

文章编号: 1000-0747(2021)01-0001-11

DOI: 10.11698/PED.2021.01.01

人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势

匡立春¹, 刘合², 任义丽², 罗凯¹, 史谔宇¹, 苏健², 李欣²

(1. 中国石油天然气集团有限公司科技管理部, 北京 100007; 2. 中国石油勘探开发研究院, 北京 100083)

基金项目: 国家自然科学基金科学中心项目/基础科学中心项目“数字经济时代的资源环境管理理论与应用”(72088101)

摘要: 针对石油勘探开发的实际需求, 阐述了人工智能技术在石油勘探开发领域的研究进展与应用情况, 探讨并展望未来人工智能技术在石油勘探开发领域的发展方向与发展重点。机器学习在岩性识别、测井曲线重构、储集层参数预测等测井处理解释方面初步应用, 并显现出巨大潜力; 计算机视觉技术在初至波拾取、断层识别等地震处理解释方面应用已有成效; 油藏工程领域深度学习和最优化技术已开始应用于水驱开发实时调控、产量预测等方面; 数据挖掘在钻完井、地面工程等领域的应用初步形成了智能化装备、一体化软件。未来人工智能在石油勘探开发领域潜在的发展方向为智能生产装备、自动处理解释和专业软件平台, 发展重点为数字盆地、快速智能成像测井仪器、智能化节点地震采集系统、智能旋转导向钻井、智能化压裂技术装备、分层注采实时监测与控制工程等技术。表 1 参 19

关键词: 人工智能; 测井解释; 地震勘探; 油藏工程; 钻完井; 地面工程

中图分类号: TE122.3

文献标识码: A

Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development

KUANG Lichun¹, LIU He², REN Yili², LUO Kai¹, SHI Mingyu¹, SU Jian², LI Xin²

(1. Science and Technology Management Department of CNPC, Beijing 100007, China; 2. PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration & Development, Beijing 100083, China)

Abstract: According to the actual demands of petroleum exploration and development, this paper describes the research progress and application of artificial intelligence technology in the field of petroleum exploration and development, and discusses the applications and development directions of artificial intelligence technology in the future. Machine learning technology has preliminary application in lithology identification, logging curve reconstruction, reservoir parameter prediction and other logging processing and interpretation, and has shown great potential. Computer vision is effective in the seismic first breaks picking, fault identification and other seismic processing and interpretation. Deep learning and optimization technology has been applied to reservoir engineering, and realized the real-time optimization of waterflooding development and prediction of oil and gas field production. The application of data mining in drilling and completion, surface engineering and other fields has formed intelligent equipment and integrated software. The potential development directions of artificial intelligence in the field of petroleum exploration and development are intelligent production equipment, automatic processing interpretation and professional software platform. The focus of development is digital basin, fast intelligent imaging logging tool, intelligent node seismic acquisition system, intelligent rotary steering drilling, intelligent fracturing technology and equipment, real-time monitoring and control engineering of separate layer injection and production.

Key words: artificial intelligence; logging interpretation; seismic exploration; petroleum engineering; drilling and completion; surface engineering

引用: 匡立春, 刘合, 任义丽, 等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(1): 1-11.

KUANG Lichun, LIU He, REN Yili, et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(1): 1-11.

0 引言

人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI)这一

概念最早诞生于 1956 年的达特茅斯会议上, 约翰·麦卡锡等学者将“使用机器模拟人类认知能力”的技术命名为“人工智能”^[1]。目前, 人工智能尚没有统一的

定义。笔者认为人工即人工制造,智能涉及到诸如意识、自我、思维等。简而言之,人工智能就是人工制造的意识、思维等。人工智能的关键技术包括机器学习、数据挖掘、自然语言处理、模式识别、计算机视觉、知识图谱等。近几年,随着大数据的增长、深度学习技术的出现以及算力的大幅提升,人工智能已呈现井喷式发展。人工智能被广泛应用到医疗、交通、互联网、农业等领域,成为第4代工业革命的核心驱动力,以及推动人类社会进入智能时代的决定性力量。

目前中国石油资源品位呈劣质化趋势,主力老油田普遍进入特高含水后期开发阶段,为了维护国家的经济稳定和石油安全,国内石油勘探开发的力度仍需进一步加大。全球科技正朝着数字化、信息化、智能化方向迅速发展,油气勘探开发智能化已经成为行业前沿热点和发展趋势,有望大幅度提高油气勘探开发作业效率和质量,降低成本和风险,提升复杂油气藏的勘探开发水平。

本文广泛调研人工智能在石油勘探开发领域的研究现状,结合油气勘探开发的实际需求,阐述人工智能在测井、物探、钻完井、油藏工程、地面工程5个

领域的研究进展与应用情况,探讨并展望未来人工智能的应用重点与发展趋势。

1 石油公司人工智能发展现状

采取开放式创新和产学研深度融合的模式、与IT公司合作是油气行业智能化发展的通用策略。国际石油公司通过与IT公司联手开展业务智能化探索,实现上游勘探开发业务的智能化,产生了道达尔+谷歌云、雪佛龙+微软、壳牌+惠普等跨界组合。例如,壳牌的智能油田(Smart Field)聚焦协同工作环境、智能井、光纤监测、生产实时优化、智能水驱和闭环油藏管理;雪佛龙的信息油田(i-Field)聚焦钻井优化、生产优化、油藏管理;英国石油公司(BP)提出的未来油田(Field of the Future)聚焦应用实时信息系统优化运营;俄罗斯天然气公司(GASPROM)的数字化转型计划(DT)优先实施数字化地质勘探、数字化大型项目、数字化生产、中游业务数字化生产、数字化HSE(健康、安全、环保)、数字化设施设备等12类项目。表1展示了全球重点石油公司及油服公司的人工智能发展战略。

表1 全球重点石油公司及油服公司人工智能发展战略对比

序号	企业	定位	技术平台	合作伙伴
1	英国石油公司	上下游业务,实现决策自动化	Sandy	Beyond Limits、Belmont Technology
2	壳牌	水平井定向控制,并筒钻探数据处理算法	Geodesic	微软
3	埃克森美孚	收集数据,整合解决方案	XTO	微软
4	道达尔	勘探开发智能化解决方案,智能化地震成像处理	云平台	谷歌
5	雪佛龙	勘探、开发、储罐和管道项目	DELFI	微软、斯伦贝谢
6	斯伦贝谢	勘探、开发、储罐和管道项目	DELFI	微软、雪佛龙
7	贝克休斯	地震建模、预测故障、优化供应链	桌面平台、Azure	NVIDIA、微软
8	哈里伯顿	储集层表征、建模和模拟	Azure	微软
9	中国石油	智能盆地、智能测井、智能物探、智能钻完井、智能采油、智能压裂、智能装备	梦想云平台、认知计算平台	华为
10	中国石化	智能工厂、智能油田、智能化研究院	油田智云工业互联网平台	阿里巴巴
11	中国海油	智能油田建设、勘探开发数据治理	智能油田技术平台	阿里巴巴

