

文章编号:0253-4339(XXXX)XX-0001-07

doi: 10.12465/issn.0253-4339.20260615001

数据中心冷板式液冷故障诊断技术研究进展

刘泽霄 张义奇 吕依美 韩宗伟

(东北大学冶金学院 辽宁省流程工业节能与绿色低碳技术工程研究中心 沈阳 110004)

摘要 随着人工智能、高性能计算的快速发展,冷板式液冷技术已逐渐成为应对高密度数据中心冷却系统散热需求的主流技术方案之一。本文介绍了数据中心冷板式液冷系统典型故障的诱发机理、影响危害与耦合演化规律;总结了直接检测技术和基于运行数据的问题故障诊断技术的原理及特点,并梳理了这类故障诊断技术在冷板式液冷系统实际应用中存在的关键问题;基于暖通空调领域的诊断经验,归纳了现有问题的针对性改进方法,例如半监督学习、小样本学习、数据增强、物理与数据融合等。未来该领域的研究可围绕多算法融合、缓解数据不平衡问题、增强模型可解释性和抗干扰能力等方向,提升故障识别的准确性、可靠性和工程适用性。本文对相关研究的梳理与归纳,可为冷板式液冷故障诊断领域的理论研究与工程应用提供参考。

关键词 数据中心;冷板式液冷;直接检测;故障诊断;机器学习

中图分类号: TB657. 2; TP308

文献标识码: A

Advances in Fault Diagnosis Technology for Cold-Plate Liquid Cooling in Data Centers

Liu Zexiao Zhang Yiqi Lü Yimei Han Zongwei

(Energy Saving and Low-Carbon Technology of Process Industry Engineering Research Center of Liaoning Province, School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract With the rapid development of artificial intelligence and high-performance computing, cold-plate liquid cooling technology has gradually become a mainstream solution for satisfying the heat-dissipation demands of high-heat fluxes data centers. This paper describes the triggering mechanisms, impact hazards, and the coupled evolution patterns of typical faults in data center cold-plate liquid cooling systems. The principles and characteristics of direct-detection techniques and inverse-problem fault diagnosis techniques are then summarised based on operational data and outlines the key problems encountered when applying these diagnostic techniques to real-world cold-plate liquid cooling systems. Finally, based on diagnostic experience in the HVAC (heating, ventilation and air conditioning) field, this study concludes the targeted methods for addressing these problems, including semi-supervised learning, few-shot learning, data augmentation, and physics-data fusion. Future research could focus on multi-algorithm fusion, mitigating data imbalance, and enhancing model interpretability and anti-interference capabilities to improve the accuracy, reliability, and engineering applicability of fault identification. The review and synthesis presented in this paper can serve as a reference for both theoretical research and engineering applications in the field of cold-plate liquid-cooling fault diagnosis.

Keywords data centers; cold-plate liquid cooling; direct detection; fault diagnosis; machine learning

数据中心作为承载大规模计算、存储与网络资源部署的基础设施,能确保各类IT设备及相关配套系统在可控工况下持续稳定运行。近年来,随着人工智能、大数据和高性能计算技术的迅猛发展,全球数据生成与处理的需求呈指数攀升态势。据统计,2025年全球生成的数据总量可达214 ZB^[1]。为承载这一庞大的计算负荷,2026年中国数据中心整体市

场规模预计可达3 621亿元,较2025年增长13.9%^[2], 2019—2026年中国数据中心市场规模如图1所示。

在该背景下,持续扩张的数据中心规模将不可避免地加剧能源消耗问题。据预测,未来数据中心的用电量将占全社会用电总量的3%~5%^[3]。在数据中心系统整体能耗总量中,制冷系统耗电占比为30%~50%,仅次于IT设备自身能耗占比^[4-5]。随着芯

