Mine Engineering 矿山工程, 2024, 12(3), 449-453
Published Online July 2024 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/me
https://doi.org/10.12677/me.2024.123055

Hans汉斯

石油钻井机械钻速预测研究进展

郑凯文，郭晓乐，王国庆

重庆科技大学石油与天然气工程学院，重庆

收稿日期：2024年5月8日；录用日期：2024年6月10日；发布日期：2024年7月18日

摘　要

钻井机械钻速的精确预测对钻井作业降本增效具有非常重要的意义。总结了国内外钻井机械钻速预测研究进展，大致经历了以下三个阶段：基于物理建模的机械钻速预测模型、基于统计回归的机械钻速预测模型、基于机器学习的机械钻速预测模型。最后分析了目前钻井机械钻速预测模型面临的挑战，并指出在当前人工智能技术与大数据飞速发展的时代背景下，增强钻井机械钻速预测模型的跨区域迁移性一定是未来的发展趋势。

关键词

机械钻速预测，研究进展，机器学习

Research Progress on Prediction of Penetration Rate of Oil Drilling Machinery

Kaiwen Zheng, Xiaole Guo, Guoqing Wang

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

Received: May 8th, 2024; accepted: Jun. 10th, 2024; published: Jul. 18th, 2024

Abstract

Accurate prediction of drilling machine penetration rate is of great significance to reducing costs and increasing efficiency in drilling operations. This paper summarizes the research progress of drilling ROP prediction at home and abroad, which has roughly gone through the following three stages: ROP prediction model based on physical modeling, ROP prediction model based on statistical regression, and ROP prediction model based on machine learning. Finally, the challenges faced by current drilling machinery penetration rate prediction models are analyzed, and it is pointed out that in the current era of rapid development of artificial intelligence technology and big data, enhancing the cross-regional portability of drilling machinery penetration rate predic-

文章引用: 郑凯文, 郭晓乐, 王国庆. 石油钻井机械钻速预测研究进展[J]. 矿山工程, 2024, 12(3): 449-453.
DOI: 10.12677/me.2024.123055

tion models must be a future development trend.

Keywords

ROP Prediction, Research Progress, Machine Learning

Copyright © 2024 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

石油被称为“工业的血液”，在人类文明的演进中起到了至关重要的作用。自 20 世纪 60 年代以来，石油受到广泛应用，促进了世界能源革命和现代化工的变革，是推动工业和经济快速发展的主要动力，对现代国防、交通运输、现代农业、汽车行业、纺织服装以及轻工食品等具有极其重要的影响，与现代社会中全人类的活动息息相关。全球石油探明储量持续增长，2022 年，全球石油探明储量为 2406.9 亿吨，同比增长 1.3%；全球天然气剩余探明储量为 211 万亿立方米，同比增长 2.2%。全球石油产量持续增长，2022 年，全球石油产量为 43.49 亿吨，同比增长 2.8%；全球天然气产量为 4.25 万亿立方米，同比增长 0.4% [1]。石油至今在世界能源体系中仍然占据主导地位。

如今，世界正处于百年未有之大变局中，国际局势错综复杂，我们一定要把能源掌握在自己手上。我国现阶段油气勘探开发主要以陆上深层、深水以及非常规领域为主，其油气资源发展潜力巨大，但三大领域的勘探开开发对各项技术都有很高要求。因此不断推动创新技术与能源数字化智能化发展成为行业面临的一大挑战[2]。目前，我国加强对页岩油气的深入勘探开发，同时进一步提升深海油气作业能力，这对降低我国油气资源对外依存度、保障国家能源安全具有极为重大的意义。

当前，我国对石油和天然气资源的探查与开采正在不断深入。由于浅层油气资源的开发已经无法满足国家对能源的庞大需求，因此，我国勘探与开发的重点正在向页岩油气、低渗超低渗透、深层超深层以及海上深水等非常规的油气资源进行转变。随着我们对油气资源勘探和开发的深度增加，以及作业环境的变化，我们会遇到很多复杂而多变的井下情况。这些情况使得我们无法利用传统的数学模型来准确预测机械钻速(ROP)。为了解决这个问题，我们需要运用人工智能的方法，通过建立机器学习模型，来实现对机械钻速的高效和精准的预测。这需要我们拥有一个能够评估各个钻井参数如何影响机械钻速的模型，以便于我们可以准确地预测机械钻速。

