

文章编号: 1673-2677(2026)02-0078-18

DOI: 10.12388/j.issn.1673-2677.2026.02.009

引用: 王博, 张恩雨, 马景龙, 等. [J]. 新疆石油天然气, 2026, 22(2): 78-95.

Cite: WANG Bo, ZHANG Enyu, MA Jinglong, et al. Progress on analysis methods for the whole process of fracturing[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2026, 22(2): 78-95.

压裂全过程分析方法研究进展

王博, 张恩雨, 马景龙, 尚子琛, 谭林, 侯要要
(中国石油大学(北京)克拉玛依校区, 新疆克拉玛依 834000)

摘要:针对非常规油气储层低孔低渗、天然裂缝发育等特征,系统梳理了水力压裂技术的理论与应用进展,主要围绕四个核心领域展开论述。首先,回顾了压前水力压裂数值模拟方法的发展历程,探讨了直井裂缝穿层与水平井多簇均衡扩展的主控机制;其次,分析了压中压裂施工曲线特征及砂堵形成机理,重点介绍了基于人工智能的实时智能预警技术;第三,总结了基于停泵压降分析(G函数)、微地震及动态生产数据的压裂改造体积(SRV)估算与压后效果评估方法;最后,对比了传统经验递减模型与现代数值模拟、机器学习在复杂缝网油气井产量预测中的应用优势。研究旨在为探究复杂储层压裂机理、优化施工设计以及提升非常规油气开发效益提供理论基础与参考,并指出了多场耦合精细模拟、智能预警工程适应性以及动态SRV精准表征等未来发展方向。

关键词:水力压裂;非常规储层;数值模拟;智能预警;压裂改造体积;产量预测

中图分类号: TE357

文献标识码: A

Progress on Analysis Methods for the Whole Process of Fracturing

WANG Bo, ZHANG Enyu, MA Jinglong, SHANG Zichen, TAN Lin, HOU Yaoyao
(Karamay Campus, China University of Petroleum (Beijing), Karamay 834000, Xinjiang, China)

Abstract: Given the characteristics of unconventional oil and gas reservoirs, such as low porosity, low permeability, and well-developed natural fractures, this study systematically reviews the theoretical and application progress of the hydraulic fracturing technology. The full text revolves four core domains: First, it reviews the development history of hydraulic fracturing numerical simulation methods and explores the control mechanisms of cross-layer behaviors of fractures in vertical wells and balanced multi-cluster propagation of fractures in horizontal wells. Second, it analyzes the characteristics of fracturing operation curves and the formation mechanisms of screen-out, while highlighting real-time intelligent early warning technologies based on artificial intelligence. Third, it summarizes the evaluation methods for stimulated reservoir volume (SRV) and post-fracturing effectiveness based on instantaneous shut-in pressure decline analysis (G-function), micro-seismic data, and dynamic production data. Finally, it compares the application advantages of traditional empirical production decline models, modern numerical simulation, and machine learning in predicting production of oil and gas wells with complex fracture networks. This study intends to provide a solid theoretical foundation and reference for exploring fracturing mechanisms in complex reservoirs, optimizing operational designs, and improving the development efficiency of unconventional oil and gas. It also points out future development directions, including refined simulation of multi-field coupling, engineering adaptability of intelligent early warning, and precise dynamic characterization of SRV.

Key words: hydraulic fracturing; unconventional reservoir; numerical simulation; intelligent early warning; stimulated reservoir volume; production prediction

基金项目:国家自然科学基金“段内多簇压裂射孔孔眼封堵控制机理研究”(52374057);“天山英才”青年科技创新人才项目“非常规油气集团压裂控制机理与智能优化研究”(2023TSYCCX0004)。

作者简介:王博(1990—),2019年毕业于中国石油大学(北京)油气井工程专业,博士,副教授,长期从事水力压裂现场工艺、数值模拟、物模实验方面的研究。(E-mail)wb_cup@163.com

随着全球常规油气资源的日益枯竭,非常规油气(页岩油气、致密油气和煤层气等)已成为保障国家能源安全的重要战略资源。然而,非常规储层普遍具有低孔、低渗、天然裂缝发育和非均质性强等特性,油气在储层中的流动能力极差,需要依靠储层改造技术实现有效开发。水力压裂作为目前核心的储层改造方法,通过向地层注入高压流体,形成具有高导流能力的复杂缝网,从而提高单井产能。

尽管水力压裂技术在过去十几年取得了有效发展,在实际工程应用当中仍面临许多挑战。首先,地下裂缝的起裂、扩展与穿层行为受地质与工程多因素影响,裂缝扩展机理还比较模糊;其次,压裂施工过程中的监测与风险预警存在滞后性;再次,压后缝网的有效体积评估以及压裂液返排机制仍然存在一些争论;最后,非常规油气井长期产量预测仍缺乏高精度的可靠模型,预测值与真实生产曲线还有较大误差。

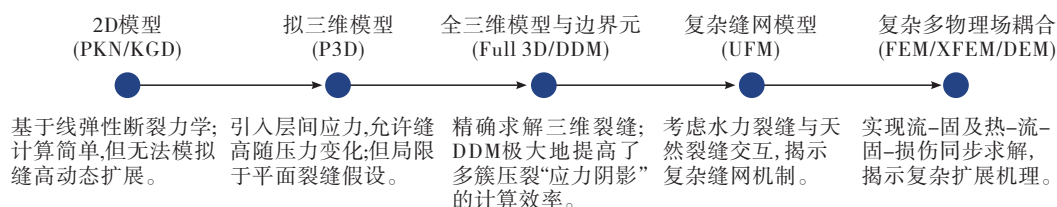
针对上述问题,梳理水力压裂相关的理论和技术进展很重要。本文将围绕压前水力压裂数值模拟、压中压裂施工诊断和砂堵预警、压后的有效改造体积评估以及油气井产量预测方法这四个方面展开论述,为进一步探究非常规储层压裂裂缝扩展机理、优化压裂工程设计以及提高油气开发效益提供理论基础与参考。

1 非常规储层裂缝扩展机理与数值模拟技术

1.1 水力压裂数值模拟方法发展历程

水力压裂中的数值模拟技术是优化压裂工程设计、预测裂缝扩展的重要手段。随着计算机技术的发展和岩石力学理论研究的深入,数值模拟技术经历了二维(2D)、拟三维(P3D)到全三维(Full 3D)以及复杂缝网模型(UFM)的演变,数值模型逐步能处理复杂的地质条件和多物理场耦合问题^[1-3],如图1所示。

模拟方法/模型名称



解决的痛点与技术突破

图1 水力压裂数值模拟技术演变

Fig. 1 Evolution of numerical simulation technologies for hydraulic fracturing

早期的2D模型如PKN和KGD模型,基于线弹性断裂力学(LEFM),假设地层均质,并且各向同性。PKN模型适用于缝长远大于缝高的情况,KGD模型适用于缝高大于缝长的短宽裂缝。这两类模型计算简单,但是无法模拟裂缝高度的动态扩展,局限性比较大^[1]。P3D模型允许裂缝高度随压力变化,引入了层间应力遮挡机制,但仍然是基于平面裂缝假设,难以准确地计算出层理发育储层的复杂裂缝形态^[1-2]。

针对非常规储层中天然裂缝发育的特点,全三维模型和UFM模型逐渐成为研究的热点。全三维模型虽然能求解三维空间内的裂缝扩展,但计算成本较高。位移间断法(DDM)作为一种边界元方法,因其只对裂缝表面离散,计算效率较高,一般被用于模拟多段多簇压裂中的“应力阴影”效应^[3-5]。UFM模型在此基础上,进一步考虑了水力裂缝与天然裂缝的相互作用,能够模拟复杂缝网的形成过程,可以揭示地应力差、逼近角等因素对缝网复杂度的控制作用^[5-6]。

为了更加真实地反映多物理场耦合机制,基于有限元(FEM)、扩展有限元(XFEM)以及离散元(DEM)

的方法得到发展。基于COMSOL平台的流-固全耦合模型,实现了应力场、渗流场以及损伤场的同时求解,为揭示复杂裂缝扩展机理提供了一种有效方法^[7-8]。此外针对深层高温高压储层,热-流-固-损伤耦合的模拟研究还揭示了热应力在诱导岩石破裂中的作用^[7]。水力压裂数值模拟是压裂工程设计优化的一个关键流程。通过融合地震、测井以及岩石力学参数建立模型进行压裂模拟,可优化段长、簇间距以及施工设计等参数^[6,9-10]。

1.2 直井压裂裂缝垂向穿层与扩展规律研究

直井压裂裂缝的垂向扩展与穿层行为是评价储层改造的研究重点,在砂泥岩互层和层理发育的页岩储层中,地层非均质性强、层理面发育以及层间应力差异较大,裂缝的垂向扩展受到限制或发生转向,这会形成复杂的缝网结构。近年来学者们结合各类数值模拟软件以及自研代码,针对层理面、地应力差、岩石力学属性以及工程流体等参数对裂缝的垂向扩展机理开展了大量研究。

首先,层理面和岩性界面的非均质性是裂缝垂向

扩展的主要的地质方面因素。Miskimins等^[11]指出,层理面剪切滑移以及岩层模量差异导致的能量耗散会抑制缝高扩展,并且薄岩层会增加滑移概率。针对上述现象,罗焱等^[12]构建了耦合应力-损伤-滤失的多层水力压裂模型,他们发现裂缝贯穿砂泥岩层理过程包含三个阶段。该研究指出高地层倾角和高应力差有利于裂缝穿层,而低应力差和低层理强度则利于裂缝沿层理方向扩展,抑制垂向扩展,如图2所示。此外岩石力学参数的非均质性与各向异性也不可以忽视,吝佳莹^[13]针对玛湖致密砾岩的研究表明,强非均质性会诱发应力集中,导致裂缝路径扭曲;Suo等^[14]验证了页岩拉压强度比对塑性区演化和起裂压力的控制作用;Zhu等^[15]的全局敏感性分析指出,裂缝面的粗糙度是控制临界应力裂缝长度的一个重要因素。

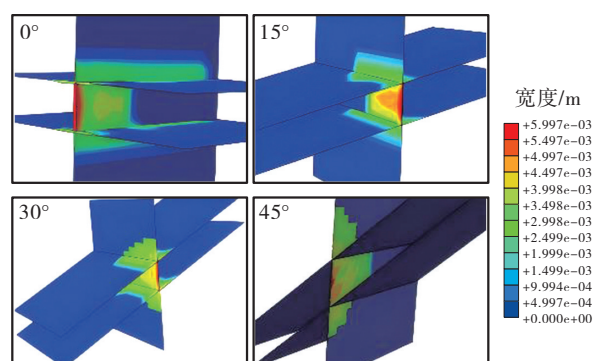


图2 地层倾角对水力裂缝动态扩展影响^[12]

Fig. 2 Effects of formation dip angles on dynamic propagation of hydraulic fractures^[12]

其次,地应力状态对裂缝形态具有很重要的影响。王博等^[16]利用含层理面的三维流固全耦合模型发现,垂向应力是裂缝激活层理面的关键因素,当垂向应力小于18 MPa时裂缝倾向被层理捕获并沿水平扩展;当水平应力差大于3 MPa时裂缝容易被层理捕获,如图3所示。这一结论与孙景行等^[5]和赵欢等^[17]的研究相呼应,低水平应力差有利于裂缝偏转并沟通天然裂缝形成复杂缝网,而高应力差下缝网复杂度大幅

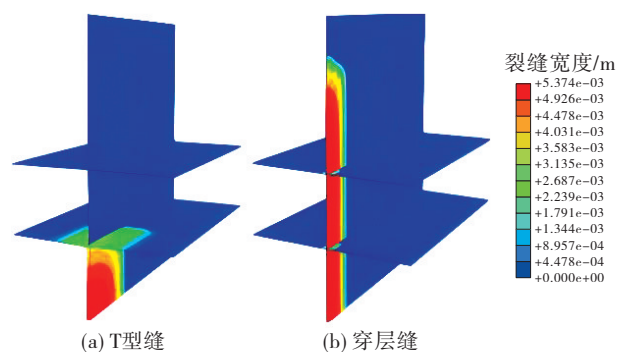


图3 两种典型裂缝穿层形态^[16]

