

多设备运行状态监测中的多源数据融合方法研究

季朋 张颂 张黔富 余志浩 任会刚 (通讯作者)

贵州省烟草公司安顺市公司, 贵州安顺, 561099;

摘要: 针对多设备协同运行中多源异构数据融合的挑战, 研究提出一种多层次数据融合方法。通过时空对齐与标准化预处理解决数据异构性和非同步问题, 结合动态权重分配模型实现特征级融合, 进一步利用 D-S 证据理论进行决策级状态评估。实验表明, 该方法能有效捕捉设备状态的细微变化, 提升系统级故障识别的准确性。研究结果为复杂物理信息系统的稳定性监测提供了新思路, 验证了多源数据融合在动态工况下的适应性与鲁棒性。

关键词: 多源数据融合; 动态权重分配; D-S 证据理论; 设备状态监测

DOI: 10. 69979/3041-0673. 26. 02. 100

引言

随着工业系统复杂度的提升, 多设备协同作业场景中多源异构数据的高效融合成为保障运行稳定性的关键问题。现有监测方法难以应对动态工况下的状态评估需求^[1]。研究以仓储物流系统中巷道堆垛机、分拣链板机等设备为对象, 提出“信息熵+离差动态权重+D-S 证据”的时空对齐融合框架, 破解多源异构数据片面与静态策略失灵难题, 旨在为复杂设备状态监测提供理论支撑与实践方案。

1 多设备监测系统的多源异构数据融合需求

在现代化仓储物流系统中, 巷道堆垛机、分拣链板机与空气压缩机等多类设备协同作业, 形成了复杂的物理信息系统。为保障系统运行的稳定性, 需要监测系统各设备的运行状态数据。这些数据源具有显著的异构性: 数据类型与量纲各异, 无法直接进行数值比较或运算; 数据采集频率与方式不同, 例如位置与倾角数据以 1 s 的频率连续采集, 而电压与电流数据则以 2 s 的频率记录, 造成了数据在时间轴上的不对齐; 数据精度与可靠性也存在差异, 如电压传感器的精度不低于 0.5%, 而电流传感器的精度要求不低于 1%, 不同传感器在特定工况下的可信度也会发生变化^[2]。

2 面向运行状态评估的多层次数据融合方法

2.1 多源监测数据的时空对齐与预处理

实现有效的数据融合, 需要对原始多源数据进行时空对齐与标准化的预处理。时间对齐是解决因不同传感器采样频率 (1 s、2 s、10 s) 差异导致的数据非同步问题的关键。本研究采用以 1 Hz 为基准频率的重采样策略, 对于采样频率低于 1 Hz 的数据, 采用线性插值法进行上采样, 以在时间轴上生成对齐的估算值; 对于高于 1 Hz 的数据, 则通过时间窗口内的均值计算进行下采样, 以匹配基准频率^[3]。空间对齐主要针对巷道堆垛机等移动设备, 通过融合精度为 ± 0.5 m 的位置传感器与精度为 $\pm 0.1\%$ 的位移传感器数据, 在统一的设备坐标系下校准其运动轨迹, 为后续状态分析提供一致的空间基准。

另外, 需依据传感器量程 (如电压 342 V~418 V, 温度 -20 °C~100 °C) 设定阈值, 剔除超出范围的野点数据, 并对缺失数据采用相邻点插值进行填补, 保证数据流的完整性。同时, 为消除不同物理量纲的影响, 对数据进行标准化处理。采用最小-最大规范化方法, 将各类数据映射到 [0, 1] 区间内, 如公式 (1) 所示。

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

其中, X 为原始数据, X_{\min} 和 X_{\max} 分别为该类数据在特定时间窗口内的最小值与最大值, X_{norm} 为规范化后的数据。预处理规范如表 1 所示。

表 1 传感器数据预处理规范

传感器类型	目标单位	量程/阈值	重采样方法	规范化方法
电压传感器	V	342 V - 418 V	均值下采样	最小-最大
电流传感器	A	8 A - 12 A	均值下采样	最小-最大
振动传感器	g	± 5 g	均值下采样	最小-最大
温度传感器	°C	-20 °C - 100 °C	均值下采样	最小-最大

位置传感器	m	-	均值下采样	最小-最大
位移传感器	m	-	线性插值	最小-最大

2.2 基于动态权重分配的特征级数据融合模型

特征级融合是将多传感器的多特征数据合并成少数健康指标。考虑到不同特征对设备状态的指示作用在不同工况下存在差异,采用基于动态权重分配的加权平均模型。其核心思想是根据数据本身的实时特性(如波动性、偏离正常范围的程度)动态调整其在融合计算中的权重,而非采用固定的静态权重^[4]。