收稿日期:2026-06-15;修回日期:2026-07-18;录用日期:2026-07-20

责任编辑:田甜



移动阅读

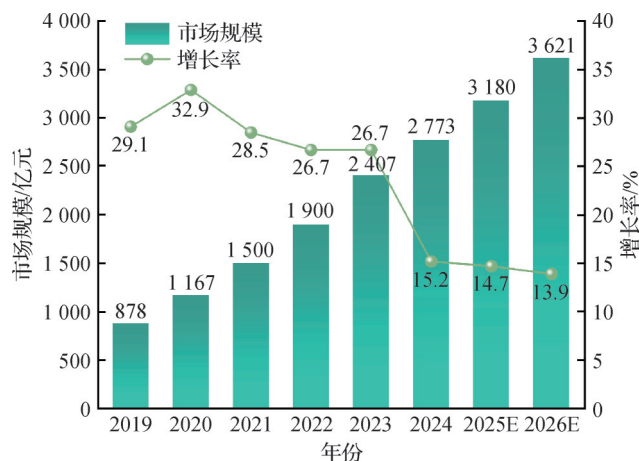


图1 2019—2026年中国数据中心市场规模
Fig.1 China data center market size (2019—2026)

片技术和计算需求的演进,芯片热设计功耗呈现出爆发增长的态势。主流数据中心广泛采用的高算力芯片热设计功耗多数超过300 W,甚至可达1 400 W^[6]。据统计,超过50%的数据中心电子设备故障都与散热问题有关^[7],因此现阶段不仅需要降低数据中心冷却系统的能耗,更要保障其散热效果与运行的可靠性。

现有的数据中心冷却技术按照冷却介质不同可分为风冷与液冷2类,风冷技术因空气的对流传热系数低、比热容小等固有缺陷,难以满足芯片高热流密度散热需求。液冷技术则以液体为冷却介质,通过直接或间接接触的方式高效带走IT设备热量,在散热能力、能耗控制和噪音抑制方面具有显著优势,是应对高热流密度挑战的重要解决方案。常见液冷技术分类如图2所示,按液体与IT设备的接触形式,可分为间接液冷和直接液冷,其中间接液冷包括单相

冷板式液冷和相变冷板式液冷,直接液冷包括单相浸没式液冷、相变浸没式液冷和喷淋式液冷^[8]。相较于其他形式,冷板式液冷具有技术成熟、系统兼容性强、产业链完整、成本优势突出、改造难度低等优势^[9],在实际工程应用中已基本满足主流数据中心冷却需求。综上所述,冷板式液冷是目前数据中心平衡散热性能、经济性与部署灵活性的主流技术方案。

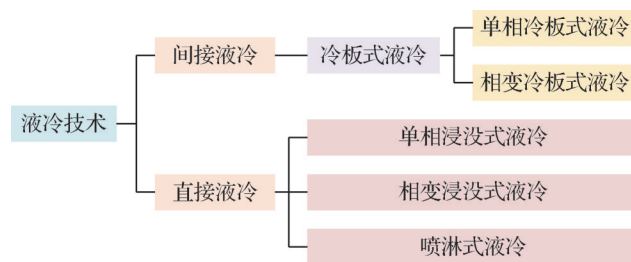


图2 常见液冷技术分类

Fig.2 Classification of common liquid cooling technologies

1 冷板式液冷系统故障分析

在冷板式液冷系统中,冷却液与冷板等部件长期接触,在电化学、热应力和流体冲刷的耦合作用下,极易诱发材料老化、微生物滋生及颗粒物沉积。特别地,两相冷却由于自身相变过程本就可能引入传热与流动问题,从而演化出更为复杂的故障模式,直接威胁IT设备的散热稳定性与运行安全。典型故障模式如表1所示。这些故障的演化并非孤立进行,而是同时受2个层面的耦合驱动:1)液冷系统内部不同故障之间相互影响的恶性循环;2)一次侧冷水机组的热力扰动会通过CDU(冷量分配单元,coolant distribution unit)跨系统传递至冷板侧,对故障进程产生叠加影响。

表1 冷板式液冷系统故障分类^[7,10-11]

Tab.1 Fault classification of cold plate liquid cooling systems^[7,10-11]

故障类型	故障成因	影响后果
漏液	设计制造缺陷、材料老化疲劳、安装工艺、运维环境等	冷却工质外泄,诱发电气短路与腐蚀性损伤;系统压力异常,制冷量下降甚至停机;含氟冷却液泄漏会破坏环境,可燃/有毒冷却液泄漏会引发燃爆或中毒风险;频繁补漏补液增加非计划停机和运维成本
脏堵	颗粒物沉积、化学沉积、微生物滋生等	传热效率大幅降低,能耗显著上升;易出现局部热点,造成算力损失甚至设备损坏;系统流阻增大,泵的运行负载增加
冷却液劣化	热分解、化学污染、氧化降解、添加剂消耗等	制冷能力及能效比持续下降;酸性物质腐蚀系统管路;易产生不溶性杂质,堵塞冷板流道
沸腾传热恶化(相变冷却)	偏离核态沸腾、蒸干等	传热系数断崖式下降;形成热点,造成局部热应力冲击
两相流动失稳(相变冷却)	沸腾排气受阻、流量漂移、密度波振荡、压降振荡等	壁温周期性大幅振荡,诱发芯片热疲劳或封装失效;流量漂移导致部分通道缺液,形成局部过热;系统压力脉动,加速接头疲劳与泄漏风险