BP风投公司投资2000万美元于Beyond Limits公司,研发具有类似人类推理能力的人工智能平台,旨在提高决策速度,管理运营风险,实现决策过程自动化。2019年1月,BP投资500万美元于Belmont Technology公司,以进一步加强BP上游业务的数字化转型发展。

道达尔与谷歌签署协议,合作探索油气勘探和开发的智能化解决方案,聚焦地下成像的智能化处理与解释,特别是地震数据的处理解释,以提高勘探和评价油气田的效率。

壳牌与微软合作共同开发Geodesic平台,旨在提

高水平并定向控制的准确性和一致性,以精确钻入油气含量最高的地层。该解决方案可简化钻探数据处理算法,从而做出实时决策并更好地预测结果。

埃克森美孚与微软合作共同开发集成云平台,该平台可以安全可靠地从跨越数百千米的油田中收集实时数据。这些数据有助于公司在钻完井优化和人员部署方面做出更快更好的决策。

雪佛龙、斯伦贝谢、微软合作开发DELFI云计算平台,把大量信息整合到一个平台上,构建开放共享的数据生态环境,提高数据分析的效率。

哈里伯顿和微软结成战略联盟,将微软的Azure

智能云解决方案与勘探开发相结合,将深度学习应用于储集层表征、建模和模拟,创建高度交互的应用程序,实现油气勘探开发的数字化转型。

贝克休斯与 NVIDIA 合作,使用人工智能和 GPU 加速计算来帮助实时提取行业数据,从地震建模到预测机器故障和优化供应链,挖掘数据价值,降低油气勘探开发和加工运输的成本。2019 年 11 月,贝克休斯、C3.ai 和微软宣布合作,将微软云计算平台上的企业人工智能解决方案引入能源行业。

中国石油天然气集团有限公司(简称中国石油)启动建设了认知计算平台(E8),并在大港、大庆、长庆等油田开展试点应用。按照“两统一、一通用”(统一数据湖、统一技术平台、通用业务应用)的原则建立了梦想云平台。由中国石油科技管理部牵头开展了人工智能顶层设计,全面推动人工智能技术的探索性落地。

中国石油化工集团有限公司(简称中国石化)于 2012 年开始开展智能制造探索工作,陆续启动了智能工厂、智能油田、智能化研究院的规划、设计和建设工作,并建成油田智云工业互联网平台,将新一代信息技术与企业业务深度融合,推动了企业数字化转型升级。

中国海洋石油集团有限公司(简称中国海油)在 2020 年 3 月正式下发《集团公司数字转型顶层规划纲要》,提出数字化转型总体蓝图,打造智能油田技术平台,重点致力于智能油田建设和勘探开发数据治理。

2 人工智能在石油勘探开发中的应用现状

2.1 测井领域

自 1927 年诞生以来,测井技术历经 90 余年发展,已经从模拟测井、数字测井、数控测井,发展到成像测井,正在跨入智能测井时代。

2.1.1 测井数据采集

由于储集层的非均质性、探测对象的复杂化以及测井作业环境的多样化、复杂化,迫切需要在井下地层参数采集、测井数据传输等方面研究新的测量方式、工作模式,引入人工智能,实现更准确、更高效、更安全的作业和地质信息探测。

国外石油企业在数据采集、远程测井等方面已形成商用的产品。斯伦贝谢的远程测井中心、智能地层测试、具备智能处理解释能力的井筒软件 Techlog 等已经商用。其中,远程测井在全球部署 11 个数据服务器

中心、14 个远程测井中心,拥有 108 名操作工程师,实现专家远程协同工作和决策,20%的测井作业由远程测井中心完成,已完成上万井次作业。

国内方面,部分石油企业和科研机构已经针对网络化地面、智能绞车、远程测井等相关核心技术进行攻关,并已开始小批量应用。智能化井下机器人已经启动研发。

2.1.2 测井处理解释

测井数据具有数据体量大和多源异构等特点,测井处理解释过程中面临多解性、不确定性等难点,油气判识难度越来越大,亟需利用人工智能等技术来提高工作效率和解释符合率。近几年,人工智能在测井处理解释方面的应用主要集中在自动深度校正、自动报告生成、智能分层、曲线重构、岩性识别、成像测井解释、储集层参数预测、含油气性评价、横波速度预测、裂缝及缝洞充填物识别等方面。

智能曲线重构是利用深度学习、关联分析等算法寻找测井曲线之间的关联性,对错误的、不恰当的、缺失的测井曲线进行数据重造。所用到的人工智能算法包括神经网络、组合学习算法、聚类算法等。张东晓等^[2]提出了一种基于循环神经网络(RNN)即长短期记忆神经网络(LSTM)来重构测井曲线的方法,采用真实测井曲线进行验证后发现与传统方法相比精度更高。

岩性识别有两种途径,第 1 种是钻井取心,基于岩心样本分析判定岩性;第 2 种是通过测井曲线来识别岩性。对于第 1 种途径,随着扫描仪的不断更新换代,石油勘探开发领域积累了海量的薄片图像、CT 图像、扫描电镜图像等。目前国内外岩心图像分析软件(如 Avizo、PerGeos 等)可以实现岩性的自动识别,但大多是利用图像处理算法实现岩性识别,人机交互次数多、对专家经验依赖度高。应用较为广泛的薄片鉴定目前大部分依赖于人工鉴定,智能化水平偏低。将深度学习技术应用于岩心图像的处理领域还需要开展进一步研究。对于第 2 种途径,将专家解释处理完的数据作为训练样本,利用人工智能算法构建基于测井曲线的智能化岩性识别模型,实现岩性的智能化识别。江凯等^[3]利用提升树、决策树、支持向量机等算法,将专家解释后的测井数据作为训练样本,构建岩性预测模型,与录井岩性相比,预测准确率达到 80%以上。

成像测井主要是通过色度标定原理将原始测井曲线转换为反映地质特征的可视化图像。随着深度学习技术在图像分析领域的不断深入应用,研究人员将深

深度学习、图像处理等技术结合使用,实现了成像测井的自动解释。Ren 等^[4]利用 U-Net 等图像分割算法实现电成像测井图像地质特征边缘的自动识别,然后利用特征工程提取相关特征,最后基于机器学习算法实现地质特征的自动化分类。人工智能在成像测井图像处理解释方面的研究刚刚起步,制约其进一步发展的关键是缺少可供机器学习的标签数据。

