

专题——“一带一路”油气资源开发与利用

油田开发数智化综合云平台建设

张黎明¹, 赵旭东¹, 蒋佩吟¹, 秦国玉¹, 王晓璞¹, ALFARISI Omar^{1,2}, 张 凯^{1,3}

(1. 中国石油大学(华东)石油工程学院, 山东 青岛 266580;

2. 阿联酋国家石油公司龙腾石油分公司, 阿联酋 迪拜 009714;

3. 青岛理工大学 土木工程学院, 山东 青岛 266520)

摘 要: 大数据分析数智云平台技术是实现油田开发智能化、提升决策效率的关键支撑。为助力智能油田建设, 设计并实现了一种基于油田云服务的多模块数智化综合云平台。该平台依托中国-沙特石油能源“一带一路”联合实验室的交叉学科优势, 整合数据库、后端、前端等技术资源, 构建了涵盖举升智能工况分析、举升优化设计、油田生产状况一体化评价及虚拟仿真等功能模块的完整技术体系。平台实现了从工况诊断、措施优化到开发效果评价的全流程智能化, 并利用虚拟仿真技术完成油田全周期开发模拟。在伊拉克艾哈代布等油田的应用表明, 该平台不仅为我国智能油田开发提供了创新的技术平台, 也为“一带一路”沿线国家油田的智能化转型升级提供了可借鉴的工程范式。

关键词: 举升优化; 大数据; 云平台; 虚拟仿真; 多模块

中图分类号: TE35 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-4956(2026)04-0001-11



近年来, 随着“一带一路”倡议的深入推进, 石油能源合作遍布中东、中亚、非洲等多个油气资源富集区域, 国际油气项目呈现出地质环境复杂、远程运维需求、技术标准融合等新特征^[1]。这一趋势对油田开发的智能化水平、数据驱动能力及国际化适配性提出了更高要求。因此, 油气行业必须加快推进数字化与智能化转型, 实现降本增效, 推动产业模式深度变革^[2]。数字孪生等智能及信息化方法在这一进程中发挥着重要作用^[3]。通过高效利用数字孪生技术可实时监控设备和系统状态, 优化生产参数, 实施预测性维护, 增强安全监测与应急响应等, 能显著提升油田的运营效率、安全性和可持续性^[4-5], 有效提升工程开发质量并降低油田成本。在此背景下, 构建面向未来油气工程应用场景、融合多源信息与智能决策功能的数智化综合云平台, 不仅是提升油田高效开发能力的重要举措, 也

是推动油田企业实现智能化转型的核心路径之一^[6]。

为科学合理地搭建该平台, 本研究从数据采集层、信息处理层和应用层入手, 整合数据、AI 算法、控制服务以及前后端技术, 研发了一套多模块数智化综合云平台。平台涵盖举升智能工况分析、举升优化设计、油田生产状况一体化评价和虚拟仿真功能模块, 在保障数据安全与保密性的同时, 能实现油田生产数据的全面感知、智能分析与协同应用。

平台的搭建依托于中国石油大学(华东)与沙特法赫德国王石油与矿产大学共建的中国-沙特石油能源“一带一路”联合实验室, 该实验室是目前我国油气领域唯一的国家级国际联合实验室, 主要面向沙特、阿联酋、哈萨克斯坦、乌干达等“一带一路”沿线国家。借助联合实验室中外双方在油气田开发与智能计算方面的优势资源, 云平台通过引入机器学习方法, 将油气

收稿日期: 2025-11-03 修改日期: 2026-02-28

基金项目: 山东省研究生教育教改研究项目(SDYJSJGC2025024); 中国石油大学(华东)校级教学改革重点项目(CZ2025005); 校级本科教学改革项目(CM2024058); 国家自然科学基金杰出青年基金项目(52325402); 山东省青年泰山学者项目(tsqn202312132); 山东省研究生教育教改研究项目(SDYJG21032); 山东省本科教学改革研究项目(M2023270); 国家重点研发计划(2022YFE0203400); 中国石油大学(华东)研究生教育教改研究项目(YJG2025009)

作者简介: 张黎明(1982—), 女, 山东济南, 博士, 教授, 现主要从事智能油气田研究, zhangliming@upc.edu.cn。

通信作者: 张凯(1980—), 男, 四川南充, 博士, 教授, 青岛理工大学校长, 国家杰青, 现主要从事智能油气田研究, zhangkai@qut.edu.cn。

引文格式: 张黎明, 赵旭东, 蒋佩吟, 等. 油田开发数智化综合云平台建设[J]. 实验技术与管理, 2026, 43(4): 1-11.

Cite this article: ZHANG L M, ZHAO X D, JIANG P Y, et al. Design and implementation of an integrated cloud platform for intelligent and data-driven oilfield development[J]. Experimental Technology and Management, 2026, 43(4): 1-11. (in Chinese)

开发理论知识与计算智能技术相结合,为复杂工况下的实际油田开发问题提供了更优质的解决方案与科研支撑。平台已率先应用于伊拉克艾哈代布油田等国际重大合作项目,有效验证了其技术先进性与工程适用性,为“一带一路”沿线国家油气能源工程的数字化、智能化转型提供了先进的技术平台与可复用的实施范式,有力支撑了我国在油气数智化领域的国际科技合作与影响力提升。

1 数智化综合云平台关键技术

1.1 举升工况分析特征提取

在油田生产开发过程中,由于抽油机井的情况较为复杂,深井泵受多种因素影响,导致实测示功图奇形怪状、特征复杂^[7]。为实现工况智能化诊断,平台以理论示功图(如图1所示)为基础,构建了一套举升工况特征的自动提取识别与分析方法。

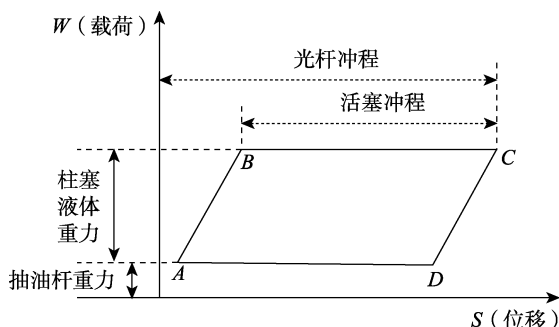
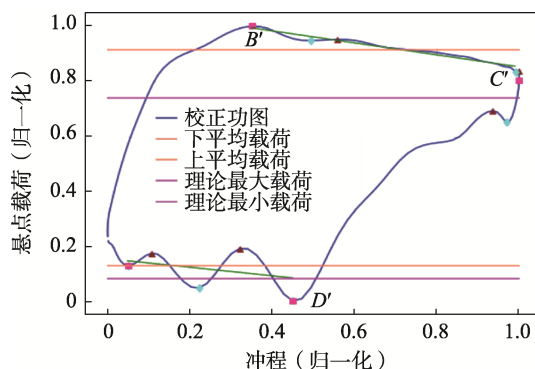
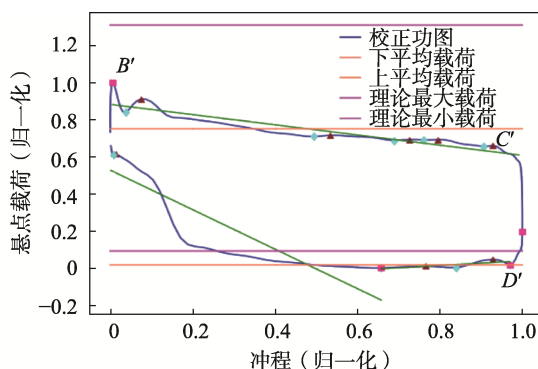


