

文章编号: 0253-2697(2023)09-1574-13 DOI:10.7623/syxb202309014

综述

# 人工智能在注水开发方案精细化调整中的应用现状及展望

刘合<sup>1,2</sup> 李艳春<sup>1</sup> 贾德利<sup>2</sup> 王素玲<sup>1</sup> 乔美霞<sup>1</sup> 屈如意<sup>1</sup> 温鹏云<sup>1</sup> 任智慧<sup>1</sup>

(1. 东北石油大学机械科学与工程学院 黑龙江大庆 163318; 2. 中国石油勘探开发研究院 北京 100083)

**摘要:**水驱开发油田由于注采关系复杂、驱替场动态变化频繁以及长期注水,导致层间矛盾加剧,已进入到深度精细注水开发的新阶段。结合静态与动态生产数据进行注水开发方案调整,有利于掌握油藏的动态变化与实现有效剩余油挖潜。为保证优化的注水方案和先进的分注工艺相结合,系统综述了油藏动态分析技术发展现状,重点阐述了人工智能方法与油藏工程交叉融合辅助注水开发方案调整的核心问题,同时结合前沿智能化理论与方法对未来注水开发方案智能精细化调整趋势进行了探讨和展望,即充分利用精细智能分层注水工艺实时监测的大量动态生产数据。未来注水开发方案优化的研究重点将聚焦于“动态数据+物理约束+人工智能算法”的深度融合,进一步推动水驱开发油田监测数据实时采集、油藏动态实时预测和注水方案实时优化的智能优化应用落地,最终实现注水方案设计与优化和井下分层注水实时调整同步的油藏和采油工程一体化。

**关键词:**水驱开发;注水方案优化;分层注水;油藏动态分析;人工智能

中图分类号:TE355

文献标识码:A

## Application status and prospects of artificial intelligence in the refinement of waterflooding development program

Liu He<sup>1,2</sup> Li Yanchun<sup>1</sup> Jia Deli<sup>2</sup> Wang Suling<sup>1</sup> Qiao Meixia<sup>1</sup> Qu Ruyi<sup>1</sup> Wen Pengyun<sup>1</sup> Ren Zhihui<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, Heilongjiang Daqing 163318, China;

2. PetroChina Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Waterflooding development oilfields have entered a new stage of deep and fine waterflooding exploitation due to complex relationships between injection and production, frequent dynamic changes in the displacement field, and aggravated inter-layer conflicts caused by long-term waterflooding. The waterflooding development program was adjusted based on static and dynamic engineering production data, which can help researchers master the dynamic changes in oil reservoirs and achieve effective tapping of residual oil. To realize the combination of waterflooding development program optimization and advanced separated zone waterflooding process, the paper systematically summarizes the development status of dynamic analysis technology for oil reservoirs, and mainly elaborates the core issues of waterflooding development program adjustment based on the intercombination of AI methods and reservoir engineering. Meanwhile, the cutting-edge intelligent theories and methods are used to explore and prospect the trend of intelligent and fine adjustments to future waterflooding development program, namely to make full use of the refined and intelligent separated zone waterflooding process to monitor a large amount of dynamic production data in real time. In the future, the study of waterflooding development program optimization will focus on the deep integration of “dynamic data, physical constraints, and AI algorithm”; it is also suggested to further promote the implementation of the intelligent optimization application, i. e., real-time acquisition of monitoring data of waterflooding development oilfields, real-time dynamic forecasts of oil reservoirs and real-time optimization of waterflooding program, and finally achieve the integration of reservoir and oil recovery engineering based on synchronously implementing the design and optimization of waterflooding program and the real-time adjustment of downhole separated zone waterflooding.

**Key words:** waterflooding development; waterflooding program optimization; separated zone waterflooding; dynamic analysis of oil reservoir; artificial intelligence

**引用:**刘合,李艳春,贾德利,王素玲,乔美霞,屈如意,温鹏云,任智慧. 人工智能在注水开发方案精细化调整中的应用现状及展望[J]. 石油学报,2023,44(9):1574-1586.

**Cite:** LIU He, LI Yanchun, JIA Deli, WANG Suling, QIAO Meixia, QU Ruyi, WEN Pengyun, REN Zhihui. Application status and prospects of artificial intelligence in the refinement of waterflooding development program[J]. Acta Petrolei Sinica, 2023, 44(9): 1574-1586.

**基金项目:**国家自然科学基金面上项目“大数据驱动下的老油田水驱精细分析方法”(No. 52074345)和国家自然科学基金科学中心项目“数字经济时代的资源环境管理理论与应用”(No. 72088101)资助。

**第一作者:**刘合,男,1961年3月生,2002年获哈尔滨工程大学博士学位,现为中国石油勘探开发研究院副总工程师、中国工程院院士,主要从事低渗透油气藏增产改造、机采系统提高系统效率、分层注水和井筒工程控制技术等方面的研究。Email: liuhe@petrochina.com.cn

**通信作者:**李艳春,女,1994年4月生,2017年获东北石油大学硕士学位,现为东北石油大学博士研究生,主要从事人工智能在油藏开发中的应用研究。Email: Yachne\_Li@163.com

中国 90% 的原油储量都赋存于碎屑岩储层中<sup>[1]</sup>, 由于天然能量不足, 水驱开发一直是中国油田的主要开发方式。随着水驱开发的不断深入, 多油田陆续进入了高采出程度、高含水阶段, 剩余油高度分散、稳油控水难度大<sup>[2]</sup>。并且中国油藏储集层纵向跨度大、非均质性强, 层间矛盾突出, 实施精细分层开采方式可提高各类油层的均衡动用程度<sup>[3]</sup>。随着中国采油工程领域开展第 4 代分层注水研究<sup>[4]</sup>, 逐步实现了数字化实时监测和调控注水井分层压力和注水量, 使层段注水合格率大幅提高, 注水开发层间矛盾得到缓解。但油藏分层注水方案智能实时优化能力还亟待提升, 如何保证注水方案和先进的分注工艺相结合, 促进注水方案优化和分层注水实时调整同步的油藏和采油工程一体化, 是有效的挖潜剩余油和提高水驱开发效果, 最终实现油田的高效开发亟待解决的关键问题。

注水方案设计主要依赖于油藏分析技术水平, 油藏分析技术已逐渐从单层发展到多层<sup>[5]</sup>、从单项技术为主体发展到多学科合作<sup>[6]</sup>、从人工经验优化发展到智能方法辅助优化<sup>[7-8]</sup>的智能精细化油藏分析的新阶段。相较于传统的油藏工程和数值模拟方法, 机器学习(ML)具有显著的适用性、鲁棒性以及自我学习能力<sup>[9]</sup>。能够避免传统水驱油藏分析方法存在周期长、依赖于工程经验及优化方案有限性等局限, 新一代人工智能(AI)技术, 如大数据、机器学习和群智能优化算法, 可以与油藏分层精细注水优化设计相结合, 以实现充分利用长期连续监测的大量分层注采动态生产数据, 对提高水驱老油田动用程度意义重大<sup>[10]</sup>。

近年来“大数据+AI”让油藏分析转型升级有了新的突破点, 但目前研究还大多停留在起步发展阶段。针对精细化油藏分析以及注水方案智能优化的需求, 笔者从油藏分析技术的基本理念和发展现状出发, 针对 AI 方法与油藏工程交叉融合辅助注水开发方案调整应用情况进行分析, 结合前沿智能化理论与方法对未来注水开发方案智能精细化调整趋势进行了总结与探讨。

## 1 油藏动态分析技术发展

油藏在注水生产的长期过程中, 储层性质、流体性质、地层渗透率和压力等油藏的埋存状态将渐进式发生变化, 这些变化会直接影响注水增产效果<sup>[11]</sup>。因此, 准确描述注水过程中油藏的动态变化特征尤为重要。要精准掌握储注水生产后油藏动态变化情况, 需要借助先进的油藏动态分析技术。油藏动态分析技术已从单层发展到多层、从单项技术为主体发展到多学科合作、从人工经验优化发展到智能方法辅助优化, 逐渐进入智能精细化油藏分析阶段(图 1)。

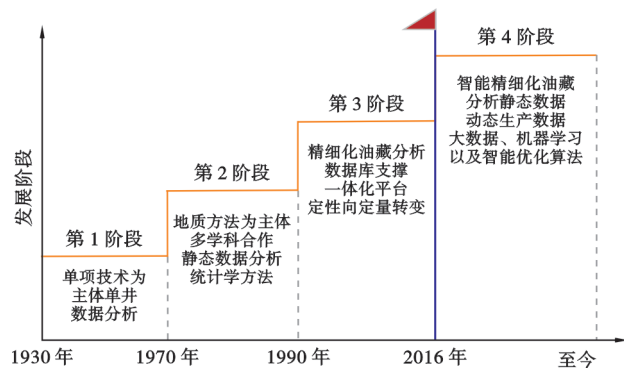


图 1 油藏分析不同发展阶段

Fig. 1 Different stages of oil reservoir analysis

油藏分析第 1 阶段是以单项技术为主体。这一时期油藏开发过程中由于数据采集技术的限制, 常缺乏油藏的动态属性数据。油藏动态分析主要依据单井的静态属性数据和个别剖面数据, 如井下监测数据、地震数据等, 对油藏属性分布无法从整体上进行把控<sup>[12-13]</sup>。20 世纪 70 年代末期, 计算机技术的发展对油藏描述起了推动作用, 斯伦贝谢公司突破性地从单一的单井数据分析转向多井之间的数据处理及对比<sup>[14]</sup>。