从内部耦合演化来看,各类故障间存在明显的相互影响关系。如出现漏液破坏管路密封性后,补

液引入的杂质可能加速劣化与沉积,诱发脏堵。而脏堵造成的局部高温区会加速冷却液热分解,沉积

物覆盖区则易形成垢下腐蚀,蚀穿管壁,产生新漏点。劣化后的冷却液腐蚀性增强,既加重管壁腐蚀,又产生不溶性产物诱发脏堵。特别的,因相变引入的沸腾传热恶化和流动失稳也会引起周期性热应力与瞬时高温,缩短从裂纹出现到泄漏的时间,并使劣化与沉积产物的生成速率大幅提升。导致故障叠加进程进一步加速,更易形成多故障并发的复杂故障状态。

从一次侧冷水机组的热力扰动来看,在实际数据中心中,冷板侧通过CDU与一次侧冷水机组换热,供液温度直接受冷水机组出水温度影响。冷凝器污垢、制冷剂泄漏、不凝性气体混入、冷却塔风机故障以及板式换热器结垢等常见的一次侧故障,会引起供液温度升高或波动加剧,经CDU传递后使冷板侧供液温度偏离设计区间。进而加速冷却液劣化、微生物滋生及壁温振荡,缩短脏堵出现的周期,并加剧热疲劳损伤。目前针对液冷系统故障的研究主要集中于二次侧^[7,10],且本文重点在于冷板侧故障诊断,因此后续分析将不对一次侧故障做过多延伸与讨论。

2 冷板式液冷系统故障诊断技术

鉴于上述故障后果的严重性,亟需高效的故障诊断技术在故障发生初期或潜在风险出现时及时介入,从而综合提升数据中心的可靠性、经济性与安全性。

目前,用于数据中心冷板式液冷系统的故障诊断技术包括直接检测技术以及基于运行数据的反问题故障诊断技术。直接检测技术操作简单,主要依靠人工经验、传感器参数和简单逻辑进行故障判别,适用于显性故障和单点故障的识别。基于运行数据的反问题故障诊断技术则普遍依托大数据规律、物理模型残差、专家经验规则等判断依据进行故障诊断,有助于实现对隐性故障、复合故障以及系统早期劣化的精准识别^[12]。

2.1 直接检测技术

直接检测技术由于技术门槛低、易于快速部署应用,且无需预先准备复杂的在线监测系统,避免了高昂的初期成本,而被广泛应用于数据中心冷却系统^[13]。常用的直接检测技术包括目测法、传感器检测法、示踪剂检漏法和管路缺陷检测法,具体如表2所示。

目测法是最常用的故障检测方法之一,指在停机状态下对系统部件进行人为检查,观察是否有泄漏现象,适用于对液冷系统中较大漏点的日常检测

表2 直接检测技术分类^[14-17]
Tab.2 Direct fault diagnosis techniques^[14-17]

检测方法	优势	不足
目测法	简单易行、直观快速;不影响设备的正常运行	高度依赖人员经验与环境状态;存在盲点、滞后性严重
传感器检测法	响应迅速、可靠性高;可完成泄漏大致定位	覆盖区域有限、存在检测死角;易受温度波动影响;难以检测非导电液体泄漏问题
示踪剂检漏法	灵敏度高、可精准定位;适用于复杂系统结构	难以量化泄漏率;示踪剂存在污染和兼容问题
管路缺陷检测法	可进行预防性维护;精准识别内部隐患	检测门槛较高、易受环境影响;难以全面覆盖系统;无法进行在线实时监测

