水库大坝安全监测数据异常识别与处理方法研究

王健民

锡林郭勒盟水利事业发展中心 内蒙古 026000

【摘　要】：针对水库大坝安全监测过程中存在的数据异常问题，系统分析异常类型及其对安全评估的影响，提出基于多源信息融合的异常识别模型，并设计相应的处理机制。模型集成统计分析、模式识别与深度学习方法，实现对多维监测数据的高效识别。通过工程案例验证模型的实际应用效果，展示其在复杂工况下的稳定性和适用性。在此基础上，探讨智能化背景下异常处理技术的优化路径，推动监测系统向自动化、自适应方向发展，为提升大坝安全管理能力提供技术支持。

【关键词】：水库大坝；安全监测；数据异常；识别方法；处理机制

DOI:10.12417/2811-0722.25.09.058

引言

水库大坝作为国家基础设施的重要组成部分，其安全性直接影响防洪、供水和发电等功能的正常运行。随着监测技术的进步，大量传感器被部署用于实时采集结构变形、渗流压力等关键参数。然而，受设备性能、环境干扰等因素影响，采集数据中常出现异常值，影响评估结果的准确性。当前监测系统在异常识别与处理方面仍存在响应滞后、误判率高等问题，亟需构建科学有效的识别与修正机制。提升数据质量，增强系统智能化水平，成为保障大坝安全运行的关键方向。

1 大坝安全监测系统的发展与应用现状

水库大坝作为重要的水利基础设施，在防洪、发电、供水和灌溉等方面发挥着不可替代的作用。随着现代信息技术的快速发展，大坝安全监测系统逐步由传统的单一人工观测向自动化、智能化、网络化方向演进。早期的大坝监测主要依赖于定期的人工巡视和简单的物理量测手段，如位移、渗流和应力等参数的测量，数据采集频率低、精度有限，难以满足对大坝结构状态实时掌握的需求。进入 21 世纪后，传感器技术、通信技术和计算机技术的融合推动了大坝安全监测系统的升级换代，逐步实现了多参数同步采集、远程传输和集中处理等功能。

当前，大坝安全监测系统普遍采用分布式架构，集成多种类型的传感器设备，涵盖变形监测、渗流压力、温度变化、地震响应等多个维度的数据采集模块。系统通过有线或无线方式将采集到的信息传送到中央控制平台，结合数据库管理系统进行存储与分析。在数据处理层面，初步引入了数据可视化、趋势分析、阈值报警等基础功能，提升了监测工作的效率和科学性。部分大型水利工程已开始构建基于云计算和大数据分析的综合监测平台，实现跨区域、多工程的数据共享与协同管理。

在实际应用中，监测系统不仅用于日常运行状态的跟踪评估，还为应急响应提供数据支撑。通过对历史数据与实时数据的比对分析，可以识别潜在的安全隐患，辅助决策部门制定相应的维护或加固措施。监测系统也为科研机构提供了丰富的数据资源，推动了大坝结构健康评估模型、风险预测算法等相关理论的发展。尽管目前大坝安全监测系统在硬件配置和软件功能方面取得了显著进步，但在数据完整性、异常识别能力以及系统稳定性方面仍存在一定局限，亟需进一步优化和完善。

2 数据异常类型及其对安全评估的影响

在水库大坝安全监测过程中，采集到的数据往往受到多种因素的干扰，导致出现偏离正常范围的异常值。这些异常数据从来源和表现形式上可分为多种类型，主要包括传感器测量误差、通信传输失真、环境干扰引起的波动数据以及设备故障或人为操作失误造成的缺失值或极端值等。其中，传感器测量误差通常由于设备老化、校准偏差或安装不当引起，表现为连续性或周期性的数值偏移；通信传输失真则多出现在无线或远程传输环节，可能造成数据包丢失或格式错乱；环境干扰包括温度变化、湿度影响及电磁场干扰等因素，会导致监测数据产生非结构性波动；而设备故障或维护不及时则可能引发长时间段内的数据缺失或突变现象。这些不同类型的数据异常会对大坝安全评估体系产生不同程度的影响。

在结构健康状态判断方面，异常数据可能导致位移、渗流压力、应力应变等关键指标的误判，从而影响对大坝整体稳定性的分析结论。在趋势预测模型中，若输入数据包含未识别的异常点，将直接影响模型的训练效果与预测精度，进而削弱对未来风险的预警能力。在阈值报警机制中，异常数据可能触发虚假警报或掩盖真实隐患，降低系统的可信度和响应效率。尤其在自动化程度较高的监测系统中，缺乏有效的异常识别与修正机制，容易使后续的数据处理流程建立在错误基础之上，形成连锁式误差传播。进一步来看，异常数据不仅影响单一参数的评估结果，还可能通过多变量之间的耦合关系，扩散至整个评估体系。

某一测点的异常温湿度数据可能被误用于材料膨胀系数的计算，从而影响相邻结构区域的变形分析结果。这种跨参数的误差传导机制使得异常数据的危害具有隐蔽性和累积性，增加了安全评估的不确定性。因此，在当前大坝安全管理日益依赖数据分析的趋势下，准确识别并合理处理各类异常数据已成为保障评估结果科学性和决策有效性的关键环节。