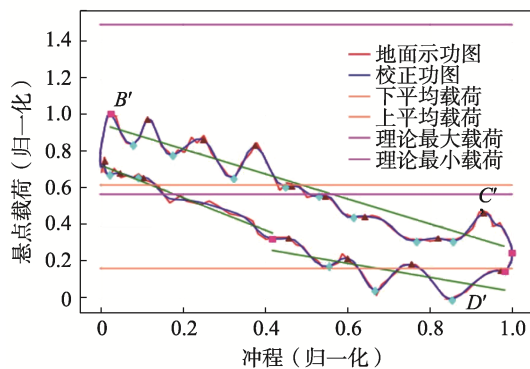
图1 理论示功图



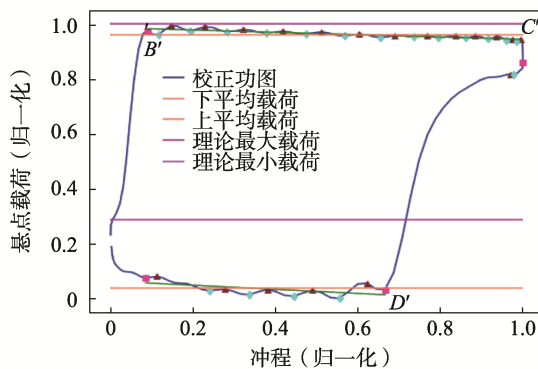
(a) 气体影响工况



(b) 柱塞漏失工况



(c) 抽油杆断工况



(d) 供液不足工况

图2 抽油机示功图

本平台通过算法自动提取和分析实际示功图中的A、B、C、D点、活塞冲程、光杆冲程、抽油杆重力、柱塞液体重力等特征,可得出该示功图所对应的工况。在实际示功图中冲程峰值并不与理论示功图点完全对应,甚至相差程度较大。以冲程波峰为例,如图2所示,平台利用波函数获得示功图上冲程第一个峰值,记为 B' ;上冲程最后一个峰值,记为 C' ;下冲程第一个峰值,记为 D' ,作为诊断的重要依据。

图2(a)为有气体影响的典型示功图。由于泵内残存一定数量的气体,上冲程开始后泵内压力因气体膨胀不能迅速降低,固定阀打开滞后,故上冲程第一个峰值 B' 右移;且泵内残存气体越多,固定阀打开滞后越明显,该峰值对应的冲程值越大。下冲程时,气体受压缩,泵内压力不能迅速提高,使游动阀打开滞后,卸载变慢,故下冲程第一个峰值 D' 左移。该点载荷值与正常工况相近,但冲程值较正常工况小。

图2(b)为柱塞漏失典型示功图。上冲程时,泵内压力降低,柱塞上面的液体经活塞漏到工作筒内,且漏失速度随柱塞下面压力的减小而增大。由于漏失到柱塞下面的液体具有向上的“顶托”作用,悬点载荷不能及时上升到最大值,使上冲程第一个峰值滞后。 B' 点载荷与正常工况相近,但冲程值增大。柱塞继续上行到后半冲程时,随着柱塞速度逐渐减慢,在柱塞速度小于漏失速度瞬间,漏失液体再次产生“顶托”

作用,使悬点载荷提前卸载,因此上冲程最后一个峰值 C' 较正常工况左移,即有杆泵冲程值较正常工况小,而载荷值与其相近。

图 2(c)为抽油杆断典型示功图。与气体影响和柱塞漏失情况不同,上冲程第一个峰值的冲程值不会显著增加,也没有显著滞后;下冲程第一个峰值的冲程值变化亦不显著。

图 2(d)为供液不足典型示功图。当供液不足使液体不能充满工作筒时,下冲程中悬点载荷不能立即减小,只有当柱塞遇到液面时才能迅速卸载,所以下冲程第一个峰值 D' 左移。 D' 点载荷值与正常工况相近,但冲程值较正常工况小,且卸载线较气体影响情况下更陡、更直。相比之下,气体影响情况下下冲程第一个峰值也左移,但卸载线更平缓;柱塞漏失和抽油杆断情况下,此特征点变化不显著。

在示功图分析中,平台综合提取了包括上冲程第一个峰值、上冲程最后一个峰值、平均载荷、理论载荷及冲程斜率等在内的多维特征。在此基础上,进一步引入举升优化设计与综合评价方法,实现从传统经验分析到智能精准诊断的技术跨越,显著提升工况识别的自动化水平与准确率,以适应未来行业智能化发展的需求。

1.2 举升优化设计依据

举升优化设计是保障油井高效生产的关键。平台将这一流程程序化,其首要任务是通过已测得的产量和井底流压计算拟合油井流入动态曲线(IPR 曲线)^[8]。采用 Bendakhlia 模型刻画 IPR 曲线形态,以油井近期生产数据为基础,利用粒子群算法(PSO)^[9]对数学模型参数进行智能搜索,快速获得最符合油井当前生产现状的拟合 IPR 曲线,为后续优化设计提供精准依据。

Bendakhlia 模型通过式(1)来拟合 IPR 曲线。

$$\frac{q_t}{q_{\max}} = \left[1 - v \left(\frac{P_{wf}}{\bar{P}_r} \right) - (1-v) \left(\frac{P_{wf}}{\bar{P}_r} \right)^2 \right]^N \quad (1)$$

式中: q_t 为油井产量, m^3/d ; $q_{\max}$ 为油井最大产量, m^3/d ; P_{wf} 为井底流压, MPa ; $\bar{P}_r$ 为油藏平均压力, MPa ; v 和 N 是随采出程度而变的参数。

该模块深度融合了采油工程专业知识与智能计算技术,实现了从数据输入、曲线拟合到方案生成的自动化,为工程应用提供了高效、可靠的新一代优化设计工具。

1.3 油井综合评价方法

在油田生产的后期阶段,油井工况复杂,生产稳定性较差,生产参数的优化面临挑战^[10]。为此,平台引入基于油井生产状况的智能综合评价体系,旨在为油井措施优化、协调和增产提供科学决策支持。

针对油藏、井筒和设备生产状态难以综合研究的

现状,首先对三方面的源数据按行业标准进行多源拼接与标准化,形成综合数据集。进而,集成了一套多模型评价工具箱,包括 TOPSIS(technique for order preference by similarity to an ideal solution)模型^[11]、灰色关联度模型^[12]、熵值法模型^[13]以及主成分分析法模型^[14]。

以 TOPSIS 法为例^[11],先假设综合评价的问题中含有 n 个对象、 m 个评价指标,其相应的观测值为

$$a_{ij} (i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m) \quad (2)$$

则 TOPSIS 法的评价程序如下:

(1) 先将评价的指标数据进行预处理,并且构造出评价矩阵 $B=(b_{ij})_{n \times m}$ 。

(2) 确认正理想解 C^+ 与负理想解 C^- 。

设定正理想解 C^+ 的第 j 个属性的值为 C_j^+ ,那么 $C^+=[C_1^+,C_2^+,\dots,C_m^+]$;负理想解 C^- 的第 j 个属性的值为 C_j^- ,那么 $C^-=[C_1^-,C_2^-, \dots, C_m^-]$,则

$$C_j^+ = \max_{1 \leq i \leq n} b_{ij}, j=1,2,\dots,m \quad (3)$$

$$C_j^- = \min_{1 \leq i \leq n} b_{ij}, j=1,2,\dots,m \quad (4)$$

(3) 计算出每个评价对象到 C^+ 以及到 C^- 的距离分别见式(5)和(6)。

$$s_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (b_{ij} - C_j^+)^2}, i=1,2,\dots,n. \quad (5)$$

$$s_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (b_{ij} - C_j^-)^2}, i=1,2,\dots,n \quad (6)$$

(4) 计算每个评价对象与 C^+ 相对接近程度:

$$f_i = \frac{s_i^-}{s_i^- + s_i^+}, i=1,2,\dots,n \quad (7)$$

(5) 将 f_i 按照大小进行排列,得到各个评价对象的优劣顺序。

在评价过程中,平台可将综合数据代入不同模型,通过对比各口油井在不同模型下的得分,从多个维度全面评估其生产状况与优化设计效果。这种多模型融合的评价策略,避免了单一方法的局限性,使得评估结论更为稳健和全面。通过对油藏、井筒以及设备参数(如泵深、泵径、电机功率、系统效率、油压、套压、回压等)等关键指标的综合分析,工程师能够快速、精准地掌握井组的生产状况排序,为制定高效的智能优化措施提供强有力的数据支撑。

2 数智化综合云平台搭建

2.1 数智化综合云平台总体框架及功能

数智化综合云平台充分融合大数据分析、人工智能、云计算、物联网等先进技术,构建了如图 3 所示的四大核心应用模块,即举升智能工况分析模块、举

升优化设计模块、油田生产状况一体化评价模块和虚拟仿真模块。该平台基于云端部署模式,在严格保障油田数据安全的前提下,打通了各模块间的数据壁垒,实现了实时生产数据的共享与联动分析。其功能设计紧密贴合工程实际,不仅能够高保真模拟油藏、采油与钻井作业环境,更能通过实时数据驱动,动态追踪与优化油田生产全流程。基于此,平台可针对不同油田的特定地质与开发条件,进行个性化的功能配置与拓展,从而为油田工程师分析复杂生产问题、制定优化决策提供强有力的智能化支持。

搭建过程中,平台需整合数据层、AI 算法、控

制服务层、后端技术、前端技术等多种资源。如图 4 所示,首先将油气水井生产数据管理系统(A2)、采油与地面工程运行管理系统(A5)以及油水井智能分析系统(物联网)中的数据经过参数优化、预测模型、分类模型等 AI 算法处理后存入平台后端的 Oracle 数据库,再通过 Spring Cloud、Spring Boot 等微服务架构的后端技术与前端用户界面的渐进式框架 Vue.js 技术结合,将经过 AI 算法处理过的数据利用 ANT Design Vue、Echarts 等组件和工具在用户界面展示,从而实现全方位、多层次的信息共享与工程支持。

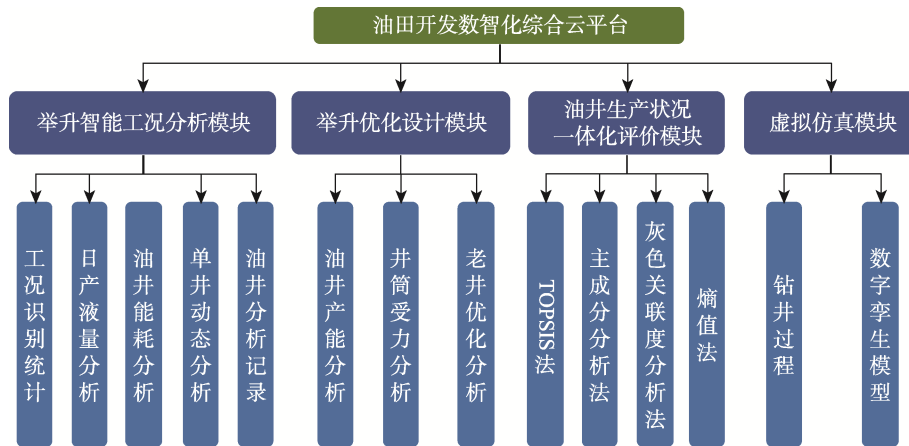
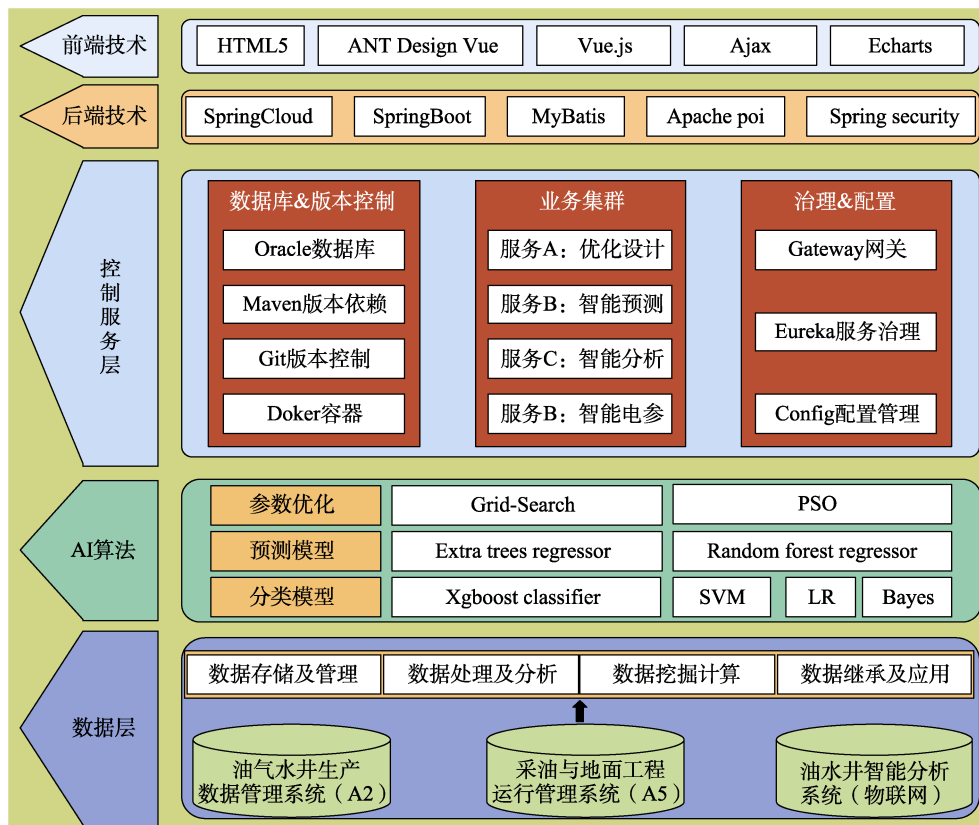


