

◀油气开发▶

doi:10.11911/syztjs.2022115

引用格式: 张世昆, 陈作. 人工智能在压裂技术中的应用现状及前景展望 [J]. 石油钻探技术, 2023, 51(1): 69-77.

ZHANG Shikun, CHEN Zuo. Status and prospect of artificial intelligence application in fracturing technology [J]. Petroleum Drilling Techniques, 2023, 51(1): 69-77.

人工智能在压裂技术中的应用现状及前景展望

张世昆^{1,2}, 陈 作^{1,2}

(1. 页岩油气富集机理与有效开发国家重点实验室, 北京 102206; 2. 中石化石油工程技术研究院有限公司, 北京 102206)

摘 要: 随着人工智能理论和计算机技术的快速发展, 智能化和数字化已成为推动储层压裂技术发展的重要力量。针对压裂技术智能化发展, 阐述了人工智能技术在地质参数预测、压裂参数优化设计、压裂施工实时诊断与调控、压裂工具及材料研发等方面的研究进展与应用情况, 分析了当前智能压裂技术发展存在的主要问题与今后的重点发展方向, 认识到智能压裂技术仍处于探索试验阶段, 国外在“甜点”智能识别、压裂参数优化、现场施工智能化控制等方面的研究已走在前列, 并在北美地区多个区块的压裂服务中成功应用, 国内仅在压裂大数据机器学习、智能化压裂材料等方面进行了早期探索, 在智能压裂装备、工具、实时监测诊断和现场智能化调控等方面的研究与应用较少, 与国外存在较大差距。分析认为, 数据样本可靠性差、一体化智能压裂方法与装备欠缺和多领域交叉人才缺乏等是影响智能压裂技术快速发展的关键问题, 并预测随着万物互联技术的发展, 将形成智能化完井压裂系统, 不需要人工干预即可完成储层评估、“甜点”识别、压裂参数优化设计、现场调控和压后评估等工作, 真正实现一体化智能储层改造。

关键词: 人工智能; 机器学习; 储层压裂; 应用现状; 发展前景; 一体化

中图分类号: TE357.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-0890(2023)01-0069-09

Status and Prospect of Artificial Intelligence Application in Fracturing Technology

ZHANG Shikun^{1,2}, CHEN Zuo^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Shale Oil and Gas Enrichment Mechanisms and Effective Development, Beijing, 102206, China; 2. Sinopec Research Institute of Petroleum Engineering Co., Ltd., Beijing, 102206, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence (AI) theory and computer technology, intelligence and digitalization have become important forces to promote the fracturing technology of reservoirs. In terms of the intelligent development of the fracturing technology, the research progress and application of AI technology in the prediction of geological parameters, optimization design of fracturing parameters, real-time diagnosis and control of fracturing construction, and development of fracturing tools and materials were introduced. The main problems existing in the development of the intelligent fracturing technology as well as the key development direction were analyzed. It suggests that the intelligent fracturing technology was still in the stage of exploration and trial. Foreign countries have taken the lead in the intelligent identification of sweet spots, optimization of fracturing parameters, and intelligent control of field construction, and they have obtained successful applications in fracturing services in several fields in North America. China has only carried out early exploration in fracturing big data machine learning, intelligent fracturing materials, and there was no significant progress in intelligent fracturing equipment and tools, real-time monitoring and diagnosis, and intelligent field control. Therefore, there is a gap between China and other countries. The key problems affecting the development of intelligent fracturing technology were proposed, including the poor reliability of data samples, the lack of integrated intelligent fracturing methods and equipment, and the shortage of interdisciplinary talents. It was also predicted that with the development of the Internet of Everything technology, an

收稿日期: 2021-12-17; 改回日期: 2022-11-24。

作者简介: 张世昆 (1991—), 男, 山东平度人, 2015 年毕业于中国石油大学 (北京) 石油工程专业, 2020 年获中国石油大学 (北京) 油气井工程专业博士学位, 助理研究员, 主要从事非常规油气储层改造工作。E-mail: zhangsk.sripe@sinopec.com。

通信作者: 陈作, chen.zuo.sripe@sinopec.com。

基金项目: 国家重点研发计划项目“干热岩能量获取与利用相关科学问题研究” (编号: 2018YFB1501802)、国家自然科学基金项目“海相深层油气富集机理与关键工程技术基础研究” (编号: U19B6003) 联合资助。

intelligent completion fracturing system would be developed, which could complete reservoir evaluation, the sweet spot identification, optimization design of fracturing parameters, field control, post-fracture, etc. without human intervention. At that point, the integrated intelligent reservoir stimulation could be truly realized.

Key words: artificial intelligence; machine learning; reservoir stimulation; application status; development prospect; integration

“人工智能”概念于1956年首次被提出,是指机器在处理任务时具有与人类相类似的能力,可以自动识别和解决问题,且可以跟人脑一样具备一定的自我学习能力,其核心思想是让机器能够自主判断,完全或部分代替人类决策,并使解决问题的工作效率最大化和收益最优化^[1]。20世纪50年代,由于理论、硬件等条件缺乏,人工智能停留在“推理期”;20世纪80、90年代进入低谷期。进入21世纪后,随着机器学习、深度学习、大数据等智能方法及计算机技术取得突破,人工智能得到飞速发展,以深度学习为基础的诸多人工智能应用逐渐成熟,对降低人工成本、提高生产效率做出了重大贡献,已成为工业4.0时代重要的引领技术^[2]。2000年以来,石油工业领域对人工智能的研究开始呈井喷式增长,2010年之后公开发表的相关SPE系列论文增速显著,自2017年起每年在该数据库发表的相关论文都超过200篇^[3]。近年来,神经网络、基因优化、模糊逻辑等人工智能技术的应用,已贯穿油气勘探、钻井、开发和生产管理的全生命周期^[4]。尽管如此,因油气在地层条件下的不可见性,无形中增大了智能化压裂技术的研究难度,特别是压裂时要精准地在油气层中造缝、支撑、扩大改造体积和提高油气产量,对智能化压裂提出了更高要求,因此其发展略显缓慢。

