

◀专家视点▶

doi:10.11911/syztjs.2022065

引用格式: 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.

国内外智能压裂技术现状及发展趋势

蒋廷学^{1,2}, 周珺^{1,2}, 廖璐璐^{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. 中国石化石油工程技术研究院, 北京 102206)

摘 要: 随着人工智能技术的快速发展及其在油气领域的广泛应用, 智能压裂技术取得较大的进展, 包括裂缝参数及压裂参数智能优化、智能压裂流体及材料、智能压裂设备及工具、压裂风险智能预警系统、压裂参数实时优化智能控制和压裂裂缝智能监测技术等方面, 但其智能化程度不一, 没有形成一个完整的智能压裂技术体系。在分析智能压裂技术现状的基础上, 指出了智能压裂的发展趋势, 包括开展小数据样本的深度挖掘、建立基于三维甜点分布的地质工程一体化压裂智能决策平台、研制智能响应性压裂流体及材料、研制裂缝扩展四维智能监控模型并实现可视化、研制无人值守压裂设备及智能工具等, 这对于形成完整统一的智能压裂技术体系, 实现新一轮水力压裂技术的革新具有重要意义。

关键词: 人工智能; 水力压裂; 智能压裂; 发展现状; 发展趋势

中图分类号: TE357.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-0890(2022)03-0001-09

Development Status and Future Trends of Intelligent Fracturing Technologies

JIANG Tingxue^{1,2}, ZHOU Jun^{1,2}, LIAO Lulu^{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, Beijing, 102206, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence technology and its wide implementation in the oil and gas industry, impressive progress in intelligent fracturing technologies has been achieved. These are technologies that involve the intelligent optimization of fracture and fracturing parameters, fluids and materials, equipment and tools, early warning system for fracturing risks, control of real-time fracturing parameter optimization, and fracture monitoring, etc. Despite that, a complete intelligent fracturing technology system remains to be developed due to unbalanced developed degree among those aspects. After the development status of intelligent fracturing technologies was analyzed, the development trends of intelligent fracturing were identified, including in-depth data mining of small data samples, building an intelligent decision-making platform for geological-engineering integrated fracturing based on 3D sweet spot distribution, developing intelligent responsive fracturing fluids and materials, creating a 4D intelligent monitoring model for fracture propagation and achieving visualization, and building unattended fracturing equipment and intelligent tools. All of these are crucial for developing a complete and uniform intelligent fracturing technology system and accomplishing another round of hydraulic fracturing technology innovations.

Key words: artificial intelligence; hydraulic fracturing; intelligent fracturing; developing status; development trend

随着常规油气资源逐渐枯竭, 以页岩油气为代表的非常规油气资源的开发越来越重要。水平井体积压裂技术因能大大增加储层改造体积, 从而大幅

提高单井产量, 已在非常规油气资源开发中获得广泛应用, 并取得巨大的成功^[1-8], 极大地推动了页岩油气革命由 1.0 版向 2.0 版的演变。目前, 已形成了

收稿日期: 2022-03-11。

作者简介: 蒋廷学 (1969—), 男, 江苏东海人, 1991 年毕业于石油大学 (华东) 采油工程专业, 2007 年获中国科学院渗流流体力学研究所流体力学专业博士学位, 正高级工程师, 中国石化集团首席专家, 主要从事水力压裂理论及技术研究。系本刊编委。E-mail: jiangtx.sripe@sinopec.com。

基金项目: 中国石化科技前瞻项目“基于深度学习的压裂智能优化设计方法研究”和“基于 AI 的加拿大 Wapiti 致密储层工程参数优化” (编号: P21031-1) 联合资助。

以“密切割、强加砂和暂堵转向”为核心的水平井体积压裂技术,压裂施工规模越来越大,例如页岩气单井压裂液规模达到了 $50\,000\sim 80\,000\text{ m}^3$ 甚至更高,单井加砂量达到了 $2\,000\sim 4\,000\text{ m}^3$ 甚至更多,导致压裂成本越来越高,虽然水平井产量有了大幅提高,但产出投入比未能成比例增加。因此,如何在实现体积压裂的同时大幅降低压裂成本成为研究的热点和方向。

人工智能(AI)是以数学、计算机科学、密码学、自动化、应用心理学、生物学和神经生理学等为理论基础的新兴学科,在理论上涵盖了大数据智能理论、类脑智能和量子智能等,在技术上包括智能语音处理、图形智能识别、智能计算、跨媒体分析推理和自主无人系统等^[9-13],已成为工业4.0时代的重要引领技术。目前,国际石油公司与谷歌、思科和微软等高科技公司合作,将人工智能技术应用于油气勘探开发全过程,提升了油气行业的智能化水平。人工智能技术在水力压裂中的应用也取得了一定程度的进展,但仍未实现精准造缝、支撑、增大有效改造体积和提高油气产量的目的。为此,笔者总结了智能压裂技术在裂缝参数及施工参数智能优化、智能压裂流体及材料、智能压裂设备及工具、压裂风险智能预警系统、压裂施工实时优化智能控制、压裂裂缝智能监测等方面取得的主要进展,并分析了智能压裂技术发展趋势,以期推动智能压裂技术快速发展,提高页岩油气水平井压裂开发的产出投入比,实现页岩油气等非常规油气藏的高效开发。

1 智能压裂技术发展历程

智能压裂技术是将人工智能、大数据和云计算等信息技术综合应用于压裂设计、施工及返排生产的全生命周期,从而最大限度地提高压裂设计的科学性与针对性、压裂施工的精准性与高效性、压后返排与生产过程中储层-裂缝-井筒-井口-集输站等多节点系统的整体协调性和动态可优化性。智能压裂技术核心是基于地质-工程“动态一体化”的理念,通过压裂参数的智能优化、具有智能响应特征的压裂材料、压裂设备及工具的智能化和油气井全生命周期的智能控制等途径,实现多簇裂缝起裂与延伸特性的实时精准描述及四维可视化。智能压裂技术的发展历程可分为3个阶段。

