

引用格式:景帅,吴建军,马承杰.多模型油气开发智能诊断及优化技术研究与应用[J].油气藏评价与开发,2025,15(3):373-381.

JING Shuai, WU Jianjun, MA Chengjie. Research and application of intelligent diagnosis and optimization technologies for multi-model oil and gas development[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2025, 15(3): 373-381.

DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2025.03.004

多模型油气开发智能诊断及优化技术研究与应用

景帅¹, 吴建军¹, 马承杰²

(1. 中国石化信息和数字化管理部, 北京 100728; 2. 中国石化胜利油田分公司数智化管理服务中心, 山东 东营 257015)

摘要:随着油气开发难度增加和资源接替不足,传统的油气藏开发面临诸多挑战,亟须引入智能化分析手段以提高开发效益。研究聚焦常规油气藏及页岩气藏效益开发的需求和应用场景,创新性地提出了基于多模型的油气开发智能技术,实现了油藏经营效益决策、异常态势全面感知和智能均衡注采优化,有效促进了油藏资源开采的智能化,为多层复杂水驱油藏均衡注采、效益开发提供了技术支撑;构建了页岩气藏压力预测与产能因素分析技术,建立气藏异常预警机制,推送异常因素及产生原因,实现气藏由事后分析到提前预警、事前找人的转变,支撑气藏的效益开发;攻关建立了油井多模态自诊断与评价技术,实现抽油机井工况智能诊断、电泵井况自诊断与智能评价技术和油井动液面实时计算,辅助措施制定,实现对油井的精细化管理,注采调整更加及时精准,有效提高了油井生产时率。通过技术的综合应用,支持油气藏动态管控过程中的“全面感知、集成协同、预警、分析优化”新业务模式构建。此研究技术已在中国石化上游企业广泛推广,实际应用围绕多模型油气开发技术展开,为当前油气藏效益开发中的关键问题提供新的思路和技术路径,推动油气领域的数智化转型,促进了油气田的高效开发和高质量发展。

关键词:常规油气藏;页岩气藏;配产配效决策;开发态势感知;均衡注采优化;产能因素分析;工况智能诊断

中图分类号:TE311

文献标识码:A

Research and application of intelligent diagnosis and optimization technologies for multi-model oil and gas development

JING Shuai¹, WU Jianjun¹, MA Chengjie²

(1. Sinopec Group Information and Digitalization Management Department, Beijing 100728, China; 2. Digital Intelligence Management Service Center, Sinopec Shengli Oilfield Company, Dongying, Shandong 257015, China)

Abstract: With the increasing difficulty in oil and gas development and insufficient replacement of resources, traditional development of oil and gas reservoirs faces multiple challenges, requiring intelligent analysis solutions for enhanced development efficiency. This study focused on the demand and application scenarios for efficient development in conventional oil and gas reservoirs and shale gas reservoirs and proposed an innovative intelligent technology for oil and gas development based on multi-model approaches. It enabled decision-making of production and efficiency allocation, comprehensive abnormal situation awareness, and intelligent balanced injection-production optimization. This effectively promoted the intelligent exploitation of reservoir resources, providing technical support for balanced injection-production and efficient development in multilayered complex waterflood reservoirs. A pressure prediction and capacity factor analysis technology for shale gas reservoirs was developed, along with an abnormality warning mechanism to push alerts about abnormal factors and their root causes. This achieved a transition from post-event analysis to early warning and pre-emptive intervention, thereby supporting the efficient development of gas reservoirs. Breakthroughs were made in establishing a multi-modal self-diagnosis and evaluation technology for oil wells, achieving intelligent diagnosis of pumping well operating conditions, self-diagnosis and intelligent evaluation of electric pumping well conditions, and real-time calculation of dynamic fluid levels in oil wells. These supported measure formulation, enabled refined management of oil wells, and made injection-production adjustments more timely and accurate, effectively improving the production time ratio of oil wells. The integrated technology application supported developing a new operational model featuring “comprehensive awareness, integrated coordination, early warning, and analysis and optimization” for the dynamic management and control of oil and gas reservoirs. These research technologies have been widely promoted among upstream companies of Sinopec, with practical application focusing on multi-model oil and gas development technologies. This study offers new ideas and technical approaches to address key challenges in the efficient

收稿日期:2024-07-24。

第一作者简介:景帅(1974—),男,高级工程师,主要从事信息与数字化管理工作。地址:北京市朝阳区朝阳门北大街22号,邮政编码:100728。

E-mail:jings@sinopec.com

基金项目:中国石化科技项目“油藏-井筒-地面智能协同诊断技术研究”(P20032)。

development of oil and gas reservoirs, driving the digital and intelligent transformation of the oil and gas sector and facilitating the efficient and high-quality development of oil and gas fields.

Keywords: conventional oil and gas reservoirs; shale gas reservoir; decision-making of production and efficiency allocation; development situation awareness; balanced injection-production optimization; capacity factor analysis; intelligent diagnosis of operating conditions

习近平总书记多次强调要将能源的饭碗牢牢地端在自己的手里,油气资源是重要的战略物资,直接关系到国家社会和经济的发展,因此,如何提升能源开发水平迫在眉睫,能源安全至关重要。据海关总署2024年12月进口主要商品量值表可知,2024年,中国原油进口量约 5.53×10^8 t,对外依存度约71.7%;天然气进口量约 1.822×10^8 m³,对外依存度为40.9%。油气田企业作为传统能源行业,受绿色低碳发展、全球地缘政治、经济形势和市场博弈等外部因素影响,以及自身稳产压力大、运营成本高、劳动生产率低等问题,亟须利用智能化技术推动企业数字化转型、智能化发展,变革劳动组织形式、生产运营模式,优化勘探开发决策、精细运行管控,支撑企业高质量发展。

1 背景

近年来,以人工智能、大数据为代表的新一代信息技术迅猛发展^[1-3],国内外油气公司积极探索数字化、智能化技术在油气行业中的应用^[4-6]。为加强信息技术与业务的融合发展,围绕国家智能制造发展战略,中国石化开展了全产业链智能化“田厂站院”建设。

