

多智能体协同技术在钻井参数动态优化与井下风险预警中的应用研究

周德岐¹, 赵光宇², 朱茂勋³, 李皇艺^{3*}, 梁馨文³

¹中法渤海地质服务有限公司湛江分公司, 广东 湛江

²中法渤海地质服务有限公司海南分公司, 海南 海口

³武汉时代地智科技股份有限公司, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年8月13日; 录用日期: 2026年8月31日; 发布日期: 2026年9月16日

摘要

深层及非常规油气钻井中, 参数优化与风险预警的传统串行处理模式存在优化过程不受安全约束、预警结果难以反控参数调整的结构缺陷。本文引入多智能体协同技术, 构建了适配钻井现场的五层协同架构, 提出风险约束型参数动态优化策略, 并建立井下多风险耦合预警与参数调控双向闭环机制。在此基础上, 系统分析了多智能体相对于传统机器学习与数字孪生技术的定位与优势, 从泛化能力、实时性、多任务协同、可解释性及工程落地性五个维度进行了对比分析。分析表明, 多智能体协同技术可实现钻井参数动态优化与井下风险预警的双向联动, 为破解提速与安全之间的动态平衡难题提供了可行架构。当前主要技术瓶颈在于井下数据传输实时性不足、高质量标注样本稀缺及边缘端算力受限。结合现场需求, 提出了机理-数据融合驱动、大模型工具增强及数字孪生虚实联动等重点发展方向。

关键词

智能钻井, 多智能体系统, 参数动态优化, 井下风险预警, 协同调控

Application Research of Multi-Agent Collaborative Technology in Dynamic Drilling Parameter Optimization and Downhole Risk Early Warning

Deqi Zhou¹, Guangyu Zhao², Maoxun Zhu³, Huangyi Li^{3*}, Xinwen Liang³

¹China-France Bohai Geological Service Co., Ltd. Zhanjiang Branch, Zhanjiang Guangdong

²China-France Bohai Geological Service Co., Ltd. Hainan Branch, Haikou Hainan

*通讯作者。

文章引用: 周德岐, 赵光宇, 朱茂勋, 李皇艺, 梁馨文. 多智能体协同技术在钻井参数动态优化与井下风险预警中的应用研究[J]. 石油天然气学报, 2026, 48(3): 489-499. DOI: 10.12677/jogt.2026.483053

Abstract

In deep and unconventional oil and gas drilling, the conventional serial processing mode of parameter optimization and risk early warning has a structural defect that the optimization process is not constrained by safety thresholds and the warning results can hardly feed back to adjust drilling parameters in real time. To address this issue, this paper introduces multi-agent collaborative technology and constructs a five-layer collaborative architecture suitable for field drilling operations. A risk-constrained dynamic parameter optimization strategy is proposed, and a bidirectional closed-loop mechanism for coupled multi-risk early warning and parameter regulation is established. On this basis, the positioning and advantages of multi-agent systems relative to traditional machine learning and digital twin technologies are systematically analyzed, and a comparative analysis among the three approaches is conducted from five dimensions: generalization ability, real-time performance, multi-task collaboration, interpretability and engineering deployability. The analysis shows that multi-agent collaborative technology can realize the bidirectional linkage between dynamic parameter optimization and downhole risk early warning, providing a feasible architecture to resolve the dynamic trade-off between drilling acceleration and downhole safety. Current technical bottlenecks mainly lie in insufficient real-time data transmission, scarcity of high-quality labeled samples and limited edge-side computing power. Combined with field application requirements, future development directions including mechanism-data hybrid driving, large-model enhanced agents and digital twin-based virtual-real collaboration are proposed.

Keywords

Intelligent Drilling, Multi-Agent System, Dynamic Parameter Optimization, Downhole Risk Early Warning, Collaborative Regulation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

当前我国油气勘探开发持续向深层、超深层及非常规油气领域拓展, 钻井作业面临高地应力、高地温、多压力系统叠加等复杂地质条件, 井壁失稳、卡钻、井漏、溢流等井下复杂故障频发, 窄安全压力窗口问题突出, 大幅增加钻井非生产时间, 制约优快钻井技术规模化应用[1]。钻井作业的钻压、转速、排量、钻井液密度等核心参数存在强耦合、非线性、时变关联特征, 参数匹配合理性直接决定机械钻速、井眼清洁效果与井筒压力平衡状态。传统钻井作业依赖工程师经验人工调参、固定阈值工况监测, 存在参数调整滞后、风险预判被动、多目标调控失衡等突出问题。