1) 裂缝参数多因素优化阶段(2000年之前)。在该阶段,人工智能技术尚无明显的发展,在石油

行业中应用较少,在水力压裂技术研究方面,仅仅通过正交方案设计开展了多因素条件下裂缝参数优化研究。

2) 智能压裂技术萌芽阶段(2000—2010年)。随着BP神经网络、模糊算法和遗传算法等智能算法取得突破,并逐步应用于整体井网的裂缝参数优化,智能压裂技术开始萌芽。此外,随着材料学的发展,开始研发可固化树脂包层砂、变黏酸及可变相态压裂液-支撑剂体系等智能流体及材料,并进行了现场试验。

3) 智能压裂技术快速发展阶段(2010年至今)。随着大数据、云计算、数字孪生等信息技术的快速发展,人工智能技术出现爆发性发展,智能压裂技术也进入快速发展阶段:采用机器学习的方式建立了压裂参数与油井产量的关系模型,并对压裂参数进行优化;开发了基于机器学习方式的井下风险预警系统,能够实现支撑剂砂堵等井下故障预警;压裂智能控制技术研究取得较大进展,研制了可以远程控制或通过编码开关的智能滑套、自动化及半智能化控制的压裂机组,并进行了现场应用。

2 智能压裂技术主要进展

2.1 压裂参数智能优化

页岩油气开发过程中,单井最优压裂参数并不能适用于井网中的每一口井。此外,为避免井间干扰,同时考虑压裂成本,需要对布缝方式、裂缝长度和裂缝导流能力等参数进行整体优化,以使整个井组或井网的综合产量及经济效益最大。为此,国内基于人工神经网络、遗传-变异算法,综合考虑了井网参数-裂缝参数-压裂参数及其约束条件,以“井工厂”平台的经济净现值最大化为目标函数,进行了多参数协同智能优化技术研究^[14-19]。近年来,在改进渗流模型的基础上,考虑人工裂缝与天然裂缝相互影响或考虑吸附解吸和非达西流动等因素的影响,开展了井网的布井数量、布井方式和裂缝参数的协同优化研究,结果发现井网中每口井的裂缝参数存在一定差异性时整体产能较高。目前,基于机器学习和智能算法的井网-缝网参数优化研究较少。

根据裂缝参数优化结果,可以对压裂规模、排量及加砂量等压裂参数进行优化,但压裂参数之间相互影响,存在多解性。近年来,基于随机森林、K均值聚类和BP神经网络等智能算法,国内外开展了大量压裂参数智能优化研究^[20-23]。通过机器学

习的方法,建立多因素变量与自变量的潜在关系,找到影响产能的压裂主控因素,从而计算排量、支撑剂粒径和液体类型等对裂缝网络扩展形态的影响,确定最优压裂参数。M.A.Al-Alwani 等人^[24]采用 PLS 回归方法,建立了基于压裂参数的页岩气井产量关联模型,通过对马塞勒斯 2 700 多口井的大数据分析,得到产量与压裂参数的关系,可以根据储层特征确定相应的压裂参数。E.Urban-Rascon 等人^[25]采用自组织竞争型神经网络 (SOP) 方法,建立了水力裂缝 SRV、裂缝复杂指数、缝长和缝高等裂缝参数的机器学习模型。

2.2 智能压裂流体及材料

压裂流体及材料主要包括压裂液、酸液、支撑剂和暂堵剂等,其性能在很大程度上可以决定压裂施工的效果。现有的压裂液体系主要是胍胶类或聚合物类,具有高黏度、低摩阻及强携砂等特征。随着提高压裂效果需求的不断提升,压裂液体系逐渐向多功能化发展,国内外研制了多种智能压裂液体系。为了降低地层伤害,戴彩丽等人^[26]研发了一种基于 CO₂ 智能响应表面活性剂的清洁压裂液体系,对储层伤害率低于 10%,注入 CO₂ 后黏度增加,注入氮气等气体后黏度降低,并且在返排液中注入 CO₂ 可以使压裂液黏度再度恢复正常。为了提高压裂液体系的支撑剂携砂能力,王磊等人^[27]研发了一种剪切敏感型清洁压裂液体系,在酸性条件下高速注入时,其棒状胶束被破坏,黏度降低;当注入结束后,棒状胶束自动相互缠绕,促使液体黏度增加,从而增大携砂能力,砂液比可提高到 30%。

为了满足高温储层的酸化需求,酸液体系向高耐温性、缓蚀性及低酸岩反应速率的智能酸液方向发展。周利华等人^[28]研发了一种智能包封酸,采用疏水性的纳米颗粒将酸液体系进行包裹,从而阻碍酸液与地层岩石直接反应;当包封酸到达目标储层

位置后,加入一定的释放剂控制酸岩反应,从而增大酸液的有效作用距离。高峰等人^[29]研发出一种速溶性智能转向酸,初始黏度约为 20 mPa·s,随着酸岩反应的进行,地层内流体的 pH 值增加,酸液黏度增加,促使裂缝转向,而随着酸岩反应生成的 CaCl₂ 含量的增加,转向酸中的胶束会逐渐被破坏,酸液黏度逐步降低,从而实现智能破胶。

目前,支撑剂已从最初的石英砂、陶粒发展到覆膜砂、自悬浮支撑剂等,国内外已研制出一些对地层温度、pH 值或化学反应等状态智能响应的支撑剂。F.F.Chang 等人^[30]提出了一种基于相态变化的智能支撑剂,以液体形态进入地层,随着温度的升高逐步变成多个球形固体微珠,并具有一定的弹塑性,可以对微裂缝形成有效支撑。S.Alexander 等人^[31]利用微粒子对温度、pH 值和催化剂的敏感特性,研制了原位支撑剂,微粒子有良好的流动性能,能进入复杂裂缝,加入催化剂可使微粒子发生物理吸附和化学吸附,形成多孔介质颗粒(见图 1)。L.Santos 等人^[32]利用形状记忆聚合物,研发了膨胀式智能支撑剂,随压裂液进入储层后在地层温度下会发生膨胀,从而对微裂缝形成有效支撑,增加了裂缝导流能力。C.Miller 等人^[33]利用水热反应在富含方解石的页岩表面直接生成羟基磷灰石晶体,尺寸可达几百微米,并倾向于沿着富含方解石的表面形成,将其作为原位支撑剂,可以提高裂缝导流能力。