按照统一部署,智能油气田建设历经了整体规划与总体设计、试点建设与应用、扩大试点与推广3个阶段,建成油气藏动态管理、单井管理、管网管理、设备管理、HSE管理、生产运行优化、协同研究7大业务应用,已在胜利海洋、中原普光、江汉涪陵和西北油田全面应用。在智能油气田建设过程中,针对油气藏类型多、非均质严重、连通性差等特点,研究与应用多模型油气开发智能诊断与优化技术,对油气藏生产动态的全面感知、预警、优化运行、科学决策尤为重要。

2 业务需求与应用场景

2.1 常规油气藏动态管理

针对油气藏动态管理方面存在的异常发现滞后、经验传承困难、缺乏分析手段等问题,依托油气藏模型成果、算法模型、大数据技术等方法技术^[7],开展适用于指标巡检、动态诊断、分级预警、方案处置、效果跟踪等功能,实现对油气藏管理的自动不间断巡检、超前控制主动分析、异常诊断及效果跟踪的闭环管理模式,提高分析及针对性。

2.1.1 指标健康巡检

梳理包括生产指标、开发指标、工程指标等影响油气藏开发动态和效果的相关指标,建立油气藏开发管理指标体系,再利用油气藏指标计算模型实时更新指标参数,按照不同的用户对象提供指标动态可视化监控。然后,结合大数据相关性分析技术,构建大数据分析数据集,提升数据处理能力和分析效率,将油气田开发生产数据中指标变化原因结合开发现状进行开发指标预测,辅助论证油气藏开发生产的可行性。

基于油气藏与井、指标间相互关联关系,利用油藏工程算法模型,对开发、生产、工程等不同类型指标进行自动计算,将计算结果结合巡检情况,对油气藏异常指标及异常井进行预警,并智能推送异常因素及挖潜方向。

2.1.2 动态异常诊断

利用油气藏模型成果、油气藏工程算法、矿场经验以及大数据工具,建立油气藏井间连通分析、井间干扰和出水等动态诊断模型。基于油气藏动态诊断模型,对油气藏注采平衡状态进行诊断,诊断动态异常区域、异常井,并进行自动推送。

基于油气藏动态诊断模型、注采对应分析模型,针对不同油气藏类型、开发生产特征、地质情况等方面,对油气藏动态异常进行智能诊断,为综合评价油气藏开发效果、井间注采平衡等提供支持。

2.1.3 动态在线分析

集成油水井各类油气藏地质方面的静、动态资料,对油气藏区块进行开发生产分析,实时掌握油气藏生产动态,挖潜区块生产动态变化原因,对油气藏进行实时动态开发分析,辅助制定油气藏调整措施。

依托新井、措施、注采调研、群扶群策等方案的预测和开发生产动态数据,建立新井作业措施、注采调配等跟踪评价模型,实现对各类生产动态的自动跟踪分析、多方法评价。结合静态参数、注采动态数据等建立注采矛盾分析模型,智能分析层间平面注采矛盾^[8-10],再基于注采矛盾诊断结果,优化注采调配方案^[11],自动推送调配方案建议,预测调配效果。

2.2 页岩气藏动态管理

页岩气藏动态管理包括产能因素分析、动态在线分

析、指标健康巡检、开发预警、动态异常诊断和气藏可视化等^[12-13]。其中,产能因素分析又包含气藏模型分析、特征工程、产能主控因素分析和井底流压分析。考虑到页岩气层天然缝、地应力、含气性、可压性等地质参数,以及排量、砂量、分段长度等工程参数对产能的影响机理不明,需要开展产能因素分析,从而优化钻井设计和压裂设计。

2.2.1 气藏模型分析

传统的气藏模型分析依赖于有限的数据库和人工手动计算处理,难以准确反映复杂地质条件下的储层特性,导致钻探风险高、生产效率低下。研发气藏模型分析的应用功能可以通过线上集成曲率、脆性、孔隙度、渗透率等多属性数据,建立岩石物理模型动态管理机制。另外,利用大数据分析技术,进行地下模型的数据挖掘,建立气藏模型与产能、钻速、地层稳定性等的关联关系,能够更精细地刻画储层结构,提高钻探成功率和资源利用率。在江汉油田涪陵页岩气田开发过程中精准的气藏模型分析有助于减少不必要的钻探尝试,加快开发进度,有效提升产能,在减少钻探失败和无效作业的基础上可以直接降低开发成本。

2.2.2 特征工程

对于页岩气藏数据的特征提取以往主要依靠实践经验和人工分析,提取速度较慢且准确性难以保证。通过建立自动化的特征提取流程,不仅提高了数据处理的速度,还增强了模型的泛化能力。首先,广泛收集气藏模型分析成果、测录井、压裂试气等原始数据,进行数据清洗,处理缺失值、异常值和噪声等数据,再使用统计方法按照单井、小层段、射孔段、压裂段分别抽取数据,包括:轨迹参数、气测、测井、测井解释、压裂、产气剖面、产量。然后,通过卷积运算提取地质因素、工程因素单段最大、最小、均值、均质性等特征,再对这些特征进行聚类处理,形成特征库。最后,基于系统的固化规则对特征进行自动化测井评价、含气性评价、可压性评价等,为产能因素分析提供数据基础。

2.2.3 产能主控因素分析

产能预测主要基于历史数据和经验,缺乏对多变量之间复杂关系的有效把握。因此,利用机器学习方法建立属性因素、地质因素、工程因素与产能关系模型,实现钻前、钻后产能因素分析,分区找出影响产能的主控因素,为产能动态预测提供基础。同时,针对气田深化开发的情况,进一步分析产水异常、低产异常,并结合专家经验形成判断,以便更好地掌握页岩气井