3 基于多源信息融合的异常识别模型构建

在水库大坝安全监测系统中，由于传感器类型多样、部署环境复杂以及采集频率差异等因素，所获取的数据呈现出明显的多源异构特性。这些数据不仅包括结构变形、渗流压力、温度变化等物理参数，还涵盖视频监控、气象信息及历史运维记录等辅助性数据。为提升异常识别的准确性和鲁棒性，需构建基于多源信息融合的识别模型，通过整合不同维度的数据特征，挖掘潜在关联关系，从而实现对异常状态的高效检测。该模型以数据预处理为基础环节，重点解决原始数据中存在的噪声干扰、缺失值和格式不一致等问题。

通过引入标准化处理、时间对齐和数据清洗技术，确保来自不同来源的信息具备统一的时间基准与量纲体系，为后续分析提供高质量输入。在此基础上，采用特征提取与降维方法对多源数据进行深度加工，提取具有代表性的时序特征、空间分布特征及动态变化趋势，形成可用于异常识别的特征向量集。模型的核心部分采用多模态融合策略，结合统计分析、模式识别与机器学习算法，建立多层次的异常检测机制。其中，基于统计学的方法用于识别偏离正常分布的数据点，适用于突变型异常的初步筛查；基于模式匹配的技术则通过比对历史数据序列，识别出非典型波动或重复性异常；而深度学习方法如循环神经网络（RNN）或长短时记忆网络（LSTM）则被用于捕捉时间序列中的复杂依赖关系，提升对渐进式异常的识别能力。多种方法协同作用，使得模型能够适应不同类型异常的识别需求，并有效降低误报率和漏报率。

在模型实施过程中，还需构建一个动态反馈机制，使系统能够根据新接入的数据不断优化识别规则和参数配置。这一机制依托于在线学习和增量训练技术，确保模型在面对监测环境变化或设备老化等现实挑战时，仍能保持较高的识别精度。同时，模型输出结果应具备可解释性，支持对异常事件的回溯分析与成因追溯，为后续处理决策提供依据。通过上述技术路径的集成应用，多源信息融合下的异常识别模型能够在复杂环境下实现对大坝监测数据异常的有效识别，为构建智能化安全评估体系奠定基础。

4 动态数据处理与异常修复策略设计

在水库大坝安全监测系统中，由于传感器类型多样、部署环境复杂以及采集频率差异等因素，所获取的数据呈现出明显的多源异构特性。这些数据不仅包括结构变形、渗流压力、温度变化等物理参数，还涵盖视频监控、气象信息及历史运维记录等辅助性数据。为提升异常识别的准确性和鲁棒性，需构建基于多源信息融合的识别模型，通过整合不同维度的数据特征，挖掘潜在关联关系，从而实现对异常状态的高效检测。该模型以数据预处理为基础环节，重点解决原始数据中存在的噪声干扰、缺失值和格式不一致等问题。通过引入标准化处理、时间对齐和数据清洗技术，确保来自不同来源的信息具备统一的时间基准与量纲体系，为后续分析提供高质量输入。在此基础上，采用特征提取与降维方法对多源数据进行深度加工，提取具有代表性的时序特征、空间分布特征及动态变化趋势，形成可用于异常识别的特征向量集。

模型的核心部分采用多模态融合策略，结合统计分析、模式识别与机器学习算法，建立多层次的异常检测机制。其中，基于统计学的方法用于识别偏离正常分布的数据点，适用于突变型异常的初步筛查；基于模式匹配的技术则通过比对历史数据序列，识别出非典型波动或重复性异常；而深度学习方法如循环神经网络（RNN）或长短时记忆网络（LSTM）则被用于捕捉时间序列中的复杂依赖关系，提升对渐进式异常的识别能力。多种方法协同作用，使得模型能够适应不同类型异常的识别需求，并有效降低误报率和漏报率。

在模型实施过程中，还需构建一个动态反馈机制，使系统能够根据新接入的数据不断优化识别规则和参数配置。这一机制依托于在线学习和增量训练技术，确保模型在面对监测环境变化或设备老化等现实挑战时，仍能保持较高的识别精度。同时，模型输出结果应具备可解释性，支持对异常事件的回溯分析与成因追溯，为后续处理决策提供依据。通过上述技术路径的集成应用，多源信息融合下的异常识别模型能够在复杂环境下实现对大坝监测数据异常的有效识别，为构建智能化安全评估体系奠定基础。

5 工程案例中异常识别与处理的效果分析

通过对多个已部署智能监测系统的水利工程进行分析，可以观察到不同类型的异常事件在实际场景中的表现形式及其对安全评估体系产生的具体影响。在此基础上，结合前文提出的多源信息融合异常识别模型及相关处理机制，在实际工程中开展数据清洗、异常检测与修正操作，并对其应用效果进行系统性评估。

