

基于大数据分析的地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型研究

艾德华

华亭煤业集团有限责任公司陈家沟煤矿 甘肃 华亭 744100

摘要:随着大数据技术的快速发展,其在地质储量动态监测与隐蔽致灾预警中的应用日益广泛。本文旨在探讨如何利用大数据分析技术构建地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型,以提高地质资源管理的科学性和准确性,为防灾减灾提供有力支持。文章首先分析了地质储量动态监测与隐蔽致灾预警的现状与需求,随后提出了基于大数据分析的地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型构建方法。

关键词:大数据;地质储量;动态监测;隐蔽致灾预警

引言

地质储量是国家重要的自然资源,其动态监测对于资源的合理开发与利用具有重要意义。同时,地质灾害的发生往往与隐蔽致灾因素密切相关,因此建立有效的隐蔽致灾预警机制至关重要。大数据技术具有处理海量数据、挖掘潜在关联、预测未来趋势等优势,为地质储量动态监测与隐蔽致灾预警提供了新的思路和方法。

1 地质储量动态监测与隐蔽致灾预警现状与需求

1.1 现状

当前,地质储量动态监测工作主要依赖于传统的地质勘查手段,如钻探、物探等,以及常规的测量技术。然而,这些方法存在诸多局限性。数据获取周期较长,往往需要数月甚至更长时间才能完成一次全面的监测,难以及时反映地质储量的动态变化。同时,监测成本高昂,需要大量的人力、物力和财力投入。此外,传统技术的监测精度也有限,难以满足高精度地质储量评估的需求。在隐蔽致灾因素的识别和预警方面,目前主要依赖于专家的经验判断和定性分析,缺乏科学、系统的识别方法和预警机制。这种依赖经验的方式往往具有主观性,难以准确识别和预警潜在的致灾因素,给地质资源开发利用和地质灾害防治带来较大风险。

1.2 需求

随着地质资源开发利用的不断深入和地质灾害的频发,对地质储量动态监测与隐蔽致灾预警提出了更高的要求。亟需建立一种实时、准确、全面的地质储量动态监测机制,能够实时监测地质储量的变化,为资源开发和利用提供科学依据。同时,需要研发科学、有效的隐蔽致灾因素识别和预警技术,提高预警的准确性和时效性,为地质灾害防治提供有力支撑。

2 基于大数据分析的地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型构建

2.1 数据采集与整合

2.1.1 数据采集

在矿山的关键区域,如矿体露头、巷道、采空区等,布置高密度的传感器网络。这些传感器能够实时采集地质参数,包括地层厚度、岩性分类、地质构造(如断层、褶皱)的详细情况等。同时,针对灾害相关参数,如瓦斯浓度、地下水位变化、地应力分布等,也进行持续监测。这些数据为地质储量的动态变化和灾害预警提供了基础。遥感技术被广泛应用于获取矿山地表的变形信息。通过卫星或无人机搭载的遥感设备,可以定期获取矿山地表的高分辨率影像,进而分析地表沉降、裂缝发育等情况。这些信息对于评估矿山的稳定性和预测潜在的地质灾害至关重要^[1]。GIS(地理信息系统)系统被用来整合地质图件、钻孔数据、开采历史等空间数据。通过GIS的强大的空间分析功能,可以将这些数据叠加、分析,形成完整的矿山地质信息数据库。这个数据库不仅包含了矿山的静态地质信息,还记录了矿山的开采活动和地质变化的历史。

2.1.2 数据整合

数据采集完成后,首先需要对数据进行清洗。这包括去除异常值(如由于传感器故障或数据传输错误导致的极端值)、噪声(如随机波动或干扰信号)和重复数据。清洗后的数据更加准确、可靠,为后续分析提供了坚实的基础。由于数据来源多样,量纲不一,因此需要对数据进行归一化处理。归一化可以将不同来源、不同量纲的数据转换到统一的尺度上,使它们具有可比性。这有助于后续的数据分析和模型构建。为了便于后续的

分析和处理,需要建立数据仓库。数据仓库是一个大型的数据存储系统,它按照一定的结构存储整合后的数据。数据仓库支持高效的数据查询和检索,为数据分析师和模型开发者提供了便利。

