

# 人工智能在储层保护中的研究现状与发展方向

沐华艳<sup>1</sup>, 蒋官澄<sup>2\*</sup>, 孙金声<sup>3,4</sup>, 贺垠博<sup>2</sup>, 董腾飞<sup>5</sup>, 盛科鸣<sup>1</sup>, 王全得<sup>2</sup>, 张伟<sup>2</sup>

1 中国石油大学(北京)人工智能学院, 北京 102249

2 中国石油大学(北京)石油工程学院, 北京 102249

3 中国石油国家卓越工程师学院, 北京 102206

4 中国石油集团工程技术研究院有限公司, 北京 102206

5 中国石油大学(北京)理学院, 北京 102249

\* 通信作者, m15600263100\_1@163.com

收稿日期: 2024-04-03; 修回日期: 2024-04-28

国家自然科学基金重大项目“井筒工作液与天然气水合物储层作用机理和调控方法”(51991361)资助

**摘要** 储层保护在油气勘探开发全过程中具有重要的战略意义, 深层油气资源开发环境复杂、技术要求高, 完善的储层保护技术能够保障油气勘探开发过程实现“少投入、多产出、显著提高经济效益”的目的, 应该重视其在钻井、完井、采油等各个阶段中的关键核心作用。近年来, 机器学习等人工智能技术得到广泛应用, 为储层保护提供了智能化的解决方案, 智能化储层保护技术成为大势所趋。通过系统归纳近年来储层保护与人工智能技术融合的相关文献, 分析了储层保护中所使用的模型方法、敏感性损害预测数据集特征、智能决策系统开发及应用的研究现状。总结“人工智能+储层保护”技术的落地局限性, 主要表现在: 第一, 数据质量参差不齐, 导致模型的输入基础不够可靠; 第二, 应用场景复杂, 各类油气田的工程环境差异大, 模型在应对复杂情况时效果不一; 第三, 模型泛化能力较低, 在不同场景中的适用性受到局限; 第四, 配套软件研发体系不够成熟, 制约了软件的落地应用。针对现有问题, 提出未来发展的重点方向: 首先, 需要进行数据治理以提升数据质量, 构建高质量的储层保护数据库; 其次, 应该在智能模型中融入储层保护领域的专业知识, 提高模型精度; 第三, 需要增强模型的可解释性, 提升技术人员对模型预测结果的信任度; 最后, 开发基于大模型环境的智能决策支持系统, 实现更高层次的智能化储层保护方案。

**关键词** 储层保护; 人工智能; 损害预测; 储层敏感性; 智能决策系统

**中图分类号**: TE254; TP181

## Research status and development directions of artificial intelligence in reservoir protection

MU Huayan<sup>1</sup>, JIANG Guancheng<sup>2</sup>, SUN Jinsheng<sup>3,4</sup>, HE Yinbo<sup>2</sup>, DONG Tengfei<sup>5</sup>, SHENG Keming<sup>1</sup>, WANG Quande<sup>2</sup>, ZHANG wei<sup>2</sup>

*1 College of Artificial Intelligence, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China*

引用格式: 沐华艳, 蒋官澄, 孙金声, 贺垠博, 董腾飞, 盛科鸣, 王全得, 张伟. 人工智能在储层保护中的研究现状与发展方向. 石油科学通报, 2024, 09(06): 960–971

MU Huayan, JIANG Guancheng, SUN Jinsheng, HE Yinbo, DONG Tengfei, SHENG Keming, WANG Quande, ZHANG wei. Research status and development directions of artificial intelligence in reservoir protection. Petroleum Science Bulletin, 2024, 09(06): 960-971. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.06.074

2 College of Petroleum Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

3 PetroChina National College of Excellence Engineer, Beijing 102206, China

4 CNPC Engineering Technology R&D Co. Ltd., Beijing 102206, China

5 College of Science, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

Received: 2024-04-03; Revised: 2024-04-28

**Abstract** Reservoir protection plays a significant strategic role throughout the entire process of oil and gas exploration and development. The development of deep oil and gas resources faces complex environmental conditions and high technical demands. Effective reservoir protection technologies can help achieve the goal of “low input, high output, and significantly improved economic efficiency.” As such, the role of reservoir protection in various stages such as drilling, completion, and production is critical. In recent years, the widespread application of machine learning and other Artificial Intelligence (AI) technologies has provided intelligent solutions for reservoir protection, making smart reservoir protection technologies a major trend in the industry. A systematic review of recent literature on the integration of artificial intelligence and reservoir protection has been carried out to analyze the various model methods, the characteristics of sensitivity damage prediction data sets, and the development and application of intelligent decision systems used in reservoir protection. Through this review, the study identifies several key issues and limitations when applying “AI + reservoir protection” technologies. Firstly, the data quality is inconsistent, leading to unreliable inputs for model training. Secondly, the application scenarios are complex; the engineering environments of different oil and gas fields vary widely, and models may not perform effectively in these complex, heterogeneous conditions. Thirdly, models have low generalizability, and their adaptability in various scenarios is often limited, making it difficult to apply them universally across different field conditions. Finally, the supporting software and development systems for these models are not fully matured, restricting the practical implementation of these intelligent solutions. To address these challenges, several directions for future development are proposed. Firstly, improving data governance to enhance the quality of data is essential. This can be achieved by constructing a high-quality reservoir protection database, which would provide reliable data for training and optimizing intelligent models. Secondly, it is crucial to integrate domain-specific knowledge from the reservoir protection field into intelligent models. Incorporating expert knowledge into the models can improve their accuracy and predictive performance, making them more suitable for real-world applications in reservoir management. Thirdly, model interpretability should be enhanced. Increasing the transparency of decision-making processes within AI models will help build trust among technical personnel in the predicted results, thereby encouraging their acceptance and adoption of these systems. Finally, there is a need for the development of intelligent decision support systems that can handle large models, ultimately facilitating more advanced, high-level smart solutions for reservoir protection.

**Keywords** reservoir protection; artificial intelligence; damage prediction; reservoir sensitivity; intelligent decision system

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.06.074

## 0 引言

随着油气勘探开发进军万米深井，更复杂的地质储层结构、更高的地层温度和压力，使深层钻探工程面临世界级难题<sup>[1]</sup>。严峻环境下入井流体和地层水容易发生物理化学反应，对储层造成损害，进一步导致漏失、卡钻、坍塌等危险事故频发，不仅增加作业时间，甚至使钻采工程难以顺利进行。储层损害类型繁多、机理复杂<sup>[2]</sup>，贯穿油气井打开储层到开采结束的全过程，因此储层保护关乎国家油气重大战略目标的实现，亟需进行理论创新与关键技术突破。

当前人工智能技术的不断发展给油气行业智能化转型带来机遇和挑战<sup>[3]</sup>，ChatGPT等大语言模型在勘探开发作业中的合理应用，能够提高决策效率、降低试错成本。20世纪90年代以来，多数学者将随机森林<sup>[4]</sup>、神经网络<sup>[5]</sup>、专家系统<sup>[6]</sup>、模式识别<sup>[7]</sup>、遗传算

