

文章编号: 1000-0747(2024)04-0899-11

DOI: 10.11698/PED.20240181

智慧地热田技术研究现状与系统构建方案

李根生^{1,2}, 宋先知^{1,2}, 石宇³, 王高升^{1,2}, 黄中伟^{1,2}

(1. 中国石油大学(北京)石油工程学院, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京)油气资源与工程全国重点实验室, 北京 102249; 3. 西南交通大学地球科学与工程学院, 成都 611756)

基金项目: 国家自然科学基金重大基金项目“干热岩地热资源开采机理与方法”(52192620);
国家自然科学基金杰出青年基金项目“油气井流体力学与工程”(52125401)

摘要: 针对地热开发中智能化技术应用面临的关键难题, 构建了地热开发智能化应用场景, 总结并分析了各场景下智能化技术研究现状和存在的挑战, 提出智慧地热田系统构建方案。智慧地热田是地热开发工程与人工智能等先进技术的有机融合。目前智慧地热田技术尚处在探索阶段, 在热储智能表征、热储动态智能仿真、开发方案智能优化和地热开发智慧管理等应用场景下开展了探索应用, 但仍面临计算成本高、实时响应困难、结果多解且模型依赖性强、动态多约束实时优化难度大以及多源数据深度融合难等诸多问题。由此提出智慧地热田系统的构建方案: 智慧地热田系统由全量数据库、智能表征、智能仿真和智能优化调控等模块构成, 不同模块之间通过数据传递、模型交互建立联系。下一阶段需着力于智慧地热田系统各模块基础理论和关键技术攻关, 加快地热开发利用全生命周期智能化转型, 促进地热资源智能、稳定、长效、最优、安全生产。

关键词: 智慧地热田; 热储智能开发; 应用场景; 智能表征; 智能仿真; 智能优化; 智慧管理

中图分类号: TE122

文献标识码: A

Current status and construction scheme of smart geothermal field technology

LI Gensheng^{1,2}, SONG Xianzhi^{1,2}, SHI Yu³, WANG Gaosheng^{1,2}, HUANG Zhongwei^{1,2}

(1. College of Petroleum Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 2. State Key Laboratory of Petroleum Resources and Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China; 3. Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: To address the key problems in the application of intelligent technology in geothermal development, smart application scenarios for geothermal development are constructed. The research status and existing challenges of intelligent technology in each scenario are analyzed, and the construction scheme of smart geothermal field system is proposed. The smart geothermal field is an organic integration of geothermal development engineering and advanced technologies such as the artificial intelligence. At present, the technology of smart geothermal field is still in the exploratory stage. It has been tested for application in scenarios such as intelligent characterization of geothermal reservoirs, dynamic intelligent simulation of geothermal reservoirs, intelligent optimization of development schemes and smart management of geothermal development. However, it still faces many problems, including the high computational cost, difficult real-time response, multiple solutions and strong model dependence, difficult real-time optimization of dynamic multi-constraints, and deep integration of multi-source data. The construction scheme of smart geothermal field system is proposed, which consists of modules including the full database, intelligent characterization, intelligent simulation and intelligent optimization control. The connection between modules is established through the data transmission and the model interaction. In the next stage, it is necessary to focus on the basic theories and key technologies in each module of the smart geothermal field system, to accelerate the lifecycle intelligent transformation of the geothermal development and utilization, and to promote the intelligent, stable, long-term, optimal and safe production of geothermal resources.

Key words: smart geothermal field; intelligent development of geothermal reservoirs; application scenario; intelligent characterization; intelligent simulation; intelligent optimization control; smart management

引用: 李根生, 宋先知, 石宇, 等. 智慧地热田技术研究现状与系统构建方案[J]. 石油勘探与开发, 2024, 51(4): 899-909.
LI Gensheng, SONG Xianzhi, SHI Yu, et al. Current status and construction scheme of smart geothermal field technology[J]. Petroleum Exploration and Development, 2024, 51(4): 899-909.

0 引言

以智能化为主要特征的第四次工业革命快速推动

着各行各业实现数字化转型和智能化发展。地热资源是中国未来能源体系的重要组成部分, 但目前仍存在热储表征、生产动态预测、开发方案优化调整等技术制

约,地热开发利用成本较高、收益较低。为应对地热资源开发难题,地热行业需顺应全球科技数字化、信息化和智能化的发展趋势,构建智慧地热田,为地热产业发展赋能,从而实现低成本高效开发。

智慧地热田是地热开发工程与人工智能等先进技术的有机融合,基于地热田数据监测与生产调控等设备,充分结合大数据和人工智能算法等信息技术,实时监测采集生产数据、分析解译生产数据、精细表征热储地质属性、模拟预测地热田生产动态、动态优化调控生产方案。智慧地热田具备自主观察、思考、建模、决策以及执行能力。

智能化技术是构建智慧地热田的基础和关键。在地热开发过程中采用智能化技术,可监测、采集地热系统全生命周期中的海量数据,精确解译和反演储层特征,实时更新并预测生产动态,从而动态优化生产方案,有望实现地热系统的稳定、高效、最优生产。国内外地热开发中智能化技术的应用尚处在探索阶段,集中于在勘探和开发阶段利用地理信息系统评估地热资源潜力^[1]、通过数字孪生技术实现智能钻探^[2]等方面。构建智慧地热田涵盖地热开发利用全生命周期的诸多环节,其中很多环节智能化技术应用仍不成熟,亟需攻克生产环节数据治理、热储智能表征、生产动态智能仿真和预测、开发方案智能优化等众多难题。

针对地热开发中智能化技术应用面临的关键难题,笔者构建了地热开发智能化应用场景,总结并分析了各场景下相关智能化技术研究现状和存在的挑战,在此基础上展望了智慧地热田技术的发展前景,提出智慧地热田系统构建方案,并详细介绍了该系统主要构成模块和技术发展层次,以期为中国智慧地热田技术的发展和推广应用提供参考。

1 地热开发中智能化技术应用场景

地热开发中的智能化技术应用场景包括热储智能表征、热储动态智能仿真、地热开发方案智能优化和地热开发智慧管理等应用场景(见图1)。各场景的融合方式、技术需求是构建智慧地热田的关键。

1.1 热储智能表征

热储准确表征是地热生产动态模拟与生产优化的基础与前提^[3],但热储特征与状态的影响因素众多,包括地下构造、岩性特征和地下水活动等。随着人工智能技术的发展,热储的智能表征受到了广泛关注:利用机器学习和数据挖掘等技术分析和解译热储的静态数据和生产数据,进而认识热储地质条件,可更快更

准确地完成三维地质模型的构建与分析。一方面,传统的数据处理方式通常依赖人工经验,效率较低且容易受到主观因素的影响;而应用人工智能技术可有效融合并快速准确处理测井、地震等多源数据,实现井震数据融合的智能地质建模。另一方面,将地质静态数据和生产动态数据与智能技术结合,可以对热储进行实时分析和解读,智能反演获得热储物理属性,为热储高效精细建模进行物性参数赋值。