人工智能技术已广泛应用于钻井参数优化、风险预警领域, 但现有技术体系存在明显结构性短板。其一, 参数优化与风险预警功能相互割裂, 传统参数优化以机械钻速最大化为单一目标, 未将井下安全风险纳入硬约束体系, 风险预警仅实现故障提示, 无法反向驱动参数动态调控; 其二, 传统集中式人工智能模型采用单网络统一处理多源数据, 难以适配钻井多任务、多约束、强时变的作业特征, 存在计算

负载集中、可解释性差、工况适配性弱等问题；其三，现有多智能体钻井研究多聚焦故障诊断与井控仿真，未形成参数优化与风险预警一体化协同调控架构，缺乏可落地的双向闭环联动机制。

多智能体协同技术依托多独立智能单元分工协作、协同决策，可高效适配复杂系统多目标求解需求，为破解钻井提速与安全的动态平衡难题提供全新路径。本文立足钻井现场工程实际，构建五层多智能体协同架构，细化风险约束型多目标参数优化模型与多风险耦合预警机制，明确智能体协同仲裁、参数动态调控的可落地规则，通过多井批量回测验证方法有效性，系统剖析当前技术瓶颈，明确机理-数据融合、轻量化部署等前沿发展方向，为智能钻井协同调控技术的工程应用提供理论支撑与实践参考，本文整体研究路线如图1所示。

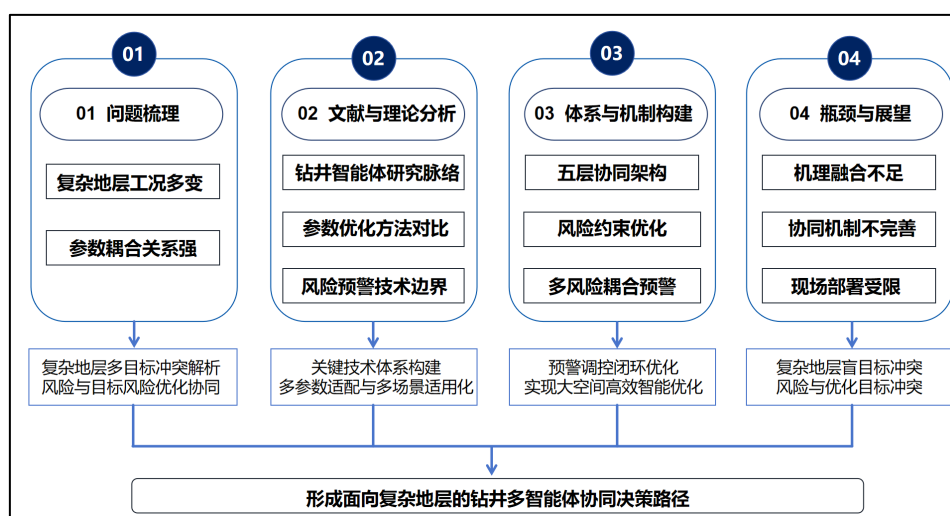


Figure 1. Technology roadmap

图 1. 技术路线图

2. 国内外研究现状

2.1. 钻井参数优化研究进展

钻井参数智能优化是智能钻井提质增效的核心技术方向。孙宝江等系统梳理了人工智能在油气钻采领域的应用成果，证实智能算法可有效解决钻井非线性优化与工况预测问题，同时指出传统智能模型存在时效性差、鲁棒性不足、可解释性缺失、小样本适配能力弱等短板，提出物理约束融合的数据驱动模型发展思路[2]。曾义金等明确了智能参数优化在智能钻井技术体系中的核心地位，构建了智能钻井技术阶段划分体系，为行业技术迭代提供了理论参考[3]。

工程应用层面，李昌盛等搭建云边协同钻井智能决策系统，构建“边端推荐-云端寻优-方案修正-井场执行”的优化闭环，融合三维软杆模型与长短期记忆(LSTM)网络实现摩阻扭矩高精度实时预测，依托三层动态优化模型实现多工况精细识别，已在国内多油田规模化推广应用[4]。算法研究层面，Barbosa等综述了机器学习、智能优化算法在钻速预测、参数寻优中的应用，证实神经网络、遗传算法、粒子群算法在钻井参数优化中的可行性，但现有优化方法普遍存在目标单一、安全约束缺失的问题，难以适配复杂地层多目标协同调控需求[5]。