第 2 阶段是多学科合作油藏动态分析阶段。这一时期的油藏动态分析由单一学科逐步向综合学科发展。需要与测井、地质、现场等资料协同分析。1980—1990 年, 国外众多学者采用随机模拟和统计学的知识与地质相结合, 使油藏描述能够更加准确地分析出地下油、气和水的具体分布<sup>[15-16]</sup>, 与此同时中国学者也提出了以地质方法为主体, 测井评价方法为辅助技术的油藏动态分析技术<sup>[17-18]</sup>。

第 3 阶段是精细化的油藏动态分析阶段。从 20 世纪 90 年代开始, 油气行业针对分散独立的数据实现了统一数据管理, 形成了学科一体化管理平台。借助于数据管理与数据共享水平的提升, 油藏动态分析逐渐开始从定性向定量转变, 从宏观到微观转变, 发展为数字化、精细化分析研究<sup>[19-20]</sup>。精细化的油藏分析可以更加精确地了解油田开发中—后期储油动态变化, 为油田剩余油的挖潜提供依据。

常规油藏动态分析方法为 5 类(表 1): 图版分析法、试井分析方法、理论公式方法、经验模型法、数值模拟分析法<sup>[21-22]</sup>。这些分析方法在油田开发过程中发挥了重要的指导作用。随着中国油田开采进入中—后期, 为提高各类油层的均衡动用程度, 配水工艺发展为多层段精细分层注水<sup>[23]</sup>。经过不断的研究和技术更替, 中国形成了第 4 代分层注水工艺, 该工艺以“边注边测边调”为技术内涵, 使油藏开发方案进一步由单井定位向层位定位的开发方式转变。同时, 大量动态注

采生产数据的快速累积也对油藏分析方法提出了更高的要求,常规油藏动态分析方法无法高效、实时地进行油藏分析。因此,油藏分析技术趋向于利用地质静态和生产动态数据与大数据、机器学习和群智能算法等

AI技术充分结合,以实现油藏未来动态变化趋势进行实时预测,进而改善油田的开采情况,即进入了一个基于数据驱动实现高效、精准的智能精细化油藏分析新阶段。

表1 油藏动态分析方法对比

Table 1 Comparison of dynamic analysis methods for oil reservoirs

方法	特点	适用范围
图版分析法	为考虑部分因素的定性方法,通常会选择与目标油田相似的油田作为参考,进行指标比较	开发初期,缺乏动态资料或开采尚未呈现规律
理论公式法	以流管法、相对渗透率资料、渗吸资料、高压物性实验资料和油气相对渗透率资料为依据进行分析	未开发油田或开发初期的油田
经验模型法	以大量油藏动态参数为基础,经回归处理得到可靠的预测结果。常用方法包括:水驱特征曲线法、递减曲线法	水驱特征曲线可以用于预测水驱油田的宏观趋势,标定可采储量或可动储量,并评价开发效果。递减曲线法只用于产量递减阶段
试井分析法	可以高效准确、易于操作地测定油井的产能和矿藏储量	开发各阶段,对井口设备以及地层要求较为苛刻
数值模拟法	考虑因素最全,但需要的参数也最多。其确定性和可靠性取决于地质模型和历史拟合的精度	一般在编制开发方案时应用,也可以各个阶段滚动预测,但需要有足够的生产数据

## 2 水驱开发注水开发方案调整研究现状

水驱开发油藏分析主要任务是研究油藏开发的动态变化规律,分析影响油田生产动态变化的关键因素,并以影响油田生产动态的关键因素为依据,结合优化方法调整和完善油藏的开发方案。在精细化油藏分析研究阶段,随着AI方法与油藏工程的交叉融合,相比于传统的油藏工程和数值模拟方法,利用大数据及机器学习方法强大的数据分析及学习能力,注水开发方案调整由人工经验指导发展为智能辅助优化,使油田的储量动用程度和有效开采程度得到提高,从而促进油田生产效益的提升。

### 2.1 人工经验指导注水开发方案调整

在20世纪初,由于缺乏理论指导,油田开发采用了大量钻采油井的方法。这种做法不仅导致了油藏能量的浪费,而且经济采收率也不理想。随着深井压力计、高压取样器等仪器的出现,可以探究油藏岩心和压力分布状况,并分析地下流体的压力、温度和渗流机理,进一步提高了油田的采收率。到20世纪中叶,逐步形成了以预测和分析油藏未来开发动态为基础的油田科学开发技术。针对生产动态分析<sup>[24]</sup>,Schilthuis在1936年利用物质守恒定律建立了油气藏原始地质储量的物质平衡方程,该方法为国内外后续研究提供了数学描述基础;Van. Everdinge和Hurst提出关井后井口流量数据可以近似表示为一个指数关系式,并总结为递减规律分析曲线应用于油藏动态分析;苏联学者马克西莫夫总结了累积产油\水的经验公式,其形式为半对数直线关系式,该经验公式由童宪章命名为甲型指数曲线,此外童宪章又提出定义了累积产液量与累积产油量的乙型水驱曲线。王俊魁等<sup>[25]</sup>以经典

的IPR曲线为基础,推导出广义的IR-IPR曲线,并引入含水率加以修正,能完整描述不同井底压力下的产量变化,适用于油、气、水三相流动的复杂情况,为合理工作体系的选择提供了参考依据。

针对开发方案调整,王志军等<sup>[26]</sup>采用建立注采适应性评价图版的方式,对25种注采状况及相应调整方案进行了汇总,这项研究为评估注采矛盾、进行方案调整提供了定量评价的基础。唐亮等<sup>[27]</sup>根据注水井压力指数确定油井关联值,判断油井的连通关系,并制定中、低渗透层开发调整原则,为注采矛盾的定量评价和方案调整提供了依据,现场试验表明调整效果显著。Gomez等<sup>[28]</sup>在研究中采用信息分析、数据库生成、模式定义和历史匹配等技术手段,识别出非现有模式的真实状态和注水过程的真实表现,并采用新的注水方式激活生产井和注水井,从而显著提高了该地区的产量。张锐<sup>[29]</sup>总结出了一种用于评估同类型油藏的注水开发效果的方法,在同一开发阶段,采出相同可采储量时,其含水率与油水黏度比存在显著的关联变换趋势。陈汉滨等<sup>[30]</sup>通过分级雷达图的形式,建立不同油藏含水阶段特征模型,确定指标权重系数和定量评价图版,并在大港油田应用了该方法,分析了其开发效果的优劣。依据传统的油藏分析方法可以实现注水开发效果评价,但对于注采系统生产过程中复杂的油藏变化没有办法进行定量的描述,同时面对复杂的非线性问题无法进行实时优化注水开发方案求解。

### 2.2 人工智能辅助注水开发方案调整

水驱开发油藏精细化分析阶段,机器学习方法与油藏工程的交叉融合逐渐深入到生产动态分析、自动历史拟合、注采连通性分析、井网井位优化,最终辅助实现注水开发方案调整。

### 2.2.1 生产动态分析

生产动态分析涉及根据生产材料分析得到的注采信号间的响应关系来预测单井产油量、剩余油分布和生产曲线,是油田进行开发计划制定和设计其他增产措施的重要步骤<sup>[31]</sup>。但当油藏布井数量较多,并提高注采参数的调控频率时,优化变量维度的增加使得传统水驱油藏分析方法表现出周期长、依赖于工程经验及优化方案有限性等局限。

相比之下,机器学习方法具有简洁和适用性强的特点,无需建立复杂的物理模型,逐渐成为生产动态分析广泛应用的辅助工具。郑爱维等<sup>[32]</sup>利用偏最小二乘回归分析了41个数据变量,包括完井参数、地质参数和工程参数等,以确定主控产能因素。Gupta等<sup>[33]</sup>利用多个数据源建立了自回归集成模型,实现了有效的产量预测。Balashov等<sup>[34]</sup>利用无监督聚类分析测井曲线,确定地层属性和油井产量之间的关系,提高了预测精度。Kubota等<sup>[35]</sup>利用线性回归和递归神经网络,仅使用3组时间序列数据(注入历史、生产历史以及生产井数量),无需进行复杂的地质建模或油藏数值模拟,便能实现对成熟陆上油田产油量的预测。相对于常规的递减曲线分析法,该方法预测精度有了显著提高。Zhang等<sup>[36]</sup>基于深度学习方法构建多层卷积神经网络,实现剩余油分布的快速准确预测。钟仪华等<sup>[37]</sup>采用长短期记忆神经网络(LSTM)构建了产能预测时序模型,利用历史生产数据预测油井未来的石油产量。

### 2.2.2 自动历史拟合

历史拟合是一种较难求解的高维度反问题,是以油井和采集设备中获得的静态和动态数据作为约束条件,利用反演算法求解油藏地下流体分布。该方法能够较为准确地预测油藏生产动态,为评估油田开发方案提供了重要依据<sup>[38]</sup>。为了匹配生产历史数据并修正模型参数,传统的历史匹配试错法需要工程师调整每个不确定的参数,这种方法耗时和低效。

随着第四代分层注水工艺的推广,实现了大量动态注采生产数据的累积,生产决策越来越要求油藏数值模型的精确度。以提高历史拟合的可信度与效率性为目标,近年来油藏工程领域广泛采用将静态模型与动态数据相结合的方法,通过自动化算法来控制参数,从而实现更准确的历史拟合。Sengel等<sup>[39]</sup>开发了一种智能方法,用于处理高度复杂且非均质的碳酸盐岩储集层中的不确定性。该方法在有限数据的情况下提高了储集层描述的准确性,并简化了动态模型的校准过程。Lee等<sup>[40]</sup>则提出了一种基于粒子群算法的自动历史拟合方法,但该方法的优化效率主要受控制参