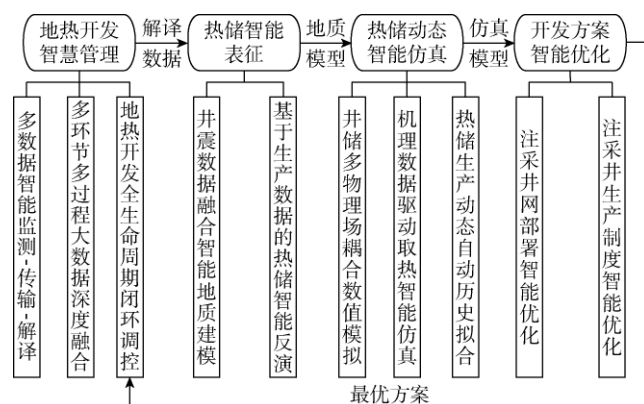


图1 地热开发智能化应用场景及架构设计

1.2 热储动态智能仿真

对流体在热储内的取热过程进行数值模拟,可揭示流体与热储间的渗流-传热-应力-化学多场耦合机理,确定地热开发效果的关键影响因素,是开发方案设计与优化的重要依据。但热储尺度数值模拟计算效率低、时效性差,因此在精确表征热储的前提下,热储智能仿真需采用工程环节中获取的海量数据对融合了热储内部多场耦合机理的神经网络进行训练,建立机理-数据驱动的动态取热仿真方法,实时反映热储生产情况并预测未来生产动态。为提高热储动态智能仿真精度,需对热储智能表征场景中反演获得的热储物性参数进行持续修正与更新,利用自动历史拟合方法即可不断修正热储模型孔隙度、压缩系数、有效厚度和相对渗透率等参数,拟合地层温度、压力分布和含水饱和度等储层特征,从而进行准确的参数更新和模拟预测。

1.3 地热开发方案智能优化

地热开发过程中,开发方案的设计与调整会显著影响生产温度、取热功率及热储寿命等开发指标。地热开发方案智能优化的主要内容包括注采井网部署优化与注采井生产制度优化,主要流程为代理模型搭建、目标函数确定和智能算法优选等,主要目标是实现地热开发实时、低成本预测与分析。基于已有数据,结合响应曲面法、克里金法、支持向量机和人工神经网络等方法构建代理模型^[4];基于地热开发效果和经济效益

指标,以设备性能和热储寿命等作为约束条件,构建优化目标函数,形成经济-技术-产能评价目标体系^[5];针对井网部署和生产制度优化特征,结合所建目标函数,对智能算法进行多指标筛选,最终形成地热开发方案智能优化方法。

1.4 地热开发智慧管理

地热开发智慧管理旨在实时采集地热生产、利用数据,融合地热勘探-开发-利用数据,快速筛选解译关键信息,为热储智能表征提供数据基础,同时协同各智能应用场景动态获取最优生产方案,实时调整系统运行参数,从而提高地热开发利用效率,延长系统寿命。需要通过智能监测-传输-解译技术获取解释地热开发利用过程中温度、压力、流量、用户负荷等数据;采用多环节多过程大数据深度融合方法将地质、钻采、用户负荷等多源数据处理融合为智慧地热田应用场景需要的全量数据库;利用多智能体协同技术将热储智能表征、热储动态仿真与开发方案智能优化等场景整合^[6],持续优化更新开发方案,并通过智能调控设备控制注采井生产制度参数、分层注采参数、用户端供给参数等,实现地热开发全生命周期闭环调控。

2 地热开发中智能化技术研究现状

2.1 热储智能表征

2.1.1 基于井震数据融合的智能地质建模方法

基于井震数据融合的智能地质建模方法通过综合分辨率更高的测井数据和探测范围更大的地震数据,利用人工智能技术实现高效、精准的地质模型构建。通过将机器学习算法和深度学习算法引入数据融合过程的方式,一是可以通过训练模型来预测和补充未测区域的地质特征;二是提取地质参数的非线性相关特征,并同时引入空间相关性;三是将传统的数据预处理、后处理和参数校准等程序自动化。研究表明这种智能构建方法在某些方面存在一定优势,比如 Allo 等^[7]研究发现利用深度神经网络(DNN)生成大量伪测井数据,可以缓解测井数据有限且稀疏,缺少结构信息约束的问题。Zhao 等^[8]通过考虑特征构建、数据平衡和空间约束,绘制出更准确的流体和岩相分布图。Li 等^[9]利用智能算法显著提高了数据处理和模型构建的效率和自动化程度。综上,利用人工智能方法进行井震数据的融合,可以提取更多的地质信息,使地热储层的刻画更加高效和准确。

2.1.2 基于生产数据的热储物性智能反演方法

人工神经网络算法、遗传算法、粒子群优化方法

等智能算法均具有良好的反演性能。对实时监测的动态数据进行智能反演,可以建立生产数据与地质特征之间的关系模型,从而实现对储层参数的高效估计。人工智能方法提供了改进随机反演方法的手段,比如贝叶斯神经网络等方法通过分析模型预测的概率分布,可以有效地降低地质模型的不确定性。另外,通过智能方法优化随机反演模型的超参数,也可以提高预测和反演的准确性。目前已有学者利用模糊推理、准线性贝叶斯反演和集成卡尔曼滤波等智能方法,通过逆问题建模,提出数据驱动的地热储层构建思路^[10-11]。将热流固多物理场模型与基于深度学习的反演方法相结合,可以降低模型对初始假设区域位置和性质的依赖,重建地热温度场,并根据井筒温压数据得到储层孔隙度和渗透率的分布特征。

2.2 热储动态智能仿真

2.2.1 井筒-储层多物理场耦合数值模拟

地热开发数值模拟需合理描述热储与流体间渗流、传热、应力演变、矿物溶解和沉淀等物理化学过程的耦合作用机制,及其对储层孔缝形态的影响机制,从而实现地热开发的多尺度多物理场耦合^[12-13]。国内外研究人员围绕多场之间的作用机制和演化规律^[14]、裂缝形态和渗透率变化机制^[15]、储层参数^[16]、运行参数^[17-18]、井网布局^[19]以及流体工质类型^[20]等对流体迁移分布特征和地热开发性能的影响开展了系统研究,并已从宏观系统的参数敏感性分析阶段发展到小尺度单裂缝内多场耦合机理的系统分析^[13, 21]。Xu 等^[22]基于所建立的热-流-固耦合模型,分析了高温地热资源长期生产过程中裂缝的应力变化和潜在损伤区域,为同类型研究提供了损伤判别准则;Ji 等^[23]基于热-流-化耦合模型比较了裂缝中由反应流引起的石英与长石变形行为,探究了增强型地热系统取热过程中由反应流引起的裂缝变形机理。除此之外,在热-流-固-化耦合机制方面,初步探索了压力溶解、自由溶解和机械闭合对孔隙和裂缝的影响规律等^[24-25],这些研究是小尺度多场耦合机理方面重要的尝试。这些围绕多场耦合机理取得的研究成果为后续机理-数据驱动的取热智能仿真提供了理论基础和数据基础。融合多场耦合机理后智能仿真模型的可解释性与可迁移性有望得到显著提升。

2.2.2 机理-数据驱动的取热智能仿真方法

现有研究表明,在流体流动、传热问题中,基于多场耦合机理的机理-数据驱动取热仿真方法能够更准确地模拟和快速预测地热动态生产过程^[26-27]。相比纯

数据驱动的神经网络模型,该方法避免了因完全依赖历史数据而产生的欠拟合问题,具有更高的预测精度和可靠性^[28];而相比传统数值模拟方法^[29],该方法具有更好的灵活性和扩展性,能适应不同尺度和不同复杂程度的模拟和预测问题,并且可以大幅提高模拟预测效率^[30]。