基于上述情况,针对储层压裂技术发展需求,笔者在进行广泛文献调研的基础上,归纳总结了人工智能在地质参数预测、压裂参数优化设计、压裂施工实时诊断与调控、压裂工具及材料研发等方面的研究进展及应用情况。同时,分析了人工智能在储层压裂实践中存在的问题,并对今后的发展前景进行了展望,以期对储层压裂中人工智能技术的发展提供参考。

1 智能压裂技术发展历程

人工智能技术在石油工程领域的应用范围主要包括^[5-6]:1)设备的设计、使用、检修和维护,通过数据驱动优化石油设备设计,建立相关模型并利用生产参数开展模拟,优化装备设计;2)石油设备的智

能巡检及安全预警,通过设备的实时信息传输及环境信息传输,开展潜在风险评估和及时预警;3)开采操作流程的预测和优化,建模分析操作过程中的传输数据,优化操作流程,提高操作效率;4)石油资源的预测,通过分析开采及生产过程中产生的数据,提高勘探准确率和开发效率;5)项目可行性研究,基于宏观经济形势、开采环境等大量数据,评估开采项目的盈利性与潜在风险;6)石油公司的运营及后续服务,通过精准预测客户需求、完善公司运营服务等,对于减少人工干预、提高生产效率发挥积极作用。

而人工智能技术在储层压裂中的研究和应用,即智能压裂技术的发展则相对缓慢,其发展经历可分为以下4个阶段:

第1阶段,基于模糊数学的压裂设计优化及数据分析。模糊数学方法在石油工业领域应用较早,但直到20世纪90年代才被广泛引入到水力压裂设计中^[7]。为什么要引入模糊数学方法?这是因为影响油井压裂后产能的因素较多,并且各因素与产能之间一般存在非线性关系,通过常规分析方法很难进行量化研究。而利用模糊数学方法分析影响压裂效果各因素之间的灰色关联度,综合评判各影响因素的权重,再结合模糊评判方法分析油井压裂后的增产效果,就可以对压裂选井、方案设计等做出预测评价^[8-9]。水力压裂设计引入模糊数学方法并进行应用,为储层智能化压裂改造技术的发展奠定了基础。

第2阶段,利用机器学习方法预测压裂设计中的关键参数。与人类提高自己的学习能力类似,机器通过人工智能分析大量数据、获取有用信息,从而不断提高自身的学习和预测能力。自从2006年G. E. Hinton等人^[10]发表深度神经网络编码开始,机器学习方法得到快速发展。该阶段机器学习方法被广泛应用于预测地层参数和压裂工程参数等方面。例如,利用机器学习方法预测岩石孔隙压力、力学性质、地质“甜点”等压裂关键参数,极大地提高了压裂设计效率^[11-13]。

第3阶段,利用人工智能辅助压裂方案优化设计。随着学习能力增强及预测精度不断提高,人工

智能技术逐渐被用于压裂方法优化。通过分析大量已开发井的数据,训练智能模型,建立压裂后产量与多影响因素之间的联系,对选井、选层、射孔井段、支撑剂类型、加砂强度、压裂液类型和用液强度等压裂设计关键参数进行辅助优化设计^[14-15]。人工智能的应用为压裂设计提供了一种快捷、有效的解决方法,不仅避免了大量繁琐的数值模拟工作,而且对人员技术水平和计算设备性能要求更低,便于大范围推广应用。

第 4 阶段,人工智能用于现场压裂智能服务。随着配套技术的完善,人工智能技术不断向集成化和系统化方向发展,并逐步用于解决压裂现场中一些复杂、紧急的问题。例如,哈里伯顿公司于 2018 年推出了压裂控制自动化软件——Prodigi 智能压裂服务系统^[16],该系统可以在压裂过程中自主、智能地调整泵送排量,以适应井下复杂环境,进而促进压裂簇均衡起裂、扩展。同时,该系统通过实时分析压裂曲线变化、建立砂堵预警模型,对施工过程中可能发生的砂堵进行提前预警,提高了施工的安全性,最大限度地降低了人为因素的影响。其他智能压力控制系统,例如 StimCommander、SmartFleet 等,近几年也纷纷问世^[17]。大型智能压裂控制系统包含了智能优化、智能诊断、智能监测、智能控制等多种智能技术,标志着一体化智能压裂技术发展的重要突破。

2 人工智能在压裂中的应用现状

综合调研了人工智能在国内外压裂改造领域的应用研究情况,着重调研了地质参数智能预测与评价、压裂改造工艺优化设计、压裂施工实时诊断与现场调控以及压裂工具与材料研发等几个方面的技

术发展及应用情况^[18-19]。

2.1 地质参数智能预测与评价

掌握储层的地质特征是进行压裂设计的必要条件,尤其对于新勘探开发区块,通常需要耗费大量人力、物力进行现场测试以及室内试验等工作,以对地质特征参数(如地质“甜点”、岩石物性和力学参数等)有更清晰的认识,而这些测试数据对于后续开发是十分必要的。利用人工智能方法对已获取数据进行分析,预测未测试区域的相关地质参数,不仅可以节省测试费用,而且这种基于数据驱动的研究方法,数据获得方式更加便捷,对操作人员的专业技能要求更低。