2. 传统的机械钻速预测方法

传统钻井机械钻速预测模型通常有物理建模和统计回归建模两种方式，它们都是通过相关专业知识构建机械钻速与各钻井参数间的－函数关系式，并依据已钻井经验资料确定关系式中的相关经验系数，以此来完成钻速预测模型的建立。

1962 年，Maurer [3]假设井底是完全清洁的理想状态，并且钻头牙齿并没有完全进入地层，建立了一个适用于滚动切削钻头钻速方程。最初的钻速模型被称为 R-W-N，因为 ROP 通常被写作是钻压(weight-of-bit)与转速(rotary speed)的函数。

1974 年，Bourgoyne 和 Young [4]将机械钻速看作钻压、转速等八个钻井参数的函数，建立了行业中使用最为广泛之一的钻速模型。

1986 年，Bourgoyne 和 Young [5]又提出了基于之前建立的钻速模型的改编版。两个版本表达式的主要差别在最后一个函数，第一版 B-Y 模型利用的是 Eckel 液压雷诺数，更新后的版本使用的是一个水力射流冲击力的幂律函数。B-Y 钻速方程体现了钻井中所有重要的方面，但是模型中有些要求的参数很难实时测量(比如钻头磨损程度与压差)。

1994 年，Hareland 和 Rampersad [6]基于切削刀具与岩石的相互作用，提出了一个通用的刮刀钻头钻速模型；2008 年，Rastegar 同时考虑了岩石强度、钻头磨损情况和钻头水力参数等因素，提出了一种改进的机械钻速预测模型。2010 年，Motahhari [7]提出了一个适用于 PDC 钻头的钻速模型，能更好的阐述钻井参数如何影响钻速。

2013 年，Seifabad 和 Ehteshami [8]尝试了多个回归方程应用于 Ahvaz 油田每个地层，目标是获得一个通用的机械钻速模型，适用于 Ahvaz 油田的每个地层。

2015 年，Hegde [9]等比较分析了统计学中的几种方法，包括最小二乘法、正则化(rigde 和 lasso)、主成分分析(PCA)回归和 bootstrap，发现正则化可以约束回归模型系数，提高机械钻速预测的准确性。

2016 年，Moraveji 和 Naderi [10]在机械钻速预测中应用了完全平方的多元回归(即包含线性系数、二次系数和相互作用系数)，并且通过最小化平方和误差，确定了回归系数。将 ROP 视为六个钻井参数的函数：深度、钻压、转速、钻头射流冲击力和两种流体性质(包括屈服点与塑性粘度比与流体 10 分钟至 10 秒凝胶强度比)。

2016 年，Deng [11]提出了一种确定牙轮钻头机械钻速的理论模型，此模型已经过实验室钻井结果验证。作者使用了岩石的动态抗压强度而不是静态抗压强度，这增加了理论模型的准确性。

2019 年，Al-Abduljabbar [12]提出了一种基于回归分析的新型钻速模型，经验证此新型钻速模型比传统模型(B-Y 模型，Maurer 模型)有更好的表现。

3. 机器学习在机械钻速预测中的应用

“人工智能”这一概念在美国达特茅斯学院的一次研讨会中被 John McCarthy 首次提出，标志着这一学科的诞生。最初，研究人员对当时的人工智能技术过于高估，面对一些不切实际的目标，人工智能频频失败，让人们对其发展前景产生了质疑；随着 BP 神经网络的出现，虽然大大推动了人工智能的发展，但只能完成一些简单任务的表现，远远没有达到世人对它的期望；2006 年 Geoffrey Hinton 提出神经网络深度学习算法，对学术界和工业界都产生了极大影响。如今随着大数据、云计算以及区块链等新技术的飞速发展，人工智能已渗入我们生活中的各行各业，在此环境下，石油工业也将逐渐走向智能化，通过各类人工智能技术驱动智能油气田的建设，是油气资源勘探开发降本增效的重要途径[13]。

在钻井机械钻速预测模型的研究中，常用的人工智能机器学习算法有人工神经网络、支持向量机、随机森林等，如下是国内外学者应用机器学习对钻井机械钻速进行预测的一些研究情况。