随着水力压裂技术的发展,暂堵剂的应用越来越普遍。暂堵剂材料逐步从条状纤维、固体球状颗粒、片状颗粒或绳结式材料向智能响应材料发展,利用地层中温度变化或磁场效应,转变相态或形态,从而达到暂堵转向的目的。裴宇昕^[34]研发了一种受温度激发的自转向压裂液体系,在地层温度下,基于其热敏特征,快速成胶成为暂堵剂,促使水力裂缝发生封堵并转向,待地层温度达到破胶温度

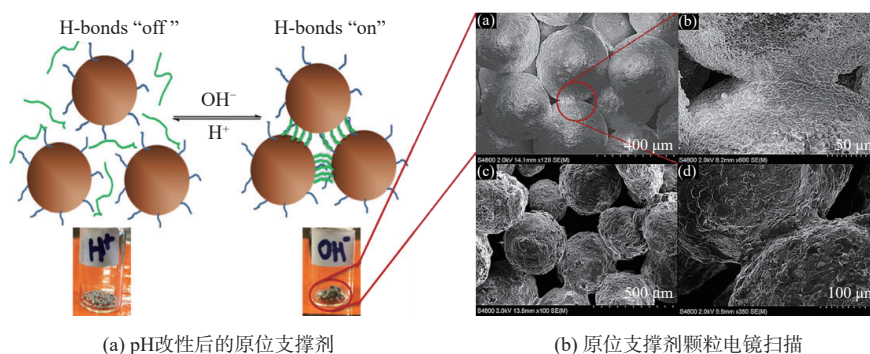


图 1 原位支撑剂的作用机理及微观结构

Fig.1 Mechanism and microstructure of in-situ proppant

时可自动破胶,顺利返排。苏鑫等人^[35]研发了一种基于动态共价键的CO₂响应性智能水凝胶,随着压裂液进入地层后可以逐步形成高黏度水凝胶,起到暂堵转向的作用;注入酸液后,水凝胶因分子键遭到破坏而黏度大幅降低,从而解除封堵作用。罗明良等人^[36]研究了一种基于磁流变液的智能暂堵剂,由磁性颗粒、白油及相关添加剂组成,当其进入地层裂缝后,从外部对磁性颗粒施加磁场作用使液体固化,实现裂缝暂堵;消除磁场作用后,即可解堵。L.Santos等人^[37]研制了形状记忆型智能转向暂堵剂,其初始体积比较大,通过加工可使其变小变薄,可以随压裂液进入地层裂缝中,当地层温度超过80℃时,则恢复初始状态,体积变大,从而起到封堵裂缝的作用,其最大封堵能力达到了35 MPa。

2.3 智能压裂设备及工具

近年来,随着国内页岩油气的大规模开发,压裂设备得到了快速发展,压裂车从2000燃油型发展到4000型再到6000型电动压裂车,且功能得到了大幅度提升。目前,压裂设备基本实现了自动化控制^[38-40],应用智能控制与数据处理系统,通过设置相关参数,可以实现压裂施工过程中输送砂量、供液速度及投球数量等自动控制,但无法自动诊断井下工况和自动调整施工方案,智能化程度不高。

压裂滑套已从常规的机械式发展到识别控制式及远程控制式。无线射频双向数据传输技术广泛用于压裂滑套中^[41-43],与常规投球式滑套不同,其投球中内置RFID标签,通过其中的智能识别码打开相应的滑套,可以实现压裂段数不受套管直径的限制。王斌等人^[44]基于压力传感器,设计了一种新型智能电控趾端滑套,通过小体积的PCB板,可监控压力大小,并远程操控,实现滑套的延时开启。

2.4 压裂风险智能预警系统

页岩气水平井大规模压裂作业过程中经常出现各类井下故障,严重影响作业安全,并增加了压裂成本,因此,国内外开展了大量压裂作业井下故障检测与预警研究,并基于大数据分析、贝叶斯网络等方法开发了多种压裂风险智能预警系统^[45-47]。这些系统的故障预测原理不同,一是通过建立压裂井数据库,对比分析压裂施工实时数据与数据库中事故井数据的相似性,判断故障类型并计算故障概率;二是采用贝叶斯网络方法预测井下故障的概率,然后量化各类故障的风险表征参数,实现基于概率分布的压裂作业井下故障预测。

压裂施工过程中,支撑剂在井筒中堵塞(即砂

堵)是最常见的井下故障之一,国内外开展了大量的砂堵风险识别方法研究^[48-51],在一定程度上降低了砂堵风险,但是无法实现砂堵预警。为此,国内外进行了砂堵智能预警方法研究,并取得了一系列成果:方博涛等人^[52]基于BP神经网络,建立了压裂砂堵风险预警模型,与Nolte-Smith图版砂堵识别方法相比,可以提前1.5 min报警;Cheng Guozhu等人^[53]应用深度学习网络,基于Niobrara-DJ盆地的压裂数据建立了4种砂堵预测模型,采用CNN-LSTM网络与物理经验方法加权结合建立了砂堵预警集成模型;Y.Yu等人^[54]利用Niobrara-DJ盆地的压裂数据,针对非砂堵/砂堵2种情况训练了2个高斯隐马尔科夫模型,并用砂堵前500 s的压力波动数据进行训练,整体预警准确率为81%;Liu Liwang等人^[55]利用局部加权线性回归方法,建立了压裂压力预测模型,并结合粒子滤波算法和自回归移动平均模型对模型参数进行了优化,提出了一套基于规则的精细压裂砂堵预警方案,可提前37 s发出预警信号。整体上看,目前砂堵智能预警研究仍处于起步阶段,均基于纯数据驱动方法,对训练数据集敏感、泛化能力较差,亟需数据与机理联合驱动。

