

基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法

张诚恺^{1,2}, 刘子豪^{1,2}, 宋先知^{1,2,3*}, 祝兆鹏^{1,2,3}, 王建龙⁴,
贾亿博¹, 朱林^{1,2}, 刘慕臣^{1,2}, 王正^{1,2}

(1. 中国石油大学(北京), 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. 中国石油大学(北京)智能钻完井技术与装备研究中心, 北京 102249; 4. 中国石油集团渤海钻探工程有限公司
工程技术研究院, 天津 300450)

摘要:为应对钻井过程中卡钻事故频发、诊断依赖经验、智能模型可解释性不足等问题,本文提出了一种基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法。针对卡钻知识的多源、异构及专业性强等特点,形成了“本体设计-多源数据预处理-知识抽取-图谱可视化”的知识图谱构建流程。通过自顶向下的本体设计定义卡钻类型、影响因素、表征特征与处置措施等核心节点。在此基础上,利用BERT-BiLSTM-CRF模型实现非结构化文本知识抽取,F1分数达88.2%,从327例历史案例中提取约2000个结构化实体,并结合结构化时序卡钻样本数据,构建阻卡分析多模态知识图谱。进一步提出了一种融合数据相似度计算与知识图谱检索的阻卡识别方法,有效提升了诊断过程的可解释性。同时,设计了面向现场应用且具备良好人机交互性能的智能问答系统,该系统采用“输入解析-意图分类-知识检索-答案生成”架构,能够快速输出阻卡类型、成因分析与调控建议。本研究实现了钻井文本知识与实时监测数据的有效融合,显著提升了阻卡诊断的智能化水平与决策的可解释性,为深层、超深层及非常规油气的安全高效钻井提供了新的技术手段和工程参考。

关键词:知识图谱;智能钻井;卡钻;知识抽取;智能问答系统

中图分类号:TE28;P634.8 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-9686(2026)02-0057-11

A knowledge graph-driven approach for drilling stuck pipe detection and analysis

ZHANG Chengkai^{1,2}, LIU Zihao^{1,2}, SONG Xianzhi^{1,2,3*}, ZHU Zhaopeng^{1,2,3}, WANG Jianlong⁴,
JIA Yibo¹, ZHU Lin^{1,2}, LIU Muchen^{1,2}, WANG Zheng^{1,2}

(1. 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. Research Center for Intelligent Drilling & Completion Technology and Equipment, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China; 4. Engineering Technology Research Institute, CNPC Bohai Drilling Engineering Company Limited, Tianjin 300450, China)

Abstract: To address the frequent occurrence of stuck pipe incidents during drilling, the reliance on empirical diagnosis, and the lack of interpretability in intelligent models, this paper proposes a knowledge graph-based monitoring and analysis method for stuck pipe. Given the multi-source, heterogeneous, and highly specialized nature of

收稿日期:2025-10-30; 修回日期:2025-12-12 DOI:10.12143/j.ztgc.2026.02.006

基金项目:油气重大专项(编号:2025ZD1404600);中国石油大学(北京)科研基金(编号:2462025XKBH009);国家自然科学基金项目(编号:52474015)

第一作者:张诚恺,男,汉族,1996年生,助理研究员,油气井工程专业,博士,从事钻井工况智能分析与钻速预测优化等研究工作,北京市昌平区府学路18号,zhangck@cup.edu.cn。

通信作者:宋先知,男,汉族,1982年生,院长,教授,博士生导师,油气井工程专业,博士,从事智能钻完井理论与技术、智能钻井技术应用等研究工作,北京市昌平区府学路18号,songxz@cup.edu.cn。

引用格式:张诚恺,刘子豪,宋先知,等.基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法[J].钻探工程,2026,53(2):57-67.

ZHANG Chengkai, LIU Zihao, SONG Xianzhi, et al. A knowledge graph-driven approach for drilling stuck pipe detection and analysis [J]. Drilling Engineering, 2026, 53(2): 57-67.

stuck-pipe-related knowledge, a systematic workflow was established for knowledge graph construction, comprising: ontology design, multi-source data preprocessing, knowledge extraction, and graph visualization. Through a top-down ontology design, core entities such as stuck-pipe types, influencing factors, characteristic features, and mitigation measures were defined. Based on this framework, a BERT-BiLSTM-CRF model was employed to extract knowledge from unstructured texts, achieving an F1-score of 88.2%. Approximately 2000 structured entities were derived from 327 historical cases and integrated with structured time-series stuck-pipe sample data to construct a multimodal knowledge graph for stuck-pipe analysis. Furthermore, a stuck-pipe identification method combining data similarity computation and knowledge graph retrieval was introduced, significantly enhancing the interpretability of the diagnostic process. In addition, an intelligent question-answering system with strong human-machine interaction capabilities was developed for field applications. Adopting an "input parsing-intent classification-knowledge retrieval-answer generation" architecture, the system can quickly provide outputs including stuck-pipe types, causal analysis, and control recommendations. This research achieves effective integration of textual drilling knowledge and real-time monitoring data, markedly improving the intelligence and interpretability of stuck-pipe diagnosis. It offers a novel technical approach and engineering reference for the safe and efficient drilling of deep, ultra-deep, and unconventional oil and gas wells.

Key words: knowledge graph; intelligent drilling; stuck pipe; knowledge extraction; intelligent question-answering system

0 引言

在钻井作业过程中,井下复杂事件时有发生。据统计,钻井作业处理复杂情况和钻井事故的时间占施工总时间的6%~8%,严重制约施工效率,延长作业周期,并造成严重的经济损失。众多钻井复杂情况中,卡钻事故占比高达40%,造成的非生产时间和资源损耗占全部非生产性损失的一半以上^[1]。卡钻不仅影响单井施工进度,还可能导致钻具损失、井眼报废^[2]等严重后果,给油气勘探开发带来不可忽视的风险与成本压力^[3-5]。

