

岩石可钻性分级方法研究及展望

刘鑫, 王馨玥, 王丹丹, 何京龙, 荆为琰, 李猛*

重庆科技学院石油与天然气工程学院, 重庆

收稿日期: 2023年4月17日; 录用日期: 2023年5月31日; 发布日期: 2023年6月13日

摘要

地层可钻性是钻头选型及钻头结构设计的重要依据, 在钻井工程中准确评价可钻性级值能提高钻速、降低钻井成本, 快速可靠地进行可钻性分级显得尤为重要。本文将可钻性分级方法的发展应用过程划分为三个阶段进行综述, 阐述了各阶段可钻性分级方法的基本原理、具体的试验或建模过程, 并对各种分级方法的特点做出评价。结果表明: 传统方法测定可钻性级值精度最高, 但不连续; 数理分析方法计算简便快捷, 但精度不高; 机器学习预测方法可预测连续的地层可钻性级值, 精度较传统实验测定法有所降低。本文还提出了一种在现行方法的基础之上利用新一代人工智能ChatGPT进行可钻性预测的展望, 以期相关学者进行参考。

关键词

石油钻探, 岩石可钻性, 数理分析, 机器学习, ChatGPT

Research and Prospect of Rock Drillability Classification Method

Xin Liu, Xinyue Wang, Dandan Wang, Jinglong He, Weiyan Jing, Meng Li*

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

Received: Apr. 17th, 2023; accepted: May 31st, 2023; published: Jun. 13th, 2023

Abstract

Formation drillability is an important basis for bit selection and structure design. In drilling engineering, accurate evaluation of drillability level can improve drilling rate and reduce drilling cost, so it is particularly important to conduct drillability classification quickly and reliably. This paper summarizes the development and application process of drillability classification method into three stages, describes the basic principle of drillability classification method at each stage, the

*通讯作者。

文章引用: 刘鑫, 王馨玥, 王丹丹, 何京龙, 荆为琰, 李猛. 岩石可钻性分级方法研究及展望[J]. 石油天然气学报, 2023, 45(2): 101-108. DOI: 10.12677/jogt.2023.452013

specific test or modeling process, and evaluates the characteristics of each classification method. The results show that the traditional method has the highest accuracy, but it is not continuous. Mathematical analysis method is simple and fast, but the accuracy is not high. The machine learning prediction method can predict continuous formation drillability level values with lower accuracy than the traditional experimental measurement method. Based on the existing methods, a new generation of artificial intelligence ChatGPT is proposed for drillability prediction, which is expected to be referred to by relevant scholars.

Keywords

Oil Drilling, Rock Drillability, Mathematical Analysis, Machine Learning, ChatGPT

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

可钻性的概念由 Tillson 在 1927 年首次提出[1], 地层岩石可钻性级值根据钻进难易程度可分为十二个等级, 反映了在某种技术工艺条件下岩石的抗钻能力。对于石油勘探开发来说, 岩石可钻性是反映地层性质最全面的一种参数, 是进行钻井方案设计的重要依据[2], 准确评价岩石的可钻性, 在地质分层、钻头选型、钻头结构设计等方面具有重要指导意义。

从可钻性这一概念提出至今, 国内相关研究进展可分为三个阶段。第一阶段: 采用压模压入岩心测试法、实验室微钻头钻进岩心等实验方法直接测定可钻性级值; 第二阶段: 优选钻速方程、引入主成分分析、结合测井资料通过数理分析方法, 研究各参数对可钻性级值的影响及影响重要度做出评价; 第三阶段: 利用神经网络、相关向量机算法、粒子群算法等对室内试验和测录井资料进行回归分析, 通过计算机神经网络算法拟合各参数和可钻性的关系。

2. 传统方法

2.1. 压入硬度法

自上世纪 50 年代以来, 我国石油行业引入苏联静压入硬度实验法测定岩石可钻性级值[3]。岩石的压入硬度法最早由前苏联史立涅尔提出(也称史氏硬度), 该方法以压入硬度计测出岩石的压入硬度值作为岩石的可钻性指标, 即压模在岩样表面压出破碎坑时测量计算单位面积上的载荷, 结合经验公式对照得出可钻性级值。