和初步排查。传感器检测法则是在易发生泄漏的位置部署漏液检测绳,当漏液发生时,绳体被渗漏出的液体浸湿的部位电阻变低,进而触发报警,该方法适用于数据中心大范围区域监测。示踪剂检漏法是指通过在液冷介质中加入少量易被检测的示踪剂,并配合对相应示踪剂的检测手段实现对微小泄漏的快速、低成本定位,适用于数据中心系统的日常监测。管路缺陷检测法指在冷却回路的输送管路、接头、阀门等部位,利用传感器、信号处理或模型分析等技术手段,识别并定位泄漏、堵塞、裂纹、腐蚀、焊接缺陷等异常状态的方法,适用于周期性的检修和整个管路系统的状态评估。

2.2 基于运行数据的反问题故障诊断技术

近年来,随着数据采集技术和计算能力的不断提升,基于运行数据的反问题故障诊断技术逐步在数据中心冷却系统中得到了广泛应用。该类方法利用系统数据特征或机理进行运行状态表征,实现故障状态的自动识别与检测,具有较好的通用性和适应性。相比直接检测方法,其在诊断效率、准确性和智能化水平方面具有显著优势。目前这类故障诊断技术按照诊断推理所依赖的知识来源和形式,可分为基于模型的故障诊断技术、基于规则的故障诊断技术和数据驱动的故障诊断技术,具体工作原理及优势如表3所示。

故障诊断技术的发展为冷板式液冷系统故障识别和运维管理提供了可行思路,然而相较于HVAC(暖通空调,heating,ventilation and air conditioning)领域相对成熟的诊断体系,冷板式液冷系统在诊断实践中仍面临一些特殊瓶颈,包括故障样本短缺、分布外故障难以检测、模型可解释性弱、数据噪声和传感器测量偏差影响检测精度等。这些局限并非单纯由

表3 故障诊断技术分类^[18-20]
Tab.3 Fault diagnosis techniques^[18-20]

技术分类	工作原理	优势
基于模型	通过对比系统实际输出与所建立数学模型预测输出之间的残差来检测、隔离和识别故障	物理可解释性强;无需积累大量带标签的历史故障样本;对未知新型故障检测灵敏度
基于规则	通过推理机将实时采集的传感器数据特征与规则库中的条件阈值或逻辑状态进行模式匹配,一旦匹配成功,则触发对应的故障结论	适用性好;效率高;诊断过程清晰透明;运行维护便捷;类似人类的专家思考过程便于接受
数据驱动	采集系统运行的历史或实时数据,提取故障特征与模式,构建输入数据与故障类型之间的非线性映射关系	规避精确建模的难题;擅长处理复杂系统的非线性、高维度和动态性特征;可不断自我学习更新模型

算法性能不足造成,而是与冷板式液冷系统封闭性强、耦合复杂、故障样本获取困难、运行工况动态变化以及传感器精度受限等特征密切相关。例如,数据中心液冷系统的真实故障会引发芯片过热甚至业务中断,这使得运营方需要通过冗余设计和严格的预防性维护将故障概率压至极低,而这会造成故障样本的稀缺以及类别的不平衡^[21]。HVAC 制冷系统通常以制冷剂回路与空气侧换热为主,故障特征相对解耦,易于构建物理规则,冷板式液冷内部微通道冷板、CDU、泵阀、冷却液化学状态和控制策略等因素共同决定系统运行参数,这导致故障通常表现为多变量耦合、多时间尺度和局部不可见的特征,训练数据难以覆盖全部运行空间,进而产生未知故障^[22]。综上所述,如何在故障数据有限、未知故障频发、诊断结果需要可信解释且监测数据存在噪声和偏差的条件下提升模型可靠性,已成为当前研究的重点。围绕上述问题,现有研究结合 HVAC 领域经验,从数据扩充、物理约束和分布外检测等方向提出了相应解决方案,研究进展如表 4 所示。

当前故障诊断技术研究正逐步从单一故障识别向复杂工况下的高效诊断发展。现有研究主要围绕解决数据获取、故障泛化、结果可信性和数据质量等问题展开,通过引入先进机器学习方法、多源信息融合以及机理知识约束等方向,不断提升诊断模型的性能。在未来研究中,首先,针对故障样本短缺问题,可借鉴 HVAC 领域建立基准故障实验数据库的模式,进一步构建系统的实验平台与仿真模型,对典型故障进行可控注入,形成与真实运行数据互补的可信故障数据集。其次,针对分布外故障难以检测的问题,应增强诊断模型对未知故障和复合故障的识别能力,使其在遇到训练集中未出现的异常模式时

