

人工智能在油田生产优化与采油决策中的应用前景

张志永

大港油田公司第一采油厂第二采油作业区 天津 300280

摘要: 随着全球能源需求持续增长和传统油气资源开采难度不断加大,石油工业正面临成本控制、效率提升与可持续发展的多重挑战。人工智能(Artificial Intelligence, AI)作为新一轮科技革命的核心驱动力,正逐步渗透至油气勘探开发的各个环节。本文系统梳理了人工智能在油田生产优化与采油决策中的关键技术路径,包括数据驱动的油藏建模、智能井控与注采优化、产量预测与故障诊断、以及基于强化学习的动态决策支持系统。通过分析国内外典型应用案例,探讨了AI技术在提高采收率、降低运营成本、增强生产安全性等方面的显著成效。同时,本文深入剖析了当前AI在油田应用中面临的数据质量、模型可解释性、跨学科融合及工程落地等核心挑战,并对未来发展趋势进行了展望。研究表明,人工智能与油田工程深度融合将重塑传统采油决策范式,推动油气行业向智能化、数字化和绿色化方向加速转型。

关键词: 人工智能; 油田生产优化; 采油决策; 机器学习; 强化学习; 智能油田

引言

石油作为现代工业的“血液”,在全球能源结构中仍占据主导地位。然而,随着易开采常规油气资源日益枯竭,剩余储量多集中于复杂地质条件、深水、超深水或非常规储层中,导致开发成本高、风险大、效率低。在此背景下,“智能油田”或“数字油田”理念应运而生,其核心在于利用先进的信息技术对油田全生命周期进行实时监控、分析与优化。近年来,以机器学习、深度学习、自然语言处理和强化学习为代表的人工智能技术迅猛发展,为解决油田生产中的高维非线性、强耦合、不确定性等问题提供了全新工具。传统油田生产优化依赖于数值模拟、经验规则和专家判断,存在计算耗时长、响应滞后、难以适应动态变化等局限。而AI技术凭借其强大的模式识别、预测建模与自主决策能力,能够从海量历史与实时数据中挖掘隐藏规律,实现从“被动响应”到“主动预测”、从“静态规划”到“动态优化”的转变。因此,深入研究人工智能在油田生产优化与采油决策中的应用路径与前景,具有重要的理论价值与现实意义。

1 人工智能在油田生产优化中的关键技术

1.1 数据驱动的油藏建模与表征

油藏模型是油田开发方案设计与生产优化的基础。传统地质建模依赖于有限的测井、地震和岩心数据,结合地质专家经验构建静态模型,再通过历史拟合调整参数形成动态模型。该过程周期长、主观性强,且难以捕捉储层内部的精细非均质性。AI技术为此提供了新思路。利用卷积神经网络(CNN)可从三维地震图像中自动识别断层、河道等地质体;循环神经网络(RNN)或

Transformer架构可处理时间序列测井数据,预测孔隙度、渗透率等关键物性参数;生成对抗网络(GAN)则能生成符合地质统计规律的高分辨率储层模型,有效弥补数据稀疏区域的信息缺失^[1]。例如,Schlumberger公司开发的DELFI认知勘探开发环境,集成了AI驱动的地质建模模块,可将建模周期从数周缩短至数天,并显著提升模型精度。此外,迁移学习(Transfer Learning)技术使得在数据匮乏的新区块可借鉴成熟油田的经验,加速模型构建。

1.2 智能井控与注采参数优化

注水/注气是维持油藏压力、提高采收率的关键手段。然而,注采井网布局复杂,各井间存在强干扰,传统试错法调整注采参数效率低下。AI可通过建立井间连通性模型,实现精准调控。基于物理信息的神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)将达西定律等油藏物理方程嵌入损失函数,在保证物理一致性的前提下,仅需少量生产数据即可反演储层参数并预测压力场分布。在此基础上,利用强化学习框架(如Deep Q-Network, DQN 或 Proximal Policy Optimization, PPO),可将注采优化问题建模为马尔可夫决策过程(MDP):智能体(Agent)根据当前油藏状态(State)选择注水量、采油速度等动作(Action),以最大化累积奖励(如总产油量减去操作成本)。该方法能在线学习最优策略,适应油藏动态演化。挪威Equinor公司在北海某油田部署了基于AI的注水优化系统,通过实时调整注水井配注量,使目标区块日产量提升8%,同时减少无效注水15%。类似地,中国石油在大庆油田应用LSTM网络预测单井含水率,并结合遗传算法优化抽油机冲次,实现节能降耗与稳产