尽管宏观规律表现出压入硬度越大的岩石越难钻进, 但随着后续研究不断深入, 压入硬度与可钻性关系的 inconsistency 也逐渐表现出来, 其主要原因是压入硬度测试和真实钻进过程破碎岩石的机理不同, 压入硬度的试验指标反应的是岩石表面试验点的抗压能力, 而可钻性要评价岩石在压力作用下的抗切削能力。此外, 压入硬度的试验值会受到岩石颗粒空间结构的影响, 不同类型岩石的压入硬度不同, 同种岩石在不同的压入试验界面试验结果也有所差异; 压入硬度还会受到试验夹持条件的限制, 在多向应力状态下测得的压入硬度比一般状态下大[4]。

2.2. 微钻头钻进法

微钻头钻进法是通过室内微型钻头钻进岩心试验测定岩石可钻性的一种方法。测试原理为用微钻头

和取样得到的岩心模拟实际钻进过程，通过试验中岩心表现出的抗钻程度代表实际地层的可钻性(图 1)。具体试验方法为将具有代表性的岩心制成试样，使用直径为 31.75 mm 的微钻头，在一定的钻压和机械钻速下钻进试验，记录钻透深度 2.38~2.40 mm 所用的时间，代入可钻性计算公式得出可钻性级值[3]。

微钻头钻进法的优点在于采用类比思想用微钻头模拟真实钻进过程，破岩机理与实钻过程相同[5]，能最大程度直观反映出地层的可钻性，同时可以检验其他方法得到的可钻性级值的准确性。其局限性表现在试验需要大量的岩心支撑，需要不同层位、不同岩性的岩心测试才能得到一口井完整的可钻性参数，不适用取芯困难、取芯花费大的深井和超深井。

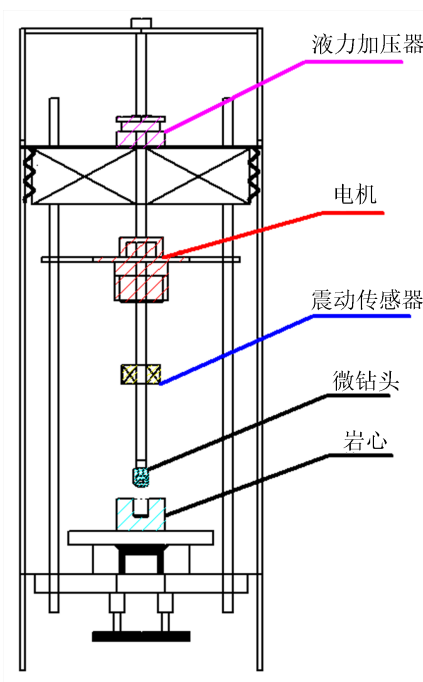


Figure 1. Schematic diagram of microbit test device

图 1. 微钻头试验装置原理图

2.3. 岩屑声波时差法

声波时差是岩石声学性质参数的重要组成部分之一，岩屑声波时差法是通过测定钻井过程中返出岩屑的声波时差计算岩石可钻性的方法。测试原理为声波在不同岩石中的传播速度不同，大量实验研究表明，声波传播速度与岩石可钻性级值具有相关性，即声波速度越大、声波时差越小，岩石的可钻性级值越大[6]。试验方法为选取具有代表性的岩屑磨出两平行端面，测量试样厚度，将超声波探头贴在两端面上，用凡士林耦合探头与岩石端面间的缝隙，测试声波通过岩屑试样的时间并计算声波时差，用所得的声波时差代入公式计算得出可钻性级值。

岩屑声波时差法在现场运用中表现出了众多优势：以钻井过程中返出的岩屑为研究资料，岩屑易获取、成本低，不受井深限制；声波时差试验操作简单，试验成本低；与微钻法相比，可获取到连续的试验材料进而测得一口所有地层的可钻性级值；无取芯操作工艺，不影响正常钻进。其不足之处在于随着井深的增加，岩屑上返至井口时间滞后，不能实时评价地层岩石的可钻性。

传统方法测定岩石可钻性级值可大致分为三步。首先是制备试验所需的岩心、岩屑等试验样品；第二步通过相关的试验测定能表示岩石可钻性的代表性参数；最后再将测得的参数代入相关计算公式计算

得出可钻性级值。传统方法的优点在于能通过地层中获取的试样直接测定计算出可钻性级值，可靠性高；局限性在于部分方法需要取芯，影响正常钻进，不能实时获取钻遇地层的可钻性等。