2.5 压裂参数实时优化智能控制

长期以来,压裂参数的实时优化主要依靠现场施工人员的经验,缺少量化判断的依据。为此,国内外开展了压裂参数实时优化智能控制技术研究。例如,哈里伯顿公司研发了Prodigy智能压裂系统^[56],利用光纤传感器实时测量每一段压裂簇中的压裂液流量变化,并自适应泵速控制算法,在压裂过程中智能控制泵速和加砂量等压裂参数,使每一簇的进入流量和支撑剂均匀分布,各射孔簇的流量差仅为0.016 m³/min,形成裂缝的均衡扩展和支撑剂的均衡分布(见图2),达到充分改造每一段的目的。同时,该系统可以有效降低施工压力和砂堵的风险,平均施工时间缩短30 min,使压裂施工控制从人为经验操作进入了自动、智能控制的新阶段。

2.6 压裂裂缝智能监测技术

准确监测裂缝的形态及几何尺寸等参数,对于有效评价水力压裂效果作用重大。目前,裂缝智能监测技术主要包含微地震监测、测斜仪监测、裂缝参数反演和示踪剂监测等方法,这些方法无论是原理还是应用效果均存在很大的差异性。

微地震和测斜仪监测可以获得大量的数据,采用人工智能算法进行处理后可以得到裂缝形态特征。N.Verkhovtseva等人^[57]收集了50 000组测斜仪数据,利用前馈神经网络与模式识别网络,建立了

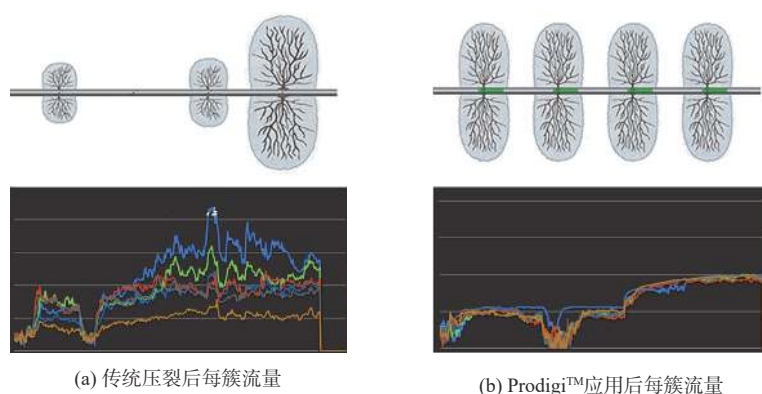


图 2 Prodigy 智能压裂系统与传统压裂技术的应用效果对比

Fig.2 Application effect comparison between intelligent fracturing system Prodigy and traditional fracturing

测斜仪测量数据与裂缝方位、裂缝模式及裂缝体积等参数之间的关系,裂缝模式识别的准确度高达 89.2%。崔晨雨^[58]提出了基于多目标智能优化算法与微地震结果的复杂裂缝反演方法,采用微地震监测数据,利用基于分解的多目标裂缝网络反演算法,可以计算出多种复杂裂缝网络形态的组合方案。

常规示踪剂监测是通过定期检测压裂返排液中示踪剂的浓度来计算产出相特征,但存在准确度不高的问题。为此,国内外研制了智能响应性示踪剂,其与油、气和水接触前不反应,接触后可以释放相对应的微量示踪分子,通过检测返排液中示踪分子的浓度,对分段压裂水平井每一段的压裂效果进行评价^[59],逐渐形成了示踪剂智能监测技术。例如, K.Ovchinnikov 等人^[60]研制了基于碳量子点的智能示踪剂,通过在支撑剂表面进行涂层改性或直接注入,从而实现压裂裂缝的智能监测。此外,哈里伯顿公司提出了一种基于电磁感应理论的裂缝监测方法^[61],通过压裂液携带磁流体进入地层,使人工裂缝具有一定的磁效应,压裂施工完成后下入导电螺线管磁场发生装置,使压裂液中携带的磁流体产生次生磁场,再根据地面接受到的磁场信号来计算人工裂缝的几何形状及方位等参数,从而对压裂效果进行评价,基本原理如图 3 所示。

目前,分布式光纤已经逐步应用于压裂裂缝监测。罗红文等人^[62-63]基于页岩气分段多簇压裂水平井的分布式光纤监测数据,采用 MCMC 和 SA 等人工智能算法建立了人工裂缝反演模型,可以定量反演有效压裂裂缝参数和每一段的产出数据。

3 智能压裂技术发展趋势

目前,智能压裂技术已经取得了一定的进展和成果,但距精准智能压裂仍有较大的差距。在压裂

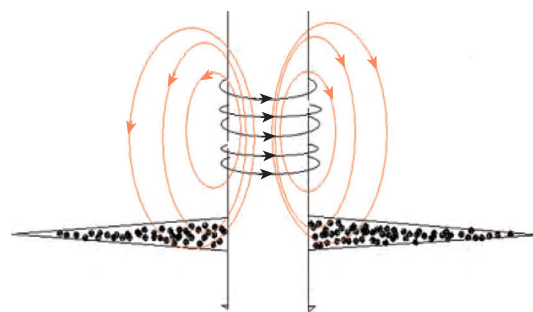


图 3 磁流体裂缝监测原理

Fig.3 Principle of fracture monitoring with magnetic fluid

参数智能优化方面,虽然相关算法及模型已经较为成熟,但由于各类压裂数据完整性不高,对模型计算的准确性影响较大,需要开展小数据样本的深度挖掘,以提高机器学习的准确度,并建立地质工程一体化压裂智能决策平台,不断提高压裂参数智能优化的准确性。在压裂流体与材料方面,虽然已经研制了一些感受外部刺激的响应性智能压裂材料,但大多处于室内试验阶段,现场应用较少,仍需要加大相态转化压裂液、压敏型暂堵剂和自聚集支撑剂等研发力度,以满足智能压裂的需要。在智能压裂工具及智能控制方面,虽然压裂设备、工具和风险预警系统等自动化程度明显提高,但智能化及智能控制方面进展较慢,需要大力研发无人值守压裂设备及智能工具,提高压裂作业效率。