产能的动态变化特征。

2.2.4 井底流压分析

井底流压监测以往依赖于定期的人工测量,数据更新频率低,无法及时反映生产状况的变化。为更好地辅助产量预测,在强化已有流压动态监测应用基础上进行区域分时、分层数据自动抽取,实现区域动静态数字化、常态化管理,再通过大数据分析和机器学习融合静态数据,建立生产压力与井底流压关系模型,实现井底流压预测,为生产优化、措施模拟提供数据基础。

3 方法研究与技术实现

3.1 基于多模型的复杂水驱油藏效益开发智能诊断与优化技术

针对多层水驱油藏开发面临的效益配产难度大、异常感知滞后、注采不均衡等难题,提出并实现了多模型效益开发智能诊断与优化技术。通过建立产量和效益耦合测算模型、开发态势异常感知模型、均衡注采优化模型,实现了油藏经营效益决策、异常态势全面感知和智能均衡注采优化,有效促进了油藏资源开采的智能化,为多层复杂水驱油藏均衡注采、效益开发提供了技术支撑^[14-15]。

3.1.1 基于厂、区、单元三级“产量+效益”的油藏配产配效决策方法

胜利海洋采油厂拥有开发井876口,每年初要进行效益配产工作,存在产量预测和配产工作量大,产量、成本、效益匹配难度大,配产动态调整可操作性差等问题。针对上述问题,以油藏效益最大化为目标,根据年度产量指标及开发形势,从新井投产、优化调整油井作业、老区稳产长效投入安排等方面,进行各个区块、单元的新井、老井、措施井产能情况分析,利用新井、老井、措施井产量构成算法、水驱自然递减算法和方案经济效益算法,构建“产量+效益”配产配效模型,研发厂、区、单元三级动态配产配效产量预测技术方法,再依据笛卡尔积算法把新井、老井、措施井计划配产进行累加,形成多套年度配产方案,最后,针对当前的油价和单井开发成本,自动预测利润,实现业财融合,进行方案优选,为技术分析人员、管理人员自动推送最佳的效益配产方案(图1)。

在采油厂日常和月度生产中,分单位、分构成实时跟踪产能趋势,预测不同时间窗产量完成情况,发现问题及时调整,实现效益配产、跟踪监控、优化调整的闭环管理,使产能分析更加高效、预警响应更加及时、产量管理更加精准。

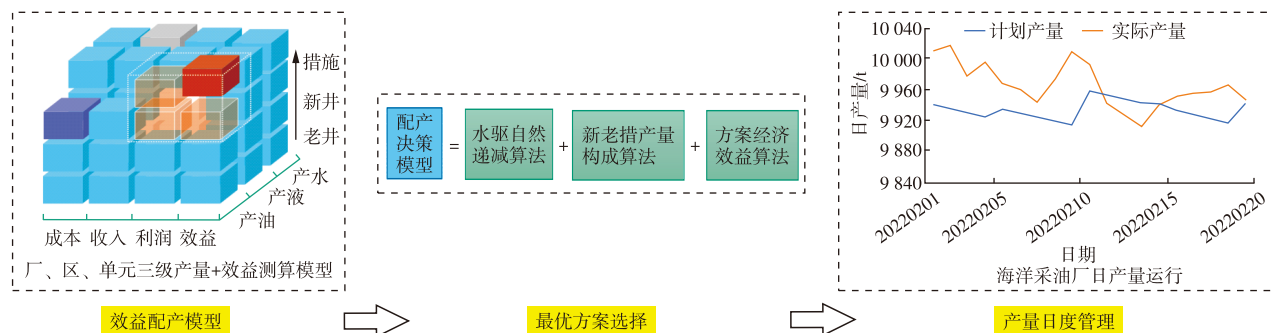


图1 配产配效决策方法

Fig. 1 Decision-making method of production and efficiency allocation

与传统的通过人工分析配产配效相比,利用油藏智能配产配效技术,配产配效从仅关注产量向注重开发效益转变,使产能分析更加高效。以一个管理区的油气井产量分析为例,主要有以下3方面提升:①配产配效更加科学,从注重产量向注重开发效益转变,突出效益产量;②产量分析更加高效,由传统方式的1名开发技术人员需7 d转变为1名开发技术人员仅需10 min就能高效完成;③产量管理更加精准,产量变化精准追踪到责任人,精准分析到主控因素,措施制定也更加精准、更加及时。研究表明:配产、配效能快速发现注采矛盾突出的油藏单元。

2023年以来,海洋采油厂在配产配效技术指导下,开展水井调配317井次,受效油井含水整体下降0.9%,已增油 3.5×10^4 t,减缓自然递减率约1.1%。

3.1.2 基于业务逻辑和专家经验的异常开发态势感知方法

为实现采油厂稳产、上产,油藏业务人员要对油气藏、单井、设备设施等诸多指标,进行液量、油量、含水等指标的统计维度和规则进行分析,但传统的方式主要依靠生产现场识别、手动定期对比指标变化或开发趋势,仅凭个人经验对问题作出判断,存在生产中异常问题识别滞后或不能有效识别的问题。针对这一问题,根据油田开发业务逻辑构建单元、井组、单井三个维度的开发指标、生产指标、经营指标、管理指标和工程指标监测体系,研发指标自动提取、计算合成、维度配置为一体的指标配置管理功能(图2)。另外,依托专家经验构建了11类异常感知模型,并提供了异常表征规则配置环境,业务专家可以非常灵活地定制指标组合、跟踪周期、预警规则,将专家经验转化为可配置、可视化模型,实现了开发态势定时自动巡检、显性异常实时预警、隐性异常智能判断。

异常开发态势感知方法使油藏分析从传统的定期分析发现问题变为智能巡检实时发现问题,通过自动推送油水井、注采井组、单元、区块、油藏的异常,快速分析所需要的资料,自动进行效果跟踪和统计分析,每年可节省