数的影响。这些方法的应用可以有效提高历史拟合的质量和效率。

随着人工智能方法的不断研发与运用,为自动历史拟合带来了新的机遇。Canchumuni等<sup>[41]</sup>提出了一种结合数据同化和自编码器的自动历史拟合方法,可以在调整模型的同时保留地质特征,获得了良好的拟合效果。相比传统的历史拟合方法,这种方法具有更高的准确性和效率。Zhang等<sup>[42]</sup>提出一种多源信息融合生成对抗网络模型和基于数据同化的复杂地质储层历史拟合方法,该方法能够有效地学习复杂的地质特征,以提高历史匹配的准确性。贾德利等<sup>[43]</sup>利用数据同化算法自动拟合油藏数值模拟模型,并采用集合卡尔曼滤波根据生产动态数据调整修正油藏模型。这种方法能够有效地结合静态和动态数据,模型的可靠性和预测精度都有所提高,同时也能够减少人工干预和计算成本。

### 2.2.3 注采连通性分析

在油田生产评价中,注采连通性是十分重要的环节,能够为优势通道的识别、注水井位的部署以及注采关系的优化等提供重要的技术支持<sup>[44]</sup>。传统的研究方法可以得到较为直观和准确的结果,但现场采样工作和化学实验分析工作实施过程复杂,并且实施过程中可能会对油田的正常生产产生影响。因此,Heffer等<sup>[45]</sup>对注采井间连通关系的判别方法进行了研究,提出了一种基于Spearman相关分析的连通性判别方法。Albertoni等<sup>[46]</sup>则利用多元线性回归方法评估了注采关系,通过回归系数来表征井之间的连通性。Yousef等<sup>[47]</sup>基于水电相似理论提出了阻容模型,考虑了信号衰减和时间滞后效应,并评估了关井情况下井间连通程度。Kaviani等<sup>[48]</sup>提出了一种基于多井生产指数(MPI)的连通性计算方法,考虑了位置、表皮因数、注入速率和井底压力等因素。Liu等<sup>[49]</sup>则提出了基于扩展卡尔曼滤波的自适应连通性计算方法,能够监测和跟踪连通性的变化。

此外,还有一些方法通过机器学习建立模型来评估井间连通性。Demiryurek等<sup>[50]</sup>提出了基于神经网络的井间连接性敏感性分析方法。Liu等<sup>[51]</sup>提出了一种利用非线性扩散滤波器进行预处理的方法,并基于人工神经网络建立了连通性评估模型。尚福华等<sup>[52]</sup>提出了基于分类回归树算法的连通性分析模型,具有快速分类和易用的优点。赵辉等<sup>[53]</sup>则提出了一种多层油藏井间连通性反演模型,可以模拟油水动态并获得与实际油藏地质特征相吻合的连通模型参数。赵艳红等<sup>[54]</sup>采用随机森林算法构建地层吸水状态预测模型,并对影响地层吸水状态的地质因素和开发因素进

行重要性分析。

随着分层注采实时监测与自动控制工艺技术能监测大量的生产动态数据,为注采连通性分析从定性描述到定量描述带来了新的契机<sup>[55]</sup>(图2),注水精细化分析对应到小层的井网及单井的注入量、采出量、生产井的含水变化规律,以及经注采井之间的对应性和受效性。

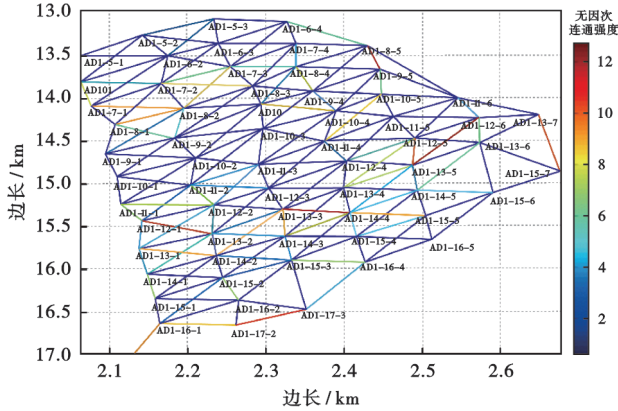


图2 注采井之间的连通性分析<sup>[55]</sup>

Fig. 2 Connectivity analysis between injection and production wells

### 2.2.4 井网井位优化

在油田的设计和开发过程中,井网井位的部署扮演着至关重要的角色。刘德华等<sup>[56]</sup>提出矢量化井网的概念,考虑了油藏地质和非均质性,并详细分析了影响井网部署和水驱效果的关键因素,为合理制定井网部署和水驱方案提供了理论基础。李阳等<sup>[57]</sup>提出了一种基于渗透率特性的矢量井网优化调整方法,以实现均衡驱替。Zhang等<sup>[58]</sup>使用非结构化网格剖分法生成适应复杂油藏条件的高质量自适应井网。

随着数据驱动技术的发展和大数据的应用,更多的基于数据的优化方法也被应用于井网井位优化问题的解决中(图3)。这些算法可以使油田整体生产的经济效益最大化,通过优化井的数量、位置、形状、类型和布井时机等参数。赵辉等<sup>[59]</sup>比较了多种无梯度优化算法在油藏生产优化中的应用效果,并提出了一种组合优化算法(QIM-AG),结合了二次型算法和近似梯度算法的优点。Yeten等<sup>[60]</sup>结合登山算法和近井粗化技术,开发了混合遗传算法,用于优化非常规井的

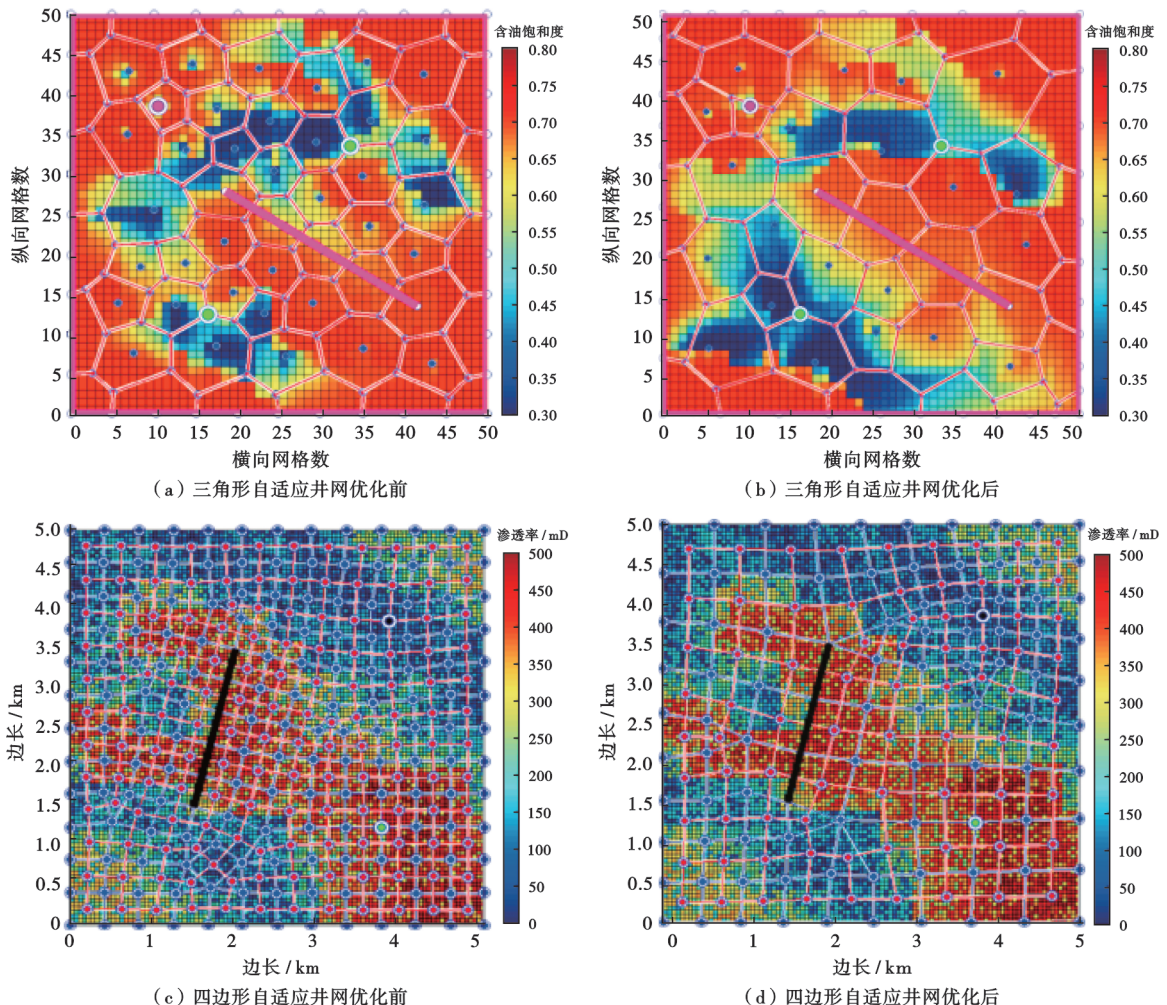


图3 三角形和四边形自适应井网优化前后对比<sup>[7]</sup>

Fig. 3 Comparison of triangular and quadrilateral self-adaptive well networks before and after optimization

