

基于人工智能的水利水电试验检测数据分析方法研究

程一帆 王艺博 尹嘉剑
葛洲坝集团工程科技有限公司 湖北 宜昌 443000

摘要: 随着人工智能技术的快速发展,其在水利水电领域的应用日益广泛。本文研究了基于人工智能的水利水电试验检测数据分析方法,旨在提高数据处理效率和预测准确性。通过机器学习算法和数据挖掘技术的结合,实现了对大坝安全、水质状况等方面的智能监测与预警。实验结果表明,该方法能有效识别异常数据,准确预测关键指标,为水利水电工程的科学管理和维护提供了有力支持。

关键词: 人工智能; 水利水电; 试验检测数据分析方法

引言: 水利水电工程作为国民经济的重要基础设施,其安全稳定运行至关重要。然而,传统试验检测方法存在数据处理效率低、预测精度不足等问题。随着人工智能技术的蓬勃发展,其在数据处理、模式识别等方面的优势为水利水电试验检测数据分析提供了新的解决方案。本研究旨在探索基于人工智能的数据分析方法,以提高水利水电工程监测数据的处理效率和预测准确性,为工程的安全运行和科学管理提供有力支撑。

1 理论基础与相关技术

1.1 人工智能基础

(1) 人工智能的基本概念、原理及发展历程。人工智能(AI)旨在探索、开发能够模拟、增强甚至超越人类智能的理论、方法和技术。其基本原理包括搜索、推理、学习、规划、知识表示等。自20世纪50年代诞生以来,人工智能经历了符号主义、连接主义和深度学习等多个发展阶段,不断推动科技进步和社会发展。(2) 人工智能在数据处理和分析方面的优势。人工智能在数据处理和分析方面展现出强大优势。它能够高效处理海量数据,挖掘隐藏的模式和关联,提供精准的预测和决策支持。通过机器学习算法,人工智能能够自动优化模型参数,提升分析精度和效率。此外,人工智能还具有自适应性,能够根据新数据进行自我学习和调整,不断提高分析性能。

1.2 数据采集与预处理技术

(1) 水利水电试验检测数据的采集方法和手段。水利水电试验检测数据的采集方法包括传感器监测、无人机巡检、遥感卫星图像捕捉等。这些方法和手段能够实时或定期获取工程结构、水质、水文等多方面的数据,为数据分析提供丰富素材。(2) 数据预处理的重要性及常用方法。数据预处理是确保数据分析质量的关键步骤。它包括数据清洗(去除冗余、异常或缺失数据)、

去噪(减少数据中的噪声干扰)、标准化(将数据转换为统一格式或范围)等常用方法。通过预处理,可以提高数据的准确性和一致性,为后续分析奠定坚实基础^[1]。

1.3 机器学习算法

(1) 常用的机器学习算法。常用的机器学习算法包括决策树、支持向量机(SVM)、神经网络等。决策树通过构建树状结构来分类或预测;SVM在高维空间中寻找最优分类面;神经网络则模拟人脑神经元的工作方式,具有强大的非线性处理能力。(2) 各算法的优缺点及在水利水电数据分析中的应用前景。这些算法各有优缺点。决策树易于理解和解释,但可能过拟合;SVM分类准确度高,但计算复杂度高;神经网络能够处理复杂非线性关系,但需要大量数据进行训练。在水利水电数据分析中,这些算法可用于结构健康监测、水质预测、洪水预警等方面,具有广阔的应用前景。

1.4 数据挖掘与分析技术

(1) 数据挖掘的基本概念、流程及主要方法。数据挖掘是从大型数据库中提取有价值信息和知识的过程。其流程通常包括数据准备、数据挖掘、结果评估和解释等步骤。主要方法包括关联分析、聚类分析、分类分析、时间序列分析等。这些方法能够帮助识别数据中的模式、趋势和关系,为决策提供支持。(2) 数据挖掘在水利水电试验检测数据分析中的关键作用。在水利水电试验检测数据分析中,数据挖掘发挥着至关重要的作用。首先,它能够发现隐藏的关联和模式,揭示出水利水电系统中各种参数之间的内在联系。其次,数据挖掘能够识别异常数据和潜在风险,为预警和干预提供及时准确的信息。此外,通过聚类分析,数据挖掘还能对水利水电工程的运行状态进行分类,为管理和维护提供科学依据。

