

机器学习技术在煤层底板突水预测中的研究现状

李晨曦, 鲁海峰

安徽理工大学地球与环境学院, 安徽 淮南

收稿日期: 2023年5月29日; 录用日期: 2023年6月28日; 发布日期: 2023年7月5日

摘要

为了对煤层底板突水实现更加精准可靠的预测, 减少矿井水害的发生。机器学习在煤层底板突水预测得到了广泛应用, 对目前煤层底板突水预测的应用效果进行汇总分析, 整理出当下煤层底板突水预测所存在的主要问题。底板突水预测技术存在的主要问题在于水文地质条件复杂且突水数据较少; 煤层底板突水主控因素的选取对基于机器学习的煤层底板突水预测十分重要; 算法模型的选取在泛化能力与过拟合问题起很大作用; 深度学习的快速发展为底板突水预测技术提供新的方向, 但在训练数据上仍然有较大的影响。对未来煤层底板突水预测技术发展进行了思考, 对近些年煤层底板突水预测方法汇总并进行比较, 发现目前技术所存在的利弊, 对未来精准、高效地煤层底板突水预测进行展望。

关键词

机器学习, 底板突水, 底板突水预测, 底板突水机理

Research Status of Machine Learning Technology in Prediction of Water Inrush from Coal Seam Floor

Chenxi Li, Haifeng Lu

School of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

Received: May 29th, 2023; accepted: Jun. 28th, 2023; published: Jul. 5th, 2023

Abstract

In order to achieve more accurate and reliable prediction of water inrush from coal seam floor

and reduce the occurrence of mine flood. Machine learning has been widely used in the prediction of water inrush from coal seam floor. This paper summarizes and analyzes the application effect of current coal seam floor water inrush prediction, and sorts out the main problems existing in the current coal seam floor water inrush prediction. The main problem of the water inrush prediction technology is that the hydrogeological conditions are complex and the water inrush data are few. The selection of main controlling factors of water inrush from coal seam floor will have a great impact on the prediction of water inrush from coal seam floor based on machine learning. The selection of algorithm model plays an important role in generalization ability and over-fitting problem. Although the rapid development of deep learning provides a new direction for floor water inrush prediction technology, it still has a great impact on training data. At the end, the future development of coal seam floor water inrush prediction technology is considered and explored. This paper summarizes and compares the prediction methods of water inburst from coal seam floor in recent years, and finds out the advantages and disadvantages of the current technology. The accurate and efficient prediction of water inrush from coal seam floor in the future is prospected.

Keywords

Machine Learning, Floor Water Inrush, Water Inrush Prediction, Floor Water Burst Mechanism

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着对煤炭开采的深度与强度不断增加,井下地质条件愈发复杂。受限于地区的地质情况,含煤地层易受到奥陶纪灰岩含水层的影响,煤层底板保护性差,不利于煤矿开采。近年来,煤层底板突水近年来逐渐成为矿井主要灾害之一,对安全生产造成了很大的威胁。因此,对煤层底板突水进行更加精准的预测,可以进一步提升煤矿安全生产能力,对保护国家财产,守护人民安全有着重要的意义。

为了提升煤层底板突水预测的精确性,大量科研人员对煤层底板突水机理进行研究,得到底板突水的主控因素,提出了许多的煤层底板突水预测方法。在这其中主要有突水系数法[1]、“下三带”理论[2][3]、脆弱性指数法[4][5]、层次分析法、逻辑回归、贝叶斯网络、BP神经网络、支持向量机等,通过理论计算,数值模拟等手段,推动煤层底板突水预测技术的不断发展。

随着煤层底板突水机理研究的发展,对煤层底板突水预测主控因素的选择也更有其针对性与相关性。在使用机器学习技术之前,煤层底板突水预测技术存在着分析不够全面,地质特征有差异,预测精度较低的问题。而计算机技术的发展也为煤层底板突水预测技术提供了更多新的思路。机器学习因其以数据为导向,基于计算机构建算法结构使用数据集快速执行重复任务,可以以模型的方式在有着相似地质条件的地区进行煤层底板突水预测,判断该位置在底板突水的可能性。受限于地质条件的复杂性与可获得的突水相关数据不足,许多不同的机器学习算法被提出用于对煤层底板突水进行预测。为此,将近些年众学者对于煤层底板突水预测的研究与应用效果进行总结与分析,并进行思考。