近年来,人工智能技术快速发展,并逐步应用于石油天然气钻井工程领域。学者们基于机器学习、深度学习等算法,利用钻井实时测录井数据构建了一系列智能模型,实现了对卡钻风险的监测与预测^[6]。Chamkalani等^[7]采用支持向量回归(SVR)算法,通过输入泥浆密度、塑性黏度等一系列参数对机械卡钻与压差卡钻进行预测,具有较高的准确率;Tsuchihashi等^[8]构建基于卷积神经网络(CNN)的卡钻预测模型,利用0.25 Hz采样的地面传感器信号检测卡钻症状,但虚警率较高;Nakagawa等^[9]基于循环自编码器模型,AUC指标达0.72,优于CNN模型,但仍存在较多虚警;刘子豪等^[10]通过投票分类器与粒子群优化算法优化支持向量机(SVM)模型,多个模型参与决策,一定程度上降低了模型的虚警;李彤等^[3]建立了基于GA-BP和CPSO-BP的神经网络卡钻预测模型,优化算法的加入显著提升了模型的精度;王茜等^[11]、李紫璇

等^[12]将井眼清洁度模型与人工智能模型结合,对卡钻事故进行实时监测,其中人工智能算法用于井眼清洁度参数的更新,提高了卡钻模型的可靠性;朱硕等^[13]、刘慕臣等^[14-15]基于摩阻扭矩智能预测模型与卡钻智能预测模型,综合分析遇阻情况与卡钻趋势,显著提高了卡钻预测模型的稳定性与可解释性。

上述方法在一定程度上提升了异常监测的准确性与实时性,但仍存在若干不足:(1)模型的迁移与泛化能力有限,难以直接应用于不同区块、不同井型的施工场景。这一局限性主要源于不同区块间地质条件与工程参数的显著差异,导致训练数据与预测数据之间存在较大分布偏差,从而导致在一个区块表现良好的模型在其他区块往往出现明显的性能衰减;(2)深度学习模型存在“黑箱”问题,无法清晰展示哪些关键特征触发了预警,可解释性较弱,导致现场工程师对预测结果置信度低,难以满足工程师快速溯源与决策的需求;(3)预测类模型侧重风险识别,虽能较好完成异常预警,但缺乏对卡钻事故背后因果关系的深度挖掘,因此在事故成因分析、处置方案推荐等更高层次的辅助决策方面能力不足。

知识图谱(Knowledge Graph, KG)作为一种融合语义理解、实体关系建模与图计算的新兴技术^[16-18],为钻井阻卡分析提供了一种新的思路。在模型迁移泛化方面,知识图谱能够将井史、施工日志等多源非结构化数据中的阻卡案例统一到结构

化、语义化的知识网络中^[19-21],并覆盖多口井多个区块,使其具备跨井场和区块的迁移分析能力;在可解释性方面,知识图谱可以通过显式的知识架构和文本信息,直观展示阻卡案例的具体信息,通过图谱中节点和节点之间的关系链路实现可解释的因果推理;在辅助决策方面,传统的机器学习、深度学习方法主要依赖数据驱动,通过拟合数据特征来给出是否发生阻卡的单一结论,而依托知识图谱中存储的案例信息与历史处置措施,能够在卡钻成因追溯、症状表征、处置措施推荐等方面给出关键信息,从而扩展应用场景,强化辅助决策。

据此,本文提出了一种基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法。针对卡钻事故知识的多源、异构及专业性强的特点,首先设计了适用于阻卡分析的知识本体架构;利用知识抽取技术,从非结构化数据中抽取阻卡案例及其对应的工程参数特征,构建融合文本信息与数值表征的多模态钻井阻卡知识图谱;在此基础上,提出了结合数据表征与阻卡信息描述的分析方法,并构建了面向阻卡场景的智能问答系统,实现对阻卡风险的实时监测、成因分析与处置建议生成。本方法通过构建知识图谱,基于领域知识强化阻卡判断,有利于提高模型泛化能力;通过图谱可视化和问答系统,可以清晰展示“表征-成因-措施”分析过程,具备可解释性;问答系统能够进一步提供成因分析和处置建议,在辅助现场快速决策等方面具有显著潜力,对保障钻井安全与提高施工效率具有重要的工程应用价值。

1 钻井阻卡知识图谱构建

钻井阻卡知识图谱的构建是整个监测与分析方法的核心基础。围绕阻卡知识架构的梳理与知识抽取,首先介绍基于知识图谱的阻卡监测流程设计,阐明图谱在风险识别、信息关联与知识推理中的作用。随后,对钻井过程中产生的多源异构数据进行系统梳理并按照数据类型进行分类处理,构建数据基础。通过建立描述卡钻类型、影响因素、表征特征与处置措施的本体体系,形成阻卡知识的语义框架,并利用深度学习模型实现历史案例中关键实体与关系的自动化抽取。最终将抽取出的案例知识存储于图数据库中并进行可视化。

1.1 基于知识图谱的钻井阻卡监测流程设计

针对钻井作业中阻卡事件成因复杂、信息来源

多样、数据类型异构等问题,本文构建了基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法,整体流程如图1所示。该方法通过融合多源钻井数据与工程知识,建立阻卡知识图谱,实现实时钻井数据与历史案例的关联分析与智能检索,从而实现阻卡风险的早期识别、成因分析与防控建议生成。

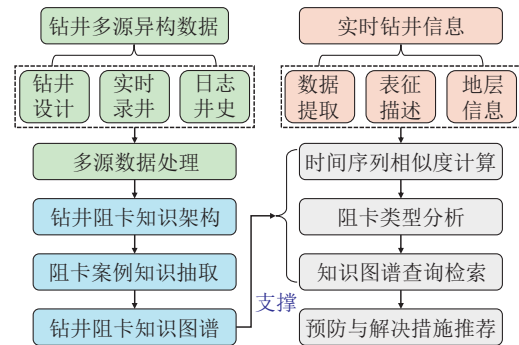


图1 本研究的钻井阻卡监测与分析流程

Fig.1 Workflow of the proposed knowledge-graph-based drilling stuck-pipe monitoring and analysis method

钻井过程中产生的数据类型丰富,包括地层与设计参数、实时传感器信号、井史与日志文本等^[22],呈现出明显的多源异构特征,且不同类型数据对阻卡监测具有互补价值^[23]。通过采用命名实体识别与关系抽取技术,从非结构化文本中提取卡钻事件特征及对应的解决措施与情况,并结合实时信号数据的时间序列特征描述,统一存储于图数据库中,构建多模态钻井阻卡知识图谱。该图谱既保留了时序数据的连续性与可计算性,又具备语义关联与可推理特性,为后续的阻卡监测与分析提供了坚实的知识支撑。