Shi 等人[14]提出了极限学习机和上层感知机方法来预测钻速，将地层类型、岩石力学性质、水力、钻头类型和性质(钻头重量和转速)以及泥浆性质这些重要参数考虑在内，其预测精度高于人工神经网络。

Ashrafi 等人[15]在缩短钻井时间和减少钻井时间方面发现了最佳的钻速值。利用多元回归的误差，并通过遗传算法、粒子群算法、生物地理学优化算法和帝国主义竞争算法四种优化算法进行训练，开发和训练了 8 种混合神经网络，并对它们进行了比较。结果表明使用粒子群优化多层感知和粒子群优化径向基函数相较于其它模型显示出更好的性能和准确度，证明了该神经网络在钻井速度预测中具有更高的效率和可靠性。

Anemangely 等人[16]针对大量的有效参数被噪声覆盖使得很难得到一个高度准确和全面的模型的问题，首先对岩石物理测井和钻井数据进行去噪，然后采用多层感知器神经网络与粒子群优化算法和布谷

鸟优化算法组成的混合模型进行建模，通过多元线性回归方法对模型进行验证，结果表明布谷鸟优化的多层感知机神经网络模型的性能具有一定的优越性。

杨顺辉，郭珍珍等人[17]提出了一种基于迁移学习的机械钻速预测方法。该模型选择了迁移学习中基于样本实例的迁移学习方法 TrAdaBoost.R2 作为基础，构建了一种带物理模型约束的集成迁移学习方法，对源域训练样本和目标域训练样本分阶段采取不同的方式进行权重更新。第一阶段通过交叉验证得到的 ROP 预测值来限定源域样本权重的下降；第二阶段冻结所有源域样本的权重，仅让目标域样本权重在 AdaBoost.R2 中更新。该模型的迁移表现要优于现有主流算法。

Jiang 和 Guo 等人[18]提出了一种基于无监督对抗领域适应回归方法(WD-MUDA)的机械钻速预测模型，主要思路是利用多个源域的加权组合来实现不同数据分布的颗粒度对齐，并将将整体网络分为了两个子模型，被称为“教师模型”和“学生模型”，以对抗性学习方式实现模型从源域到目标域的迁移。

4. 智能机械钻速预测模型面临的挑战

近年来，机器学习方法被应用于机械钻速预测，然而这些方法在实际应用时也面临着很大挑战。主要原因是油田现场可供模型学习训练的数据通常很少甚至完全缺失，也就是在实际现场中往往无法获得大量已标注的高质量数据集，传统的机器学习模型无法对钻井机械钻速实现跨区块、跨地区的高效、精准的预测。随着迁移学习理论的发展让我们眼前一亮，如果能够提升我们模型的迁移性就能很好地解决上述问题。所以对现有机械钻速预测的机器学习模型进行迁移性评价，能够让我们从算法原理和模型结构上了解现有模型无法实现迁移的根本原因，具有十分深刻的意义。面对这样的情况，如何利用机器学的方法准确、高效地对机械钻速进行预测是一个颇具挑战的问题。

5. 机械钻速预测模型未来的发展方向

机械钻速预测模型今后必将具有更好的普适性以及精确性，来对不同区块甚至不同地区的钻井机械钻速实现高效、精准的预测。迁移学习是机器学习领域用于解决标记数据难获取这一基础问题的重要手段，目前，迁移学习方法已经在钻井工程中的岩性识别、钻头选择、异常工况检测等多种场景得到了广泛的应用。因此，尝试利用迁移学习这一方法解决机械钻速的预测与优化问题具有极大的可行性，同时还能提高预测效率。另外，钻井成本在油气开发成本中占有最高比重，因此钻井效率的高低与企业收益密切相关，而钻井效率又取决于机械钻速，所以分析影响机械钻速的因素，找出最优钻进参数组合，制定合理高效的作业方案提高钻井效率意义重大。

基金项目

重庆科技学院研究生创新计划项目，项目编号：YKJCX2220123。

参考文献

[1] 王宇宁, 刘强, 杨雷. 中国油气产业发展分析与展望报告蓝皮书: 2022-2023 [M]. 北京: 中国经济出版社, 2023: 32-56.

[2] 王祖纲, 王克楠, 孙秀娟. 中国石油“走出去”的成功实践与保障国家能源安全——专访中国世界石油理事会国家委员会主任王宜林[J]. 世界石油工业, 2023, 30(4): 1-7.