3.1 开展小数据样本的深度挖掘,提高机器学习的准确度

大数据是深度学习的基础,但如果数据虽多但质量不高,则学习与预测的结果也令人难以信服。由于压裂施工中各种压裂数据的收集与校核较为困难,而且一些储层的压裂井数较少,因此,需要开展小数据样本的深度挖掘与学习研究,解决在样本量

较少的情况下机器学习所面临的提高准确度的巨大挑战,在小样本学习算法上开展研究^[64-65],根据训练特征并结合任务特征信息的方式,将深度挖掘方法嵌入模型,基于迁移学习和元学习等方法实现小样本数据的学习和挖掘。小数据样本的深度挖掘能有效提高数据的利用率,降低模型的研究和开发成本。此外,在小样本数据的迁移学习时(如预测压后产量),应高度重视油气藏类型的相似性研究,以提高预测结果的准确性。

3.2 建立智能决策平台,满足压裂参数优化的需要

油气层开发过程中,甜点的识别及预测是井眼轨道和压裂参数优化的基础。现有的压裂参数优化方法采用的是储层平均地质参数,无法做到每一段、每一簇都最优化。因此,基于大数据及云计算等手段,在以往甜点的点分布模型或一维分布模型的基础上,结合叠前/叠后地震数据反演,计算“井工厂”开发单元或单井控制区域内的三维甜点分布,并实现可视化、各种切线剖分及任意角度旋转观察等目标。在此基础上,基于地质导向或旋转导向钻井技术,并结合裂缝的纵向延伸剖面特征,合理优化水平井井眼轨道,并与段簇位置精细划分和各簇裂缝的长度、导流能力及复杂性程度等紧密结合,即在甜点分布密集处适当增大缝长、导流能力及裂缝复杂性程度,以实现油气井生产能力的最大化。或者,可以适当降低缝长、导流能力及裂缝复杂性程度,以最大限度地降低成本。通过这种方式,最终实现钻井及压裂能“闻着油味走”的技术目标,最大限度地实现降本增效。因此,需要研制基于三维甜点分布的地质工程一体化压裂智能决策平台,以提高压裂参数优化的针对性和有效性,提升压裂效果,实现非常规油气资源的高效开发。

3.3 研制智能响应性压裂流体及材料

目前,压裂流体及材料的主体性能比较单一,需要研制温度、压力等井下环境智能响应性流体和材料,以满足提高压裂效果的需要。在水力压裂的高温高压状态下,环境条件主要包括温度、压力、剪切速率、pH值、阴阳离子种类及浓度,以及光、电、磁的强度等。对于压裂液体系,可以研发相态智能转化型压裂液,在低温下为高流动性液态,在高温下自聚集逆向形成多个颗粒的固态,形成一种原位成型支撑剂,可以提高分支缝及微裂缝的导流能力。对于暂堵剂,可以研发压力敏感性液态暂堵剂,当暂堵压力升高时,其黏度逆势增加,从而进一步增强暂堵效果,当新缝开启或压后返排导致压力下降

时,其黏度随之下降,从而顺利返排并降低储层伤害;还可以研发自膨胀式暂堵剂,在暂堵后压力升高时能自动膨胀(体积增大),使裂缝由部分暂堵向完全暂堵转变,从而提高暂堵效率和暂堵后出现簇间或缝内转向裂缝的概率。对于支撑剂,可以研发离子或pH值响应性支撑剂自聚材料,裂缝内的支撑剂可以自动聚集成团,形成柱状支撑,从而大幅度提高深层油气藏人工裂缝导流能力。

3.4 研制四维智能监测模型并实现可视化

多簇多尺度水力裂缝的造缝及支撑效果的四维智能监测模型及可视化显示是智能压裂实时控制的核心技术,也是压裂施工参数调整的基础和依据。常规CT扫描技术可以完成类似的工作,但仅限于实验室的全直径岩心或人造岩样的尺度。现场大尺度量级的多簇多尺度裂缝监测技术,包括测斜仪、微地震、分布式光纤、广域电磁法及电磁造影等技术,都有各自的局限性,难以精细描述多簇裂缝和多尺度裂缝的造缝及支撑的全过程动态变化。因此,亟需研发裂缝扩展四维智能监控模型并实现可视化,为暂堵球、暂堵剂和支撑剂等的注入程序设计(包括加入时机、浓度或速度以及总量等)提供依据,并能实时调整泵注程序,适时观察各簇裂缝的均衡延伸程度、多尺度裂缝的扩展及支撑剂进入动态,使各簇裂缝的均衡破裂、均衡延伸、均衡加砂和均衡导流成为可能。实际上,即使水平井分段压裂实现了均衡破裂和均衡延伸,由于支撑剂运移受多因素影响,实现均衡加砂的难度极大,但均衡加砂对于压后油气生产的均衡性及单井最终可采储量(EUR)影响极大,因此,必须开展相应的技术攻关,以最大限度地实现均衡加砂的目标。

3.5 研制无人值守压裂设备及智能工具

目前,大多数压裂设备及工具为半自动化或自动化,仍然需要大量的人力,压裂施工中也需凭借经验对压裂参数进行调整,若处理不好还会引起砂堵等井下故障,因此,需要研制无人值守压裂设备及智能工具。无人值守涵盖施工前的踏勘、压裂车组的无人驾驶及在井场的智能摆放、自动配液和自动施工等环节,例如,压裂车组运行测试、不同压裂材料加入时机与加入速度等的自动控制、施工风险自动预警、施工参数智能调节、压后返排与生产制度的智能优化及其动态调整等,从而确保形成最优的裂缝形态、几何尺寸及裂缝复杂性,且与储层的匹配性最佳,以最大限度地发挥储层的生产潜力,获得最大的单井EUR。