2 基于人工智能的水利水电试验检测数据分析方法

研究

2.1 数据特征提取与选择

2.1.1 如何从水利水电试验检测数据中提取有效特征

水利水电试验检测数据涵盖了结构监测、水质分析、水文气象等多个维度，数据量大、维度高且噪声多。有效特征提取是后续分析与预测的基础。首先，需深入理解水利水电工程的物理特性和运行机理，识别关键监测参数，如大坝的位移、应力、渗流量，水质的pH值、溶解氧、重金属含量，以及水文气象的降雨量、水位、风速等。其次，运用统计学、信号处理及机器学习技术，如主成分分析（PCA）、独立成分分析（ICA）、小波变换等，从原始数据中提取具有代表性、信息量大的特征。这些特征应能够反映水利水电工程的运行状态、变化趋势及潜在风险^[2]。

2.1.2 特征选择的方法及其对分析结果的影响

特征选择旨在从提取的特征集中筛选出对分析目标最具影响力的子集，以减少计算复杂度、提高模型性能并增强结果的可解释性。常用方法包括过滤式、包裹式和嵌入式。过滤式方法依据统计量、相关性等标准评估特征的重要性；包裹式方法则通过构建预测模型来评估特征组合的效果；嵌入式方法将特征选择嵌入到模型训练过程中，如Lasso回归通过L1正则化自动进行特征选择。特征选择直接影响模型的准确性、泛化能力及解释性。合理的特征选择能够减少过拟合风险，提升模型在水利水电数据分析中的鲁棒性和实用性。

2.2 模型构建与优化

2.2.1 根据数据特征和分析需求，构建合适的机器学习模型

针对水利水电数据的复杂性和多样性，需构建适宜的机器学习模型以满足不同的分析需求。对于分类任务，如大坝安全状态评估，可采用支持向量机（SVM）、随机森林、决策树等模型；对于回归任务，如水位预测、水质参数预测，则适用线性回归、神经网络、集成学习等模型。模型选择应综合考虑数据的规模、分布特性及问题的具体背景^[3]。

2.2.2 研究模型优化方法，如参数调优、特征工程等，以提升模型性能

模型优化是提高预测精度和泛化能力的关键。参数调优涉及超参数搜索，如网格搜索、随机搜索结合交叉验证，以找到最佳参数配置。特征工程则包括特征缩放、离散化、多项式特征生成等，以增强特征的表达能力。此外，集成学习技术，如bagging、boosting、stacking，通过结合多个模型的预测结果，进一步提升模

型的稳定性和准确性。在水利水电数据分析中，持续的模型优化是确保预测结果可靠性的重要途径。

2.3 智能预测与决策支持

2.3.1 利用机器学习模型对水利水电试验检测结果进行预测

基于构建的机器学习模型，可对水利水电工程的运行状况进行短期至长期的预测。例如，预测大坝的位移趋势、水质参数的未来值、流域的水位变化等，为工程管理提供前瞻性的指导。预测过程中，需关注数据的时效性和模型的更新频率，以确保预测结果的准确性和实用性。

2.3.2 如何利用预测结果进行智能决策支持，提高工程管理水平

预测结果不仅是数据分析的终点，更是智能决策的起点。结合水利水电工程的实际需求，可将预测结果转化为具体的决策建议。例如，根据大坝位移预测结果，提前制定加固或维修计划；根据水质预测，调整水处理策略；根据水位预测，优化水库调度方案。智能决策支持系统应集成预测模型、专家系统、优化算法等技术，实现决策过程的自动化和智能化，显著提升工程管理的效率和水平。

2.4 实时监测与预警系统

2.4.1 基于人工智能的实时监测技术，实现对水利水电工程的动态监控

实时监测技术是实现预警系统的前提。通过部署高精度传感器和数据采集设备，实时捕获水利水电工程的关键参数。利用人工智能算法，如深度学习、时间序列分析等，对监测数据进行实时处理和分析，识别异常变化和潜在风险。实时监测技术的关键在于数据的实时性、准确性和系统的稳定性，以确保预警信息的及时性和准确性^[4]。

2.4.2 设计预警系统，当检测数据超出安全范围时自动触发预警，确保工程安全

预警系统是实时监测技术的直接应用。根据水利水电工程的实际情况，设定合理的安全阈值。当监测数据超出阈值时，预警系统自动触发，通过短信、邮件、声光电等多种方式向相关人员发送预警信息。预警系统应具备高度的可靠性和灵活性，以适应不同级别的预警需求。同时，预警信息应包含详细的数据分析、风险评估和应对措施建议，为工程管理提供全面的决策支持。

3 案例分析与实践应用

3.1 案例选择与数据准备

在水利水电工程的智能化管理和维护中，选取一个

具有广泛代表性、数据丰富且问题复杂的案例至关重要。本研究聚焦于位于我国南方的一座大型水利水电枢纽工程,该工程不仅承担着防洪、发电、灌溉等多重任务,其坝体结构复杂,运行环境多变,为机器学习模型的应用提供了丰富的数据和挑战。