对于地质“甜点”预测,J.Guevara 等人^[13]提出了一种简化的数据集成、分析和机器学习方法,如图 1 所示。该方法首先对油井的测试、生产数据进行预处理、分析统计、特征生成和数据集合,在此基础上训练机器学习模型,学习模块中既包含黑盒学习模型,又包含知识约束的可解释机器学习模型,模型预测结果可帮助地质学家、油藏和完井工程师完成地质“甜点”识别和完井设计任务。对于岩石弹性模量和泊松比的预测,Gong Yiwei 等人^[12]根据储层岩石孔隙结构、矿物学和地质力学特征等属性,利用人工神经网络模型对数据进行聚类、回归,得到了可接受的预测结果。N. L. Tran 等人^[14]则利用地面钻井数据,建立了可解释的机器学习模型,并预测了 Marcellus 页岩水平段的破裂压力、脆性指数和优质页岩层段等数据,准确率达到了 75%。S. Ahmed 等人^[20]利用现场 3900 多个实测数据点,建立了地层破裂压力智能预测模型,并将预测结果与目前应用最为广泛的 Matthews 和 Kelly 破裂压力理论计算模型进行了分析比较,表明预测模型具有较高的精度。C. E. Palmer^[21]提出了一种利用模糊

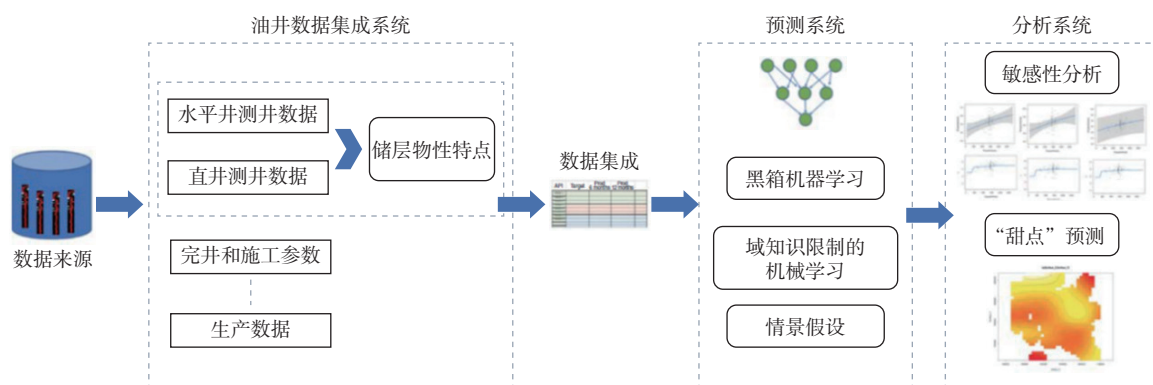


图 1 J.Guevara 等人建立的智能预测模型流程

Fig.1 Flow of intelligent prediction model established by J.Guevara et al.

C 均值聚类方法识别页岩各向异性的方法,该方法利用声波测井和天然裂缝测井等数据,将沿井筒页岩物性智能归类并量化各向异性,用于优化水平井筒段簇划分,实践证明,压裂段的各向异性与各段的产量具有较好的对应关系。此外,人工智能方法还被用于地层岩性、孔隙压力、含气性等多个地质特征参数的预测与评价。

2.2 智能压裂优化设计

油气井压裂效果是由地质条件、压裂参数和施工参数等多个复杂因素决定的综合结果,并且一般与各影响因素之间呈非线性关系;而利用大数据和人工智能方法优化压裂参数,可以大幅度提高优化效率,实现降本、提效、增产的目的^[22-23]。

对于压裂选井、选层,通常存在较多人为因素造成的不确定性,而以地质资料和以往压裂井产量为基础,利用人工智能方法优选压裂井位、压裂层位,可以有效降低人为因素的影响。Ma Zheren 等人^[24]通过大数据方法获取美国得克萨斯州 Midland 盆地的地层信息和油井动态生产特征,建立了增强型机器学习模型,分析了井距与区块采收率(EUR)的关系,为现场提供了一套简单、便捷的井位优化方法;美国 Marcellus 页岩气田也将机器学习方法应用于选取重复压裂候选井的位置^[14]。国内中原油田以数据统计和神经网络技术为基础,分析了该油田历年压裂井资料,开发了一套人工智能压裂选井、选层预测系统,并利用 38 口已压裂井的数据对模型进行了验证,结果表明,该预测系统的预测结果具有较高的准确性^[25]。

对于压裂设计参数优化,由于压裂数据存在复杂性和不确定性,致密油藏和非常规油气藏进行传统压裂设计时需要开展大量的地质建模、裂缝模拟、产量模拟、敏感性分析等工作,以得到最优的压裂设计参数,如最佳裂缝半长、液量、砂量等。此类模拟耗时长、对计算设备和操作人员水平要求高,目前北美地区仅有不到 5% 的压裂井采用此类模拟设计方法。人工智能的发展为压裂优化设计提供了一种快捷、有效的解决方法。P. Pankaj 等人^[26]建立了一种基于云平台和人工智能的压裂设计方法(其工作流程如图 2 所示),并于 2016 年在美国 Eagle Ford 油藏的油井上应用。该方法首先通过敏感性测试收集到 2 000 多个数据点,并应用先进的机器学习和数据挖掘算法为压裂和产能模拟建立代理模型。通过采用梯度提升技术,该代理模型预测的准确率达到 90% 以上。该模型可以即插即用,从而帮助工程

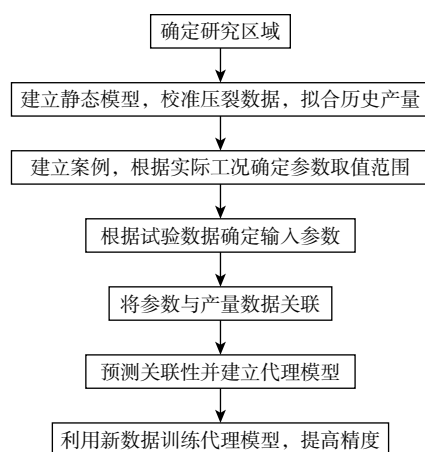


图 2 压裂优化预测代理模型的工作流程

Fig.2 Workflow of predictive surrogate model for fracturing optimization

师更快地完成压裂优化决策。

对于改造裂缝几何形态的预测,常规三维裂缝建模软件多基于储层各向同性进行预测。考虑各向异性的裂缝模型不仅费时费力,且预测精度受输入参数影响,结果偏差较大。Gu Ming 等人^[15]通过集成各向异性声波测井解释、3D 裂缝建模和神经网络方法,建立了人工智能裂缝预测模型,将 4 个各向异性弹性模量转换为 2 个等效的各向同性弹性模量,为建立全三维有限元水力压裂模型提供了一种兼具时效性和实用性的解决方案。E. Urban-Rascon 等人^[27]则采用无监督学习算法表征压裂过程中微地震监测到的裂缝形态,利用自组织神经网络模型和多属性分析方法分析裂缝的复杂性,改进微地震监测数据的确定性和质量;将优化后的裂缝数据引入到三维裂缝扩展模型中,从而实现将裂缝形态与 SRV 关联,达到优化裂缝参数的目的。