双目标。

1.3 产量预测与设备故障预警

准确的产量预测是制定开发计划、安排物流与销售的基础。传统Arps递减曲线模型难以处理多因素耦合的复杂井况。AI模型如XGBoost、LightGBM等梯度提升树算法，能高效处理结构化生产数据（如压力、温度、含水率、工作制度），实现高精度短期与中期产量预测。对于非常规页岩气井，图神经网络（Graph Neural Networks, GNN）可建模井间压裂干扰，提升集群产量预测准确性。在设备运维方面，AI驱动预测性维护（Predictive Maintenance）正取代传统的定期检修。通过部署振动、电流、声发射等传感器，结合边缘计算与深度学习模型（如1D-CNN、Autoencoder），可实时监测抽油机、电潜泵、压缩机等关键设备的运行状态^[2]。异常检测算法（如Isolation Forest、One-Class SVM）能在故障发生前数小时甚至数天发出预警，避免非计划停机。Shell公司在其全球多个海上平台应用AI故障诊断系统，设备可用率提升12%，维修成本降低20%。

2 人工智能在采油决策支持系统中的应用

2.1 基于数字孪生的虚拟油田

数字孪生（Digital Twin）是物理油田在数字空间的动态映射，通过实时数据流驱动仿真模型，实现“虚实互动”。AI是构建高保真数字孪生的核心引擎。一方面，AI用于数据融合——整合SCADA、物联网（IoT）、无人机巡检、卫星遥感等多源异构数据；另一方面，AI驱动模型更新——利用在线学习机制持续修正油藏模型参数，确保数字孪生与物理实体同步演化。在数字孪生平台上，工程师可进行“假设分析”（What-if Analysis）：模拟不同开发方案（如加密钻井、调剖堵水、CO₂驱）的长期效果，评估经济性与风险。BP公司在阿曼某重油项目中构建了全油田数字孪生体，结合AI优化蒸汽注入策略，使蒸汽-油比（SOR）降低10%，年碳排放减少5万吨。

2.2 强化学习驱动的动态决策

油田开发是一个长达数十年的序贯决策过程，涉及钻井、完井、增产、废弃等多个阶段。传统优化方法（如集合卡尔曼滤波EnKF）虽能处理不确定性，但计算复杂度高，难以扩展至大规模系统。强化学习因其“试错-学习”机制，天然适合此类长期优化问题。研究人员已成功将深度强化学习应用于油田开发规划。例如，将油田划分为若干网格，每个网格的状态包括压力、饱和度、累计产量等；动作空间涵盖是否钻新井、采用何种完井方式、注入何种流体等；奖励函数综合考虑净现值（NPV）、碳足迹、操作风险等多目标。通过与高保真数

值模拟器交互，智能体可自主探索最优开发序列^[3]。尽管目前多处于研究阶段，但微软与沙特阿美合作的“智能油田大脑”项目已初步验证了RL在实际油田中的可行性。未来，随着计算能力提升与模型简化技术（如代理模型Surrogate Modeling）成熟，RL有望成为油田战略决策的标准工具。

2.3 知识图谱与智能问答系统

油田运营积累的海量文档、报告、图纸蕴含宝贵知识，但分散且非结构化。自然语言处理技术可构建油气领域知识图谱（Knowledge Graph），将实体（如井名、设备、工艺）及其关系结构化存储。基于此，可开发智能问答系统，工程师通过自然语言查询（如“XX区块最近三个月含水上升最快的井有哪些？”），系统自动检索数据库、执行分析并返回可视化结果，大幅提升决策效率。Halliburton的DecisionSpace 365平台已集成NLP模块，支持语音指令控制生产监控界面。这类人机协同系统降低了技术门槛，使一线操作人员也能快速获取专家级洞察。