法<sup>[8]</sup>、灰色关联理论<sup>[9]</sup>等人工智能方法应用于储层损害的诊断预测，并设计开发配套储层保护智能决策支持系统<sup>[10]</sup>，取得了初步成效。

储层保护是一个复杂的系统工程<sup>[11]</sup>，笔者依据该特性，充分调研了储层保护中使用的模型方法、储层敏感性损害预测、储层保护智能决策系统3个方面的应用现状，总结适用于不同储层损害类型的预测模型，归纳进行储层敏感性预测所需的数据特征变量，分析储层保护智能决策系统的落地局限性，指出未来“人工智能+储层保护”技术的发展方向。

## 1 人工智能+储层保护技术研究现状

### 1.1 储层保护中使用的模型方法

储层保护技术的核心在于防止储层储渗空间堵塞和缩小，避免钻井流体性质发生不利于油气采出的变

化。准确评价和诊断储层损害是实施储层保护的前提,常用的储层损害诊断预测方法主要有 3 类:统计分析、数学模型和人工智能方法<sup>[12]</sup>。统计分析方法基于大量室内实验资料进行,虽然结果可靠,但是需要耗费大量人力物力且具有滞后性,无法满足油田开发的时效性;通过数学模型建立储层损害因素和损害结果之间的映射关系,能够依据假设条件预测出未知损害的类型及程度,然而推导过程复杂、预测精度难以保证;人工智能方法能够挖掘海量数据<sup>[13]</sup>,发现数据中的关联知识进行预测,从而简化模型推理过程、提高预测精度和速度。

表 1 为近年来在储层损害预测中所使用的不同模型方法调研结果,可以看出使用最多的是神经网络模型。神经网络本质是从信息处理角度对人脑神经元进行抽象,按不同连接方式组成不同的网络,包括 BP 神经网络、卷积神经网络、径向基神经网络等<sup>[60]</sup>,其学习过程涉及权重、偏置、激活函数 3 个要素。神经网络在解决储层损害预测中的非线性问题时具有优势,但是仍然存在算力要求高、数据量大、耗时长等不足,一些学者通过对输入数据进行归一化、主成分分析降

维、K 均值聚类等处理来提高模型的非线性变换和拟合能力,同时引入遗传算法、网格搜索、模糊规则、贝叶斯正则化等方法对模型参数进行寻优,避免陷入局部最优解。图 1 使用词云图对储层损害预测中常用的模型及优化方法进行了可视化分析。

储层损害类型复杂多变,按不同损害因素分为物理损害、化学损害、生物损害和热力损害,对损害机理的研究依托岩心分析、敏感性评价、工作液污染模拟和矿场评价。所调研的文献中多数学者针对五敏损害(水敏、速敏、盐敏、酸敏、碱敏)进行预测,其次是水锁损害、沥青质沉积等,如图 2。储层敏感性评价是储层保护的重要工作,能够为损害机理分析提供依据,室内评价过程需要大量的天然岩心、人力和物力<sup>[61]</sup>,导致研究成果不能及时应用于储层保护方案设计的现场指导,与实际生产严重脱节。研究储层敏感性损害预测模型有助于对损害机理进行快速、准确的定性评价和定量分析,缩短损害机理室内研究和保护措施现场检验之间的时间差,使研究成果得以顺利推广应用。

表 1 储层损害预测方法分类<sup>[14-59]</sup>

Table 1 Classification of reservoir damage prediction methods<sup>[14-59]</sup>

模型分类	具体方法	参考文献
人工智能	神经网络(BAM、BP、灰色、改进BP、径向基、Elman、遗传、量子、卷积、Kohonen、广义回归、多层感知机)	梅文荣等 1995; 客进友 1996; 彭春耀等 1997; 张振华等 2001; 李福军 2005; 何顺利等 2006; 刘宝锋 2009; 李师涛等 2009; 陈海宇 2011; 单华生等 2012; 高磊等 2012; 孙玉学等 2012; 李建蓉等 2013; 却立勇 2019; 李泽 2020; 盛科鸣等 2023; Rezaian A. et al.2010; Jiaojiao G. et al.2010; Foroutan S. et al.2013; Jinhyung C. et al.2018; Effiong A J. et al.2021; Aydin L. et al.2022; Elahe K T. et al.2023; Sina S. et al.2023;
	模式识别	蒋官澄等 2010; 蒋官澄等 2011; 解宇宁 2012;
	专家系统	蒋官澄等 2011; 马高峰 2018; Alegre L. et al.1988; Hongjie X. et al.1995; Garrouch A A.et al.2006;
	支持向量机	李泽 2020; Gholami R. et al. 2012; Cundar C. et al.2023;
	随机森林	盛科鸣等 2023; Abdollah D. et al.2023; Sina S. et al.2023;
	梯度增强优化决策树	Aydin L. et al.2022;
	极端随机树	Abdollah D. et al.2023;
数学模型	灰关联分析、多元线性回归、非线性回归、非线性水力扩散方程、岩石应力—应变状态方程、吸附动力学模型	杨贤友 1997; 孙建孟等 1999; 张振华等 2002; 王彬等 2002; 王松等 2002; 江厚顺等 2005; 董晓军等 2009; 舒勇等 2010; 高波等 2012; 蒋官澄等 2012; Erbas D. et al.2001; Naser G. et al.2022; Fernando B F. et al.2023; Erfan H. et al.2023; Jia L. et al.2023; Augustine A. et al.2023; Peng Z. et al.2023;
统计分析	地质统计理论	张锐等 2009;





(a) 预测模型词云图



(b) 优化方法词云图

图 1 储层损害预测模型及优化方法词云图

Fig. 1 Word cloud diagram of prediction model and optimization methods

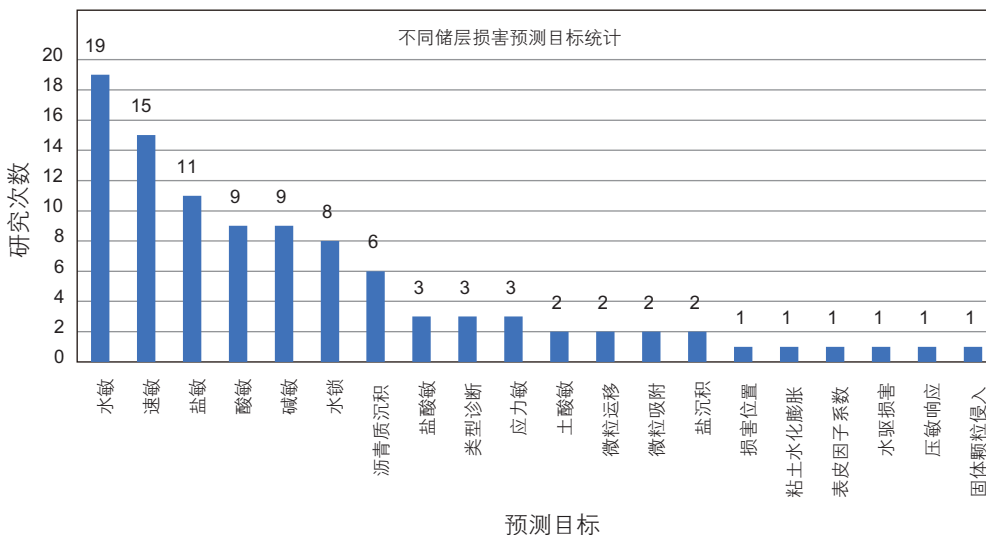


图 2 不同储层损害预测目标研究次数统计

Fig. 2 Statistics of the number of studies on different reservoir damage prediction targets