Fig. 3 Two typical shapes of fractures crossing layers^[16]

降低,裂缝受最大主应力约束增强,裂缝形态趋于单一平直。此外,Suo等^[14]进一步通过FDEM模拟发现,T应力(平行于裂缝面的非奇异应力项)的正负会改变裂缝尖端塑性区大小,从而影响裂缝的分支行为。

随着离散裂缝网络(DFN)技术的发展,天然裂缝与水力裂缝的相互作用模拟成为研究热点。Li等^[18]基于DFN模型探讨了排量与逼近角的影响,发现低排量下仅形成单一主裂缝,高排量能增加缝内净压力,克服闭合应力,从而激活层理面和天然裂缝;当水力裂缝以大角度逼近低强度或低应力差下的天然裂缝时容易发生沿天然裂缝转向,反之穿越天然裂缝。Arias Medina等^[19]在哥伦比亚页岩开发中,整合地震反演以及测井资料,较为精确地预测了天然裂缝分布,优化了压裂设计,展示了地质工程一体化模拟的应用潜力。

在工程流体方面,流体性质对缝网复杂度的影响同样明显。Lin等^[20]建立的模型显示,低温流体诱导的热应力(温差>90 °C)能促使复杂缝网形成;Zang等^[21]证实CO₂前置液的低黏度和增能效应有利于微裂缝的动用。Konstantinou等^[22]和Xiao等^[23]结合机器学习技术认为地应力与流体性质是影响压裂压力的关键参数,为优化压裂设计提供了新道路。

直井压裂的裂缝垂向扩展是一个受地质和工程多因素控制的过程。现有的数值模拟研究揭示了裂缝穿层、转向以及被捕获的力学机制,为复杂储层的压裂设计提供了重要依据。

1.3 水平井多段压裂裂缝均衡扩展与缝网模拟研究

水平井多段多簇压裂是非常规油气藏开发的重要技术,通过在水平段内构建复杂缝网来实现更大的改造面积。然而在实际施工中,受簇间应力阴影效应以及储层非均质性的影响,各簇裂缝往往呈现非均衡扩展的现象,表现为中间簇裂缝受到抑制形状短窄,两端簇裂缝过度延伸扩展,这限制了储层改造体积和单井产量^[17,24-25]。针对这一问题,国内外学者结合Petrel地质建模、XFEM、Lattice粒子法以及DFN等数值模拟手段,探究了裂缝均衡扩展机制以及工程参数敏感性,并提出了限流射孔、段内暂堵等优化方法。

关于多簇裂缝竞争扩展与应力干扰机制,数值模拟的一些研究揭示了地应力差与簇间距的控制作用。赵欢等^[17]基于扩展有限元方法建立的流固耦合模型指出多裂缝在近井带呈现出相互排斥的趋势,裂缝间距越小簇间竞争越激烈,地应力差较小时侧向裂缝转向角度更大(图4、图5)。Liu等^[25]利用Lattice粒子法模拟发现,在含天然裂缝的页岩储层中,增加簇间距可

显著减弱应力阴影的影响,促进中间簇裂缝的扩展;增大应力差则会抑制中间裂缝的扩展,但有助于裂缝穿透天然裂缝形成复杂缝网。吴应松^[26]的研究表明,天然裂缝的逼近角度过小,以及不合理的簇间距与排量组合,均是引发裂缝失控扩展和井间压窜的主要因素。这种非均衡扩展不仅造成段内改造不充分,还可能引发套变等工程风险,因此如何通过工程参数优化来减小应力阴影效应成为了研究重点。

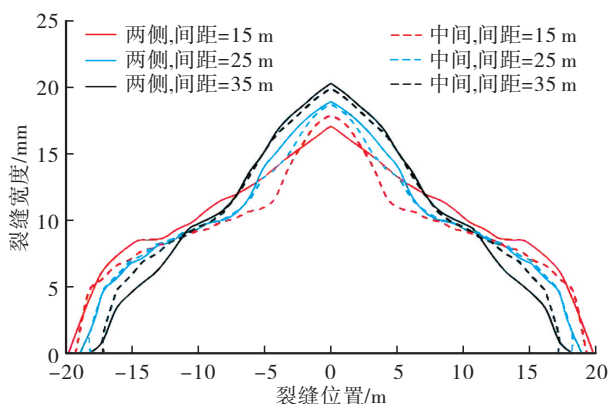


图4 不同间距时中间和两侧位置裂缝形态^[17]

Fig. 4 Fracture shapes at the middle and side positions in cases of different spacing^[17]

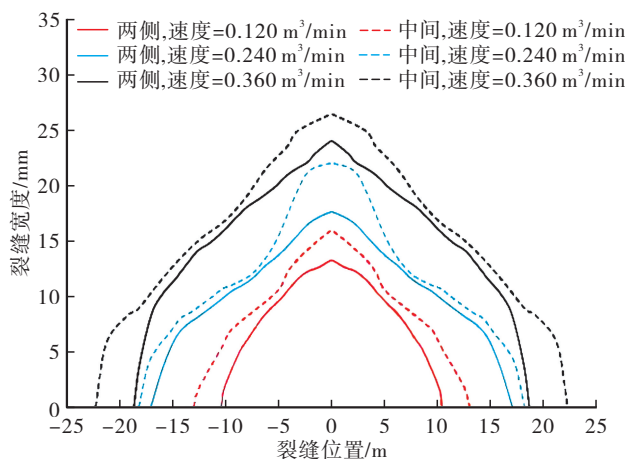


图5 不同注入速度时中间和两侧位置裂缝形态^[17]

Fig. 5 Fracture shapes at the middle and side positions in cases of different injection rates^[17]

在天然裂缝发育的储层中,水力裂缝与天然裂缝的相互作用是形成复杂缝网的关键。曹文^[27]利用内聚力单元模拟了含结构面岩体的裂缝扩展,发现当结构面与水力裂缝的胶结强度比小于0.6时,裂缝易激活结构面并转向扩展;高逼近角和高水平应力差则促使水力裂缝直接穿透结构面。

为实现多簇裂缝的均衡扩展,限流射孔(limited entry perforation)与非均匀射孔技术被广泛应用。这些技术通过人为限制射孔孔眼数量或调整孔径大小,

利用孔眼摩阻产生的附加压降来平衡各簇的进液量。张毅博^[28]针对致密油水平井建立数值模型,综合考虑了施工排量、砂浓度以及孔眼磨蚀效应,指出合理的射孔参数设计需兼顾摩阻与磨蚀风险,来保证各簇裂缝的有效开启。何昀宾等^[24]进一步引入段内非均质地应力场,其研究表明在应力较高的簇增加2~4个射孔孔眼可有效抵消应力非均质性的负面影响;同时,还探讨了段内暂堵(temporary plugging)工艺,发现暂堵次数对井底压力提升显著,3次暂堵可使井底压力升高约10 MPa,而2~3次暂堵操作可实现较为理想的簇间均衡进液效果,促进非主导裂缝的开启与扩展。

水平井分段多簇压裂的数值模拟已从单一的裂缝形态模拟向多物理场耦合、复杂地质构造以及全生命周期生产预测的方向发展。通过刻画应力阴影、天然裂缝相互作用以及流体分配机制,结合限流射孔与暂堵等工艺优化以及合理的排量设计,可以有效地改善多簇裂缝的均衡扩展程度,提高非常规油气藏的采收率。数值模拟虽然能在设计阶段优化裂缝形态,但在实际施工过程中,地下裂缝的真实延伸行为往往需要通过实时的压裂施工曲线来反演和诊断,同时施工中的砂堵风险也需要实时预警。

2 压裂施工特征诊断与砂堵智能预警技术

2.1 压裂施工曲线特征与摩阻计算方法

压裂施工曲线是地下裂缝延伸行为的“心电图”,包含了裂缝形态以及施工状态的各种信息。通过实时数据并配合阶梯排量测试计算摩阻,是实现压裂施工实时诊断、参数反演以及砂堵风险预警的关键。

2.1.1 压裂施工曲线特征与裂缝行为诊断

施工压力曲线直接反映裂缝的开启、延伸和受阻情况。早期的Nolte-Smith图版基于净压力双对数斜率,将裂缝延伸划分为正常延伸(斜率约1/8~1/4)、缝高受限或脱砂(斜率>1)、缝高失控生长(负斜率)等模式,奠定了停泵压降反演的基础^[29]。但在页岩气等非常规储层,受天然裂缝以及层理的影响,压力曲线特征表现得更加复杂。

赵金洲等^[30]针对页岩气缝网压裂建立了基于井底净压力折算的诊断模型。该研究引入净压力斜率和净压力指数参数动态划分阶段。划分出缝网延伸、受阻、正常延伸、沿层理/缝高延伸以及液体快速滤失等6种阶段。研究指出净压力指数大于0.3且满足破裂条件时缝网复杂化延伸;而指数小于0.2且压力低于隔层应力差时则发生快速滤失现象。其提出的缝网复杂指数量化了缝网开启程度,与微地震技术监测结果保持一致。

2.1.2 摩阻计算方法与测试工艺优化

计算井筒以及近井摩阻是得到实际净压力的前提。压裂施工总摩阻包括管柱沿程摩阻、射孔孔眼以及近井弯曲摩阻。近井摩阻(孔眼+弯曲)通常依赖小型压裂中的阶梯排量测试获取。

阶梯降排量测试原理是利用变排量下的停泵压力或压降特征,结合伯努利方程和幂律关系回归求解。王达等^[31]在海上高产气井测试中发现,由于注入液量较小,近井地带天然气未能被有效驱替,形成气液两相流,导致测得摩阻异常偏高(达16.5 MPa)。为此,其研究团队提出了“双阶梯”测试法,通过首轮测试后关井,待气体排出或增加前置液驱替,再次测试可消除85%以上的摩阻计算干扰。

针对煤层气井煤岩模量低、易碎且滤失大的特点,李亨^[32]建议采用“阶梯升排量”测试,避免初始高排量开启而产生的多裂缝干扰。同时建立模型优化注入体积和关井时间,获取滤失系数与闭合压力,从而指导压裂设计。通过摩阻测试工艺优化,工程人员能够更加深入理解裂缝地下行为,为非常规油气有效改造提供数据支撑。

2.2 压裂砂堵机理与风险识别

压裂施工中的砂堵(Screen-out)是指支撑剂在裂缝内运移受阻、堆积,导致流动通道堵塞,引起施工压力异常升高,加砂被迫中止的现象。砂堵不仅严重影

响储层改造体积,还可能引发各种工程事故。因此,分析砂堵机理,建立有效的砂堵预警模型至关重要。

2.2.1 压裂砂堵形成机理

地质特征与裂缝形态异常是导致砂堵的重要因素。梁顺武等^[33]针对东濮凹陷高阻红层的研究发现,天然裂缝发育会导致压裂液大量滤失,降低人造裂缝效率,导致裂缝端部过早脱砂;局部构造异常引起的裂缝扭曲会增加近井摩阻,导致砂浆过早浓缩桥堵。何智慧等^[34]指出,当储层应力差较小或目的层较薄时,裂缝高度易失控扩展,导致缝宽开启不足;若岩石杨氏模量较低、塑性较强,裂缝更容易变窄,很容易卡住支撑剂颗粒从而引发砂堵。

在多段多簇压裂中观尺度上,簇间应力干扰会导致裂缝宽度非均匀分布。Yang等^[3]基于三维全耦合模拟发现,中间簇裂缝往往受挤压变窄,这会导致支撑剂更容易在孔眼入口处发生砂堵。受重力沉降影响,支撑剂多集中在近井地带或者裂缝底部,若流体的携砂能力不足,床层高度将会迅速上升引发砂堵。

微观层面的颗粒-裂缝相互作用同样会导致砂堵问题。郑臣等^[35]利用CFD-DEM模拟发现,裂缝壁面粗糙度会显著增加流体紊乱度,粗糙裂缝内颗粒受到的平均作用力是光滑裂缝的30倍以上。随着压裂液黏度的增加,粗糙壁面附近液体的流速显著降低,造成颗粒在凸起处滞留堆积,导致裂缝通道的堵塞,如图6所示。