井型、井位和井轨迹。Bouzarkouna 等<sup>[61]</sup>结合自适应协方差矩阵进化算法和代理模型,优化水平井的井位和井轨。Bellout 和 Volkov<sup>[62]</sup>通过结合序列二次规划和差分进化以处理非线性约束,处理大规模油藏数值模拟优化问题时非常重要,非线性约束缩小了优化变量的搜索空间。Feng 等<sup>[63]</sup>提出了基于流线型特征的目标函数和贝叶斯自适应的直接搜索优化算法(BADS),可以显著加速油井生产优化过程。

### 2.2.5 注水开发方案调整

注水开发方案调整不但是对注水方案进行调整改变,也对注入量等参数进行优化设计,从而提高注水系统的生产效率。运行方案优化同时涵盖连续及离散变量的优化,优化研究过程专业且复杂。

陈志刚和郎兆新<sup>[64]</sup>利用模糊数学理论研究了注水开发方案的优选,并提出了一种模糊综合评判方法,用于评价和选择油藏的开发设计方案。研究结果显示,该方法可作为决策的重要参考,对油田发展规划具有重要指导意义。此后,许多学者<sup>[65-68]</sup>对油藏生产方案进行了详细的优化研究,应用了最优化方法。Luo 等<sup>[69]</sup>结合粒子群算法(PSO)和分布估计算法(EDA),提出了一种多目标优化方法,用于水驱油藏的注采参数优化。张凯等<sup>[70]</sup>进行了的动态实时优化研究,建立了水驱油藏开发生产的数学模型,并以最大化净现值为目标函数计算获取了最优的生产方案。Jia 等<sup>[71]</sup>提出了一种基于数据驱动的精细注水方案优化方法,结合了数据挖掘和人工智能算法,建立了储层潜在变量系统,将注水方案从滞后调整升级为实时优化。Wang 等<sup>[72]</sup>提出了一种基于群体的进化算法辅助储层模拟器训练,以实现在不确定性条件下的实时生产优化。赵辉等<sup>[73]</sup>应用同步扰动随机逼近算法,建立了生产优化的数学模型,实现了注采参数的实时优化,从而提高了油田的经济开发效益。

机器学习方法在生产动态分析和注水开发方案优化中具有简洁和适用性强,无需建立复杂的物理模型的优点。能够处理大量的数据变量,可以利用少量的时间序列数据进行预测,减少了对地质建模或油藏数值模拟的依赖。但对于复杂的油藏系统,机器学习方法可能无法捕捉到所有的物理过程和相互作用,导致预测结果不准确,并且尽管智能油田开发理论与方法在近年来得到迅速发展。目前的研究仍然停留在对现有方法的组合应用上,尚未形成针对油藏开发核心问题的系统性突破。

综上所述,AI方法在注水开发方案优化中具有潜力,可以提供更准确的预测和辅助决策,但在实际应用

中还需要综合考虑数据质量和计算资源因素,尤其是要提高数据驱动模型的物理可解释性,以充分发挥其优势并解决相应的挑战。

## 3 水驱开发注水开发方案智能优化展望

传统注水开发方案优化存在周期长、依赖于工程经验及优化方案有限性等局限,并且随着中国采油工程发展到注采井筒实时监控阶段,注水井单井分层压力和注水量数字化实时监测逐渐积累了海量生产动态数据,控制变量众多,融入新的监测数据并与之相适应的注水开发方案优化能力不足。

随着计算机学科的兴起,大数据、AI等技术日益受到重视,油气行业逐渐开展数字化与智能化转型,传统油藏开发正朝着更加信息化、智能化发展<sup>[74]</sup>。融合大数据、机器学习<sup>[75]</sup>以及深度学习<sup>[76-78]</sup>与油藏工程分析方法<sup>[79]</sup>充分利用实时监测的生产动态数据,注水开发方案优化未来的发展趋势为建立“动态数据+物理约束+AI”的智能优化体系,也就是整合数据驱动运算时效快的优点和物理模型驱动运算准确率高的优点,构建物理驱动与数据驱动相融合的智能优化模型,实现快速总结应用开发经验。

### 3.1 智能决策和知识迁移的开发方案设计

在油田开发中,注水开发方案的优化至关重要,但该过程中存在大量的不确定性。为提高新方案设计的准确性和效率,可以借鉴以往油田开发的经验和实例。迁移学习(TL)可以将某个领域或任务上学习到的知识应用到不同但相关的领域或问题中,借助目标油藏已成熟应用的模型,只需要对改变的有限参数进行训练即可得到新的模型,从而将过往油田开发调控的经验应用于新油藏和开发的新阶段,设计最优方案并快速完成开发预测工作。迁移学习应用于注水开发方案设计实现有:

(1) 基于样本迁移学习(Instance based TL)的开发方案设计。可以通过从源域中挑选出与目标井地质参数和生产制度相似的样本,将这些样本作为知识库,再在此基础上进行针对性训练和学习,从而实现对新目标井注采方案的快速设计和优化。

(2) 基于特征迁移学习(Feature based TL)的开发方案设计。利用这些特征进行知识迁移,通过寻找源域与目标域之间的共性特征。如当目标油藏与已有历史方案的源油藏存在相似的数据特征时,可以利用源油藏已有的历史数据和经验优化特征映射,提取具有领域不变性的特征,以进行目标油藏的油层分类和决策(图4)。

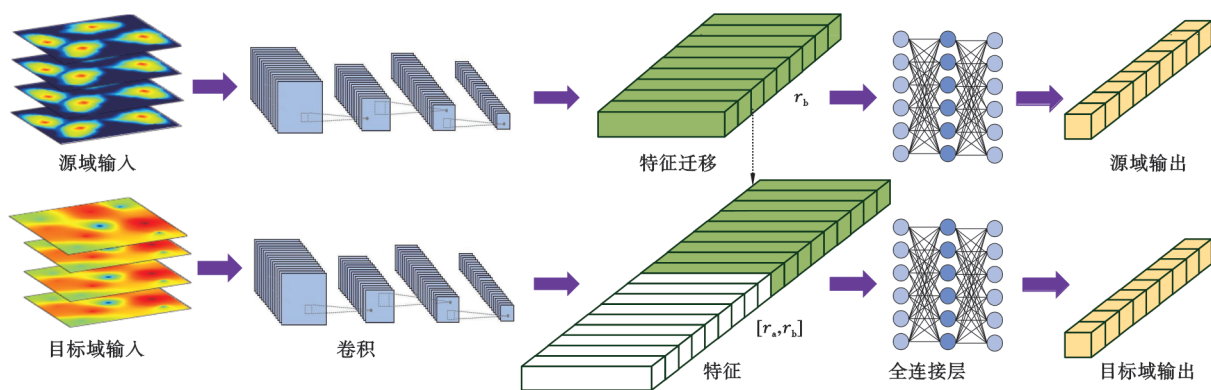


图4 基于特征迁移的油层分类

Fig. 4 Oil layer classification based on feature based transfer

(3) 基于模型迁移学习(Parameter based TL)的开发方案设计。将训练好的模型从源域移植到目标域上,实现模型的快速应用,模型之间的相似性和关联性得到充分利用,从而实现模型迁移。减少全模型重复训练的时间成本。在油田开发中使用目标油藏过去某一时刻的已训练模型,只需对模型中具有特定任务倾向的层进行重训练(图5),在改变有限参数的同时,结合相对少量的训练时间,就可以得到新的模型,快速完成目标油藏的产能和开发指标预测工作。

### 3.2 数据驱动的生产动态预测

在油气田开发过程中,对单井初始产油、递减率、累积产油等生产动态指标的准确预测至关重要。由于该数据为实时数据,通常以时间序列的形式呈现,观测周期长达数月或数年,大量观测样本可能同时存在于同一时间。这对生产动态数据的处理提出了极大的挑战,同时也为采用物理模型<sup>[80]</sup>计算结果增加了不确定因素。

此外,油气田的生产和开发是渐进式变化的动态过程,使得模型的适应性更新很难通过传统的统计方

法来实现。因此,需要新的方法来应对这些挑战。运用大数据分析,融合多源数据,可以智能分析油藏生产动态。通过数据挖掘技术分析实时生产数据中隐含的油藏开发生产特征信息,基于机器学习的油藏或单井代理模型可以快速准确预测剩余油分布、生产动态和产能指标。相比计算周期较长的数值模拟,这种方法更加高效。根据代理模型和训练样本有无变化,代理模型可归结为静态代理模型和动态代理模型。静态代理模型优化与动态代理模型优化的流程对比(图6),相比静态代理模型优化方法,动态代理模型利用迭代过程中动态加入训练样本点的策略,在关键区域逐步强化代理模型精确性,加速优化过程收敛。

深度学习在图像处理中的成功激发了利用神经网络建立动态代理模型快速发展。这些方法已应用于地质参数化、不确定性量化和代理建模。Zhang等<sup>[81]</sup>同时使用矢量型特征和高维空间型参数作为卷积神经网络(CNN)的输入来预测饱和度和压力。与传统的代理建模方法相比,基于深度学习的算法可以描述更复杂的映射和表征地下流问题的时空特征。Raissi等<sup>[82]</sup>引入