表4 故障诊断技术研究进展
Tab.4 Research progress of fault diagnosis techniques

现存问题	解决方案	研究内容
样本短缺	半监督学习	利用少量标记样本和大量未标记样本共同训练模型,降低对人工标注故障数据的依赖,提高在少量故障标记样本下的诊断准确性 ^[23-25]
	小样本学习	利用度量学习、元学习或先验知识嵌入等方式,增强模型在少量故障样本条件下分类边界的有效性,并提高诊断的准确率 ^[26-29]
	GAN 数据增强	通过生成少数类故障样本以缓解数据集比例不平衡,保证在故障数据稀缺情况下诊断的准确率 ^[30-33]
	物理与数据方法融合	通过建立系统仿真模型生成模拟故障数据,用于故障诊断模型训练,保证模型在真实故障数据稀缺时的诊断准确率 ^[34-36]
分布外故障	置信度方法	通过模型输出概率、不确定性估计等机制判断样本是否属于已知类别,避免模型对未知故障产生过度自信 ^[37]
	特征空间方法	通过特征距离、域判别器等理论判断样本是否远离已知故障分布,从而识别未知类故障 ^[38-39]
可解释性弱	物理与数据方法融合	将物理指标、故障机理、物理标签或物理约束嵌入故障诊断模型,使模型提取的特征具有明确物理含义,增强诊断结果的可解释性 ^[40-42]
	数据与规则方法融合	利用专家规则、经验阈值或逻辑推理对数据驱动模型结果进行约束和解释,增强诊断结果的可解释性 ^[43]
	Koopman 算子理论融合	将非线性系统映射至高维线性空间,通过预测轨迹、残差变化和线性结构解释系统动态异常 ^[44-45]
噪声与测量偏差	小波变换法	通过时频分解提取弱故障特征并抑制噪声 ^[46-48]
	自适应滤波法	根据不确定性信息在线调整滤波参数,以降低测量噪声和传感器偏差影响 ^[49]
	去噪编码器	通过重构干净信号增强模型抗噪声能力 ^[50]
	数据清洗	通过构建样本图或传感器关联图,识别异常数据、污染样本和错误标签 ^[51]

能够及时拒识或预警,而不是强行归类为已知故障。此外,针对模型可解释性弱的问题,应将物理机理知识融入诊断过程,使模型不仅能够判断故障类型,还能够解释故障产生原因和演化路径。最后,针对数据噪声问题,可引入 HVAC 领域中成熟的信号滤波与虚拟传感技术,提升对微通道内微弱压力脉动等早期弱故障特征的提取能力,避免在降噪过程中误删关键信息。进一步提升故障诊断模型在真实数据中

心液冷系统中的准确性、鲁棒性和可信度。

3 总结与展望

本文围绕数据中心冷板式液冷系统故障诊断技术进行综述,分析了冷板式液冷系统中典型故障的成因、危害及耦合关系,对比了各类诊断方法的原理与特点,并总结了现有研究的改进思路与未来方向,得到如下结论:

1)冷板式液冷系统故障类型繁多、成因复杂且存在耦合关系。

2)直接检测技术原理简单且实时性强,但对缓变微弱故障敏感性较低,难以区分复合故障的根因。基于模型的方法物理可解释性强,无需大量故障样本,但依赖高保真模型。基于规则的方法逻辑透明且易于结合专家经验,但规则库维护困难、覆盖范围有限。数据驱动方法能够挖掘复杂非线性关系、自适应工况变化,但依赖大量高质量数据,可解释性不足。

3)现有研究通过引入先进机器学习方法、多源信息融合以及机理知识约束等方法,并结合HVAC领域经验,提出了改进思路。未来,冷板式液冷系统故障诊断可进一步结合系统特征,构建综合诊断框架,以提升诊断模型在真实系统中适用性。

本文受辽宁省应用基础研究计划项目(2025JH2/101330016)资助。(The project was supported by the Applied Basic Research Program of Liaoning Province (No. 2025JH2/101330016).)