动态权重 $\omega_i(t)$ 的计算基于信息熵和离差理论。信息熵用于评估数据的不确定性,熵值越小,信息量越大,权重应越高。离差则用于衡量数据偏离其正常运行基线的程度,偏离越大,说明该特征可能包含更多的异常信

息,权重也应相应增加。动态权重分配模型如公式(2)所示。

$$\omega_i(t) = \alpha \frac{E_i^{-1}(t)}{\sum_{j=1}^n E_j^{-1}(t)} + (1 - \alpha) \frac{D_i(t)}{\sum_{j=1}^n D_j(t)} \quad (2)$$

其中, $\omega_i(t)$ 是第*i*个特征在*t*时刻的权重, $E_i(t)$ 是该特征的信息熵, $D_i(t)$ 是其与基线的离差,*n*为参与融合的特征数量, α 是调节熵与离差影响的平衡因子($0 \leq \alpha \leq 1$)。最终,设备的综合健康指数*H(t)*通过加权求和得到,如公式(3)所示。

$$H(t) = \sum_{i=1}^n \omega_i(t) \cdot X_{\text{norm},i}(t) \quad (3)$$

其中, $X_{\text{norm},i}(t)$ 是第*i*个特征规范化后的值。该模型通过动态赋权,能够更灵敏地捕捉设备状态的细微变化,其权重分配逻辑如表2所示。

表2 电机状态特征动态权重分配逻辑

特征参数	正常工况权重范围	异常指示	权重调整策略
电流	0.3 - 0.4	突增或持续偏高	离差增大, 权重增加
振动	0.2 - 0.3	幅值、频率异常	熵值减小, 权重增加
温度	0.1 - 0.2	持续缓慢上升	离差缓慢增大, 权重增加
其他	0.1 - 0.2	-	-

2.3 耦合设备关联性的决策级状态评估方法

特征级融合解决了单一设备的状态评估问题,而决策级融合则考虑设备间的物理或逻辑关联。如果忽略这种关联性,可能导致对系统级故障的误判或漏判。为此,引入 Dempster-Shafer (D-S) 证据理论进行决策级融合。该理论能够有效处理和融合来自不同信息源的不确定信息。首先,将每个设备的特征级融合结果通过预设的规则库或分类器,映射为一个基本概率分配 (Basic Probability Assignment, BPA) 函数,也称为 Mass 函数。该函数将信任度分配给一个由可能状态组成的辨识框架的各个子集。随后,利用 Dempster 组合规则,将来自不同设备的 BPA 进行融合,计算新的组合 BPA,如公式(4)所示。

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C) \quad (4)$$

其中,*A*、*B*、*C*是辨识框架的子集, $K = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) m_2(C)$ 是冲突系数,代表了证据之间的冲突程度。通过迭代应用此规则,可以融合系统中所有相关设备的证据,最终得到一个关于系统整体状态的综合

判断。

3 应用效果分析

3.1 实验平台搭建

实验搭建了一套模拟仓储物流作业环境平台。该平台由一台巷道堆垛机、一段2 m长的分拣链板机和一个小型空气压缩机组成。每个设备的关键部件上部署了相应的传感器,具体配置严格遵循数据采集规范。例如,在链板机驱动电机处安装了量程为8 A~12 A的电流传感器、±5 g的振动传感器以及-20 °C~100 °C的温度传感器。所有传感器通过数据采集卡(DAQ)与工业PC相连,数据采集频率与预处理规范同设计一致。数据采集与处理软件基于Python语言开发,利用Pandas库进行数据管理,NumPy进行数值计算。平台能够模拟正常运行、部件磨损及设备间交互异常等多种工况,用以测试融合算法在不同场景下的表现。

3.2 融合方法设计

搭建的实验平台实现了多层次数据融合方法。在数

据预处理阶段,所有传感器数据流被统一重采样至 1 Hz,并进行了数据清洗与最小-最大规范化。在特征级融合层面,以分拣链板机的驱动电机为对象,选取其电流、振动和温度三个关键特征进行融合。动态权重模型中的平衡因子 α 设定为 0.5,以同等重视数据的信息熵和离差。基线数据通过采集设备在正常工况下稳定运行 1 h 的数据计算得到。每个采样时刻,根据公式计算出一个综合健康指数 $H(t)$,该指数直观反映了电机的实时运行状态。在决策级融合层面,建立了巷道堆垛机和分拣链板机之间的关联评估模型。通过模糊规则,将堆垛机的位置/

速度数据与链板机的健康指数 $H(t)$ 分别转换为关于各自状态的 BPA 函数。最后,利用 D-S 组合规则,融合这两个 BPA,得出关于“物料流转”这一系统级状态的综合判断。

