

机器学习在井漏预测中的研究进展

田江涛, 文毅, 邓浩, 张淇森, 朱一菲, 况梅, 徐建根

重庆科技大学石油与天然气工程学院, 重庆

收稿日期: 2026年4月23日; 录用日期: 2026年5月28日; 发布日期: 2026年7月3日

摘要

井漏是钻井工程中最常见、危害最严重的事故之一, 传统基于经验与单一参数阈值的预警方法存在准确率低、响应滞后等局限。近年来, 随着钻井数据采集能力的发展, 机器学习技术因其强大的非线性映射与多参数融合能力, 为井漏智能预测提供了全新的技术路线。文章系统综述了机器学习在井漏预测中的研究进展, 重点介绍了随机森林、支持向量机、梯度提升树等传统机器学习模型, 以及BP神经网络、长短期记忆网络等深度学习模型的应用现状及技术特征。通过梳理国内外相关研究, 总结了当前研究的主要发展进程与成果, 并对未来多源数据融合、实时智能预警平台等发展趋势进行了展望与分析。

关键词

井漏预测, 机器学习, 钻井工程, 智能预警, 随机森林

Research Progress on Machine Learning in Lost Circulation Prediction

Jiangtao Tian, Yi Wen, Hao Deng, Qisen Zhang, Yifei Zhu, Mei Kuang, Jiangen Xu

School of Petroleum Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: April 23, 2026; accepted: May 28, 2026; published: July 3, 2026

Abstract

Well bore leakage remains one of the most common and hazardous incidents in drilling operations. Traditional early warning methods relying on empirical data and single-parameter thresholds exhibit limitations such as low accuracy and delayed response. With advancements in drilling data acquisition capabilities, machine learning technologies—particularly their robust nonlinear mapping and multi-parameter fusion capabilities—have provided innovative technical approaches for intelligent well bore leakage prediction. This paper systematically reviews research progress in machine learning applications for leakage prediction, focusing on traditional models including random

forests, support vector machines, and gradient boosting trees, as well as deep learning models such as BP neural networks and long short-term memory networks. By reviewing relevant studies at home and abroad, the main development processes and achievements of current research are summarized, and future development trends such as multi-source data fusion and real-time intelligent early warning platforms are prospected and analyzed.

Keywords

Well Bore Leakage Prediction, Machine Learning, Drilling Engineering, Intelligent Early Warning, Random Forest

Copyright © 2026 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

在油气钻井工程中,井漏是指钻井液或水泥浆在压差作用下漏失到地层中的现象,是发生频率最高、处理难度最大的井下复杂工况之一。井漏不仅会造成钻井液大量损耗、提升钻井作业成本,还可能引发卡钻、井壁失稳甚至井喷等重大安全事故。传统的井漏预测与诊断方法主要依赖于现场工程人员的经验判断,结合录井曲线(如池体积、立管压力、出口流量等)的变化进行人工判别,存在主观性强、准确率低、发现滞后等问题,难以满足复杂地质条件下安全、高效钻井的需求[1][2]。近年来,随着随钻测量与物联网技术的发展与应用,钻井现场积累的多源、多类型实时监测数据,为数据驱动的智能预测提供了数据支撑。机器学习作为人工智能的核心技术,能够自动从高维、非线性的钻井数据中挖掘复杂的内在关联规律,建立井漏风险与多参数之间的映射关系,从而实现精准、实时的风险预警[3][4]。因此,开展机器学习在井漏预测中的研究,对于提高事故预警的精准度与时效性、降低钻井综合成本、推动钻井工程向智能化方向发展具有重要的理论价值和现实意义。本文旨在综述当前机器学习在井漏预测领域的主要模型、研究现状与未来发展趋势,为相关研究和工程实践提供理论参考与技术支撑[5]。