参考文献

- [1] Wright A. Worldwide IDC global datasphere forecast, 2025–2029[R]. Framingham: International Data Corporation, 2025.
- [2] 江亿, 邵双全, 李震, 等. 中国数据中心冷却技术年度发展研究报告 2025[M]. 北京: 中国建设科技出版社有限责任公司, 2026. (Jiang Yi, Shao Shuangquan, Li Zhen, et al. China data center cooling technology annual development research report 2025 [M]. Beijing: China Construction Science and Technology Press Co., Ltd., 2026.)
- [3] 江亿. 数据中心冷却技术: 十年演进与未来展望——《数据中心冷却技术》专栏序言[J]. 制冷学报, 2026, 47(1): I – II. (Jiang Yi. Preface to data center cooling technologies: ten-year evolution and future prospects [J]. Journal of Refrigeration, 2026, 47(1): I – II.)
- [4] 张义奇, 黄烁全, 历秀明, 等. 热管/蒸汽压缩复合空调系统故障诊断模型分类解释性研究[J]. 制冷学报, 2026, 47(1): 88–95. (Zhang Yiqi, Huang Shuoquan, Li Xiuming, et al. Interpretability study on the fault-diagnosis model of the heat pipe/vapor-compression composite air-conditioning system [J]. Journal of Refrigeration, 2026, 47(1): 88–95.)
- [5] Cai Senhong, Gou Zhonghua. Towards energy-efficient data centers: a comprehensive review of passive and active cooling strategies [J]. Energy and Built Environment, 2026, 7(1): 206–226.
- [6] 邹启凡, 刘洪, 罗海亮, 等. 高功率大面积AI芯片液冷技术进展[J]. 制冷学报, 2026, 47(1): 20–36. (Zou Qifan, Liu Hong, Luo Hailiang, et al. Research progress on liquid cooling technologies for high-power and large-area AI chips [J]. Journal of Refrigeration, 2026, 47(1): 20–36.)
- [7] Wu Zhijun, Zhang Guanyu, Lu Shaoan, et al. A comprehensive review of cold plate liquid cooling technology for data centers [J]. Chemical Engineering Science, 2025, 310: 121525.
- [8] 江亿, 李震, 陈焕新, 等. 中国数据中心冷却技术年度发展研究报告 2024[M]. 北京: 中国建设科技出版社有限责任公司, 2025. (Jiang Yi, Li Zhen, Chen Huanxin, et al. China data center cooling technology annual development research report 2024 [M]. Beijing: China Construction Science and Technology Press Co., Ltd., 2025.)
- [9] 李长智, 唐少瀛, 谢冬梅, 等. 湖水自然冷却数据中心制冷系统模拟与优化研究[J/OL]. 制冷学报, 2026–03–13. <https://www.zhilengxuebao.com/zh/article/doi/10.12465/issn.0253-4339.20250522003/?lang=zh> (Li Changzhi, Tang Shaoying, Xie Dongmei, et al. Simulation and optimization of data-center cooling system with naturally cooled reservoir water [J/OL]. Journal of Refrigeration, 2026–03–13. <https://www.zhilengxuebao.com/zh/article/doi/10.12465/issn.0253-4339.20250522003/?lang=zh>)
- [10] 刘谦文, 徐涛, 王立志. 液冷机箱流道内的多余物分析及控制措施改进[J]. 机械研究与应用, 2025, 38(3): 146–148. (Liu Qianwen, Xu Tao, Wang Lizhi. Analysis of excess material in the flow channel of liquid-cooled chassis and research on control measures [J]. Mechanical Research & Application, 2025, 38(3): 146–148.)
- [11] 吕俊复. 气液两相流动与沸腾传热[M]. 北京: 科学出版社, 2017. (Lü Junfu. Gas-liquid two-phase flow and boiling heat transfer [M]. Beijing: Science Press, 2017.)
- [12] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin Kewen, et al. A review of process fault detection and diagnosis Part I: quantitative model-based methods [J]. Computers & Chemical Engineering, 2003, 27(3): 293–311.
- [13] 江宁, 孔嘉麒, 伍宸亮, 等. 数据中心耦合机械制冷液