业务人员1个月的时间,问题发现的及时率由50%提高到95%,及时发现异常避免躺井3次,减少作业3次,节省作业费用1500万元,避免产量损失900 t。

3.1.3 基于数模成果的油藏均衡注采优化方法

经过长期注水开发,油藏进入高含水期,形成优势渗流通道,储层内水驱效果不均衡程度增加,导致部分区块水淹严重,其他区域采收率降低。传统以液定注的平衡配注模式适应性变差^[16-18],无法满足油藏经济高效开发的需求。针对这一问题,采取油藏均衡注采优化方法提高采收率:①利用流线法数模成果的小层含水和井层含水差值,建立小层注采比量化预测模型^[19-21],定量计算并推送小层效益配注方案;②基于储层参数、开发动态等数据,考虑边水影响等修正系数,建立井/层注水量及采出量分配系数,构建实际注采比计算模型,实现实际注采比科学计算;③通过2个模型的融合应用,对注采调整合理性、可行性综合研判,支持均衡注采优化调整(图3)。

油藏均衡注采优化方法实现了注采调配由单井调配向井组调配转变、事后调配向事前调配转变、定性调配向定量调配转变、以液定注向效益配注转变。通过建立适应于海上整装多层多向对应油藏的注采调配工作流程,配注优化时间从5 d缩短到1 d,节约时间约80%;地下流场更加协调均衡,调配有效率由50%提高到80%。研究成果表明,注采调配工作流程和专家经验库可以提高注采调配效率。

3.2 基于聚类多模型的页岩气藏压力智能预测与产能因素分析技术

针对页岩气田开发成本高、非常规气藏开发难度大等问题,利用气藏研究成果及实时数据,结合气藏工程、气藏异常预警机制、专家经验构建多因素产能分析模型,推送异常因素及产生原因,实现气藏由事后分析到提前预警、事前找人的转变,气藏专家由主观制定措施和逐级

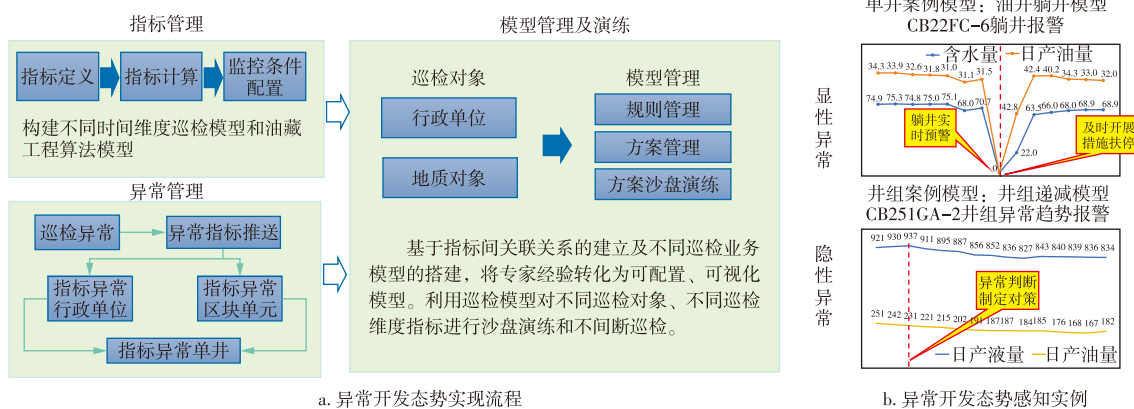


图2 异常开发态势感知方法

Fig. 2 Abnormal development situation awareness method

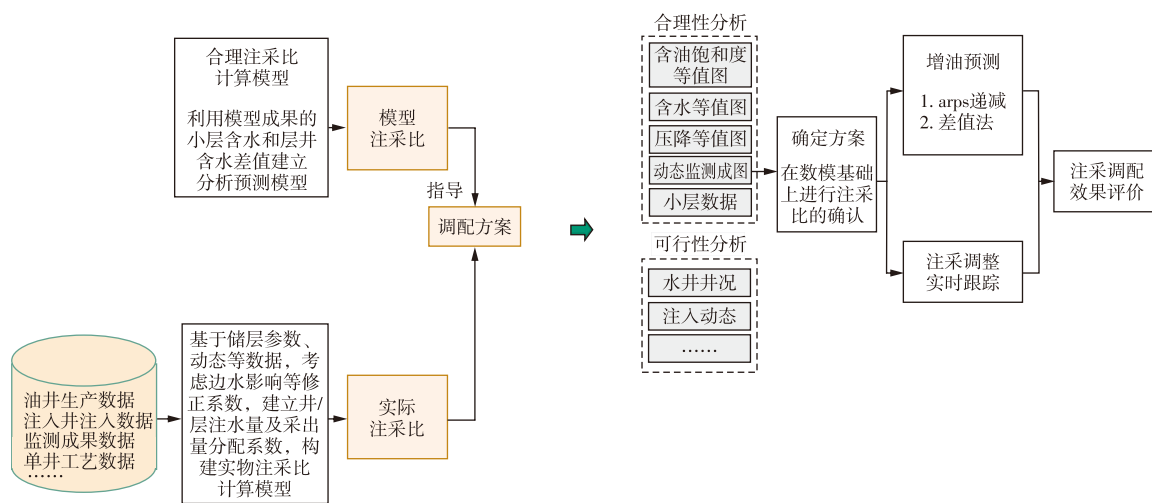


图3 油藏均衡注采优化方法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of balanced injection-production optimization method for oil reservoirs

申报决策转变为多学科的数字化精准分析、研究、决策,有效提升决策效率与精准度,从而实现油气藏的效益开发。

3.2.1 基于加权聚类多模型的气藏生产压力预测和预警方法

页岩气生产过程中涉及地质条件、工程参数、生产数据等多种因素,生产压力的预测难度大,传统的单一模型往往难以捕捉这些复杂因素之间的非线性关系。因此,利用加权策略的扭曲K均值算法(WWKM)进行聚类,再结合贝叶斯方法与多模型建模(Elman)神经网络构造时间序列加权预测模型,建立基于加权聚类多模型的气藏生产压力预测算法,预测页岩气生产压力变化趋势,有效地提高预测的准确性和鲁棒性,算法流程为(图4):①输入地质、地球物理、工程和生产等历史数据,完成数据预处理和标准化后,选择与生产压力相关的特征,如孔隙度、渗透率、日产气量等;②再根据特征