3. 数理分析方法

3.1. 钻速方程反求法

钻速方程反求法是利用已有的钻速方程结合方程中其他参数反推出可钻性级值的方法[7]。很多钻井方面的科研人员在不同的试验条件下建立了大量钻速方程[8]，钻速方程的参数一般包含岩石可钻性及钻压、钻速、转速、钻头类型、水眼直径、钻井液密度、粘度、泵排量等参数。以经典的杨格钻速方程[9] (式1)为例，已知式中的钻速、钻压、转速、转速指数、牙齿磨损常数、正常牙齿磨损量这6个参数，即可计算出地层可钻性系数 C_f 。

$$\frac{dF}{dt} = \frac{C_f W N^2}{(1 + C_2 D)} \quad (1)$$

式中：

- C_f —— 地层可钻性系数；
- W —— 钻压；
- N —— 转速；
- Z —— 转速指数；
- C_2 —— 牙齿磨损常数；
- D —— 正常的牙齿磨损量；

钻速方程反求法的优点体现在计算简便快捷，可省时省力，适用与大多数钻井工况，在各个参数都精确的条件下计算得到的可钻性级值较为准确。不足之处也在于此，由于钻速方程中各项指数的存在，使得计算结果受地质条件、人员操作、仪器测量精度等不确定因素的影响较大，计算结果不能精确反应地层岩石可钻性。

3.2. 测井计算分析方法

测井计算分析方法是以前声波时差为主的测井数据计算可钻性级值的方法。测井获得的声波时差与岩石可钻性之间存在着对应关系，但声波时差这一单参数不能准确反应可钻性级值，还应综合多种测井资料结合岩石弹性参数进行回归分析。随着长源距声波测井的出现，可直接从测井资料中提取出横波和纵波，再将密度测井资料结合起来可求出地层的弹性模量和泊松比等岩石弹性参数，通过对岩石可钻性与岩石力学参数进行数学回归处理得到可钻性级值[10]。

利用测井资料计算岩石的可钻性，在具备相邻区块地层资料的条件下，可以快速实时在现场测定出可钻性级值，解决了室内实验取样困难及获取试样时间滞后等问题，在现场应用中表现出较好的效果。其不足之处在于测井曲线反映出的地层性质有一定误差，采用回归处理得出的可钻性级值准确性可能存在较大的偶然误差。

3.3. 主成分分析法

主成分分析法(PCA)是将测井、录井资料进行主成分分析建立数学模型计算可钻性级值的方法。首先将邻井的测井、录井资料作为影响因子进行主成分分析，找出其中与可钻性关联度最为密切的相关参数；再通过降维的方法排除冗杂的各项数据之间的相互干扰，筛选出最具代表性的参数表征可钻性级值；最后通过多元回归拟合得到该地区可钻性计算模型，代入实钻数据可进行可钻性计算。现场应用结果表明，

某一区块的声波时差、地层密度、电阻率和自然伽马能很好地表征可钻性级值，在实钻中的计算精度达到了 95% [11]。

主成分分析法相对于只利用测井数据分析而言，对数据进行了降维分析，能更好地排除各项复杂数据的干扰，可利用邻井资料实现对实钻地层可钻性的实时计算。局限性同测井计算方法一样，仍需要邻井地层资料，测井、录井数据存在的误差及缺失影响主成分分析降维，影响模型精度。

数理分析方法以大量的测井、录井数据为基础，通过统计回归分析计算可钻性级值。优势在于可获取到连续的测井、录井数据，并且随着随钻测井技术的发展可实时获取到测井数据，进而绘制连续的可钻性剖面；不足之处在于测井、录井数据容易受到地层条件复杂性的影响，计算得到的可钻性精度没有室内试验直接测定的精度高，以及仍然不能实现可钻性的预测。

4. 机器学习预测可钻性方法

4.1. 粒子群优化相关向量机算法

粒子群优化相关向量机算法是以基于粒子群算法优化相关向量机算法(PSO-RVM)预测地层岩石可钻性的方法。PSO-RVM 的逻辑是利用粒子群算法对相关向量机算法中的高斯核参数进行优化，从而使复合模型的参数达到最优。具体步骤为：初始化要求解的高斯核参数，并定义计算的始点和速度；评价相关参数的适应度，并做出调整，更新适应度值；评价单个粒子的适应度，并做出调整，更新适应度值；重新调整计算的始点和粒子速度；拟合出适应的可钻性预测模型。