2.2. 井下风险预警研究进展

井下风险预警是钻井安全管控的核心手段，现阶段主流技术涵盖物理机理建模、数据驱动识别、数

字孪生仿真三类。王钧泽等基于数字孪生技术搭建钻井风险预警五层架构,实现溢流、井漏、卡钻等典型风险的识别与预警,但模型仿真算力开销大,难以适配现场实时调控场景[6]。李昌盛等采用卷积神经网络-长短期记忆(CNN-LSTM)网络挖掘钻井时序时空特征,实现井漏超前预警,预警准确率超80%,构建了基础风险防控闭环,但未实现预警结果与参数优化的联动调控[4]。李臻,宋先知等基于时序神经网络实现井眼轨迹实时预测,验证了数据驱动模型在钻井动态预测中的适用性[7]。郭建明等较早将多智能体协作推理机制引入钻井故障诊断,为多智能体预警技术的发展奠定基础,但现有预警系统多为独立模块,未形成预警-调参双向闭环体系[8]。

2.3. 多智能体技术在钻井领域的研究探索

多智能体技术作为分布式人工智能的核心分支,凭借多单元并行感知、协同决策、冲突适配的优势,已成熟应用于智能制造、电力调度、交通管控等复杂多场景。钻井作业天然具备多任务协同特征,不同作业环节需同步兼顾井眼清洁、轨迹控制、钻速优化与风险防控,适配多智能体技术应用逻辑[9]。

国内相关研究起步较早,徐英卓构建基于多智能体的分布式钻井事故诊断系统,实现钻井故障的分布式监测与研判[10];武东升拆解多智能体故障诊断任务体系,明确多单元协同诊断流程[11];杨立全,张方舟等依托黑板协作模式搭建井控仿真多智能体系统,实现基础井控风险识别与仿真分析[12]。西南石油大学团队融合知识图谱与向量知识库,搭建多智能体钻井故障分析系统,可实现钻井故障研判与操作辅助决策[13]。

综合国内外研究现状,现有技术体系仍存在四大核心短板:一是参数优化与风险预警相互割裂,无安全约束的优化模式易引发井下风险,预警结果无法反向调控参数;二是传统集中式AI模型难以适配钻井动态时变、多约束耦合特征,工程适配性不足;三是现有钻井多智能体技术仅聚焦故障诊断与井控仿真,未纳入参数动态优化模块,无预警-调控闭环机制;四是各类智能钻井技术的适配边界、演进规律缺乏系统性对比梳理,技术迭代方向不清晰。

3. 钻井多智能体技术基础与自研分层协同架构

3.1. 钻井智能体的工程内涵

钻井专用智能体是适配钻井全流程作业的独立智能单元,具备工况感知、数据解析、参数寻优、风险研判、协同决策的完整能力,区别于通用智能体,需严格满足三大工程约束:实时性约束,可在秒级至分钟级完成数据推理与决策输出,适配钻井动态作业节奏;可解释性约束,所有参数调整、风险研判结果具备清晰工程逻辑,可被现场工程师解读与核验;机理一致性约束,决策推理全程贴合井筒压力平衡、钻柱动力学、水力优化等钻井物理机理,规避纯数据驱动模型的“黑箱”缺陷。按照功能划分,钻井智能体分为数据感知、工况识别、参数优化、风险预警、协同仲裁五类,各单元通过标准化通信接口实现数据共享与协同决策。

3.2. 自研五层钻井多智能体协同架构

结合钻井现场作业流程与技术短板,本文自主设计自下而上五层协同架构,构建“感知-识别-优化/预警-仲裁-执行-反馈”的全流程闭环决策体系,各层级功能独立、联动协同,具体架构如下:

第一层为数据感知层,负责钻压(WOB)、转速(RPM)、排量(Q)、钻井液密度(ρ_m)、立压、扭矩、池体积等多源异构钻井数据的实时采集、清洗与标准化预处理,剔除异常噪声数据,统一数据格式后为上层智能体提供标准化数据支撑。