2. 井漏概述

2.1. 井漏的基本概念

井漏是油气钻井、完井、修井等作业中常见的井下复杂工况,指井筒内钻井液、水泥浆等工作流体在井筒与地层压差作用下,通过地层孔隙、裂缝、溶洞及破碎带等通道向地层漏失的现象。井漏会直接打破井筒压力平衡,引发液面下降、出口流量减少等异常,不仅造成钻井液损耗、增加作业成本,还易诱发井壁坍塌、卡钻、溢流甚至井喷等恶性事故,严重威胁钻井安全。系统阐明井漏机理与特征,是开展智能预测与防控的重要基础。

2.2. 井漏主要类型

按照漏失通道形态、漏失速率与工程危害程度,井漏可分为渗透性漏失、裂缝性漏失和溶洞性漏失三类。

2.2.1. 渗透性漏失

主要发生在高孔隙、高渗透率的砂岩、砂砾岩等地层,以原生孔隙为漏失通道。漏失速率慢、漏失

量小, 工况变化平缓, 是现场最常见的漏失类型, 一般通过调整钻井液性能即可控制。

2.2.2. 裂缝性漏失

以天然裂缝、构造破碎带及工程诱导裂缝为主要通道, 广泛出现在断层带与致密碳酸盐岩地层。漏失速率较快、漏失量大, 突发性强、可控性差, 是钻井现场最典型、处置难度较高的漏失类型。

2.2.3. 溶洞性漏失

主要发生在碳酸盐岩等可溶性地层, 以大型溶洞、溶蚀孔洞为通道, 漏失速度极快, 常出现钻井液“有进无出”的恶性漏失, 封堵难度大, 易引发严重安全事故。

2.3. 井漏影响因素

井漏是地质条件与工程参数耦合作用的结果, 可分为内在地质因素与外在工程因素。

2.3.1. 地质因素

地质因素决定地层漏失潜能, 是井漏发生的基础条件, 主要包括: 地层岩性、孔隙度、渗透率、天然裂缝与溶洞发育程度、断层破碎带分布、地层压力及地应力状态等。

2.3.2. 工程因素

工程因素是诱发井漏的直接条件, 主要包括: 钻井液密度与流变性能、钻井排量、泵压、起下钻速度、钻压、机械钻速、井身结构及井眼净化状况等。参数控制不当易增大井筒压差, 激活裂缝或压裂地层, 引发井漏。

3. 机器学习在井漏预测中的主要模型

3.1. 传统机器学习模型

1) 随机森林(RF)

随机森林是基于决策树的集成学习算法, 抗过拟合能力强、可处理高维数据、可量化特征重要性, 在井漏风险分类与回归预测中应用广泛。史肖燕等(2020)基于随机森林构建溢漏实时判别模型, 模型识别准确率达到 92.3%, 较传统阈值判断方法提升 15 个百分点以上, 可实现钻井液溢漏的快速精准识别[1]。陈凯枫等(2022)基于工程录井数据, 将随机森林用于井漏智能诊断, 对渗透性、裂缝性、溶洞性三类井漏的分类准确率达到 91.5%, 可有效区分漏失类型并给出风险等级[5]。孙金声等(2022)指出, 随机森林部署简单、稳定性高, 是目前油田现场井漏预警中应用最成熟的机器学习模型之一[2]。

2) 支持向量机(SVM)

支持向量机在小样本、非线性、高维模式识别问题中具有独特优势, 常用于漏失层位预测与井漏类型划分。Ahmed 等(2020)采用支持向量机与径向基函数模型对漏失层位进行预测, 模型平均预测误差小于 3.5 m, 在裂缝性地层中预测精度达到 89.7%, 可为堵漏作业提供精准层位依据[6]。

3) 梯度提升树(XGBoost/LightGBM)

梯度提升树预测精度高、训练速度快、支持并行计算, 能够高效拟合钻井参数与井漏之间的非线性关系。陈凯枫等(2022)将 XGBoost 应用于井漏诊断, 结果显示模型精确率 93.2%、召回率 92.8%、F₁ 值 0.93, 整体性能优于随机森林, 更适合复杂地质与工程条件下的井漏预测[5]。