目前地热领域的机理-数据驱动方法研究还处于起步阶段,融入的机理包括流动传热方程、质量守恒方程、动量守恒方程、达西定律等,以实现温度场、压力场的无网格化计算。机理的融入方法主要基于 Raissi 等^[31]提出的深度学习算法框架——物理信息神经网络(PINNs),将专家知识和物理方程转换为表达式添加到神经网络损失项(表达式中的导数通过自动微分得到),反向传播后进行训练。通过添加额外的损失项,对原本损失函数实现正则化,显著减小可行解的范围,达到加速收敛的目的。该框架具有灵活、直接且无需网格特性的优势,但同时 Chuang 等^[32]也指出 PINNs 在计算效率、收敛性方面存在不足。针对存在的问题及为了拓展应用场景,目前已经出现多种 PINNs 的变体,包括 B-PINNs(内置不确定性量化)、fPINNs(针对分数阶偏微分方程)、nPINNs(非局部通用拉普拉斯算子)、PPINNs(时间并行化)、sPINNs(针对随机偏微分方程)、XPINNs(时间域、空间域分解)等^[33]。

上述 PINNs 及其变体,只是在损失函数中添加了物理约束实现机理驱动,并未改变神经网络的架构。而部分学者把跳跃连接方式与循环神经网络(RNN)合并,将有限差分思路引入到 RNN 及门控循环单元(GRU)的内部结构中,搭建新的神经网络架构,以此近似热储的集总参数模型差分过程,实现机理驱动^[34]。由于其网络本身适合用于时序数据预测的特性,可以实现对生产的动态预测计算。但整体而言,现有机理-数据驱动的取热生产动态仿真模型在预测精度、可迁移性方面距现场应用仍有一定差距,因此亟待从理论层面对机理-数据驱动方法进行更加深入的研究,以更好地服务工程应用。

2.2.3 热储生产动态自动历史拟合方法

优化算法是自动历史拟合方法的重要组成,油气领域拟合时常采用的主流算法包括梯度类方法^[35]、进化算法^[36]、集合卡尔曼滤波(EnKF)^[37]及两种或两种以上优化算法形成的混合算法^[38-39]。由于计算速度和计算精度的限制,目前在大型复杂的油气储层模型中通常采用 EnKF 方法。EnKF 方法被引入石油工程领域的时

间较短,但已成功应用于多个案例,可快速同化含水率、油气比、井底压力和产油速率/产水速率等不同类型的数据,优化孔隙度和渗透率等模型变量从而提供多个历史拟合模型,多核并行预测多个模型的生产数据,进而提高计算效率^[40-41]。目前面临的最大挑战是形成一种兼顾计算速度和计算精度的自动历史拟合方法。

近年来,国内外研究人员针对储层特征描述和动态预测需求不断改进自动历史拟合方法,使其能够应用于多维多相模型中^[42-44]。Jansen 等^[6]在智慧油田领域基于自动历史拟合原理提出了“闭合回路油气藏管理”理念。2018年,美国 Emerson 公司^[45-46]提出了利用机器学习自动化“Big Loop”工作流程解决油藏自动历史拟合过程存在的不确定性问题,例如构造不确定性,即地震数据无法唯一地定义一个油藏的构造模型。Emerson 公司通过收集用户在使用“Big Loop”过程中的地震数据分析过程、实际操作流程等情况建立真实案例库,以此帮助作业公司在建模时紧密结合测井、地震等静态数据反演和生产动态数据反演过程,从而涵盖所有的不确定性并将其引入到不确定性预测模型中,以更准确地估算储量并做出对应决策。

上述油田智能化自动历史拟合方法为地热领域自动历史拟合奠定了基础,因为油气工业中常用的岩石物性参数,如孔隙度、渗透率等,也是热储模型的关键参数。油气领域中采用的数据同化方法可用于地热系统的模型更新,以更好地匹配实际数据^[47]。但在油气开发领域,油气储层的渗透率和油气产能呈正相关关系;但在地热储层中,优势渗流区可能会造成热突破等现象,降低产热量,地层参数与地热产能之间的关系更加复杂和多变。因此从全局来看,适用于地热开发的快速、稳定的自动历史拟合方法仍然是实现热储动态智能仿真的迫切要求。

2.3 地热开发方案智能优化

2.3.1 地热田注采井网部署智能优化技术

在地热开采中,合理的井位部署可提高热采收率^[48]。以往研究中,通常借鉴油气行业面积布井等方法,采用数值模拟器对不同部署方式进行对比,以选择最优方案进行实施^[49-50]。然而,对于复杂地质条件,上述方法普适性差,且实施过程高度依赖主观经验,难以优选最佳布井方案。

随着人工智能技术的快速发展,智能优化算法不断完善,并且已应用到井位优化部署中,通常可分为梯度类优化算法(牛顿法、最速下降法等)和无梯度类优化算法(粒子群算法、遗传算法等)。井位优化是

一个典型高维优化问题，加之热补偿、井间干扰等众多因素影响，求解复杂且所需计算量巨大。现有井位优化研究主要集中于简单井间距的优化分析^[51-52]，以及最佳井位确定^[4]，使用的算法包括模拟退火算法（SA）和粒子群算法（PSO）等。上述方法所得优化方案客观准确，但依旧受限于计算资源不足的问题。近年来，智能代理模型的出现大幅减少了计算成本，将其与优化算法结合，可在复杂地层中快速高效找到最佳布井位置，目前所涉及的方法包括人工神经网络方法^[4]、多元自适应神经样条方法^[53]和随机森林方法^[54]等。研究表明，相较于数值模拟方法，代理模型大幅提升了计算效率，结合优化算法形成的地热井网布局智能优化技术，具备准确、高效和客观等特点，有望为地热田布井设计提供工程指导。

2.3.2 地热田注采井生产制度智能优化技术

为应对工程需求变化，地热和油气生产中的生产制度优化技术先后经历了参数化分析、单目标分析和多目标分析等多个阶段^[55]。其中，参数化分析无法考虑约束条件，难以定量得到优化方案，而单目标优化分析对于解决指标间矛盾性问题存在不足，相比之下，多目标优化方法基于帕累托最优思想，可同时优化多个互逆指标，优化效果最佳^[56]。

多目标优化过程较为复杂，待求解变量和约束条件更为苛刻。随着人工智能技术的快速发展，各类智能化方法已在国内外地热资源开采优化中发挥作用^[57]。目前，通常将多目标进化算法（MOEA）、多目标粒子群算法（MOPSO）、参考向量引导进化算法（RVEA）和非支配排序遗传算法（NSGA-II）与多物理场有限元模型相结合^[58-59]。得益于智能方法的低成本、高效率，优化目标和变量范围得到大幅扩充，优化目标包含净现值、取热功率、流阻、取热量和热储寿命等多个指标，而优化对象则是涵盖了泵功率、生产压力、注入流量、注入温度和工质等多个变量^[58-60]。除上述模式外，智能代理模型与优化算法的结合也得到快速发展，该模式可大幅减少计算负担。代理模型是指采用多元自适应回归样条、多元回归、快速推进等方法建立变量与生产指标间的对应关系，且其计算结果误差需满足工程需求^[61]。目前，生产代理模型构建主要基于机器学习开展，如长短期记忆网络（LSTM）和多层感知器（MLP）叠加的神经网络模型^[62]，BP 人工神经网络模型^[63]和基于树的机器学习模型^[61]等。