3 应用挑战与瓶颈分析

尽管AI在油田应用前景广阔，但全面落地仍面临多重挑战：

3.1 数据质量与可用性问题

AI模型性能高度依赖高质量数据。然而，油田数据普遍存在“四性”问题：碎片化（数据分散于不同系统）、噪声大（传感器漂移、人为录入错误）、不完整（历史数据缺失关键参数）、标注难（故障样本稀少）。尤其在老油田，纸质记录数字化程度低，制约了监督学习应用。解决路径包括：加强数据治理体系建设、推广边缘智能预处理、发展小样本/弱监督学习算法。

3.2 模型可解释性与可信度

油田决策关乎重大投资与安全，工程师对“黑箱”模型天然持谨慎态度。缺乏可解释性导致AI建议难以被采纳。为此，需发展可解释AI（XAI）技术，如LIME、SHAP等方法量化特征贡献度；或构建混合模型——将物理方程作为约束嵌入神经网络（如PINNs），确保输出符合工程常识。此外，建立模型验证与审计机制，明确AI系统的责任边界。

3.3 跨学科人才与组织壁垒

AI成功应用需要油气工程、数据科学、软件工程等多领域专家深度协作。但现实中，两类人才语言不通、目标不一：工程师关注物理机制与现场可行性，数据科学家侧重算法指标^[4]。打破“筒仓效应”需建立跨职能团队，推行“嵌入式AI”开发模式——数据科学家常驻油田现场，共同定义问题、验证方案。

3.4 工程集成与规模化部署

实验室原型到工业级系统存在巨大鸿沟。AI模型需与现有DCS、SCADA、ERP等系统无缝集成，并满足高可用性、低延迟、网络安全等工业要求。此外，单井优化易实现，但全油田协同优化涉及成百上千变量，计算复杂度呈指数增长。需发展分布式AI架构、云边协同计算及高效优化算法。

4 未来发展趋势与展望

4.1 多模态融合与通用油田大模型

未来AI系统将融合文本、图像、时序、图结构等多模态数据，构建统一表征。借鉴通用大模型（如LLM）思路，可训练“油田基础模型”（Field Foundation Model），在海量油气数据上预训练，再针对具体任务微调。此类模型具备强大泛化能力，可快速适配新油田，降低定制成本。

4.2 AI与CCUS、新能源协同优化

在“双碳”目标下，油田不仅是能源生产单元，也将成为碳封存载体。AI可优化CO₂捕集、运输与注入全流程，最大化封存量与经济效益。同时，AI可协调油田微电网（含光伏、风电、储能）与生产设备用电，实现绿电优先、削峰填谷，降低碳强度。

4.3 自主智能油田（AutonomousField）

终极目标是构建具备感知、认知、决策、执行闭环的自主智能油田。通过5G/6G、物联网、机器人技术，实现无人巡检、自动调参、智能钻井。AI系统不仅能优化当前状态，还能主动规划未来行动，如预测设备寿命并自动生成更换工单，或识别潜在甜点区并推荐钻井位置。

4.4 伦理、安全与标准体系构建

随着AI决策权扩大，需建立伦理准则（如公平分配资源、避免算法偏见）、安全防护机制（防对抗攻击、保障数据隐私）及行业标准（模型接口、验证流程、性能指标），确保AI健康有序发展。

5 结语

人工智能正深刻变革油田生产优化与采油决策的传统范式。从数据驱动的精细油藏建模，到强化学习指导的动态注采调控，再到数字孪生支撑的战略规划，AI技术已在提高采收率、降低运营成本、增强本质安全等方面展现出巨大潜力。然而，数据质量、模型可信度、跨学科协作与工程落地等挑战仍不容忽视。未来，随着多模态大模型、自主系统、绿色智能等方向的发展，AI将与油气工程深度融合，推动行业向更高效、更智能、更可持续的未来迈进。石油企业应积极布局AI战略，加强数据基础设施建设，培养复合型人才，构建开放创新生态，以抓住智能化转型的历史机遇。

参考文献

- [1]田梦蝶.人工智能分析技术在油田生产中的应用[J].中国科技信息,2025,(07):53-55.
- [2]高艳.大数据和人工智能在油田生产决策中的应用[J].中国管理信息化,2024,27(08):113-115.
- [3]唐力辉.基于人工智能算法的水驱油田井网及生产制度优化方法研究[D].中国石油大学(北京),2021.DOI:10.27643/d.cnki.gsybu.2021.000695.
- [4]邢绍强.关于人工智能技术在油田生产管理中应用的实践与思考[J].石化技术,2020,27(05):118-119.