

电气工程自动化中多传感器数据融合技术的研究

刘 威

大唐陕西发电有限公司水电事业部石泉厂站 陕西 安康 725200

摘要：本文系统梳理了多传感器数据 fusion 的基本理论框架，重点分析了其在电气工程自动化典型应用场景（如电力系统状态监测、电机故障诊断、智能变电站）中的关键技术与实现路径。文章深入探讨了基于卡尔曼滤波、Dempster-Shafer证据理论、神经网络及深度学习等主流融合算法的原理、适用条件及性能对比。最后，针对当前面临的挑战，如异构数据同步、高维信息处理、实时性约束与安全性问题，提出了未来研究方向，包括边缘-云协同融合架构、自适应融合机制以及融合系统的可信验证体系，旨在为电气工程自动化领域的智能化升级提供理论支撑与技术参考。

关键词：电气工程自动化；多传感器；数据融合；状态估计；故障诊断

引言

电气工程自动化作为现代工业体系的重要支柱，在发电、输配电等诸多领域广泛应用。传统自动化系统依赖预设逻辑和局部反馈控制，感知维度单一、容错能力有限，难以应对复杂工况。随着物联网、人工智能等新兴技术融合，其正加速向“感知-决策-执行”一体化智能系统演进，多传感器系统成为构建高可靠自动化平台的关键基础设施，多种物理量传感器形成海量多源异构感知数据流。但原始传感器数据存在噪声干扰等问题，直接使用可能导致误判甚至系统崩溃。多传感器数据融合技术可整合多源信息，提升自动化系统智能水平，该技术能提高测量精度、实现高级功能，在多领域有成熟应用。不过，电气工程自动化领域因强电磁干扰等特点，多传感器融合面临独特挑战，亟待针对性研究。

1 多传感器数据融合的基本理论

1.1 融合层次划分

根据信息处理的抽象程度，多传感器数据融合通常划分为三个层次（JDL模型扩展）：（1）数据级融合：直接对原始传感器数据（如电压波形、振动信号）进行融合。优点是保留最多原始信息，但对传感器时空同步要求极高，且易受噪声影响。常用于需要高分辨率重建的场景，如局部放电定位。（2）特征级融合：先从各传感器数据中提取特征（如频谱峰值、谐波含量、温度变化率），再对特征向量进行融合。平衡了信息保留与计算复杂度，是电气工程中最常用的融合方式。（3）决策级融合：各传感器独立完成本地决策（如“正常”、“过热”、“绝缘劣化”），融合中心对多个决策结果进行表决或加权。鲁棒性强，对通信带宽要求低，适用

于分布式系统，但可能丢失细节信息。

1.2 融合体系结构

多传感器融合系统的体系结构直接影响其可靠性、扩展性与实时性能。集中式架构将所有传感器的原始或特征数据通过高速通信网络汇聚至中央处理单元，由统一算法完成融合计算。这种结构理论上可实现最优融合效果，因为全局信息完整可用，但其对通信链路的带宽和稳定性要求极高，且一旦中央节点失效，整个系统将瘫痪，难以满足电力系统对高可用性的要求。相比之下，分布式架构允许各传感器节点或区域控制器先进行本地预处理和初级融合，仅将压缩后的特征或决策结果上传至上级融合中心^[1]。这种“分而治之”的策略不仅减轻了主干网络负载，还增强了系统的容错能力与可扩展性，尤其适合覆盖范围广、设备数量多的输配电网。混合式架构则试图兼顾两者优势，根据任务类型和实时性需求动态调整数据流向与处理层级，例如在稳态运行时采用分布式模式以节省资源，而在发生扰动或故障时切换至集中式模式以获取更高精度的状态估计。这种灵活性使其成为未来智能电网融合系统的重要发展方向。

2 多传感器融合在电气工程自动化中的典型应用

2.1 电力系统状态估计与监测

在现代智能电网中，广域测量系统（WAMS）集成了相量测量单元（PMU）、远程终端单元（RTU）以及智能电表等多种传感设备，形成了覆盖全网的多源信息采集网络。PMU提供高采样率（通常50-100 Hz）的同步相量数据，而传统SCADA系统中的RTU则以较低频率（2-5秒）上报稳态量测。二者在时间尺度和精度上存在显著差异。通过多传感器数据融合技术，特别是基于卡

尔曼滤波的状态估计算法, 可以将PMU的动态高精度数据与SCADA的稳态广域数据有机结合, 构建出兼具高时空分辨率与全局一致性的电网动态状态模型。这种融合不仅提升了调度员对系统实时运行态势的感知能力, 还为暂态稳定分析、低频振荡抑制等高级应用提供了可靠的数据基础。

