

工业噪声监测数据异常值处理技术改进

李路路

河南迅佳检测有限公司 河南 郑州 450000

【摘要】：工业噪声监测数据是环境评估与合规管理的重要依据，其质量直接影响结论的准确性与决策的科学性。实际监测过程中，设备故障、突发干扰或传输错误等因素常导致异常值产生，传统处理方法往往依赖经验判断，缺乏客观统一的准则。因此，研究更为智能、自适应的异常值识别与处理技术，对于提升监测数据可信度与自动化水平具有关键意义。

【关键词】：工业噪声；监测；数据异常值；处理技术

DOI:10.12417/2811-0528.26.10.056

引言

随着物联网技术普及与监测网络日益密集，工业噪声数据呈现出海量、连续与高维度特征，对异常值处理提出了更高要求。单纯剔除或简单修正可能丢失有效信息或引入偏差。探索基于统计模型、机器学习及信号处理的多方法融合技术，实现异常值的精准辨识与合理修复，是保障大数据背景下噪声监测数据质量与价值挖掘的核心技术环节。

1 工业噪声监测数据特征

工业噪声监测数据具有显著的非平稳性、强冲击性与非高斯分布特征。不同于环境背景噪声的稳态特性，工业噪声往往伴随生产设备的启停、变速及故障而产生剧烈的幅值调制与频谱迁移。其时间序列通常表现为间歇性的突发脉冲、周期性的机械撞击以及随机性的背景起伏相互叠加。此外，数据易受环境温度湿度、电磁干扰及多声源混叠效应的影响，呈现出复杂的非线性特征。这种数据往往包含大量的尖峰与厚尾分布，传统的基于正态分布假设的统计方法难以准确刻画其内在规律，极易将真实的设备故障信号误判为异常值，或将真实的噪声异常掩盖在统计误差之中。

2 工业噪声监测数据异常值成因分析

2.1 设备运行状态突变引发的异常

异常源于机械设备自身的非稳态运行过程，是工业现场最常见的干扰源。当机床刀具磨损、轴承滚珠碎裂或齿轮啮合不良时，会在正常噪声背景下叠加瞬态冲击信号，表现为短时高幅值的脉冲尖峰。此外，设备的空载与负载切换、变频调速过程中的谐振以及紧急制动，都会导致声压级的骤升或骤降。这些信号虽然属于设备运行状态的直接反映，但在常规稳态噪声监测中往往被算法识别为离群点，若不加区分地剔除，将导致对设备潜在故障的早期预警信息丢失。

2.2 人为操作与工艺流程干扰

人为因素是导致数据瞬时偏离正常分布具有极大的随机性和不可控性。在监测过程中，操作工人可能因误操作导致设备短暂空转、金属工件跌落撞击地面，或在传感器附近进行短暂的敲打清理作业。此外，生产流程的切换，如冲压机更换模具、流水线暂停重启，也会产生与正常工艺不符的声学特征。这类异常通常持续时间极短，但幅值极高，严重污染数据集的统计特性，若采用均值滤波等传统方法处理，极易造成真实工况信息的平滑损失。

2.3 环境杂散声源与电磁干扰

工业现场复杂的声学环境使得监测数据极易受到非目标声源的污染。邻近生产线的高噪声设备启停、叉车鸣笛、压缩空气泄漏以及车间内部建筑结构的回声反射，都会在监测点位形成多径传播效应。同时，强电磁场环境中的电机、变频器会对传声器的前置放大器产生电磁耦合干扰，在频谱上表现为特定频段的谐波尖峰或高频毛刺。这些外部干扰与设备本身的噪声在时域和频域上高度混杂，使得基于单一阈值的异常检测方法面临极高的误报率。

2.4 传感器自身故障与传输丢包

数据采集系统自身的硬件缺陷与软件漏洞也是异常值的重要来源，传声器振膜老化会导致灵敏度漂移，表现为数据整体基线偏移；接线端子松动或受潮则可能引发信号断续或接地环路噪声。在数据传输环节，工业以太网或无线传输协议在高负载状态下可能出现数据包丢失、乱序或被篡改，导致接收到的数值出现 NaN（非数值）或极大值跳变。这类技术性异常不具备任何物理意义，若不及时清洗，将直接破坏后续数据分析模型的收敛性与稳定性。