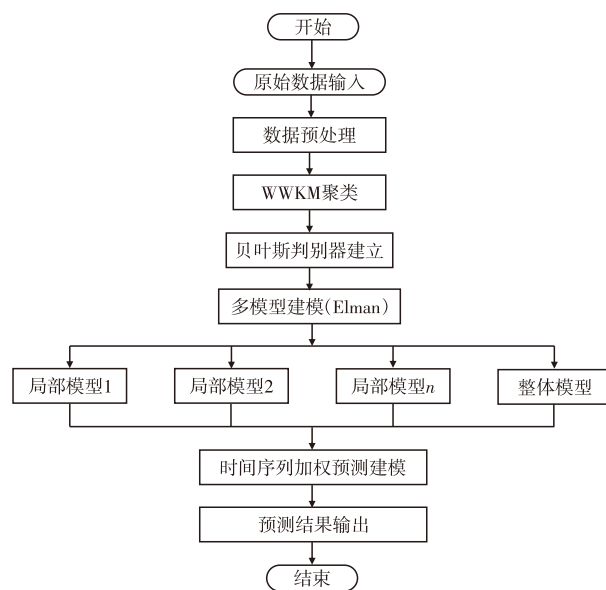


图4 基于加权聚类多模型的气藏生产压力预测算法流程
Fig. 4 Algorithm flowchart of gas reservoir production pressure prediction based on weighted clustering multi-model

重要性和相关性设置权重,使用WWKM算法对生产压力数据进行聚类,识别不同的压力模型;③使用贝叶斯方法优化每个模型的参数^[22-24],为每个聚类中心训练1个Elman神经网络模型,将多模型进行时间序列加权集成,形成最终的预测模型,使用测试集数据评估模型的预测性能,确保模型的准确性和鲁棒性,最终输出压力预测值。

以涪陵某采气管理区气井为例,在一次压力异常时,连续关井长达7 d后才完成异常问题排查与人工检修,而在实施应用基于加权聚类多模型的气藏生产压力预测和预警方法后,能自动发现气井异常并提醒,与原来常规人工判断相比,减少了约10%的工作强度,实现了气井低压预警,协同开关井,辅助气藏管理人员提前制定关井压力恢复、气举、泡排等生产措施,缩短停井时间、节约前期准备时间。

3.2.2 基于聚类与关联规则的页岩气田产能因素分析方法

针对传统方法无法准确判定影响页岩气产能的复杂因素,且不同开发分区页岩气井的影响因素不同,研究利用聚类算法对地质、产能等多特征参数进行聚类,分析不同地质分区情况下的地质、工程参数的主控因素,并根据关联规则分析主控因素之间的关联关系,指导井距优化、调整井压裂工艺设计优化、重复压裂施工参数优化等,实现压裂参数推荐。

由于涪陵焦石坝区块不同开发分区页岩气井的影响因素不同,因此,在涪陵页岩气田开发过程中通过特征工程(递归特征消除)、K-means等聚类算法,通过关联规则和聚类算法相结合的方法,输入包括:地应力、随钻测录井、压裂长度、段长、簇间距、加砂强度、用液强度、排量、测试产量、无阻流量、阶段累计产量等地质、工程、生产数据,经过产能因素分析算法流程的特征工程、聚类、关联规则的算法分析后^[25-26],最终输出主控因素排序结果(图5)。

涪陵页岩气田某采气区块气井通过对产能因素分析技术的应用,分析了影响该区块产能排序前4的因素为孔隙度、水平段长度、压裂参数、优质层穿行率。研究针对新井进行钻井设计优化、延长水平井段,确保研究段位于最佳产气层位内,保证较高的优质层穿行率,再采用多级分段压裂方案来增加裂缝网络复杂度,增强储层改造效果,实现完井与压裂技术改进。通过对比未采用优化方案的老井发现,新井采收率提升30%以上,说明产能因素分析技术可有效提高采收率,适合推广应用。

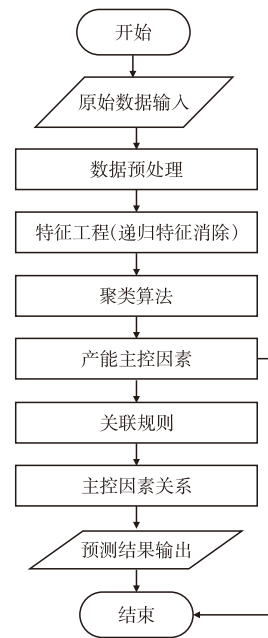


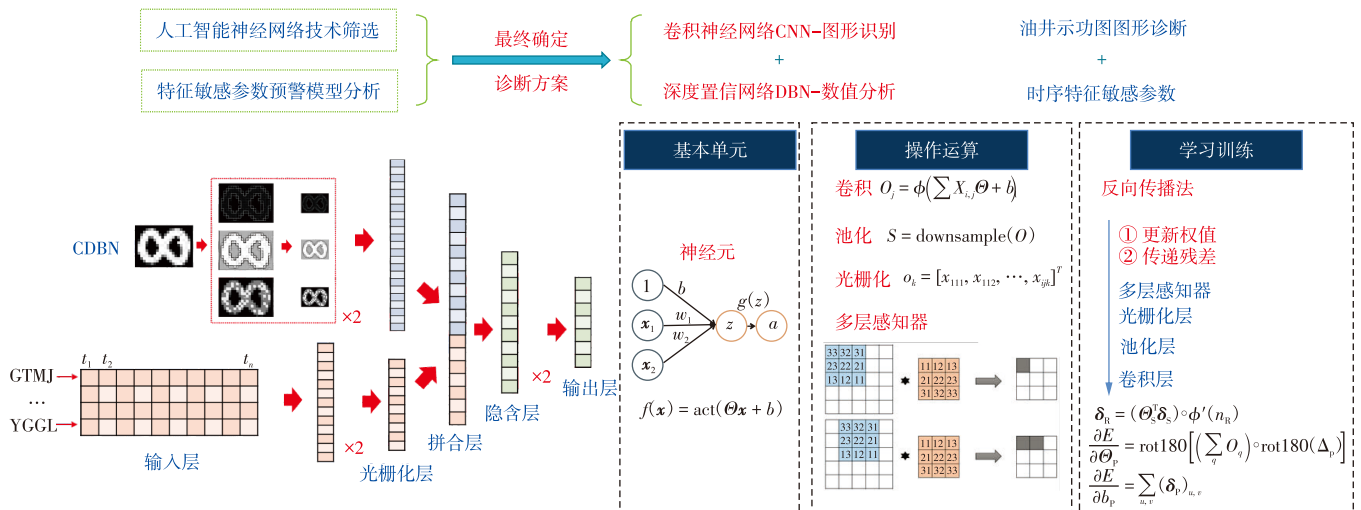
图5 基于聚类与关联规则的页岩气田产能因素分析算法流程
Fig. 5 Algorithm flowchart of shale gas field capacity factor analysis based on clustering and association rules