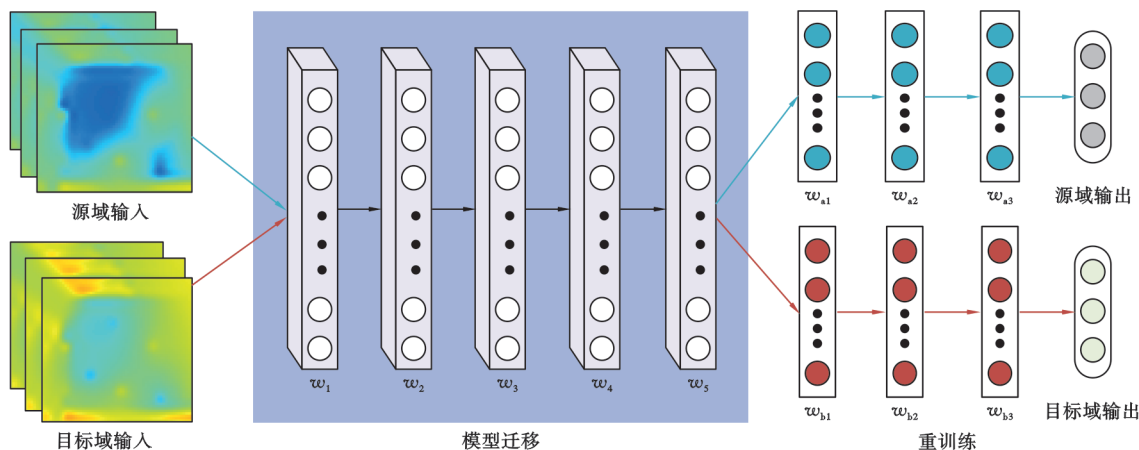


图5 基于模型迁移的产量预测

Fig. 5 Production prediction based on parameter based transfer

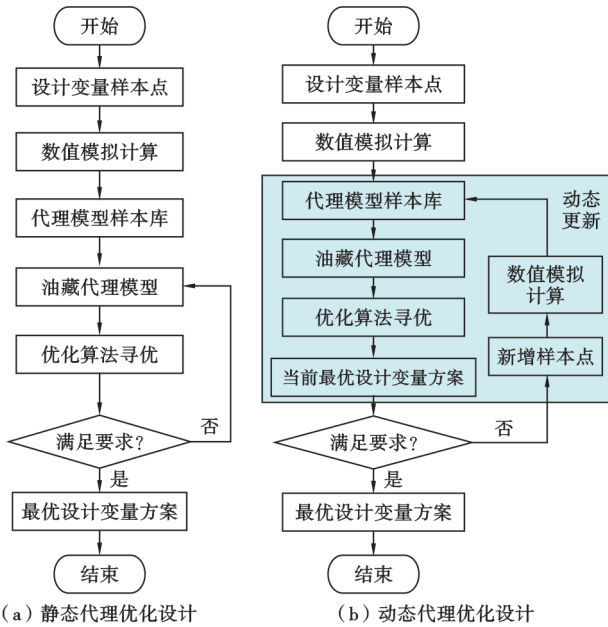


图6 静态代理模型优化与动态代理模型优化的流程对比  
Fig. 6 Comparison of optimization flow between static agent model and dynamic agent model

了一种基于物理信息的深度学习框架或者称为基于物理信息的神经网络(PINN),该框架使用了密集连接的前馈神经网络。该算法将控制偏微分方程的残差函数引入神经网络的损失函数中。Zhu等<sup>[83]</sup>将PDE(偏微分方程)约束概念扩展到基于深流的生成模型,利用控制方程的残差而不是仿真输出,建立了不确定性量化的替代模型。Watter等<sup>[84]</sup>提出了一个嵌入控制(E2C)框架,在机器人规划系统的背景下,使用直接感官数据(图像)和时变控制作为输入来预测系统状态的演变。Jin等<sup>[85]</sup>改进E2C模型,将VAE简化为AE,以实现确定性测

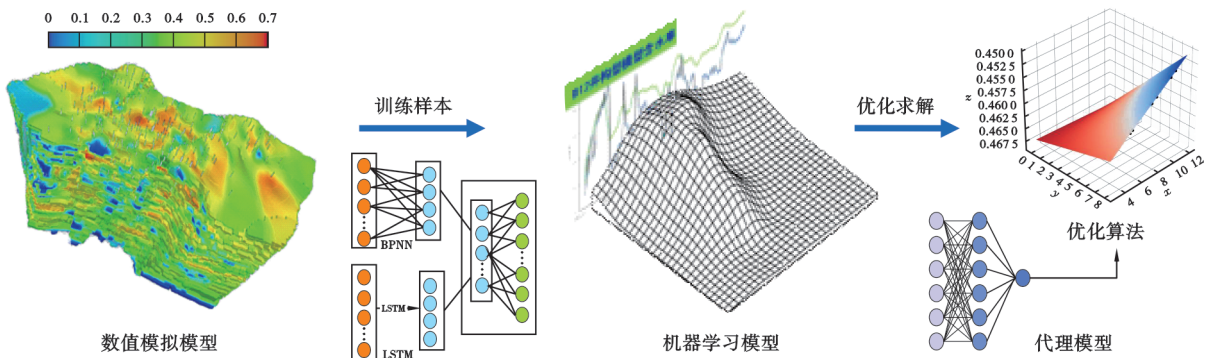


图7 基于机器学习代理模型的生产优化方法

Fig. 7 Production optimization method based on machine learning agent model

### 3.3 多目标大规模协同的生产优化

由于实际油藏注水开发过程的复杂性和动态性,注水优化一直被认为是一个具有挑战性的问题,主要目标是调整注采参数,使总产油量或与所获得利润密

试案例的更好的准确性,并且引入了基于PDE的物理约束,提高了油井产量和注入量的预测精度。

可以使用卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)等为代表的深度学习方法建立代理模型逼近油藏数值模拟(图7)。如RNN网络结构具备提取动态时间序列数据前后自相关特征的能力,同时结合静态特征和时序数据的动态趋势特征来进行油藏动态预测。但是纯数据驱动模型训练过程中一般是以最小化所有数据的平均误差为目标,这可能存在全局平均误差很小,但局部数据依旧存在很大偏差,尤其是该误差出现在近井点位置,会对井产量计算产生重大影响。因此,代理模型的总损失需要综合考虑数据的失配损失与流动物理的损失,即:

$$L = L_{\text{data}} + L_{\text{phy}} \quad (1)$$

数据失配损失  $L_{\text{data}}$  为所有网格数据点的失配损失的平均值之和,即:

$$L_{\text{data}} = \frac{1}{N} \sum_i \|d_i - \hat{d}_i\|_2^2 \quad (2)$$

流动物理损失  $L_{\text{phy}}$  为所有生产井的质量守恒的残差向量损失的平均值之和,即:

$$\begin{cases} L_{\text{phy}} = \frac{1}{n} \sum_j \|R_j - \hat{R}_j\|_2^2 \\ R = \frac{\partial(\rho S)}{\partial t} - \left(\frac{K_v}{\mu} K_\rho \nabla p\right) \end{cases} \quad (3)$$

通过预测数据失配损失可以更好地拟合观测数据,并将质量守恒的残差向量加入到损失函数中,以保证模型对物理规律的符合程度。此外,代理模型进一步使用启发式算法,如粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)和模拟退火算法(SA)等进行生产动态指标求解过程的优化。因此,将物理约束、专家经验、机器学习和智能优化算法进一步深入融合,将成为生产动态预测未来研究的重点。

切相关的目标函数最大化。同时,在注水优化过程中,需要考虑边界约束和工程实际情况的约束,例如控制变量的上下限制、注采量和井底压力等。

为了确保优化方案在现场实用,还需要考虑诸如



设备成本、操作复杂度等实际工程情况的限制条件。即注水优化数学表达式为:

$$\begin{aligned} \min F(x) &= \min[f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_m(x)] \\ \text{s. t.} & \\ &x \in X \end{aligned} \quad (4)$$

实际注水开发生产优化是典型的强非线性、不等式多、多条件限制问题。同时,优化的目标函数和约束条件都需要昂贵的计算成本来求解。由于近年来计算方法的进步和计算设备的扩展,利用非常规优化方法可以达到预期的目标。未来研究多目标生产优化的趋势是结合前沿技术的机器学习模型和适配的多目标优化算法,形成精准高效的多目标生产优化策略。针对油田生产约束优化问题,无导数优化方法具有显著优势,不需要入侵模拟器就能通过随机搜索得到可行的解决,但计算资源通常需要大量消耗。强化学习(RL)<sup>[86]</sup>是典

型的无导数和无模型优化方法,此技术可避免目标函数的复杂梯度计算相对应的挑战。

因此,借助基于深度神经网络的智能代理与油藏模拟器交互,进一步将生产优化问题表述为 RL 问题并加以求解(图 8),整个过程可以用一个四元组  $(E, A, V, Q)$  表示。其中,  $E$  为状态空间,  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_t\}$ , 在油藏生产优化过程中,状态  $e_t$  表示在  $t$  时间步的油藏动态;  $A$  为动作空间,  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_t\}$ , 在油藏生产优化过程中,动作  $a_t$  表示在  $t$  时间步的井控参数设置;  $V$  为状态转移概率,在油藏生产优化过程中,状态转移概率  $v(e'|e, a)$  表示在当前油藏状态  $e$  下,选择井控参数设置  $a$  后,油藏状态  $e$  转移到油藏状态  $e'$  的油藏动态变化概率;  $Q$  为回报函数,在油藏生产优化过程中,奖励  $q(e, a)$  表示在当前油藏状态  $e$  下,选择井控参数设置  $a$  后所获得的产量/净现值变化。