3 基于多源信息融合的异常值识别技术

3.1 声振耦合与多模态传感协同监测

单一的声学信号易受环境混响干扰,而多模态传感技术通过引入振动加速度传感器,构建了声振耦合的联合监测体系。声音与振动虽同源但传播特性不同,设备故障引发的异常在声信号中表现为空气声压突变,在振动信号中则体现为壳体加速度激增。通过同步采集这两路异构数据,利用互相关分析算法,可以有效区分来自设备本体的真实异常与来自空气中的背景干扰。这种多源信息融合显著提升了信噪比,使得隐藏在强背景噪声中的微弱故障特征得以凸显,从而大幅降低了异常值识别的误报率。

3.2 小波包分解与频谱能量熵特征提取

针对工业噪声的非平稳特性,采用小波包分解技术对声信号进行全频带精细划分。与傅里叶变换不同,小波包能够在时频两域同时对信号进行局部化分析,精准捕捉异常脉冲的发生时刻与频段分布。在此基础上,计算每个频带内的频谱能量熵,以此量化信号的混乱程度。正常工况下能量分布稳定,熵值较低;一旦发生异常,能量分布突变,熵值急剧升高。通过设定能量熵阈值并结合频带能量占比,系统能自动锁定异常发生的具体时间段与频率成分,实现对非稳态异常值的精准定位与定性。

3.3 基于 SCADA 数据的工况上下文关联分析

脱离生产工况的纯声学分析往往陷入盲人摸象的困境,本技术将噪声监测数据与工厂 SCADA 系统深度耦合,引入电流、转速、油压等过程变量作为辅助判据。例如,当噪声监测显示声压异常升高时,系统同步调取设备转速数据:若转速同步飙升,则判定为真实机械故障;若转速平稳而噪声突增,则可能判定为外部干扰或传感器误报。通过建立声学特征与生产参数的多维关联规则,构建上下文感知的异常识别模型,有效剔除了因生产节拍切换、物料加载等非故障因素引发的假性异常值。

3.4 D-S 证据理论下的决策级融合识别

在特征层分析的基础上,采用 D-S 证据理论对多源异构信息进行决策级融合。该技术将声学异常指数、振动烈度指标及工况偏离度分别视为独立的证据体,通过计算基本概率赋值函数,融合得出最终的异常置信度。相比简单的加权投票法,D-S 证据理论在处理不确定信息和冲突证据时表现出更强的鲁棒性。即使某一传感器因故障输出极端值,系统也能依据其他证据源进行逻辑修正,输出高可信度的判断结果。这种融合机制确保了在复杂工业环境下,异常值识别结果既具备高灵敏

度,又拥有强抗干扰能力。

4 面向非平稳噪声的鲁棒滤波算法改进

4.1 自适应卡尔曼滤波的动态噪声估计

针对工业噪声的非平稳特性,传统的固定参数卡尔曼滤波难以适应时变系统。改进方案引入自适应卡尔曼滤波算法,通过实时监测新息序列的方差变化,动态调整过程噪声协方差矩阵 Q 和观测噪声协方差矩阵 R 。当设备进入异常冲击状态时,算法能自动增大过程噪声权重,迅速跟踪突变信号;在稳态运行时则减小权重以平滑随机干扰。这种基于残差分析的在线调参机制,有效解决了传统滤波器在异常值处理中出现的发散或滞后问题,实现了对非平稳噪声序列的最优估计与实时跟踪。

4.2 基于深度置信网络的非线性状态预测

工业设备磨损引发的噪声异常往往具有复杂的非线性特征,线性滤波器对此束手无策。改进技术构建深度置信网络模型,利用受限玻尔兹曼机进行无监督预训练,提取噪声信号的深层时频特征。网络通过历史数据学习设备正常运行时的声学状态转移规律,建立非线性状态空间预测模型。当实时监测数据与模型预测值出现显著偏差时,系统判定为异常并进行数据修复。这种数据驱动的方法突破了传统物理模型的局限性,对非线性、强耦合的工业噪声异常具有极高的拟合精度与修复鲁棒性。

4.3 变分模态分解与自适应阈值去噪

采用变分模态分解算法将原始噪声信号分解为多个本征模态函数。该算法通过构造约束变分模型,能够自适应地匹配信号中各分量的中心频率和带宽,有效克服了经验模态分解中的模态混叠现象。随后,基于峭度指标或排列熵准则自动识别包含异常冲击的分量,并对该分量施加自适应阈值处理,而对代表正常工况的低频分量予以保留。这种从频域进行精准分离与重构的滤波策略,实现了对异常值的有效剔除与真实工况信号的完美保真。

4.4 稳健回归与 M 估计器的极值干扰抑制

应对突发性强脉冲干扰,引入稳健统计学中的 M 估计器替代最小二乘法进行滤波。M 估计通过设计 Huber、Tukey 双权函数等非线性代价函数,赋予大幅值残差较小的权重,从而在回归过程中自动降低异常值的影响。相比于均值滤波和中值滤波对信号细节的模糊效应,M 估计能在保持信号边缘和突变特征的同时,有效剔除孤立的野值点。结合迭代重加权最小二乘算法,该技术能够在存在高达 30% 异常数据污染的情况下,依然保持参数估计的高效性和一致性。