### 1.2 储层敏感性损害预测及存在的问题

储层的敏感性损害主要包括速敏、水敏、盐敏、酸敏和碱敏，速敏性损害预测模型的输出变量一般为渗透率损害率和临界流速，水敏性损害预测模型的输出变量为水敏指数，盐敏性损害预测模型的输出变量通常为临界矿化度或盐敏指数，进行碱敏性损害预测时将碱敏指数设置为模型输出变量。

在所参考的储层损害预测相关文献里，进行储层敏感性损害预测的模型输入变量个数区间分布如图 3，其中速敏损害的输入参数个数区间为[3,27]，水敏损害的输入参数个数区间为[2,17]，盐敏损害的输入参数个数区间为[5,17]，酸敏损害的输入参数个数区间为[8,17]，碱敏损害的输入参数个数区间为[8,17]。表 2 归纳了进行储层敏感性损害预测研究的文献中使用频率排名前 10 的输入特征参数，其中速敏损害预测常用输入参数有伊利石、孔隙度、高岭石、渗透率、

泥质含量、蒙脱石、胶结类型、伊蒙混层、绿泥石、碳酸盐、石英、地层水矿化度；水敏损害预测常用输入参数有孔隙度、蒙脱石、伊利石、伊蒙混层、渗透率、胶结类型、泥质含量、粒度分选、地层水矿化度、石英；盐敏损害预测常用输入参数有孔隙度、伊蒙混层、渗透率、蒙脱石、伊利石、泥质含量、地层水矿化度、石英、高岭石、绿泥石；酸敏损害预测常用输入参数有碳酸盐、石英、伊蒙混层、孔隙度、渗透率、绿泥石、胶结物含量、蒙脱石、伊利石、绿泥石；碱敏损害预测常用输入参数有高岭石、伊利石、孔隙度、渗透率、绿泥石、胶结类型、蒙脱石、石英、伊蒙混层、石膏、铁白云石、粘土矿物含量。

目前对储层敏感性损害预测的相关研究主要针对某个油田或区块，所使用的模型输入变量大多为岩心分析获得的矿物参数，少部分使用了埋深、孔缝率、孔吼均值、间层比等储渗空间参数，由于预测模型的输入参数只能为连续变量，一些对储层敏感性损害有

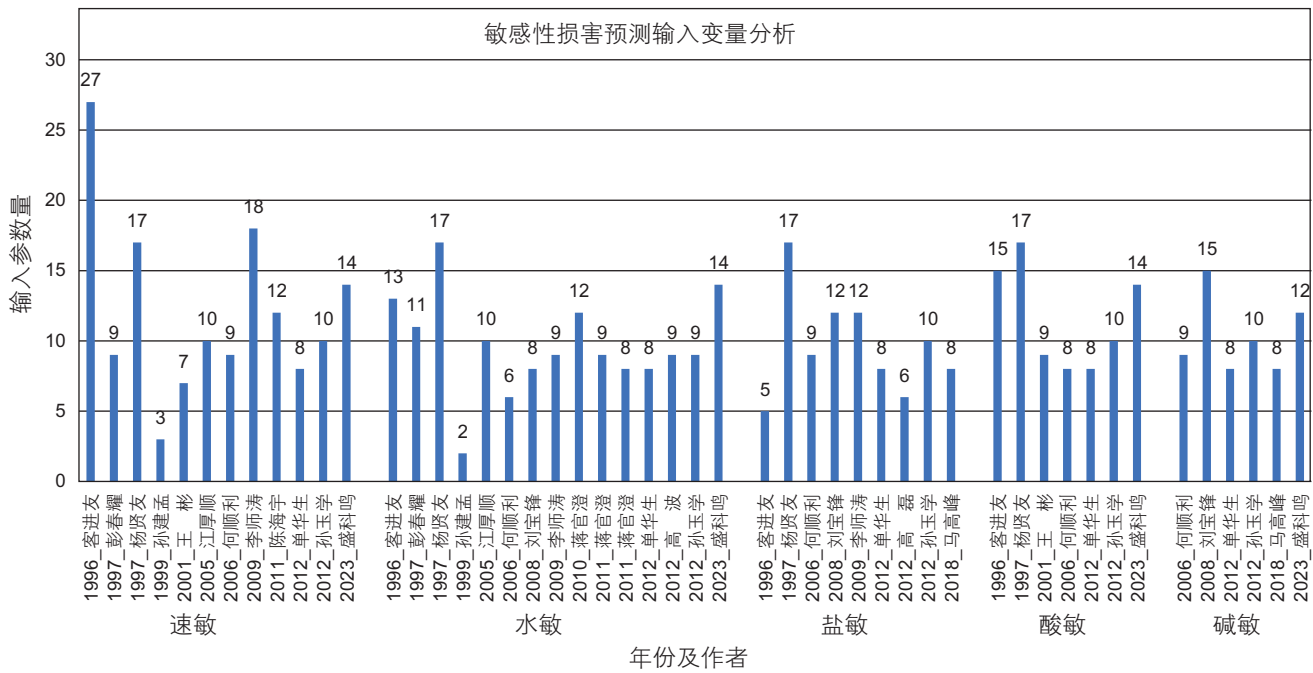


图 3 储层敏感性损害预测输入变量分析

Fig. 3 Analysis of input variables for reservoir sensitivity damage prediction

表 2 储层敏感性损害预测模型输入特征参数调研 [4,6,7,15,16,19-24,36,44,49,50,51]

Table 2 Investigation of input characteristic parameters of reservoir susceptibility damage prediction models [4,6,7,15,16,19-24,36,44,49,50,51]