人工智能算法在储集层参数预测方面的应用较早,早期学者主要是利用传统机器学习算法(如支持向量机、线性回归等)来预测孔隙度、渗透率、饱和度等参数。近几年,随着神经网络的不断发展,越来越多的学者开始利用 BP(前馈神经网络)、LSTM,以及 Random Forest(随机森林)、GBDT(梯度提升决策树)等组合学习算法预测储集层参数。

2.1.3 一体化软件

国外方面,以斯伦贝谢为代表,以 Petrel、Techlog、Eclipse 等 10 多项软件为核心,构建了数字化协同智能工作流程,降低了勘探开发的不确定性与风险。勘探开发认知一体化平台(DELFI)建立了智能处理解释工作流程,支持数据标准化、数据清洗、智能解释、成果提交等功能。井筒软件 Techlog 包括曲线敏感因素分析、预测与分类、曲线重建等系列智能化功能模块,支持智能解释。

国内方面,建成中国石油梦想云协同平台、测井处理解释一体化软件 LEAD 与全新一代多井评价软件 CIFlog 等应用平台,油藏描述与模拟、测井多井解释等方面的智能化应用初见成效,水平井地质导向系统初步形成。

2.2 物探领域

国际上“AI+物探”研究发展迅速。地球物理勘探长期以来一直是高性能计算、三维可视化、计算机网络等信息技术的一个重要应用领域,是较早实现数字化采集、处理和分析的一个领域。

2.2.1 物探装备

人工智能在物探装备方面的应用主要集中在可控震源、无人机、地震仪器等方面。智能可控震源可以根据具体的工区地表条件、深层地震地质条件调整出力大小、频率范围、扫描时间、相位等参数,具有安全、环保的特点。物探数据采集智能无人机可实现高精度地形探测、风险评估、节点监控、数据回收、物资投送、救援等工作。地震仪器方面已研发出 G3i(有线)、Hawk(节点)、eSeis(节点)等产品,OBN(海底采集节点)技术攻关解决了拖缆跨障能力差、观测

方位窄、海面噪声强、单分量接收等局限。

2.2.2 物探采集

随着云计算、人工智能、机器人、通信等技术的不断发展,物探采集在经历数字化发展阶段之后,将进入智能化发展阶段,具备以下特点:无感数字化、高度闭环自动化、核心装备“机器人”化、作业程序一体化、生产动态可预测,甚至具备一些大数据边缘计算的能力。

物探采集技术已经实现从传统地震队向数字化地震队的转变,数字地震队将物联网、云计算等 IT 技术与物探采集方法相融合,对施工任务、野外人员、装备、HSE 等进行无线化、可视化数字管理,优化施工工序,简化作业程序,实现智能激发、实时质量控制、远程技术支持与指挥调度。

2.2.3 地震数据处理与解释

在地震数据处理与解释方面,人工智能主要应用在地震构造解释(含断层识别、层位解释、岩丘顶底解释、河道或溶洞解释等)、噪声压制与信号增强、地震相识别、储集层参数预测、地震波场正演、地震反演、地震速度拾取与建模、初至拾取、地震数据重建与插值、地震属性分析、微地震数据分析、综合解释等方面。使用的核心技术主要是计算机视觉领域的目标检测、分割、图像分类与预测等。人工智能的应用在保证准确率的前提下,极大地提高了地震数据处理解释的效率。

基于深度学习的断层自动化识别逐渐成为一个典型应用方向。多位学者利用卷积神经网络,在合成地震记录数据集或者实际地震数据集上进行训练,构建断层智能识别模型,自动识别断层存在的概率及倾角等参数。Wu 等^[5]研发了一种基于编解码的卷积神经网络模型,该模型能够同时实现断层检测和斜率估计。为了训练网络,自动生成数千幅三维合成噪声地震图像和相应的断层图像、干净的地震图像和地震法向量。多个现场实例表明,该网络在断层探测及反射斜率计算中都明显优于传统方法。

近几年,基于深度学习的地震相识别方面的研究也逐渐增多。传统的地震相识别主要是对地震属性先聚类,再对地震波形分类,以识别地震相。随着机器学习等人工智能技术的发展与应用,越来越多的研究者将卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、概率神经网络(PNN)、深度神经网络(DNN)、生成对抗网络(GAN)等直接用于地震波形的分类识别。Zhang 等^[6]提出了一种基于 Google 开发的增强型编解

码结构 DeepLabv3+, 相比 CNN 模型和简单的语义分割模型 (如反褶积神经网络), 这种编解码结构在提取多尺度语义信息和恢复预测结果中更多像素级细节方面具有更高的精度和效率, 有望提高地震相识别的精度和效率。

地震反演主要是将常规的界面型反射剖面转换成岩层型的测井剖面, 把地震资料变成可与测井资料直接对比的形式。近年来, 人工智能技术在此领域的应用研究进展较大, 采用的算法以 CNN、RNN、DNN、波尔兹曼机和 GAN 等为主。Phan 等^[7]结合级联法与卷积神经网络, 通过最小化一个类似于反问题最小二乘解的能量函数来构建深度学习模型, 然后利用该网络进行叠前地震反演, 通过训练网络学习岩石性质与地震振幅之间的非线性关系来预测阻抗。反演算法要求在训练网络前对输入进行归一化处理, 并在网络应用后将结果转换为绝对值。结果表明, 该算法能够捕捉训练数据集的所有特征, 同时准确地重建井点的输入测井曲线, 并生成地质上合理的阻抗剖面。

初至拾取是后续地震处理和成像的基础。随着地震数据量的急剧增长, 人工采集是最耗时的方法。为了应对这些挑战, 需要开发稳健的自动拣选方法。Ma 等^[8]提出了一种利用改进的二维像素卷积网络自动提取初至波的方法。将事件拾取问题转化为二值化图像分割问题, 将第 1 次到达前后的信号分别标记为 1 和 0。利用钻孔地震资料进行了现场实例分析, 证明了该方法的有效性和与传统自动拾取方法相比的优越性。

2.3 钻完井领域

石油钻井在历经概念—经验—科学—自动化的发展过程后, 形成了以钻完井工艺原理、方法为指导, 以装备、工具、材料为手段的钻完井工程技术体系。钻完井工程技术基本实现了从经验步入科学化阶段, 目前正处于自动化与智能化交融发展阶段, 整体向智能化发展。

智能钻完井是一种全新的钻完井模式。智能钻完井要以智能软件系统为纽带, 依托地面智能装备、井下智能工具, 利用计算模型和智能决策技术将三者整合成一个闭环的系统并协同进行工作。井下智能工具主要是配备嵌入式芯片的智能钻机、智能钻头、智能钻杆、旋转导向系统等; 地面智能装备主要是具备工业控制核心系统的钻台机器人、起下钻自动控制装备、自动送钻装备等; 智能软件作为纽带, 将三者整合成一个整体, 根据井下地质情况和油藏位置, 实现高效、自动钻进到最佳的储集层位置, 并获得最大产能。国