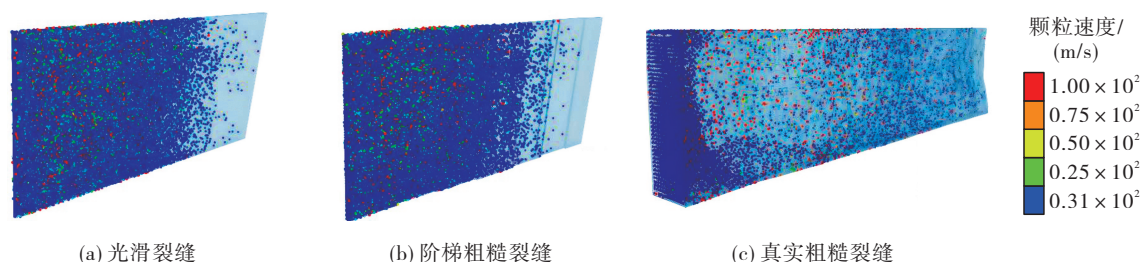


图6 支撑剂在粗糙裂缝内运移与砂堵微观机理示意图^[35]

Fig. 6 Schematic diagram of proppant transport and microscopic mechanism of screen-out in rough fractures^[35]

2.2.2 砂堵风险识别与预警技术

实时、准确识别砂堵是避免砂堵问题的重要手段。传统的净压力分析法通过双对数斜率判断砂堵(斜率趋于1),何智慧等^[34]指出,该方法严重依赖井筒及孔眼摩阻的精确计算,但是在实际压裂施工过程中存在较大的不确定性和滞后性。

为了克服传统方法的不足,“斜率反转法”被广泛应用。何智慧等^[34]阐述了其判别机理:正常泵注时,随着高密度携砂液进入井筒,地面压力呈负斜率下降;一旦裂缝内或近井地带出现流动受阻问题,压力曲线将打破原有趋势,发生“斜率反转”,转为正斜率或陡升。该方法无需复杂的计算,现场预测精度能够

达到95%以上,并且能通过压力上升形态来有效区分地层内砂堵与井筒砂堵。

除了被动监测,主动优化流体性能也是降低风险的重要手段。郭继香等^[36]研制的多功能滑溜水体系不仅具有优异的耐温耐剪切性能,能保证高温下悬浮支撑剂的压裂液黏度,还能通过降低沿程摩阻,提高流体在复杂缝网中的流通能力。结合数值模拟提前预测易堵区域^[3]与“斜率反转法”实时预警,是当前避免砂堵风险的主流技术。

2.3 基于人工智能的施工压力预测与砂堵预警模型

传统压裂力学模型在处理多场耦合施工过程时计算成本高、实时性差。近年来,人工智能与机器学习

习技术凭借其强大的数据挖掘与复杂时序特征处理能力,在破裂压力预测以及砂堵风险预警领域呈现出巨大的潜力。图7是基于人工智能建立的施工压力预测与砂堵预警模型。

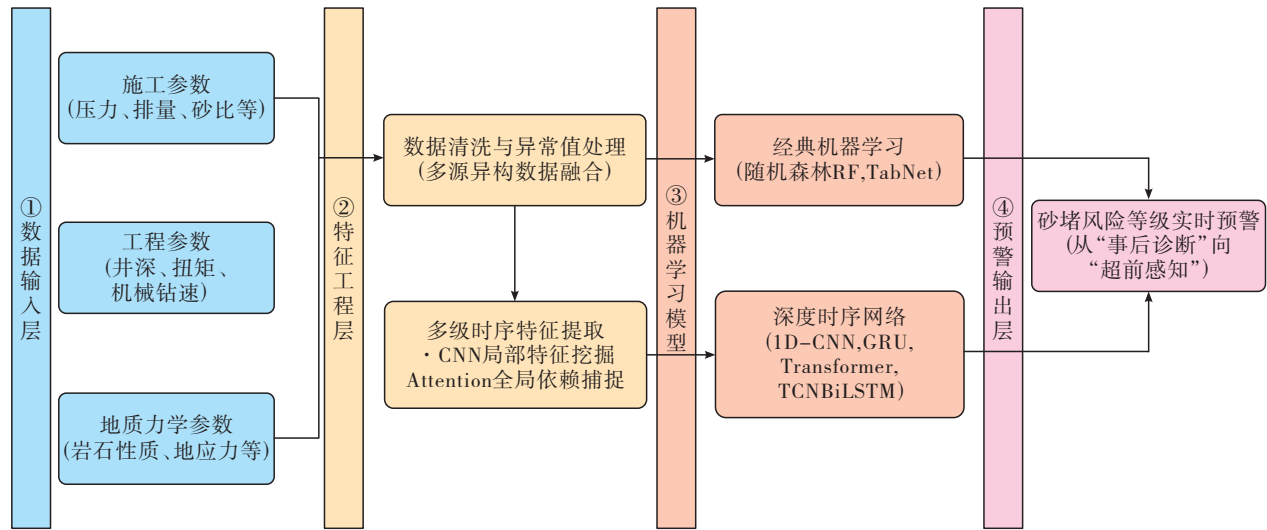


图7 基于人工智能的施工压力预测与砂堵预警模型

Fig. 7 Artificial intelligence-based model for treating pressure prediction and screen-out early warning

2.3.1 数据驱动下的破裂压力与施工压力预测

施工初期破裂压力(BP)是压裂工程设计的核心参数。机器学习算法能大幅降低实验成本,融合多源数据来代替复杂的力学计算。

Konstantinou等^[22]整合了30项高渗到低渗储层的水力压裂施工数据,采用随机森林模型挖掘影响破裂压力的参数。研究表明平均应力、应力差以及流体动力学特性是影响破裂压力的主要原因。在弱胶结岩石中应力状态对破裂压力的影响最为明显,该研究展现了机器学习在跨储层提取规律方面的优势。

为了克服实验室规模与现场实际地层的差异, Aliyev等^[37]构建了包含岩石力学性质、注入参数以及流体性质的多元数据集。团队对比了多种树模型以及深度学习网络。研究结果显示基于注意力机制的神经网络表格处理模型(TabNet)在破裂压力预测中表现最佳。研究引入沙普利加(SHAP)解释性框架,量化了各参数对破裂压力的影响,增强了黑盒模型的物理解释性。

此外,传统理论与机器学习的结合为预测提供了新道路。Zhuang等^[38]结合机械比能(MSE)理论,利用井深、扭矩、机械钻速等钻头响应参数驱动模型预测破裂压力。分析表明,仅凭井深和扭矩就可以实现粗略评估,引入MSE关联特征则能提高预测的精度,其研究为现场压裂“甜点”优选提供决策支撑。

2.3.2 深度时序网络在砂堵风险预警中的应用

砂堵是一个典型的动态非平稳时间序列异常事件。传统的“斜率反转法”等经验方法对早期微弱特征敏感性不足,而深度时序模型为砂堵实时预警开辟了一条新道路。

Qiao等^[39]提出了一种融合GRU、Transformer与一维卷积神经网络(1D-CNN)的架构,用来预测压裂中的砂堵风险等级。该架构利用1D-CNN提取局部特征,通过GRU和Transformer捕捉压力以及排量的全局关系,该模型在砂堵预测中达到了0.951的F1分数。GRU与Transformer的网络结构分别如图8、图9所示。

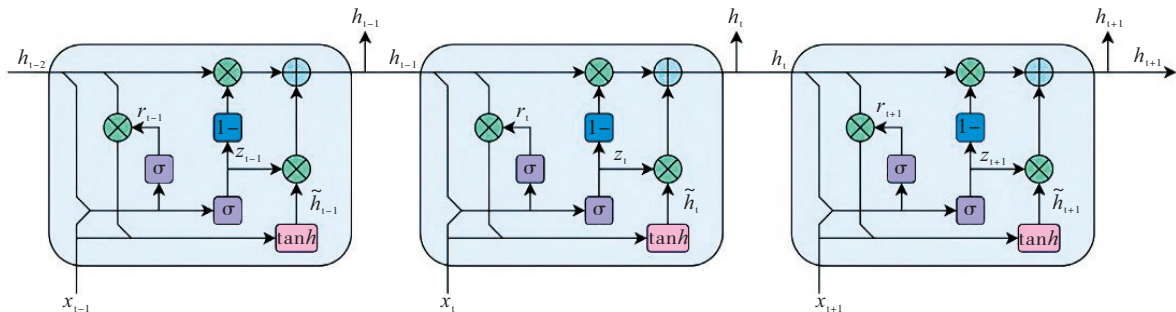
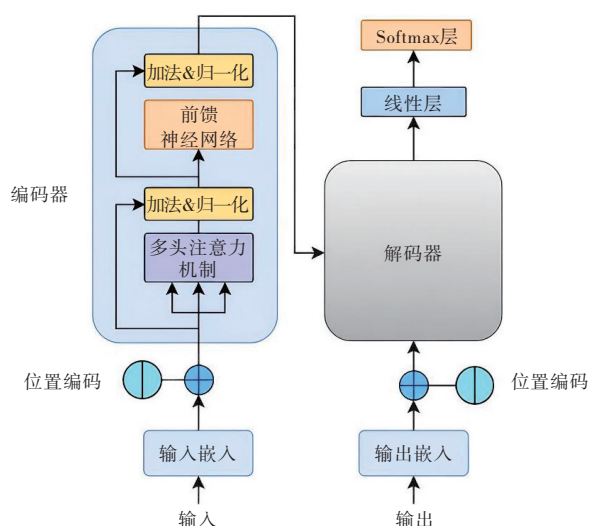


图8 GRU网络结构示意图^[40]

Fig. 8 Schematic diagram of the GRU network structure^[40]

图9 Transformer网络结构示意图^[39]Fig. 9 Schematic diagram of the Transformer network structure^[39]

时序特征的多级提取是处理大量工程数据的趋势。林文婷等^[40]在处理波动性极强的时序数据时,提出了“CNN-CBAM-TCN-BiLSTM”多级特征提取模型,该模型利用CNN和注意力模块放大关键信息,通过TCN和BiLSTM提取时序规律。这种架构与复杂压力波动信号处理需求较为契合,为开发高精度砂堵预警模型提供了一种思路。

2.3.3 大语言模型与非结构化知识挖掘潜力

压裂工程设计中积累了大量的非结构化数据。近年来,大语言模型(LLM)在自然语言理解和信息抽取方面展现出了强大能力。

李强等^[41]探索了基于大语言模型的灾害统计调查方法,实现了从海量文本中自动提取损失数据的全过程,其研究成果为压裂工程提供了新的思路。水力压裂砂堵事件的先兆与处理细节大多分散于现场日志中,未来若能通过大语言模型实现自动提取砂堵数据、处置措施以及工程参数,从而构建压裂事故知识图谱,这会使砂堵预警演变为基于历史经验的评估系统。

人工智能技术正在逐步融入压裂施工压力预测与预警技术领域,数据驱动方法可以弥补传统模型的不足。压裂施工的实时监测与预警为安全高效施工提供了保障,而压裂施工结束后的效果评估则是验证储层改造体积和预测后续产能的关键。

3 压后裂缝参数反演与改造体积评估方法

3.1 基于停泵压降分析的裂缝参数评估

停泵后的压力降落分析是评价压裂效果、反演裂缝参数的重要手段。自从Nolte提出基于物质平衡和裂缝闭合特征的停泵压降分析方法以来,该技术得到

了广泛应用。Nolte引入无量纲时间函数(G函数),建立了停泵后井底压力随时间变化的数学模型,能够估算滤失系数、液体效率、裂缝闭合时间及裂缝长宽等参数^[42]。

3.1.1 经典G函数理论及其演进

经典的Nolte压降分析模型基于裂缝高度恒定、地层呈准弹性响应、滤失系数保持不变等假设。但是在实际复杂的非常规储层中,这些假设往往难以满足。例如,当滤失主要受地层渗透率或不可压缩滤饼控制时,滤失系数会随缝内压力的降低而减小,表现出明显的压力依赖性。针对这一问题,Castillo提出了一种改进的G函数分析方法,引入G函数导数图,用于更加准确地识别停泵后的裂缝延伸期、闭合期及压力相关滤失效应,避免了对滤失系数的错误计算^[43],如图10所示。G函数一般表达式如下。

