

机器学习模型在页岩气压裂中的应用初探

滕文瑞, 吴镇廷, 李良军, 彭泽林, 王永军*

温州职业技术学院, 人工智能学院, 浙江 温州

*通讯作者: 王永军 (Email: wangymcvti@wzpt.edu.cn)

发布日期: 2025年5月8日

摘要

随着人工智能技术的飞速发展, 机器学习模型在众多领域展现出巨大潜力。本文聚焦于机器学习模型在页岩气压裂中的应用, 从页岩气压裂的复杂性与传统方法的局限性出发, 阐述机器学习模型在该领域的应用场景、优势以及面临的挑战, 并通过案例分析展示其实际应用效果, 最后探讨未来发展方向, 旨在为页岩气压裂技术的优化与创新提供参考。

关键词

人工智能; 机器学习; 页岩气压裂

A preliminary study on the application of machine learning model in shale gas fracturing

Wenrui Teng, Zhenting Wu, Liangjun Li, Zelin Peng and Yongjun Wang*

School of Artificial Intelligence, Wenzhou Polytechnic, Wenzhou 325035, China

Email: wangymcvti@wzpt.edu.cn

Abstract

With the rapid development of artificial intelligence technology, machine learning models have shown great potential in many fields. This paper focuses on the application of machine learning model in shale gas fracturing, starting from the complexity of shale gas fracturing and the limitations of traditional methods, expounds the application scenarios, advantages and challenges of machine learning model in this field, demonstrates its practical application effect through case analysis, and finally discusses the future development direction, aiming to provide reference for the optimization and innovation of shale gas fracturing technology.

Keywords

Artificial Intelligence; Machine Learning; Shale Gas Fracturing

文章引用: 滕文瑞, 吴镇廷, 李良军, 彭泽林, & 王永军. (2025). 机器学习模型在页岩气压裂中的应用初探. 计算机科学辑要, 1(1), 119 - 124. ISSN Print: 3079-5362; ISSN Online: 3079-5370.

DOI: 10.63313/CS.8010

Copyright © 2025 by author(s) and Erytis Publishing Limited.

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

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



1. 引言

页岩气作为一种重要的清洁能源, 在全球能源结构转型中扮演着关键角色。页岩气压裂是实现页岩气高效开采的关键技术, 然而, 压裂过程涉及众多复杂参数, 传统方法在参数优化、产能预测等方面存在诸多不足。中国页岩气田具有地应力高、水平应力差高、塑性高、地层压力高的“四高”特征, 复杂的工程地质特征带来难以形成复杂缝网、人工裂缝难以支撑与保持及套变异常情况频发三大挑战, 具体表现结果就是气井压后单井最终可采储量低。[3] 机器学习模型凭借其强大的数据处理与分析能力, 为页岩气压裂技术的突破提供了新的思路与方法。

2. 页岩气压裂技术概述

2.1 页岩气压裂原理

页岩气压裂是通过向页岩地层注入高压液体, 形成裂缝, 增加页岩气的渗透率, 从而提高页岩气的开采效率。压裂过程中, 需要考虑地层特性、压裂参数、施工工艺等多个因素的相互作用。具体而言, 压裂液的注入压力、注入量、支撑剂类型及用量等参数对裂缝的形成和扩展起着决定性作用, 而地层的渗透率、孔隙度、岩石力学性质等则影响裂缝的导流能力和页岩气的流动特性。

2.2 传统压裂技术的局限性

传统压裂技术主要依赖经验公式和简单的数值模拟方法, 难以准确描述压裂过程中的复杂物理现象, 对压裂参数的优化缺乏有效的指导, 导致压裂效果不稳定, 产能提升有限。例如, 传统的线性回归模型无法捕捉压裂参数与产能之间的非线性关系, 而基于有限元的数值模拟方法虽然能够考虑部分物理过程, 但计算成本高昂, 且对复杂地质条件的适应性较差。