4 结束语

目前,水力压裂各项关键技术的智能化程度不一,一些智能压裂关键技术仍处于理论研究或室内测试阶段,没有形成完整的智能压裂技术体系。随着大数据、云计算、数字孪生、数字现实和物联网等信息技术的快速发展及其在油气领域中的推广应用,石油工程数字化及智能化转型将取得成效,智能压裂技术的发展也会进入快车道,还需要在以下3个方面进行攻关研究:一是建立全领域数据集,这是大数据及智能化分析的基础;二是加强智能压裂材料、设备及工具的研发,这是实现智能压裂的关键;三是开展以实时化及无人化为核心的关键技术攻关,以满足智能精准压裂的需要。总体而言,智能压裂技术仍处于起步阶段,前景广阔,但不能急于求成,需要稳步发展,逐步形成完整统一的智能压裂技术体系,实现新一轮水力压裂技术的革新。

参 考 文 献

References

- [1] 蒋廷学,王海涛. 中国石化页岩油水平井分段压裂技术现状与发展建议[J]. 石油钻探技术, 2021, 49(4): 14-21.
JIANG Tingxue, WANG Haitao. The current status and development suggestions for Sinopec's staged fracturing technologies of horizontal shale oil wells[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2021, 49(4): 14-21.
- [2] 王欢,计秉玉,廖新维,等. 致密油藏体积压裂水平井压力特征[J]. 断块油气田, 2020, 27(2): 217-223.
WANG Huan, JI Bingyu, LIAO Xinwei, et al. Pressure characteristics for volume-fractured horizontal well in tight oil reservoirs[J]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 2020, 27(2): 217-223.
- [3] 赵振峰,李楷,赵鹏云,等. 鄂尔多斯盆地页岩油体积压裂技术实践与发展建议[J]. 石油钻探技术, 2021, 49(4): 85-91.
ZHAO Zhenfeng, LI Kai, ZHAO Pengyun, et al. Practice and development suggestions for volumetric fracturing technology for shale oil in the Ordos Basin[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2021, 49(4): 85-91.
- [4] 王兴文,何颂根,林立世,等. 威荣区块深层页岩气井体积压裂技术[J]. 断块油气田, 2021, 28(6): 745-749.
WANG Xingwen, HE Songgen, LIN Lishi, et al. Volume fracturing technology of deep shale gas well in Weirong Block[J]. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 2021, 28(6): 745-749.
- [5] 李杉杉,孙虎,张冕,等. 长庆油田陇东地区页岩油水平井细分切割压裂技术[J]. 石油钻探技术, 2021, 49(4): 92-98.
LI Shanshan, SUN Hu, ZHANG Mian, et al. Subdivision cutting fracturing technology for horizontal shale oil wells in the Longdong Area of the Changqing Oilfield[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2021, 49(4): 92-98.
- [6] 慕立俊,吴顺林,徐创朝,等. 基于缝网扩展模拟的致密储层体积压裂水平井产能贡献分析[J]. 特种油气藏, 2021, 28(2): 126-132.
MU Lijun, WU Shunlin, XU Chuangchao, et al. Analysis on contribution to productivity of SRV-fractured horizontal wells in tight reservoirs based on simulation of fracture network propagation[J]. *Special Oil & Gas Reservoirs*, 2021, 28(2): 126-132.
- [7] 曾波,王星皓,黄浩勇,等. 川南深层页岩气水平井体积压裂关键技术[J]. 石油钻探技术, 2020, 48(5): 77-84.
ZENG Bo, WANG Xinghao, HUANG Haoyong, et al. Key technology of volumetric fracturing in deep shale gas horizontal wells in Southern Sichuan[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2020, 48(5): 77-84.
- [8] 钟森,谭明文,赵祚培,等. 永川深层页岩气藏水平井体积压裂技术[J]. 石油钻采工艺, 2019, 41(4): 529-533.
ZHONG Sen, TAN Mingwen, ZHAO Zuopei, et al. Volume fracturing for horizontal wells in Yongchuan deep shale gas reservoirs[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2019, 41(4): 529-533.
- [9] 窦宏恩,张蕾,米兰,等. 人工智能在全球油气工业领域的应用现状与前景展望[J]. 石油钻采工艺, 2021, 43(4): 405-419.
DOU Hongen, ZHANG Lei, MI Lan, et al. The application status and prospect of artificial intelligence in the global oil and gas industry[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2021, 43(4): 405-419.
- [10] 杨传书,李昌盛,孙旭东,等. 人工智能钻井技术研究方法及实践[J]. 石油钻探技术, 2021, 49(5): 7-13.
YANG Chuanshu, LI Changsheng, SUN Xudong, et al. Research method and practice of artificial intelligence drilling technology[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2021, 49(5): 7-13.
- [11] 李根生,宋先知,田守增. 智能钻井技术研究现状及发展趋势[J]. 石油钻探技术, 2020, 48(1): 1-8.
LI Gensheng, SONG Xianzhi, TIAN Shouceng. Intelligent drilling technology research status and development trends[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2020, 48(1): 1-8.
- [12] 王敏生,光新军,耿黎东. 人工智能在钻井工程中的应用现状与发展建议[J]. 石油钻采工艺, 2021, 43(4): 420-427.
WANG Minsheng, GUANG Xinjun, GENG Lidong. Application status and development suggestions of artificial intelligence in drilling engineering[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2021, 43(4): 420-427.
- [13] 石崇东,李琪,张绍槐. 智能油田和智能钻采技术的应用与发展[J]. 石油钻采工艺, 2005, 27(3): 1-4.
SHI Chongdong, LI Qi, ZHANG Shaohuai. Application and development of the intelligent oil field and intelligent drilling and production technologies[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2005, 27(3): 1-4.
- [14] 蒋廷学,汪永利,丁云宏,等. 压裂方案经济优化的智能专家系统研究[J]. 石油学报, 2004, 25(1): 66-69.
JIANG Tingxue, WANG Yongli, DING Yunhong, et al. Expert system for economic optimization of hydraulic fracturing design[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2004, 25(1): 66-69.
- [15] WANG Leizheng, SUN A Y. Well spacing optimization for Permian Basin based on integrated hydraulic fracturing, reservoir simulation and machine learning study[R]. URTEC 2020-3104-MS, 2020.
- [16] 蒋廷学. 复杂难动用油气藏压裂技术及案例分析[M]. 北京: 中国