图 3 数智化综合云平台功能图



注：SVM 为支持向量机（support vector machine）；LR 为逻辑回归（logistic regression）。

图 4 数智化综合云平台架构图

2.2 数智化综合云平台模块组成

基于节 2.1 所述的举升优化、工况分析等核心技术, 以 Vue.js 前端框架构建用户交互界面, 整合数据、算法与控制服务, 确立了以下 4 个核心功能模块的专业内容。

1) 举升智能工况分析模块。

该模块通过对油井的工况进行智能化分析, 提供全面而深入的数据支持, 涵盖工况识别统计、日产液量分析、油井能耗分析、单井的动态分析和油井分析记录等功能。

在工况识别统计子模块中, 通过选择采油厂、区块和采集时间, 获取该时间段内的油田工况统计。由此能够了解油田在特定时间内遇到的各种工况及其比例, 并可查看每一天的工况统计情况, 深入了解该工况对应的具体数据。而对于数据异常的井, 可查看其相应的示功图。如图 5(a)的工况识别统计图所示, 该区块在 2024 年 5 月 24 日到 2024 年 6 月 23 日的工况统计中正常工况占 30%左右, 气锁、供液不足、出砂、气体影响各占 10%左右, 在异常数据分布中主要为杆管数据缺失与生产数据缺失。

在日产液量分析子模块中, 可查看该区块单日总产液量趋势图、单日总产液量预测趋势图和分布图, 从而了解油田当前预测模型的运行状况。如图 5(b)日

产液量分析图所示, 单井日产液量预测准确率分布直方图通过历史日产液量预测井次数据, 与当日实际日产液量井次数据对比得到预测井次准确率, 区块单日总预测产液量则由当日所有井次预测数据累加得到。

油井能耗分析子模块包含对耗电、泵效和沉没度的多维度分析, 以及不同工况下耗电与泵效的分布。在此模块中能够看到不同工况对应的泵效、百米吨液耗电等数据特征的对比。如图 5(c)工况数据特征所示, 正常工况对应的泵效主要集中在 60%~80%, 百米吨液耗电主要集中在 0~5 kWh/(10² m·t), 其他工况所对应的泵效较正常工况低或对应的百米吨液耗电较正常工况高。

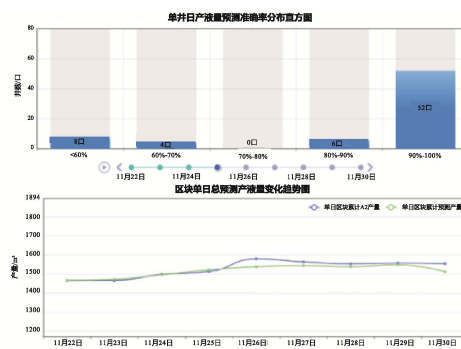
单井动态分析子模块展示了单井在选择时间区间内的工况识别统计, 并对单井产能、油套压力等关键指标进行监控, 同时提供抽油机扭矩分析和功图对比分析功能, 有助于工程师精准掌握单井生产参数的动态变化。如图 5(d)所示, 该井的产能、油套压力、抽汲参数等均有对应趋势图, 显示油压和套压较为稳定; 对于功图, 该模块会将选择时间段内的功图进行重叠对比, 由图中可见选择时间段内的功图无明显变化。油井分析记录子模块用于保存分析历史。

2) 举升优化设计模块。

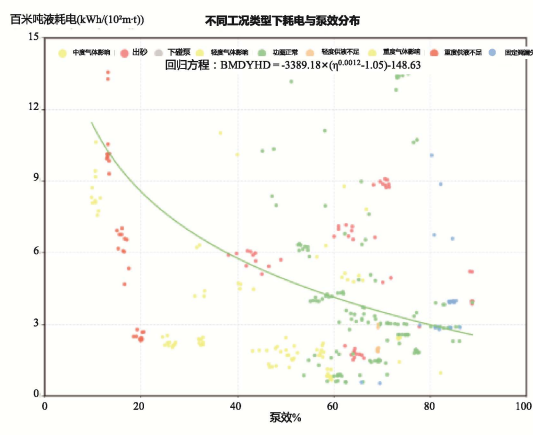
该模块集成了油井产能分析、井筒受力和老井优化设计三大子模块, 为举升系统的设计与优化提供全过程支持。