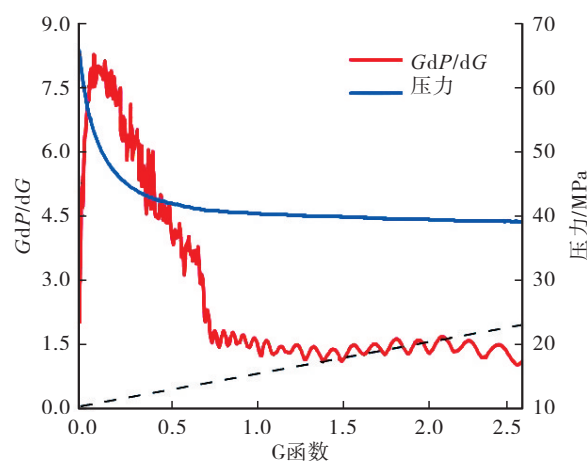
$$G(\alpha_a, \alpha_c, \theta) = \int_1^\theta \xi^{\alpha_a + \alpha_c - \frac{1}{2}} \left[\int_0^{\xi - a} \frac{d\lambda}{\sqrt{1 - \lambda^{\alpha_c}}} \right] d\xi \quad (1)$$

$$\theta = \frac{t}{t_p} \quad (2)$$

$$\alpha_a = \frac{1}{A(t)} \frac{dA(t)}{dt} \quad (3)$$

$$\alpha_c = \frac{1}{C(t)} \frac{dC(t)}{dt} \quad (4)$$

式中: θ 为时间,无因次; α_a 为滤失面积指数,无因次; α_c 为滤失系数参数,无因次; t_p 为泵注时间,min; $A(t)$ 为滤失面积,m²; $C(t)$ 为滤失系数,m/min^{1/2}。

图10 G函数分析图版^[44]Fig. 10 G-function analysis plot^[44]

叠加导数与G函数的关系表达式如下。

$$\frac{dP}{dG} = \Delta P_f(t_p) \frac{1 - \eta_s}{2\eta_s \Phi} \frac{C(t)}{C(t_p)} \quad (5)$$

$$P = ISIP - P(t) \quad (6)$$

$$G \frac{dP}{dG} = \Delta P_f(t_p) \frac{1 - \eta_s}{2\eta_s \Phi} \frac{C(t)}{C(t_p)} G(\alpha_a, 0, \theta) \quad (7)$$

式中: $\Delta P_f(t_p)$ 为停泵时裂缝净压力,MPa; η_s 为停泵时的压裂液效率,%; Φ 为压裂液滤失参数; $C(t_p)$ 为停泵时的滤失系数;ISIP为瞬时停泵压力,MPa。

3.1.2 复杂缝网与天然裂缝的综合评估

随着体积压裂的推广,地下形成的是包含天然裂缝的复杂缝网。传统的G函数分析难以区分主裂缝与天然裂缝的贡献。近年来,学者们在小型压降测试和主压裂停泵压降分析方面进行了改进。周彤等^[44]借鉴Liu-Economides模型,提出了一套针对主压裂停泵后压降曲线的分析方法,该方法考虑了天然裂缝开启与闭合引起的压力相关滤失等非理想情况,实现了对水力裂缝半长、水力裂缝面积及天然裂缝面积的定量反演。现场的应用表明,缝内净压力的提高会显著增加天然裂缝开启比例和裂缝复杂性,主裂缝长度则相应降低。

在缝洞型储层中停泵压降分析同样展现出较好的适用性。Xiong等^[45]针对碳酸盐岩储层酸压后的评估,将压裂裂缝系统简化为正交多尺度缝网,结合嵌入式离散裂缝模型(EDFM),建立了考虑裂缝、基质与溶洞的停泵压降模型。该方法能够解释主次裂缝的长度、导流能力和缝洞的连通效果。

3.1.3 裂缝复杂程度与产能的关联评价

在致密储层中,压后裂缝的复杂程度是决定单井产能的关键,依靠G函数的特征值或单一曲线形态有时不足以全面反映裂缝复杂性。Xiao等^[23]指出在某些特定施工曲线下,高特征值并不一定对应复杂的曲线形态。为了更加全面地评估裂缝复杂性,他们引入了与复杂程度密切相关的净压力和液体效率两个参数,利用主成分分析方法构建了一个综合裂缝复杂性系数。现场数据表明,该系数与压后产能呈正相关,为定量表征裂缝复杂度和预测压后效果提供了一种手段。

3.1.4 多源数据联合反演的发展趋势

近年来,随着分布式光纤声波传感等监测技术的发展,将停泵压降分析与新型监测数据相结合的联合反演方法成为研究热点。涂志勇^[46]建立了一种基于停泵压降与光纤数据的裂缝参数联合反演模型。该方法利用高频能量分布和排量曲线确定各射孔簇的流量分配,再结合G函数模型和缝内流体连续性方程,确定裂缝系统的滤失速度和体积衰减速度。通过耦合光纤应变非线性回归模型和压降分析模型,实现对压裂过程中裂缝大小、滤失系数、压裂液效率等多个参数的反演解释。这种多源数据融合的方法弥补了单一压降分析在多簇不均匀进液评估上的不足,提

高了复杂地质条件下压降反演的精度。

基于停泵压降和G函数分析的裂缝参数评估方法,从早期的单一裂缝形态假设,逐步发展为能够处理压力依赖性滤失、天然裂缝开启与闭合、缝洞型储层连通性以及多簇裂缝同步扩展的评价体系。结合主成分分析和光纤监测等先进技术,该方法在压裂施工的诊断、裂缝复杂性评价以及产能预测中发挥着重要的作用。

3.2 压裂改造体积(SRV)估算方法

压裂改造体积(SRV)是衡量非常规储层压裂效果的指标。估算SRV对评估施工有效性及预测产能很重要。目前,SRV估算方法主要分为基于微地震数据的体积估算法、基于裂缝网络力学机制的数值分析法以及基于动态生产数据的分析法等。

3.2.1 基于微地震监测数据的SRV估算模型分类与评价

微地震技术通过捕捉微震事件直观反映地下缝网展布。然而,如何将离散点云转化为准确SRV数值一直存在争议。Liu等^[47]将现有SRV估算模型分为基于边界、体素及密度的方法,并评估了其适用性。

基于边界的方法利用点云边界点构建三维包络体,计算效率高但忽略了内部空间分布。将空白区域纳入其中,会导致改造体积估算偏大,并且对噪声敏感。基于体素的方法将研究区域离散化为均匀网格体素,仅计算包含事件的活跃体素体积。此法剔除了空白区域,提高了精度,但是依赖预设分辨率,并且无法区分事件密度。为了解决上述缺陷,基于密度的方法引入八叉树分解算法,根据事件密度分布自适应生成多层级网格。在高密度区网格被进一步细分,实现了对缝网复杂性的计算。测试表明该方法在准确性、裂缝适应性以及抗噪能力上优于前两者,处理含大量噪声的实际数据时也展现出了较高的稳健性^[48]。基于微地震事件估算SRV的三种典型网格结构如图11所示。

3.2.2 基于裂缝属性与离散裂缝网络(DFN)的SRV发育机制分析

微地震方法难以细致地刻画裂缝内部连通性与力学状态。为了更加准确地评估有效SRV,学者们结合随机离散裂缝网络(SDFN)与地质力学准则开展了SRV敏感性分析。Zhu等^[15]采用SDFN模拟天然裂缝,并引入JRC-JCS模型识别临界应力状态裂缝。其研究指出临界应力状态裂缝构成SRV骨架核心,部分开启裂缝通过连接更多临界方位裂缝,能扩大SRV并提高产能。全局敏感性分析揭示了在决定临界应力裂

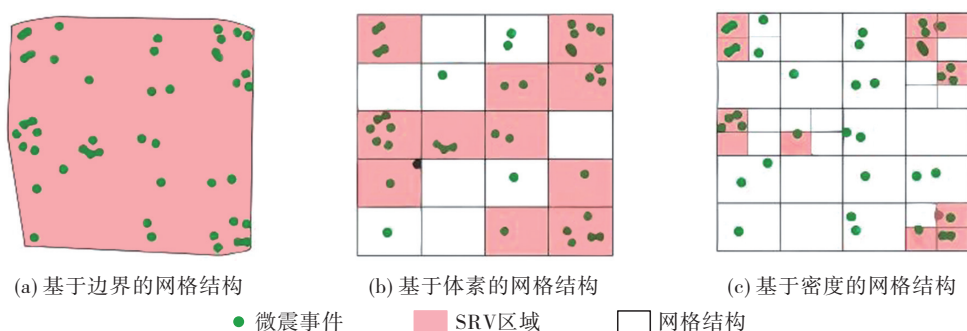


图11 基于微地震事件估算SRV的三种典型网格结构^[48]

Fig. 11 Three typical grid structures for estimating SRV based on micro-seismic events^[48]

缝总面积时,裂缝力学属性起着决定性的作用,如图12所示。裂缝粗糙度最敏感,粗糙度越大,摩擦阻力越高,越难达到临界状态;裂缝抗压强度和走向也非常重要。

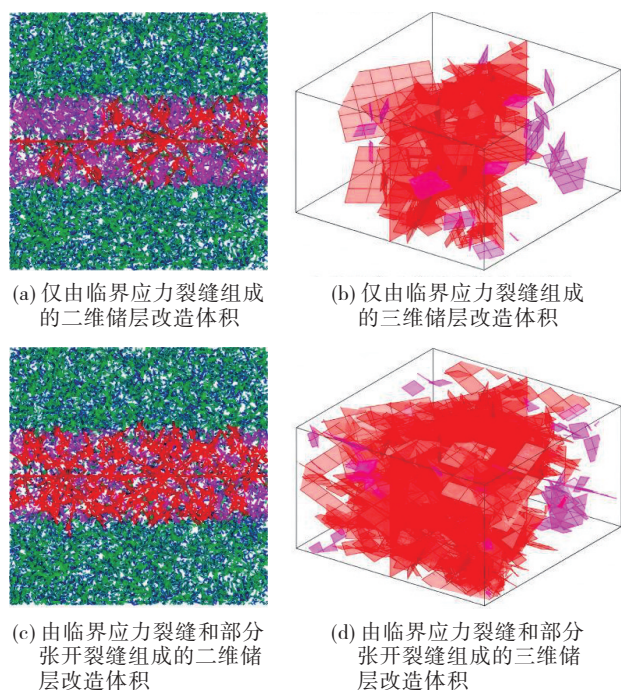


图12 仅由临界应力状态裂缝构成的二维三维SRV^[15]

Fig. 12 2D and 3D SRVs composed solely of critically stressed fractures^[15]

在探讨部分开启裂缝对SRV增量影响时,裂缝开启概率成为主控因素。几何属性在二维和三维缝网中敏感性不同:二维网络中,裂缝长度和聚类效应对SRV增量影响明显;三维网络中,因相交概率大、连通性好,几何属性影响较小^[15]。这表明三维环境中,评估裂缝开启程度和力学性质比刻画长度分布更为重要。

3.2.3 基于动态生产数据的SRV反演方法

压后动态数据分析法通过研究流体在缝网中的渗流规律反演实际改造体积。除长期生产数据外,压裂液返排初期的动态数据也成为评价SRV的重要手段。由于压裂后缝网被高压流体填充,分析压裂液返

排动态可以表征裂缝存储与导流能力。

压裂液在储层中的滞留与返排是一个涉及物质与能量平衡的动态过程,黄和钰^[48]分析了页岩气储层压裂液的滞留机制,指出水力能量耗散是压裂液在裂缝中停留的主要原因,随后滞留的液体会被页岩基质大量吸收。返排主要依赖早期裂缝闭合释放的弹性能和后期储层气体的膨胀能。缝网越复杂,储层吸收的高压流体破岩能量就越多,储层及流体中积蓄的弹性能就越小,这会导致早期弹性返排率低;同时,复杂缝网的巨大基质暴露面积促进了毛细管渗吸作用,使得压裂液大量进入微孔喉而难以返出。此外,狭窄裂缝中重力分异与黏滞阻力不利于液体集中返排,但有利于储层气体多点突破,促进后期气驱返排。因此,低返排率往往预示形成了更复杂的三维裂缝网络和更大的储层改造体积^[48]。