2.2 数据分析与特征提取

2.2.1 数据分析

运用描述性统计方法对数据进行初步分析。通过计算均值、中位数、众数等统计量,了解数据的分布特征、中心趋势和离散程度。这些统计信息有助于对数据有一个整体的认识。时间序列分析方法被用来研究地质储量和灾害因素的时间变化规律。通过绘制时间序列图、计算自相关系数和偏自相关系数等,可以揭示数据随时间变化的趋势、周期性和随机性。这对于预测未来的地质储量和灾害风险具有重要意义。回归分析、相关分析等方法被用来揭示地质储量动态变化与开采活动、环境因素之间的内在联系。通过建立回归模型或相关矩阵,可以量化各因素之间的相互影响程度,为后续的模型构建提供依据。关联分析、聚类分析等方法被用来发现隐蔽致灾因素的潜在模式和规律。关联分析可以揭示不同因素之间的关联关系,如瓦斯浓度与地应力的关系;聚类分析可以将相似的样本或因素归为一类,有助于识别潜在的灾害类型或风险区域。

2.2.2 特征提取

从原始数据中提取对模型预测有用的特征是提高模型性能的关键步骤。对于地质储量动态监测,可以提取地质构造特征(如断层的位置、走向、倾角等)、开采活动特征(如开采量、开采方式、开采速度等)、环境因素特征(如气温、降雨量、地震活动等)。对提取的特征进行选择和优化是提高模型泛化能力和预测准确性的重要手段。利用特征选择算法(如卡方检验、互信息、递归特征消除等)去除冗余特征,保留对模型预测性能贡献最大的特征。这有助于减少模型的复杂度,提高模型的运行效率。对选定的特征进行标准化或归一化处理是必要的^[2]。由于不同特征的量纲和取值范围可能不同,直接将它们输入模型可能会导致模型对某些特征的偏倚。通过标准化或归一化处理,可以使所有特征处于同一量级上,提高模型的稳定性和预测准确性。

2.3 模型构建与优化

2.3.1 选择模型类型

根据数据分析的结果和预警需求,选择合适的模型类型是关键。对于地质储量动态监测,可以选择时间序列模型(如ARIMA模型、指数平滑模型等)来预测未来的储量变化;也可以选择回归模型(如线性回归、多

元回归等)来揭示储量变化与开采活动、环境因素之间的关系。对于隐蔽致灾因素预警,可以选择支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、随机森林(RF)等机器学习模型。这些模型能够处理复杂的非线性关系,对于识别潜在的灾害模式和风险区域具有优势。

2.3.2 模型训练

利用历史数据对选定的模型进行训练。通过调整模型的参数和结构,使模型能够准确地拟合历史数据,并具备一定的泛化能力。在训练过程中,需要采用交叉验证、留出法等方法对训练过程进行评估,确保模型的稳定性和可靠性。交叉验证可以将数据集分为多个子集,轮流用其中一部分作为训练集,其余部分作为验证集,从而评估模型的性能。

2.3.3 模型验证

利用独立的验证数据集对训练好的模型进行验证。验证数据集应该与训练数据集独立,以确保验证结果的客观性和准确性。验证指标可以包括准确率、召回率、F1分数等。准确率反映了模型预测正确的比例;召回率反映了模型能够识别出的正类样本的比例;F1分数是准确率和召回率的调和平均数,综合反映了模型的性能。

2.3.4 模型优化

为了进一步提高模型的预测准确性,可以采用网格搜索、随机搜索等超参数优化方法对模型的参数进行精细调整。网格搜索通过遍历所有可能的参数组合来寻找最优参数;随机搜索则在参数空间中随机选择一组参数进行试验,通过多次试验来逼近最优参数^[3]。利用集成学习方法(如Bagging、Boosting等)将多个弱模型组合成强模型,可以提高模型的泛化能力和稳定性。Bagging通过多次抽样训练多个弱模型,然后取它们的平均值或多数表决结果作为最终预测结果;Boosting则通过逐步训练多个弱模型,每个模型都试图纠正前一个模型的错误,从而提高整体模型的性能。

2.4 预警发布机制

当模型预测到地质储量出现异常变化或隐蔽致灾因素达到预警阈值时,需要及时发布预警信息。预警信息应包括预警类型(如地质储量异常、瓦斯突出风险、地表塌陷风险等)、预警级别(如低级、中级、高级)、预警区域(如具体巷道、采空区位置)、预警时间(如预计发生时间)、建议措施(如停止开采、撤离人员、加强监测等)等关键信息。建立预警信息发布系统,确保预警信息能够迅速、准确地传达给相关人员和部门。预警信息发布系统可以采用短信、邮件、APP推送等多种方式发布预警信息,确保信息能够及时到达受众。