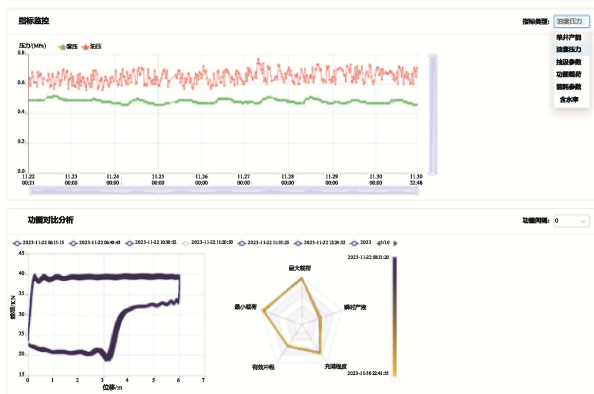
(a) 工况识别统计



(b) 日产液量分析图



(c) 工况数据特征

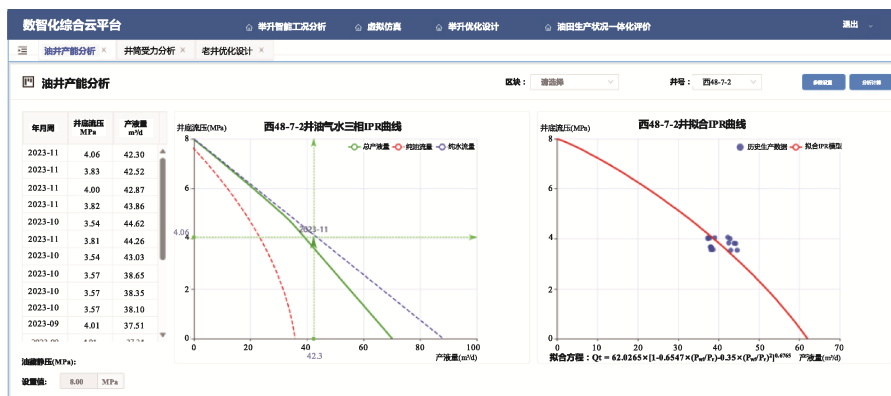


(d) 单井动态分析

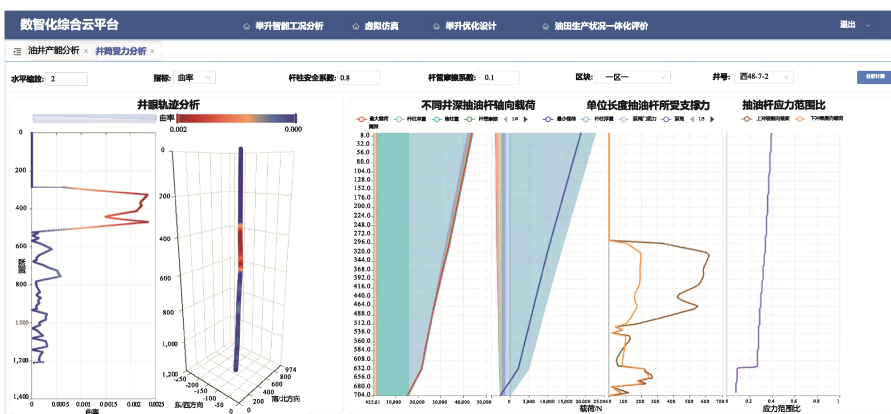
图 5 举升智能工况分析模块

在油井产能分析子模块中,可以查看所选取井的井底流压与产液量数据,以及对应的 IPR 曲线,如图 6(a),选取井号后可查看该井油气水三相 IPR 曲线,直观地

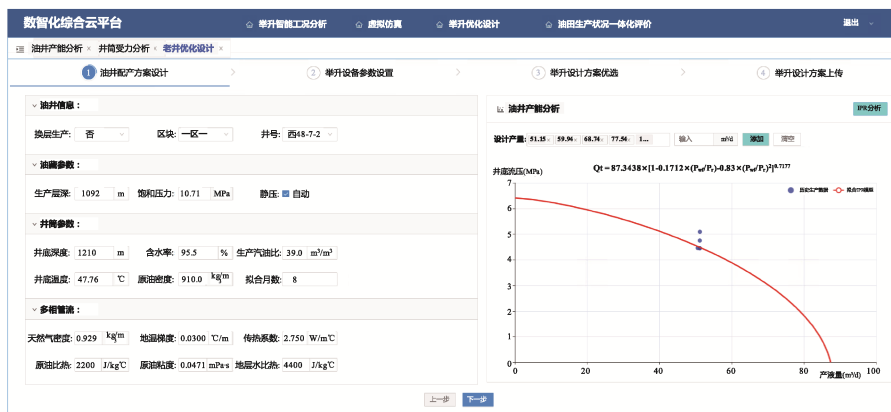
看出产液量与井底流压的对应关系,该图中通过 IPR 拟合曲线的基本形状可看出该井对应的油藏驱动类型为溶解气驱。



(a) 油井产能分析子模块



(b) 井筒受力分析子模块



(c) 老井优化设计子模块

图 6 举升优化设计模块

如图 6(b)所示,井筒受力分析子模块展示了选取井的井眼轨迹、不同井深抽油杆轴向载荷、单位长度抽油杆所受支撑力和抽油杆应力范围比,可以看到该图中此井在造斜段附近曲率值与单位长度抽油杆所受支撑力较大。

在老井优化设计子模块中,通过设置油藏、井筒和多相管流参数,进行举升设计方案的首选,如图 6(c),在确认油井相关信息后,得到 IPR 拟合曲线并以此设计产量,进而开始下一步的举升设备参数设置,平台

根据设备参数进行杆柱应力安全校核得到杆柱组合方案,最终进行举升设计方案优选与上传。

3) 油田生产状况一体化评价模块。

该模块通过多方位指标对油田的生产状况进行全面评估,涵盖生产量、油井压力、注水情况、油井产能等多个关键方面。基于对油藏、井筒、设备指标的深入分析,能够全面评估油田的开发效果、生产效率和潜力。

该模块集成了 TOPSIS 法、主成分分析法、灰色关联度分析法以及熵值法等综合评价方法,可对预处

理后的油井数据进行相关性分析和特征优选。每种方法均可生成一组包括油藏、井筒、设备及综合得分在内的评价结果。以 TOPSIS 子模块为例(图 7),用户

可基于选取的多口井进行 TOPSIS 综合分析,平台通过相关性热力图辅助识别并剔除高相关性数据,最终输出该组井的相对得分。



图 7 TOPSIS 法子模块

通过此模块,工程师能够灵活运用多种评价方法,对实际油田区块进行油井数据相关性分析和特征优选,从而强化对复杂油田生产状况的研判能力,为高效开发决策提供坚实支撑。

4) 虚拟仿真模块。

该模块提供对钻井过程和油藏-井筒-设备数字孪生模型的实操模拟。通过交互式界面,用户可操作钻井场景中的钻孔、注水、循环和提升等环节。同时,在数字孪生应用层,模块能够从数据域获取实时信息,实现孪生体上传、对象检索、在线监控、分析诊断与预测等功能,为油田生产的优化管理与智能决策提供直观依据。

在此模块中,用户可进入高度真实的虚拟钻井场景(如图 8(a)),进行井眼定位、钻井、注水和管道安装等操作。此外,模块还充分利用数字孪生技术,对游梁、“驴头”、平衡块、连杆等油田现场各装置进行精细三维建模(如图 8(b)),从而实现生产、运维等各工艺环节信息的实时定位采集、分析、预测与诊断,并优化生产决策。此外,本模块还可导入“一带一路”沿线国家的典型油田模型(如中东艾哈代布油田、

非洲乍得油田),进行油藏数值模拟与开发方案优化设计,有效支撑了平台的国际化应用与示范。

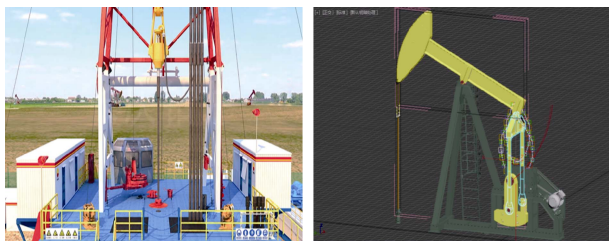
3 数智化综合云平台模块应用成效分析

1) 举升智能工况分析模块。

主要运用了示功图理论,基于 Gibbs 波动方程的泵功图转换,将地面示功图转换为井下泵功图。通过对比不同故障类型下的示功图形态与故障机理,提取示功图中的几何信息,包括:点、线原始信息、载荷信息;基于点、线、载荷求导信息、四则运算等次生信息,对油井进行工况诊断,从而统计出整个油田区块的工况数据。

取采油厂×××井的有气体影响工况分析流,如图 9 所示。

在此井工况分析中,首先对该井悬点的载荷以及抽油杆的载荷扭矩、平衡扭矩和净扭矩进行了对比分析。通过扭矩分析图可以看出,扭矩数值呈规律性变化,表明抽油杆的工作状态正常。然而,载荷扭矩在后半程的数值抖动需结合示功图进行进一步分析。在泵功图的转换过程中,利用地面示功图,通过数学计算将设备自身载荷与摩擦等载荷自上而下卸载,得到泵功图。通过对载荷与位移的最大、最小值进行等比例缩放,得到无因次值。然后,利用集成模型(如 XGBoost^[15]等学习器)对示功图中的凡尔开关点、上下有效冲程等几何信息进行提取、分析和处理,得出该抽油机工况为气体影响。这也对应了在下冲程中,由于气体影响导致载荷扭矩数值波动的情况。