在明确了返排物理机制的基础上,为了实现SRV和裂缝参数的计算,产量归一化压力(RNP)和物质平衡时间(MBT)动态分析技术被引入。Abbasi等^[49]指出,在单相压裂液返排早期,RNP与MBT呈良好线性关系,通过直线斜率可求取总储容系数,并利用截距推算裂缝尺寸和渗透率,实现裂缝参数的快速评估。

针对复杂缝网,返排模型得到进一步拓展。刘志港^[50]针对玛湖致密油藏,建立了压裂液返排早、后期数学模型。研究表明,早期高产水主要由高渗裂缝内流体快速排出提供,呈裂缝线性流特征;后期低产水源于侵入区缓慢流动。利用早期模型可以间接评估水力裂缝体积,返排特征曲线如图13、14所示。

3.3 基于压力瞬态分析的裂缝参数与流态评估

在非常规油气藏的压裂效果评估中,依托压力瞬态响应拟合分析反演裂缝几何参数与储层物性,是一种经济高效的评价技术。压力瞬态分析法(PTA)基于渗流力学数学模型,可表征流体在基质-裂缝耦合系统中的渗流规律,实现对人工裂缝网络参数的精准刻画。目前,针对有限导流垂直裂缝、水平井多段压

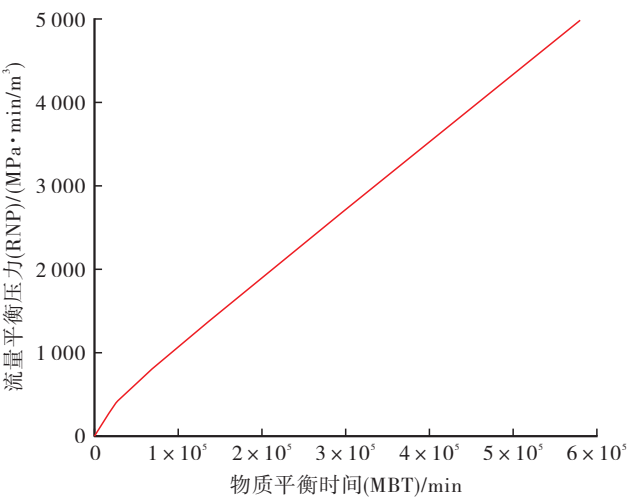


图13 返排特征曲线^[50]

Fig. 13 Flowback characteristic curve^[50]

裂渗流问题,解析法与半解析反演方法已取得长足发展与显著应用成效。

3.3.1 有限导流垂直裂缝的瞬态压力解析模型与参数优化

早期压裂井试井分析多依赖数值模拟或复杂半解析方法,计算成本较高。为此, Lee等^[51]提出了一种基于近似三线性流物理模型的新型解析解。该模型将流场划分为裂缝内主导流动区、裂缝附近地层向裂缝的垂直到动区以及远端地层向近端地层的线性流动区。该解析解能够同时考虑表皮效应、井筒与裂缝的储集效应,为短时间压力瞬态分析提供了工具。在参数反演方面 Lee等探讨了基于误差最小化的参数优化技术,该方法通过定义目标函数和利用修正的 Levenberg–Marquardt 算法在真实时间或拉普拉斯空

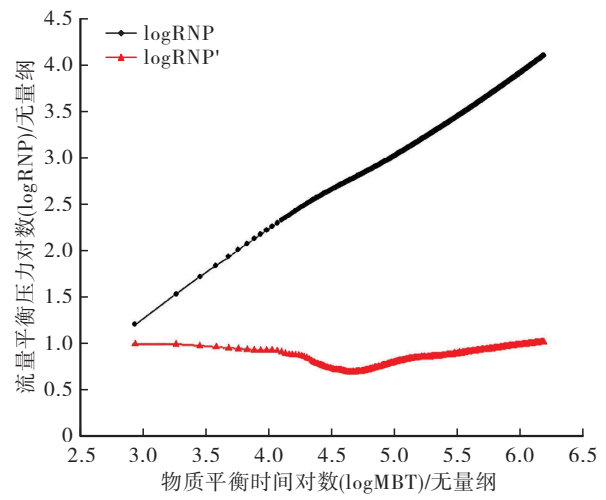


图14 返排特征曲线(双对数)^[50]

Fig. 14 Flowback characteristic curve (log–log)^[50]

间内自动寻优,提升了裂缝半长和导流能力反演的准确度与效率。

3.3.2 水平井多段压裂的压力瞬态流动特征与阶段划分

随着水平井多段压裂应用的逐渐普及, Larsen和 Hegre^[52]针对相交单条或多条垂直裂缝的压力瞬态行为,开展了流态划分研究。其研究表明水平井压裂的压力瞬态演化通常包括四个基础流动阶段。以横向裂缝为例,初始流动阶段为裂缝径向流阶段;随后可能会进入径向–线性流阶段,此时地层流体线性流入裂缝,缝内流体径向流入井筒;随着时间推移系统将进入地层线性流阶段表现为半斜率直线特征;最后流动阶段将进入拟径向流阶段,四阶段流态演化三维物理模型如图15所示。

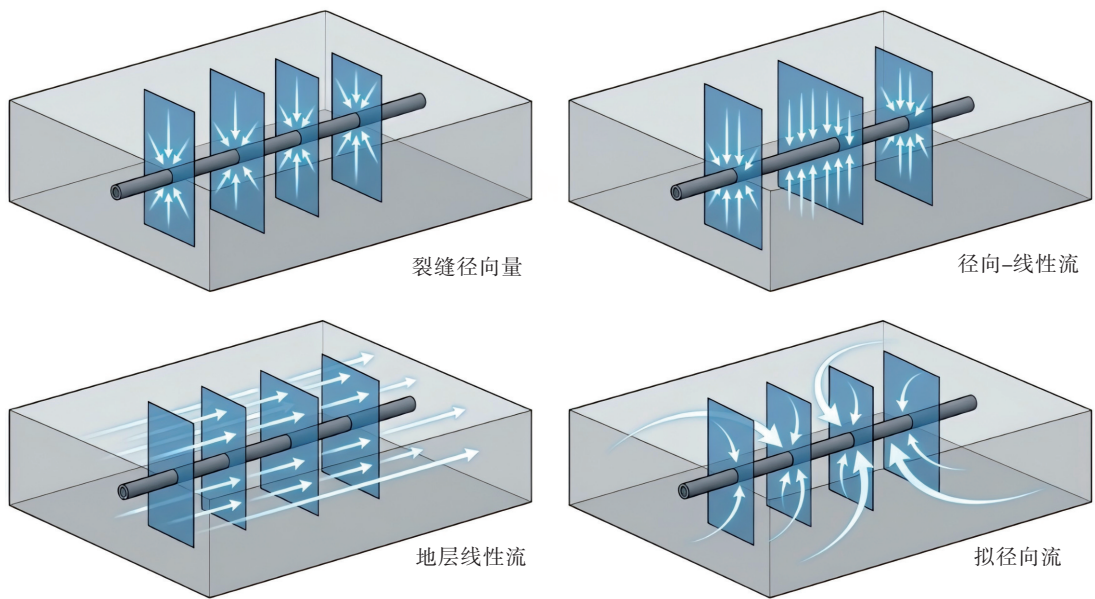


图15 四阶段流态演化三维物理模型图^[52]

Fig. 15 3D physical model of four-stage flow regime evolution^[52]

对于多段压裂水平井,在裂缝相互干扰前,各裂缝独立排液,反演时需将总产量除以裂缝数。随着压力波扩展,裂缝间发生干涉,系统可能出现复合地层线性流阶段。Larsen等的流态划分为利用常规直线分析法分阶段提取裂缝参数、地层渗透率以及有效井径提供了较为清楚的物理图景。

3.3.3 非常规储层多段压裂水平井的三线性流反演模型

针对极低渗透的非常规页岩储层,压裂改造体积(SRV)内往往包含复杂的天然裂缝与人工主裂缝。为了提高反演效率,Brown等^[53]提出了一种解析三线性流模型。该模型将流动区域划分为三部分:水力裂缝外部未改造储层、两相邻水力裂缝间的内部改造储层以及水力裂缝本身。

Brown等模型的优势在于对内部改造区的双重介质抽象,能够引入拟稳态或瞬态的基质-裂缝流体窜流机制。研究指出,在极低渗透页岩基质中,基质向裂缝的瞬态流体传输过程极其漫长,导致传统拟稳态模型在压力导数曲线上特有的“凹陷”特征被掩盖。因此在对页岩气井的压力瞬态响应进行拟合与反演时,选用瞬态窜流模型更为合适。该模型由于其数学解析性,适合嵌入非线性回归算法,用于实际试井数据的拟合反演。通过渐近解分析,可反演出裂缝导流能力、基质与裂缝储容比等关键参数。

井底压力拟合与裂缝参数反演技术经历了从单条垂直裂缝解析到多段压裂复杂流态划分,再到耦合页岩双重介质特性的三线性流模型的演进,为压裂改造效果的评估提供了多种技术手段。

4 复杂缝网油气井产量递减分析与预测技术

4.1 经验产量递减分析模型

油气井产量递减分析是预测未来产量和估算最终可采储量的经典方法。随着非常规油气的开发,低渗透率会导致气井生产长期处于瞬态流动阶段,难以达到常规模型假设的边界控制流阶段。这给传统经验产量递减分析带来挑战,促使了多种新型递减模型的提出。

最为经典的是Arps递减模型^[54]。该模型将产量递减划分为指数、双曲线和调和递减三种类型。但是直接应用于非常规气井时,为拟合早期的快速递减,拟合得到的b值往往大于1。这导致模型预测后期产量递减极慢,累计产量趋于无穷大,严重高估气井的最终可采量(EUR)^[55-56],其在非常规气井预测中具有

局限性。

为克服Arps模型高估产量的缺陷,Ilk等提出了幂律指数递减模型(PLE)^[55]。PLE模型放弃递减率为常数的假设,采用随时间呈幂律变化的递减率。该模型能描述致密气井早期产量快速下降、后期递减率逐渐变缓的特征,给出更合理的储量预测^[56]。

类似地,Valko基于对Barnett页岩7 000多口井的统计分析,提出了延展指数产量递减模型(SEPD)^[57]。SEPD模型利用特征时间和经验常数来描述页岩气生产后期漫长的阶段。该模型形式简洁,且积分形式存在解析解,能够保证预测的累计产量有界,避免了Arps模型预测无穷大的不合理结果^[56,58]。

针对页岩气井受裂缝线性流主导的特征,Duong提出了递减分析方法(Duong模型)^[59]。Duong观察到,在定井底流压条件下,气井日产量与累计产量之比与时间在双对数坐标系上呈现直线关系。Duong模型能拟合长期的瞬态线性流数据,但若极晚期出现边界控制流,可能会高估产量^[58]。

此外增长模型(LGM)也被引入非常规产量预测中^[60]。LGM模型最初用于描述种群增长,核心思想是增长受限于环境容纳量。在产量预测中,这对应于单井最大可采储量。LGM内置极限储量约束,预测产量不会超出合理范围,在拟合非常规气井数据时展现出了较好的稳定性^[56,60]。

近年来还涌现出许多其它改进经验模型。如Gupta等提出变递减改进Arps模型(VDMA),将常数递减率替换为幂律函数,在实际数据中表现出极小的预测误差^[56]。Wang等在SEPD和Duong模型基础上,将时间指数引入裂缝主导的线性流中,提出了新的递减模型^[56]。

实际应用中,因递减模型较多,生产初期难以选定最优模型。王怒涛等^[61]通过对Arps、SEPD和Duong模型公式进行泰勒展开,提出包含上述三种模型特征的新型组合递减模型,避免了模型选择困难。在参数回归方面,Tang等^[56]指出传统非线性回归赋予早期高产量过大权重,提出结合对数变换的新型非线性回归程序,提升各模型对晚期数据捕捉能力,提高了预测准确性。