在钻井实时监测阶段,系统获取当前井段的地质信息与实时传感器信号,经过特征提取与标准化处理后,与知识图谱中存储的历史案例进行相似度计算。首先,通过时间序列相似度计算DTW算法比对当前工况与典型阻卡工况的动态特征,识别可能的卡钻类型;其次,将计算得到的工况特征转化为自然语言描述,与地质信息一并输入知识图谱问答模块,执行语义检索和案例匹配。通过融合数值相似度结果与语义检索结果,系统可输出综合的阻卡风险判定、潜在成因及推荐的预防与解卡措施。

该流程实现了从数据驱动到知识驱动的转变,使阻卡监测不仅在信号异常识别层面,还能在知识

层面进行逻辑推理和经验复用,为钻井现场提供具备可解释性的智能辅助决策支持。

1.2 钻井阻卡多源异构数据处理

本研究收集了来自3个区块共73口井的多源数据,主要包括井史、钻井日志、综合录井报告、综合录井数据(见表1)。

表1 数据集来源与描述

Table 1 Dataset source and description		
区块	井数/口	数据类型
A	21	非结构化数据:井史、钻井日志、综合录井报告等;结构化数据:综合录井数据,如井深、机械钻速、钻压、转速、泵压、扭矩等
B	33	
C	19	

1.2.1 非结构化数据

对于钻井日志、井史资料及大事纪要等文本型数据(见图2),本研究通过以下步骤对文档进行了数据预处理。



图2 阻卡相关的非结构化数据(井史、日志等)

Fig.2 Unstructured data related to stuck-pipe events (e.g., well histories and drilling logs)

(1)采用了编写的自动化脚本对文档进行内容提取和格式化清理,剔除非正文字符及模板性内容。

(2)使用中文自然语言处理工具 Jieba 和 THULAC 对其进行断句与分段操作,将长篇连贯

的段落划分为独立语义单元,进一步保存为.txt格式的标准文本文件,便于后续标注与模型输入。

(3)文本处理完成后,使用开源数据标注平台 Label Studio 进行实体标注。考虑到钻井工程术语专业性强、语义表达灵活,本研究组织多名具备专业背景的人工标注人员,根据预先定义的实体类别体系,对文本进行逐句审阅与标注。其中的标注实体类别包括但不限于井号、地层名称、岩性描述、参数变化现象、具体参数名以及对应的处理措施。标注采用 BIO(Begin-Inside-Outside)标记体系,确保模型训练时可准确学习实体边界信息。

1.2.2 数值型数据

对于数值型数据,本研究侧重于对录井参数数据与阻卡事件进行时间同步对齐。通过对比钻井日志中记录的阻卡发生时间与实时数据时间戳,截取阻卡前后 30 min 至数小时的数据段作为分析窗口,并对这些数据段进行数据清洗与降噪处理,确保其与文本数据的语义描述一一对应。在部分阻卡案例中,还需根据事件描述对数据段进行人工复核,确保选取的数据确实反映了阻卡前后关键变化过程。

1.3 阻卡知识图谱本体构建

卡钻影响因素和表征具有多维度、多类型的特性。为系统梳理卡钻知识体系,本研究基于领域专家经验和工程数据,采用自顶向下的本体构建方法,构建了包含核心事故节点、影响因素、表征等要素的阻卡知识图谱本体。

1.3.1 核心节点定义与层次划分

首先确定卡钻为顶层核心节点,根据卡钻成因划分为压差卡钻、缩径卡钻、键槽卡钻、沉砂卡钻、坍塌卡钻和泥包卡钻等子类节点,每个节点具有唯一标识属性(类型、种类、定义等)。例如压差卡钻定义为“泥浆固相颗粒吸附于井壁而成的滤饼造成钻杆黏吸卡住的现象”,明确其属于压差卡钻类型,与其他机械卡钻类型相区分。

1.3.2 影响因素与属性建模

针对每种卡钻种类,提取其核心影响因素并构建节点。以压差卡钻为例,影响因素包括吸附作用、沉积作用、滤失作用和压差等,通过“内在因素为”和“外在诱因为”等关系与核心节点关联。

1.3.3 表征及相关详细描述

构建具体表征、发生地层与具体案例之间的关

系,通过“表征”、“发生于”等关系进行关联。

1.3.4 动态过程与递进关系建模

对于具有阶段性特征的卡钻种类,通过“包含阶段”、“下一阶段”等关系构建动态演化路径。例如,

压差卡钻的形成分为四个阶段,且都通过“包含阶段”的关系与核心节点关联,各阶段节点之间通过“下一阶段”的关系串联,完整呈现故障发展过程。图 3 以树形图的形式展示了图谱的核心本体架构。

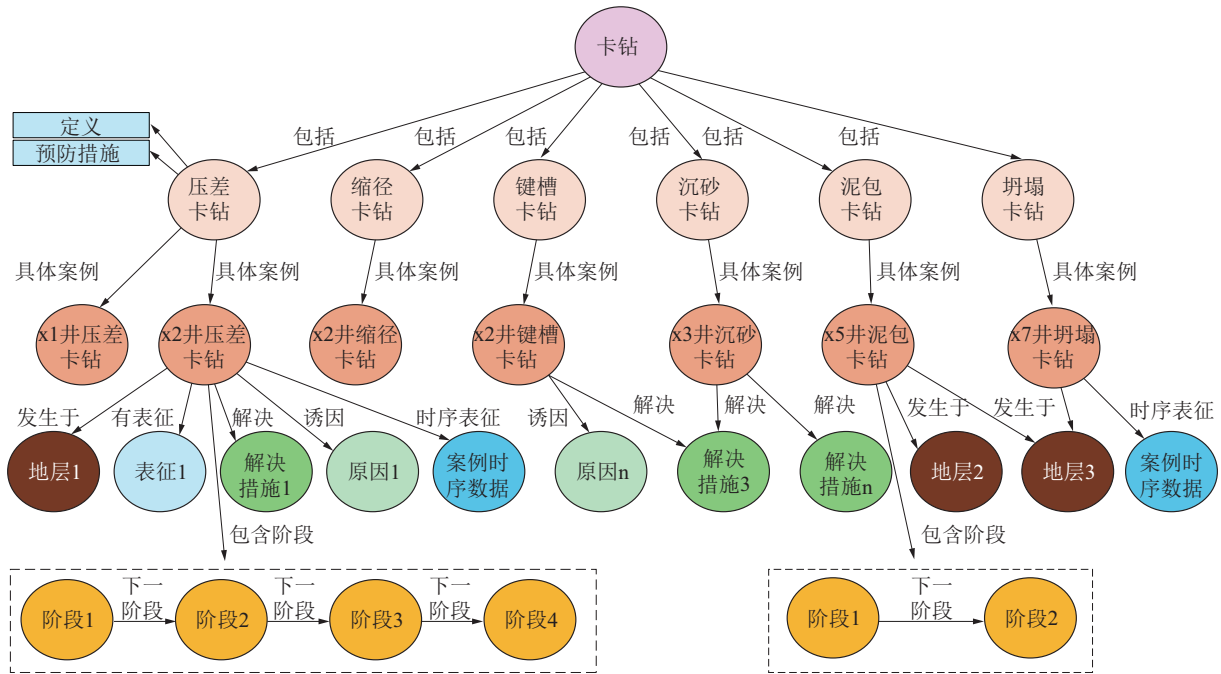


图 3 阻卡知识图谱本体架构示意

Fig.3 Schematic diagram of the ontology architecture of the knowledge graph for stuck pipe