3. 机器学习模型在页岩气压裂中的应用场景

3.1 压裂参数优化

机器学习模型可以对海量的压裂历史数据进行学习和分析, 挖掘出压裂参数与产能之间的复杂非线性关系, 从而为压裂参数的优化提供依据。通过构建基于机器学习模型的优化算法, 可以在不同的地质条件下, 快速找到最优的压裂参数组合, 提高压裂效果和产能。如图 1 所示, 利用皮尔逊相关系数 (公式 1) 可以研究压裂参数间的线性相关性。

$$r_{XY} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \quad (1)$$

其中, $\text{Cov}(X,Y)$ 为变量 X 与变量 Y 的协方差; $D(X)$ 与 $D(Y)$ 分别为 X 和 Y 的标准方差。

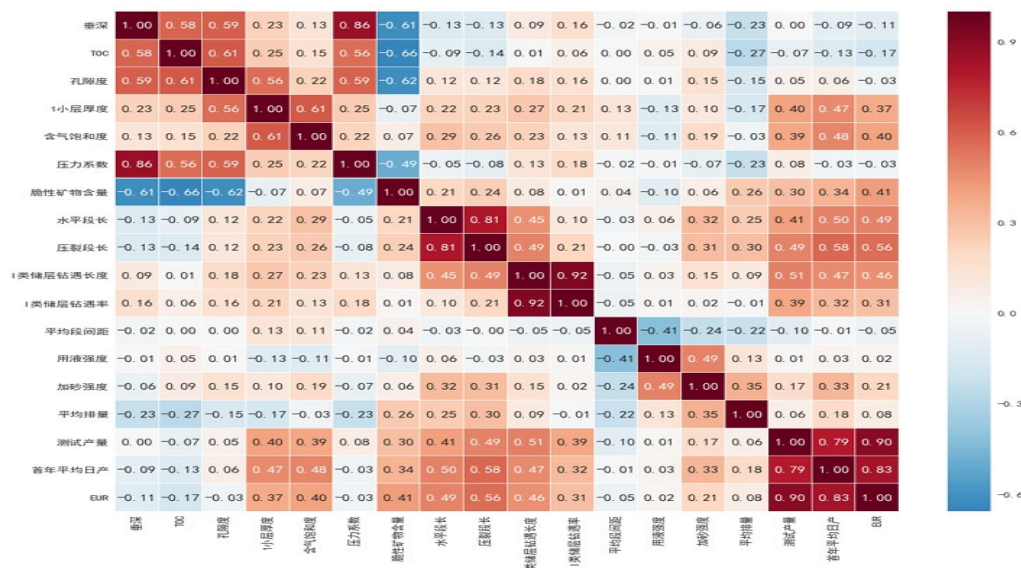


图 1. 压裂参数相关系数热力图[1]

3.2 产能预测

利用机器学习模型对页岩气藏的地质数据、压裂参数以及生产历史数据进行综合分析，建立产能预测模型。该模型能够考虑多种因素的相互作用，提高产能预测的准确性，为页岩气田的开发规划和生产管理提供科学依据。

如，可以构建深度神经网络（DNN）、长短期记忆神经网络（LSTM）以及基于 Transformer 架构的深度神经网络，揭示生产要素与产能目标的复杂关系。通过对比不同模型的性能，选择最优模型进行压裂参数优化和产能预测。结合三重介质等效缝网模型与深度学习，提升中长期预测精度。

3.3 压裂过程监测与控制

机器学习模型可以实时分析压裂过程中的各种监测数据，如压力、流量、微地震信号等，及时发现异常情况并进行预警。同时，基于机器学习模型的智能控制系统可以根据实时数据自动调整压裂参数，实现压裂过程的智能化控制，提高压裂施工的安全性和效率。利用微地震监测数据与 AI 模型（如 EQ-Transformer）实时识别裂缝扩展方向，预警套管变形等异常。某技术通过 U-Net 网络处理 4G 地震仪数据，实现微地震事件检测精度提升 20 倍[5]。

4. 机器学习模型在页岩气压裂中的优势

4.1 强大的数据处理能力

机器学习模型能够处理大规模、多维度的复杂数据，包括地质数据、生产数据、监测数据等。通过对这些数据的深度挖掘和分析，可以发现传统方法难以察觉的规律和关系，为页岩气压裂技术的优化提供更全面、准确的信息支持。