- 冷系统泄漏故障检测技术研究[J]. 制冷与空调(北京), 2025, 25(6): 99-107. (Jiang Ning, Kong Jiaqi, Wu Chenliang, et al. Leakage fault detection technology on coupled mechanical refrigeration liquid cooling systems for data center [J]. Refrigeration and Air-conditioning, 2025, 25(6): 99-107.)
- [14] 白旭升. 制冷系统泄漏检测方法的应用与展望[J]. 节能, 2021, 40(4): 77-79. (Bai Xusheng. Application and prospect of leakage detection method in refrigeration system[J]. Energy Conservation, 2021, 40(4): 77-79.)
- [15] 任志博, 王君生, 谈作伟, 等. 漏液检测系统、方法和液冷储能系统: CN202110492323.7[P]. 2021-07-23.
- [16] Vittorio Frazzoli F, Magrini A, Salmi M. An optimized procedure for leaks detection with radioactive tracers[J]. The International Journal of Applied Radiation and Isotopes, 1978, 29(7): 465-467.
- [17] Ma Duo, Fang Hongyuan, Wang Niannian, et al. The state-of-the-art in pipe defect inspection with computer vision-based methods [J]. Measurement, 2026, 257: 118431.
- [18] Isermann R. Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance [M]. Berlin: Springer, 2006.
- [19] Zhang Pengbo, Chen Renxiang, Xu Xiangyang, et al. Recent progress and prospective evaluation of fault diagnosis strategies for electrified drive powertrains: a comprehensive review[J]. Measurement, 2023, 222: 113711.
- [20] Zhao Zhen, Liu P X, Gao Jinfeng. Model-based fault diagnosis methods for systems with stochastic process-A survey[J]. Neurocomputing, 2022, 513: 137-152.
- [21] Zhao Liang, Kang Shaokun, Yoon S, et al. Fault diagnosis method for data imbalance in chiller systems based on CWGAN-GP and DS evidence theory fusion [J]. Building and Environment, 2025, 282: 113271.
- [22] He Changfu, Yan Ke, Gao Yuan. A few-shot unknown fault diagnosis framework for heating, ventilation, and air conditioning systems with entropy-based uncertainty guidance [J]. Advanced Engineering Informatics, 2026, 74: 104730.
- [23] Yan Shen, Shao Haidong, Xiao Yiming, et al. Semi-supervised fault diagnosis of machinery using LPS-DGAT under speed fluctuation and extremely low labeled rates [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 53: 101648.
- [24] Xie Zongliang, Chen Jinglong, Feng Yong, et al. Semi-supervised multi-scale attention-aware graph convolution network for intelligent fault diagnosis of machine under extremely-limited labeled samples [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 561-577.
- [25] Wu Zhangjun, Xu Renli, Luo Yuansheng, et al. A holistic semi-supervised method for imbalanced fault diagnosis of rotational machinery with out-of-distribution samples [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 250: 110297.
- [26] Wang Duo, Zhang Ming, Xu Yuchun, et al. Metric-based meta-learning model for few-shot fault diagnosis under multiple limited data conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 155: 107510.
- [27] Lin Jian, Shao Haidong, Zhou Xiangdong, et al. Generalized MAML for few-shot cross-domain fault diagnosis of bearing driven by heterogeneous signals [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 230: 120696.
- [28] Wang Haoyu, Li Chuanjiang, Ding Peng, et al. A novel transformer-based few-shot learning method for intelligent fault diagnosis with noisy labels under varying working conditions [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 251: 110400.
- [29] Wang Suiyan, Shuai Hanqin, Hu Junhui, et al. Few-shot fault diagnosis of axial piston pump based on prior knowledge-embedded meta learning vision transformer under variable operating conditions [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 269: 126452.
- [30] Du Zhimin, Chen Kang, Chen Siliang, et al. Deep learning GAN-based data generation and fault diagnosis in the data center HVAC system [J]. Energy and Buildings, 2023, 289: 113072.
- [31] Gao Xin, Deng Fang, Yue Xianghu. Data augmentation in fault diagnosis based on the Wasserstein generative adversarial network with gradient penalty [J]. Neurocomputing, 2020, 396: 487-494.
- [32] Liu Shaowei, Jiang Hongkai, Wu Zhenghong, et al. Machine fault diagnosis with small sample based on variational information constrained generative adversarial network [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 54: 101762.
- [33] Sun Quan, Peng Fei, Yu Xianghai, et al. Data augmentation strategy for power inverter fault diagnosis based on Wasserstein distance and auxiliary classification generative adversarial network [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 237: 109360.
- [34] Wang Jinrui, Zhang Zongzhen, Liu Zhiliang, et al. Digital twin aided adversarial transfer learning method for domain adaptation fault diagnosis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 234: 109152.
- [35] 杨鹏强, 黄华, 郭宝岛, 等. 一种物理-虚拟数据融合的数字孪生驱动滚动轴承不平衡故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2026, 39(4): 1072-1083. (Yang Pengqiang, Huang Hua, Guo Baodao, et al. A method for unbalanced