1.4 阻卡案例知识抽取

1.4.1 知识抽取模型构建

知识抽取是构建钻井阻卡知识图谱的关键环节,其目标是从井史、日志等非结构化文本中识别出与卡钻事件相关的实体、属性及关系。传统的基于规则或词典的方法在石油钻井领域应用时泛化能力有限,难以适应术语多样、表达复杂的工程文本^[24]。与此同时,手工抽取不仅效率低、成本高,而且在面对大量井次与跨区块文本时难以保证一致性。近年来,深度学习技术在自然语言处理领域得到广泛应用,通过上下文语义建模显著提升了实体识别与关系抽取的准确性与鲁棒性^[25-28]。

本文构建了基于BERT-BiLSTM-CRF的阻卡知识抽取模型(图 4),用于从非结构化文本中自动提取卡钻相关知识。该模型通过将BERT 预训练语言模型与双向长短期记忆网络(BiLSTM)这一经典的深度学习模型相结合,能够有效处理专业术语多义性、长距离依赖和实体边界模糊等问题,目前

已用于医学、法律等领域的知识抽取任务。模型的计算流程及原理为:首先利用预训练的BERT模型对文本进行语义编码,获取每个字符在上下文中的动态语义表示;随后,BiLSTM模型进一步捕捉文本的前后依赖关系,提取全局语义特征;最后,通过条件随机场(CRF)层建模标签间的转移概率,减少不合理的截断,获得全局最优的实体边界与类别序列。该模型综合了BERT的语义表示能力、BiLSTM的上下文建模能力与CRF的序列标注能力,能够有效识别卡钻事件中的关键实体(如“卡钻类型”、“井段”、“原因”、“处理措施”等)及其语义关系,为后续的知识存储与图谱构建提供高质量的结构化知识。

1.4.2 知识抽取效果分析

为验证知识抽取模型的适用性与优越性,本研究设计了3组对比实验,对比模型包括BiLSTM-CRF、BERT-CRF和BERT-BiLSTM-CRF。选择这3种模型是因为其分别代表了从传统序列标注模型到深度语义建模模型的不同技术路线,能够系统

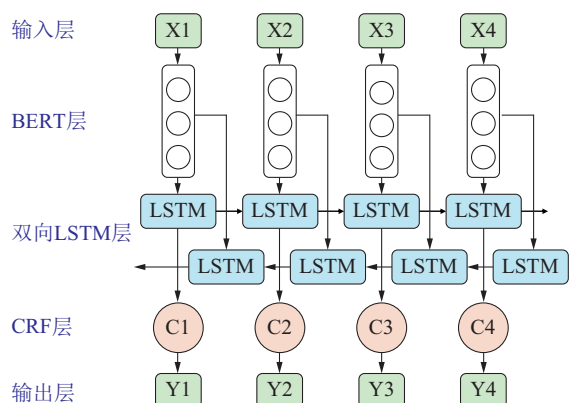


图4 BERT-BiLSTM-CRF模型框架

Fig.4 Framework of the BERT-BiLSTM-CRF model

评估各模块在钻井阻卡文本知识抽取中的作用与贡献,模型效果对比见表2。

结果表明,融合BERT语义表示与BiLSTM上

表2 钻井阻卡命名实体识别模型效果对比

Table 2 Comparison of named entity recognition models for stuck pipe

模 型	准确率/%	召回率/%	F1分数/%
BiLSTM-CRF	72.1	67.4	69.7
BERT-CRF	87.3	83.5	85.4
BERT-BiLSTM-CRF	89.6	86.8	88.2

下文建模能力的BERT-BiLSTM-CRF模型在所有评价指标上均优于其他模型,尤其在处理岩性描述、参数表征等复杂语义实体时识别效果更为准确。同时,CRF解码器有效缓解了边界模糊与实体嵌套导致的标签不一致问题。基于该最优模型,本研究共自动识别出327条阻卡案例,包含近2000个实体项,覆盖多个井次、不同构造区块及多种岩性组合,为后续知识图谱构建提供了丰富的高质量语义数据。

1.5 知识图谱存储与可视化

在完成知识抽取后,系统将各类实体节点按照预定义的关系类型进行结构化连接,并存储至图数据库。在节点创建过程中,采用基于哈希映射的节点去重机制:针对不同卡钻类型中可能出现的属性完全相同的关键参数节点(如多起卡钻事故中均出现的“泵压上升”节点),系统通过维护全局节点字典node_dict,对每个新创建节点计算属性哈希值作为唯一标识。当检测到相同哈希值的节点时,系统自动执行节点合并操作,仅保留单一节点并建立多重关系连接。这种机制既确保了知识图谱本体的简洁性与拓扑清晰度,又保证了数据存储的一致性与完整性,同时为后续的查询分析提供了优化的数据基础。图5展示了采用该技术构建的阻卡知识图谱中的部分节点及关系网络。