内智能钻完井技术刚刚起步, 处于单项技术开发攻关前期, 装备、工具整体自动化、智能化程度与国外还有较大差距。

2.3.1 智能钻完井关键技术

智能钻完井关键技术包括井眼轨道智能优化、智能导向钻井、钻速智能优化等。

以地质工程的多源数据为基础的井眼轨道智能优化技术一般采用遗传算法、神经网络等人工智能算法实现井眼方位角等相关参数的优化。智能导向钻井技术的核心是利用人工智能算法, 通过对目标井眼轨迹的实时监控和分析, 并采用随钻地震技术、近钻头测量技术等钻井新技术, 实现钻井过程的随钻预测及自动控制。钻速智能优化方面, 大多采用大数据和智能优化算法对多目标钻井参数进行优化, 使地层-钻头-参数三者之间达到最佳匹配, 实现井斜、方位等参数动态优化设计, 与钻机联动, 自动发出操控指令, 从而智能优化机械钻速。常用的算法包括随机森林、人工神经网络、蚁群算法、粒子群算法等。

2.3.2 智能化钻完井装备

国外石油公司在地面装备方面, 已经开始规模化应用钻台机器人、起下钻自动控制、自动送钻系统、自动控压钻井、钻井液在线监测等技术。井下工具方面, 智能钻机、智能钻头、智能钻杆能够实现钻台无人化操作、钻井自动化精准控制, 大幅提高钻井效率, 降低钻井风险和人力成本。旋转导向钻井系统规模化商业应用, 实现了随钻、随测、随控, 既保障钻头高效破岩, 又实现智能导向。根据地质条件和油藏特征信息, 应用神经网络等方法建立以获得最大油气产能为目标函数的钻井工艺参数优化模型, 并将计算得到的最佳工艺参数与随钻随测实时获取的数据比较, 自动寻找最佳轨迹。

国内研制了自动化钻机, 基本实现了管柱自动化控制, 但传感器对部分状态检测的可靠性和有效性、设备在线预警与诊断准确性有待提升, 液压驱动设备自身运动精度不高, 智能化程度整体偏低。控压钻井装备基本实现自动化, 工控软件对井筒感知能力、地层识别能力有待提高。井下工具方面, 随钻测量等井下工具基本实现国产化, 但全面感知能力尚需提升, 在精准地质导向、精细地质评价、智能提速导航等方面需要进一步完善。

2.3.3 智能钻完井软件

应用软件方面, 数字孪生系统、自动化控制系统、钻井过程仿真、远程决策软件已商业化, 并不断发展

完善。国外以钻完井海量数据作为基础,引入机器学习、大数据、云计算等前沿技术,形成井筒环境预知方法及表征地层力学行为特征的体系,研发了钻完井大数据整合与分析平台、基于云平台的建井工程设计与智能优化系统、一体化压裂优化软件,大幅提升钻完井工程设计、复杂工况预测、分析优化与精准控制水平,实现钻完井工程最大限度的自动化、高效化、智能化。

哈里伯顿建井工程 4.0 引入大数据分析、钻井分析智能优化平台等,构建数字孪生井筒,覆盖钻前模拟预演、钻中分析实时决策、钻后回放分析等全过程。斯伦贝谢勘探开发认知一体化平台(DELFI)中的一体化钻井设计解决方案 DrillPlan 能够将钻井设计规划的时间从几周压缩到几天。康菲钻完井大数据分析平台(IDW)可简化数据收集、处理过程,同时能够对数据进行有效的分析,用于减少钻井时间、优化完井设计、提高对地层的认识等。

国内智能钻完井软件研发刚刚起步,基本具备钻完井设计、监测优化等功能,但由于数据标准不统一,信息共享不畅,物理模型与机器学习算法交叉融合度低等原因,在准确性、全面性和现场适用性方面需要改进。

2.3.4 智能钻完井一体化平台

斯伦贝谢新一代陆上“未来钻机”(Drilling System of the Future),将数字技术、装备、工具、软件有机组合成一套钻井系统,配备自动钻杆装卸装置,内置 1 000 多个传感器,能够监测超过 350 项钻机活动,不断提高自动化、智能化水平。

国民油井的钻机集成控制平台(eVolve)集成地面装备控制软件系统(NOVOS)、信息钻杆(Intelliserv)、随钻测量工具(BlackSteam)、分析优化软件(DrillShark)于一体,将井下采集的动态数据与地面数据结合分析处理,与综合性钻井仿真模型配合互动,借助 NOVOS 控制系统来实现整个钻井闭环控制。在 Eagle Ford 页岩地层 6 口水平井中应用,纯钻时间减少了 37%,但面临应用成本高、系统可靠性有待提升等问题。

2.4 油藏工程领域

油藏工程的核心任务是以渗流力学、油层物理为基础,研究油气藏开发过程中油、气、水的运移规律和驱替机理,从而采取相应的工程措施,达到合理提高开采速度和采收率的目的。工业 4.0 时代,智能油藏工程成为一种必然趋势,其核心要义就是借助计算机

算法及软件工具充分认识储集层和流体渗流规律,实现智能化动态管理和生产预测。

2.4.1 油藏动态分析与模拟

油藏工程涉及的面较为广泛,本文仅针对人工智能在油藏动态分析与模拟方面的应用进行了简要概述。总体而言,油藏工程主要是通过油藏数值模拟和油藏工程方法两种方式来实现动态分析和模拟。目前,人工智能应用主要集中在水驱开发实时调控、产量预测、饱和度预测、生产措施优选、数值模拟等方面。

水驱开发实时调控方面,主要是利用最优化、数据挖掘等技术来优化生产参数。贾德利等^[9]在动态观测数据的约束下,采用传统的数值模拟及优化算法,通过自动识别分层注采流动关系来计算区块分层注采井间的流动关系。同时,采用多层多向产量劈分技术计算采油井分层分方向的产液量与产油量,量化注水效果指标。通过机器学习算法评价多井分层的注水效果、分析注水调整方向,从而提出了一套大数据驱动下的精细注水方案优化方法。结合油田试验,初步实现了以注水方案设计、智能优化和同步调整为核心的油藏和采油工程一体化技术。贾虎等^[10]以碳酸盐岩油藏为研究对象,采用流线聚类方法,对水相驱动能力不同的流线实现区分,并进一步对同一注采井间流线进行细分,从而提出了针对流线模拟结果的流场识别方法,以实现基于流线聚类人工智能方法的水驱油藏流场识别,为注水优化、井网层系调整、深部调剖等方案决策提供依据。