第二层为工况识别层,基于时序数据流实时识别钻进、循环、划眼、起下钻等作业工况,输出实时

工况标签，为参数优化权重切换、风险预警阈值适配提供工况依据，解决静态模型适配性差的问题。

第三层为核心功能层，由参数优化智能体集群与多风险预警智能体集群并行组成。参数优化智能体以机械钻速(ROP)最大化、钻井成本最小化为基础目标，结合井筒压力窗口、钻柱强度、水力参数等物理约束，实现核心钻井参数动态寻优；风险预警智能体分为卡钻、井漏、溢流、井壁失稳四个子单元，独立完成各类型风险的实时监测、等级研判与置信度输出。

第四层为协同仲裁层，是本文核心创新模块，负责平衡钻井提速目标与安全约束，解决多智能体决策冲突、多风险优先级判定问题。基于实时工况标签与综合风险指数，动态切换优化策略，同时通过预设仲裁规则、惩罚机制规避高风险参数组合，实现多目标协同最优决策。

第五层为人机交互层，负责可视化展示参数优化方案、风险预警结果、仲裁决策逻辑，保留人工干预与参数修正接口。作业执行后的实时工况数据反向回传至底层数据库，驱动各智能体模型增量迭代，实现架构持续优化。

3.3. 多技术方案对比分析

从泛化能力、实时性、多任务协同、可解释性与工程落地性五个维度对三类技术进行对比。泛化能力方面，传统机器学习受限于训练样本覆盖范围，数字孪生在物理边界内表现良好但建模成本高，多智能体通过专用智能体分工协作实现较好泛化；实时性方面，多智能体并行运行延迟可控，优于数字孪生；多任务协同方面，多智能体天然支持并行处理与冲突协调，优势明显；可解释性方面，数字孪生最优，多智能体介于传统机器学习黑箱与物理模型透明之间，可通过明确仲裁规则和记录决策链条保证系统可解释性；工程落地性方面，多智能体可增量部署，优于数字孪生。综合对比表明，多智能体系统是当前智能钻井技术体系中兼顾性能与可行性的优选方案，三类技术对比关系见图 2 和表 1。

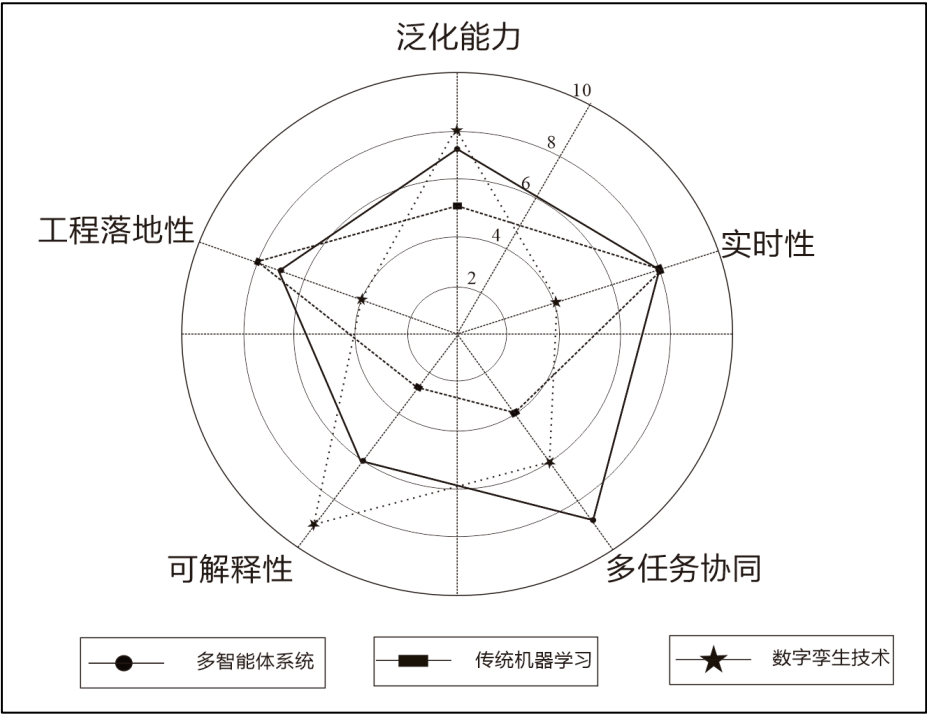


Figure 2. Multidimensional comparison radar chart of three types of drilling intelligent technologies

图 2. 三类钻井智能技术多维对比雷达图

Table 1. Multidimensional comparison of three types of drilling intelligent technologies
表 1. 三类钻井智能技术多维对比表