Y. S. Garjan 等人^[28]采用线性回归、随机森林、神经网络等多种机器学习方法,对 Montney 地层的压裂流程进行了优化。利用模型分析了 2008—2019 年间 1 838 口压裂井的生产数据,结果表明,尽管在近两年内水力压裂参数(如注入支撑剂体积、压裂水平井长度和压裂段数)不断提高,但开采 Montney 地层井的产能并没有得到相应改善;通过采用人工智能方法,量化了每个特征参数对单井产量的影响,并将其与经济模型关联,每口井节约成本 100 多万美元,显著改善了油井生产经营状况。而在另一项研究中,Luo Guofan 等人^[29]考虑了储层厚度和岩石非均质性,建立了 Bakken 页岩气第一年产量与压裂参数的智能预测模型。研究中,首先进行了地层和岩石物性分析,根据深度、厚度、孔隙度和含水饱

和度的区域变化来捕捉 Bakken 页岩气的区域非均质性,然后选择大约 2 000 口水平井,输入段长、段数、压裂流体体积、支撑剂体积等压裂数据以及压裂后的产量数据训练模型,实现了在特定输入条件下页岩气井第一年产量的预测。

2.3 压裂智能诊断与调控

压裂智能调控属于高度集成化的人工智能技术,涉及井底压力和地层裂缝形态智能预测、风险事故智能预判、施工参数智能优化和施工设备智能控制等多方面的智能技术。一般来说,只有大型石油技术服务公司才具备整合形成压裂智能调控系统的能力。

在水力压裂作业中,必须实时监测井口压力变化,根据井口压力预警井下故障并相应调整泵送计划,优化压裂液和支撑剂泵送程序。因此,能够提前预知压裂施工压力或压力变化趋势,对于压裂施工智能调控具有重要意义。Ben Yuxing 等人^[30]建立了基于小时间步的施工压力智能预测模型,其预测流程如图 3 所示。对于每个水力压裂阶段,首先利用前几分钟的数据训练第 1 个机器学习模型,并预测接下来几分钟的井口压力变化,然后使用随后几分钟现场数据训练第 2 个学习模型,预测下一个几分钟的施工压力……如此不断循环,为工程师提前预测几分钟后的井口压力变化,从而可以及时调整压裂程序。Shen Yucheng 等人^[31]使用卷积神经网络和 U-Net 架构模型对压裂施工曲线关键节点进行识别,可以精确识别出压裂的起始节点、坐封球入

座节点,并可以对泵送周期进行分类,准确度可达到 95%。

由于压裂施工曲线异常变化存在偶然性,利用施工曲线进行砂堵预警存在较大的滞后性和误导性。Zhang He 等人^[32]开发了一种基于数据挖掘的压裂砂堵预警方法,通过建立压裂双对数曲线砂堵预警模型,利用时间序列分析算法对双对数曲线中的油压和套压进行预测,并采用改进的亲和传播(AP)聚类算法对监测数据进行聚类,提高后续边坡计算的精度,从而提高压裂砂堵风险预测的符合率,将该模型嵌入到远程监控系统中,可实现对施工风险的在线远程智能监控。方博涛^[33]建立了基于改进 BP 神经网络的压裂砂堵风险实时预警模型,并在华北油田应用了 24 口井,系统运行稳定。Hu Jinqiu 等人^[34]提出了一种基于多步前向预测数据驱动的砂堵预警方法,该方法利用粒子滤波算法和自回归移动平均方法对参数进行优化,实现了砂堵超前预警,增长了砂堵处理响应时间,保证了页岩气压裂作业的长期安全性和完整性。

为解决页岩油气水平井分段压裂多簇射孔非均衡改造问题,哈里伯顿公司针对非均质地层特性开发了 Prodigy 智能压裂服务系统^[16]。该系统利用数千个压裂段的施工数据和实时信息,通过大数据与先进控制系统架构结合,实现压裂过程中自主、智能地改变泵注排量,以适应井下复杂情况,从而使压裂簇间流量分配更加均匀,压裂段改造效果更加均衡,减小了不同井次及不同压裂阶段之间压裂增产效果的差异性,压裂簇改造均匀性提高了 20%。为评估压裂措施的有效性,哈里伯顿公司还通过 Stim-Watch 增产监测服务,实时监测每个区块流体和支撑剂的分布情况。此外,Prodigi 系统减少了压裂施工期间的人为干预,实现了过程和结果的一致性,保证了不同压裂阶段和井间的一致性,避免了人为因素导致的井口不必要的压力峰值、超压以及对井下状况做出的错误判断。相比传统的压裂方法,Prodigi 系统具有更高的作业效率,平均单段作业时间缩短 30 min 左右。

2020 年,哈里伯顿公司又推出了 SmartFleet 智能自动化压裂系统^[17],是世界上首款作业人员能够在泵送的同时优化压裂参数的智能化系统,其工作流程如图 4 所示。该系统通过地下传感器实时监测地层压裂簇的均衡性并预测裂缝的几何形状(如裂缝高度、长度和方位),根据实时监测数据智能调整压裂参数。SmartFleet 系统还为操作者实时提供