损害类型	输入参数	参考文献
速敏损害	伊利石、孔隙度、高岭石、渗透率、泥质含量、蒙脱石、胶结类型、伊蒙混层、绿泥石、碳酸盐、石英、地层水矿化度	客进友 1996; 杨贤友 1997; 彭春耀 1997; 王彬 2001; 江厚顺 2005; 何顺利 2006; 李师涛 2009; 蒋官澄 2010; 陈海宇 2011; 解宇宁 2012; 单华生 2012; 盛科鸣 2023;
水敏损害	孔隙度、蒙脱石、伊利石、伊蒙混层、渗透率、胶结类型、泥质含量、粒度分选、地层水矿化度、石英	客进友 1996; 杨贤友 1997; 彭春耀 1997; 江厚顺 2005; 何顺利 2006; 刘宝锋 2008; 李师涛 2009; 蒋官澄 2010; 蒋官澄 2011; 单华生 2012; 蒋官澄 2012; 高波 2012; 解宇宁 2012; 盛科鸣 2023;
盐敏损害	孔隙度、伊蒙混层、渗透率、蒙脱石、伊利石、泥质含量、地层水矿化度、石英、高岭石、绿泥石	客进友 1996; 杨贤友 1997; 何顺利 2006; 刘宝锋 2008; 李师涛 2009; 蒋官澄 2010; 单华生 2012; 解宇宁 2012; 高磊 2012; 马高峰 2018;
酸敏损害	碳酸盐、石英、伊蒙混层、孔隙度、渗透率、绿泥石、胶结物含量、蒙脱石、伊利石、绿泥石	客进友 1996; 杨贤友 1997; 王彬 2001; 何顺利 2006; 蒋官澄 2010; 单华生 2012; 解宇宁 2012; 盛科鸣 2023;
碱敏损害	高岭石、伊利石、孔隙度、渗透率、绿泥石、胶结类型、蒙脱石、石英、伊蒙混层、石膏、铁白云石、粘土矿物含量	何顺利 2006; 刘宝锋 2008; 蒋官澄 2010; 单华生 2012; 马高峰 2018; 盛科鸣 2023;

重要影响的离散变量被忽略，可能使预测结果存在较大误差，需要加强该部分的数据治理。

### 1.3 储层保护智能决策系统

智能决策支持系统将人工智能、决策支持、专家系统技术相结合，充分应用问题描述、决策过程、求解推理等人类知识来辅助解决复杂的决策问题。储层

损害的发生位置在地下，损害机理复杂且具有不确定性，依靠室内敏感性评价实验进行综合分析的传统方法效率低、耗时长、所需人力和物力多<sup>[62]</sup>，因此建立储层保护智能决策支持系统是分析损害机理、优选保护措施的重要方向之一。

从表 3 的调研结果可知，近年来多数学者基于专家系统、MATLAB 编程平台、C# 编程语言以及

Access、SQL Server等数据库技术建立了储层保护智能决策支持系统，实现的功能包括数据增删改查、储层损害类型诊断、储层损害预测、用户管理、保护油气层钻井液优选与设计等，所开发的系统平台在油田现场进行了应用，取得一定的成效。但是仍然存在所获数据有限且质量参差不齐、模型泛化能力不足、决策系统可移植性较低等问题。

## 2 人工智能 + 储层保护技术应用局限性

### 1) 储层保护领域数据质量问题

储层保护工作需要分析油气层的岩石和流体特性、潜在损害诱发因素、损害程度信息等数据，涉及岩心分析、敏感性评价、污染模拟等多流程，存在数据零散难获取、质量标准不统一、样本缺失、编码不完善等问题。人工智能二八定律强调了数据对人工智能的重要性，即“更好的AI=20%模型+80%数据”，由于储层位于地下深层，难以全面获取储层性质相关的详细信息，对有限的数据进行高效治理是“人工智能+储层保护”技术落地应用的关键基础。

### 2) 复杂的应用场景无法单纯依靠数据模型驱动

不同于自动驾驶、人脸识别等通用业务场景的

“所见即所得”，储层保护涉及地质、钻井、测井、采油等多个部门的系统工程，业务应用场景相对复杂，数据模型的专业门槛高、对机理模型和经验知识的依赖性强，单纯依靠数据模型预测得出的结论难以承担试错代价。

### 3) 现有模型可解释性不高

在储层保护智能化转型的主要环节——储层敏感性损害预测诊断方面，当前使用较多的神经网络、模式识别、专家系统等方法基本为黑盒模型，缺乏对输入如何得到输出的合理解释，导致作业人员不敢“信任”模型结果。

### 4) 配套软件研发生态尚未成熟

现有的储层保护相关软件多数针对某个油田区块进行定制化开发，软件可移植性不高，且大部分基于侧重理论研究的MATLAB平台，对于不懂编程语言的现场人员而言难以真正“物尽其用”，使配套软件的推广应用受限。

## 3 人工智能 + 储层保护技术未来发展方向

### 3.1 构建高质量数据知识库

储层保护技术的实施过程涉及大量知识库、数据

表 3 储层保护智能决策系统调研 [6,19,22,26,36,37,40,44,49,61,63]

Table 3 Investigation of intelligent decision-making system for reservoir protection [6,19,22,26,36,37,40,44,49,61,63]

开发工具	实现功能	应用范围	参考文献
FOXBASE、PROLOG、Microsoft C	包括总控模块、储层伤害识别/评价/诊断/预防/处理、数据库、知识库共 8 个子系统	塔里木盆地塔中 402 井	李琪 1996
Visual C++	预测敏感性损害，录入、编辑、保存、预览、打印资料	尕斯库勒油田、高尚堡油田等	杨贤友等 1997
专家系统	敏感性损害预测及类型诊断，查询、保存、打印信息	大庆油田、吐哈油田、江苏油田	王彬等 2001
Delphi5.0、SQL Server 2000	数据增删改查，敏感性预测	濮城油田南区	江厚顺等 2005
模糊专家系统、MATLAB	一体化数据采集、专家知识引用、储层损害诊断与评价	大庆油田采油七厂、采油九厂等	李福军 2005
专家系统、图形用户界面开发	诊断粘土膨胀、微粒运移、无机垢/有机垢沉淀损害	北海油田	Garrouch A.A. et al.2006
MATLAB、VC++	储层敏感性预测，指导钻井液优选及油气层保护设计	东营盐膏沉积区西部胜科 1 井	刘宝锋 2009
Visual Basic	预测水敏损害、水锁损害	吉林油田	Geng J J. et al.2010
C#、MATLAB	储层敏感性预测	克拉玛依油田	陈海宇 2011
Visual Basic 6.0	储层敏感性预测	大庆油田龙西地区	解宇宁 2012
MATLAB、C#	预测水敏性	某油田 14 口井	李建蓉 2013
MATLAB	用户管理、数据输入及处理、储层损害预测	大港油田、陕北气藏、大牛地气田等	马高峰 2018



表和数据项，数据质量和领域知识特征决定了人工智能应用的上限，而模型和算法只是逼近这个上限。因此需要在各个作业过程中加强建立完善的数据治理体系，攻克智能化储层保护技术落地的关键核心——数据的标准化融合与分析、海量数据的知识挖掘。如图 4，具体应对措施有如下几点。

①元数据集成：标准化储层地质特征、室内评价实验、保护油气层钻完井液体系等相关性能信息，按类别整理存储为元数据，依据一定的规则进行字段命名、变量编码和业务定义，以便集成高质量的数据仓库。

②数据清洗：结合钻井、完井、采油等相关领域知识，利用预定义清洗规则、数据挖掘或数理统计等方法，将数据仓库中的“脏数据”转化为符合标准的数据，减小数据冗余度、完善数据格式、提升数据完整性和一致性。

③数据可视化和共享：利用图形图像处理技术、计算机视觉及用户界面，对数据加以实时、交互的可视化表征和解释，为数据洞察和应用提供最直观的成果，并采用区块链等加密技术来保证数据共享的安全可靠。