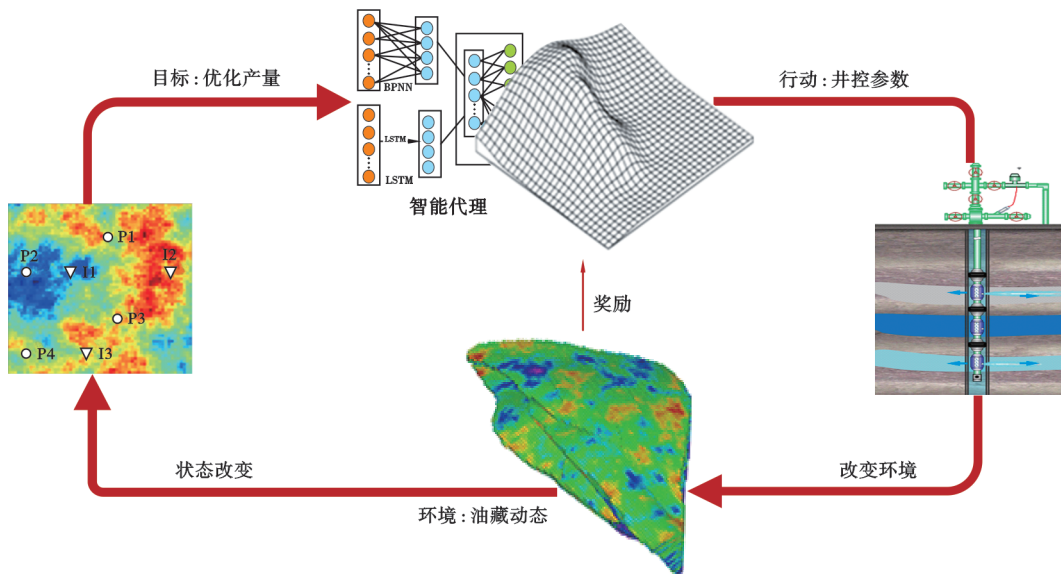


图 8 基于深度强化学习的油藏注水优化

Fig. 8 Oil reservoir optimization by water injection based on deep reinforcement learning

强化学习本质上就是智能体与环境不断交互学习的过程,在  $t-1$  时刻智能体从环境中获取状态、智能体根据获取的状态  $e_{t-1}$ , 选择动作  $a_{t-1}$ , 从而计算下一时刻的状态  $e_t$  和即时奖励  $q_{t-1}$ 。在进入到新的状态后,智能体又继续选择动作,获得奖励,环境继续变换,当智能体到达终止状态时完成一个完整的交互过程,这一交互过程也被称为一条经验轨迹:

$$\tau = \{e_0, a_0, e_1, a_1, \dots, e_{t-1}, a_{t-1}, e_t\} \quad (5)$$

智能体通过与环境不断的交互,根据策略选择动作,即根据油藏动态场变化对井控参数进行调节,通过获得的累计回报(产量/净现值变化)来判断策略的好坏并对策略(井控参数设置)进行改进,直至找到使累计回报最大的最优策略,即自动、智能地完成了参数空间优化求解,实现了注水开发方案调整。

## 4 结论

(1) 大数据分析及人工智能算法在注水开发方案优化调整的核心生产问题中逐渐得到了应用,智能代理辅助优化虽然克服了单一的机理模型缺乏自学习和自适应能力、难以实现知识自动更新的局限,但又面临着纯数据驱动,模型训练过程中缺少物理规律和科学理论支撑,导致模型可解释性差的问题。

(2) 通过研究和发“动态数据+物理约束+AI”的注水开发方案优化方法,即构建物理驱动与数据驱动相融合的油藏分析代理模型,可以克服单纯基于数据驱动的深度学习中难以保证物理机理正确性的难题,并进一步融合分层注水动静态数据对模型进行自动更新,为当前大数据、AI 与油藏工程交叉融合的

水驱开发注水开发方案优化提供了新的思路。

(3) 通过综合应用生产动态数据、油藏工程和人工智能方法,实现监测数据的“实时采集”、油藏动态的“实时预测”和注水方案的“实时优化”,进一步推动水驱开发油藏生产注采开发全方位、全流程的智能优化应用落地,最终实现注水方案设计与优化和井下分层注水实时调整同步的油藏和采油工程一体化。

**符号注释:**  $L$ —代理模型损失;  $L_{data}$ —代理模型的数据失配损失;  $L_{phy}$ —代理模型的流动物理损失;  $N$ —网格数;  $i$ —任一网格;  $d$ —油藏属性真实值;  $\hat{d}$ —油藏属性预测值;  $\rho$ —钻井液密度,  $\text{kg}/\text{m}^3$ ;  $S$ —饱和度;  $K_r$ —相对渗透率;  $K$ —渗透率,  $\text{mD}$ ;  $p$ —压力;  $n$ —生产井总数;  $j$ —任一一口井;  $R$ —质量守恒的残差向量的真实值;  $\hat{R}$ —质量守恒的残差向量的预测值;  $x$ —优化模型决策变量;  $F$ —目标函数;  $f$ —决策变量的特征;  $m$ —目标函数个数;  $X$ —变量可行域;  $(\mathbf{E}, \mathbf{A}, \mathbf{V}, \mathbf{Q})$ —基于强化学习的油藏注水优化过程;  $t$ —任一时间步;  $\mathbf{E}$ —状态空间;  $e_0$ —初始油藏动态;  $e_1$ —时间步 1 油藏动态;  $e_{t-1}$ —时间步  $t-1$  的油藏动态;  $e_t$ —时间步  $t$  的油藏动态;  $\mathbf{A}$ —状态空间;  $a_0$ —初始井控参数设置;  $a_1$ —时间步 1 的井控参数设置;  $a_{t-1}$ —时间步  $t-1$  的油藏动态;  $a_t$ —时间步  $t$  的井控参数设置;  $\mathbf{V}$ —状态转移概率;  $v(e'|e, a)$ —选择  $a$  井控参数设置后,油藏状态  $e$  转移到油藏状态  $e'$  的油藏动态变化概率;  $\mathbf{Q}$ —回报函数;  $q(e, a)$ —在当前油藏状态下,选择  $a$  井控参数设置后所获得的产量/净现值变化;  $\tau$ —基于强化学习的注水优化经验轨迹;  $r_a$ —除源域模型迁移特征外目标域模型特征;  $r_b$ —源域模型特征;  $\omega$ —源域和目标域模型共享权重参数;  $\omega_a$ —源域模型非共享权重参数;  $\omega_b$ —目标域模型重训练权重参数。

### 参 考 文 献

[1] 裘亦楠. 中国陆相碎屑岩储层沉积学的进展[J]. 沉积学报, 1992, 10(3): 16-24.  
 QIU Yinan. Developments in reservoir sedimentology of continental clastic rocks in China[J]. Acta Sedimentologica Sinica, 1992, 10(3): 16-24.

[2] 朱丽红, 杜庆龙, 姜雪岩, 等. 陆相多层砂岩油藏特高含水期三大矛盾特征及对策[J]. 石油学报, 2015, 36(2): 210-216.  
 ZHU Lihong, DU Qinglong, JIANG Xueyan, et al. Characteristics and strategies of three major contradictions for continental facies multi-layered sandstone reservoir at ultra-high water cut stage[J]. Acta Petrolei Sinica, 2015, 36(2): 210-216.

[3] 刘合, 郑立臣, 杨清海, 等. 分层采油技术的发展历程和展望[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(5): 1027-1038.  
 LIU He, ZHENG Lichen, YANG Qinghai, et al. Development and prospect of separated zone oil production technology[J]. Pe-

roleum Exploration and Development, 2020, 47(5): 1027-1038.

[4] 刘合, 裴晓含, 贾德利, 等. 第四代分层注水技术内涵、应用与展望[J]. 石油勘探与开发, 2017, 44(4): 608-614.  
 LIU He, PEI Xiaohan, JIA Deli, et al. Connotation, application and prospect of the fourth-generation separated layer water injection technology[J]. Petroleum Exploration and Development, 2017, 44(4): 608-614.

[5] 刘合, 肖国华, 孙福超, 等. 新型大斜度井同心分层注水技术[J]. 石油勘探与开发, 2015, 42(4): 512-517.  
 LIU He, XIAO Guohua, SUN Fuchao, et al. A new concentric zonal water injection technique for highly-deviated wells[J]. Petroleum Exploration and Development, 2015, 42(4): 512-517.

[6] 苏健, 刘合. 石油工程大数据应用的挑战与发展[J]. 中国石油大学学报: 社会科学版, 2020, 36(3): 1-6.  
 SU Jian, LIU He. Challenge and development of big data application in petroleum engineering[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Social Sciences, 2020, 36(3): 1-6.

[7] 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.

[8] 郑新权, 师俊峰, 曹刚, 等. 采油采气工程技术新进展与展望[J]. 石油勘探与开发, 2022, 49(3): 565-576.  
 ZHENG Xinquan, SHI Junfeng, CAO Gang, et al. Progress and prospects of oil and gas production engineering technology in China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2022, 49(3): 565-576.

[9] 宋来明, 王春秋, 卢川, 等. 数据驱动的复杂油藏注采生产优化技术研究进展[J]. 石油钻采工艺, 2022, 44(2): 253-260.  
 SONG Laiming, WANG Chunqiu, LU Chuan, et al. Research progress of data-driven injection production optimization of complex oil reservoirs[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2022, 44(2): 253-260.

[10] 匡立春, 刘合, 任义丽, 等. 人工智能在石油勘探开发领域的应用现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(1): 1-11.  
 KUANG Lichun, LIU He, REN Yili, et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(1): 1-11.

[11] 杜庆龙. 长期注水开发砂岩油田储层渗透率变化规律及微观机理[J]. 石油学报, 2016, 37(9): 1159-1164.  
 DU Qinglong. Variation law and microscopic mechanism of permeability in sandstone reservoir during long-term water flooding development[J]. Acta Petrolei Sinica, 2016, 37(9): 1159-1164.