2. 煤层底板突水预测现状

1944年匈牙利学者韦格弗伦斯提出了底板相对隔水层的概念。后来在焦作防治水会战中我国防治水专家学者借此概念提出了突水系数及其临界值[6]。在1964年焦作水文地质大会战期间,水文地质工作者

提出突水系数的经验公式, 即利用相对隔水层厚度的倒数来评价突水危险性。突水系数法可以使用在快速确定全区安全情况的事件上, 可以根据水位和水压的实时变化。对全区进行预测性评估。但是, 当时所提出的突水系数法仅分析了含水层的水压与隔水层的厚度并未考虑矿压破坏带等因素, 无法全面的描述煤层底板突水的原因。

1979 年后通过深入开采煤层底板内部进行综合观测结合模拟实验、电算分析等各项研究结果发现[2]: 煤层底板岩层与采动覆岩同样也存在着“三带”, “三带”是指在煤层开采后, 底板岩层中的导水裂隙带、集中应力带和岩性变化带。由于开采煤层底板岩层也有可能出现“三带”, 所以将这部分岩层称为“下三带”。根据岩体力学原理, “下三带”理论分析了煤层采动下的底板破坏规律及阻水性能, 通过建立经验公式反映了隔水层特性。其不足之处在于: “下三带”理论更适合开采浅部煤层, 而随着开采深度的不断增加, 深部煤层和浅部煤层的地质特征也有很大的差异[3]。

20 世纪 90 年代, 武强等人提出了煤层底板突水评价的新型实用方法: 脆弱性指数法[7]。这种方法是对煤层底板突水机理进行分析得到底板突水的主控因素, 并将其信息融合方法与空间信息分析处理功能的地理信息系统耦合于一体的评价预测方法。脆弱性指数法与突水系数法相比是多种突水影响因素的叠加, 采用数学方法来训练模型。主控因素的权重判断需要较大的信息量, 而受到突水数据较少的限制, 评价模型精度较低。

21 世纪以来, 机器学习技术为煤层底板预测提供新的帮助。

2007 年李颖[8]运用 matlab 语言编程实现算法, 首次提出了基于支持向量机的煤层底板突水预测模型, 利用网格搜索法和 10-折交叉确认法计算出算法所需的相关参数。凭借其小样本学习的特点, 算法结构简单, 有较好的推广能力, 为解决矿井水害问题提供了一条新途径。

2009 年刘再斌, 靳德武[9]等将二项 logistic 回归模型与 CART 树结合起来, 对煤层底板突水进行预测。首先, 使用二项 logistic 回归模型对数据进行分析, 用向后逐步回归分析方法确定影响煤层底板突水的因素。然后, 使用 CART 树来处理数据, 将影响煤层底板突水的因素与训练集进行比较, 从而确定出最优的模型。最后, 使用该模型来预测煤层底板突水的发生概率。

2009 年潘晖等[10]运用粒子群优化人工神经网络建立煤层底板突水预测模型, 粒子群优化算法是一种基于群体智能的优化算法, 有良好的适应性和鲁棒性, 能够快速收敛, 可以获得高精度和高可靠性的结果。克服了神经网络容易收敛到局部最小值, 以及收敛速度慢的缺点。

2013 年孟祥瑞等[11]把物联网(IoT)感知技术应用用于底板突水的预测监控, 分析底板突水的主控因素, 全方位的感知主控因素的异常数据, 运用相应的算法, 提升突水预警的能力。构建出 AHP 模型, 将模型分为目的层, 准则层和决策层, 确定 AHP 权值。再利用 GIS, 构建计算突水概率的数学模型, 经测试, 对底板突水的预测准确率大于 92%。