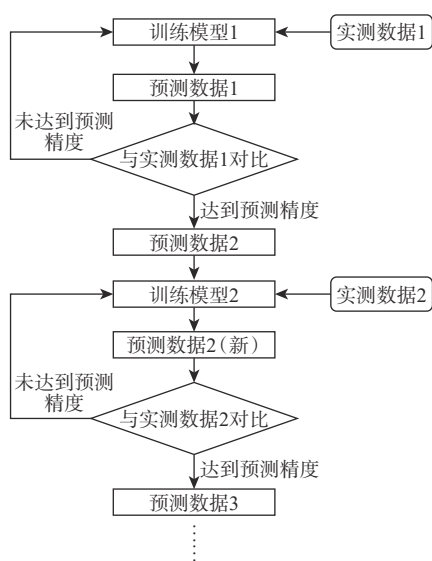


图 3 预测井口压力的循环机器学习流程

Fig.3 Flow of continuous machine learning for wellhead pressure prediction

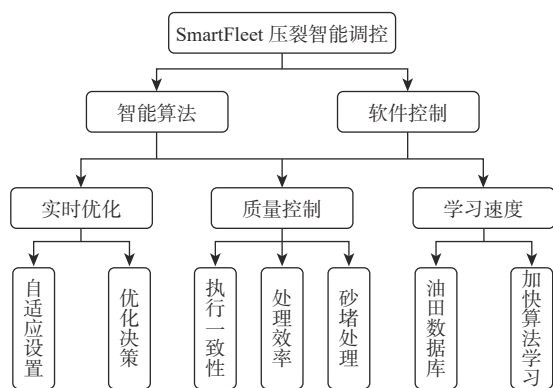


图4 SmartFleet 一体化压裂系统的工作流程

Fig.4 Workflow of SmartFleet integrated fracturing system

3D 可视化的地层裂缝扩展动态,以及井间是否发生相互干扰。借助该压裂系统,操作者可以快速做出决策,以改善近井眼和远井筒裂缝的位置、控制压裂裂缝发展走向。实践表明,SmartFleet 智能自动化压裂系统可以使压裂簇均衡扩展程度提高 30%,裂缝长度提高近 1 倍,产量提高约 20%,有效提高了压裂作业效率与改造效果。

此外,斯伦贝谢公司针对大排量压裂施工,也推出了 StimCommander 压裂泵车智能控制系统。该系统使用实时接收的反馈信息作为控制源,动态调整泵车组排量,减少对操作员快速决策的依赖,使压裂泵组能够自动调整施工压力、排量,运行参数更加高效和一致,可有效提高泵组的工作效率,最大程度地减少设备故障和缩短停机时间,同时提高作业的安全性。另外,StimCommander 控制系统可以与储层评估软件相结合,如 Schlumberger Kinetix 等是以储层为中心的增产软件,利用该软件的处理结果来实现施工排量和压力的实时优化,解决高强度水力压裂施工中的诸多技术问题。

2.4 智能工具与材料

智能压裂工具是实现智能压裂的重要载体之一,目前发展相对成熟的智能压裂工具包括智能滑套、智能井下定位装置等,可以在数千米深的地层中智能识别“甜点”层位、封隔地层,从而提高对近井地带裂缝起裂位置的控制。随着裂缝不断向外延伸,智能工具对裂缝走向的控制作用减弱,而智能压裂材料(主要包括压裂液、支撑剂、暂堵材料等)则可以随着裂缝扩展,作用到远井地带,控制裂缝缝长、缝高、走向和方位等,实现对油气储层的有效改造。

为实现压裂与生产管理一体化,国外公司研发了一种智能滑套^[35],只需要通过地面压裂泵的加压

配合就可实现井下产层的分层开采,并按照预先设定的程序进行油井的找水、卡水作业,也可以通过信号球封堵套管,实现无限级压裂。何明格等人^[36]研制了一种基于电磁无线通信技术的智能水力压裂套管,该套管可在井下反复开关,从而实现无限级、智能分段压裂。魏爱拴等人^[37]针对水平井投球滑套分段压裂技术,研制出一种可溶球智能压裂投球器,可以在带压情况下通过该投球器实现 24 个直径 28.0~76.0 mm 可溶球的连续投入,投球检测装置可以实时检测球的入井情况。台广锋等人^[38]根据工厂化压裂连续输砂装置的特点,研究了一种基于 OMRON PLC 和人机界面的智能控制系统,实现了对输砂装置输砂量的精确控制和输砂过程的自动化,具有输砂精度高、工作稳定、性能优良的特点。

非常规油气储层压裂过程中,随着水力裂缝的不断延伸,远端裂缝尺寸会越来越小,常规支撑剂很难进入这些狭小的裂缝之中,导致无法最大限度地发挥裂缝导流能力。美国路易斯安纳州立大学^[39]研发了一种智能膨胀式支撑剂,可通过控制其自身膨胀力改善缝内支撑剂的充填、支撑效果,支撑剂膨胀会释放其存储的应力,一般膨胀释放的附加应力可达 10~30 MPa,足以开启页岩层中的一些微小裂缝,而不至于压碎岩石。S. Alexander 等人^[40]利用微粒结构化学吸附、物理吸附对温度/pH 值的敏感性,研发了一种原位固化支撑剂,可控制其与交联剂反应形成的多孔分层网络结构,还可以根据交联剂性质决定反应的可逆性。此外,科研人员还研发了变相态、原位生成等多种类型的智能支撑剂^[41-42]。针对压裂中常用的暂堵转向材料,L. Santos 等人^[43]研制了一种新型材料作为转向剂,在泵入地层后该材料膨胀,暂时封堵现有裂缝;压裂作业结束后,该材料可以利用生物降解或化学方法溶解,恢复暂堵处裂缝的导流能力。智能压裂液主要向多功能方向发展,目前的研发主要集中在清洁无污染压裂液、低伤害压裂液和变黏压裂液等方面^[44-45]。