### 3.2 融合领域知识与智能模型

储层损害诊断预测及相应保护措施研究积累了丰

富的领域知识，在一定范围内能够单独建立数学模型，依据理论假设进行推理得到近似解，并基于实践获得输入与输出之间更为准确的映射关系。数据少标签、小样本是当前人工智能模型在储层保护领域应用的局限性之一，如何将领域知识与智能模型有效结合，在智能转型中至关重要。如图 5，二者的融合方式建议如下。

①重构输入变量：将领域知识作为条件约束添加到模型的输入数据集中，可以把基于数学模型得到的输出参数作为智能模型的输入变量，或者依据领域知识对原始数据进行特征提取和转换，丰富数据类型及分布形式。

②嵌入模型网络：使用领域知识作为模型结构设计和选择的指导，例如修改神经网络的隐藏层结构、损失函数构建方式等，也可以将储层损害理论知识嵌入到隐藏层网络中，增加模型的中间输出变量。

③约束输出参数：在智能模型的输出环节添加领域知识约束，通过对储层损害原理和保护措施知识的应用，约束模型输出层中各个特征变量的权重，判断和筛选出符合领域标准的输出参数。

### 3.3 提高模型可解释性和泛化能力

和单纯数据驱动的模型相比，融合了领域知识的

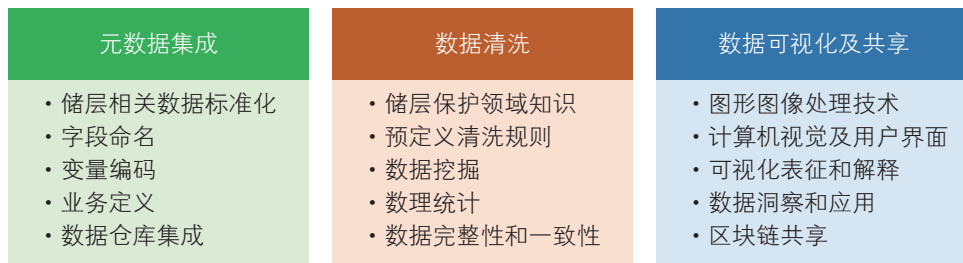


图 4 储层保护知识数据库构建方法

Fig. 4 The method of reservoir protection knowledge database construction

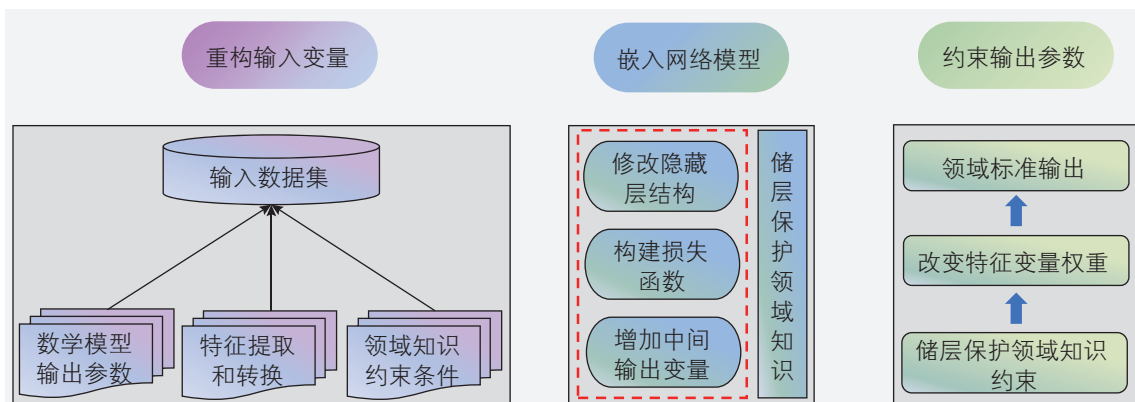


图 5 领域知识与智能模型融合方式

Fig. 5 The fusion of domain knowledge and intelligent model

智能模型具有较高的可解释性，但是不恰当的融入方式会导致模型的拟合能力和准确度下降。在储层保护各个作业环节中，尤其是储层损害诊断预测和保护措施选择的决策需要高度依赖相关规则和理论知识，提升模型可解释性的难点在于如何将现有知识和逻辑充分融入网络结构，并根据储层保护领域知识建立从输入变量到输出参数的有效可解释框架。

肖立志<sup>[64]</sup>教授提出，通过分解机器学习模型实现分阶段解决可解释问题，具体包括建模前的可解释性、建模中的可解释性和建模后的可解释性，如图6。在建模前，通过可视化相关性分析、特征筛选等数据预处理方式提高模型可解释性；在建模中，对比优选出具备可解释性的“领域知识—机器学习—参数优化”最佳联合模型；在建模后，可使用基于博弈论形成的解释性AI框架SHAP，通过计算每个特征对预测结果的边际贡献来刻画其重要性。具有高度解释性的模型不仅有助于现场施工人员理解“黑箱”原理，也能够提高模型泛化能力和可信度，以便进行规模化应用。

### 3.4 开发大模型环境下的智能决策平台

随着AGI时代的到来，工业元宇宙将成为人类价

值创造的“主世界”，工业软件(如智能决策平台)是企业智能化应用的基础。传统储层保护计算机专家系统使用相对简单的模型，难以解决复杂问题，而大模型能够利用海量数据和复杂算法进行分析预测，整合领域知识与经验，实现更好的图像识别、自然语言生成等多模态复杂应用。储层保护智能决策<sup>[68]</sup>软件的研发需要攻克以下挑战。

①复合型人才的组建：油气储层保护领域具有专业性强、技术壁垒高的特点，平台开发人员不仅需要熟悉软件工程的构建技术，又要对储层损害机理、损害原因、损害应对措施等方面有深入的理解。短期内石油企业与IT企业可以联合实现快速应用，但是长远发展则需要培养领域内的复合型人才队伍。

②平台研发与落地应用的生态建设：针对当前储层损害诊断预测软件平台存在的可移植性差、通用能力弱等问题，需要对平台开发使用的编程语言、工具、算法模型进行集约化管理，加强开发人员与作业人员的信息互通，依据实际应用中出现的功能需求对软件平台进行迭代完善，形成“研发—应用—反馈—升级”的储层保护软件生态。

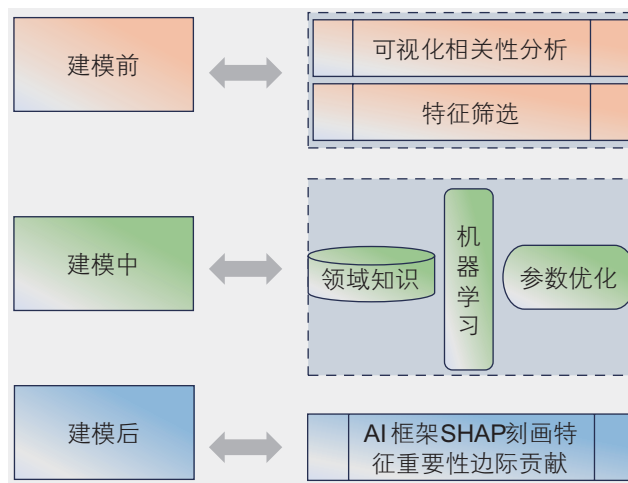


图6 分阶段提高模型可解释性方法

Fig. 6 The method of improving model interpretability by stages

## 4 结语

完善的储层保护技术能够保障油气勘探开发过程实现“少投入、多产出、显著提高经济效益”的目的，应该重视其在钻井、完井、采油等各个阶段中的关键核心作用。2020—2035年是世界油气勘探开发第五次