对比维度	多智能体系统	传统机器学习	数字孪生技术
泛化能力	较高(专用智能体分工 + 信息共享)	中(受限于训练样本覆盖范围)	较高(物理模型边界内有效)
实时性	高(并行运行, 延迟可控)	较高(推理速度快)	较低(仿真计算负载大)
多任务协同	高(并行处理 + 协同仲裁)	低(单一任务独立建模)	中(统一模型, 人工协调)
可解释性	中(单智能体清晰, 整体需架构保证)	低(黑箱特征明显)	高(物理机理透明)
工程落地性	较高(可增量部署)	高(部署门槛低)	低(算力需求高)

3.4. 钻井智能体技术演进阶段

钻井智能体技术经历了三个阶段的演进。第一阶段为“单任务集中式 AI”阶段，以神经网络、支持向量回归等算法在钻速预测和异常工况识别中的独立应用为特征，验证了数据驱动的可行性，但参数优化与风险预警分属不同系统，功能碎片化严重。第二阶段为“数字孪生驱动”阶段，通过构建井筒 - 钻柱 - 地层的虚拟镜像系统实现井下工况的多维度动态推演，提升了可解释性，但高算力需求限制了现场规模化部署，多目标冲突协调仍需人工介入。第三阶段为“多智能体协同”阶段，即以本文五层架构为代表的分布式智能钻井范式，各智能体独立部署、并行运行，通过协同仲裁机制实现参数优化与风险预警的双向闭环联动，同时兼容前两阶段技术成果(机器学习算法作为智能体推理引擎，数字孪生模型作为仿真验证工具)，在更高维度上实现了一体化协同，演进趋势见图 3。

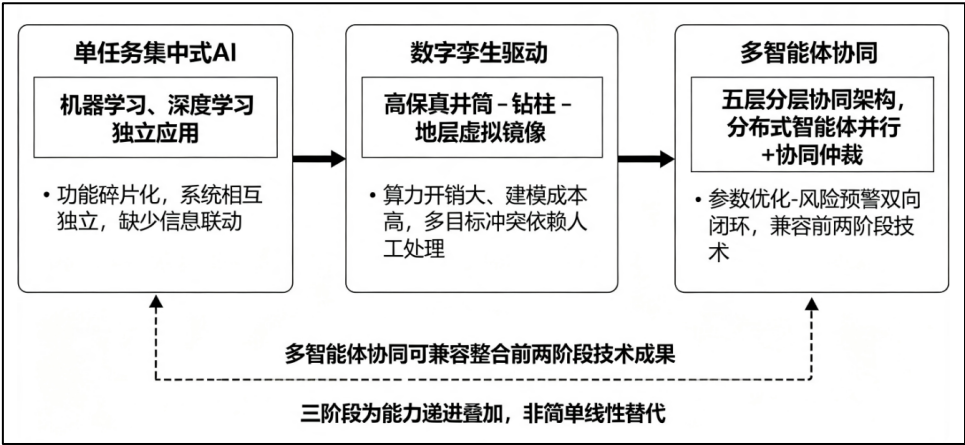


Figure 3. Trend chart of technological evolution stages of drilling agent
图 3. 钻井智能体技术演进阶段趋势图

4. 多智能体驱动的钻井参数动态优化

4.1. 钻井参数优化的工程难点

钻井参数优化与风险预警协同调控存在三大核心工程难题。一是多目标强冲突，钻井提速、井眼清洁、井壁稳定等目标相互制约，高钻压、高转速等提速参数易加剧井下风险，单一目标优化无法适配现场需求；二是多约束强边界，参数调整需严格贴合钻柱强度、井筒压力窗口、设备负载等多重物理约束，违规参数组合易诱发井下故障；三是工况强时变，地层岩性、孔隙压力、钻头磨损持续变化，参数与工