综上所述，地热田井网布局智能优化技术和注采井生产制度智能优化技术在模型搭建、函数确定和算

法优选等方面已取得阶段性成果，通过对井位部署和生产制度进行优化设计，可大幅提升地热田开发的综合效果。

2.4 地热开发智慧管理

2.4.1 多数据智能监测-传输-解译技术

在地热开发过程中，流量、地下水位、水质、温度和压力等特征演化可有效反映热储的变化情况，相关数据的监测、传输和解译对地热开发方案调整、综合效益提升具有重要指导意义。目前井筒监测为生产动态监测的主要手段，即通过井下传感器实现对地层和生产系统的数据记录。近年来，地震采集技术快速发展。法国 SERCEL 公司推出业内首款分布式声学传感（DAS）地震解决方案 Sigma Wave，其井下地震采集系统可进行实时地震测量，实现对地下储层特征的可视化监控^[64]。中国矿业大学联合中国科学院地质与地球物理研究所提出了地热与煤炭协同开发智能监测技术，对矿井水资源特征、管道内流体特征、地层运动特征和地热水流量/温度等进行监测，期望实现智能化调控和远程高速通信，以确保地热-煤炭开采的安全稳定运行^[65]。

目前，采用的井下数据传输技术包括声波传输技术、电磁传输技术和钻井液脉冲传输技术等。上述技术的可行性在油田开发过程中已得到广泛验证，尤其是随钻数据传输，已在多个油区推广应用^[66-67]，而其在地热领域报道较为少见。此外，地热解译技术重点研究方向为勘探阶段的遥感影像解译^[68]，常用的方法主要包括目视解译、数字图像处理和机器学习等，涉及影像预处理、特征提取、地物分类与判读和精度评价等过程，该技术有力地支撑了地热田资源评价工作。近年来，地热储层评价阶段的示踪技术也得到快速发展^[69]，该技术通过分析储层示踪测试中各类示踪剂（天然示踪剂和人工示踪剂）的数据变化，进而评估井间连通性、估算热储体积、换热面积和预测热突破时间，实现对压裂效果的综合评价。对于生产阶段而言，数据解译主要服务于储层物性实时反演，即通过对热储进行智能表征，指导下一步开发方案设计，目前反演对象主要包括储层温压特征、孔渗物性、热物性和裂缝特征等。

总体而言，地热领域多数据智能监测-传输-解译技术仍处于起步阶段，相关技术所用硬件、软件均亟待研制和研发。

2.4.2 多环节多过程大数据深度融合方法

大数据技术在智慧地热田的建设过程中扮演着至

关重要的角色^[70],大数据技术是指对数据进行智能化的分析和处理,优化生产参数、指标和方案,从而实现地热田的智能开发与调控^[71]。然而,地热田数据涉及多个环节、多个过程,如地质、地面、注采井、钻井、压裂、开采、集输等。将大数据技术应用到地热开发过程时会面临采集数据来源多样、数据结构类型不统一、整合应用难、数据综合提取难、专业间数据融合难等问题^[72]。为了将多源异构、多时域、多频域的数据处理融合为智慧地热田应用场景所需要的全量数据库,需要高效的数据深度融合方法。

按照数据融合算法机制,目前的数据融合方法可以分为基于随机统计的方法(卡尔曼滤波、中位值滤波和贝叶斯等)和基于逻辑推理的方法(深度学习、聚类分析和模糊逻辑理论等)^[73]。随机统计方法方面,Emerick等^[74]提出了基于多源数据融合的集合平滑器(ES-MDA),该方法可以实现不同时序数据的一次性同化,提高数据融合速度;杨兆发^[75]提出了一种基于时间改进卡尔曼滤波的单传感器数据融合算法,该方法通过对监测时间序列分段预处理从而减少误差干扰并减少数据冗余,为碳捕集与利用、封存中的CO₂泄漏监测提供重要检测方法;基于随机统计的方法是当前数据融合的重要手段,但模型精度仍有待提高。逻辑推理方法方面,深度学习模型具有良好的数据兼容性,可以处理点、序列、图像等多种数据类型^[76],在数据融合方面具有独特优势。湛传俊^[77]综合随机模型和深度学习模型的特点,提出了一种基于深度学习的阶段式随机反演算法,用于识别含水层岩性结构。

2.4.3 地热开发全生命周期闭环调控技术

全生命周期智慧油气田正推动石油行业数字化转型^[45]。全生命周期闭环调控技术是全生命周期数字孪生油气藏建设的关键,能够实时获取热储信息和生产数据,实时迭代热储动态参数模型并准确表征热储变化,实现“闭合回路管理”^[12]。该技术主要涵盖两方面:①地热开发全生命周期动态量化表征。全生命周期一般涵盖地热开发的建设期、运营期和退役期^[78],动态量化表征主要包括储层地质建模智能化和智慧地热田模拟智能化。采用地震、测井、钻井等数据进行地质建模,利用机器学习和深度学习等方法划分地层层系和预测物性参数。基于地质模型对地热开发进行全局追踪,进行智慧地热田模拟。目前智慧地热田模拟研究处于起步阶段,前期地热开发模拟多采用数值模型,学者们也在重点探索地热机理-数据驱动的智能代理模型。②地热开发闭环调控及云端管理。基于上

述动态地质模型,利用开发过程中获取的新生产数据和地质信息来实时动态更新模型,然后在云端及时诊断发现开发矛盾和生产问题,进行开发方案的优化设计,及时调整生产措施,从而实现地热开发全生命周期的闭环调控。闭环调控涵盖动态迭代更新模型、动态智能监测、动态实时优化。

目前地热领域中闭环调控应用尚为空白,油气领域中则对闭环调控中的部分关键技术进行了应用。例如通过智能分层注采实现油田精细化开发,提高原油采收率^[79]。但在实际应用中,多数油气井只采用了智能分层注采中的一个或几个关键技术^[80]。例如,俄罗斯所有油田施工过程均配备了泵控制系统^[81];辽河油田开发了具有自主知识产权的智能优化系统,实现了油田数据的记录、存储、分析及开发优化,雷632井的产油量依靠该系统提高了约10.5%^[82]。由于油田注水的温压条件要求可以满足地热开发的温压需求,因此油田智能注水技术能够直接应用于地热开采,而智能注采优化决策则需要在油田原有动态模型的基础上,考虑热传导机制、地下温度场变化、地热系统耦合效应、地下水系统影响、地热井运行特性等额外因素,形成适用于地热开发的模型,进而实现针对地热开采的方案动态优化和模型动态迭代。总体来说,完整的多智能体协同闭环调控尚未实现,目前仅提出了相应概念并处于理论研究阶段。

3 面临的挑战及展望

3.1 热储模型智能表征面临的挑战

智能方法可以有效挖掘并震数据的自身特征,但是两种数据的高效融合仍面临巨大的挑战。在先验分布中加入测井条件约束,比如通过引入正则化项的融合,会使目标函数非线性特征更强,从而导致奇异多解问题。为了获得合理的反演结果,需寻找一种适用的智能方法,准确提取出储层的关键特征。除了储层物性参数(如渗透率、孔隙度等),复杂缝网形成的优势渗流区也会影响地热系统的运行寿命和开采效率。因此,热储模型的构建需要根据测点的温压信息反演出主要流动区域,对基质非均质性和渗透裂缝的影响效果加以区分,从而精细刻画热储的构造和属性特征。

3.2 热储动态智能仿真面临的挑战

现有数值模拟研究中,对多场耦合过程做了较多简化,需建立更为完善的多场耦合模型表征应力、损伤和化学作用等对取热过程的作用机制,整合孔缝尺度和储层尺度的机理研究,从而指导后续动态智能仿