2.2 电机与变压器故障诊断

大型旋转电机和电力变压器作为关键电力设备, 其健康状态直接关系到整个系统的连续运行。单一传感器往往难以全面刻画复杂故障的多物理场耦合特性。例如, 电机轴承磨损既会引起机械振动频谱的变化, 也可能导致三相电流不平衡和谐波含量上升; 而变压器绕组变形则可能同时表现为局部放电量激增、油中溶解气体组分异常以及红外热像分布不对称。因此, 部署振动、电流、局部放电、油色谱、红外成像等多类传感器, 并通过数据融合技术综合分析, 已成为现代状态检修的核心手段^[2]。实践中, 常先从各类信号中提取代表性特征, 再输入至支持向量机或深度神经网络进行分类。

2.3 智能变电站中的设备健康管理

智能变电站遵循IEC 61850标准, 实现了设备信息的数字化与网络化。在此基础上, 断路器、隔离开关、气体绝缘开关设备(GIS)等关键一次设备的状态可通过多传感器联合监测实现精细化管理。以高压断路器为例, 其操作机构的健康状况不仅反映在机械行程曲线上, 还体现在操作线圈电流波形的上升沿陡度、峰值大小以及红外热像的触头温升分布中。单独分析任一信号都可能存在误判风险, 例如行程异常可能是机械卡涩, 也可能是控制电压波动所致。而通过融合机械位移、电流波形与红外温度三类数据, 可构建多维故障特征空间, 利用证据理论或模糊逻辑进行综合推理, 从而准确区分不同故障模式。这种融合驱动的预测性维护策略, 显著延长了设备寿命, 降低了运维成本。

3 多传感器数据融合的核心算法研究

3.1 基于滤波的融合方法

卡尔曼滤波及其系列扩展算法构成了状态估计类融合任务的理论基石。标准卡尔曼滤波假设系统动态和观测模型均为线性, 且噪声服从高斯分布, 通过递推预测与更新步骤, 不断修正状态估计并最小化协方差矩阵。在电力系统动态状态估计中, 该方法被广泛用于融合PMU相量数据与负荷预测信息。然而, 实际电气系统普遍存在非线性特性, 如发电机励磁饱和、电力电子变换器开关行为等, 此时需采用扩展卡尔曼滤波(EKF),

通过一阶泰勒展开对非线性函数局部线性化。尽管EKF实现简便, 但其线性近似在强非线性区域易引入较大偏差。无迹卡尔曼滤波(UKF)则通过无迹变换选取一组Sigma点来逼近状态分布, 无需显式求导, 精度显著优于EKF。对于非高斯噪声或状态跳变问题, 粒子滤波凭借其基于蒙特卡洛采样的非参数化特性展现出更强适应性, 但其高昂的计算开销限制了在资源受限嵌入式平台上的应用。

3.2 基于证据理论的融合方法

Dempster-Shafer证据理论为处理不确定性和冲突信息提供了一套严谨的数学框架。该理论不直接赋予假设概率, 而是通过基本概率分配(BPA)函数描述证据对辨识框架中各子集的支持程度。在变压器故障诊断中, 可将“正常”“过热”“放电”“受潮”等典型故障类型构成辨识框架, 各传感器依据其观测结果生成对应的BPA, 再通过Dempster合成规则进行融合。该方法的优势在于能明确区分“未知”与“不确定”, 并支持证据间的冲突度量。然而, 当多个高置信度但相互矛盾的证据同时出现时(如Zadeh悖论所示), 经典合成规则可能产生反直觉结果^[3]。为此, 研究者提出了多种改进策略, 如引入证据权重、采用Yager规则忽略冲突部分, 或基于距离度量进行证据折扣。这些方法在提升融合合理性的同时, 也增加了算法复杂度, 需在工程实用性与理论严谨性之间权衡。

3.3 基于机器学习的融合方法

随着数据驱动范式的兴起, 机器学习方法逐渐成为多传感器融合的新主流。浅层模型如支持向量机和随机森林, 通常将各传感器提取的特征拼接成高维向量作为输入, 通过监督学习建立从特征空间到故障类别的映射。这类方法训练速度快、可解释性相对较好, 适用于中小规模数据集和实时性要求较高的场景。然而, 其性能高度依赖人工特征工程的质量。深度学习则通过端到端训练自动学习多层次特征表示, 极大减轻了对先验知识的依赖。卷积神经网络擅长处理图像类传感器数据, 如红外热图或局部放电PRPD图谱, 能有效捕捉空间模式; 循环神经网络及其变体LSTM则擅长建模时间序列依赖, 适用于电流、振动等时序信号的长期趋势预测。更进一步, 多模态融合网络通过设计并行分支分别处理不同类型传感器数据, 并在高层通过注意力机制或门控单元动态加权各模态贡献, 实现更精细的信息整合。