技术革命，人工智能与油气勘探开发的融合创新正在如火如荼地进行，但是技术研究与落地应用之间仍然存在不小的距离。“人工智能+储层保护”技术的局限性包括储层保护领域数据质量参差不齐、应用场景复杂无法单纯依靠数据模型驱动、现有模型可解释性不高以及配套软件研发体系不成熟，需要致力于进行高质量数据库的有效治理、领域知识与智能模型的深度



结合、模型可解释性和泛化能力的增强, 以及提高综合智能决策支持平台的实用性和普适性。

## 参考文献

- [1] 汪海阁, 黄洪春, 纪国栋, 等. 中国石油深井、超深井和水平井钻完井技术进展与挑战[J]. 中国石油勘探, 2023, 28(03): 1-11. [WANG H G, HUANG H C, JI G D, et al. Progress and challenges of drilling and completion technology of deep wells, ultra-deep wells and horizontal wells of PetroChina[J]. Petroleum exploration in China, 2023, 28(03): 1-11.]
- [2] 蒋官澄, 孙喆, 盛科鸣, 等. 砂岩注水储层细菌堵塞时空演化定量模拟技术[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2022, 46(06): 110-118. [JIANG G C, SUN Z, SHENG K M, et al. Quantitative simulation of spatiotemporal evolution of bacterial blockage in sandstone water-injected reservoirs[J]. Journal of China University of Petroleum (Natural Science Edition), 2022, 46(06): 110-118.]
- [3] 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(04): 1-11. [LI Y, LIAN P Q, XUE Z J, et al. Application status and prospect of big data and artificial intelligence in oil and gas field development[J]. Journal of China University of Petroleum (Natural Science Edition), 2020, 44(04): 1-11.]
- [4] 盛科鸣, 蒋官澄. 基于随机森林算法的油气层敏感性损害预测[J]. 钻井液与完井液, 2023, 40(04): 423-430. [SHENG K M, JIANG G C. Prediction of oil and gas reservoir sensitivity damage based on random forest algorithm[J]. Drilling Fluids and Completion Fluids, 2023, 40(04): 423-430.]
- [5] 李泽. 基于BP神经网络的顺北碳酸盐岩应力敏感预测模型研究[D]. 中国石油大学(北京), 2020. [LI Z. Research on stress sensitivity prediction model of Shunbei carbonate rock based on BP neural network[D]. China University of Petroleum (Beijing), 2020.]
- [6] 王彬, 樊世忠. 储层敏感性预测专家系统的研制[J]. 钻井液与完井液, 2002, (06): 27-29+150-151. [WANG B, FAN S Z. Development of an expert system for reservoir sensitivity prediction[J]. Drilling Fluids and Completion Fluids, 2002, (06): 27-29+150-151.]
- [7] 蒋官澄, 王晓军, 等. 模式识别在储层敏感性预测中的应用[J]. 油气地质与采收率, 2010, 17(05): 61-64+115. [JIANG G C, WANG X J, et al. Application of pattern recognition in reservoir sensitivity prediction[J]. Petroleum Geology and Oil Recovery, 2010, 17(05): 61-64+115.]
- [8] 却立勇. 基于遗传算法优化灰色神经网络的基岩气藏水锁损害预测[D]. 中国石油大学(北京), 2019. [QUE L Y. Prediction of water lock damage in bedrock gas reservoir based on genetic algorithm optimization of grey neural network[D]. China University of Petroleum (Beijing), 2019.]
- [9] 董晓军, 雷茹. 灰色关联度分析法预测陕北气藏的水锁伤害[J]. 中外能源, 2009, 14(10): 51-54. [DONG X J, LEI R. Grey correlation analysis predicts the water lock damage of gas reservoirs in northern Shaanxi[J]. Chinese and Foreign Energy, 2009, 14(10): 51-54.]
- [10] 陈飞, 康毅力, 游利军, 等. 储层保护智能决策支持系统的应用和发展[J]. 钻采工艺, 2011, 34(04): 32-34+3. [CHEN F, KANG Y L, YOU L J, et al. Application and development of intelligent decision support system for reservoir protection[J]. Drilling Process, 2011, 34(04): 32-34+3.]
- [11] JIANG G C, LI Y Z, HE Y B, et al. Subsection and superposition method for reservoir formation damage evaluation of complex-structure wells[J]. Petroleum Science. 20(2023): 1843-1856, 2023.
- [12] 杨兆中, 高晨轩, 李小刚等. 人工智能在储层损害诊断及预测中的应用与展望[J]. 石油化工应用, 2019, 38(08): 1-5. [YANG Z Z, GAO C X, LI X G, et al. Application and prospect of artificial intelligence in reservoir damage diagnosis and prediction[J]. Petrochemical Applications, 2019, 38(08): 1-5.]
- [13] SHAFIEI A, TATAR A, RAYHANI M, et al. Artificial Neural Network, support vector machine, decision tree, random forest, and committee machine intelligent system help to improve performance prediction of low salinity water injection in carbonate oil reservoirs[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022, 219: 111046.
- [14] 梅文荣, 张绍槐. 基于神经网络的地层损害识别研究[J]. 西安石油学院学报(自然科学版), 1995, (01): 46-49. [Mei W R, Zhang S H. Research on formation damage identification based on neural network[J]. Journal of Xi'an Petroleum Institute (Natural Science Edition), 1995, (01): 46-49.]
- [15] 客进友. 利用神经网络预测油气层损害[J]. 石油大学学报(自然科学版), 1996, (05): 47-50. [KE J Y. Neural networks are used to predict reservoir damage[J]. Journal of University of Petroleum (Natural Science Edition), 1996, (05): 47-50.]
- [16] 彭春耀, 鄢捷年. 人工神经网络在储层敏感性预测中的应用[J]. 石油钻探技术, 1997, (04): 18-20+26+61-62. [PENG C Y, YAN J N. Application of Artificial Neural Network in reservoir sensitivity prediction[J]. Oil Drilling Techniques, 1997, (04): 18-20+26+61-62.]
- [17] 张振华, 鄢捷年, 吴艳梅. 低渗砂岩储层水锁损害的灰色神经网络预测模型[J]. 钻采工艺, 2001, (01): 38-40. [ZHANG Z H, YAN J N, WU Y M. A grey neural network prediction model for water lock damage in low-permeability sandstone reservoirs[J]. Drilling Process, 2001, (01): 38-40.]
- [18] 李福军. 基于智能计算的油气储集层损害诊断决策支持系统[D]. 哈尔滨工程大学, 2005. [LI F J. Decision support system for oil