5 改进技术在工业现场监测系统中的应用

5.1 边缘计算节点上的轻量化算法部署

改进后的鲁棒滤波与多源融合算法移植至工业现场的边缘计算网关,是实现实时处理的关键。针对 ARM 架构或 FPGA 芯片的算力限制,采用模型剪枝与量化压缩技术,将庞大的深度置信网络精简为轻量级推理引擎。通过在边缘侧就地完成数据清洗与异常识别,避免了海量原始噪声数据的无线传输带宽占用。这种部署方式使得监测系统在毫秒级内即可完成从数据采集、异常滤除到特征提取的全过程,满足了工业现场对低延迟响应的严苛要求,即便在网络中断时也能独立运行。

5.2 实时数据流处理架构与异常预警

基于发布-订阅模式构建高吞吐量的实时数据流处理架构。现场传感器采集的原始声压信号通过 OPCUA 协议接入流处理引擎,系统按照微批次窗口对连续数据流进行切片处理。改进算法在每个时间窗口内并行执行小波包分解与自适应滤波,一旦检测到异常置信度超过预设阈值,立即触发流式计算规则。系统可在数百毫秒内完成从异常发生到预警发布的全过程,并通过 MQTT 协议将告警信息推送至值班人员终端,实现了从被动事后分析向主动实时防御的模式转变。

5.3 人机交互界面中的数据清洗与可视化回溯

在工业上位机监控系统中开发专用的数据清洗可视化模块,增强用户对算法处理结果的可控性。界面不仅展示经过滤波后的平滑曲线,还同步显示算法识别出的异常点分布热力图及频谱特征。操作员可点击任意异常标记,回溯查看原始波形、修复后的波形以及触发异常的关联工况数据。这种所见即所得的交互设计,使得非专业人员也能直观理解异常成因,并支持手动干预与算法结果复核,有效解决了全自动处理在极端复杂

工况下的信任危机。

5.4 自适应阈值配置与场景化管理

考虑到不同车间、不同设备对噪声容忍度的差异,系统引入了场景化的自适应阈值配置功能。用户可根据设备类型(如冲压机、风机或泵类)调用预设的算法参数模板,系统自动加载对应的小波基函数、能量熵阈值及卡尔曼噪声参数。在设备大修后或工艺调整后,系统支持一键式在线学习与参数自整定,利用近期正常数据重新训练模型基线。这种柔性配置机制确保了改进算法在多样化的工业场景中均能保持最优的异常识别精度与鲁棒性。

5.5 闭环反馈与设备健康管理系统联动

将噪声异常值处理结果深度融入企业现有的设备健康管理系统中,形成监测-分析-执行的闭环控制。当系统判定噪声异常是由轴承磨损或转子不平衡引起时,会自动生成设备维护工单,并推送至 MES 系统。同时,系统记录每次异常处理的详细日志,用于构建设备劣化趋势图谱。这种跨系统的深度集成,使得噪声数据不再是孤立的环境参数,而是成为预测性维护决策的核心依据,真正实现了工业现场监测从数据治理到业务赋能的价值跃迁。

6 结语

总而言之,工业噪声监测数据异常值处理技术的改进,其目标是在保留数据真实性与完整性之间取得最佳平衡。这需要构建从异常检测、成因分析到数值校正的标准化流程,并融入领域知识以提升算法适用性。通过智能化处理技术的应用,最终形成可靠高效的数据质控体系,为噪声污染精准管控提供高质量的数据基石。

参考文献:

- [1] 王育斌.某大型工业区噪声地图的构建与分析[D].广州大学,2025.
- [2] 刘彩霞,张海英,杨涛.城市噪声污染监测与控制策略分析[J].清洗世界,2025,41(03):145-147.
- [3] 徐晗,任向.环境噪声监测中的问题及质量控制策略[J].资源节约与环保,2025,(03):87-90.
- [4] 席英伟,李贵芝,岳东,唐宏智.建设项目竣工环境保护自主验收中噪声监测典型问题解析[J].中国沼气,2022,40(05):52-54.
- [5] 严飞,张东云.无锡市区域噪声现状及防治对策[J].干旱环境监测,2020,34(02):59-62.
- [6] 陈飞,蔡宏进.低频噪声环境监测有关民生问题的探讨[J].资源节约与环保,2016,(11):127+135.