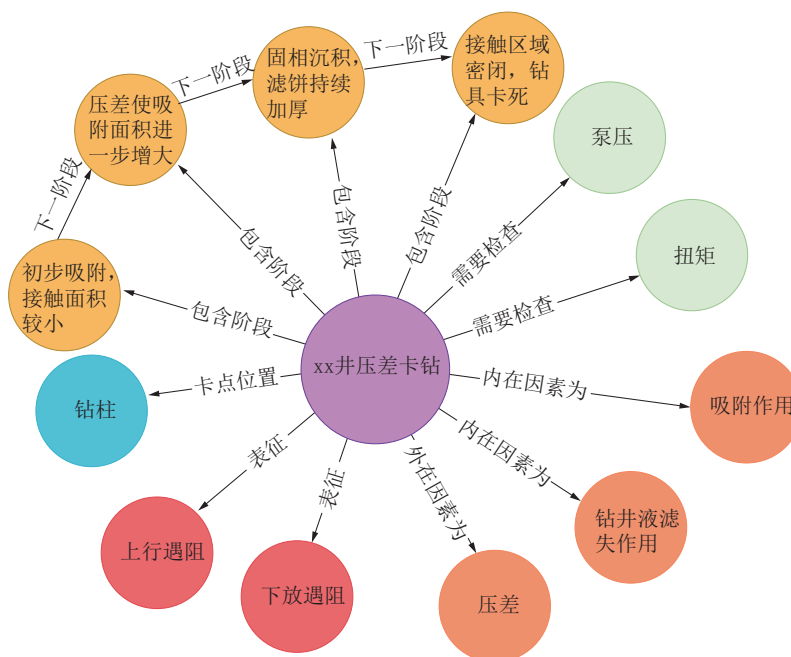


图5 钻井阻卡知识图谱可视化

Fig.5 Visualization of the drilling stuck-pipe knowledge graph

2 钻井阻卡分析智能问答系统

钻井阻卡分析智能问答系统旨在将知识图谱结构化知识、实时录井数据特征以及现场工程师的查询需求进行有效融合,实现阻卡风险识别、成因分析与措施推荐的一体化智能决策。首先介绍基于时间序列相似度度量的阻卡类型识别方法,通过选取关键录井参数构建多维特征序列,与图谱中典型案例进行对比,识别阻卡类型。随后,在此基础上提出一套面向现场应用的智能问答流程,通过输入解析、意图分类、知识检索与答案生成等过程,将实时监测、历史案例知识与自然语言交互深度结合,使系统能够对工程人员的问题给出快速、可解释且具有操作指导意义的回答。整体流程实现了“数据驱动+知识推理”的融合式阻卡分析,为现场决策提供了一种高效、透明且可追溯的技术路径。

2.1 阻卡类型识别

阻卡类型识别是整个钻井阻卡预警体系的关键环节,其核心思想在于结合时间序列特征相似性分析与知识图谱语义关联检索,实现当前施工状态与历史阻卡案例之间的动态匹配与类型判定。钻井过程中,各类阻卡(差压卡钻、机械卡钻、坍塌卡钻等)通常伴随特定的参数变化模式,如立管压力升高、钻压波动、泵压异常等,因此通过多参数时序特征的对齐分析可实现潜在阻卡类型的早期识别。

为应对钻井数据存在的非均匀采样、速率变化及局部非线性波动等问题,本文采用动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)算法计算不同时间序列间的相似度。DTW通过构建时间对齐矩阵,在允许局部拉伸与压缩的条件下最小化累计距离:

$$D(i, j) = d(x_i, x_j) + \min [D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)] \quad (1)$$

式中: $D(i, j)$ ——两个时间序列的时间对齐矩阵; $d(x_i, x_j)$ ——两个时刻的欧几里得距离。

最终的相似度以最优路径累计距离 $D_{\min}$ 表征。

在本研究中,通过选取与卡钻最相关的钻压、扭矩、泵压、立管压力、转速等关键录井参数,构建多维时间序列特征。通过计算当前钻进数据段与知识图谱中典型阻卡案例的DTW相似度,并结合加权归一化处理得到综合相似度。当相似度高于经验阈值时,系统判定当前井段处于“潜在阻卡风险”状态,并触发知识图谱中的语义检索模块进行

卡钻类型匹配与原因分析,如图6所示。

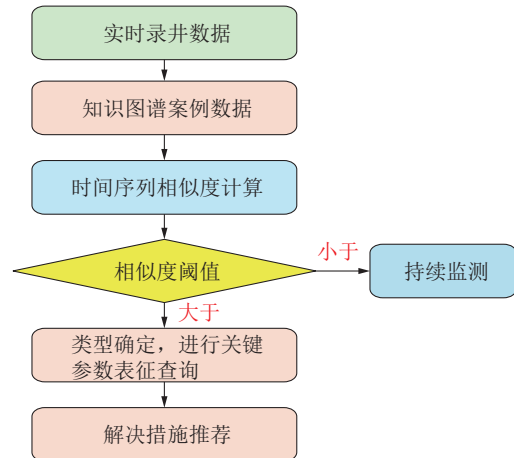


图6 阻卡类型识别与措施推荐流程

Fig.6 Stuck-pipe type identification and measures recommendation process

2.2 智能问答流程

在完成知识图谱构建与阻卡类型识别的基础上,为实现现场工程师与监测系统的有效交互,进一步提出了一套完整的智能问答流程。图7展示了问答系统的组成、运行流程及核心组件。

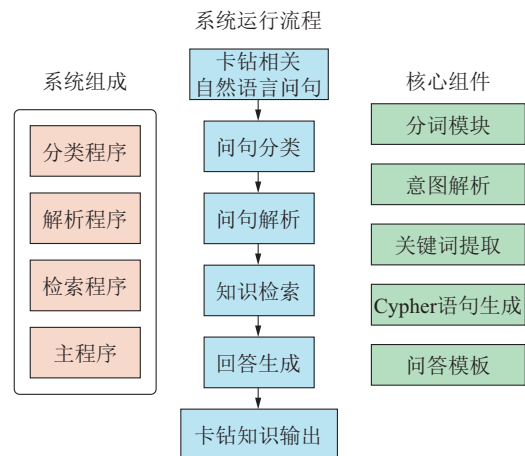


图7 卡钻监测智能问答系统架构

Fig.7 Architecture diagram of intelligent question-answering system for stuck pipe monitoring

系统由分类程序、解析程序、检索程序、主程序四个模块组成。主程序作为人机交互与决策支持的入口,采用双通路输入机制,一方面可直接接入现场实时录井数据,另一方面可接收现场作业人员的询问语句。当数据波动超过阈值时,主程序将按

照预设规则对输入的时间序列数据自动生成自然语言描述,并将时间序列数据进行截取,用于后续相似度计算。分类程序用于对阻卡情况进行初步分析,通过时间序列相似度计算,划分卡钻大类,从而降低后续知识检索的复杂度。解析程序通过中文分词、停用词过滤、关键词识别与实体映射将用户表述转为结构化意图,用于后续知识查询与推理。检索