(a) 钻井平台虚拟仿真

(b) 抽油机模型

图 8 虚拟仿真模块

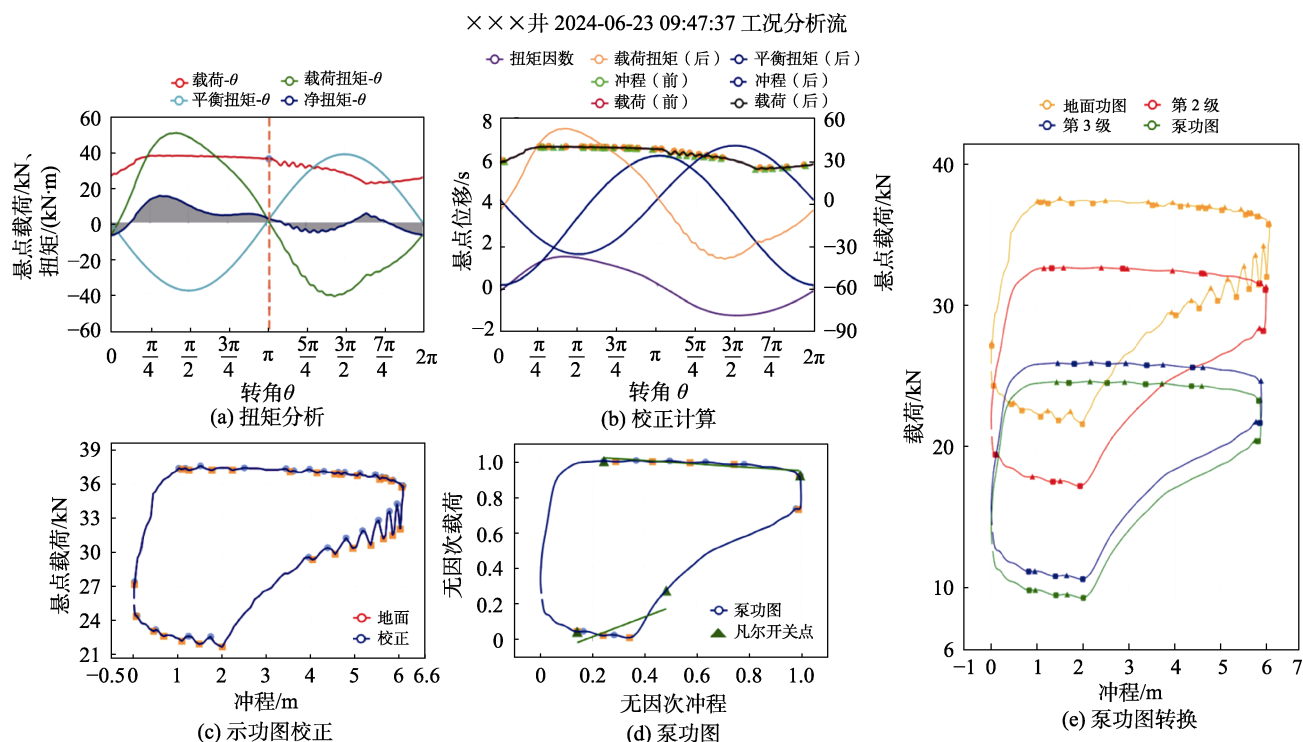


图9 ×××井有气体影响工况分析流

2) 举升优化设计模块。

采用 Bendakhlia 模型对油井近期生产数据进行 PSO 参数寻优, 主要对式 (1) Bendakhlia 数学模型中的 $v, N, q_{\max}$ 参数寻优, 拟合方程如式 (8), 得出图 10

所示的拟合 IPR 曲线。

$$q_t = 51.4373 \times \left[1 - 0.3328 \left(\frac{P_{wf}}{P_r} \right) - 0.67 \left(\frac{P_{wf}}{P_r} \right)^2 \right]^{0.8215} \quad (8)$$

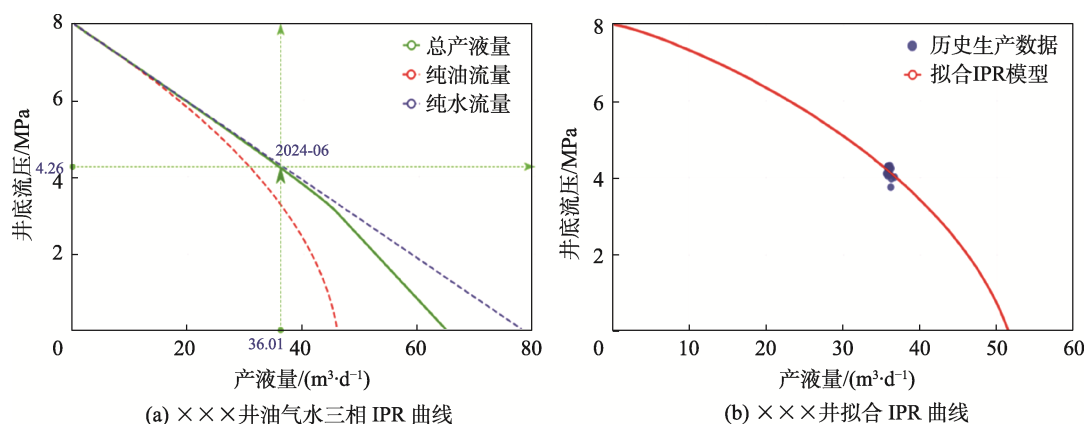


图10 ×××井拟合 IPR 曲线

根据得到的 IPR 拟合曲线, 可以得到不同井底流压下对应的产量, 结合实际情况, 输入不同的井底流压值, 可计算预期的产量, 帮助油田工程师优化生产策略, 提高油井的产能利用率。

3) 油田生产状况一体化评价模块。

结合大数据分析处理原则, 分别建立油藏、井筒、设备的原始评价指标体系。以原始指标体系为基础, 计算油井衍生特征, 例如加权孔隙度、加权渗透率、平均日产液量、平均日产油量等, 进一步建立油藏、井筒、设备多维评价指标矩阵。最后, 按照时间尺度、

区块和开发层系等空间尺度进行多维多尺度的指标矩阵合并, 建立油井生产智能评价综合特征矩阵。

采用大数据分析处理技术, 对油井综合特征矩阵进行数据清洗筛选和无量纲化处理。然后, 基于 Pearson 相关系数进行特征间相关性分析, 剔除强相关冗余特征, 从而在保留最大贡献率特征的同时实现特征矩阵的降维处理, 保证一体化评价模型的精准快速评价。相关性分析如图 11 所示。