[3] Maurer, W.C. (1962) The “Perfect-Cleaning” Theory of Rotary Drilling. *Journal of Petroleum Technology*, **14**, 1270-1274. https://doi.org/10.2118/408-pa

[4] Bourgoyne, A.T. and Young, F.S. (1974) A Multiple Regression Approach to Optimal Drilling and Abnormal Pressure Detection. *Society of Petroleum Engineers Journal*, **14**, 371-384. https://doi.org/10.2118/4238-pa

[5] Bourgoyne Jr., A.T., Millheim, K.K., Chenevert, M.E., *et al.* (1986) Applied Drilling Engineering. Society of Petro-

leum Engineers. https://doi.org/10.2118/9781555630010

[6] Hareland, G. and Rampersad, P.R. (1994). Drag-Bit Model Including Wear. *Proceedings of SPE Latin America/Caribbean Petroleum Engineering Conference*, Buenos Aires, 27-29 April 1994. https://doi.org/10.2523/26957-ms

[7] Motahhari, H.R., Hareland, G. and James, J.A. (2010) Improved Drilling Efficiency Technique Using Integrated PDM and PDC Bit Parameters. *Journal of Canadian Petroleum Technology*, **49**, 45-52. https://doi.org/10.2118/141651-pa

[8] Seifabad, M.C. and Ehteshami, P. (2013) Estimating the Drilling Rate in Ahvaz Oil Field. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, **3**, 169-173. https://doi.org/10.1007/s13202-013-0060-3

[9] Hegde, C.M., Wallace, S.P. and Gray, K.E. (2015) Use of Regression and Bootstrapping in Drilling Inference and Prediction. *SPE Middle East Intelligent Oil and Gas Conference and Exhibition*, Abu Dhabi, 15-16 September 2015. https://doi.org/10.2118/176791-MS

[10] Keshavarz Moraveji, M. and Naderi, M. (2016) Drilling Rate of Penetration Prediction and Optimization Using Response Surface Methodology and Bat Algorithm. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **31**, 829-841. https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.03.057

[11] Deng, Y., Chen, M., Jin, Y., Zhang, Y., Zou, D. and Lu, Y. (2016) Theoretical and Experimental Study on the Penetration Rate for Roller Cone Bits Based on the Rock Dynamic Strength and Drilling Parameters. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **36**, 117-123. https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.10.019

[12] Al-AbdulJabbar, A., Elkatatny, S., Mahmoud, M., Abdelgawad, K. and Al-Majed, A. (2018) A Robust Rate of Penetration Model for Carbonate Formation. *Journal of Energy Resources Technology*, **141**, Article 042903. https://doi.org/10.1115/1.4041840

[13] 李阳, 廉培庆, 薛兆杰, 等. 大数据及人工智能在油气田开发中的应用现状及展望[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(4): 1-11.

[14] Shi, X., Liu, G., Gong, X., Zhang, J., Wang, J. and Zhang, H. (2016) An Efficient Approach for Real-Time Prediction of Rate of Penetration in Offshore Drilling. *Mathematical Problems in Engineering*, **2016**, Article 3575380. https://doi.org/10.1155/2016/3575380

[15] Ashrafi, S.B., Anemangely, M., Sabah, M. and Ameri, M.J. (2019) Application of Hybrid Artificial Neural Networks for Predicting Rate of Penetration (ROP): A Case Study from Marun Oil Field. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **175**, 604-623. https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.12.013

[16] Anemangely, M., Ramezanzadeh, A., Tokhmechi, B., Molaghab, A. and Mohammadian, A. (2018) Drilling Rate Prediction from Petrophysical Logs and Mud Logging Data Using an Optimized Multilayer Perceptron Neural Network. *Journal* of *Geophysics and Engineering*, **15**, 1146-1159. https://doi.org/10.1088/1742-2140/aaac5d

[17] 杨顺辉, 郭珍珍, 张洪宝, 等. 基于集成迁移学习的机械钻速预测[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(10): 270-278.

[18] Jiang, J. and Guo, Z. (2023) Unsupervised Adversarial Domain Adaptation Regression for Rate of Penetration Prediction. *SPE Journal*, **28**, 2604-2618. https://doi.org/10.2118/214680-pa