3.3 典型工况下的融合效果分析

为评估融合方法的实际效果,设计了电机轴承初期磨损和上游设备送料延迟两种测试。在轴承初期磨损工况下,模拟链板机电机轴承的渐进性退化。采集到的原始数据与融合结果如表 3 所示。

表 3 轴承磨损工况下原始数据与融合结果

时间点	电流 (A)	振动 (g)	温度 (°C)	融合健康指数 $H(t)$
T1	9.21	0.43	55.2	0.96
T2	9.18	0.45	55.6	0.94
T3	9.25	0.68	58.1	0.81
T4	9.31	0.82	60.3	0.72

在初始阶段 (T1-T2),各项指标平稳,融合后的健康指数稳定在 0.9 以上。随着磨损加剧 (T3-T4),振动值开始出现小幅但持续的上升,温度也略有升高,

而电流变化尚不明显。此时,动态权重模型自动提升了振动和温度特征的权重,使得健康指数 $H(t)$ 出现可察觉的下降趋势,如图 1 所示。

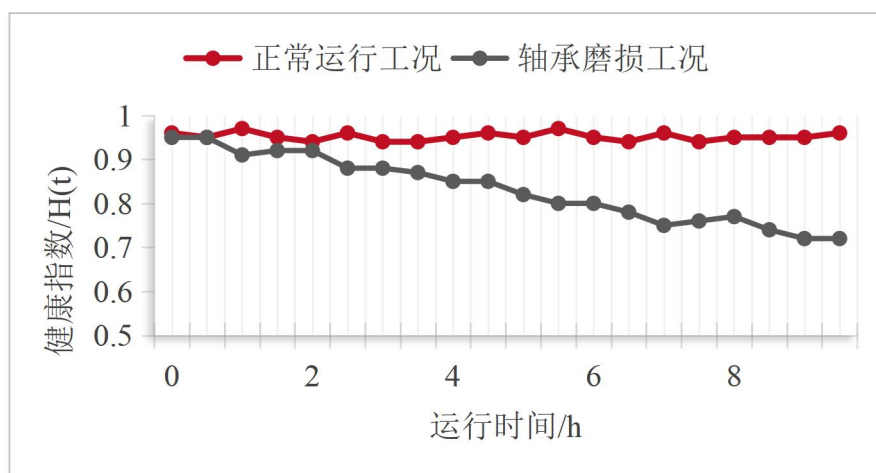


图 1 融合健康指数在不同工况下的变化趋势

相较于仅依赖单一阈值的传统方法,该融合模型能够更早地发出预警信号。在送料延迟工况下,巷道堆垛机被人为暂停,导致链板机空载运行。此时,链板机电机的电流和温度均下降,其自身健康指数 $H(t)$ 反而会上升,单纯分析该设备会得出“状态良好”的结论。然而,通过决策级融合,系统将堆垛机的“送料延迟”状态(信任度 0.8)与链板机的“(空载)正常”状态(信任度 0.9)进行融合。最终系统状态被准确判断为“物料流转

阻塞”,其信任度高达 0.92,有效避免了因局部最优而导致的系统级误判。

4 结论

研究通过构建多层次数据融合框架,有效解决了多设备监测中数据异构性与非同步性问题,验证了动态权重分配与 D-S 证据理论在状态评估中的优势。实验结果表明,该方法能够提前识别设备退化趋势,并规避局部状态误判风险,为系统级故障预警提供了可靠依据。未

来可进一步优化动态权重模型的实时性,并探索其在更大规模设备网络中的应用潜力,以推动工业监测向智能化、全局化方向发展。

参考文献

- [1] 彭道刚,段睿杰,王丹豪. 两级融合的多传感器数据融合算法研究[J]. 仪表技术与传感器,2024,(01):87-93.
- [2] 董媛蓉. 基于多源异构数据的高速机电设备运行监测系统的设计[J]. 今日制造与升级,2023,(11):78-80+84.
- [3] 宋坤,李雨婷,张钰颖,等. 基于改进多传感器数据融合算法的温室环境检测研究[J]. 现代电子技术,202

3,46(20):178-182.

- [4] 盛丽华,沈晖. 多源异构数据边缘融合信息化监测仿真[J]. 计算机仿真,2023,40(09):477-481.
- [5] 全恩懋,秦小平,许宏科,等. 基于自适应加权的多传感器实时数据特征值提取[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版),2023,35(02):368-376.

作者简介:季朋(2000-),男,汉族,贵州省赫章县人,硕士研究生在读,从事信息系统管理设备维护、数字化建设等工作。

基金项目:贵州省烟草公司安顺市公司科技项目重点研发项目“多源数据驱动的仓储分拣关键设备状态监测预警研究”(2024ASXM03)。