3 存在的问题及发展前景

3.1 存在的主要问题

虽然人工智能技术应用于储层压裂取得了一定进展,但目前远未达到成熟且可广泛商业应用的阶段。分析认为,以下几个问题制约着储层压裂技术的智能化发展:

1) 数据采集不齐全、质量差。人工智能是建立

在大数据基础之上的,数据缺失或数据错误都会影响智能模型预测结果的准确性。压裂改造从地质建模到压裂设计、压裂施工、返排、压后评价,各阶段都会产生大量数据。而现阶段,由于数据采集和处理系统不完善,数据采集不齐全、质量差,存在大量奇异数据,无法保证数据的真实可靠性,影响了智能化预测的精度。

2)一体化智能压裂方法不完善。压裂改造技术的智能化应当涵盖地质工程参数智能化预测、智能化压裂优化设计、智能化工具与材料、智能化压裂现场实时诊断与调控、压裂效果智能化评价等多个方面,但目前的应用多集中在参数的智能化预测方面,其他方面相对较弱,远未达到一体化的智能压裂改造。如何补足弱项并将这些技术串联起来,形成一套普适性的智能压裂方法,对推动智能压裂技术进步和应用尤为重要。

3)缺乏多领域交叉型技术人才。多领域交叉型技术人才培养是推动压裂改造智能化的根基。石油开采人工智能研发人员不仅需要具有人工智能方面的技术能力,也要精通石油工程领域的知识。将人工智能引入石油工程领域,才能真正解决行业的痛点问题。只有真正了解、掌握石油知识的从业者,才能明白行业、企业的需求,从而去解决复杂的特定问题,这也是将人工智能落地化的应用能力。同时,数学水平决定人工智能水平的上限,而编码能力决定其水平的下限。因此,需要大力培养具有石油知识+计算机能力+数学水平等的多领域交叉复合型技术人才。

3.2 发展前景

储层压裂技术的智能化发展趋势不可阻挡,综上所述,预测今后将重点发展智能化压裂3方面的能力:

1)集成复杂问题的逻辑思维能力。储层压裂技术集成了岩石力学、机械、化学、数学等各学科的知识,要将这些知识融汇在一起,分析岩石物理、岩石破裂、化学反应之间形成人工裂缝的各种逻辑规律,必须发展人工智能的逻辑思维能力,将“黑匣子”的分析逐步转化为“透明匣子”的展示。

2)提高智能预测与优化的能力。人工智能是一个自我学习和演化的应用过程,而非模仿人类工作的编程方式,该过程应该能够集合人类擅长的多种能力(例如视觉感知、理解、沟通和随机应变等)。目前计算机自我学习的能力相对不足,预测压裂“甜点”、闭合压力、裂缝形态、产量等参数的精度

还有很大提升空间,压裂优化设计尚未达到最优。未来智能化将克服人类体力和智力的极限,与功能不断强大的计算机、大数据结合起来,大幅提升预测能力和优化能力。

3)提升现场故障处理与设备调控的能力。完井压裂系统、裂缝监测与实时诊断系统、车组操控系统的全自动化与智能化完美结合,通过学习大量历史施工曲线,AI模型将具备专家经验,启泵瞬间,数据流源源不断地输入模型,裂缝起裂与扩展可视化、数字化,不需要人工干预,系统将自动完成压裂施工、调整作业参数和压后分析,并快速给出压裂改造分析总结报告。

4 结束语

储层压裂技术智能化对提高工作效率、缩短作业时间、降低人工成本和保障油气增储上产具有重要的现实意义,是今后油气田勘探开发的大趋势。目前,智能压裂理论研究已取得一定进展,在智能预测、智能优化、智能控制和智能工具与材料等方面取得了阶段性成果。但是,智能压裂工业化应用整体上还处于起步阶段,仅在智能辅助预测、优化设计方面有一定应用,未形成数字驱动的智能压裂技术体系。与此同时,人工智能、云计算、大数据和区块链等数字新技术的快速发展,为智能压裂崛起提供了强有力的支撑。为加快实现智能压裂由理论技术走向工业化规模应用,需要在数据规范采集、分类、治理,多学科交叉融合创新,多领域技术人才培养等方面加强统筹规划,争取早日建立一体化智能压裂技术体系和全智能化压裂流程。

参 考 文 献

References

- [1] 戴汝为. 人工智能概述[J]. 中国经济和信息化, 1989(8): 14-17.
DAI Ruwei. Introduction to artificial intelligence[J]. China Economy & Informatization, 1989(8): 14-17.
- [2] 王海峰. 国际大数据产业技术创新高峰论坛[DB/OL]. (2017-09-15)[2021-12-16]. http://www.sohu.com/a/192144148_473283.html.
WANG Haifeng. International big data industry technology innovation summit forum[DB/OL]. (2017-09-15)[2021-12-16]. http://www.sohu.com/a/192144148_473283.html.
- [3] 刘伟, 闫娜. 人工智能在石油工程领域应用及影响[J]. 石油科技论坛, 2018, 37(4): 32-40.
LIU Wei, YAN Na. Application and influence of artificial intelligence in petroleum engineering area[J]. Petroleum Science and Technology Forum, 2018, 37(4): 32-40.