产量预测方面,部分学者利用循环神经网络,将油藏静态参数、动态参数以及生产参数作为输入,预测累计产油量/产液量。王洪亮等^[11]以油田生产的历史数据为基准,同时考虑到产量指标与其影响因素之间的联系以及产量随时间变化趋势和前后关联,利用深度学习领域中的长短期记忆神经网络(LSTM)来构建相应的油田产量预测模型,以达到预测油田特高含水期产量的目标。相较于传统水驱曲线方法和 FCNN(全连接神经网络)模型,该模型具有更准确的预测结果。Kubota 等^[12]根据大量的历史数据提取隐藏的模式和潜在的关系,采用两种机器学习算法,即线性回归和递归神经网络,不需要地质模型或油藏数值模拟,仅通过注入历史、生产历史和生产井数量这 3 组时间序列,实现注水和注蒸汽的成熟陆上油田的产油量预测。Bao 等^[13]将递归神经网络应用于控制参数和历史产量数据,将控制参数(流量与井底压力)与预期产量数据(如生产率和含水率)直接联系起来,实现了端到端

的产量预测 workflow, 更好地进行油藏表征和生产预测, 可用于在油藏投产时快速指导开发。

饱和度预测方面, Tariq 等^[14]采用差分进化 (DE)、粒子群优化 (PSO) 和协方差矩阵自适应进化策略 (CMAES) 等优化算法对功能网络 (Functional Network) 模型进行了优化, 以岩石物理测井资料为输入资料, 以含水饱和度为输出参数, 建立了含水饱和度预测模型。实验表明, 当与岩心实验值相比较时, 该模型预测含水饱和度的精度为 97%。Shahkarami 等^[15]采用神经网络技术开发并验证用于油藏模拟历史拟合、敏感性分析和不确定性评估的智能代理模型。通过对两个油藏案例的分析, 验证了模型在产量、油藏压力和相饱和度等方面有较好的预测效果, 并可以提高运算速度。

生产措施优选方面, Artun 等^[16]基于模糊推理系统, 将所有相关参数转化为具有低、中、高类别隶属函数的模糊变量, 以此构建了基于人工智能的决策方法, 用于识别致密砂岩气储集层中有重复压裂潜力的候选井。Sengel 等^[17]为了预测目标油藏的未来生产动态, 探索可能提高采收率的方案, 提出了一种人工智能方法, 消除了数据有限的情况下处理高度复杂、非均质碳酸盐岩储集层时固有的不确定性。该方法提供了更准确的储集层描述, 并简化了动态模型的标定, 提高了历史拟合的质量。

数值模拟方面, 部分学者尝试利用已有的历史数据构建智能模型, 实现自动历史拟合, 加快数值模拟的速度。Zhang 等^[18]开发了将内部数值模拟程序包和基于人工神经网络的专家系统相结合的神经模拟协议, 建立了神经模拟工作流程, 以允许专家系统使用数值模拟模型生成的数据自动更新其知识库。Costa 等^[19]运用神经网络模型和遗传算法解决了油田的历史拟合问题。在此应用中, 对人工神经网络专家系统进行了培训, 以模仿高保真数值模型, 从而预测油田生产数据。

2.4.2 一体化分析软件

国外油藏动态分析与预测方面的一体化分析软件包括: 斯伦贝谢的 Eclipse 以及升级版软件 INTERSECT; 兰德马克的油藏数值模拟软件 VIP; 俄罗斯 RFD 公司的 tNavigator 等。这些软件均利用机器学习、最优化等人工智能技术进行自动历史拟合, 加速模拟速度, 从而提升了软件的智能化水平。

国内由中国石油勘探开发研究院自主研发的 HiSim 正在加速推进与深度学习、机器学习等人工智能技术的融合, 进一步提高模拟效率和智能化水平。

基于计算几何、形态学和最优化等方法研发的 IRes 油藏分析软件实现了分层注采水驱开发的实时监测与智能控制。

2.5 油气田地面工程领域

油气田地面是“无围墙油气生产工厂”, 构建油气田地面数字孪生体是智能化的关键环节。智能油气田地面工程是通过三维设计和数字化交付构建数字油气田地面系统, 在数字孪生体植入动态生产数据和智能应用, 在虚拟生产环境中实现对真实生产环境的感知、分析、预测、优化和决策, 从而实现对物理油气田地面系统生产运行状态的预测分析, 持续优化生产运行。

2.5.1 地面工程关键技术

油气田地面工程经历了手动、自动化、数字化生产阶段, 目前正在与人工智能技术融合, 打造具有“感知-分析-预测-优化-决策-执行”能力的智能油气田。油气田地面工程的关键技术包括数字化交付、油气田数字计量、油气管网流动保障和运行优化、站场生产运行优化等。

油气田地面工程实现智能化的关键是以三维设计为基础实现数字化交付, 构建油气田地面数字孪生体。三维设计可以实现多专业协同设计、各参建方实时审查、各相关方共同优化, 各阶段无缝衔接、管理高度统一协调, 最大限度优化建设方案、加快建设进度、提高工程质量。数字化交付为打造数字化资产、实现数字化转型、实现生产运行的优化奠定了基础。但目前数字化交付内容和深度不统一, 交付后的平台只有工程建设数据, 生产数据尚待加载, 资产同生共长生态尚未形成, 数据价值尚待挖掘。

在油气田数字计量方面, 将数字化、自动化技术引入计量站是汇集油井油气、计量单井液量和提高计量工作效率的必要手段。目前主流技术主要是采用基于数字仿真与强化学习的技术原理进行数字单井计量。此外, 部分油田已经实现利用功图计量替代计量站的工作, 整体上控制了投资并简化了集输管网。但在低产、高油气比、深井、稠油等复杂情况下适应性差、诊断符合率低、计量误差较大。而在气田领域, 部分国外软件公司已经实现了单井数字计量替代实体计量, 取消井口分离器和集气站, 实现多井串接, 简化集输工艺流程。

在油气管网方面, 由于油气集输是油气田开采运输中的一个重要步骤, 而实际的油气田产出介质组成和流态复杂, 存在结蜡、腐蚀冲刷、管网失效等风险, 流程环节较多且具有复杂性, 极大地影响油气集输管

网安全平稳运行。国外部分软件已经基本可以实现流动保障,并可以实现腐蚀冲蚀速率监测、清管和停输再启动作业管理。国内部分软件可以模拟油气集输管网中的复杂流动状态,但尚未与生产结合开展油气管网流动保障业务,相关技术的研究与应用有待观察。