- and gas reservoir damage diagnosis based on intelligent computing[D]. Harbin Engineering University, 2005.]
- [19] 何顺利, 田冷, 顾岱鸿. 改进的神经网络模型在储层敏感性预测中的应用[J]. 石油钻探技术, 2006, (01): 28–31. [HE S L, TIAN L, GU D H. Application of improved neural network model in reservoir sensitivity prediction[J]. Oil Drilling Techniques, 2006, (01): 28–31.]
- [20] 刘宝锋. 基于人工神经网络的超深井储层敏感性预测[D]. 中国石油大学, 2009. [LIU B F. Reservoir sensitivity prediction of ultra-deep wells based on Artificial Neural Network[D]. China University of Petroleum, 2009.]
- [21] 李师涛, 蒋官澄, 陈应淋. 径向神经网络油气层损害诊断方法[J]. 油气地质与采收率, 2009, 16(06): 98–101+117. [LI S T, JIANG G C, CHEN Y L. A radial-based neural network method for diagnosing oil and gas reservoir damage[J]. Petroleum Geology and Oil Recovery, 2009, 16(06): 98–101+117.]
- [22] 陈海宇. 改进的BP网络在储层速敏损害预测中的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2011, 38(01): 75–78. [CHEN H Y. Application of improved BP network in reservoir velocity-sensitive damage prediction[J]. Chemical Automation and Instrumentation, 2011, 38(01): 75–78.]
- [23] 单华生, 周锋德. 伊通盆地鹿乡断陷低渗储层敏感性机理分析及分布预测[J]. 地球科学(中国地质大学学报), 2012, 37(04): 719–727. [DAN H S, ZHOU F D. Sensitivity mechanism analysis and distribution prediction of low-permeability reservoirs in Luxiang fault depression in Yitong Basin[J]. Earth Sciences (Journal of China University of Geosciences), 2012, 37(04): 719–727.]
- [24] 高磊, 潘树林. 基于遗传神经网络的储层敏感性预测方法研究[J]. 物探化探计算技术, 2012, 34(04): 486–489+370. [GAO L, PAN S L. Research on reservoir sensitivity prediction method based on genetic neural network[J]. Geophysical and Geochemical Exploration Calculation Technology, 2012, 34(04): 486–489+370.]
- [25] 孙玉学, 谢建波, 赵景原, 等. 应用量子神经网络快速预测储层敏感性[J]. 钻采工艺, 2012, 35(05): 72–74+11. [SUN Y X, XIE J B. Research on reservoir sensitivity prediction method based on genetic neural network[J]. Drilling Process, 2012, 35(05): 72–74+11.]
- [26] 李建蓉. 储层损害预测算法的研究与设计[J]. 科技创新与应用, 2013, (33): 27. [LI J R. Research and design of reservoir damage prediction algorithm[J]. Scientific and Technological Innovation and Application, 2013, (33): 27]
- [27] REZAIAN A, KORDESTANY A. An Artificial Neural Network approach to formation damage prediction due to asphaltene deposition[C]. in Tinapa: Nigeria Annual International Conference and Exhibition. SPE–140643, 2010.
- [28] GENG J J, YAN J N, LI Z Y, et al. Mechanisms and prevention of damage for formations with low-porosity and low-permeability[C]. in Beijing: International Oil and Gas Conference and Exhibition. SPE–130961, 2010.
- [29] FOROUTAN S, MOGHADASI J. A neural network approach to predict formation damage due to calcium sulphate precipitation[C]. in Noordwijk: SPE European Formation Damage Conference & Exhibition. SPE–165157, 2013.
- [30] CHO J, KIM T H, CHANG N, et al. Effects of asphaltene deposition-derived formation damage on three-phase hysteretic models for prediction of coupled CO<sub>2</sub> enhanced oil recovery and storage performance[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering. 172(2019): 988–997, 2019.
- [31] EFFIONG A J, ETIM J O. et al. Artificial intelligence model for predicting formation damage in oil and gas wells[C]. in Lagos: SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition. SPE–207129–MS, 2021.
- [32] LARESTANI A, MOUSAVI S P, et al. Predicting formation damage of oil fields due to mineral scaling during water-flooding operations: Gradient boosting decision tree and cascade-forward back-propagation network[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering. 208(2022): 109315, 2022.
- [33] TARGHI E K, NIRI M E, ZITHA P L. Design of Artificial Neural Network for predicting the reduction in permeability of porous media as a result of polymer gel injection[J]. Geoenergy Science and Engineering. 227(2023): 211925, 2023.
- [34] SHAKOURI S, SHIRAZI M M. Modeling of asphaltic sludge formation during acidizing process of oil well reservoir using machine learning methods[J]. Energy. 285(2023): 129433, 2023.
- [35] 蒋官澄, 张卫行, 吴雄军, 等. 一种新的油层敏感性预测方法研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(09): 322–326. [JIANG G C, ZHANG W X, WU X J, et al. A new method for predicting reservoir sensitivity[J]. Computer Simulation, 2011, 28(09): 322–326.]
- [36] 解宇宁. 龙西地区储层损害机理及保护措施研究[D]. 东北石油大学, 2012. [XIE Y N. Research on reservoir damage mechanism and protection measures in Longxi area[D]. Northeast Petroleum University, 2012.]
- [37] 马高峰. 基于支持向量机方法的致密砂岩储层损害预测系统研发[D]. 西南石油大学, 2018. [MA G F. Development of damage prediction system for tight sandstone reservoir based on support vector machine method[D]. Southwest Petroleum University, 2018.]
- [38] ALEGRE L, DOUGHERTY E. Applicability of expert systems to diagnose formation damage problems: a progress report[C]. in Long Beach: SPE California Regional Meeting, Long Beach. SPE–17460, 1988.
- [39] XIONG H J, HOLDITCH S A. A comprehensive approach to formation damage diagnosis and corresponding stimulation type and fluid selection[C]. in Oklahoma City: SPE Production Operations Symposium. SPE–29531, 1995.
- [40] GARROUCH A A., MALALLAH A, ALENIZY M. A comprehensive expert system for diagnosing and assessing formation damage[C]. in Vienna: SPE Europe/EAGE Annual Conference and Exhibition. SPE–99277, 2006.
- [41] GHOLAMI R, SHAHRAKI AR, et al. Prediction of hydrocarbon reservoirs permeability using support vector machine[J]. Mathematical