基于 Pearson 相关系数原理对油藏、井筒和设备的综合数据进行相关性分析。相关系数由-1 到 1 颜

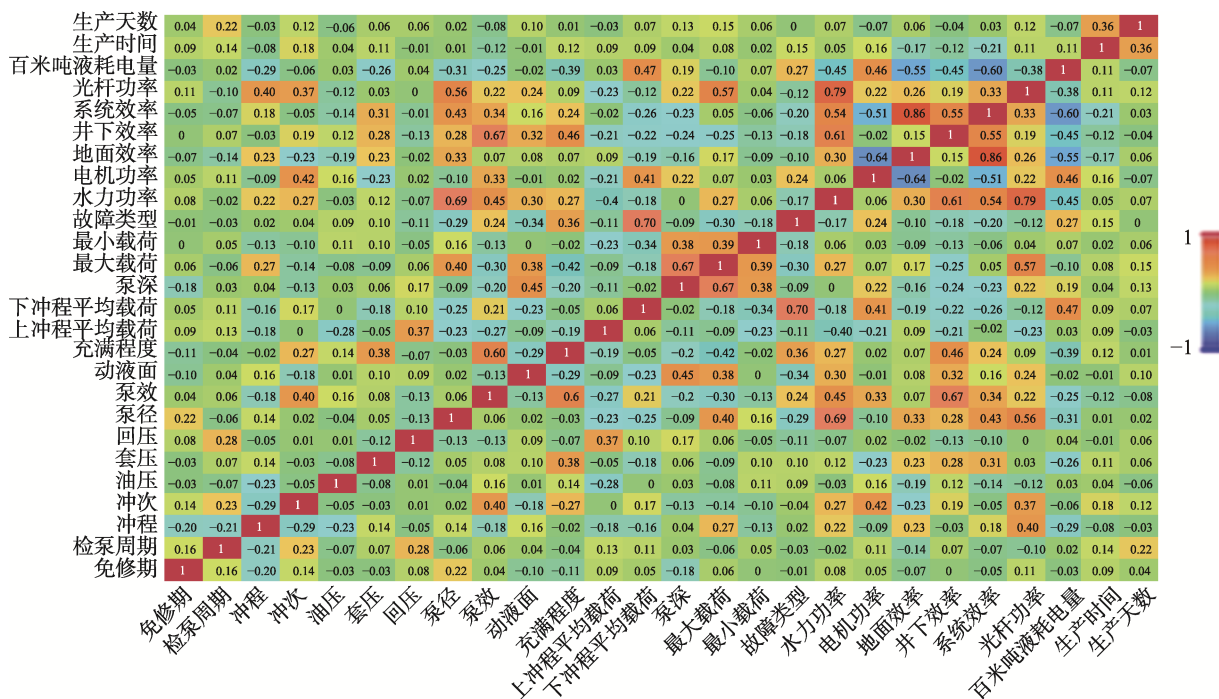


图 11 特征间热力图

色由蓝变红。如图 11 所示, 颜色越红则两个变量之间的相关系数就越大, 即相关性就越强。因为相关系数 ≥ 0.85 的两个变量所包含的信息量基本相同, 故将相关系数 ≥ 0.85 的两个变量删除其一, 本文删除“地面效率”。

基于 TOPSIS、灰色关联度、熵值法以及主成分分析法建立一体化生产状况评价指标体系, 对油藏、井筒、设备综合数据进行智能综合评价与分析。以 TOPSIS 为例, 将归一化得到的综合特征矩阵标准数据代入模型, 得到结果如图 12 所示。

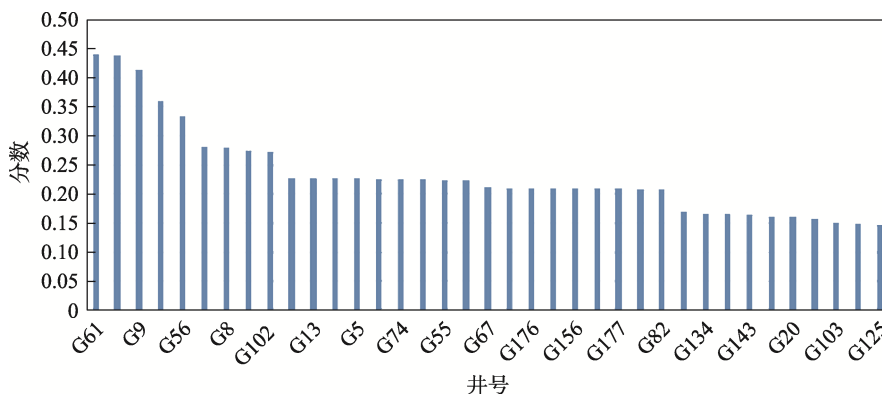


图 12 TOPSIS 法得分

由图 12 可以看出少数井得分较高, 包括 G61、G9、G56 等, 说明这些油井油藏-井筒-设备生产状况相对最优。对于评分最低的 G20、G103、G125 等几口油井, 应采取详细指标确认, 并采取地质改造、井筒检修、生产方案调整等措施。

4 结语

本研究成功设计并搭建了一套集举升工况分析、举升优化设计、油井综合评价及虚拟仿真等核心功能于一体的数智化综合云平台。通过融合大数据、人工智能与云计算技术, 该平台为油田开发的智能化决策

与精细化管控提供了关键技术支撑, 在实践中显著提升了生产运维的效率与科学性。

在科研创新与工程服务方面, 平台将油气开发理论与智能计算技术交叉融合, 形成的核心算法与模型已在伊拉克艾哈代布典型油田得到规模化验证与应用。针对该油田高含水、稳产难度大的挑战, 平台利用举升智能工况分析与优化设计模块, 实现了对井下工况的精准诊断与生产参数的实时优化, 累计完成 156 井次的调控措施, 增油 11.07 万 t, 助力艾哈代布油田突破可持续发展的资源潜力瓶颈, 达成了增油控水、降低成本的核心目标。

在国际合作与技术赋能方面,平台作为联合实验室的标志性输出成果,已成为与沙特、阿联酋、伊拉克等资源国开展技术交流与人才培养的重要载体。通过将国际油田的实际数据与场景嵌入平台,不仅为中外工程师提供了协同优化的工作平台,也实质性推动了我国自主智能油田开发技术标准的海外应用与认可,为“一带一路”沿线国家的油气田数字化、智能化转型提供了可复制、可推广的工程范式。此外,通过直接或间接采用该平台及相关核心技术,“一带一路”联合实验室已承担国家级科研项目 27 项,累计培训乌干达石油专业人才逾千人,并与多所海外高校联合培养硕博研究生,逐步构建了“技术研发—工程应用—国际人才培养”的全链条合作新模式。

未来,本平台将持续迭代优化,进一步深化与“一带一路”联合实验室的协同创新,拓展其在全油气开发产业链的应用广度,并积极探索与沿线国家在智能油田建设、数字孪生体构建等前沿领域的深度合作,持续为全球能源行业的智能化变革贡献中国智慧与方案。

参考文献 (References)

