of intelligent attacks in islanded DC microgrids[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(4): 4293-4299.
- [88] Javed W, Chen D, Kucukdemir I. Fault identifiability and pseudo-data-driven fault localization in a DC microgrid[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 148: 108944.
- [89] 王焘, 赵彬涛, 于智航, 等. 临近空间探空飞艇能源系统仿真技术研究[J]. *电源技术*, 2022, 46(9): 1057-1061.
(Wang T, Zhao B T, Yu Z H, et al. Simulation technology of energy system of the near space airship[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2022, 46(9): 1057-1061.)
- [90] Wang T, Zhang C Y, Hao Z G, et al. Data-driven fault detection and isolation in DC microgrids without prior fault data: A transfer learning approach[J]. *Applied Energy*, 2023, 336: 120708.
- [91] Yao X, Le V, Lee I. Unknown input observer-based series DC arc fault detection in DC microgrids[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(4): 4708-4718.
- [92] Tan S, Xie P L, Guerrero J M, et al. Cyberattack detection for converter-based distributed dc microgrids: Observer-based approaches[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2022, 16(3): 67-77.
- [93] 李俨, 杨晨. 基于相对输出信息的多智能体系统分布式故障检测[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1901-1908.
(Li Y, Yang C. Distributed fault detection of multi-agent system based on relative output information[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(7): 1901-1908.)
- [94] Zhuo S R, Gaillard A, Xu L C, et al. An observer-based switch open-circuit fault diagnosis of DC-DC converter for fuel cell application[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2020, 56(3): 3159-3167.
- [95] Morato M M, Regner D J, Mendes P R C, et al. Fault analysis, detection and estimation for a microgrid via H_2/H_∞ LPV observers[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 105: 823-845.
- [96] Kachhwaha M, Modi H, Nehra M K, et al. Robust observer-based defense strategy against actuator and sensor cyber-attacks in DCMGs[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(10): 11687-11696.
- [97] Jin H L, Zhang Z C, Yang G-H, et al. An event-triggered interval observer scheme for fault diagnosis of cyber-physical DC microgrids[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, DOI: 10.1109/TII.2024.3495758.
- [98] Ding X Y, Poon J, Čelanović I, et al. Fault detection and isolation filters for three-phase AC-DC power electronics systems[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2013, 60(4): 1038-1051.
- [99] Cai H Y, Li Z Y. Short-circuit fault detection in low-voltage DC microgrids based on improved current change rate[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023, 2564(1): 012027.
- [100] Shaban M, Mosa M A, Ali A A, et al. Effect of power sharing control techniques of hybrid energy storage system during fault conditions in DC microgrid[J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 72: 108249.
- [101] Jin H L, Zuo Z Q, Wang Y J, et al. Event-triggered interval observer fault detection and isolation for multiagent systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(7): 4063-4073.

作者简介

金海浪 (1993-), 男, 博士后, 主要研究方向为故障诊断与容错控制, E-mail: hljin@tju.edu.cn;

张志成 (1990-), 男, 博士后, 主要研究方向为集群化能源系统能量调度与协调控制, E-mail: zczhang@tju.edu.cn;

王一晶 (1976-), 女, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为非线性系统、切换系统, E-mail: yjwang@tju.edu.cn;

左志强 (1973-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为非线性系统、鲁棒 H_∞ 控制, E-mail: zqzuo@tju.edu.cn.