真模型的搭建。而要实现机理与数据融合驱动的热储动态智能仿真，仍面临两大主要挑战。一是计算需求与有限算力之间的矛盾，前文提到的计算效率低、收敛难的问题，在实际工程的复杂条件下将会更加严峻。面对该挑战，需对现有神经网络架构进行面向地热开发领域的针对性调整；优化机理与数据的融合方法，将工程中的海量数据蕴含的内在规律与专家知识进行有机结合。二是缺少一种集成方法来协同处理地热开发中数据或信息的复杂表现形式（图像、文本、音频等）。因此，仿真模型难以接受复杂信息输入并产生相应的有效输出。最后，为实现智能仿真模型在线更新这一目的，需借鉴油气领域自动历史拟合经验，提高自动历史拟合的计算速度和计算精度，充分考虑热突破作用对地层参数和生产数据之间拟合关系的复杂影响，从而形成适用于地热开发的自动历史拟合方法，为后续智能优化模型的搭建奠定基础。

3.3 地热开发方案智能优化面临的挑战

井网布局优化对地质模型具有较强依赖性，目前地质建模受储层孔渗条件、断层分布、盖储特征等地质不确定性作用的影响显著。在后续研究中应充分考虑上述情况，探究具备普适性的布井方法。其次，现有井位优化目标单一，考虑约束条件较少，布井范围通常认定为正方形或长方形，在后续研究中需充分考虑布井避让区及各地质、物性参数，探索适用于复杂地质场景的优化布井方法。对于生产制度优化而言，长期注采下多个优化目标、约束条件和优化对象可能随时间发生变化，引起各指标主次关系和权重占比改变，最终导致方案难以及时调控。为此，需结合智能算法，强化对智能优化所需数据的特征提取能力，以提升优化决策流程的时效性和产能预测效果，进而实现高效精准分析。针对地热田开发，需结合具体储层特点和工程实际，形成针对地热能开发过程的权衡模型，建立地热布井和生产智能设计与优化一体化方法，以提升整体综合性能。

3.4 地热开发智慧管理面临的挑战

地热开发智慧管理目前面临着数据获取传输、数据融合存储与数据动态处理等技术难题。数据获取和传输的关键是开发用于高温地热井的电子设备和传感器。为此，需设计研制高温电子元件、隔热罩等，研发传感器冷却技术和高温传感技术等。此外，相较于数据获取，数据分析受多因素多过程影响，目前仍缺乏可靠的解译手段。在后续研究中，需结合地热田数据特征，有针对性地开展研发配套方法，实现数据高效、

准确解译。优质完善的全量数据库是实现地热开发智慧管理的前提。目前的大数据融合方法主要基于随机统计的方法或基于逻辑推理的方法，然而基于随机统计的方法具有不确定性，模型精度有待提高；基于逻辑推理的方法通常依赖大量可靠的数据样本，具有局限性。因此，需加强对随机统计方法和逻辑推理方法的认识，探索可以有效结合两种方法特点的新型数据融合方法，解决数据融合面临的数据来源多样、数据结构类型不统一、专业间数据融合难等问题^[13]。热储动态智能仿真模型的实时动态调整更新是实现协同调控的基础。实时模型更新需要考虑如何搭建快速、稳定的数据传输通道，当前采用的数据传输通道主要为光纤通信，需要提高光纤材料的物理耐受性来减少地热田环境影响，并确保偏远地区稳定电源供应。其次，优化模型实时更新计算资源消耗太大的问题尚未解决，地热开采过程中的优化目标及决策方向有待明确。同时，不同智能体间协同交互可能存在数据丢失等问题。为此，需要加强模型适应性，优化模型更新算法，建立统一数据交换接口和协议标准，实现多智能体的数据交互和信息共享，以更好地响应注采参数的优化决策。

3.5 智慧地热田系统发展展望

智慧地热田系统是真实物理地热系统的数字映射，有机融合了地热勘探开发与利用大数据、地热地质体智能建模、热储动态智能仿真、地热开发方案智能优化和开发利用智能调控等智能技术。在详细归纳、总结和分析地热开发中各智能化技术研究现状与挑战的基础上，提出了智慧地热田系统的构建方案。智慧地热田系统由全量数据库、智能表征、智能仿真和智能优化调控等模块构成，不同模块之间通过数据传递、模型交互建立联系，如图2所示。

智慧地热田系统构建依赖所有智能模块的协同运行，各模块的关键技术发展层次如下：①基于物联网与云边计算的数据智能监测与传输技术，监测、采集地球物理勘探与测井数据、井筒与热储全生命周期生产动态数据和用户端负荷数据等，从而对海量数据进行数据融合，形成完整的全量数据库，统一管理与分配；②结合数据库中的地球物理勘探与测井数据，利用智能模型进行精确解译获得热储地质构造、层系与岩性等地质特征；根据数据库中的生产动态数据进行智能反演获得热储孔隙度、渗透率、热物理性质等属性参数，为地质模型构建提供物理属性赋值；③根据热储物性参数的智能反演与地质结构精细解译结果，采用智能方法构建地热田尺度的地质体模型；④将上

述智能地质体模型作为热储动态仿真的模拟对象,结合质量守恒方程、动量方程、能量守恒方程、固体力学平衡方程、水岩反应动力学方程等,建立井筒-储层多物理场耦合的数值模型,并以此作为动态仿真的机理模型;⑤以大数据深度融合技术处理后的全量数据库作为训练数据集,结合井筒-储层多物理场耦合的机理模型,构建机理-数据融合的取热智能仿真模型;⑥生产过程中,利用实际的生产动态数据、取热智能仿真模型预测的生产数据,对热储进行生产动态自动历史拟合,不断更新修正热储物性参数,为取热智能仿真模型提供准确参数、更新训练模型,提高模型准确性;⑦取热智能仿真模型持续预测未来生产动态,同

时根据预测的生产数据建立各注采作业参数、井网布置参数与取热效果的函数关系式,以此构建地热系统井网与生产制度的多目标智能优化模型,不断调整优化生产方案;⑧全生命周期闭环调控技术协同所有智能模块,根据开发方案智能优化模型提供的动态最优生产方案,通过智能调控设备实时控制注采井生产制度参数、分层注采参数、用户端供给参数等,同时将监测的生产动态数据上传至全量数据库存储利用。最终全量数据库、智能表征、智能仿真和智能优化调控共同形成了智慧地热田系统,实现地热系统的数字表征、智能预测、自动优化、智能调控,促进地热资源智能、稳定、长效、最优、安全生产。