- [4] MOHAGHEGH S D. Recent developments in application of artificial intelligence in petroleum engineering[J]. *Journal of Petroleum Technology*, 2005, 57(4): 86–91.
- [5] CARPENTER C. Embedded discrete fracture modeling with artificial intelligence in Permian basin[J]. *Journal of Petroleum Technology*, 2018, 70(5): 63–64.
- [6] 林伯韬, 郭建成. 人工智能在石油工业中的应用现状探讨[J]. *石油科学通报*, 2019, 4(4): 403–413.
- LIN Botao, GUO Jiancheng. Discussion on current application of artificial intelligence in petroleum industry[J]. *Petroleum Science Bulletin*, 2019, 4(4): 403–413.
- [7] 蒋廷学, 田占良. 模糊数学在压裂设计中的应用[J]. *天然气工业*, 1998, 18(3): 74–77.
- JIANG Tingxue, TIAN Zhanliang. Application of fuzzy mathematics to fracturing design[J]. *Natural Gas Industry*, 1998, 18(3): 74–77.
- [8] 吴建发, 郭建春, 赵金洲. 模糊分析方法优选压裂井层[J]. *天然气工业*, 2005, 25(2): 84–86.
- WU Jianfa, GUO Jianchun, ZHAO Jinzhou. Optimizing well and horizon for fracturing by fuzzy analysis method[J]. *Natural Gas Industry*, 2005, 25(2): 84–86.
- [9] 李玉伟, 艾池, 胡超洋, 等. 应用模糊综合评判和灰色关联度分析评价水平井多级压裂效果[J]. *数学的实践与认识*, 2014, 44(2): 51–56.
- LI Yuwei, AI Chi, HU Chaoyang, et al. Evaluating multistage fracturing effect of horizontal wells using fuzzy comprehensive evaluation and grey relational grade analysis[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2014, 44(2): 51–56.
- [10] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504–507.
- [11] NAEINI E Z, GREEN S, RAUCH-DAVIES M. An integrated deep learning solution for petrophysics, pore pressure, and geomechanics property prediction[R]. URTEC-2019-111-MS, 2019.
- [12] GONG Yiwen, MEHANA M, XIONG Fengyang, et al. Towards better estimations of rock mechanical properties integrating machine learning techniques for application to hydraulic fracturing[R]. SPE 195884, 2019.
- [13] GUEVARA J, ZADROZNY B, BUORO A, et al. A machine-learning methodology using domain-knowledge constraints for well-data integration and well-production prediction[J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2019, 22(4): 1185–1200.
- [14] TRAN N L, GUPTA I, DEVEGOWDA D, et al. Machine learning workflow to identify brittle, fracable and producible rock in horizontal wells using surface drilling data[R]. SPE 201456, 2020.
- [15] GU Ming, GOKARAJU D, CHEN Dingding, et al. Shale fracturing characterization and optimization by using anisotropic acoustic interpretation, 3D fracture modeling, and supervised machine learning[J]. *Petrophysics*, 2016, 57(6): 573–587.
- [16] Oil Review Middle East Group. Halliburton brings automation to hydraulic fracturing[J]. *Oil Review Middle East*, 2018, 21(6): 52.
- [17] PENNA M, SHIVASHANKAR, ARJUN B, et al. Smart fleet monitoring system using Internet of Things(IoT)[C]//2017 2nd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT). Piscataway: IEEE, 2017: 1232–1236.
- [18] 蒋廷学, 周珺, 廖璐璐. 国内外智能压裂技术现状及发展趋势[J]. *石油钻探技术*, 2022, 50(3): 1–9.
- JIANG Tingxue, ZHOU Jun, LIAO Lulu. Development status and future trends of intelligent fracturing technologies[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2022, 50(3): 1–9.
- [19] 盛茂, 李根生, 田守增, 等. 人工智能在油气压裂增产中的研究现状与展望[J]. *钻采工艺*, 2022, 45(4): 1–8.
- SHENG Mao, LI Gensheng, TIAN Shouceng, et al. Research status and prospect of artificial intelligence in reservoir fracturing stimulation[J]. *Drilling & Production Technology*, 2022, 45(4): 1–8.
- [20] AHMED S A, ELKATATNY S, ALI A Z, et al. Artificial neural network ANN approach to predict fracture pressure[R]. SPE 194852, 2019.
- [21] PALMER C E. Using AI and machine learning to indicate shale anisotropy and assist in completions design[D]. Morgantown: West Virginia University, 2020.
- [22] TRAN N L, GUPTA I, DEVEGOWDA D, et al. Application of interpretable machine-learning workflows to identify brittle, fracturable, and producible rock in horizontal wells using surface drilling data[J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2020, 23(4): 1328–1342.
- [23] DOWNIE R, DAVES D. Improving hydraulic fracturing performance and interpreting fracture geometry based on drilling measurements[R]. SPE 194357, 2019.
- [24] MA Zheren, DAVANI E, MA Xiaodan, et al. Finding a trend out of chaos, a machine learning approach for well spacing optimization[R]. SPE 201698, 2020.
- [25] 刘长印, 孔令飞, 张国英, 等. 人工智能系统在压裂选井选层方面的应用[J]. *钻采工艺*, 2003, 26(1): 37–38.
- LIU Changyin, KONG Lingfei, ZHANG Guoying, et al. Application of artificial intelligence system in selection of well and layer for fracturing[J]. *Drilling & Production Technology*, 2003, 26(1): 37–38.
- [26] PANKAJ P, GEETAN S, MACDONALD R, et al. Application of data science and machine learning for well completion optimization[R]. OTC 28632, 2018.
- [27] URBAN-RASCON E, AGUILERA R. Machine learning applied to SRV modeling, fracture characterization, well interference and production forecasting in low permeability reservoirs[R]. SPE 199082, 2020.
- [28] GARJAN Y S, GHANEEZABADI M. Machine learning interpretability application to optimize well completion in Montney[R]. SPE 200019, 2020.
- [29] LUO Guofan, TIAN Yao, BYCHINA M, et al. Production optimization using machine learning in Bakken shale[R]. URTEC-2902505-MS, 2018.
- [30] BEN Yuxing, PERROTTE M, EZZATABADIPOUR M, et al. Real-time hydraulic fracturing pressure prediction with machine learning[R]. SPE 199699, 2020.
- [31] SHEN Yuchang, CAO Dingzhou, RUDDY K, et al. Near real-time hydraulic fracturing event recognition using deep learning methods[J]. *SPE Drilling & Completion*, 2020, 35(3): 478–489.
- [32] ZHANG He, CHEN Mingzhu, LI Guoliang. Study on the early warning of fracturing sand plugging based on improved BP neural network[J]. *International Journal of Science*, 2017, 4(7): 252–261.
- [33] 方博涛. 压裂实时动态预警系统研究与设计[D]. 成都: 西南石油大学, 2015.
- FANG Botao. Research and design of fracturing real-time dynamic