2.5 系统实施与维护

2.5.1 系统实施

将构建好的模型集成到矿山管理系统中,实现实时监测和预警功能。系统应具备用户友好的界面和易用的操作方式,方便用户进行数据查询、预警信息发布和应急响应等操作。对系统进行全面测试,包括功能测试、性能测试、安全测试等。功能测试主要验证系统是否满足设计要求,能够实现预期的功能;性能测试主要评估系统的运行效率和稳定性;安全测试主要检查系统是否存在安全漏洞和隐患。通过全面测试确保系统的稳定性和可用性。对相关人员进行培训,使他们能够熟练使用系统并进行日常维护。

2.5.2 系统维护

定期对系统进行维护和更新,包括数据更新、模型更新、软件升级等。数据更新主要是将新的监测数据加入到系统中,保证数据的准确性和时效性;模型更新是根据矿山环境的变化和预警需求的变化对模型进行调整和优化;软件升级主要是修复系统中存在的bug和改进系统的性能。对模型进行定期评估和调整,适应矿山环境的变化和预警需求的变化。如矿山地质条件发生变化(如新的断层出现、地层厚度变化等)、开采方式调整(如开采深度的增加、开采速度的加快等),都需要对模型进行相应的调整和优化,以确保模型的准确性和可靠性^[4]。建立系统日志和故障记录,对系统的运行情况进行跟踪和监控。及时发现并解决问题,确保系统的正常运行。

3 实例分析:以首钢集团矿业公司为例

首钢集团矿业公司作为国内领先的矿产资源开采企业,一直致力于提高资源开采效率和安全性。为了实现地质储量的动态监测和隐蔽致灾因素的有效预警,该公司引入了基于大数据分析的地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型。

3.1 数据采集与整合

首钢集团矿业公司运用卫星遥感、无人机航拍、物联传感器等多种技术手段,实时采集矿区的地质勘探数据、开采数据和环境监测数据。大数据技术将这些海量、异构的数据进行清洗、整合,形成了统一的数据格式,为后续的分析建模提供了基础。

3.2 模型构建与应用

基于整合后的数据,首钢集团矿业公司运用机器学习和数据挖掘技术构建了地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型。该模型包括地质储量监测模块和隐蔽致灾预警模块两部分。地质储量监测模块通过时间序列分析、空间插值等方法,实时监测矿区的地质储量变化;隐蔽致灾预警模块则通过关联规则挖掘、分类预测等方法,提前预警潜在的安全隐患。在实际应用中,该模型成功预警了多次地质灾害事件,如滑坡、泥石流等,为矿区的安全生产提供了有力保障。同时,通过对地质储量的实时监测,公司还能够及时调整开采计划,提高资源开采效率。

3.3 效果评估与优化

为了评估模型的效果,首钢集团矿业公司将预警结果与实际情况进行了对比。结果表明,该模型具有较高的准确性和可靠性,能够准确预测矿区的地质储量变化及隐蔽致灾因素的发生概率。此外,公司还根据实际情况对模型进行了优化和改进,提高了模型的预测精度和泛化能力。

结语

构建基于大数据分析的地质储量动态监测与隐蔽致灾预警模型是一个复杂而系统的过程,需要多学科的知识和技术支持。通过明确目标与需求、数据采集与整合、数据分析与特征提取、模型构建与优化、预警发布与应急响应机制以及系统实施与维护等步骤,可以构建出准确可靠的预警模型,为矿山企业的生产效率和安全性提供有力保障。

参考文献

- [1]赵军.基于大数据可视化的矿产资源储量动态监测系统[J].中国金属通报,2021,(12):46-48.
- [2]王桂春,刘建东,余继红,等.大数据时代矿产资源储量动态监管关键技术探究[J].数字技术与应用,2022,40(12):98-100.
- [3]李维欣,冯建亮.基于大数据分析的矿山地质灾害监测预警平台设计[J].中国金属通报,2024,(07):85-87.
- [4]王勇宏.基于大数据下山西省矿山地质灾害分布特征及预警防治措施[J].中国金属通报,2022,(07):144-146.