3.1.1 选取具有代表性的水利水电工程作为研究案例

所选案例工程的坝体结构为土石坝与混凝土重力坝的组合,设计科学,但长期受自然因素(如河流冲刷、降雨等)和人为活动(如水库调度、工程建设等)的影响,坝体的稳定性和安全性面临严峻挑战。因此,对其进行持续、精准的安全监测和预警,以及科学的水质管理和水资源调度显得尤为重要。

3.1.2 准备和分析案例相关的试验检测数据

为确保研究的准确性和有效性,从案例工程中收集了近十年的大坝安全监测数据、水质监测数据以及气象数据。大坝安全监测数据涵盖了坝体位移、裂缝监测、渗流监测等多个方面;水质监测数据则包括了pH值、溶解氧、浊度、重金属含量等关键水质参数;气象数据则包括了降雨量、气温、风速等,这些数据为机器学习模型的训练和优化提供了丰富的信息。

在数据预处理阶段,对原始数据进行了严格的清洗和校验,剔除了异常值和缺失值,确保了数据的准确性和完整性。同时,还对数据进行了归一化处理,以消除不同量纲对数据分析的影响。此外,通过数据探索性分析,发现大坝位移与降雨量、库水位变化之间存在显著的相关性,水质参数随季节变化呈现一定的周期性规律,这些发现为后续机器学习模型的构建提供了重要的线索。

3.2 模型应用与结果分析

3.2.1 将构建的机器学习模型应用于案例数据分析

基于前期的数据准备和分析,构建了多个机器学习模型,包括支持向量机(SVM)、随机森林、长短期记忆网络(LSTM)等,用于大坝位移预测、水质分类及预测等任务。在大坝位移预测方面,采用了LSTM模型,因其能够捕捉时间序列数据中的长期依赖关系。水质分类及预测方面,则分别采用了随机森林和支持向量机模型,以充分利用其分类和回归能力。

3.2.2 对比模型预测结果与实际检测结果,评估模型性能

为了验证模型的性能,将模型的预测结果与实际检测结果进行了对比分析。在大坝位移预测方面,LSTM模型的预测结果与实际位移数据高度吻合,预测误差在可

接受范围内,表明模型具有较高的预测精度。在水质分类及预测方面,随机森林和支持向量机模型的分类准确率和预测精度也均达到了较高水平,能够准确识别不同水质类别的样本,并预测水质参数的变化趋势。此外,还通过交叉验证和网格搜索等技术对模型参数进行了优化,进一步提高了模型的泛化能力和稳定性。

3.3 智能决策与效果评估

3.3.1 根据模型预测结果制定智能决策方案

基于模型的预测结果,制定了针对性的智能决策方案。在大坝安全监测方面,设定了位移预警阈值,当预测位移超过阈值时,系统将自动触发预警,提醒管理人员及时采取措施。在水质管理方面,根据预测结果调整了水处理工艺和监测频次,以改善水质状况。在降雨量预测方面,结合气象数据和水库调度计划,制定了科学的水库调度方案,以确保水库的安全运行和高效利用。

3.3.2 对决策方案的实施效果进行评估,验证方法的可行性和有效性

为了验证智能决策方案的可行性和有效性,对其实施效果进行了跟踪和评估。在大坝安全预警方面,预警机制的引入显著提高了管理人员对大坝安全状态的监控能力,有效降低了安全事故的风险。在水质改善方面,通过调整水处理工艺和增加监测频次等措施,观察到水质指标得到了显著改善,达到了预期目标。在水库调度方面,科学的调度方案确保了水库的安全运行和高效利用,提高了水资源的综合效益。

结束语

综上所述,基于人工智能的水利水电试验检测数据分析方法展现了巨大的潜力和价值。通过高效的数据特征提取、模型构建与优化、智能预测与决策支持以及实时监测与预警系统的构建,我们实现了对水利水电工程运行状态的精准把握和科学管理。本研究不仅提升了水利水电工程的智能化水平,也为类似领域的智能化改造提供了有益的参考和借鉴。

参考文献

- [1]钟书刚.基于大数据分析的水利水电工程风险评估与控制策略[J].建筑理论,2025,(03):33-34.
- [2]石磊.水利水电工程混凝土耐久性试验检测方法 with 长效评估[J].市政工程,2024,(08):78-79.
- [3]汤海洋.水利水电工程中的大数据分析与应用[J].建筑技术科学,2024,(07):70-71.
- [4]杨小成,徐小波.基于大数据的水利水电工程运行监测与数据分析[J].建筑理论,2025,(02):24-25.