程序利用查询语句结合卡钻类型分析结果进行图数据库检索,寻找阻卡原因、措施推荐等一系列节点。对于最终的分析结果,系统根据不同的问题类型选择不同的输出模板(表3),形成高质量的问答语句。整个流程实现了实时数据驱动的自主诊断与基于知识与案例的语义检索相结合,既保证响应的及时性,又增强答案的可解释性与工程适用性。

表3 卡钻调控措施智能问答系统中部分回答模板

Table 3 Response templates in the intelligent Q&A system for stuck pipe mitigation

序号	填充模板
1	{卡钻种类}的定义为:{卡钻定义描述},其发生频率{卡钻频率}
2	造成{卡钻种类}可能的原因有:{卡钻具体发生原因},常发生于充满{卡钻诱因与因素}的情况下
3	{卡钻种类}的预防办法有:{卡钻预防措施}
4	{卡钻种类}常见的表征包括:{具体卡钻表征}
5	{具体卡钻表征}出现时,可能出现的卡钻有:{卡钻种类}
6	{卡钻种类}通常的解决措施包括:{卡钻推荐解决措施}
7	{卡钻推荐解决措施}可以解决的卡钻包括:{卡钻种类},可在{现场条件}允许的情况下进行合理尝试
8	{卡钻种类}通常可以通过以下参数检查并判断:{卡钻检查参数}
9	通常可以通过{卡钻检查参数}检查出来的卡钻及异常有{卡钻种类}

3 案例分析

为验证所构建方法的工程适用性,选取某区块典型井次进行实例分析。具体情况如下:某区块某井停钻一段时间,恢复钻进后起初钻进正常,经过短暂的正常钻进后,于19时31分21秒扭矩突然增加,转盘蹩停,立管压力明显上升。如图8所示,浅红色区域最左端为阻卡开始的节点,现场在遇阻后多次尝试旋转钻具,但始终受阻。

综合录井系统实时监测到了扭矩上升与泵压显著上升,并将其传递给了卡钻调控措施智能问答系统。随后系统开始分析:

(1)系统对数据段进行截取,与知识图谱中的阻卡案例的时间序列数据段进行相似度计算。

(2)相似度较高的5个案例中,有3个为沉砂卡钻,1个为坍塌卡钻,1个为缩径卡钻。

(3)程序将表征的自然语言描述,包括泵压上升、扭矩上升、转速突降/蹩停、可小范围上提下放等,输入到检索程序中进行查询判断。

(4)系统查询出可能发生的卡钻类型为:沉砂卡钻。

(5)综合相似度计算结果,确定为沉砂卡钻。

(6)根据相似度较高的沉砂卡钻的案例生成处置措施,进行调控。

基于DTW算法的阻卡案例相似度计算结果见表4,知识图谱的检索路径、系统分析过程及基于模板和知识图谱解决措施节点生成的处置建议如图9所示。

现场井队采取的实际措施:(1)上下活动钻具,逐渐加大上提吨位。(2)采用小排量3 L/s连续向水眼内泵入钻井液,尝试循环顶通,并逐渐提高排量至20 L/s。(3)出口未恢复返浆,转入堵漏程序,泵入堵漏浆10 m³,配方为井浆+10%SQD98(细)+10%SQD98(中)+10%JXS-3。(4)持续泵入钻井液,并持续监测排量、泵压及返出情况,出口见少量返浆,继续泵入密度为1.28 g/cm³的钻井液70 m³,环空憋压18 MPa逐渐降低至4 MPa,出口恢复返浆。(5)继续下放钻具,解卡。

从上述处理措施中可以看出,系统所推荐的措施和流程与现场处理基本一致,证明了本研究在技术层面初步实现了由“人为经验知识”向“动态案例知识”转变,在应用场景层面实现了从“简单识别”到“措施推荐”的扩展,为智能钻井作业中的故障诊

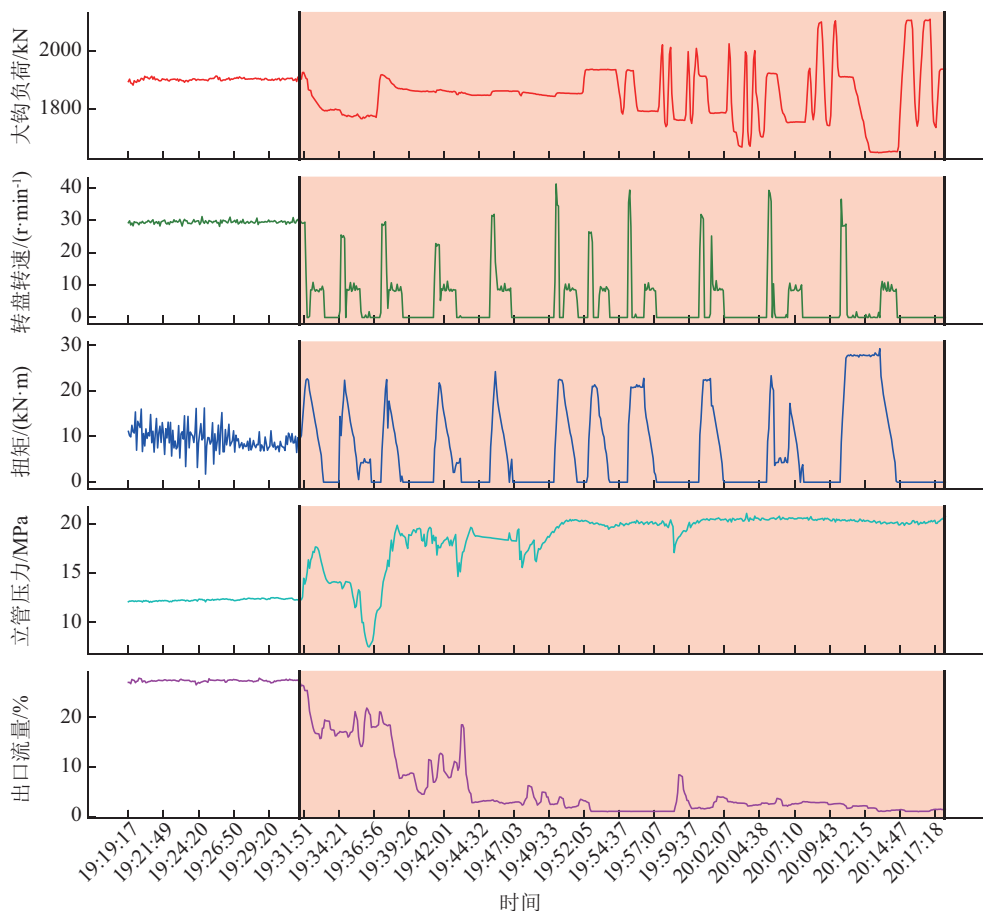


图8 发生沉砂卡钻时的数据表征

Fig.8 Real-time logging data characteristics when sand bridge stuck occurs

表4 基于DTW算法的阻卡案例相似度计算结果

Table 4 Similarity calculation results of stuck-pipe cases using the DTW algorithm