油气站场是油气生产的核心系统,实施油气站场生产运行优化,可以保持系统最佳运行状态,降低能耗和用工、提高系统安全程度。目前国外部分软件已经可以初步实现站场局部单元生产能耗管控、运行参数优化、生产指标控制、工况诊断等的智能运行优化。国内尚没有成熟大型站场工艺模拟软件,主要依赖国外公司大型工艺软件。

2.5.2 地面工程智能化装备

国外无人机/机器人巡检已经进入商业化应用阶段。机器人在井场、增压点、集气站、联合站、处理厂巡检,无人机定期在管道沿线巡线,通过图像识别和大数据分析发现风险,实现智能预警、报警,识别准确率达到95%,同时减少了人工成本,改善了员工工作环境和条件。而国内探索应用刚刚起步。

2.5.3 地面工程智能化软件

国外已经有商业化的大型工艺软件开发了在线模拟版,可以构建生产系统工艺孪生体,实施抓取生产动态数据进行在线模拟,实现动态仿真。可感知生产运行状态、预知预测工况状态、发现异常趋势,优化生产。

斯伦贝谢公司推出的PIPESIM多相流稳态模拟软件,在石油行业内已经得到了广泛的应用。从早期工程设计阶段的井身结构设计、人工举升系统设计,管线、地面设备以及整体管网设计,到后期日常运营管理阶段的井筒优化等,该软件涵盖了常规油气藏、非常规天然气以及稠油油藏,不仅适用于模拟海上集中管理的小型油气田生产系统,而且适用于规模庞大的陆上油气田集输管网系统。还有NSI公司推出的水力压裂三维设计软件StimPlan,具有压裂设计、压裂分析和优化的全部功能,同时还具有酸压设计、压裂充填设计功能,适用于常规砂岩储集层、非常规油气储集层和直井、水平井、定向井等。凭借全面的集成工具包与严格的几何模型,该软件能最大限度地提高油井性能,并通过节约支撑剂与水处理来降低油井成本和对环境的影响。此外,其他的单井压裂设计软件FracproPT、Terrfrac、GOHFER等,在完井设计、分析和优化方面有着优越的性能。

国内中国石油勘探开发研究院开发的基于Web的

大型采油工程优化决策软件PetroPE,在油气藏产能、杆管受力及地面抽油设备运动规律一体化分析基础上,能够实现各种井型、举升方式的油气井生产优化和诊断决策。在3万多井次的测试中,其工况诊断符合率达93%,大幅提升了油田生产效率和管理水平。

总体而言,国内在油气田地面工程的智能化方面与国外尚有差距,亟待继续完善和商业化,解决瓶颈问题。

3 人工智能在石油勘探开发领域应用时面临的挑战与发展方向

企业数字化转型发展是借助物联网、云计算、大数据、人工智能、区块链等信息技术,前端实现自动采集、自动传输、实时感知,中端实现安全存储、实时监视、集中管控,后端实现智能分析、数据共享与技术支持。前、中、后端的一体化协同、高效联动与数据共享,快速推动了传统业务流程重构与工作方式变革。人工智能在其中发挥了中枢纽带作用。

人工智能技术有望突破石油勘探开发面临的瓶颈问题,实现管理模式由传统竖向独立管理向一体化协同运行、扁平化管理模式转变,重构业务流程,实现提质、降本、增效,助力企业的数字化转型发展。人工智能技术主要从以下几个方面对传统业务流程进行重构:一是自动化数据采集设备,为油气勘探开发提供实时动态数据;二是智能化分析处理软件,提高人工解释处理的效率,减少对专家经验的依赖度,优化人力资源,节省人工成本;三是无人机、电子巡检代替人工作业,实现无人值守,提高员工幸福指数;四是安全预警,实现事前控制,减小问题发现及信息传递的时间,降低生产维护成本;五是生产动态管理,提升应急处置能力,减小产量损失。

3.1 人工智能在石油勘探开发领域应用时面临的问题与挑战

数据已经成为一种新生资源,不仅推动着社会经济的发展,而且促使人工智能的不断进步。然而,石油勘探开发领域的人工智能应用往往会陷入不断升级装备和软件的误区,最终导致离线的机器、碎片化的软件和割裂的数据。人工智能要达到工业级应用需要具备足够高质量的数据、关系明确的应用场景、科学恰当的算法模型等条件。开展探索性研究相对容易,但工业级别落地应用时面临重重困难。

客观方面,储集层的非均质性导致石油地质问题

具有多解性、不确定性,难以获得供机器学习的“教材”(标签数据),而高质量的标签数据是人工智能技术实现工业化应用的关键。地质数据获取成本往往较高,因而获取的数据多为“小样本”,数据量无法满足深度学习的要求。由于石油勘探开发数据具有极强的专业性和特殊性,通用人工智能算法无法直接使用,在使用迁移学习技术提高训练准确率的时候需要引用已有的相关预训练模型,由于石油勘探开发应用场景的特殊性,无法在已有的资源库中找到合适的预训练模型和先验知识。这些都在一定程度上阻碍了人工智能应用的进度。

主观方面,受限于管理体制、数据现状等方面的影响,人工智能落地应用面临重重困难。目前勘探开发领域的人工智能研究呈现爆发式增长,但缺乏系统性梳理,在一定程度上造成了资源浪费、重复投资。勘探开发数据普遍呈现出体量大、多源异构等大数据特点。然而“数据大”不等于“大数据”,目前石油勘探开发数据标准不一致、数据质量参差不齐,没有实现数据共享,这导致人工智能应用缺乏数据基础。同时,人工智能应用场景不明确、不系统,其发展目标和技术路线不清晰,“油气+智能”的关键基础理论和技术装备缺乏。因此,在人工智能应用时,如何重构管理流程,实现人工智能对提质、增效、降本的助推作用,是未来企业面临的巨大挑战。

3.2 人工智能应用发展方向

人工智能技术必将为实现油气全产业链突破提供新动能。结合石油勘探开发需求及人工智能技术研究现状,未来的应用发展方向主要包括以下3个方面。

①智能生产装备。随着深度学习、自然语言处理、语音识别、强化学习等技术在机器人中的不断成功应用,工业机器人逐渐走向成熟。越来越多的石油公司开始使用机器人代替人类进行危险作业。目前,机器人已经成功应用到了管道巡检、深水作业、高危作业等领域。无人机技术逐渐在石油勘探开发领域应用,尤其是物探领域,可实现地质探测、数据采集、视频监控、物资投放、工程救援等工作。同时,由于专业软件的嵌入应用,石油勘探开发生产装备的智能化水平越来越高。未来,嵌入物联网、机器视觉、深度学习等技术的智能生产装备将大大降低生产成本,提高生产效率。