在异常识别阶段，基于多模态数据融合的方法被应用于多个监测参数的协同分析，涵盖位移、渗压、温度及应力应变等关键指标。通过设定动态阈值和时间序列预测模型，系统能够有效区分正常波动与异常突变，避免因环境扰动引起的误报情况。引入机器学习算法对历史数据进行训练，使得模型具备一定的自适应能力，能够在不同季节、水位变化及外部荷载条件下保持较高的识别稳定性。在部分复杂工况下，该方法相较于传统单一参数阈值判断方式，显著提升了异常识别的准确率和响应速度。在异常处理方面，针对识别出的异常数据，系统采用插值修复、数据重构与趋势拟合等策略进行校正。

对于短时段内的数据缺失，利用相邻测点的信息进行空间插值补充；对于连续性偏差，则结合时间序列建模进行趋势修正；而对于突发性极端值，则采用滑动窗口滤波与统计剔除相结合的方式进行处理。这些处理手段在实际应用中表现出良好

的适用性和鲁棒性，能够有效恢复数据的完整性与一致性，为后续的安全评估提供可靠依据。在模型部署后的持续运行过程中，系统对异常事件的响应效率明显提升，误报率和漏报率均有所下降。通过对处理前后数据质量的对比分析，发现关键参数的稳定性增强，趋势分析结果更加贴近实际工程状态。处理后的数据在结构健康评估、风险预警及决策支持等方面的应用效果也得到优化，进一步验证了所构建识别与处理机制的有效性。

6 智能化背景下异常处理技术的优化方向

随着人工智能、边缘计算和物联网等技术的不断进步，水库大坝安全监测系统正逐步向高集成度、高智能化方向发展。在这一背景下，传统的数据异常处理方式已难以满足日益复杂的监测需求，亟需从算法架构、系统部署及协同机制等方面进行优化升级，以提升异常识别与处理的整体效能。当前，基于集中式计算的数据处理模式仍广泛应用于大坝监测系统中，其依赖于中心服务器对全量数据进行统一分析与判断。然而，这种模式在面对海量实时数据时，存在响应延迟高、计算压力大等问题，限制了异常处理的时效性与灵活性。

为此，引入边缘计算架构成为优化方向之一。通过将部分数据处理任务下沉至前端采集节点或区域汇聚设备，可在数据源头实现初步的异常筛查与特征提取，有效减少冗余数据传输，提升整体系统的实时响应能力。在算法层面，传统基于阈值设定和统计模型的方法虽具备一定的实用性，但在复杂多变的工程环境下，往往难以适应非线性、非平稳数据的变化趋势。结合深度学习与强化学习的自适应异常处理方法成为研究热点。利用神经网络模型对历史数据进行训练，可构建具有预测能力的异常识别机制；而强化学习则可通过与环境的持续交互，动态调整处理策略，提高系统在未知工况下的鲁棒性。

引入迁移学习技术，使模型能够在不同工程之间共享知识经验，进一步增强其泛化能力与适用范围。系统集成方面，异常处理技术的优化还应注重与整体监测平台的深度融合。构建模块化、服务化的处理组件，使其能够灵活嵌入现有系统架构，并支持多种数据格式与通信协议的兼容。加强与预警系统、结构健康评估模型之间的数据联动，实现异常检测—处理—反馈的闭环管理流程，提升整个安全评估体系的自动化水平。为进一步保障处理结果的可信度，还需建立完善的质量控制机制。这包括引入多模型交叉验证、不确定性量化评估以及异常事件归因分析等功能，确保处理过程透明可控，并为后续的人工复核提供辅助依据。

7 结语

水库大坝安全监测数据的异常识别与处理是保障工程运行安全的重要环节。随着多源信息融合、智能算法及边缘计算等技术的发展，数据异常识别的精度和处理效率得到显著提升。通过构建融合多模态特征的识别模型，并结合动态修正机制，有效提升了监测系统的稳定性与可靠性。在实际工程应用中，异常处理技术展现出良好的适应性与实用性。面向未来，智能化技术的持续演进将推动异常处理向更高层次的自动化、自适应方向发展，为大坝安全管理提供更加精准、高效的技术支撑。

参考文献：

[1] 刘志远,陈晓东.水库大坝安全监测数据异常识别方法研究[J].水利水电科技进展,2023,43(2):56-62.

[2] 孙立峰,黄文静.大坝安全监测数据预处理与异常值修正技术探讨[J].水力发电学报,2022,41(4):89-95.

[3] 郑伟民,赵振宇.基于机器学习的大坝监测数据异常检测模型[J].自动化仪表,2024,45(1):34-40.

[4] 吴建国,周丽华.水库大坝结构健康监测系统设计与实现[J].水利信息化,2021,(6):23-28.

[5] 徐海涛,林雪梅.多源异构数据在大坝安全监测中的融合分析[J].数据采集与处理,2023,38(3):45-51.

[6] 罗志强,杨慧敏.智能算法在大坝安全监测异常识别中的应用进展[J].水电能源科学,2024,42(2):78-84.