- fault diagnosis of rolling bearings driven by digital twin based on physical-virtual data fusion [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2026, 39(4): 1072–1083.)
- [36] Xia Min, Shao Haidong, Williams D, et al. Intelligent fault diagnosis of machinery using digital twin-assisted deep transfer learning [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 215: 107938.
- [37] Liu Yang, Deng Aidong, Deng Minqiang, et al. Mitigating overconfidence in unknown sample predictions: a confidence-enhanced one-versus-all network for open-set transfer fault diagnosis [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2025, 310: 113013.
- [38] Zhang Xiao, Wang Jinrui, Han Baokun, et al. Feature distance-based deep prototype network for few-shot fault diagnosis under open-set domain adaptation scenario [J]. *Measurement*, 2022, 201: 111522.
- [39] Mei Jie, Zhu Ming, Liu Shuangling, et al. Cross-domain open-set fault diagnosis using prototype learning and extreme value theory [J]. *Applied Acoustics*, 2024, 216: 109749.
- [40] Xu Zifei, Zhao Kaicheng, Wang Jin, et al. Physics-informed probabilistic deep network with interpretable mechanism for trustworthy mechanical fault diagnosis [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 62: 102806.
- [41] Pan Xiaogang, Liang Ketian, Jiao Yuanyuan, et al. Interpretable chiller fault diagnosis based on physics-guided neural networks [J]. *Journal of Building Engineering*, 2024, 86: 108991.
- [42] Zhong Jingshu, Zheng Yu, Ruan Chengtao, et al. M-IPISincNet: an explainable multi-source physics-informed neural network based on improved SincNet for rolling bearings fault diagnosis [J]. *Information Fusion*, 2025, 115: 102761.
- [43] Liu Jiangyan, Shi Daliang, Li Guannan, et al. Data-driven and association rule mining-based fault diagnosis and action mechanism analysis for building chillers [J]. *Energy and Buildings*, 2020, 216: 109957.
- [44] Park K S, Kim J H, Park C S. Explainable fault detection and diagnosis in HVAC systems using a Koopman operator with normal data [J]. *Energy and Buildings*, 2026, 350: 116580.
- [45] Irani F N, Bakhtiaridoust M, Yadegar M, et al. A data-driven approach for fault diagnosis in multi-zone HVAC systems: Deep neural bilinear Koopman parity [J]. *Journal of Building Engineering*, 2023, 76: 107127.
- [46] Tian Aosheng, Zhang Ye, Ma Chao, et al. Noise-robust machinery fault diagnosis based on self-attention mechanism in wavelet domain [J]. *Measurement*, 2023, 207: 112327.
- [47] Shang Zuogang, Zhao Zhibin, Yan Ruqiang. Denoising fault-aware wavelet network: a signal processing informed neural network for fault diagnosis [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 36(1): 9.
- [48] Sachan S, Shukla S, Singh S K. Two level de-noising algorithm for early detection of bearing fault using wavelet transform and zero frequency filter [J]. *Tribology International*, 2020, 143: 106088.
- [49] Zhao Guiling, Gao Shuai, Jiang Zihao. A method for detecting faults in integrated navigation system based on improved SPRT adaptive filtering [J]. *Advances in Space Research*, 2024, 74(4): 1967–1977.
- [50] Xiao Dengyu, Qin Chengjin, Yu Honggan, et al. Unsupervised machine fault diagnosis for noisy domain adaptation using marginal denoising autoencoder based on acoustic signals [J]. *Measurement*, 2021, 176: 109186.
- [51] Wang Shuhui, Lei Yaguo, Yang Bin, et al. A graph neural network-based data cleaning method to prevent intelligent fault diagnosis from data contamination [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 126: 107071.

通信作者简介

韩宗伟,男,教授,东北大学冶金学院,15040168696, E-mail: hanzongwei_neu@163.com。研究方向:高精度控温技术,绿色/高效制冷相关理论及其关键技术。

About the corresponding author

Han Zongwei, male, professor, School of metallurgy, The Northeastern University, 86–15040168696, E-mail: hanzongwei_neu@163.com. Research fields: high-precision temperature control technology, green/efficient cooling technologies.