针对生产历史较短的油气井,如何获得可靠的产量预测是另一技术难点。Yu和Miocevic^[62]在SEPD模型基础上开发了YM-SEPD方法,通过引入诊断图版提取关键参数,匹配第二年或第三年数据,避免了对首年高波动数据的依赖。对于投产不足两年的井,将早期适用的Duong模型与该方法耦合也能提升EUR预

测的可靠性。

经验递减模型在非常规油气藏应用中经历了从Arps向PLE、SEPD、Duong和LGM等新型模型的演进。各新模型克服了传统方法高估储量的缺陷,是实现产量预测的重要工具。

4.2 基于解析/数值模拟的产量预测方法

在非常规油气藏开发中,水平井分段多簇压裂是提高产量的核心技术,准确地预测水平井压裂后的产量对于评估压裂效果和制定开发方案至关重要。目前基于解析模型和数值模拟的方法是产量预测的两大方法,这两种方法通过刻画流体在复杂裂缝网络中的流动规律,为产能计算提供了相应的理论基础。

4.2.1 基于解析与半解析模型的产量预测

解析模型一般基于均质储层等理想化的假设,通过求解偏微分方程来获得产量表达式。早期研究主要集中在单条水力裂缝。如前文3.3.1节所述, Lee等^[51]提出的基于近似三线性流模型的有限导流垂直裂缝解析解,可用于压后参数反演,在设定边界条件后也被应用于非常规油气井的长期产量预测。

随着技术发展解析方法被扩展到多段压裂水平井。针对储层非均质性,相关研究探讨了其对水平井生产动态的影响^[63];针对压力动态分析,解析方法能够有效地反演地层渗透率^[64]。Zerzar和Bettam提出了一种适用于封闭各向异性系统中多段压裂水平井的解析模型^[65]。该模型允许裂缝具有不同属性且间距不等,通过识别双线性流、径向流等不同流动阶段,可计算出有效裂缝数量和等效裂缝半长。

针对非常规页岩储层复杂的改造体积(SRV),半解析模型得到了快速发展。如前文3.3.3节所述, Brown等^[53]提出的适用于页岩气/油储层压裂水平井的三线性流解析解,通过结合基质和天然裂缝的双孔

隙度特征,能有效地模拟复杂缝网的生产动态。对于存在分支裂缝的复杂缝网,学者们也开发了解析模型来模拟其生产动态^[66]。半解析方法在保证精度的前提下降低了计算成本,适合于历史拟合。

4.2.2 基于数值模拟的产量预测

在面对高度非均质、多相流动以及流体相态变化较大的实际油气藏时,解析方法的局限性日益明显。数值模拟通过求解多相渗流方程,能够刻画裂缝网络的真实三维形态和相态动态变化。在碳酸盐岩等复杂储层中,数值模拟应用于压裂工程设计和产能的评估。例如一项针对中东某油田的案例研究,通过构建数值模型优化了压裂施工参数,并预测了不同方案下的长期产量^[67]。

在处理复杂的流体相态变化时,数值模拟具有很大的优势。Deng等针对二叠纪盆地Wolfcamp致密地层的近临界流体,利用状态方程(EOS)建立了全组分数值模拟模型,深入分析了气油比(GOR)的演化规律^[68]。研究发现气油比在早期瞬态流阶段保持恒定,在后期边界主导流阶段逐渐上升。利用数值模拟结合流体表征,能够更加准确地预测挥发性原油和凝析气藏在不同井距下的长期生产动态。

4.3 基于机器学习的产量预测方法

随着非常规油气田开发的深入以及数字化转型的推进,油田的生产数据呈现出大量、高维、非线性和时变等特征。传统的产量递减分析和数值模拟方法在处理多因素耦合的复杂时间序列时往往面临预测精度低、计算成本高等难题。近年来机器学习技术凭借强大的非线性映射能力和特征提取能力,在油气井产量预测领域得到了应用,展现出了广阔的应用前景^[69],图16给出了目前基于机器学习产量预测方法的几种模型、架构和思路。

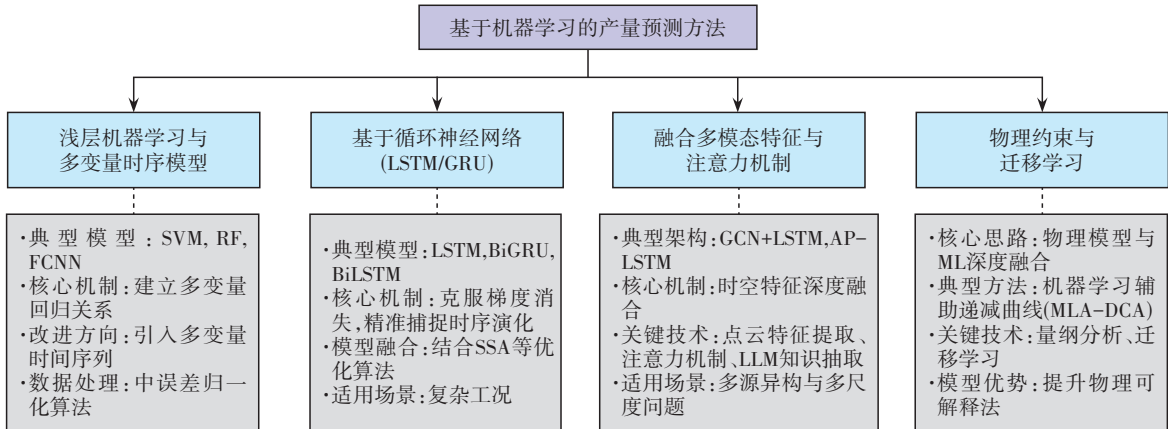


图16 基于机器学习的产量预测方法

Fig. 16 Machine learning-based production prediction method

4.3.1 基于浅层机器学习与多变量时序模型的预测

早期的产量预测大多依赖于浅层的机器学习算法,如支持向量机、随机森林和全连接神经网络。这些方法通过构建地质参数、压裂工程参数与产量之间的多变量回归关系来实现产量预测^[70-71]。然而全连接网络等模型缺乏对时间序列相关性的记忆能力,难以捕捉产量随时间变化的动态规律。为此研究人员引入了多变量时间序列模型,将动态储层参数和历史生产特征结合,从而提高预测的稳定性^[72]。在数据预处理阶段,用顾及置信概率稳定的中误差归一化算法处理异常数据,可以提高输入特征质量和模型的稳健性^[73]。

4.3.2 基于循环神经网络及其变体的产量预测

为了解决时间序列数据的长距离依赖问题,以长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元为代表的深度循环神经网络成为产量预测的重要方法。LSTM通过遗忘门、输入门和输出单元,解决了传统循环神经网络(RNN)模型在训练过程中的梯度消失问题,使模型具有能够捕捉油气生产中复杂时序规律的能力。

王洪亮等^[74]针对油田特高含水期的产量递减问题,利用LSTM模型,综合考虑了新井数、措施增油量及历史产量等17项核心特征,模拟了历年投产井产量随时间变化的趋势,预测精度优于传统的水驱特征曲线和全连接神经网络(FCNN)模型。Li等^[75]则进一步

提出了双向门控循环单元(Bi-GRU),该结构能从历史数据中提取前向信息,还能捕获反向的时序依赖关系。结合麻雀搜索算法对超参数进行自动寻优,Bi-GRU模型在处理频繁开关井和油嘴调整等复杂工况下的实际井产量预测时,表现出了较高的稳健性和准确性。值得关注的是,该类算法在其它领域,如短期能源出力预测中同样展现出了较好的时序特征捕捉能力^[40]。

4.3.3 融合多模态特征与注意力机制的复杂预测模型

随着研究的深入,单变量或者简单的时序网络已经难以满足复杂地质条件下的预测需求。融合空间、时间以及文本多模态特征的深度学习架构逐渐成为新的研究热点。

张雪颖^[76]针对传统预测模型忽略单井地理位置的缺陷,构建了结合图卷积网络(GCN)和LSTM的预测模型,利用GCN提取井口坐标的空间拓扑结构,再通过LSTM处理时序数据,实现了时空特征的深度融合。该学者还提出了融合卷积神经网络(CNN)、LSTM与多头注意力机制(Multihead-Attention)的混合模型。CNN负责局部空间特征提取,多头注意力机制则聚焦关键信息,该混合模型在长庆油田的实际应用中取得了决定系数达0.985的优异表现。图17为基于多模态特征融合与注意力机制的油气井产量预测模型。

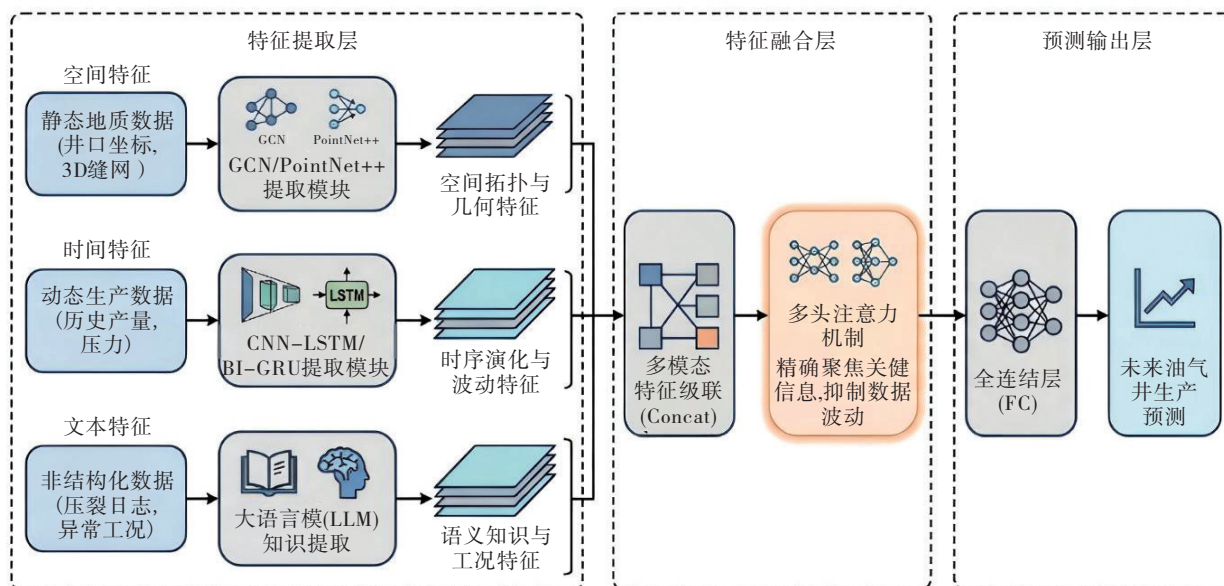


图17 基于多模态特征融合与注意力机制的油气井产量预测模型

Fig. 17 Oil and gas well production prediction model based on multi-modal feature fusion and attention mechanisms

在深层煤岩气领域,郭子熙等^[77]为解决深层煤岩气多源异构和多尺度问题,提出了一种融合多模态特征的AP-LSTM模型,如图18所示。该模型使用PointNet++提取深层煤岩气缝网的三维点云特征,利用卷

积自编码结合空间金字塔池化提取二维地质特征。结合近邻传播聚类(AP)和注意力机制,该模型区分了自喷与抽吸阶段,限制了长期生产预测中的数据波动,具备较强的跨区块泛化能力。

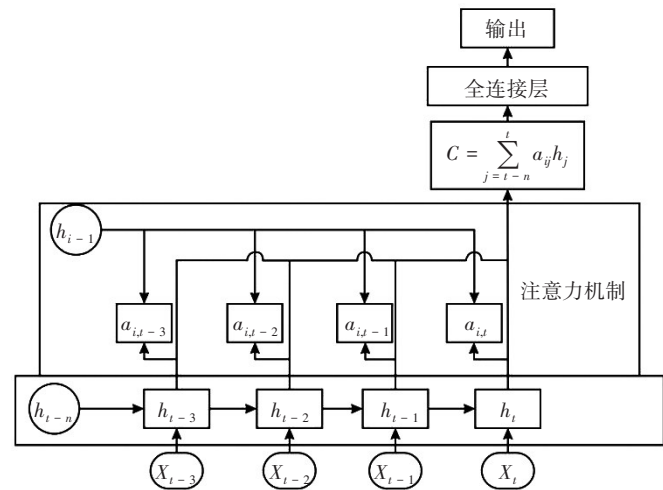


图18 融合注意力机制的LSTM预测模型结构图^[77]
Fig. 18 Structure diagram of the attention-based LSTM prediction model^[77]