3.3 油井多模态自诊断与智能评价技术

3.3.1 基于“神经网络+专家规则”的抽油机井工况智能诊断技术

示功图分析法是油井工况诊断最主要的方法^[27-29],但这一方法主要是借助油田工程师的知识和实际工作经验,观察示功图曲线特征和对比样本库里的标准示功图来进行分类。近年来,利用高频度采集的海量油井示功图数据结合深度卷积神经网络实现油井工况智能诊断的示功图分析法成为业界普遍采用的智能诊断技术,但存在的诊断准确率低、泛化性低的问题。

针对油气井工况诊断问题,深入分析了卷积神经网络(CNN)、深度置信网络(DBN)等深度学习算法的适用性,建立了“CNN+DBN”的油井工况诊断神经网络,神经网络设计2个输入端,一端输入示功图进入CNN,另一端输入特征敏感参数进入DBN,训练集按照示功图及其对应敏感参数为一组,打上其对应的标签进行训练,训练准确率、测试准确率、训练时间作为神经网络性能分析的指标,进行后续优化,再在光栅化层后增加了拼合层,将2种神经网络进行拼合,构建了多模态卷积深度信念网络(CDBN)工况智能诊断模型,并利用模型完成对工况样本库的学习,并通过反复优化进一步提升了算法性能(图6)。针对工况智能诊断技术推广过程中,部分工况训练样本不足、迭代周期不够等可能导致误报较多的问题,需提取出各工况所对应数据的规律特征,形成工况诊断的专家规则知识库,进一步构建了“神经网络



注: z 为某一层神经元的结果; $g(z)$ 为非线性变换函数; a 为神经元计算结果 z 经过 $g(z)$ 非线性变换后的结果; O_j 为卷积层输出的第 j 个特征图结果; ϕ 为激活函数; $X_{i,j}$ 为输入数据张量,其中, i 表示样本索引, j 表示特征维度; Θ 为权重矩阵,实现输入特征的线性变换; b 为偏置项,用于调整输出特征的偏移量; S 为池化层输出结果; O 为池化层的输入特征图; downsample 为下采样函数; o_k 为光栅化处理后的二维特征向量; x_{ijk} 为输入特征图中元素, i,j,k 表示其在原始特征图中的不同空间位置和通道信息; $f(x)$ 为多层感知器的输出结果; act 为激活函数; x 为输入向量(如神经元的输入特征); b_1 为偏置项,增强模型的拟合能力; δ_r 为卷积层的误差项,用于反向传播中传递梯度; Θ_s^t 为池化层到卷积层权重矩阵 δ_s 的转置; δ_s 为池化层的误差项; \circ 为逐元素乘法(Hadamard积); ϕ' 为激活函数的导数; n_r 为卷积层神经元的输入; $\frac{\partial E}{\partial \Theta_p}$ 为损失函数 E 对卷积层权重 Θ_p 的梯度; rot180 为矩阵旋转180度的操作,用于调整梯度方向; O_j 为卷积层输出特征图; Δ_p 为权重更新相关的参数矩阵; $\frac{\partial E}{\partial b_p}$ 为损失函数 E 对卷积层偏置 b_p 的梯度; δ_p 是卷积层的误差项矩阵; u,v 为误差项矩阵 δ_p 的行列索引。

图6 “CNN+DBN”的油井工况诊断神经网络

Fig. 6 “CNN+DBN” neural network for diagnosis of oil well operating conditions

络+专家规则”的工况诊断方法,降低诊断报警的误报率,使油井管理人员能够更加及时、准确地发现油井工况问题,制定措施更加高效精准。

通过推广基于“神经网络+专家规则”的抽油机井工况智能诊断技术^[30-32],为胜利油田23000余口抽油机井进行工况智能诊断,实现油管漏油、杆断等17种工况异常自动识别,日均诊断1.7万口井,准确率提升至84.3%,进一步提高了油气井产能。

3.3.2 基于“大数据+机器挖掘”的电泵井况自诊断与智能评价技术

针对电泵井长寿命生产的要求,构建电泵井工况智能诊断算法和油井分类管理评价及优化模型,形成油井生产状况自诊断与智能评价体系,解决了过去工况分析严重依赖人工经验、工作量大、分析不及时等问题,提高了电泵井运行问题辨识和优化的时效性和针对性。

研究技术将电泵井工艺自动化数据、毛细钢管数据、井下多参数仪数据进行集成,利用傅里叶变换、决策树等算法,构建电泵井工况智能识别模型,进行工况分类样本库的建立和模型训练,实现电泵井气体影响、抽空、杂质、砂卡、吸入口堵塞等工况的实时诊断、超前预警,提高单