②自动处理解释。数据挖掘和数理统计等分析技术在石油勘探开发领域的应用较为成熟,广泛应用到测井曲线解释、储集层参数预测等领域。近几年,随

着深度学习、集成学习、迁移学习等技术的不断发展,其在图像处理、分析预测等方面展现出较为显著的优势。未来,深度学习、集成学习、迁移学习、强记忆学习等技术有望在岩石物理、地震图像、测井曲线、数字岩心、生产运行等数据的自动分析处理方面得到深度应用。

③专业软件平台。人工智能技术的载体与核心是勘探开发专业软件 and 信息系统。专业软件是最主要的研究工具,也是专家智慧的结晶和成果,是石油公司和服务公司的核心竞争力。随着人工智能算法在数据自动采集、智能分析处理等方面的应用,一些专业软件利用机器学习、机器视觉、数据挖掘等算法进一步提高软件的智能化分析水平,并致力于在数据共享的基础上,实现协同研究。Petrel、Techlog、Eclipse等专业软件通过不断引入人工智能技术,提高了智能化分析水平,实现了工程一体化模拟与设计。未来,行业内已有的知名专业软件将进一步加大对人工智能技术的研发,智能化水平有望进一步提高。同时,随着人工智能技术的不断深化应用,一部分新的专业软件有望应需而生。

3.3 人工智能应用发展重点

人工智能应用应该以点带面、逐步推广,结合勘探开发业务的实际需求,未来人工智能技术应用的重点发展方向包括智能盆地、智能测井、智能物探、智能钻完井、智能压裂、智能采油等。未来5年的发展重点包括数字盆地、快速智能成像测井仪、智能化节点地震采集系统、智能旋转导向钻井、智能化压裂技术装备、分层注采实时监测与控制工程技术等。

国外借助1998年“数字地球”概念的推动,已完成数字盆地建设,中国数字盆地建设还没有统一的模式和标准,理论研究居多,实际应用偏少。未来5年,利用大数据和人工智能技术,基于国内外成熟盆地的勘探开发成果,对盆地进行勘探开发全生命周期的分析,形成智能勘探决策系统,指导剩余优质油气资源空间分布预测,明确勘探重点和目标。

智能测井方面,国外Scanner三维扫描成像系列齐全并规模应用。国内EILog快速与成像系统规模应用,全域成像和随钻成像系统形成样机,稳定性、可靠性、实用性等方面与国外差距较大,不能满足工业化规模应用需求。未来的发展重点在于研发稳定、可靠的快速智能成像测井仪并规模应用,产品指标达到国际先进水平。

智能物探方面,强带道、低成本、宽频带、高效

率的采集技术是实现高精度地球物理勘探的关键,当前国内外节点采集系统都是基于本地存储的盲采式采集,均采用模拟电路检波器,勘探频带受限。未来的发展重点是建设数字节点采集系统、震电一体化采集系统,打造陆上百万道级、深海 1 000 m 智能化节点地震采集系统。

智能钻完井方面,国外已形成不同导向模式、不同造斜能力、多尺寸导向成熟产品,能满足复杂地层和恶劣工况下钻完井作业,具备大规模作业能力,成为页岩油气开发的“芯片式”技术。国内产品稳定性、可靠性、实用性和使用寿命等方面,不能满足工业化规模应用需求。未来的发展重点是形成具有高机械钻速、高井眼轨迹控制精度、高工作可靠性等优势的智能高造斜率旋转导向随钻测控技术与装备。

智能压裂方面,目前国内智能电驱压裂装备与国外存在差距,国外 2500 型压裂泵车单车最大排量 $4.9 \text{ m}^3/\text{min}$,而国内为 $2.8 \text{ m}^3/\text{min}$,不能满足非常规油气开采高压、大排量、高砂比、连续作业的高强度压裂作业需求和中国山地、黄土塬地貌作业需求。未来的发展重点是形成大功率电驱成套压裂装备、智能全生命周期管理系统、智慧压裂作业系统,实现“小体积、大功率和智能化”压裂作业。

智能采油方面,国内油田水驱开发为主,技术国际领先,由于陆相沉积油藏层系多、非均质性强,导致高含水开发阶段采收率整体偏低,实施精细化、智能化分层注采开发是提升采收率的重要途径。未来的发展重点是形成智能化分层注采实时监测与控制工艺技术系列,以及油藏-工程一体化智能优化生产系统。

3.4 人工智能应用发展建议

人工智能应用应采取近期发展战略和远期发展战略相结合、点和面相结合的原则,在顶层设计、数据管理、研发布局、人才培养、价值提升等方面统筹考虑,实现创新协同发展。近期发展战略是强化认识,跟跑学习,特别是要提升各级管理层的认识与知识水平。以业务应用为主、跟进基础研究,以点带面,逐步推广,配套制度建设,构建科学完善的人工智能应用体系。具体包括以下几个方面。

①强化顶层设计。一是行业层面,院士、管理者、资深专家可联合倡议,使各大油企能够统一认识,有效协同,充分发挥社会主义市场经济条件下的新型举国体制优势;二是在企业层面,应坚持业务导向、问题导向、目标导向,一体化设计、一体化组织、一体化推进,打通数据流,重构业务流,实现企业管理模式的

创新、变革、转型;三是在专业层面,应“软”、“硬”兼施,以建推用、以用促建,以用为先,迭代推进。

②加强数据治理。“数据大”不等于“大数据”,标准规范的数据和训练样本库是人工智能应用的基础,人工智能应用应当将数据治理放到首位,统一数据标注、推进数据互通,加强数据治理,进一步建立数据信任机制和管理模式,提升数据共享的规范性与合规性。

③重视人才培养。人工智能算法工程师与油田工程师之间往往存在“听不懂、说不清、合不来”现象,在数字化向智能化转化的进程中,导致不同程度存在“建得多、用得少”的问题。同时,由于石油勘探开发和人工智能这两个领域所涵盖的学科太广,复合型人才培养难度大、周期长。因此,应当加强校企合作、石油企业与 IT 企业的深度合作来培养复合型人才。

④推进合作共享。应探索建立“跨行业、跨企业、跨专业”的创新联合体,推进油企与 IT 企业之间、传统油企之间、不同专业之间的跨界融合,实现边界突破,构筑完善的石油工业智能技术研发体系。

⑤实现算法自主。经过了信息化建设阶段,油气行业已经形成且每时每刻还在形成的海量数据已经基本可控,网络和节点支撑了一定的算力,应加强对核心算法的研究攻关,形成具有自主知识产权的算法体系,为石油工业智能化发展提供基础支撑。