- [1] 陈丁, 苟路瑶, 卢山冰. “一带一路”倡议下中哈油气资源产业合作机制探索[J]. 西安石油大学学报(社会科学版), 2025, 34(2): 1–8, 17.
CHEN D, GOU L Y, LU S B. Exploration on the cooperation mechanism of China-Kazakhstan oil and gas resources industry under the belt and road initiative[J]. Journal of Xi'an Shiyou University(Social Science Edition), 2025, 34(2): 1–8, 17. (in Chinese)
- [2] 马涛, 王铁成, 卫乾. “十四五”油气上游业务数智化转型实践与展望[J]. 石油科技论坛, 2025, 44(3): 20–30.
MA T, WANG T C, WEI Q. Practice and prospect of smart upstream oil and gas transition in 14th Five-year Plan period[J]. Petroleum Science and Technology Forum, 2025, 44(3): 20–30. (in Chinese)
- [3] 张春生, 林杨, 魏刚, 等. 海上油田生产智能化关键技术及应用: 以渤海秦皇岛 32-6 油田为例[J]. 中国海上油气, 2024, 36(6): 186–193.
ZHANG C S, LIN Y, WEI G, et al. Key technologies and applications of intelligent production in offshore oilfield: A case study of QHD32-6 Oilfield in Bohai Sea[J]. China Offshore Oil and Gas, 2024, 36(6): 186–193. (in Chinese)
- [4] 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 W L, HAN D K. 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. (in Chinese)
- [5] 冯定, 王健刚, 张红, 等. 数字孪生技术在油气钻完井工程中的应用与思考[J]. 石油钻探技术, 2024, 52(5): 26–34.
FENG D, WANG J G, ZHANG H, et al. Application and prospect of digital twin in oil and gas drilling & completion engineering[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2024, 52(5): 26–34. (in Chinese)
- [6] 邱利瑞, 徐震, 王者云, 等. 面向智能油气田的数字化管理体系建设与实践[J]. 国际石油经济, 2022, 30(7): 53–63.
QIU L R, XU Z, WANG Z Y, et al. Construction and practice of digital management system for intelligent oil and gas fields[J]. International Petroleum Economics, 2022, 30(7): 53–63. (in Chinese)
- [7] 杨耀忠, 邵绍强, 宋清新, 等. 不同供液状况的有杆抽油泵举升过程参数模拟计算方法[J]. 石油钻采工艺, 2021, 43(3): 334–340.
YANG Y Z, BING S Q, SONG Q X, et al. A simulation calculation method for the lift process parameters of sucker-rod pump under different liquid supplying conditions[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2021, 43(3): 334–340. (in Chinese)
- [8] 杨圣贤, 严科, 段建辉, 等. 基于阶段生产数据的 IPR 曲线类型及意义[J]. 特种油气藏, 2017, 24(1): 92–95, 137.
YANG S X, YAN K, DUAN J H, et al. Classification and interpretation of IPR curve based on periodic production data[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2017, 24(1): 92–95, 137. (in Chinese)
- [9] 王云金, 周福建, 苏航, 等. 吉木萨尔凹陷页岩油储层压裂参数智能优化方法[J]. 石油勘探与开发, 2025, 52(3): 734–743. (in Chinese)
WANG Y J, ZHOU F J, SU H, et al. Intelligent optimization method of fracturing parameters for shale oil reservoirs in Jimsar Sag, Junggar Basin, NW China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2025, 52(3): 734–743. (in Chinese)
- [10] 雷群, 翁定为, 罗健辉, 等. 中国石油油气开采工程技术进展与发展方向[J]. 石油勘探与开发, 2019, 46(1): 139–145.
LEI Q, WENG D W, LUO J H, et al. Achievements and future work of oil and gas production engineering of CNPC[J]. Petroleum Exploration and Development, 2019, 46(1): 139–145. (in Chinese)
- [11] 姚洁, 陈海军. 基于 TOPSIS 和灰色关联度法的高校仪器绩效评价[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(11): 241–246.
YAO J, CHEN H J. Performance evaluation of university instruments based on TOPSIS and grey relational analysis[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2024, 43(11): 241–246. (in Chinese)
- [12] 张海锋, 刘世界, 冯毅, 等. 基于灰色关联度的井间动态连通性研究与应用[J]. 长江大学学报(自然科学版), 2016, 13(16): 38–41.
ZHANG H F, LIU S J, FENG Y, et al. Research and application of interwell dynamic connectivity based on gray correlation degree[J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2016, 13(16): 38–41. (in Chinese)
- [13] 谭风雷, 徐刚, 张鹏. 基于 TOPSIS 和熵值法的相似日变压

- 器顶层油温预测方法研究[J]. 电力科学与工程, 2021, 37(6): 62–69.
- TAN F L, XU G, ZHANG P. Research on top oil temperature prediction method of similar day transformer based on TOPSIS and entropy method[J]. Electric Power Science and Engineering, 2021, 37(6): 62–69. (in Chinese)
- [14] 张凯, 陈国栋, 薛小明, 等. 基于主成分分析和代理模型的油藏生产注采优化方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(3): 90–97.
- ZHANG K, CHEN G D, XUE X M, et al. A reservoir production optimization method based on principal component analysis and surrogate model[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2020, 44(3): 90–97. (in Chinese)
- [15] 潘少伟, 王朝阳, 张允, 等. 基于长短期记忆神经网络补全测井曲线和混合优化 XGBoost 的岩性识别[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2022, 46(3): 62–71.
- PAN S W, WANG Z Y, ZHANG Y, et al. Lithology identification based on LSTM neural networks completing log and hybrid optimized XGBoost[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2022, 46(3): 62–71. (in Chinese)

Design and implementation of an integrated cloud platform for intelligent and data-driven oilfield development

ZHANG Liming¹, ZHAO Xudong¹, JIANG Peiyin¹, QIN Guoyu¹,
WANG Xiaopu¹, ALFARISI Omar^{1,2}, ZHANG Kai^{1,3}

(1. School of Petroleum Engineering, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;

2. Dragon Oil Co. Ltd., Emirates National Oil Company, Dubai 009714, United Arab Emirates;

3. School of Civil Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China)

Abstract: [Objective] The rapid growth of the “Belt and Road” initiative has significantly boosted international oil and gas cooperation in resource-rich regions such as the Middle East, Central Asia, and Africa. However, these international projects often encounter challenges like complex geological environments, remote operation and maintenance needs, and varying technical standards. In this context, accelerating digital and intelligent transformation is crucial to help oilfields reduce costs, improve efficiency, and develop innovative industrial models. Traditional development methods struggle to handle the multi-source, high-dimensional data produced in modern oilfields. To promote the smart development of global oilfields, it is essential to build a digital-intelligent integrated cloud platform that combines data-driven decision-making, digital twin technology, and cross-disciplinary expertise. [Methods] We created a multi-module integrated cloud platform utilizing the interdisciplinary resources of the China–Saudi Petroleum Energy Belt and Road Joint Laboratory. The platform’s architecture is based on a cloud-native framework, comprising a data layer, an AI algorithm layer, and a control service layer. It incorporates back-end microservices, an Oracle database for reliable data management, and a progressive front-end framework for interactive visualization. The core technology consists of four specialized modules that perform intelligent analysis of artificial-lift operating conditions, optimize artificial-lift design, assess oilfield production performance, and run virtual simulations. By integrating these modules, the platform forms a seamless intelligent workflow from real-time condition diagnosis to production optimization and comprehensive performance evaluation. [Results] The platform has been successfully implemented in several major international projects, most notably within the Ahdab Oilfield in Iraq. Using the first module, the platform demonstrated its ability to analyze block-wide conditions and identify specific issues, such as gas lock and supply shortages, with high accuracy. In the Ahdab field, which faces challenges like high water cut and production stability issues, the platform completed 156 well-cycle control measures. These optimizations led to a total oil increase of 110 700 tons, effectively achieving objectives related to boosting oil production, controlling water production, and reducing operational costs. Additionally, the evaluation module proved effective in identifying low-performing wells by ranking them based on standardized multidimensional scores, enabling engineers to implement targeted geological and technical interventions. Moreover, the platform has served as a key tool for international collaboration, supporting 27 national-level research projects and training over 1 000 petroleum professionals from partner countries such as Uganda. [Conclusions] This study established a robust technological foundation for smart oilfield development. By integrating big data analytics, AI, and cloud computing, the platform bridges the gap between theoretical oilfield development and practical engineering applications. The successful deployment at the Ahdab Oilfield offers a replicable and scalable model for oilfields in Belt and Road partner countries. It enhances production management and decision-making efficiency and promotes international scientific cooperation. Future updates will aim to expand the platform’s application across the entire oil and gas value chain and further explore the use of digital twins in global energy transformation.

Key words: lifting optimization; big data; cloud platform; virtual simulation; multi-module

(编辑: 张利芳)