比如，数据预处理是机器学习模型应用的基础，包括数据清洗、数据补全、异常值处理等步骤。采用基于传统统计方法与机器学习方法等数据预处理技术，确保数据的完整性和准确性。如图 2，利用 DBSCAN 聚类方法和箱线图方法去除异常值，为后续建模提供高质量的数据基础。

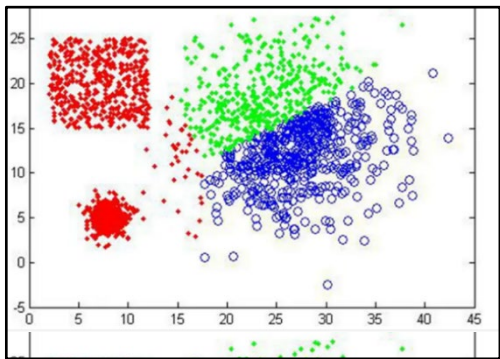


图 2. DBSCAN 去除异常值

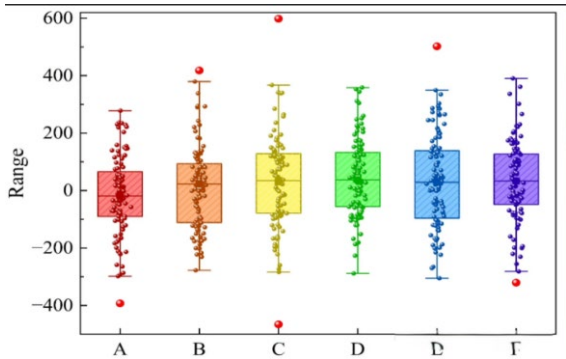


图 3. 箱线图方法识别异常值

4.2 高效的模型学习与泛化能力

机器学习模型具备快速学习和适应新数据的能力,能够在较短的时间内建立准确的预测模型。同时,其泛化能力强,能够将已从已知数据中学到的知识应用到未知数据中,提高模型在不同地质条件和压裂场景下的适用性。

比如,SHAP 值提供了一种一致且可解释的方法来量化每个特征对预测的贡献。SHAP 基于合作博弈论,计算每个特征在不同组合中的边际贡献,从而获得对特征贡献的全局解释。如图 4,给出了某研究区 SHAP 值快速筛选特征值和重要性排序。

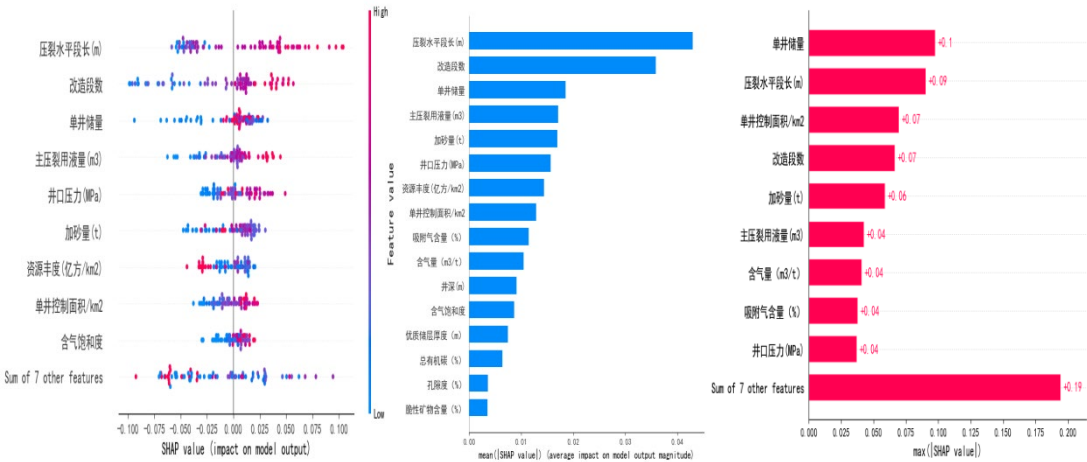


图 4. 基于 Shap 值特征重要性衡量

4.3 多学科融合的方案

机器学习模型的应用涉及地质学、力学、计算机科学等多个学科领域的知识和技术。这种多学科融合的方案能够从不同角度对页岩气压裂问题进行分析和优化,为解决复杂的压裂技术难题提供更有途径。