粒子的速度和位置表示为(式 2)：

$$v_{id} = \beta v_{id} + \delta_1 r_1 (P_{id} - x_{id}) + \delta_2 r_2 (P_{gd} - x_{id} + v_{id}) \quad (2)$$

式中：

d ——1~D 之间取值，D 为向量维数；

β ——惯性权重；

δ_1 、 δ_2 ——学习因子；

r_1 、 r_2 ——随机变量，在[0,1]取值。

某区块试验中选取地层深度、岩石密度、声波时差、电阻率、和泥质含量 5 个参数作为输入参数进行 PSO-RVM 预测分析，并通过多元回归方法进行对比测试[12] (图 2)。测试结果表明，PSO-RVM 模型预测的可钻性级值和钻进过程的实测值基本一致，其预测的精度明显高于多元回归计算精度，可较好地实现可钻性预测。

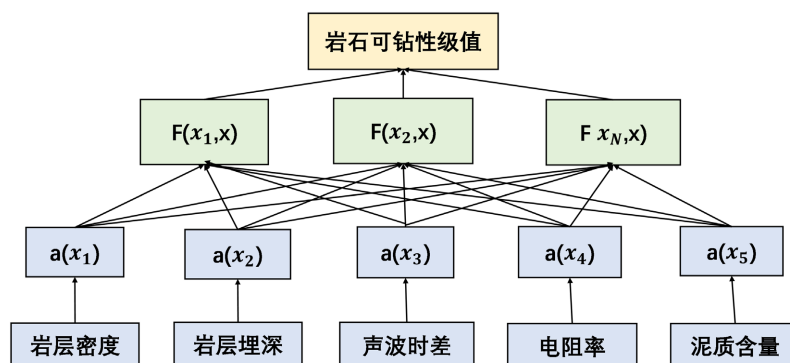


Figure 2. Rock drillability prediction POS-RVM model

图 2. 岩石可钻性预测 POS-RVM 模型

4.2. BP 神经网络可钻性预测

BP 神经网络可钻性预测是基于 BP 神经网络(Back Propagation)拟合可钻性预测模型的方法[13] (图 3)。其基本原理是训练样本通过输入层进入神经网络结构, 在神经元内部正向传播以及输出与期望值不符是反向传播再次计算, 直至达到设定的精度训练告停得到神经网络模型[14]。具体步骤为: 选择适应的结构层次建立神经网络; 导入输入、输出层参数, 输入层为与可钻性相关联的参数, 输出层为可钻性级值; 迭代求解最佳初始阈值和权值; 训练达到设定的精度即为模型学习建立完成。

通过对比测试, 利用 BP 神经网络预测的岩石可钻性级值误差值平均值为 3.26%, 其预测精度比回归法计算精度高, 可通过进一步的现场试验用于研究实钻过程中地层可钻性的连续预测[15]。