4 结语

人工智能在石油勘探开发领域的应用刚刚起步,尚未形成颠覆性成果,却又显现出巨大的潜力,已有的研究成果归纳为三个方面:一是智能装备初步应用,无人机、机器人等代替人类进行巡检操作,初步应用到管道巡检、无人值守平台等场景中;二是大数据、机器学习等技术应用到了勘探开发数据的分析处理上,但现阶段大多是“点”上的应用,尚未形成“面”上的推广;三是大多数企业意识到了数据共享的重要性,开始研发一体化分析平台、集成软件等。

人工智能在石油勘探开发领域已开展的应用探索主要集中在测井处理解释(如岩性识别、曲线重构等)、地震处理解释(如初至波拾取、断层识别等)、水驱开发实时调控、产量预测等方面,智能算法的应用提升了一体化分析软件的智能化水平,智能芯片的嵌入实现了智能装备。由于人工智能算法需要建立在大数据基础上,对算法的输入和输出之间的映射关系要求明确、清晰,而油气储集层地下条件复杂多变,石油勘探开发面临多解性、小样本等问题,人工智能的应用推广

难度大,因而人工智能在石油勘探开发中的落地应用不宜全面铺开,应以点带面,逐渐推动。未来石油勘探开发领域人工智能的发展重点包括数字盆地、快速智能成像测井仪、分层注采实时监测与控制工程等技术。

参考文献:

- [1] MCCARTHY J, MINSKY M L, ROCHESTER N, et al. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence[J]. AI Magazine, 2006, 27(4): 12-14.
- [2] 张东晓, 陈云天, 孟晋. 基于循环神经网络的测井曲线生成方法[J]. 石油勘探与开发, 2018, 45(4): 598-607.
ZHANG Dongxiao, CHEN Yuntian, MENG Jin. Synthetic well logs generation via Recurrent Neural Networks[J]. Petroleum Exploration and Development, 2018, 45(4): 598-607.
- [3] 江凯, 王守东, 胡永静, 等. 基于 Boosting Tree 算法的测井岩性识别模型[J]. 测井技术, 2018, 42(4): 395-400.
JIANG Kai, WANG Shoudong, HU Yongjing, et al. Lithology identification model by well logging based on boosting tree algorithm[J]. Well Logging Technology, 2018, 42(4): 395-400.
- [4] REN Yili, GONG Renbin, FENG Zhou, et al. Valuable data extraction for resistivity imaging logging interpretation[J]. Tsinghua Science and Technology, 2020, 25(2): 281-293.
- [5] WU X, LIAN L, SHI Y, et al. Deep learning for local seismic image processing: Fault detection, structure-oriented smoothing with edge-preserving, and slope estimation by using a single convolutional neural network[R]. San Antonio: 2019 SEG Annual Meeting, 2019.
- [6] ZHANG H, LIU Y, ZHANG Y, et al. Automatic seismic facies interpretation based on an enhanced encoder-decoder structure[R]. San Antonio: 2019 SEG Annual Meeting, 2019.
- [7] PHAN S, SEN M. Deep learning with cross-shape deep Boltzmann machine for pre-stack inversion problem[R]. San Antonio: 2019 SEG Annual Meeting, 2019.
- [8] MA Y, CAO S, RECTOR J W, et al. Automatic first arrival picking for borehole seismic data using a pixel-level network[R]. San Antonio: 2019 SEG Annual Meeting, 2019.
- [9] 贾德利, 刘合, 张吉群, 等. 大数据驱动下的老油田精细注水优化方法[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(3): 629-636.
JIA Deli, LIU He, ZHANG Jiqun, et al. Data-driven optimization for fine water injection in a mature oil field[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(3): 629-636.
- [10] 贾虎, 邓力琿. 基于流线聚类人工智能方法的水驱油藏流场识别[J]. 石油勘探与开发, 2018, 45(2): 312-319.
JIA Hu, DENG Lihui. Oil reservoir water flooding flowing area identification based on the method of streamline clustering artificial intelligence[J]. Petroleum Exploration and Development, 2018, 45(2): 312-319.
- [11] 王洪亮, 穆龙新, 时付更, 等. 基于循环神经网络的油田特高含水期产量预测方法[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(5): 1009-1015.
WANG Hongliang, MU Longxin, SHI Fugeng, et al. Production prediction at ultra-high water cut stage via Recurrent Neural Network[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(5): 1009-1015.
- [12] KUBOTA L K, REINERT D. Machine learning forecasts oil rate in mature onshore field jointly driven by water and steam injection[R]. SPE 196152-MS, 2019.
- [13] BAO Anqi, GILDIN E, HUANG Jianhua, et al. Data-driven end-to-end production prediction of oil reservoirs by EnKF-enhanced Recurrent Neural Networks[R]. SPE 199005-MS, 2020.
- [14] TARIQ Z, ABDULRAHEEM A. An artificial intelligence approach to predict the water saturation in carbonate reservoir rocks[R]. SPE 195804-MS, 2019.
- [15] SHAHKARAMI A, MOHAGHEGH S. 智能代理在油藏建模中的应用[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(2): 372-382.
SHAHKARAMI A, MOHAGHEGH S. Applications of smart proxies for subsurface modeling[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(2): 372-382.
- [16] ARTUN E, KULGA B. 基于模糊推理的致密砂岩气储集层重复压裂井选择方法[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(2): 383-389.
ARTUN E, KULGA B. Selection of candidate wells for re-fracturing in tight gas sand reservoirs using fuzzy inference[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(2): 383-389.
- [17] SENGE A, TURKARSLAN G. Assisted history matching of a highly heterogeneous carbonate reservoir using hydraulic flow units and artificial neural networks[R]. SPE 200541-MS, 2020.
- [18] ZHANG Jian. Development of automated neuro-simulation protocols for pressure and rate transient analysis applications[D]. University Park, PA, USA: The Pennsylvania State University, 2017.
- [19] COSTA L A N, MASCHIO C, SCHIOZER D J. Application of artificial neural networks in a history matching process[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2014, 123: 30-45.

第一作者简介: 匡立春(1962-), 男, 山东五莲人, 中国石油天然气集团有限公司科技管理部教授级高级工程师, 主要从事油气勘探研究和科技管理工作。地址: 北京市东城区东直门北大街9号, 邮政编码: 100007。
E-mail: klc@petrochina.com.cn

联系作者简介: 任义丽(1987-), 女, 山东阳信人, 硕士, 中国石油勘探开发研究院人工智能研究中心高级工程师, 现为中国石油勘探开发研究院在读博士, 主要从事人工智能在石油勘探开发中的应用研究。地址: 北京市海淀区学院路20号, 中国石油勘探开发研究院人工智能研究中心, 邮政编码: 100083。E-mail: renyili@petrochina.com.cn

收稿日期: 2020-09-19 修回日期: 2020-12-25

(编辑 胡苇玮)