- Problems in Engineering. vol.2012: 670723, 18 pages, 2012.
- [42] CUNDAR C, GUERRERO-BENAVIDES C, et al. A comprehensive approach to organic precipitation damage by CPA EoS from Monte Carlo, and machine learning methods[C]. in Port of Spain: SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference. SPE-213163-MS, 2023.
- [43] DAVOUDI A, KALANTARIASL A, et al. Estimating permeability impairment due to asphaltene deposition during the natural oil depletion process using machine learning techniques[J]. *Geoenergy Science and Engineering*. 230(2023): 212225, 2023.
- [44] 杨贤友, 王欣, 徐宏儒. 储层敏感性快速预测方法[J]. 钻井液与完井液, 1997, (03): 29-31. [YANG X Y, WANG X, XU H R. A method for rapid prediction of reservoir sensitivity[J], 1997, (03): 29-31.]
- [45] 孙建孟, 李召成, 谭未一. 用单相关分析法快速预测储层敏感性[J]. 钻井液与完井液, 1999, (01): 4-8. [SUN J M, LI Z C, TAN W Y. Rapid prediction of reservoir sensitivity using single correlation analysis[J]. *Drilling Fluids and Completion Fluids*, 1999, (01): 4-8.]
- [46] 张振华, 鄢捷年. 用灰关联分析法预测低渗砂岩储层的水锁损害[J]. 钻井液与完井液, 2002, (02): 4-8+54. [ZHANG Z H, YAN J N. Grey correlation analysis was used to predict the water lock damage of low-permeability sandstone reservoirs[J]. *Drilling Fluids and Completion Fluids*, 2002, (02): 4-8+54.]
- [47] 王松, 胡三清, 罗觉生. 预测钻井完井液对油气层损害的数学模型[J]. 钻采工艺, 2002, (05): 88-91+8. [WANG S, HU S Q, LUO J S. Mathematical model for predicting damage of drilling and completion fluid to oil and gas reservoirs[J]. *Drilling Technology*, 2002, (05): 88-91+8.]
- [48] 江厚顺, 赵秋丽. 储层保护数据库及敏感性预测系统研究[J]. 重庆工业高等专科学校学报, 2005, (01): 63-65. [JIANG H S, ZHAO Q L. Research on reservoir protection database and sensitivity prediction system[J]. *Journal of Chongqing Industrial College*, 2005, (01): 63-65.]
- [49] 舒勇, 熊春明, 张建军, 等. 低渗透储层液锁损害程度的智能化预测新方法[J]. 石油天然气学报, 2010, 32(03): 124-128+410. [SHU Y, XIONG C M, ZHANG J J, et al. A new method for intelligent prediction of the damage degree of low permeability reservoir liquid lock[J]. *Journal of Oil and Natural Gas*, 2010, 32(03): 124-128+410.]
- [50] 高波, 张旭东, 黄小凤, 等. 渤海油田储层敏感性快速预测方法[J]. 石油钻采工艺, 2012, 34(S1): 67-69. [GAO B, ZHANG X D, HUANG X F, et al. A rapid prediction method for reservoir sensitivity in Bohai Oilfield[J]. *Oil Drilling and Production Technology*, 2012, 34(S1): 67-69.]
- [51] 蒋官澄, 王晓军, 关键, 等. 低渗特低渗储层水锁损害定量预测方法[J]. 石油钻探技术, 2012, 40(01): 69-73. [JIANG G C, WANG X J, GUAN J, et al. Quantitative prediction method of water lock damage in low-permeability ultra-low-permeability reservoir[J]. *Oil Drilling Techniques*, 2012, 40(01): 69-73.]
- [52] ERBAS D, GUMRAH F. The use of genetic algorithms as an optimization tool for predicting permeability alteration in formation damage and improvement modelling[C]. in Calgary: Canadian International Petroleum Conference. 2001-052, 2001.
- [53] GOLSANAMI N, JAYASURIYA M N, YAN W C, et al. Characterizing clay textures and their impact on the reservoir using deep learning and Lattice-Boltzmann simulation applied to SEM images[J]. *Energy*. 240(2022): 122599, 2022.
- [54] FERNANDES F B, BRAGE A M B, SOUZA A L, et al. Mechanical formation damage control in permeability Biot's effective stress-sensitive oil reservoirs with source/sink term[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 220(2023): 111180, 2023.
- [55] HOSSEINI E, NAZAR D M, HOSSEINI N, et al. Developing a phenomenological model to simulate single and mixed scale formation during flow in porous media: Coupling a salt precipitation model with an ion transport equation under dynamic conditions[J]. *Petroleum Research*. 2023.
- [56] LI J, XIONG G, et al. Simulation of sandstone formation damage caused by solid particle invasion[J]. *Journal of Dispersion Science and Technology*. 2229899, 2023.
- [57] AGI A, JAAFAR M Z, MAJID Z A, et al. Dynamic modelling of reservoir fines retention by mesoporous silica nanofluid to improve oil recovery during low salinity water flooding of a consolidated sandstone[J]. *Geoenergy Science and Engineering*. 231(2023): 212328, 2023.
- [58] ZONG P, XU H, TANG D, et al. A dynamic prediction model of reservoir pressure considering stress sensitivity and variable production[J]. *Geoenergy Science and Engineering*. 225(2023): 211688, 2023.
- [59] 张锐, 王瑞和, 于世花, 等. 基于地质统计理论的储集层潜在伤害钻前预测方法[J]. 地球物理学报, 2009, 52(06): 1657-1662. [ZHANG R, WANG R H, YU S H, et al. Prediction method of reservoir potential damage before drilling based on geostatistical theory[J]. *Journal of Geophysics*, 2009, 52(06): 1657-1662.]
- [60] 黄春, 蒋官澄, 纪朝凤, 等. 基于径向基函数(RBF)神经网络的储层损害诊断技术研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2010, 18(02): 313-320. [HUANG C, JIANG G C, JI C F, et al. Research on reservoir damage diagnosis technology based on radial basis function (RBF) neural network[J]. *Journal of Applied Basic and Engineering Sciences*, 2010, 18(02): 313-320.]
- [61] 刘宝锋. 超深井储层潜在敏感性预测[J]. 石油钻探技术, 2008, (06): 30-33. [LIU B F. Prediction of potential sensitivity of ultra-deep well reservoirs[J]. *Oil Drilling Techniques*, 2008, (06): 30-33.]
- [62] QAZVINI S, GOLKARI A, et al. Experimental and modelling approach to investigate the mechanisms of formation damage due to calcium carbonate precipitation in carbonate reservoirs[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 205(2021): 108801, 2021.



- [63] 李琪. 储层保护综合智能软件系统的开发与应用[J]. 石油钻采工艺, 1996, (06): 36-41+97-98. [LI Q. Development and application of comprehensive intelligent software system for reservoir protection[J]. Oil Drilling and Production Technology, 1996, (06): 36-41+97-98.]
- [64] 肖立志. 机器学习数据驱动与机理模型融合及可解释性问题[J]. 石油物探, 2022, 61(02): 205-212. [XIAO L Z. Machine learning data-driven and mechanistic model fusion and interpretability[J]. Petroleum Geophysical Prospecting, 2022, 61(02): 205-212.]
- [65] LANZANOVA D, WHITNEY C, SHEPHERD K, et al. Improving development efficiency through decision analysis: reservoir protection in Burkina Faso[J]. Environmental Modelling & Software. 115(2019): 164-175, 2019.

(编辑 马桂霞)

**第一作者:** 沐华艳 (1997年—), 博士研究生, 研究方向为油气工程信息化与智能化技术, muhuyan@qq.com。

**通信作者:** 蒋官澄 (1966年—), 博士, 二级教授, 博士生导师, 研究方向为油田化学、储层保护等, m15600263100\_1@163.com。