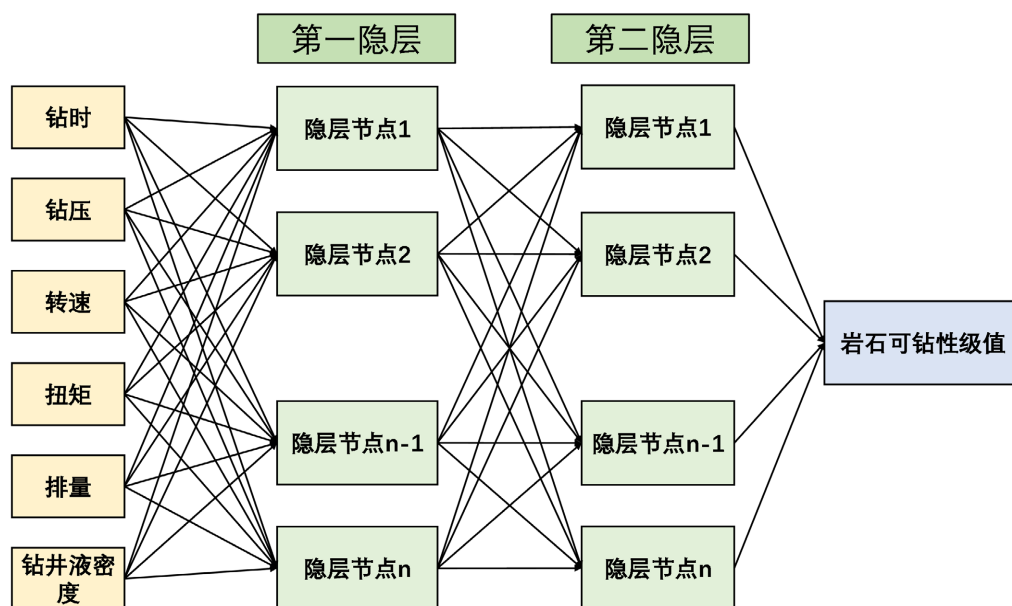


Figure 3. BP neural network structure with two hidden layers

图 3. 含两个隐层的 BP 神经网络结构

4.3. 自适应模糊推理可钻性预测

自适应模糊推理可钻性预测是基于自适应模糊推理系统(ANFIS 网络)建立岩石可钻性的预测模型的方法。基本原理为输入评判对象的指标集($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$)和评价集 M , 确定各单性指标的权重做出分级评价, 通过模糊处理实现数据归一得到模糊评价综合结果[16] (图 4)。具体步骤为: 调用 ANFIS 网络结构; 将与岩石可钻性相关的测井、录井参数作为输入变量, 设定可钻性级值为输出变量; 根据输入变量的特征确定模糊等级权值; 输入变量归一化处理; 通过网格划分生成模糊推理系统; 每个节点输出相应的模糊处理结果; 最终拟合得到 ANFIS 可钻性预测模型。

通过与 BP 神经网络和回归分析方法的对比测试可以看出, 自适应神经模糊推理系统预测的可钻性级值与实测值相关性更好。该模型在复杂岩性地层中可快速掌握可钻性分布规律, 对提高复杂岩性地层的钻速具有指导意义[17]。

利用机器学习预测可钻性是以测井、录井数据为分析对象, 通过不同的算法结构拟合得到可钻性预测模型, 可通过模型对数据的自适应分析实现实钻过程中的可钻性预测。但目前相关研究进展大多在现场试应用阶段, 是否具有普遍适用性还需要更多的现场数据进行验证。

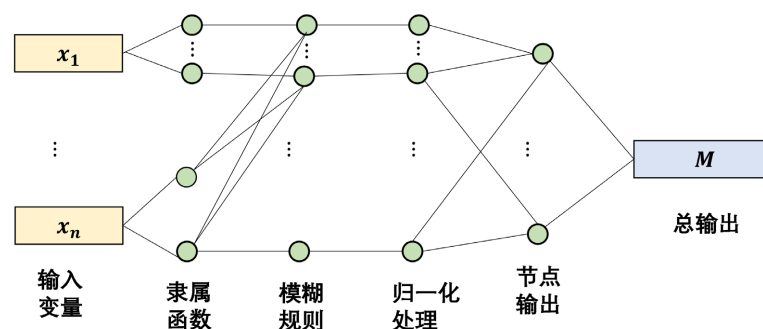


Figure 4. ANFIS network structure

图 4. ANFIS 网络结构

5. 可钻性研究方向展望

通过以上论述可以看出, 岩石可钻性相关的研究与科学新技术的发展不断融合。从最初的实验测定方法直接测定可钻性, 接着引入数理方法回归分析可钻性级值与相关影响参数的关系, 进一步发展为近年来机器学习建模在可钻性预测中的应用。随着新一代人工智能 ChatGPT 的兴起[18], 可钻性预测相关研究有机会开拓出新的发展方向。

由于 ChatGPT 还处于新兴发展阶段, 现阶段的应用主要体现在前所未有的大语言模型训练和对人类反馈方式的学习, 具备了生成对话的能力[19]。但是通过其传播特质、逻辑、范式研究及基础技术分析发现, 其在技术应用方面的突破在于将各类算法有效组合集成在一起, 通过全方位、多层次的迭代累积得到集成结果[20]。这与机器学习的可钻性预测方法具有共通之处, 可通俗理解为基于 ChatGPT 强大的学习运算功能, 有能力将现阶段的机器学习模型整合集成为高效、精准、实用性强的全新综合模型算法。

6. 结论

1) 本文在现有的研究基础之上把可钻性分级方法的研究进展划分为三个阶段进行了综述, 并对各阶段方法的特点进行了评价: ① 传统方法通过室内实验测定相关参数计算可钻性级值。其特点为直接测定试样参数, 对于某一个测试点而言结果最为真实可靠, 但不能得到连续的可钻性剖面; ② 数理分析方法是利用测井、录井数据, 主要依靠回归分析计算可钻性级值。其特点为实钻资料易获取、计算简便快捷, 但计算结果受数据波动影响大; ③ 机器学习方法同样是利用测井、录井数据, 基于不同的拟合模型实现连续的地层可钻性预测。其预测精度比数理统计精度高, 但目前未投入大规模应用。