[12] MCKINLEY R M, VELA S, CARLTON L A. A field application of pulse-testing for detailed reservoir description[J]. Journal of Petroleum Technology, 1968, 20(3): 313-321.

[13] JOURNAL A G. Geostatistics for conditional simulation of ore bodies[J]. Economic Geology, 1974, 69(5): 673-687.

[14] 李乐中, 张立. 斯伦贝谢公司解释系统及软件介绍[J]. 国外测井技术, 1992, 7(1): 111-113.  
 Li Lezhong, Zhang Li. Introduction to interpretation system and

- software of schlumberger[J]. World Well Logging Technology, 1992,7(1):111-113.
- [15] HEARN C L, EBANKS W J JR, TYE R S, et al. Geological factors influencing reservoir performance of the Hartzog Draw Field, Wyoming[J]. Journal of Petroleum Technology, 1984, 36(8): 1335-1344.
- [16] HALDORSEN H H, DAMSLETH E. Stochastic modeling[J]. Journal of Petroleum Technology, 1990,42(4):404-412.
- [17] 金振武, 钟兴水. 测井解释技术的新进展——一种利用测井资料进行油藏描述的新技术[J]. 大庆石油地质与开发, 1986,5(2): 75-80.  
JIN Zhenwu, ZHONG Xingshui. Advances in log interpretation technique a new technique for reservoir description using log data [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 1986,5(2):75-80.
- [18] 纪发华, 熊琦华, 张一伟, 等. 地质统计学在油藏描述中的应用[M]. 东营:石油大学出版社, 1992:1-7.  
JI Fahua, XIONG Qihua, ZHANG Yiwei, et al. Application of geostatistics to reservoir description[M]. Dongying: Petroleum University Press, 1992:1-7.
- [19] 潘和平. 油藏描述数据库及其在油藏描述中的应用[J]. 石油勘探与开发, 1992,19(1):101-107.  
PAN Heping. Reservoir description database used in jiangnan oil filed and its application[J]. Petroleum Exploration and Development, 1992,19(1):101-107.
- [20] 廖红伟, 王凤琴, 薛中天, 等. 基于大系统方法的油藏动态分析[J]. 石油学报, 2002,23(6):45-49.  
LIAO Hongwei, WANG Fengqin, XUE Zhongtian, et al. Large scale system method in reservoir performance[J]. Acta Petrolei Sinica, 2002,23(6):45-49.
- [21] 管纪昂, 袁士义. 油田开发动态指标预测方法[J]. 断块油气田, 2005,12(4):37-38.  
GUAN Ji'ang, YUAN Shiyi. Dynamic index forecast methods of oilfield development[J]. Fault-Block Oil & Gas Field, 2005,12(4):37-38.
- [22] SKEIE G M, JOHANSEN F W, ØSTBY C, et al. A web based system for regional oil spill contingency and emergency response planning[R]. SPE 61270, 2000.
- [23] 刘合, 裴晓含, 罗凯, 等. 中国油气田开发分层注水工艺技术现状与发展趋势[J]. 石油勘探与开发, 2013,40(6):733-737.  
LIU He, PEI Xiaohan, LUO Kai, et al. Current status and trend of separated layer water flooding in China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2013,40(6):733-737.
- [24] 计秉玉. 对油气藏工程研究方法发展趋势的几点认识[J]. 石油学报, 2020,41(12):1774-1778.  
Ji Bingyu. Some understandings on the development trend in research of oil and gas reservoir engineering methods[J]. Acta Petrolei Sinica, 2020,41(12):1774-1778.
- [25] 王俊魁, 王春瑞, 方亮. 采油井合理井底压力界限的确定方法[J]. 大庆石油地质与开发, 1999,18(5):21-22.  
WANG Junkui, WANG Chunrui, FANG Liang. A method for determining of reasonable bottom hole pressure of production wells [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 1999,18(5):21-22.
- [26] 王志军, 刘秀航, 董静, 等. 高含水后期油田区块注采适应性定量评价方法及调整对策[J]. 大庆石油地质与开发, 2005,24(6):51-53.  
WANG Zhijun, LIU Xiuhang, DONG Jing, et al. Quantitative evaluation method for injection-production adaptability of oil field in later high water cut stage and adjustment solution[J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2005,24(6):51-53.
- [27] 唐亮, 殷艳玲, 张贵才. 注采系统连通性研究[J]. 石油天然气学报, 2008,30(4):134-136.  
TANG Liang, YIN Yanling, ZHANG Guicai. Study on connectivity of an injection-production system[J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2008,30(4):134-136.
- [28] GOMEZ V, GOMEZ A, DURAN J. Analytical simulation of the injection/production system of La Cira east and north areas using CGM method[R]. SPE 121854, 2009.
- [29] 张锐. 油田注水开发效果评价方法[M]. 北京:石油工业出版社, 2010.  
ZHANG Rui. Evaluation methods of the effect of water injection development in oilfield[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2010.
- [30] 陈汶滨, 赵明, 蔡明俊, 等. 基于指标特征模型的油藏注水开发效果量化评价[J]. 石油学报, 2016,7(S2):80-86.  
CHEN Wenbin, ZHAO Ming, CAI Mingjun, et al. Quantitative evaluation of reservoir water-flooding development effect based on index characteristic model[J]. Acta Petrolei Sinica, 2016,37(S2):80-86.
- [31] 杨勇. 胜利油田勘探开发大数据及人工智能技术应用进展[J]. 油气地质与采收率, 2022,29(1):1-10.  
YANG Yong. Application progress of big data & AI technologies in exploration and development of Shengli oilfield[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2022,29(1):1-10.
- [32] 郑爱维, 梁榜, 舒志国, 等. 基于大数据 PLS 法的页岩气产能影响因素分析——以四川盆地涪陵气田焦石坝区块为例[J]. 天然气地球科学, 2020,31(4):542-551.  
ZHENG Aiwei, LIANG Bang, SHU Zhiguo, et al. Analysis of influencing factors of shale gas productivity based on large data technology: a case of Jiaoshiba block in Fuling gas field, Sichuan Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2020,31(4):542-551.
- [33] GUPTA I, SAMANDARLI O, BURKS A, et al. Autoregressive and machine learning driven production forecasting-Midland Basin case study[R]. URTEC-2021-5184, 2021.
- [34] BALASHOV D, EGOROV D, BELOZEROV B, et al. Prediction of wells productive characteristics with the use of unsupervised machine learning algorithms[R]. SPE 196857, 2019.
- [35] KUBOTA L, REINERT D. Machine learning forecasts oil rate in mature onshore field jointly driven by water and steam injection [R]. SPE 196152, 2019.
- [36] ZHANG Liang, LI Zhiping, LAI Fengpeng, et al. Integrated optimization design for horizontal well placement and fracturing in tight oil reservoirs[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019,178:82-96.
- [37] 钟仪华, 王淑宁, 罗兰, 等. 用深度学习挖掘油田开发指标预测模型的知识[J]. 西南石油大学学报:自然科学版, 2020,42(6):63-74.  
ZHONG Yihua, WANG Shuning, LUO Lan, et al. Knowledge mining for oilfield development index prediction model using deep learning[J]. Journal of Southwest Petroleum University: Science & Technology Edition, 2020,42(6):63-74.
- [38] OLIVER D S, CHEN Yan. Recent progress on reservoir history matching, a review[J]. Computational Geosciences, 2011,15(1): 185-221.
- [39] SENDEL A, TURKARSLAN G. Assisted history matching of a