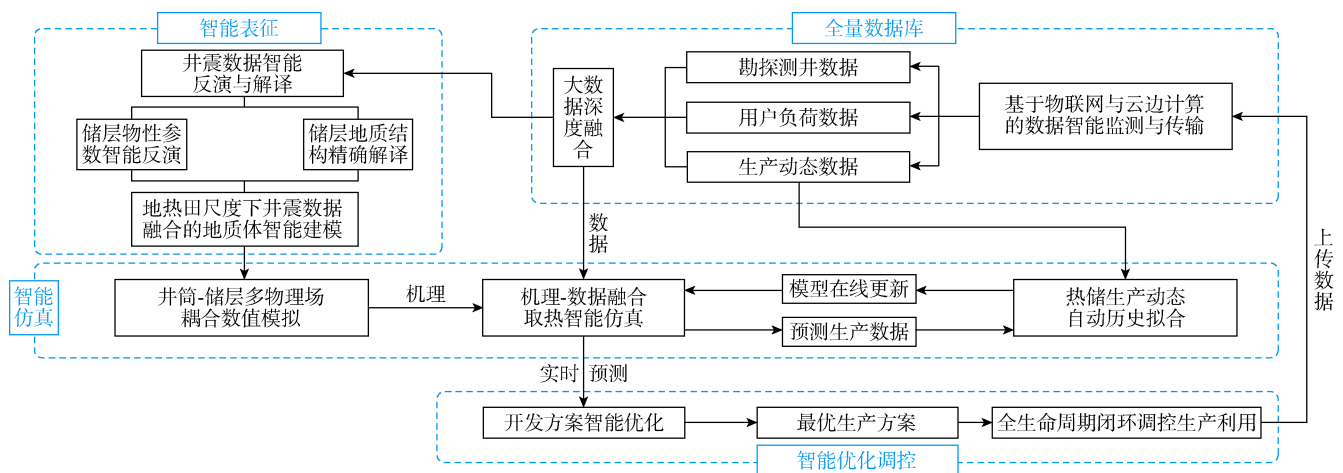


图2 智慧地热田系统模块构成与构建方案

4 结语

智慧地热田是地热开发工程与人工智能等先进技术的有机融合,可实时更新并预测生产动态,节约人力成本和物力资源并增加最终收益,从而实现地热系统的低成本、稳定、高效和最优生产。目前智慧地热田技术尚处在探索阶段,在生产环节数据治理、热储表征、生产动态仿真预测和开发方案优化等方面仍面临计算成本高、实时响应困难、结果多解且模型依赖性强、动态多约束实时优化难度大以及多源数据深度融合难等问题。下一阶段需着力于智慧地热田系统各模块基础理论和关键技术攻关,加快地热开发利用全生命周期智能转型,形成针对地热系统的智能开发模式,为中国智慧地热田技术的探索、发展和推广应用奠定基础。

参考文献:

[1] 郑元超,孙薇薇,刘人和. 地热能产业和利用技术进展及趋势

[C]//中国石油学会天然气专业委员会. 第33届全国天然气学术年会(2023)论文集(05 新能源及节能减排). 成都: 中国石油学会天然气专业委员会, 2023: 523-528.

ZHENG Yuanchao, SUN Weiwei, LIU Renhe. Progress and trend of geothermal industry and utilization technology[C]//Natural Gas Professional Committee of China Petroleum Society. Proceedings of the 33rd National Natural Gas Academic Annual Conference (05). Chengdu: Natural Gas Professional Committee of China Petroleum Society, 2023: 523-528.

[2] OSINDE N O, BYIRINGIRO J B, GICHANE M M, et al. Process modelling of geothermal drilling system using digital twin for real-time monitoring and control[J]. Designs, 2019, 3(3): 45.

[3] 王君照,李胜涛,岳冬冬,等. 基于GIS与GOCAD的天津双窑凸起构造区热储三维地质建模[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(14): 5887-5902.

WANG Junzhao, LI Shengtao, YUE Dongdong, et al. Tree-dimensional geological modeling of thermal reservoir of Shuangyao uplift structural area in Tianjin based on GIS and GOCAD[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(14): 5887-5902.

[4] AKIN S, KOK M V, URAZ I. Optimization of well placement geothermal reservoirs using artificial intelligence[J]. Computers & Geosciences, 2010, 36(6): 776-785.

- [5] XU F Q, SONG X Z, SONG G F, et al. Numerical studies on heat extraction evaluation and multi-objective optimization of abandoned oil well patterns in intermittent operation mode[J]. *Energy*, 2023, 269: 126777.
- [6] JANSEN J D, DOUMA S D, BROUWER D R, et al. Closed-loop reservoir management[R]. SPE 119098-MS, 2009.
- [7] ALLO F, COULON J P, FORMENTO J L, et al. Characterization of a carbonate geothermal reservoir using rock-physics-guided deep neural networks[J]. *The Leading Edge*, 2021, 40(10): 751-758.
- [8] ZHAO L X, ZOU C F, CHEN Y Y, et al. Fluid and lithofacies prediction based on integration of well-log data and seismic inversion: A machine-learning approach[J]. *Geophysics*, 2021, 86(4): M151-M165.
- [9] LI Y Y, ALI G, REHMAN AKBAR A. Advances in geothermal energy prospectivity mapping research based on machine learning in the age of big data[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2023, 60: 103550.
- [10] LIU G, ZHOU B J, LIAO S M. Inverting methods for thermal reservoir evaluation of enhanced geothermal system[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 82(Part 1): 471-476.
- [11] DURU O O, HORNE R N. Joint inversion of temperature and pressure measurements for estimation of permeability and porosity fields[R]. SPE 134290-MS, 2010.
- [12] SALIMZADEH S, PALUSZNY A, NICK H M, et al. A three-dimensional coupled thermo-hydro-mechanical model for deformable fractured geothermal systems[J]. *Geothermics*, 2018, 71: 212-224.
- [13] SONG G F, SONG X Z, XU F Q, et al. Contributions of thermo-poroelastic and chemical effects to the production of enhanced geothermal system based on thermo-hydro-mechanical-chemical modeling[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 377: 134471.
- [14] FU P C, HAO Y, WALSH S D C, et al. Thermal drawdown-induced flow channeling in fractured geothermal reservoirs[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2016, 49(3): 1001-1024.
- [15] KANG F C, LI Y C, TANG C A, et al. Competition between cooling contraction and fluid overpressure on aperture evolution in a geothermal system[J]. *Renewable Energy*, 2022, 186: 704-716.
- [16] SHI Y, CUI Q L, SONG X Z, et al. Thermal performance of the aquifer thermal energy storage system considering vertical heat losses through aquitards[J]. *Renewable Energy*, 2023, 207: 447-460.
- [17] 石宇, 崔启亮, 杨子江, 等. 基于灰色关联度分析和多目标优化的浅层含水层储热性能整体优化[J]. *天然气工业*, 2023, 43(6): 156-168.
- SHI Yu, CUI Qiliang, YANG Zijiang, et al. Optimizing the thermal energy storage performance of shallow aquifer based on gray correlation analysis and multi-objective optimization[J]. *Natural Gas Industry*, 2023, 43(6): 156-168.
- [18] PANDEY S N, VISHAL V. Sensitivity analysis of coupled processes and parameters on the performance of enhanced geothermal systems[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 17057.
- [19] BAKR M, van OOSTROM N, SOMMER W. Efficiency of and interference among multiple Aquifer Thermal Energy Storage systems: A Dutch case study[J]. *Renewable Energy*, 2013, 60: 53-62.
- [20] 石宇, 宋先知, 李根生, 等. 多分支井地热系统 CO₂ 与水的取热效果对比[J]. *天然气工业*, 2021, 41(11): 179-190.
- SHI Yu, SONG Xianzhi, LI Gensheng, et al. Comparison of heat extraction performance between CO₂ and water in a multilateral-well geothermal system[J]. *Natural Gas Industry*, 2021, 41(11): 179-190.
- [21] XU F, SHI Y, SONG X, et al. Experimental characterization of damage during geothermal production of hot dry rocks: Comprehensive effects of the damage-elastic deformation on conductivity evolution[J]. *Energy*, 2024, 294: 130871.
- [22] XU F, SHI Y, SONG X, et al. The characteristics and laws of fracture damage in the long-term production process of high-temperature geothermal resources[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2022, 56(1): 275-299.
- [23] JI J Y, SONG X Z, LI S, et al. Study on the effect of fracture morphology on fracture deformation based on the thermal-hydraulic-chemical-deformation coupling model[J]. *Energy*, 2023, 282: 128628.
- [24] TAO J, WU Y, ELSWORTH D, et al. Coupled thermo-hydro-mechanical-chemical modeling of permeability evolution in a CO₂-circulated geothermal reservoir[J]. *Geofluids*, 2019, 2019: 5210730.
- [25] RÜHAACK W, HELDMANN C D, PEI L, et al. Thermo-hydro-mechanical-chemical coupled modeling of a geothermally used fractured limestone[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2017, 100: 40-47.
- [26] CAI S Z, MAO Z P, WANG Z C, et al. Physics-informed neural networks (PINNs) for fluid mechanics: A review[J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2021, 37(12): 1727-1738.
- [27] 陆至彬, 瞿景辉, 刘梓, 等. 基于物理信息神经网络的传热过程物理场代理模型的构建[J]. *化工学报*, 2021, 72(3): 1496-1503.
- LU Zhibin, QU Jinghui, LIU Hua, et al. Surrogate modeling for physical fields of heat transfer processes based on physics-informed neural network[J]. *CIESC Journal*, 2021, 72(3): 1496-1503.
- [28] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686-707.
- [29] JABER A K, AL-JAWAD S N, ALHURAISHAWY A K. A review of proxy modeling applications in numerical reservoir simulation[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2019, 12(22): 701.
- [30] NOYE S, MULERO MARTINEZ R, CARNIELETTO L, et al. A review of advanced ground source heat pump control: Artificial intelligence for autonomous and adaptive control[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 153: 111685.
- [31] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Machine learning linear differential equations using Gaussian processes[J]. *Journal of Computational Physics*, 2017, 348: 683-693.
- [32] CHUANG P-Y, BARBA L A. Experience report of physics-informed neural networks in fluid simulations: Pitfalls and frustration[R]. Austin, Texas: The 21st Python in Science Conference, 2022.
- [33] DEGEN D, CAVIEDES-VOULLIÈME D, BUITER S, et al. Perspectives of physics-based machine learning strategies for geoscientific applications governed by partial differential equations[J]. *Geoscientific Model Development*, 2023, 16(24): 7375-7409.