- early warning system[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2015.
- [34] HU Jinqiu, KHAN F, ZHANG Laibin, et al. Data-driven early warning model for screenout scenarios in shale gas fracturing operation[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2020, 143: 107116.
- [35] 石艺. 国际石油 2015 年十大科技进展 (四): 全电动智能井系统取得重大进展 [J]. *石油钻采工艺*, 2016, 38(1): 92.
- SHI Yi. Top 10 scientific and technological progress of 2015 (IV): significant progress was made in the all-electric intelligent well system[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2016, 38(1): 92.
- [36] 何明格, 杨云山, 桑宇, 等. 一种基于电磁波双向通讯的无线控制套管滑套: CN201611144483.8[P]. 2017-04-26.
- HE Mingge, YANG Yunshan, SANG Yu, et al. A wireless control sleeve sliding sleeve based on electromagnetic wave bidirectional communication: CN201611144483.8[P]. 2017-04-26.
- [37] 魏爱拴, 刘禹铭, 王明杰, 等. 可溶球智能压裂投球器的研制 [J]. *石化技术*, 2018, 25(7): 315.
- WEI Aishuan, LIU Yuming, WANG Mingjie, et al. Development of soluble ball intelligent fracturing pitcher[J]. *Petrochemical Industry Technology*, 2018, 25(7): 315.
- [38] 台广锋, 潘社卫, 舒峰, 等. 工厂化压裂连续输砂装置智能控制系统研究 [J]. *矿冶*, 2015, 24(5): 67-71.
- TAI Guangfeng, PAN Shewei, SHU Feng, et al. Study on an intelligent control system of the sand conveyance device for factory fracturing[J]. *Mining and Metallurgy*, 2015, 24(5): 67-71.
- [39] MANSOUR A K, TALEGHANI A D, LI Guoqiang. Smart expandable LCMS: a theoretical and experimental study[R]. AADE-17-NTCE-074, 2017.
- [40] ALEXANDER S, DUNNILL C W, BARRON A R. Assembly of porous hierarchical copolymers/resin proppants: new approaches to smart proppant immobilization via molecular anchors[J]. *Journal of Colloid and Interface Science*, 2016, 466: 275-283.
- [41] CHANG F F, BERGER P D, LEE C H. In-situ formation of proppant and highly permeable blocks for hydraulic fracturing[R]. SPE 173328, 2015.
- [42] MILLER C, ZENG Tongzhou, MOHANTY K. Evaluation of chemical blends for shale EOR[R]. SPE 195819, 2019.
- [43] SANTOS L, TALEGHANI A D, LI Guoqiang. Expandable diverting agents to improve efficiency of refracturing treatments[R]. UR-TEC-2697493-MS, 2017.
- [44] 王磊, 沈一丁, 薛小佳, 等. 新型酸性清洁压裂液的研制 [J]. *石油天然气学报*, 2010, 32(6): 135-138.
- WANG Lei, SHEN Yiding, XUE Xiaojia, et al. Study on the properties of acid clean fracturing fluid[J]. *Journal of Oil and Gas Technology*, 2010, 32(6): 135-138.
- [45] 高峰, 胡军, 程芳, 等. 速溶型智能转向酸的开发与应用 [J]. *油田化学*, 2021, 38(1): 42-46.
- GAO Feng, HU Jun, CHENG Fang, et al. Development and application of instant and intelligent diverting acid[J]. *Oilfield Chemistry*, 2021, 38(1): 42-46.

[编辑 令文学]

欢迎订阅 2023 年《石油钻探技术》

《石油钻探技术》创刊于 1973 年, 由中国石油化工集团有限公司主管、中国石化集团石油工程技术研究院有限公司主办, 是中国科学引文数据库 (CSCD) 来源期刊、全国中文核心期刊、中国科技核心期刊和 RCCSE 中国核心学术期刊 (A), 被美国《化学文摘》(CA) 和 EBSCO 学术数据库、俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、日本科学技术振兴机构数据库 (JST)、中国学术期刊综合评价数据库、中国学术期刊网络出版总库 (CAJD) 等数据库收录。

本刊主要报道国内外石油工程 (包括钻井、完井、钻井液、固井、测井、录井、开采等专业)、信息技术 (人工智能、大数据、云计算等)、“双碳”目标 (地热、干热岩、CCS/CCUS 等技术研究进展, 新能源技术在石油工程中的应用)、战略规划以及钻探机械设备与自动化方面的科技进展和现场经验。本刊主要栏目包括专家视点、钻井完井、油气开发、测井录井、低碳减碳和战略规划。适合于石油、海洋、地矿行业广大石油工程技术人员、高等院校师生和经营管理者阅读。

本刊为双月刊, 大十六开版本, 逢单月末出版。2023 年每期定价 30 元 (含邮寄费), 全年 6 期共 180 元。自办发行, 可破季订阅。欢迎有关单位和个人及时订阅。订阅办法:

1. 认真填写订阅单 (通过网址 www.syzt.com.cn 访问本刊网站, 在“下载中心”下载) 及相关开票信息, 切勿潦草, 以免因地址不详而无法邮寄, 并将订阅单发到编辑部邮箱 (syzt@vip.163.com), 邮件主题“期刊订单”。

2. 银行汇款信息。开户行: 中国工商银行北京昆仑路支行; 账号: 0200347029100012933; 户名: 中石化石油工程技术研究院有限公司; 开户行代码: 102100034709; 请注明“期刊”字样。

3. 联系人: 刘文臣; 联系电话: 010-56606850。