- 石化出版社, 2017: 231–234.
- JIANG Tingxue. Fracturing technology and case analysis of complex and difficult to produce oil and gas reservoirs[M]. Beijing: China Petrochemical Press, 2017: 231–234.
- [17] 段永刚, 张泰来, 魏明强, 等. 页岩气藏“井工厂”模式下水平井裂缝分布优化[J]. *油气藏评价与开发*, 2019, 9(6): 78–84.
- DUAN Yonggang, ZHANG Tailai, WEI Mingqiang, et al. Optimization of fracture layout of fractured horizontal well in multi-well pad mode of shale gas reservoirs[J]. *Reservoir Evaluation and Development*, 2019, 9(6): 78–84.
- [18] 姚军, 李志豪, 孙海. 基于代理辅助分层粒子群算法的页岩气藏压裂参数优化[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2020, 44(4): 12–19.
- YAO Jun, LI Zhihao, SUN Hai. Optimization of fracturing parameters for shale gas reservoir based on a surrogate-assisted hierarchical particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science)*, 2020, 44(4): 12–19.
- [19] 马嘉令, 盛广龙, 刘红林, 等. 非常规气藏压裂水平井缝网-井网自动优化方法[J]. *天然气地球科学*, 2020, 31(8): 1168–1177.
- MA Jialing, SHENG Guanglong, LIU Honglin, et al. Automatic optimization method of fracture pattern and well pattern for fractured horizontal wells in unconventional gas reservoirs[J]. *Natural Gas Geoscience*, 2020, 31(8): 1168–1177.
- [20] BAKI S, TEMIZEL C, DURSUN S. Well completion optimization in unconventional reservoirs using machine learning methods[R]. SPE 206241, 2021.
- [21] NABORS J, VOSS T, BOGDAN A, et al. Basin-specific machine learning models for efficient completions optimization[R]. URTEC 2020–2770-MS, 2020.
- [22] LIAO Lulu, ZENG Yijin, LIANG Yu, et al. Data mining: a novel strategy for production forecast in tight hydrocarbon resource in Canada by random forest analysis[R]. IPTC 20344-MS, 2020.
- [23] LEE K, LIM J, YOON D, et al. Prediction of shale-gas production at Duvernay Formation using deep-learning algorithm[J]. *SPE Journal*, 2019, 24(6): 2423–2437.
- [24] AL-ALWANI M A, DUNN-NORMAN S, BRITT L K, et al. Descriptive data analytics for the stimulation, completion activities, and wells' productivity in the Marcellus shale play[R]. URTEC 198290-MS, 2019.
- [25] 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.
- [26] 戴彩丽, 高明伟, 赵明伟, 等. 可修复循环利用二氧化碳智能响应清洁压裂液构筑及成胶机制[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2020, 44(5): 103–113.
- DAI Caili, GAO Mingwei, ZHAO Mingwei, et al. Construction and gelation mechanism of a reusable carbon dioxide smart response clean fracturing fluid system[J]. *Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science)*, 2020, 44(5): 103–113.
- [27] 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.
- [28] 周利华, 李骏, 吴明移, 等. 一种智能包封酸及使用方法: CN202011349618.0[P]. 2021–03–12.
- ZHOU Lihua, LI Jun, WU Mingyi, et al. An intelligent encapsulated acid and its application method: CN202011349618.0[P]. 2021–03–12.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] 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.
- [32] SANTOS L, DAHI TALEGHANI A, LI G. Smart expandable proppants to achieve sustainable hydraulic fracturing treatments: Proceedings-SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dubai, September 26–28, 2016 [C]. Dubai: SPE, 2016.
- [33] MILLER C, ZENG Tongzhou, MOHANTY K. Evaluation of chemical blends for shale EOR[R]. SPE 195819, 2019.
- [34] 裴宇昕. 受温度激发的自转向压裂液研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2017.
- PEI Yuxin. Study on temperature-induced self-diverting fracturing fluid[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2017.
- [35] 苏鑫, 冯玉军, 张近知. 基于动态共价键的CO₂响应性智能水凝胶及其制备方法和应用: CN202110912566.1[P]. 2021–11–12.
- SU Xin, FENG Yujun, ZHANG Jinzhi. CO₂ responsive intelligent hydrogel based on dynamic covalent bond and its preparation and application: CN202110912566.1[P]. 2021–11–12.
- [36] 罗明良, 孙涛, 温庆志, 等. 一种基于磁流变液的油气井暂堵剂及其制备方法与应用: CN201410091171. X[P]. 2014–06–04.
- LUO Mingliang, SUN Tao, WEN Qingzhi, et al. A temporary plugging agent for oil and gas wells based on magnetorheological fluid and its preparation method and application: CN201410091171. X[P]. 2014–06–04.
- [37] SANTOS L, TALEGHANI A D, LI Guoqiang. Expandable diverting agents to improve efficiency of refracturing treatments[R]. URTEC 2697493-MS, 2017.
- [38] 张树立, 李心成. 适合中国大型页岩气压裂成套装备的解决方案[J]. *石油机械*, 2018, 46(12): 60–67.
- ZHANG Shuli, LI Xincheng. The solution of massive hydraulic fracturing of shale gas in China[J]. *China Petroleum Machinery*, 2018, 46(12): 60–67.
- [39] 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.
- [40] 魏爱珍, 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.
- [41] 李大寨, 王克沛. 基于 RFID 技术的智能滑套分段压裂工具的设计[J]. *机械与电子*, 2014(2): 50–53.
LI Dazhai, WANG Kepei. Design of smart sleeve staged fracturing tool based on radio frequency identification technology[J]. *Machinery & Electronics*, 2014(2): 50–53.
- [42] 黎伟, 夏杨, 陈曦. RFID 智能滑套设计与试验研究[J]. *石油钻探技术*, 2019, 47(6): 83–88.
LI Wei, XIA Yang, CHEN Xi. Design and experimental study of an RFID intelligent sliding sleeve[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2019, 47(6): 83–88.