- [34] QIN Z, JIANG A, FAULDER D, et al. Physics-guided deep learning for prediction of energy production from geothermal reservoirs[J]. *Geothermics*, 2024, 116: 102824.
- [35] MANTICA S, COMINELLI A, MANTICA G. Combining global and local optimization techniques for automatic history matching production and seismic data[J]. *SPE Journal*, 2002, 7(2): 123-130.
- [36] MASCHIO C, SCHIOZER D J. Bayesian history matching using artificial neural network and Markov Chain Monte Carlo[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2014, 123: 62-71.
- [37] ZHANG Y F, OLIVER D S. History matching using the ensemble Kalman filter with multiscale parameterization: A field case study[J]. *SPE Journal*, 2010, 16(2): 307-317.
- [38] GOMEZ S, GOSSELIN O, BARKER J W. Gradient-based history matching with a global optimization method[J]. *SPE Journal*, 2001, 6(2): 200-208.
- [39] 闫霞, 李阳, 姚军, 等. 基于流线 EnKF 油藏自动历史拟合[J]. *石油学报*, 2011, 32(3): 495-499.
YAN Xia, LI Yang, YAO Jun, et al. Automatic history matching of reservoirs using the streamline-based EnKF method[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2011, 32(3): 495-499.
- [40] 王鸣川, 段太忠, 孙红军, 等. 油藏自动历史拟合研究进展[J]. *科技导报*, 2016, 34(18): 236-245.
WANG Mingchuan, DUAN Taizhong, SUN Hongjun, et al. Research progress in reservoir automatic history matching[J]. *Science & Technology Review*, 2016, 34(18): 236-245.
- [41] CHEN Y, OLIVER D S. Ensemble-based closed-loop optimization applied to Brugge field[J]. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2010, 13(1): 56-71.
- [42] LEE K, JEONG H, JUNG S, et al. Improvement of ensemble smoother with clustered covariance for channelized reservoirs[J]. *Energy Exploration & Exploitation*, 2013, 31(5): 713-726.
- [43] COSTA L A N, MASCHIO C, JOSÉ SCHIOZER D. Application of artificial neural networks in a history matching process[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2014, 123: 30-45.
- [44] NASRALLA R A, DAOUD A M, FATTAH K A, et al. Fast and efficient sensitivity calculation using adjoint method for three-phase field-scale history matching[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2011, 77(3/4): 338-350.
- [45] 刘文岭, 韩大匡. 数字孪生油气藏: 智慧油气田建设的新方向[J]. *石油学报*, 2022, 43(10): 1450-1461.
LIU Wenling, HAN Dakuang. Digital twin system of oil and gas reservoirs: A new direction for smart oil and gas field construction[J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2022, 43(10): 1450-1461.
- [46] DUEY R. Closing the loop[EB/OL]. (2017-08-01)[2024-05-10]. <https://www.hartenergy.com/exclusives/closing-loop-176611>.
- [47] 梁旭. 微地震数据约束的干热岩人工裂隙结构特征示踪反演方法体系研究与应用[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
LIANG Xu. Research and application of micro-seismicity-constraint tracer test data inversion methodology system for hydraulically enhanced fracture network characterization in the hot dry rock[D]. Changchun: Jilin University, 2023.
- [48] KAMILA Z, KAYA E, ZARROUK S J. Reinjection in geothermal fields: An updated worldwide review 2020[J]. *Geothermics*, 2021, 89: 101970.
- [49] 段云星. 干热岩地热资源开采井网优化数值模拟研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2017.
DUAN Yunxing. Numerical simulation of well pattern optimization for hot dry rock geothermal resources exploitation[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2017.
- [50] LIU G, WANG G, ZHAO Z, et al. A new well pattern of cluster-layout for deep geothermal reservoirs: Case study from the Dezhou geothermal field, China[J]. *Renewable Energy*, 2020, 155: 484-499.
- [51] POLLACK A, MUKERJI T. Accounting for subsurface uncertainty in enhanced geothermal systems to make more robust techno-economic decisions[J]. *Applied Energy*, 2019, 254: 113666.
- [52] WILLEMS C J L, NICK H M, GOENSE T, et al. The impact of reduction of doublet well spacing on the Net Present Value and the life time of fluvial Hot Sedimentary Aquifer doublets[J]. *Geothermics*, 2017, 68: 54-66.
- [53] CHEN M, TOMPSON A F B, MELLORS R J, et al. An efficient optimization of well placement and control for a geothermal prospect under geological uncertainty[J]. *Applied Energy*, 2015, 137: 352-363.
- [54] WANG J, ZHAO Z, LIU G, et al. A robust optimization approach of well placement for doublet in heterogeneous geothermal reservoirs using random forest technique and genetic algorithm[J]. *Energy*, 2022, 254 (part C): 124427.
- [55] SONG G F, SONG X Z, LI G S, et al. An integrated multi-objective optimization method to improve the performance of multilateral-well geothermal system[J]. *Renewable Energy*, 2021, 172: 1233-1249.
- [56] YANG R, WANG Y, SONG G, et al. Fracturing and thermal extraction optimization methods in enhanced geothermal systems[J]. *Advances in Geo-Energy Research*, 2023, 9: 136-140.
- [57] 宋国锋. 干热岩 EGS 循环注采多场耦合机制及取热性能优化[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2023.
SONG Guofeng. Multi-physics coupling mechanism and production optimization for the heat extraction from enhanced geothermal system of hot dry rock[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2023.
- [58] XU F, SONG X, LI S, et al. A multi-objective optimization and multi-attribute decision-making analysis for technical-thermodynamic-economic evaluation considering the rock damage on production performance of hot dry rock geothermal resources[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2024, 241: 122350.
- [59] SAMIN M Y, FARAMARZI A, JEFFERSON I, et al. A hybrid optimization approach to improve long-term performance of enhanced geothermal system (EGS) reservoirs[J]. *Renewable Energy*, 2019, 134: 379-389.
- [60] ZHANG X, HUANG Z, LEI Q H, et al. Improving heat extraction performance of enhanced geothermal systems: Insights from critical fracture network parameter and multi-objective optimization method[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 213: 118671.
- [61] 王佳铨, 陈进帆, 赵志宏, 等. 基于机器学习的地热采灌方案优化方法[J]. *科技导报*, 2022, 40(20): 93-100.
WANG Jiacheng, CHEN Jinfan, ZHAO Zhihong, et al. Optimizing development parameters of geothermal energy using machine learning technique[J]. *Science & Technology Review*, 2022, 40(20): 93-100.