2) 创新性地提出了利用新一代人工智能 ChatGPT 进行可钻性预测的展望, 为可钻性分级方法的未来发展提供一种新的思路。

基金项目

重庆科技学院大学生科技创新训练项目(项目编号: 2022009); 重庆科技学院创业训练项目(项目编号: ckx12022004); 国家自然科学基金面上项目(51974052); 重庆市自然科学基金面上项目(cstc2019jcyj-msxmX0199) (2022NSCQ-MSX2779); 重庆市教委科学技术项目(KJQN201901544); 重庆市教育科学规划课题“基于课程思政的《钻井工程》专业课建设研究与实践”(2021-GX-031)。

参考文献

- [1] 尹宏锦. 石油钻井中地层可钻性的统计分级法[J]. 华东石油学院学报, 1980(2): 24-35.
- [2] 杨文. 岩石可钻性预测及钻头选型方法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2017.

- [3] 邓理, 李黔, 高自力. 岩石可钻性评价方法研究新进展[J]. 钻采工艺, 2007(6): 27-29+142.
- [4] 孙祖捷. 岩石可钻性预测研究[J]. 黑龙江科技信息, 2014(25): 64-65.
- [5] 励美恒, 孔健. 金刚石钻进微钻法岩石可钻性分级的探讨[J]. 地球科学, 1985(3): 21-28.
- [6] 邹德永, 程远方, 刘洪祺. 岩屑声波法评价岩石可钻性的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(14): 2439-2443.
- [7] 鲍挺, 郑明明, 张思渊. 岩石可钻性研究方法与发展前景[J]. 安徽建筑, 2010, 17(4): 73-74.
<https://doi.org/10.16330/j.cnki.1007-7359.2010.04.001>
- [8] 李邦达. 最优钻井方程及其应用[J]. 大庆石油学院学报, 1982(4): 30-45.
- [9] Young, F.S. (1969) Computerized Drilling Control. *Transactions of the AIME*, **246**, 483.
- [10] 梁启明, 邹德永, 张华卫, 李学清. 利用测井资料综合预测岩石可钻性的试验研究[J]. 石油钻探技术, 2006, 34(1): 17-19.
- [11] 孔祥伟, 陈昊, 叶佳杰, 李亚东, 甘一风. 基于 PCA 预测岩石可钻性级值的钻头优选[J]. 新疆石油天然气, 2022, 18(3): 6-11.
- [12] 韩丽丽. 基于粒子群优化相关向量机的岩层可钻性预测[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2016, 43(3): 23-26.
- [13] 杜宇, 潘遥. 基于 GA-BP 神经网络岩石可钻性预测模型[J]. 科学技术创新, 2020(25): 57-59.
- [14] 唐艳, 付存君, 魏建新. 基于自适应学习速率的改进 BP 神经网络[J]. 计算机光盘软件与应用, 2012(4): 48-49.
- [15] 夏宏泉, 刘之的, 陈平, 石晓兵, 霍进杰. 基于 BP 神经网络的岩石可钻性测井计算研究[J]. 测井技术, 2004, 28(2): 148-150+157-179. <https://doi.org/10.16489/j.issn.1004-1338.2004.02.018>
- [16] 陈继光, 祝令德, 孙立堂. 基于自适应神经模糊推理的形变数据仿真计算[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(16): 219-221.
- [17] 曹庆年, 雷娟, 程国建. 基于 ANFIS 的混合软计算方法在岩石可钻性中的应用[J]. 石油矿场机械, 2007, 36(5): 1-4.
- [18] 王树义, 张庆薇. ChatGPT 给科研工作者带来的机遇与挑战[J]. 图书馆论坛, 2023, 43(3): 109-118.
- [19] 王建磊, 曹卉萌. ChatGPT 的传播特质、逻辑、范式[J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2023, 40(2): 144-152.
- [20] 钱力, 刘熠, 张智雄, 李雪思, 谢靖, 许钦亚, 黎洋, 管铮懿, 李西雨, 文森. ChatGPT 的技术基础分析[J]. 数据分析与知识发现, 2023, 7(3): 6-15.