井诊断的及时性、准确性。建立产液计算模型,依托采油工程中功率法作为约束条件,采取模拟退火或者LSTM神经网络训练的算法模型。在电泵井工艺自动化逐步完善的基础上,利用实时数据依托算法模型进行软件计算产液量,替代手工计算产液量,具有成本低、时效性高等优点,能够实现分钟级产液量、产液能力的估算。基于专家经验,构建油井分类定量评价模型,对电泵井实现分类管理,定时对油井生产情况进行分类评价和推送油井管理建议,提升电泵井技术管理水平。

3.3.3 基于机理-数据联合驱动的油井动液面实时计算技术

针对传统生产方式下油井动液面等关键生产参数仍靠人工获取,存在数据无法实时获取、部分井测不出、成本高等问题,采用机理模型与大数据模型融合的技术路线,建立动液面实时计算模型,对油井动液面实时运算,指导业务人员及时优化注采关系、调整生产参数,实现对油井的精细化管理。

研究技术充分挖掘实时采集的油井生产数据,结合采油工程技术、多相管流理论和计算机技术,将抽油机井地面示功图进行筛选、建立并修正抽油机井杆液系统动力学耦合模型,以消除地面示功图中包含的杆

柱变形、杆柱黏滞阻尼以及杆柱和液柱的振动和惯性等的影响,获得能够真实反映抽油泵工作状况的泵示功图。根据泵示功图的工况特点,建立泵示功图曲线的曲率计算模型和柱塞有效冲程的计算模型,实现油井产液量在线计量和监测。为提高模型计算准确率和时效性,攻关了实时数据质量清洗和并行处理计算技术,对“空假哑”数据自动过滤,实现了动液面数据全量、快速、准确地获取,在现场应用中,模型计算平均准确率超过90%。

4 结论

利用多模型油气开发智能诊断及优化技术,开展油气藏动态管理智能化应用,研究方法在胜利海洋、中原普光、江汉涪陵和西北油田等企业成功推广应用。研究成果如下:

1) 通过生产异常超前预警、注采调配持续优化,降低了自然递减率,控制了含水率上升。

2) 通过措施井优选,形成了挖潜-选型-实施-评价的低效井智能预警,实现了低效井异常问题的精准识别、精准施策,减少停井次数、占井时间,支撑油气田效益开发。

3) 依托已形成的技术成果的推广应用,实现各环节成果、模型的沉淀,推进勘探开发、地质工程一体化,变革传统管理模式、工作范式,支撑多专业领域的并行协作与信息共享,为中国能源行业的智能化转型提供可借鉴的实践经验。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 李阳,廉培庆,薛兆杰,等.大数据及人工智能在油气田开发中的应用现状及展望[J].中国石油大学学报(自然科学版),2020,44(4):1-11.
LI Yang, LIAN Peiqing, XUE Zhaojie, et al. Application status and prospect of big data and artificial intelligence in oil and gas field development[J]. Journal of China University of Petroleum(Edition of Natural Science), 2020, 44(4): 1-11.
- [3] 李剑峰.智慧石化建设:从信息化到智能化[J].石油科技论坛,2020,39(1):34-42.
LI Jianfeng. Construction of intelligent petrochemical industry: From information to intelligence[J]. Petroleum Science and Technology Forum, 2020, 39(1): 34-42.
- [4] 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.
- [5] 刘伟,闫娜.人工智能在石油工程领域应用及影响[J].石油科技论坛,2018,37(4):32-40.
LIU Wei, YAN Na. Application and influence of artificial intelligence in petroleum engineering area[J]. Oil Forum, 2018, 37(4): 32-40.
- [6] 于金彪.油藏数值模拟历史拟合分析方法[J].油气地质与采收率,2017,24(3):66-70.
YU Jinbiao. History matching analysis method on reservoir numerical simulation[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2017, 24(3): 66-70.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 谷建伟,周梅,李志涛,等.基于数据挖掘的长短期记忆网络模型油井产量预测方法[J].特种油气藏,2019,26(2):77-81.
GU Jianwei, ZHOU Mei, LI Zhitao, et al. Oil well production forecast with long-short term memory network model based on data mining[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(2): 77-81.
- [10] 侯春华.基于长短期记忆神经网络的油田新井产量预测方法[J].油气地质与采收率,2019,26(3):105-110.
HOU Chunhua. New well oil production forecast method based on long-term and short-term memory neural network[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2019, 26(3): 105-110.
- [11] 阳晓燕.非均质油藏水驱开发效果研究[J].特种油气藏,2019,26(2):152-156.
YANG Xiaoyan. Waterflood development effect study of heterogeneous reservoir[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(2): 152-156.
- [12] 黄帅,彭彩珍.基于灰色关联的产量递减因素分析[J].油气藏评价与开发,2018,8(4):33-35.
HUANG Shuai, PENG Caizhen. Study on production decline factors based on gray correlation[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2018, 8(4): 33-35.
- [13] 张茂林,廖洪,杨龙,等.页岩气藏储量计算方法分析[J].油气藏评价与开发,2017,7(3):67-73.
ZHANG Maolin, LIAO Hong, YANG Long, et al. Reserve calculating method of shale gas reservoir[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2017, 7(3): 67-73.
- [14] 杨耀忠,谭绍泉,孙业恒,等.油气勘探开发综合研究数字平台建设及应用[J].油气藏评价与开发,2021,11(4):628-634.
YANG Yaosheng, TAN Shaoquan, SUN Yeheng, et al. Construction