3.2. 深度学习模型

1) BP 神经网络

BP 神经网络非线性映射能力强, 可融合多类参数建立井漏概率预测模型。谢平等(2018)基于 BP 神

神经网络实现井涌井漏实时预测,现场验证准确率达 88.6%,可提前 2~5 分钟发出预警[7]。和鹏飞等(2019)采用深度神经网络进行井漏预测,模型平均预测误差控制在 6%以内,在常规地层中适用性良好[8]。Duarte 等(2018)将人工神经网络用于盐下碳酸盐岩地层,对特大溶洞性漏失的预测成功率达到 87%,有效解决极端漏失难以预警的问题[9]。

2) 长短期记忆网络(LSTM)

LSTM 擅长处理时间序列数据,可捕捉录井数据的时序变化规律,适合随钻实时预警。涂曦予等(2018)基于 LSTM 构建井漏预警模型,时序特征提取完整度达 94%,系统预警滞后时间小于 10 秒[3]。Unrau 等(2017)开发自适应机器学习实时预警系统,井漏报警准确率 90%,误报率低于 5%,可动态适配钻井参数变化[4]。Borozdin 等(2020)基于神经网络构建钻井异常预测系统,井漏早期预警命中率达 89%,能有效降低漏失扩大风险[10]。

3.3. 混合/组合模型

混合模型通过融合多模型优势进一步提升精度与泛化能力,是当前研究热点。常用结构包括 CNN + LSTM、随机森林特征筛选 + 深度学习等。研究表明,混合模型相比单一模型预测精度可提升 3%到 8%,在多源数据场景下稳定性更强。孙金声等(2022)指出,混合模型能够实现地质、工程、测井多源信息融合,是未来智能防漏堵漏的重要发展方向[2]。

4. 主流井漏预测机器学习模型性能分析

4.1. 模型评价维度与指标体系

为科学评价不同机器学习模型在井漏预测中的实际适用情况,本文从数据依赖性、计算效率、可解释性、漏失类型适应性、抗干扰能力、工程落地性这 6 个核心维度,构建了一套综合评价体系,以全面反映各模型在理论研究与实际工程应用中的综合性能表现。

4.2. 模型适用性分析

随机森林和梯度提升树在预测精度、可解释性和部署成本三个关键维度上取得了较好的平衡,兼具高性价比、实用性强和工程适配性好的特点,能够适用于陆上常规钻井、海上平台等大多数实际工况,是目前工程应用中的主流选择,也是现场工程化优先推荐的模型[1][5]。LSTM 模型的优势在于捕捉钻井时间序列长期依赖关系的能力突出,尤其是在突发性强的裂缝性、溶洞性漏失预警上,表现优于其他模型,非常适合集成到随钻测量(MWD)系统中,是时序实时预警的优选方案[3]。SVM 模型则在样本量有限、漏失层位精细定位等任务中表现稳定,可作为数据稀疏条件下的补充方案,专门应用于小样本和特殊场景[6]。相比之下,BP 神经网络和 LSTM 模型对数据质量要求较高,抗噪声干扰能力较弱,且预测逻辑难以解释——这是深度学习模型普遍存在的短板。因此,这两种模型在现场应用时,必须配套完善的数据预处理流程和可解释性增强手段,才能保证实际应用效果。

5. 未来发展趋势

多源数据深度融合是将来不同系统、不同格式、不同结构的异构数据,通过统一治理、时空配准、语义对齐与智能算法进行有机整合,形成一致、互补、高价值的新数据与知识,从而支撑更精准分析与决策的过程。这一过程远不止简单的数据拼接或汇总。当前井漏预测模型的建模数据多以录井数据为主,未来将重点开展地质、工程、测井、地震等多源、多尺度数据的深度融合研究,构建更全面的井漏风险评估体系。依托“勘探开发梦想云平台”等大数据平台,实现钻井数据的统一管理与高效利用[11]。