- [62] 石宇. 多分支井循环二氧化碳开采地热机理与参数研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2020.
- SHI Yu. Study on mechanism and parameters of geothermal exploitation using multilateral wells with CO₂ as working fluid[D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2020.
- [63] 李帅, 刘明言, 马永丽. 基于 BP 神经网络预测地热井中流体的结垢位置[J]. 化工进展, 2022, 41(11): 5761-5770.
- LI Shuai, LIU Mingyan, MA Yongli. Prediction of scaling location of fluid in geothermal well based on BP artificial neural network[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2022, 41(11): 5761-5770.
- [64] SERCEL. Sercel launches its first DAS seismic solution, SigmaWave[EB/OL]. (2019-03-20)[2024-05-20]. <https://www.sercel.com/en/news/sercel-launches-its-first-das-seismic-solution-sigmawave>.
- [65] 张吉雄, 汪集暘, 周楠, 等. 深部矿山地热与煤炭资源协同开发技术体系研究[J]. 工程科学学报, 2022, 44(10): 1682-1693.
- ZHANG Jixiong, WANG Jiyang, ZHOU Nan, et al. Collaborative mining system of geothermal energy and coal resources in deep mines[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(10): 1682-1693.
- [66] 刘修善, 侯绪田, 涂玉林, 等. 电磁随钻测量技术现状及发展趋势[J]. 石油钻探技术, 2006, 34(5): 4-9.
- LIU Xiushan, HOU Xutian, TU Yulin, et al. Development of electromagnetic measurement while drilling[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2006, 34(5): 4-9.
- [67] 贾梦之, 耿艳峰, 闫宏亮, 等. 高速泥浆脉冲数据传输技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 160-170.
- JIA Mengzhi, GENG Yanfeng, YAN Hongliang, et al. Review of high-speed mud pulse telemetry technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 160-170.
- [68] 辛磊, 刘新星, 张斌. 遥感影像地表温度反演与地热资源预测: 以石家庄地区为例[J]. 地质力学学报, 2021, 27(1): 40-51.
- XIN Lei, LIU Xinxing, ZHANG Bin. Land surface temperature retrieval and geothermal resources prediction by remote sensing image: A case study in the Shijiazhuang area, Hebei Province[J]. Journal of Geomechanics, 2021, 27(1): 40-51.
- [69] REN Y Q, KONG Y L, PANG Z H, et al. A comprehensive review of tracer tests in enhanced geothermal systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 182: 113393.
- [70] 殷亚楠. 大数据在智能油田中的应用探讨[J]. 网络安全技术与应用, 2022(3): 112-113.
- YIN Yanan. Exploration of the application of big data in intelligent oilfield[J]. Network Security Technology & Application, 2022(3): 112-113.
- [71] 张凯, 赵兴刚, 张黎明, 等. 智能油田开发中的大数据及智能优化理论和方法研究现状及展望[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(4): 28-38.
- ZHANG Kai, ZHAO Xinggang, ZHANG Liming, et al. Current status and prospect for the research and application of big data and intelligent optimization methods in oilfield development[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2020, 44(4): 28-38.
- [72] 韩书婷, 曹于勤, 王炳国. 大数据在智能油田中的应用[J]. 信息技术与标准化, 2019(3): 63-66.
- HAN Shuting, CAO Yuqin, WANG Bingguo. Big data application in intelligent oilfield[J]. Information Technology & Standardization, 2019(3): 63-66.
- [73] 马建文, 秦思娴. 数据同化算法研究现状综述[J]. 地球科学进展, 2012, 27(7): 747-757.
- MA Jianwen, QIN Sixian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(7): 747-757.
- [74] EMERICK A A, REYNOLDS A C. Ensemble smoother with multiple data assimilation[J]. Computers & Geosciences, 2013, 55: 3-15.
- [75] 杨兆发. CCUS 封存环境 CO₂ 泄漏监测及其数据融合算法研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2022.
- YANG Zhao-fa. Research on CO₂ leakage monitoring and its data fusion algorithm in CCUS storage environment[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2022.
- [76] YUAN Q Q, SHEN H F, LI T W, et al. Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 241: 111716.
- [77] 湛传俊. 基于数据融合及深度学习的含水层岩性结构识别[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- ZHAN Chuanjun. Identification of aquifer facies structures integrating data fusion and deep learning[D]. Changchun: Jilin University, 2023.
- [78] 孙上斐, 邹乐乐. 基于生命周期分析(LCA)方法的地热发电环境影响比较研究[J]. 科技促进发展, 2022, 18(1): 31-38.
- SUN Shangfei, ZOU Lele. Comparative research on the environmental impact of geothermal power generation based on life cycle assessment[J]. Science & Technology for Development, 2022, 18(1): 31-38.
- [79] 冯硕, 张艺耀, 李进, 等. 渤海油田远程无线智能注水工艺技术及应用[J]. 石油机械, 2021, 49(11): 79-83.
- FEN Shuo, ZHANG Yiyao, LI Jin, et al. Remote wireless intelligent water injection technology and its application in Bohai Oilfield[J]. China Petroleum Machinery, 2021, 49(11): 79-83.
- [80] MA H Y, YU C G, DONG L L, et al. Review of intelligent well technology[J]. Petroleum, 2020, 6(3): 226-233.
- [81] KOROVIN I S, TKACHENKO M G. Intelligent oilfield model[J]. Procedia Computer Science, 2016, 101: 300-303.
- [82] HUANG Z, LI Y, PENG Y, et al. Study of the intelligent completion system for Liaohe Oil Field[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 739-746.

第一作者简介: 李根生 (1961-), 男, 安徽石台人, 博士, 中国工程院院士, 从事高压水射流钻井理论与技术、油气人工智能理论与技术方面的教学与研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 中国石油大学 (北京) 石油工程学院, 邮政编码: 102249。E-mail: ligs@cup.edu.cn

联系作者简介: 宋先知 (1982-), 男, 黑龙江依安人, 博士, 中国石油大学 (北京) 教授, 从事高压水射流钻井理论与技术、油气人工智能理论与技术方面的教学与研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 中国石油大学 (北京) 石油工程学院, 邮政编码: 102249。E-mail: songxz@cup.edu.cn

收稿日期: 2024-03-20 修回日期: 2024-06-18

(编辑 刘恋)