作为多模态特征融合的另一重要分支,文本日志与时序数据的融合也逐渐受到关注。大语言模型(LLM)在非结构化工程日志分析与知识抽取中的应用,为评估异常工况对产量的影响提供了新的技术路径^[41]。

4.3.4 物理约束与迁移学习在产量预测中的拓展

纯数据驱动的深度神经网络往往缺乏物理可解释性,并且在早期开发阶段面临数据样本匮乏的困境。为此将数值模拟、经验模型与机器学习深度融合成为突破方向^[78]。

Mask等^[58]提出了一种机器学习辅助递减曲线分析(MLA-DCA)方法。该方法首先利用量纲分析将复杂的储层和完井数据转化为具有物理意义的无量纲预测因子,降低了模型输入维度并增强了物理相关性。利用迁移学习将数据丰富区块中学习到的标量预测经验迁移到新区块的向量预测中。MLA-DCA方法在早期生产阶段发挥机器学习的高精度优势,在晚期预测则回归经验递减曲线,实现了效率与可靠性的同时提升。

基于深度学习的油气产量预测方法正从单一的时序网络向融合多模态特征、时空关联、注意力机制以及物理规律的综合模型演化。这些技术不仅提高了预测精度,也为复杂非常规油气藏的高效开发提供了有力支撑。

5 结论与展望

综上所述,水力压裂技术在非常规油气开发中发挥着重要的作用。本文探讨了各学者在水力压裂数值模拟、施工监测与预警、压后效果评估以及产量预测四个主要方面开展的大量研究。然而面对复杂的

地质条件和不断提升的生产需求,现有研究仍然存在以下有待解决的科学问题。

1)复杂多场耦合下的精细化模拟仍显不足。现有的数值模拟方法在处理跨尺度、多物理场时,计算效率与精度的平衡仍是要解决的难题。针对深层、超深高温高压储层,岩石力学行为的动态演化以及其对缝网扩展的控制机制仍然需要深入探究。未来应开发兼顾计算效率与精度的跨尺度多场耦合算法。

2)实时诊断与智能预警的工程适应性有待提升。基于人工智能的施工压力预测和砂堵预警模型展现出很大的潜力,但是大多仍处于理论验证阶段。模型对多源数据的融合能力、跨区块的泛化能力以及预测结果的物理可解释性依然较弱,难以满足现场复杂工况下的需求。下一步需发展物理规律与数据驱动深度融合的预测模型。

3)压后改造体积的表征还不够精确。目前的SRV估算方法多依赖于微地震静态点云或简化的压降分析,难以准确刻画复杂缝网内部的有效导流能力。压裂液滞留与返排多相流动机制的表征仍是技术难点,评估的有效SRV与实际贡献产量的体积存在偏差。未来通过多源监测数据联合反演,可实现缝网导流演化的动态表征。

4)产量预测模型对复杂缝网的耦合不够深入。传统的经验递减模型和解析方法难以反映复杂缝网在生产过程中的应力敏感性和闭合效应。需开发能有效耦合动态裂缝参数变化与深度学习算法的预测模型,来实现产能的高精度预测。

5)智能化与全生命周期管理的深度融合。随着信息技术的发展,未来需研究AI与物理约束混合技术,解决纯数据模型解释性差和泛化能力较弱的问题。

题;同时,可依托多源数据构建涵盖压前设计、压中控制、压后压裂效果评估与生产预测的全生命周期数字化系统,实现压裂全过程分析与决策。

参考文献

- [1] JAMALOEI B Y. A critical review of common models in hydraulic-fracturing simulation: a practical guide for practitioners[J]. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 2021, 113:102937.
- [2] TANG H, WINTERFELD P H, WU Y S, et al. Integrated simulation of multi-stage hydraulic fracturing in unconventional reservoirs[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016, 36:875–892.
- [3] YANG P, ZHANG S, ZOU Y, et al. Numerical Simulation of integrated three-dimensional hydraulic fracture propagation and proppant transport in multi-well pad fracturing[J]. *Computers and Geotechnics*, 2024, 167:106075.
- [4] OLSON J E. Multi-fracture propagation modeling: applications to hydraulic fracturing in shales and tight gas sands[C]// *ARMA US Rock Mechanics / Geomechanics Symposium*, 2008: ARMA 08–327.
- [5] 孙景行, 曾波, 刘俊辰, 等. 川南深层页岩水力压裂缝网扩展规律数值模拟研究[J]. *工程地质学报*, 2022, 30(4): 1193–1202.
SUN Jingxing, ZENG Bo, LIU Junchen, et al. Modeling study on the hydraulic fracturing of deep shale reservoir in southern Sichuan[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(4): 1193–1202.
- [6] LI J, XIU Q, HE X, et al. Integration of multi-source geological engineering data for fracturing parameter optimization mode[J/OL]. *Petroleum Science*, (2026–04–01) [2026–05–06]. <https://doi.org/10.1016/j.petsci.2026.03.059>.
- [7] 张旭, 周小夏, 黄中伟, 等. 热流固—损伤多场耦合作用下干热岩水力压裂特征数值模拟[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2025, 49(4):86–94.
ZHANG Xu, ZHOU Xiaoxia, HUANG Zhongwei, et al. Numerical simulation of hydraulic fracture characteristics in hot dry rock under thermal-hydraulic-mechanical-damage coupling effects[J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2025, 49(4):86–94.
- [8] 韦世明, 考佳玮, 金衍, 等. 基于COMSOL二次开发的流-固全耦合裂缝扩展数值模拟方法[J]. *计算力学学报*, 2025, 42(6):997–1004.
WEI Shiming, KAO Jiawei, JIN Yan, et al. Numerical simulation method of fully fluid-solid coupled fracture propagation based on COMSOL secondary development[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2025, 42(6):997–1004.
- [9] 田建超, 张艺, 李凝, 等. 页岩油水力压裂裂缝特征场地级数值模拟优化方法[J]. *石油钻采工艺*, 2024, 46(3): 326–335.
- [10] TIAN Jianchao, ZHANG Yi, LI Ning, et al. Numerical simulation optimization method for site-level hydraulic fracturing fracture characteristics in shale oil[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2024, 46(3):326–335.
- [11] HUANG L, LIAO X, FAN M, et al. Experimental and numerical simulation technique for hydraulic fracturing of shale formations[J]. *Advances in Geo-Energy Research*, 2024, 13(2): 83–88.
- [12] MISKIMINS J L, BARREE R D. Modeling of Hydraulic Fracture Height Containment in Laminated Sand and Shale Sequences[C]// *SPE Oklahoma City Oil and Gas Symposium/ Production and Operations Symposium*, 2003: SPE–80935–MS.
- [13] 罗垚, 孔辉, 徐克山, 等. 砂泥岩储层水力裂缝穿层规律数值模拟[J]. *新疆石油天然气*, 2023, 19(1):49–56.
LUO Yao, KONG Hui, XU Keshan, et al. Numerical simulation for vertical propagation pattern of hydraulic fractures in sand-shale interbedded reservoirs[J]. *Xinjiang Oil & Gas*, 2023, 19(1):49–56.
- [14] 齐佳莹. 玛湖凹陷致密砂砾岩岩石特性与破坏规律研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2024.
LIN Jiaying. Study on rock mechanical properties and failure laws of tight glutenite reservoir in Mahu Sag[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2024.
- [15] SUO Y, WEI X H, ZHAO Y J, et al. Simulation analysis of hydraulic fracture initiation and propagation mechanisms under mixed-mode and reservoir fracturing[J]. *Petroleum Science*, 2026, 23:220–235.
- [16] ZHU W, HE X, LI Y, et al. Impacts of fracture properties on the formation and development of stimulated reservoir volume: a global sensitivity analysis[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 217:110852.
- [17] 王博, 王乾任, 周航, 等. 层理影响下裂缝三维垂向扩展模式数值模拟[J]. *新疆石油天然气*, 2024, 20(1):77–87.
WANG Bo, WANG Qianren, ZHOU Hang, et al. Numerical simulation of three-dimensional vertical fracture propagation model under the influence of bedding[J]. *Xinjiang Oil & Gas*, 2024, 20(1):77–87.
- [18] 赵欢, 李玮, 强小军, 等. 致密砂岩储层多裂缝扩展形态及影响因素[J]. *东北石油大学学报*, 2020, 44(5):76–81.
ZHAO Huan, LI Wei, QIANG Xiaojun, et al. Fracture morphology and the influence factors of multi-fracture propagation in tight sand reservoir[J]. *Journal of Northeast Petroleum University*, 2020, 44(5):76–81.
- [19] LI Y, HUA W, ZHANG Z, et al. Numerical simulation of hydraulic fracturing process in a naturally fractured reservoir based on a discrete fracture network model[J]. *Journal of Structural Geology*, 2021, 147:104331.

- [19] ARIAS MEDINA L, TUTUNCU A N, MISKIMINS J L, et al. Discrete fracture network (dfn) and hydraulic fracturing analysis based on a 3d geomechanical model for prospective shale plays in colombia[C]//54th U.S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, 2020: ARMA-2020-1095.
- [20] LIN R, PENG S, ZHAO J, et al. Multiple hydraulic fracture propagation simulation in deep shale gas reservoir considering thermal effects [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2024, 303: 110147.
- [21] ZANG Y, WANG H, ABDERRAHMANE H A, et al. Optimization design of CO₂ pre-pad energized fracturing for horizontal wells in shale oil reservoirs: a case study of the ordos basin [C]//SPE Gas & Oil Technology Showcase and Conference, 2023: SPE-214142-MS.
- [22] KONSTANTINOU C, PAPANASTASIOU P. A data-driven and machine learning-assisted interpretation of hydraulic fracturing experiments in various formations[J]. Geomechanics for Energy and the Environment, 2025, 43: 100707.
- [23] XIAO Y, ZHANG J, DING L, et al. Correlation between comprehensive evaluation method for fracture complexity in tight reservoirs post-fracturing and production capacity [J]. Heliyon, 2024, 10(19): e38491.
- [24] 何昀宾, 任冀川, 陈铭, 等. 非均匀射孔与暂堵促进多裂缝均匀扩展数值模拟[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2025, 47(5): 99-111.
HE Yunbin, REN Jichuan, CHEN Ming, et al. Numerical simulation of uniform propagation of multiple fracture promotion through non-uniform perforation and temporary plugging [J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2025, 47(5): 99-111.
- [25] LIU X, QU Z, GUO T, et al. Numerical simulation of non-planar fracture propagation in multi-cluster fracturing with natural fractures based on Lattice methods [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2019, 220: 106625.
- [26] 吴应松. 基于地质工程一体化的页岩气储层压窜规律研究[D]. 湖北荆州: 长江大学, 2025.
WU Yingsong. Research on the fracture communication law of shale gas reservoirs based on the integration of geology and engineering[D]. Jingzhou, Hubei: Yangtze University, 2025.
- [27] 曹文. 含结构面岩体水平井分段压裂裂缝扩展数值模拟[D]. 黑龙江大庆: 东北石油大学, 2023.
CAO Wen. Numerical simulation of fracture propagation in horizontal well with rock mass of structural plane[D]. Daqing, Heilongjiang: Northeast Petroleum University, 2023.
- [28] 张毅博. 致密油水平井段内多簇限流射孔压裂数值模拟[J]. 石油地质与工程, 2024, 38(5): 121-126.
ZHANG Yibo. Numerical simulation of multi-cluster limited flow perforation fracturing in tight oil horizontal wells[J]. Petroleum Geology & Engineering, 2024, 38(5): 121-126.
- [29] 曲冠政, 曲占庆, 岳艳如. 压裂施工曲线诊断方法[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(28): 6985-6987.
QU Guanzheng, QU Zhanqing, YUE Yanru. The diagnosis method of fracturing curve[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10(28): 6985-6987.
- [30] 赵金洲, 付永强, 王振华, 等. 页岩气水平井缝网压裂施工压力曲线的诊断识别方法[J]. 天然气工业, 2022, 42(2): 11-19.
ZHAO Jinzhou, FU Yongqiang, WANG Zhenhua, et al. Study on diagnosis model of shale gas fracture network fracturing operation pressure curves[J]. Natural Gas Industry, 2022, 42(2): 11-19.
- [31] 王达, 刘刚芝, 冯浦涌, 等. 新型小型压裂摩阻测试方法的应用[J]. 新疆石油地质, 2011, 32(6): 672-674.
WANG Da, LIU Gangzhi, FENG Puyong, et al. Application of new mini-frac friction pressure testing technique to gas wells [J]. Xinjiang Petroleum Geology, 2011, 32(6): 672-674.
- [32] 李亨. 煤层气井小型测试压裂优化设计研究[J]. 天然气勘探与开发, 2013, 36(4): 73-76.
LI Ting. Optimal design of small-scale test fracturing for CBM wells [J]. Natural Gas Exploration and Development, 2013, 36(4): 73-76.
- [33] 梁顺武, 张永成, 高海霞, 等. 东濮凹陷高阻红层压裂砂堵原因分析及对策[J]. 西部探矿工程, 2010, 22(8): 72-75.
LIANG Shunwu, ZHANG Yongcheng, GAO Haixia, et al. Reason analysis and countermeasures of proppant screen-out in fracturing of high resistivity red beds in Dongpu Depression [J]. West-China Exploration Engineering, 2010, 22(8): 72-75.
- [34] 何智慧, 马新仿, 熊廷松, 等. 预测水力压裂井砂堵的新方法[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(8): 156-159.
HE Zhihui, MA Xinfang, XIONG Tingsong, et al. The new method for forecast sand plug in hydraulic fracture well [J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(8): 156-159.
- [35] 郑臣, 汪道兵, 秦浩, 等. 粗糙裂缝压裂暂堵剂运移规律数值模拟[J]. 东北石油大学学报, 2022, 46(1): 88-103.
ZHENG Chen, WANG Daobing, QIN Hao, et al. Numerical simulation of temporary plugging agent transport in rough fracture [J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2022, 46(1): 88-103.
- [36] 郭继香, 张小军, 褚艳杰, 等. 多功能压裂-提高采收率材料性能及驱替效果评价[J]. 新疆石油天然气, 2024, 20(3): 72-82.
GUO Jixiang, ZHANG Xiaojun, CHU Yanjie, et al. Performance and displacement effect evaluation of multifunctional fracturing-enhanced oil recovery materials [J]. Xinjiang Oil & Gas, 2024, 20(3): 72-82.
- [37] ALIYEV S, AL SHAFLOOT T, ALJAWAD M S, et al. A novel approach to modeling breakdown pressure dynamics us-