- highly heterogeneous carbonate reservoir using hydraulic flow units and artificial neural networks[R]. SPE 200541, 2020.
- [40] LEE S, STEPHEN K. Field application study on automatic history matching using particle swarm optimization[R]. SPE 196678, 2019.
- [41] CANCHUMUNI S A, EMERICK A A, PACHECO M A, et al. Integration of ensemble data assimilation and deep learning for history matching facies models[R]. OTC 28015, 2017.
- [42] ZHANG Kai, YU Haiqun, MA Xiaopeng, et al. Multi-source information fused generative adversarial network model and data assimilation based history matching for reservoir with complex geologies[J]. Petroleum Science, 2022, 19(2): 707-719.
- [43] 贾德利, 刘合, 张吉群, 等. 大数据驱动下的老油田精细注水优化方法[J]. 石油勘探与开发, 2020, 47(3): 629-636.
- JIA Deli, LIU He, ZHANG Jiqun, et al. Data-driven optimization for fine water injection in a mature oil field[J]. Petroleum Exploration and Development, 2020, 47(3): 629-636.
- [44] WONG L J, AMINI H, MACBETH C. Multi-dimensional approach to inter-well connectivity analysis[R]. SPE 200563, 2020.
- [45] HEFFER K J, FOX R J, MCGILL C A, et al. Novel techniques show links between reservoir flow directionality, earth stress, fault structure and geomechanical changes in mature waterfloods [J]. SPE Journal, 1997, 2(2): 91-98.
- [46] ALBERTONI A, LAKE L W. Inferring interwell connectivity only from well-rate fluctuations in waterfloods[J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2003, 6(1): 6-16.
- [47] YOUSEF A A, GENTIL P, JENSEN J L, et al. A capacitance model to infer interwell connectivity from production-and injection-rate fluctuations[J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2006, 9(6): 630-646.
- [48] KAVIANI D, VALKÓ P P, JENSEN J L. Application of the multiwell productivity index-based method to evaluate interwell connectivity[R]. SPE 129965, 2010.
- [49] LIU Feilong, MENDEL J M, NEJAD A M. Forecasting injector/producer relationships from production and injection rates using an extended Kalman filter[J]. SPE Journal, 2009, 14(4): 653-664.
- [50] DEMIRYUREK U, BANAEI-KASHANI F, SHAHABI C, et al. Neural-network based sensitivity analysis for injector-producer relationship identification[R]. SPE 112124, 2008.
- [51] LIU Wei, LIU W D, GU Jianwei. Reservoir inter-well connectivity analysis based on a data driven method[R]. SPE 197654, 2019.
- [52] 尚福华, 郑伟. 基于决策树的注采连通关系判别研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 2051-2054.
- SHANG Fuhua, ZHENG Wei. Study on inferring interwell connectivity of injection-production system based on decision tree[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(7): 2051-2054.
- [53] 赵辉, 康志江, 孙海涛, 等. 水驱开发多层油藏井间连通性反演模型[J]. 石油勘探与开发, 2016, 43(1): 99-106.
- ZHAO Hui, KANG Zhijiang, SUN Haitao, et al. An interwell connectivity inversion model for waterflooded multilayer reservoirs[J]. Petroleum Exploration and Development, 2016, 43(1): 99-106.
- [54] 赵艳红, 姜汉桥, 李洪奇. 注水开发油田注水通道状态辨识及预测方法[J]. 石油学报, 2021, 42(8): 1081-1090.
- ZHAO Yanhong, JIANG Hanqiao, LI Hongqi. Identification and predictions of water injectivity for water injection channels in water injection development oilfield[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(8): 1081-1090.
- [55] ZHANG Jiqun, LI Hua, LI Xinhao, et al. Fine evaluation method of dynamic water-flooding reserves control degree of mature oil-fields[C] // Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications. Dalian: IEEE, 2019.
- [56] 刘德华, 李士伦, 吴军. 矢量化井网的概念及布井方法初探[J]. 江汉石油学院学报, 2004, 26(4): 110-111.
- LIU Dehua, LI Shilun, WU Jun. Concept of vector well pattern and method of well pattern arrangement[J]. Journal of Jiangnan Petroleum Institute, 2004, 26(4): 110-111.
- [57] 李阳, 王端平, 李传亮. 各向异性油藏的矢量井网[J]. 石油勘探与开发, 2006, 33(2): 225-227.
- LI Yang, WANG Duanping, LI Chuanliang. Vectorial well arrangement in anisotropic reservoirs[J]. Petroleum Exploration and Development, 2006, 33(2): 225-227.
- [58] ZHANG Kai, ZHANG Hao, ZHANG Liming, et al. A new method for the construction and optimization of quadrangular adaptive well pattern[J]. Computational Geosciences, 2017, 21(3): 499-518.
- [59] 赵辉, 唐乙玮, 康志江, 等. 油藏开发生产优化近似扰动梯度升级算法[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2016, 40(2): 99-104.
- ZHAO Hui, TANG Yiwei, KANG Zhijiang, et al. Reservoir production optimization using an upgraded perturbation gradient approximation algorithm[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2016, 40(2): 99-104.
- [60] YETEN B, DURLOFSKY L J, AZIZ K. Optimization of nonconventional well type, location, and trajectory [J]. SPE Journal, 2003, 8(3): 200-210.
- [61] BOUZARKOUNA Z, DING D Y, AUGER A. Well placement optimization with the covariance matrix adaptation evolution strategy and meta-models[J]. Computational Geosciences, 2012, 16(1): 75-92.
- [62] BELLOUT M C, VOLKOV O. Development of efficient constraint-handling approaches for well placement optimization[C] // Proceedings of the 16th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery. Barcelona, Spain; European Association of Geoscientists & Engineers, 2018: 1-19.
- [63] FENG Qihong, LI Shanshan, ZHANG Xianmin, et al. Well production optimization using streamline features-based objective function and Bayesian adaptive direct search algorithm[J]. Petroleum Science, 2022, 19(6): 2879-2894.
- [64] 陈志刚, 郎兆新. 模糊综合评价法在油气田开发方案评价及优选中的应用[J]. 华东石油学院学报, 1988, 12(1): 59-64.
- CHEN Zhigang, LANG Zhaoxin. An application of fuzzy comprehensive judgement to determination of oilfield development projects[J]. Journal of East China Petroleum Institute, 1988, 12(1): 59-64.
- [65] 刘德华. 优选油气田开发方案的灰色评价模型[J]. 江汉石油学院学报, 1989, 11(4): 37-42.
- LIU Dehua. Grey evaluation model for optimizing development projects of oil and gas field[J]. Journal of Jiangnan Petroleum Institute, 1989, 11(4): 37-42.
- [66] 刘志斌, 刘康生. 注水开发油田的最优控制模型及求解[J]. 西南石油学院学报, 1993, 15(2): 66-70.

- LIU Zhibin, LIU Kangsheng. Optimum control model of water injection developing oilfield and its solution[J]. Journal of Southwest Petroleum Institute, 1993, 15(2): 66-70.
- [67] 张在旭. 油田开发最优规划模型的求解[J]. 石油大学学报: 自然科学版, 1998, 22(4): 112-113.  
ZHANG Zaixu. Solving method of optimum planning model for oilfield development[J]. Journal of University of Petroleum, China, 1998, 22(4): 112-113.
- [68] 胥泽银, 郭科, 龚灏. 最优化方法在油田控水稳油中的应用[J]. 四川联合大学学报: 工程科学版, 1999, 3(5): 7-11.  
XU Zeyin, GUO Ke, GONG Hao. Application of optimal method to oil field control water and consolidate oil[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 1999, 3(5): 7-11.
- [69] LUO Jungang, QI Yutao, XIE Jiancang, et al. A hybrid multi-objective PSO-EDA algorithm for reservoir flood control operation [J]. Applied Soft Computing, 2015, 34: 526-538.
- [70] 张凯, 李阳, 姚军, 等. 油藏生产优化理论研究[J]. 石油学报, 2010, 31(1): 78-83.  
ZHANG Kai, LI Yang, YAO Jun, et al. Theoretical research on production optimization of oil reservoirs[J]. Acta Petrolei Sinica, 2010, 31(1): 78-83.
- [71] JIA Deli, ZHANG Jiqun, WANG Quanbin, et al. Research on intelligent analysis approach of waterflooding for mature fields[C]// Proceedings of the 33rd Chinese Control and Decision Conference. Kunming: IEEE, 2021.
- [72] WANG Zhongzheng, ZHANG Kai, CHEN Guodong, et al. Evolutionary-assisted reinforcement learning for reservoir real-time production optimization under uncertainty [J]. Petroleum Science, 2023, 20(1): 261-276.
- [73] 赵辉, 刘邓, 宋本彪, 等. 基于数据空间反演的油藏实时生产优化方法[J]. 石油学报, 2022, 43(1): 67-74.  
ZHAO Hui, LIU Deng, SONG Benbiao, et al. Optimization method for real-time reservoir production based on data space inversion[J]. Acta Petrolei Sinica, 2022, 43(1): 67-74.
- [74] 杨剑锋, 杜金虎, 杨勇, 等. 油气行业数字化转型研究与实践[J]. 石油学报, 2021, 42(2): 248-258.  
YANG Jianfeng, DU Jinhu, YANG Yong, et al. Research and practice on digital transformation of the oil and gas industry[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(2): 248-258.
- [75] ZHAN Cheng, SANKARAN S, LEMOINE V, et al. Application of machine learning for production forecasting for unconventional resources[R]. URTEC-2019-47, 2019.
- [76] HOURFAR F, BIDGOLY H J, MOSHIRI B, et al. A reinforcement learning approach for waterflooding optimization in petroleum reservoirs[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 77: 98-116.
- [77] MIFTAKHOV R, AL-QASIM A, EFREMOV I. Deep reinforcement learning: reservoir optimization from pixels [R]. IPTC 20151, 2020.
- [78] ZHAO Xinggang, ZHANG Kai, CHEN Guodong, et al. Surrogate-assisted differential evolution for production optimization with nonlinear state constraints[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 194: 107441.
- [79] 黄朝琴, 年凯, 王斌, 等. 一种考虑物理过程信息的油气渗流深度学习新模型[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2020, 44(4): 47-56.  
HUANG Zhaoqin, NIAN Kai, WANG Bin, et al. A novel deep learning model with physical process information for prediction of flow behaviors in oil and gas reservoirs[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2020, 44(4): 47-56.
- [80] FU T C. A review on time series data mining[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(1): 164-181.
- [81] ZHANG Kai, WANG Xiaoya, MA Xiaopeng, et al. The prediction of reservoir production based proxy model considering spatial data and vector data[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 208: 109694.
- [82] 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.
- [83] ZHU Yin hao, ZABARAS N, KOUTSOURELAKIS P S, et al. Physics-constrained deep learning for high-dimensional surrogate modeling and uncertainty quantification without labeled data[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 394: 56-81.
- [84] WATTER M, SPRINGENBERG J T, BOEDECKER J, et al. Embed to control: a locally linear latent dynamics model for control from raw images[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press, 2015.
- [85] JIN Z L, LIU Yimin, DURLOFSKY L J. Deep-learning-based surrogate model for reservoir simulation with time-varying well controls [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 192: 107273.
- [86] CHUA K, CALANDRA R, MCALLISTER R, et al. Deep reinforcement learning in a handful of trials using probabilistic dynamics models[C]// Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Montréal: Curran Associates Inc., 2018.

(收稿日期 2023-03-30 改回日期 2023-07-09 编辑 王培玺)