案 例	相似度	卡钻类型
xx-19井	0.846	沉砂卡钻
xx-3井	0.801	坍塌卡钻
xx-3-11井	0.724	沉砂卡钻
xx-8井	0.681	沉砂卡钻
xx-16井	0.621	缩径卡钻

断、风险预警与知识服务提供了新范式和路径。

4 结论

本文提出了一种基于知识图谱的钻井阻卡监测与分析方法,通过自顶向下的本体设计定义了卡钻类型、影响因素、表征特征与处置措施等核心节点,构建了“本体设计-多源数据预处理-知识抽取-图谱可视化”的知识图谱构建完整流程,并利用

Neo4j实现实体关系的可视化存储。基于BERT-BiLSTM-CRF模型实现了非结构化文本的知识抽取,F1分数达88.2%,显著优于传统模型,从327例历史案例中提取约2000个结构化实体,为图谱提供了高质量语义支撑。

在此基础上,构建了融合实时数据相似度计算与知识图谱检索的阻卡预警流程,并开发了面向现场应用的智能问答系统。在卡钻类型判别方面,通过实时录井数据的DTW相似度计算匹配历史案例,有效识别当前的卡钻类型;在问答流程方面,该系统采用“输入解析-意图分类-知识检索-答案生成”的架构,支持多类型问题的交互式查询,能够基于图谱三元组关系快速返回原因分析与调控措施。

本研究所提出的智能问答系统有效解决了传统专家经验判断时效性差、深度学习模型可解释性不足的问题,实现了钻井文本知识与实时监测数据的融合应用,显著提升了阻卡诊断的可解释性与智

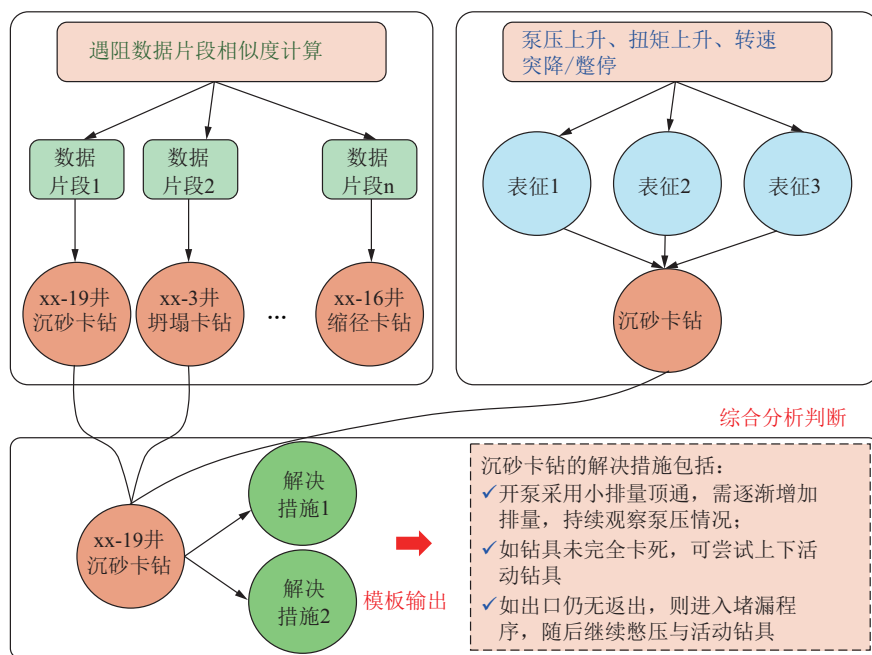


图9 阻卡分析系统的检索、分析与输出过程

Fig.9 Retrieval, analysis, and output process of the stuck-pipe analysis system

能化水平,为深层、超深层及非常规井卡钻风险的快速识别与处置提供了技术支撑和工程参考。

参考文献(References):

- [1] 张涛,朱碧波.石油钻井过程控制技术探究[J].石化技术, 2023,30(8):31-33.
ZHANG Tao, ZHU Bibo. Research on oil drilling process control technology[J]. Petrochemical Industry Technology, 2023, 30(8):31-33.
- [2] 汤士博,熊伟,彭万利,等.加强钻探工程管理工作的措施和建议[J].探矿工程(岩土钻掘工程),2015,42(8):68-70,79.
TANG Shibao, XIONG Wei, PENG Wanli, et al. Measures and suggestions for strengthening the management of drilling project[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2015,42(8):68-70,79.
- [3] 李彤,张奇志.基于PSO-BP的神经网络卡钻事故预测研究[J].长江信息通信,2021,34(2):75-77.
LI Tong, ZHANG Qizhi. Research on stuck pipe accident prediction based on PSO-BP neural network[J]. Changjiang Information & Communications, 2021,34(2):75-77.
- [4] 杨科,蒲春,廖麟祥,等.基于专家知识和参数阈值的钻探孔内事故判别准则研究[J].钻探工程,2024,51(S1):70-77.
YANG Ke, PU Chun, LIAO Linxiang, et al. Research on the criterion of hole accident about core drilling based on expert knowledge and parameter thresholds[J]. Drilling Engineering, 2024,51(S1):70-77.
- [5] 胜亚楠.基于工程参数变化趋势异常诊断的卡钻实时预警方法[J].钻探工程,2024,51(1):68-74.
SHENG Yanan. Real-time early warning of pipe sticking based