- ing machine learning[J]. *Petroleum*, 2025, 11: 516–532.
- [38] ZHUANG X, LIU Y, HU Y, et al. Prediction of rock fracture pressure in hydraulic fracturing with interpretable machine learning and mechanical specific energy theory[J]. *Rock Mechanics Bulletin*, 2025, 4(2): 100173.
- [39] QIAO Y, LIN C, ZHAO Y, et al. Integrating temporal deep learning models for predicting screen-out risk levels in hydraulic fracturing[J]. *Geoenergy Science and Engineering*, 2025, 244: 213442.
- [40] 林文婷, 李培强, 荆志宇, 等. 基于多级特征提取的BiLSTM短期光伏出力预测[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(10): 284–297.
- LIN Wenting, LI Peiqiang, JING Zhiyu, et al. Short-term photovoltaic output prediction based on multi-level feature extraction using BiLSTM[J]. *Acta Energetica Sinica*, 2024, 45(10): 284–297.
- [41] 李强, 赵钢铁. 基于大语言模型的洪涝灾害统计调查[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2025, 56(9): 60–75.
- LI Qiang, ZHAO Tongtiengang. Statistical survey on flood disasters based on large language model[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2025, 56(9): 60–75.
- [42] NOLTE K G. Determination of fracture parameters from fracturing pressure decline [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. SPE, 1979: SPE-8341-MS.
- [43] CASTILLO J L. Modified fracture pressure decline analysis including pressure-dependent leakoff [C]//SPE Rocky Mountain Petroleum Technology Conference/Low-Permeability Reservoirs Symposium. SPE, 1987: SPE-16417-MS.
- [44] 周彤, 苏建政, 李凤霞, 等. 基于停泵压力降落曲线分析的压后裂缝参数反演[J]. *天然气地球科学*, 2019, 30(11): 1646–1654.
- ZHOU Tong, SU Jianzheng, LI Fengxia, et al. An approach to estimate hydraulic fracture parameters with the pressure fall-off data of main treatment [J]. *Natural Gas Geoscience*, 2019, 30(11): 1646–1654.
- [45] XIONG D, ZHANG L, XIAO C, et al. A novel post-fracturing evaluation method for fractured-vuggy carbonate reservoir by using pumping-stop pressure drop [J]. *Geoenergy Science and Engineering*, 2025, 254: 214037.
- [46] 涂志勇. 基于停泵压降与光纤数据的裂缝参数联合反演方法研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2023.
- TU Zhiyong. Study on the combined inversion method of fracture parameters based on pressure drop and fiber optic data [D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.
- [47] LIU X, JIN Y, LIN B. Classification and evaluation for stimulated reservoir volume (SRV) estimation models using micro-seismic events based on three typical grid structures [J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 211: 110169.
- [48] 黄和钰. 页岩储层缝网结构对压裂液返排的影响[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2016.
- HUANG Heyu. The effect of fracture network structure of shale gas reservoir on frac-water flow-back [D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2016.
- [49] ABBASI M A, DEGHANPOUR H, HAWKES R V. Flow-back Analysis for Fracture Characterization [C]//SPE Canada Unconventional Resources Conference. SPE, 2012: SPE-162661-MS.
- [50] 刘志港. 玛湖致密油藏缝网形貌与返排特征研究[D]. 黑龙江大庆: 东北石油大学, 2022.
- LIU Zhigang. Study on fracture shape and flowback characteristics of Mahu tight reservoir [D]. Daqing, Heilongjiang: Northeast Petroleum University, 2022.
- [51] LEE S T, BROCKENBROUGH J R. A new approximate analytic solution for finite-conductivity vertical fractures [J]. *SPE Formation Evaluation*, 1986, 1(1): 75–88.
- [52] LARSEN L, HEGRE T M. Pressure transient analysis of multifractured horizontal wells [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. SPE, 1994: SPE-28389-MS.
- [53] BROWN M, OZKAN E, RAGHAVAN R, et al. Practical solutions for pressure-transient responses of fractured horizontal wells in unconventional shale reservoirs [J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2011, 14(6): 663–676.
- [54] ARPS J J. Analysis of decline curves [J]. *Transactions of the AIME*, 1945, 160(1): 228–247.
- [55] ILK D, RUSHING J A, PEREGO A D, et al. Exponential vs. hyperbolic decline in tight gas sands: understanding the origin and implications for reserve estimates using Arps' decline curves [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 2008: SPE-116731-MS.
- [56] TANG H, ZHANG B, LIU S, et al. A novel decline curve regression procedure for analyzing shale gas production [J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2021, 88: 103818.
- [57] VALKO P P. Assigning value to stimulation in the Barnett Shale; a simultaneous analysis of 7 000 plus production histories and well completion records [C]//SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference and Exhibition. SPE, 2009: SPE-119369-MS.
- [58] MASK G M, WU X, NICHOLSON C. Enhanced hydrocarbon production forecasting combining machine learning, transfer learning, and decline curve analysis [J]. *Gas Science and Engineering*, 2025, 134: 205522.
- [59] DUONG A N. Rate-decline analysis for fracture-dominated shale reservoirs [J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2011, 14(3): 377–387.
- [60] CLARK A J, LAKE L W, PATZEK T W. Production forecasting with logistic growth models [C]//SPE Annual Technical

- Conference and Exhibition?. SPE, 2011; SPE-144790-MS.
- [61] 王怒涛, 杜凌云, 贺海波, 等. 油气井产量递减分析新方法[J]. 天然气地球科学, 2020, 31(3): 335-339.
- WANG Nutao, DU Lingyun, HE Haibo, et al. New method for analysis of oil and gas well production decline [J]. Natural Gas Geoscience, 2020, 31(3): 335-339.
- [62] YU S, MIOCEVIC D J. An improved method to obtain reliable production and EUR prediction for wells with short production history in tight/shale reservoirs [C]//Unconventional Resources Technology Conference, 2013; 1563140.
- [63] GIGER F M. Horizontal wells production techniques in heterogeneous reservoirs [C]//SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. SPE, 1985; SPE-13710-MS.
- [64] DAVIAU F, MOURONVAL G, BOURDAROT G, et al. Pressure analysis for horizontal wells [J]. SPE Formation Evaluation, 1988, 3(4): 716-724.
- [65] ZERZAR A, BETTAM Y. Interpretation of multiple hydraulically fractured horizontal wells in closed systems [C]//SPE International Improved Oil Recovery Conference in Asia Pacific. SPE, 2003; SPE-84888-MS.
- [66] STALGOROVA E, MATTAR L. Practical Analytical Model to Simulate Production of Horizontal Wells with Branch Fractures [C]//SPE Canada Unconventional Resources Conference, 2012; SPE-162515-MS.
- [67] YANG J, LIU H, XU W, et al. A simulation study of hydraulic fracturing design in carbonate reservoirs: a middle east oil-field case study [J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2023, 13: 1107-1122.
- [68] DENG J, TAN J, WOLFRAM E, et al. Unconventional near-critical fluid characterization and GOR modeling: wolfcamp formation in Permian Basin [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 2023; SPE-215154-MS.
- [69] LIANG B, LIU J, YOU J, et al. Hydrocarbon production dynamics forecasting using machine learning: a state-of-the-art review [J]. Fuel, 2023, 337: 127067.
- [70] MEHANA M, GUILTINAN E, VESSELINOV V, et al. Machine-learning predictions of the shale wells' performance [J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2021, 88: 103819.
- [71] WANG M, HUI G, PANG Y, et al. Optimization of machine learning approaches for shale gas production forecast [J]. Geoenergy Science and Engineering, 2023, 226: 211719.
- [72] 刘合, 李艳春, 杜庆龙, 等. 基于多变量时间序列模型的高含水期产量预测方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2023, 47(5): 103-114.
- LIU He, LI Yanchun, DU Qinglong, et al. Prediction of production during high water-cut period based on multivariate time series model [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2023, 47(5): 103-114.
- [73] 罗伏军, 党宇, 王晓迪, 等. 顾及置信概率稳定的中误差归一化算法研究[J]. 测绘通报, 2024(S2): 297-301.
- LUO Fujun, DANG Yu, WANG Xiaodi, et al. Research on normalization algorithm of mean square error considering the stability of confidence probability [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(S2): 297-301.
- [74] 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.
- [75] LI X, MA X, XIAO F, et al. Time-series production forecasting method based on the integration of Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU) network and Sparrow Search Algorithm (SSA) [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 208: 109309.
- [76] 张雪颖. 基于深度学习的油田单井产量预测方法研究[D]. 陕西西安: 西安石油大学, 2025.
- ZHANG Xueying. Research on oilfield single well production prediction method based on deep learning [D]. Xi'an, Shaanxi: Xi'an Shiyou University, 2025.
- [77] 郭子熙, 张舒, 马龑, 等. 基于融合多模态特征的深层煤岩气产量预测[J]. 天然气工业, 2024, 44(10): 140-149.
- GUO Zixi, ZHANG Shu, MA Biao, et al. Production prediction of deep coal-rock gas based on integrated multi-modal characteristics [J]. Natural Gas Industry, 2024, 44(10): 140-149.
- [78] LI L, ZHOU F, ZHOU Y, et al. The prediction and optimization of hydraulic fracturing by integrating the numerical simulation and the machine learning methods [J]. Energy Reports, 2022, 8: 15338-15349.

(修改回稿日期: 2026-05-20 编辑: 张国红)