- [43] 秦金立, 戴文潮, 万雪峰, 等. 无线射频识别技术在多级滑套压裂工具中的应用探讨[J]. *石油钻探技术*, 2013, 41(3): 123–126.
QIN Jinli, DAI Wenchao, WAN Xuefeng, et al. Application of radio frequency identification in multistage fracturing sleeve tools[J]. *Petroleum Drilling Techniques*, 2013, 41(3): 123–126.
- [44] 王斌, 郭岩宝, 田晓雨, 等. 水平井压裂装置智能趾端滑套设计[J]. *石油矿场机械*, 2021, 50(5): 52–59.
WANG Bin, GUO Yanbao, TIAN Xiaoyu, et al. Design of intelligent toe slide sleeve for horizontal well fracturing device[J]. *Oil Field Equipment*, 2021, 50(5): 52–59.
- [45] 胡瑾秋, 刘慧舟. 页岩气压裂作业井下事故智能监测与远程预警发布系统: 2017 中国自动化大会 (CAC2017) 暨国际智能制造创新大会 (CIMIC2017) 论文集 [C]. 济南: 中国自动化学会, 2017: 648–653.
HU Jinqiu, LIU Huizhou. Intelligent monitoring and remote early warning system for underground accidents in shale gas fracturing operation: Proceedings of 2017 China Automation Conference (CAC217) and International Intelligent Manufacturing Innovation Conference (CIMIC2017) [C]. Jinan: Chinese Association of Automation, 2017: 648–653.
- [46] 张鑫. 基于贝叶斯网络的页岩气压裂作业及关键设备实时风险评估方法研究 [D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2019.
ZHANG Xin. Research on real-time risk assessment method for shale gas fracturing operation and key equipment based on Bayesian network[D]. Beijing: China University of Petroleum(Beijing), 2019.
- [47] 田斯赞. 页岩气压裂过程异常工况预测与溯源方法研究 [D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2017.
TIAN Siyun. Research on shale gas fracturing abnormal condition prediction and cause analysis method[D]. Beijing: China University of Petroleum(Beijing), 2017.
- [48] NOLTE K G, SMITH M B. Interpretation of fracturing pressures[J]. *Journal of Petroleum Technology*, 1981, 33(9): 1767–1775.
- [49] MASSARAS L V, MASSARAS D V. Real-time advanced warning of screenouts with the inverse slope method[R]. SPE 150263, 2012.
- [50] UNAL E, SIDDQUI F, SOLIMAN M Y. Wavelet analysis of fracturing pressure data[R]. SPE 189885, 2018.
- [51] MERRY H, LI Weichang, DEFFENBAUGH M, et al. Optimizing distributed acoustic sensing (DAS) acquisition: test well design and automated data analysis[R]. SEG 2020 – 3419338, 2020.
- [52] 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.
- [53] CHENG Guozhu, CHENG Rui, ZHANG Sulu, et al. Risk evaluation method for highway roadside accidents[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2019, 11(1): 1–12.
- [54] YU Y, MISRA S, OGHENEKARO O, et al. Pseudosonic log generation with machine learning: a tutorial for the 2020 SPWLA PDDA SIG ML contest[J]. *SPWLA Today*, 2020, 2: 97–101.
- [55] LIU Liwang, LI Haibo, LI Xiaofeng, et al. Underlying mechanisms of crack initiation for granitic rocks containing a single pre-existing flaw: insights from digital image correlation (DIC) analysis[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2021, 54(2): 857–873.
- [56] Anon. TM intelligent fracturing service[EB/OL]. [2019–09–05]. <https://www.halliburton.com/en-US/ps/stimulation/fracturing/prodigi.html>.
- [57] VERKHOVTSEVA N, BAGHERIAN B, MUKHTAROV T. Determining bedding slip planes with microseismic processing[R]. URTEC 2668912-MS, 2017.
- [58] 崔晨雨. 致密油气藏复杂压裂裂缝智能反演方法研究 [D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2019.
CUI Chenyu. Research on intelligent inversion method for complex hydraulic fracture network in tight reservoir[D]. Qingdao: China University of Petroleum(East China), 2019.
- [59] ZHANG Kuangsheng, TANG Meirong, YONG S S, et al. Evaluation of stage contribution and interwell connectivity during initial flowback and oil production in a tight oil horizontal stimulation using tracer technology[R]. SPE 181854, 2016.
- [60] OVCHINNIKOV K, GURIANOV A, BUZIN P, et al. Production logging in horizontal wells without well intervention[R]. SPE 187751, 2017.
- [61] SENGUPTA S. An innovative approach to image fracture dimensions by injecting ferrofluids[R]. SPE 162365, 2012.
- [62] 李海涛, 罗红文, 向雨行, 等. 基于 DTS 的页岩气水平井人工裂缝识别与产出剖面解释方法 [J]. *天然气工业*, 2021, 41(5): 66–75.
LI Haitao, LUO Hongwen, XIANG Yuxing, et al. DTS based hydraulic fracture identification and production profile interpretation method of horizontal well[J]. *Natural Gas Industry*, 2021, 41(5): 66–75.
- [63] LUO Hongwen, LI Ying, LI Haitao, et al. Simulated annealing algorithm-based inversion model to interpret flow rate profiles and fracture parameters for horizontal wells in unconventional gas reservoirs[J]. *SPE Journal*, 2021, 26(4): 1679–1699.
- [64] 许行, 张凯, 王文剑. 一种小样本数据的特征选择方法 [J]. *计算机研究与发展*, 2018, 55(10): 2321–2330.
XU Hang, ZHANG Kai, WANG Wenjian. A feature selection method for small samples[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2018, 55(10): 2321–2330.
- [65] 张玲玲, 陈一苇, 吴文俊, 等. 基于对比约束的可解释小样本学习 [J]. *计算机研究与发展*, 2021, 58(12): 2573–2584.
ZHANG Lingling, CHEN Yiwei, WU Wenjun, et al. Interpretable few-shot learning with contrastive constraint[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2021, 58(12): 2573–2584.