与智能钻井平台深度融合是将多源数据、智能算法与钻井机械测控系统,从“数据打通”升级到感知、决策、执行闭环一体化,让平台具备自主感知、实时分析、智能决策、自动控制与持续学习的能力,最终实现安全、高效、低成本、可复制的智能化钻井作业。随着智慧石化、智能钻井技术的不断发展,将机器学习模型嵌入到智能钻井平台,实现钻井参数的实时优化与井漏风险的自动预警,已成为行业发展的必然趋势。这将推动钻井作业模式从“事后处理”向“事前预测、事中动态控制”的智能化转型[12]。

6. 结论

机器学习技术通过挖掘钻井数据中的内在关联规律,为井漏预测提供了全新的有效途径,在提升井漏预测精度和时效性方面已展现出显著效果,有力推动了钻井工程的智能化进程。目前,井漏预测研究中常用的机器学习模型包括随机森林、支持向量机、梯度提升树等传统模型,以及BP神经网络、LSTM等深度学习模型,其中集成学习模型和时序模型的应用尤为突出。未来,该领域的研究重点将聚焦于多源异构数据的深度融合、模型泛化能力的提升以及与智能钻井系统的工程化集成应用,进而实现钻井作业的安全、高效、智能化发展目标。

基金项目

重庆科技大学院级大学生科技创新训练计划项目(编号:2025201012)。

参考文献

- [1] 史肖燕,周英操,赵莉萍,等.基于随机森林的溢漏实时判断方法研究[J].钻采工艺,2020,43(1):9-12,7.
- [2] 孙金声,刘凡,程荣超,等.机器学习在防漏堵漏中研究进展与展望[J].石油学报,2022,43(1):91-100.
- [3] 涂曦予,于露,耿子辰,等.基于大规模时间序列的井漏事故预警方法[J].信息技术,2018,42(12):1-4.
- [4] Unrau, S. and Torrione, P. (2017) Adaptive Real-Time Machine Learning-Based Alarm System for Influx and Loss Detection. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, 9-11 October 2017, SPE-187155-MS. <https://doi.org/10.2118/187155-ms>
- [5] 陈凯枫,杨学文,宋先知,等.基于工程录井数据的井漏智能诊断方法[J].石油机械,2022,50(11):16-22.
- [6] Ahmed, A., Elkatatny, S., Abdulraheem, A. and Abughaban, M. (2020) Prediction of Lost Circulation Zones Using Support Vector Machine and Radial Basis Function. *International Petroleum Technology Conference*, Dhahran, 13-15 January 2020, IPTC-19628-MS. <https://doi.org/10.2523/iptc-19628-ms>
- [7] 谢平,蒋丽雯,赵尧,等.基于神经网络的井涌井漏实时预测方法研究[J].现代计算机(专业版),2018(11):23-28.
- [8] 和鹏飞,刘晓宾,陈真,等.基于深度神经网络模型的钻井井漏预测研究[J].天津科技,2019,46(z1):21-23.
- [9] Duarte, S.B., De Jesus, C.M., Da Silva, V.F., et al. (2018) Artificial Intelligence Use to Predict Severe Fluid Losses in Pre-Salt Carbonates. *SPWLA 59th Annual Logging Symposium*, London, 2-6 June 2018, SPWLA-2018-Z.
- [10] Borozdin, S., Dmitrievsky, A., Eremin, N., Arkhipov, A., Sboev, A., Chashchina-Semenova, O., et al. (2020) Drilling Problems Forecast System Based on Neural Network. *SPE Annual Caspian Technical Conference*, 21-22 October 2020, SPE-202546-MS. <https://doi.org/10.2118/202546-ms>
- [11] 马涛,张仲宏,王铁成,等.勘探开发梦想云平台架构设计与实现[J].中国石油勘探,2020,25(5):71-81.
- [12] 李剑峰.智慧石化建设:从信息化到智能化[J].石油科技论坛,2020,39(1):34-42.