2015 年刘雪艳等[12]提出了一种基于万有引力的煤层底板突水预测方法。该算法研究了在突水数据样本不足的情况下提供底板突水预测的准确度。算法采用半监督的方式, 利用少量数据预测更多的样本数据。该算法可以在突水数据较少的情况下, 得到较好的预测结果。克服了以往模型仅利用突水训练样本进行建模的缺陷, 充分利用了突水测试样本, 并进一步扩充了训练样本集。

2017 年温廷新等[13]提出了基于 PCA_Fuzzy_RF 模型的煤层底板突水预测, 即引入主成分分析、模糊数学与随机森林算法, 利用主成分分析将突水因素进行降维, 减少各因素之间的信息重合, 用模糊评价降低 RF 输入层节点数, 构建能够高效处理小样本数据的随机森林算法, 降低了模型的复杂度, 提高了突水预测的准确性。

2021 年陈建平[14]建立了基于卷积神经网络的煤层底板突水预测模型, 利用 TensorFlow 将深度学习算法应用在煤层底板突水预测技术当中, 对数据进行更深层次的挖掘。卷积神经网络可以输入多维数

据, 将影响因素拼接后以组合的形式输入模型, 在卷积核提取特征时, 会将与特征点有接触紧密的影响因素一起提取, 对突水变化规律有较好的掌握。训练后准确率可达到 96%。

2021 年尹会永等[15]建立基于 SSA 优化的 GA-BP 神经网络煤层底板突水预测模型, 利用遗传算法通过迭代评估, 对数据进行初步优化; 再利用麻雀搜索算法, 减小了算法陷入局部最优的概率, 对权值和阈值二次寻优。使用 suffer 软件提取底板突水主控因素作为训练集, 构建 SSA-GA-BP 神经网络, 通过与 BP 和 GA-BP 神经网络进行对比, SSA-GA 优化算法对 BP 神经网络的收敛速度及预测精度提升较大。

3. 存在问题

目前, 煤层底板突水预测存在的主要问题在于水文地质条件复杂且突水数据较少, 对底板突水预测造成很大的难度, 各专家学者纷纷提出用机器学习的方法来解决, 在实现过程中引发出一些新的问题。

煤层底板突水主控因素的选取

1) 煤层底板突水主控因素的选取十分重要。目前, 我国学者大都从影响底板突水的因素入手, 重点关注于煤层底板突水和深部矿井高承压水环境下底板突水的研究。这方面的研究主要是建立在“下三带”、“薄板”和“基底关键层”等理论基础上的。华北、华南等典型煤田, 随着煤矿开采深度的增加, 高承压含水层的危险性日益增加, 其底板突水机制仍需进一步深入研究。

2) 煤层底板突水预测在算法模型的选取影响很大, 由于突水数据较少, 很多算法并不适用, 需要找到适合做小样本学习的机器学习算法。机器学习成功归功于强大的计算资源, 精密的算法结构与庞大的数据集, 由于没有条件获取足够的带标签的训练样本, 研究小样本学习, 快速的模型部署十分重要。如果监督样本的数据集规模减少, 会导致较差的泛化能力, 得到的算法模型将面临严重的过拟合问题。

3) 随着深度学习的快速发展, 已经有学者尝试将深度神经网络引入对煤层底板突水预测当中。深度学习在时间与技术成本上要求较高, 要搭建更多层数的神经网络, 模型搭建较为困难, 对数据集的要求更加复杂, 模型在作出预测的过程中所进行的一系列操作是未知的, 缺乏透明度, 需要专家学者更进一步的研究。

不同地区煤矿地质条件各有不同, 需要针对性的对各地区煤层底板突水机理进行研究, 这样才能使底板突水预测模型更加的精准可靠。将小样本学习引入底板突水预测可以解决突水数据较少的问题。在数据量有限的情况下, 小样本学习可以通过数据增强来提高样本的多样性。在选取模型的同时, 需要分析模型的优缺点, 多模型对比, 寻找更为合适的算法结构。