- and application of digital platform for comprehensive research of oil and gas exploration and development[J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2021, 11(4): 628-634.
- [15] 梁文福. 油田开发智能应用系统建设成果及展望[J]. *大庆石油地质与开发*, 2019, 38(5): 283-289.
- LIANG Wenfu. Constructed achievements and prospects of the intelligent application system for the oilfield development[J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2019, 38(5): 283-289.
- [16] 任燕龙, 谷建伟, 崔文富, 等. 基于改进果蝇算法和长短期记忆神经网络的油田产量预测模型[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(18): 7245-7251.
- REN Yanlong, GU Jianwei, CUI Wenfu, et al. Oilfield production prediction model based on improved fruit fly algorithm and long-short term memory neural network[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(18): 7245-7251.
- [17] 刘巍, 刘威, 谷建伟. 基于机器学习方法的油井日产油量预测[J]. *石油钻采工艺*, 2020, 42(1): 70-75.
- LIU Wei, LIU Wei, GU Jianwei. Oil production prediction based on a machine learning method[J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2020, 42(1): 70-75.
- [18] 吴君达, 李治平, 孙妍, 等. 基于神经网络的剩余油分布预测及注采参数优化[J]. *油气地质与采收率*, 2020, 27(4): 85-93.
- WU Junda, LI Zhiping, SUN Yan, et al. Neural network-based prediction of remaining oil distribution and optimization of injection-production parameters[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2020, 27(4): 85-93.
- [19] 刘巍, 刘威, 谷建伟, 等. 利用卡尔曼滤波和人工神经网络相结合的油藏井间连通性研究[J]. *油气地质与采收率*, 2020, 27(2): 118-124.
- LIU Wei, LIU Wei, GU Jianwei, et al. Research on interwell connectivity of oil reservoirs based on Kalman filter and artificial neural network[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2020, 27(2): 118-124.
- [20] 石玉江, 刘国强, 钟吉彬, 等. 基于大数据的测井智能解释系统开发与应用[J]. *中国石油勘探*, 2021, 26(2): 113-126.
- SHI Yujiang, LIU Guoqiang, ZHONG Jibin, et al. Development and application of intelligent logging interpretation system based on big data[J]. *China Petroleum Exploration*, 2021, 26(2): 113-126.
- [21] 段友祥, 李根田, 孙歧峰. 卷积神经网络在储层预测中的应用研究[J]. *通信学报*, 2016, 37(增刊1): 1-9.
- DUAN Youxiang, LI Gentian, SUN Qifeng. Research on convolutional neural network for reservoir parameter prediction[J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(Suppl. 1): 1-9.
- [22] 林年添, 张栋, 张凯, 等. 地震油气储层的小样本卷积神经网络学习与预测[J]. *地球物理学报*, 2018, 61(10): 4110-4125.
- LIN Niantian, ZHANG Dong, ZHANG Kai, et al. Predicting distribution of hydrocarbon reservoirs with seismic data based on learning of the small-sample convolution neural network[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(10): 4110-4125.
- [23] 但松林, 刘尚奇, 罗艳艳, 等. 基于BP神经网络预测高含水层对SAGD开发效果的影响[J]. *大庆石油地质与开发*, 2019, 38(2): 73-80.
- DAN Songlin, LIU Shangqi, LUO Yanyan, et al. Predicted SAGD development effects by BP neural network for the high-watercut reservoir[J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2019, 38(2): 73-80.
- [24] 宋辉, 陈伟, 李谋杰, 等. 基于卷积门控循环单元网络的储层参数预测方法[J]. *油气地质与采收率*, 2019, 26(5): 73-78.
- SONG Hui, CHEN Wei, LI Moujie, et al. A method to predict reservoir parameters based on convolutional neural network-gated recurrent unit(CNN-GRU)[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2019, 26(5): 73-78.
- [25] 程翊珊, 李治平, 许龙飞, 等. 预测油层无机积垢的BP神经网络方法[J]. *大庆石油地质与开发*, 2021, 40(3): 84-93.
- CHENG Yishan, LI Zhiping, XU Longfei, et al. BP neural network method for predicting the inorganic scaling in the reservoir[J]. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 2021, 40(3): 84-93.
- [26] 黄家宸, 张金川. 机器学习预测油气产量现状[J]. *油气藏评价与开发*, 2021, 11(4): 613-620.
- HUANG Jiachen, ZHANG Jinchuan. Overview of oil and gas production forecasting by machine learning[J]. *Petroleum Reservoir Evaluation and Development*, 2021, 11(4): 613-620.
- [27] 王相, 杨耀忠, 何岩峰, 等. 基于深度学习的油井工况智能诊断技术研究及应用[J]. *油气地质与采收率*, 2022, 29(1): 181-189.
- WANG Xiang, YANG Yaozhong, HE Yanfeng, et al. Research and application of intelligent diagnosis technology of oil well working conditions based on deep learning[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2022, 29(1): 181-189.
- [28] 郭健. 基于特征值提取与神经网络的抽油井故障诊断[J]. *电子设计工程*, 2014, 22(2): 41-43.
- GUO Jian. Fault diagnosis of pumping well based on the eigenvalue extraction and neural network[J]. *Electronic Design Engineering*, 2014, 22(2): 41-43.
- [29] 曲文尧, 王春华. 人工神经网络法用于抽油机井故障诊断[J]. *油气田地面工程*, 2013, 32(8): 14-15.
- QU Wenyao, WANG Chunhua. Application of artificial neural network method to fault diagnosis of pumping wells[J]. *Oil-Gasfield Surface Engineering*, 2013, 32(8): 14-15.
- [30] 仲志丹, 赵斐, 李鹏辉. 深度信念网在油井功图识别中的应用[J]. *西安石油大学学报(自然科学版)*, 2017, 32(3): 89-93.
- ZHONG Zhidan, ZHAO Fei, LI Penghui. Application of deep belief network in identification of indicator diagram types[J]. *Journal of Xi'an Shiyou University(Natural Science Edition)*, 2017, 32(3): 89-93.
- [31] 刘宝军. 基于CNN卷积神经网络的示功图诊断技术[J]. *西安石油大学学报(自然科学版)*, 2018, 33(5): 70-75.
- LIU Baojun. Research on diagnostic technique of indicator diagram based on CNN convolution neural network[J]. *Journal of Xi'an Shiyou University(Natural Science Edition)*, 2018, 33(5): 70-75.
- [32] 杜娟, 刘志刚, 宋考平, 等. 基于卷积神经网络的抽油机故障诊断[J]. *电子科技大学学报*, 2020, 49(5): 751-757.
- DU Juan, LIU Zhigang, SONG Kaoping, et al. Fault diagnosis of pumping unit based on convolutional neural network[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2020, 49(5): 751-757.