3.4 算法对比与选型建议

表1: 算法对比

算法类型	优点	缺点	适用场景
卡尔曼滤波	实时性好, 理论成熟	依赖模型, 难处理非高斯噪声	状态估计、轨迹跟踪
D-S证据理论	处理不确定性能力强	冲突证据处理困难	故障诊断、决策融合
SVM/随机森林	训练快, 可解释性较好	特征工程依赖强	中小规模分类任务
深度学习	自动特征提取, 精度高	需大量数据, 黑箱性	复杂模式识别、大数据场景

4 关键挑战与未来研究方向

4.1 异构数据时空对齐

在实际部署中, 不同传感器往往采用独立的采样时钟和通信协议, 导致数据在时间上存在微秒至毫秒级的偏移, 在空间上也可能因安装位置差异而缺乏严格对应关系。这种时空失配会严重削弱融合效果, 甚至引入虚假关联。解决该问题需从硬件与软件两方面入手: 硬件层面推广IEEE 1588精密时间协议(PTP)实现纳秒级时钟同步; 软件层面则需开发鲁棒的重采样与插值算法, 如基于样条函数或状态空间模型的对齐方法, 以在保证物理意义的前提下重构同步数据流。

4.2 高维数据处理与实时性约束

随着传感器数量和类型增加, 融合输入维度迅速膨胀, 带来“维数灾难”问题, 不仅增加计算负担, 还可能因冗余特征干扰模型泛化能力。与此同时, 电力保护、高速控制等场景对融合延迟有严格限制。为此, 需发展轻量化融合模型, 如通过知识蒸馏将大型深度网络压缩为小型代理模型, 或采用模型剪枝、量化等技术降低推理复杂度。此外, 边缘计算架构可将部分融合任务下沉至靠近传感器的边缘节点, 仅上传关键结果至云端, 从而在保障实时性的同时减轻中心节点压力。

4.3 传感器失效与数据可信度评估

传感器在长期运行中不可避免会出现性能退化或突发故障, 若将其错误数据纳入融合, 将污染整体结果。因此, 融合系统应具备在线评估各传感器数据可信度的能力。一种有效方法是构建残差监测机制: 利用系统模型或历史数据预测当前时刻的合理观测值, 若实际测量与预测偏差超过阈值, 则判定该传感器可能异常, 并动态降低其融合权重^[4]。另一种思路是引入置信度评分模块, 基于信号质量指标(如信噪比、平稳性)自动赋权, 实现“优胜劣汰”式的自适应融合。

4.4 安全与隐私问题

多传感器融合系统高度依赖网络通信, 使其面临数据篡改、拒绝服务攻击等安全威胁。恶意注入的虚假传感数据可能导致融合结果严重偏离真实状态, 进而引发

误控或漏报。对此, 一方面需在通信层部署加密与认证机制, 另一方面应在融合算法层面增强鲁棒性, 例如采用中位数滤波、Huber损失函数等抗干扰策略, 或设计基于一致性检验的异常数据剔除机制。此外, 涉及设备运行状态的敏感数据在传输与存储过程中也需符合隐私保护规范。

4.5 未来研究方向

一是边缘-云协同融合架构: 边缘节点完成实时低层融合, 云端进行大数据训练与模型更新, 实现“端边云”三级智能。二是自适应融合机制: 根据工况动态选择融合算法与传感器组合, 提升系统灵活性。三是融合系统的可信验证体系: 建立融合结果的可解释性与可追溯性框架, 满足电力系统高安全认证要求。四是数字孪生驱动的融合仿真: 在数字孪生体中预演融合策略, 降低现场试错成本。

5 结语

多传感器数据融合技术是推动电气工程自动化向智能化、自主化演进的关键使能技术。本文系统阐述了其理论基础、典型应用场景与核心算法, 并指出当前面临的挑战与未来发展方向。研究表明, 合理选择融合层次与算法, 结合领域知识与数据驱动方法, 可显著提升电气系统的感知精度、诊断能力与运行可靠性。随着5G、AI芯片、数字孪生等技术的成熟, 多传感器融合将在新型电力系统、智能工厂、轨道交通等领域发挥更加核心的作用。未来研究应聚焦于构建高效、鲁棒、可信的融合体系, 为能源互联网与工业智能化提供坚实支撑。

参考文献

[1]孟祥钰.基于多传感器数据融合的多工况电机电气故障诊断方法研究[D].齐鲁工业大学,2025.
 [2]陈鸿海.基于多传感器信息融合的电气火灾探测系统研究[D].苏州大学,2022.
 [3]肖楠.电气测量中的多传感器信息融合技术[J].今日科苑,2015,(10):103.
 [4]胡友春,程丽宁.电气智能装备中视觉自动化的多传感器融合优化[J].中国仪器仪表,2025,(05):63-65.