4. 结语

1) 未来煤矿的开采会往更深的煤层开采, 还有一些水文地质条件会较为复杂的煤层会得到开发。针对于更加复杂的煤层底板突水因素以及新的预测技术的研究仍在继续。

2) 准确的, 及时的预测煤层底板突水, 可以减少煤矿水害事故, 促进安全生产。机器学习的快速发展, 为底板突水预测提供了无限可能。

3) 选取合适的煤层底板突水主控因素, 搭建合适的机器学习算法模型, 克服突水数据少的问题, 为相关突水问题的防治找到突破口, 进一步提高预测模型的准确率, 提高模型的实用性。

4) 对近些年煤层底板突水预测方法汇总并进行比较, 可以更好的发现各模型所存在的利弊, 从而研究出更为适合, 可推广的煤层底板突水预测模型。

参考文献

- [1] 李忠建, 魏久传, 郭建斌, 徐建国, 隋岩刚. 运用突水系数法和模糊聚类法综合评价煤层底板突水危险性[J]. 矿业安全与环保, 2010, 37(1): 24-26.

- [2] 李白英. 预防矿井底板突水的“下三带”理论及其发展与应用[J]. 山东矿业学院学报(自然科学版), 1999(4): 11-18. <https://doi.org/10.16452/j.cnki.sdkjzk.1999.04.004>
- [3] 李万军, 杨家兵. “下三带”理论和“P-h”临界曲线法预测底板突水[J]. 煤矿开采, 2010, 15(5): 45-47. <https://doi.org/10.13532/j.cnki.cn11-3677/td.2010.05.032>
- [4] 代革联, 薛小渊, 许珂, 牛超, 杨韬. 基于脆弱性指数法的韩城矿区 11 号煤层底板突水危险性评价[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(4): 112-117, 125.
- [5] 靳德武. 我国煤层底板突水问题的研究现状及展望[J]. 煤炭科学技术, 2002, 30(6): 1-4. <https://doi.org/10.13199/j.cst.2002.06.3.jindw.001>
- [6] 王国瑞, 冯书顺, 马自强, 翟延亮, 张维. 突水系数法的演化及应用[J]. 内蒙古煤炭经济, 2015(7): 123, 147. <https://doi.org/10.13487/j.cnki.imce.006859>
- [7] 武强, 刘守强, 贾国凯. 脆弱性指数法在煤层底板突水评价中的应用[J]. 中国煤炭, 2010, 36(6): 15-19, 22. <https://doi.org/10.19880/j.cnki.ccm.2010.06.003>
- [8] 李颖. 基于支持向量机的煤层底板突水预测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 煤炭科学研究总院, 2007.
- [9] 刘再斌, 靳德武, 刘其声. 基于二项 logistic 回归模型与 CART 树的煤层底板突水预测[J]. 煤田地质与勘探, 2009, 37(1): 56-61.
- [10] 潘晖, 王继尧. 基于粒子群优化神经网络的煤层底板突水预测[J]. 山西焦煤科技, 2009(1): 34-36, 42.
- [11] 孟祥瑞, 王军号, 高召宁. 基于 IoT-GIS 耦合感知的煤层底板突水预测研究[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(2): 85-91. <https://doi.org/10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2013.02.020>
- [12] 刘雪艳, 张雪英, 李凤莲. 基于万有引力的煤层底板突水预测算法[J]. 煤炭学报, 2015(S2): 458-463. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2015.0319>
- [13] 温廷新, 孙雪, 田洪斌, 孔祥博. 基于 PCA_{Fuzzy}R_F 模型的煤层底板突水预测[J]. 安全与环境学报, 2017, 17(3): 855-858. <https://doi.org/10.13637/j.issn.1009-6094.2017.03.009>
- [14] 陈建平, 王春雷, 王雪冬. 基于 CNN 神经网络的煤层底板突水预测[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(1): 50-57. <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2021.01.07>
- [15] 尹会永, 周鑫龙, 郎宁, 张历峰, 王明丽, 吴焘, 李鑫. 基于 SSA 优化的 GA-BP 神经网络煤层底板突水预测模型与应用[J]. 煤田地质与勘探, 2021, 49(6): 175-185.