- on abnormal diagnosis of engineering parameter change trend[J]. Drilling Engineering, 2024,51(1):68-74.
- [6] Montes A C, Ashok P, van Oort E. Review of stuck pipe prediction methods and future directions[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 2024: SPE-220725-MS.
- [7] Chamkalani A, Pordel Shahri M, Poordad S. Support vector machine model: a new methodology for stuck pipe prediction[C]//SPE Unconventional Gas Conference and Exhibition. Muscat: Society of Petroleum Engineers, 2013: SPE-164003-MS.
- [8] Tsuchihashi N, Wada R, Ozaki M, et al. Early stuck pipe sign detection with depth-domain 3D convolutional neural network using actual drilling data[J]. SPE Journal, 2021,26(2):551-562.
- [9] Nakagawa Y, Inoue T, Bilen H, et al. Approach for real-time prediction of pipe stuck risk using a long short-term memory autoencoder architecture[C]//Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference. Abu Dhabi: Society of Petroleum Engineers, 2021: SPE-207805-MS.
- [10] 刘子豪,宋先知,朱硕,等.基于VC-SVM与粒子群算法的卡钻智能预测方法[J].石油机械,2024,52(10):1-11.
LIU Zihao, SONG Xianzhi, ZHU Shuo, et al. Intelligent prediction method of pipe sticking based on VC-SVM and particle swarm optimization[J]. China Petroleum Machinery, 2024, 52(10):1-11.
- [11] 王茜,张菲菲,李紫璇,等.基于钻井模型与人工智能相耦合的实时智能钻井监测技术[J].石油钻采工艺,2020,42(1):6-15.
WANG Qian, ZHANG Feifei, LI Zixuan, et al. Real-time intelligent drilling monitoring technique based on the coupling of drilling model and artificial intelligence[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2020,42(1):6-15.

- [12] 李紫璇,张菲菲,祝钰明,等. 钻井模型与机器学习耦合的实时卡钻预警技术[J]. 石油机械, 2022, 50(4): 15-21, 93.
LI Zixuan, ZHANG Feifei, ZHU Yuming, et al. Real-time pipe sticking early warning technology based on coupling of drilling model and machine learning[J]. China Petroleum Machinery, 2022, 50(4): 15-21, 93.
- [13] 朱硕,宋先知,李根生,等. 钻柱摩阻扭矩智能实时分析与卡钻趋势预测[J]. 石油钻采工艺, 2021, 43(4): 428-435.
ZHU Shuo, SONG Xianzhi, LI Gensheng, et al. Intelligent real-time analysis of drill string friction and torque and stuck pipe trend prediction[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2021, 43(4): 428-435.
- [14] Liu M C, Song X Z, Zhu Z P, et al. Inertial effect of drill pipe friction trend and early warning of stuck pipe[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 2024: SPE-220991-MS.
- [15] 刘慕臣,宋先知,李大钰,等. 钻柱摩阻扭矩智能预测模型与解释[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(9): 89-99.
LIU Muchen, SONG Xianzhi, LI Dayu, et al. An intelligent prediction method and interpretability for drag and torque of drill string[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(9): 89-99.
- [16] Fensel D, Şimşek U, Angele K, et al. Introduction: what is a knowledge graph?[M]//Fensel D, Şimşek U, Angele K, et al. Knowledge Graphs: Methodology, Tools and Selected Use Cases. Cham: Springer, 2020: 1-10.
- [17] Chen X J, Jia S B, Xiang Y. A review: knowledge reasoning over knowledge graph[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 141: 112948.
- [18] Hogan A, Blomqvist E, Cochez M, et al. Knowledge graphs[J]. ACM Computing Surveys(CSUR), 2021, 54(4): 1-37.
- [19] 和婷婷,张强. 知识图谱在油气勘探开发中的应用现状与发展趋势[J]. 天然气工业, 2024, 44(9): 55-67.
HE Tingting, ZHANG Qiang. Application status and development trend of knowledge graph in petroleum exploration and development[J]. Natural Gas Industry, 2024, 44(9): 55-67.
- [20] 陈瑞,黄朝兵. 基于Neo4j和Unity3D的钻井知识图谱可视化系统[J]. 现代计算机, 2022, 28(12): 90-96.
CHEN Rui, HUANG Chaobing. Visualization system of drilling knowledge graph based on Neo4j and unity3D[J]. Modern Computer, 2022, 28(12): 90-96.
- [21] 陈冬,肖远山,尹志勇,等. 基于知识图谱的钻井顶部驱动装置故障智能诊断方法[J]. 天然气工业, 2025, 45(2): 125-135.
CHEN Dong, XIAO Yuanshan, YIN Zhiyong, et al. Intelligent fault diagnosis method of drilling top drive based on knowledge graph[J]. Natural Gas Industry, 2025, 45(2): 125-135.
- [22] 李大钰. 基于时序集成学习的溢流风险智能诊断方法[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2024.
- [23] 朱硕. 基于机理模型与数据模型的卡钻智能预测方法[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2022.
- [24] 马琳,张华,尹浩. 钻探知识汇聚共享平台的构建及其实施价值[J]. 钻探工程, 2025, 52(S1): 422-425.
MA Lin, ZHANG Hua, YIN Hao. Construction and implementation value of a drilling knowledge integration and sharing platform[J]. Drilling Engineering, 2025, 52(S1): 422-425.
- [25] 朱琛,徐艺武,冯嘉美. 基于深度学习与特征融合的命名实体识别[J]. 软件导刊, 2025, 24(6): 1-9.
ZHU Chen, XU Yiwu, FENG Jiamei. Named entity recognition based on deep learning and feature fusion[J]. Software Guide, 2025, 24(6): 1-9.
- [26] 王乐. 基于深度学习的命名实体识别技术[J]. 数字技术与应用, 2024, 42(12): 153-155.
WANG Le. Named entity recognition technology based on deep learning[J]. Digital Technology and Application, 2024, 42(12): 153-155.
- [27] 项恒,杨明友,李猛. 基于BiLSTM-CRF的航行通告命名实体识别研究[J]. 计算机科学, 2024, 51(S2): 115-120.
XIANG Heng, YANG Mingyou, LI Meng. Study on named entity recognition of NOTAM based on BiLSTM-CRF[J]. Computer Science, 2024, 51(S2): 115-120.
- [28] 高国忠,李宇,华远鹏,等. 基于BERT-BiLSTM-CRF模型的油气领域命名实体识别[J]. 长江大学学报(自然科学版), 2024, 21(1): 57-65.
GAO Guozhong, LI Yu, HUA Yuanpeng, et al. Named entity recognition in oil and gas domain based on the BERT-BiLSTM-CRF model[J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2024, 21(1): 57-65.

(编辑 王跃伟)