5. 机器学习模型在页岩气压裂中应用面临的挑战

5.1 数据质量与数据量问题

机器学习模型的性能高度依赖于数据的质量和数量。在页岩气压裂领域, 数据的获取和整理存在一定困难, 数据可能存在缺失、噪声等问题, 影响模型的训练效果。此外, 大规模的高质量数据获取成本较高, 限制了机器学习模型的应用范围。

5.2 模型解释性不足

机器学习模型通常被视为“黑箱”模型, 其内部的决策过程和逻辑难以解释。在页岩气压裂中, 技术人员和决策者需要了解模型的决策依据和原理, 以便更好地理解和应用模型结果。然而, 目前的机器学习模型在解释性方面还存在不足, 给实际应用带来了一定的困难。

5.3 计算资源与模型训练效率问题

机器学习模型的训练需要大量的计算资源, 训练时间较长。在页岩气压裂的实际应用中, 往往需要快速响应和实时决策, 而机器学习模型的训练和推理速度可能无法满足实际需求。此外, 大规模的模型训练还需要高性能的计算设备和专业的技术团队支持, 增加了应用成本和难度。

6. 机器学习模型在页岩气压裂中的未来发展方向

6.1 数据质量提升与多源数据融合

未来应加强数据采集和管理, 提高数据质量, 同时探索多源数据融合的方法, 将地质数据、生产数据、监测数据等不同类型的数据进行整合, 为机器学习模型提供更全面、丰富的数据支持, 进一步提高模型的性能和应用效果。

6.2 模型解释性增强

研究人员应致力于开发更具解释性的机器学习模型, 通过引入可解释性算法和可视化技术, 使技术人员和决策者能够更好地理解模型的决策过程和依据。同时, 加强机器学习模型与传统物理模型的结合, 利用物理模型的可解释性优势, 为机器学习模型的解释性提供参考和借鉴。

6.3 高效计算与模型优化

随着硬件技术的不断发展, 应充分利用高性能计算设备和云计算平台, 提高机器学习模型的训练和推理效率。同时, 优化机器学习模型的架构和算法, 降低模型的复杂度和计算量, 使其能够更好地适应页岩气压裂的实际应用需求。

6.4 跨学科研究与合作

机器学习模型在页岩气压裂中的应用涉及多个学科领域的知识和技术, 未来应加强跨学科研究与合作, 促进地质学、力学、计算机科学等不同学科之间的交流与融合, 共同攻克页岩气压裂中的技术难题, 推动机器学习模型在该领域的深入应用和发展。

7. 结论与讨论

机器学习模型在页岩气压裂中的应用具有广阔的发展前景, 能够有效解决传统方法难以解决的问题, 提高压裂效果和产能。虽然目前在应用过程中还面临一些挑战, 但随着技术的不断进步和跨学科研究的深入, 这些问题将逐渐得到解决。未来, 机器学习模型将在页岩气压裂领域发挥更加重要的作用, 为页岩气的高效开采和能源转型提供有力支持。

参考文献

- [1] 邓涵文.数据驱动的页岩气压裂产能潜力评价及参数优化研究[D]. 中国石油大学(北京), 2022. DOI:10.27643/d.cnki.gsybu.2022.002070.
- [2] 曾凡辉,胡大淦,张宇,等. 数据驱动的页岩油水平井压裂施工参数智能优化研究 [J]. 石油钻探技术, 2023, 51 (05): 78-87.
- [3] 杨永华,宋燕高,王兴文,等. 威荣页岩气田压裂实践与认识 [J]. 石油实验地质, 2023, 45 (06): 1143-1150.
- [4] 李亚龙,刘先贵,胡志明,等. 基于三重介质等效缝网的页岩气产能预测新模型 [J]. 煤炭学报, 2020, 45 (S1): 377-383. DOI:10.13225/j.cnki.jccs.2019.1009.
- [5] 杨文,刘飞,刘烽,等.2023. 基于深度学习和无线传输的非常规页岩气压裂微地震实时自动监测. 地球物理学进展,38 (4);1656-1672