况的映射关系动态迭代，静态优化模型适配性极差。基于上述难点，钻井调控必须采用“实时感知、风险约束、动态迭代、协同闭环”的自适应策略。

4.2. 风险约束型多目标参数协同优化机制

本文构建风险约束型多目标参数优化模型，打破传统“先优化、后校核”的串行模式，将风险预警结果作为硬约束嵌入目标函数，通过动态权重切换、风险惩罚机制实现提速与安全的自适应平衡，构建可量化、可落地的优化体系。综合目标函数如下：

$$J = \alpha(t) \cdot f_{ROP}(P) + \beta(t) \cdot g_{Safety}(R) \quad (1)$$

式中： J 为无量纲综合目标函数，取值区间[0,1]，数值越高代表综合效能最优； $\alpha(t)$ 、 $\beta(t)$ 分别为提速、安全目标动态权重系数，满足 $\alpha(t) + \beta(t) = 1$ ，随实时工况标签 t 动态切换； $f_{ROP}(P)$ 为归一化钻速函数，以钻压、转速、排量、钻井液密度为自变量； $g_{Safety}(R)$ 为归一化安全评价函数； R 为综合风险指数，由四类井下风险最大值确定，优先响应最高风险隐患，即 $R = \max\{R_1, R_2, R_3, R_4\}$ （ R_1 为卡钻风险、 R_2 为井漏风险、 R_3 为溢流风险、 R_4 为井壁失稳风险），各风险指数均归一化至[0,1]区间。

权重系数采用可落地的工况触发阈值机制，具体切换规则为：正常钻进工况且 $R < 0.5$ ，安全裕度充足，取 $\alpha(t) = 0.8$ 、 $\beta(t) = 0.2$ ，优先保障钻井提速；常规工况且 $0.5 \leq R \leq 0.7$ ，采用均衡调控，取 $\alpha(t) = 0.5$ 、 $\beta(t) = 0.5$ ；高风险工况或划眼、起下钻工况、 $R > 0.7$ ，启动安全优先策略，取 $\alpha(t) = 0.2$ 、 $\beta(t) = 0.8$ ，优先防控井下风险。

钻速函数采用修正 Bourgoyne-Young 模型并归一化处理，消除量级差异，公式如下：

$$f_{ROP}(P) = \frac{ROP(WOB, RPM, Q, \rho_m)}{ROP_{\max}} \quad (2)$$

式中： ROP 为实时机械钻速； $ROP_{\max}$ 为当前工况约束下的理论最大钻速，实现钻速指标归一化，保证目标函数数量纲统一。

安全评价函数采用 Sigmoid 函数构建，精准匹配风险临界变化特征，公式如下：

$$g_{Safety}(R) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-k(R_0 - R)}} \quad (3)$$

式中： $R_0 = 0.7$ 为工程安全阈值，由现场多井工况统计标定； $k = 5$ 为敏感度调节系数，经敏感性分析确定，可精准放大临界风险的评价差异。当 $R \gg R_0$ 时，安全评价指数急剧下降，强制规避高风险参数组合；当 $R \ll R_0$ 时，安全裕度充足，优化模型聚焦提速目标。

为强化风险约束能力，构建风险惩罚目标函数，对超阈值风险施加非线性惩罚，公式如下：

$$J_{penalty} = J + \lambda \cdot \sum_{i=1}^4 \max(0, R_i - R_{i,threshold})^2 \quad (4)$$

式中：惩罚系数 $\lambda = 10$ ，经多组工况敏感性测试确定，可平衡惩罚力度与优化稳定性； $R_{i,threshold}$ 为第 i 类风险的安全阈值，超出阈值的风险项自动施加惩罚，迫使优化模型规避风险参数组合。

4.3. 多智能体协同仲裁与风险冲突裁决机制

协同仲裁层作为核心决策单元，明确多智能体通信规则、风险冲突裁决逻辑与容错机制，实现全流程可落地、可追溯。通信机制方面，各智能体采用边缘端实时同步通信模式，通信频率 1 Hz，标准化 JSON 数据格式，包含工况标签、风险指数、参数推荐值、置信度四类核心字段；设置数据容错机制，单智能体

数据中断时自动沿用前一刻有效数据，避免决策中断。

风险冲突裁决方面，针对多风险智能体输出不一致问题，建立优先级裁决规则：溢流、井漏属于高危井控风险，优先级最高；井壁失稳为次高危风险；卡钻为常规风险。当出现风险冲突时，优先响应高优先级风险，例如卡钻风险超标、井漏风险正常时，以井控安全为核心调整参数，解决多智能体决策矛盾问题。仲裁整体流程以伪代码形式明确，实现规则标准化、可复现。

4.4. 机理 - 数据融合优化实现框架

为解决纯数据驱动模型物理一致性差、外推能力弱、小样本适配性不足的问题，本文构建物理信息神经网络(PINN)融合框架，实现机理模型与数据模型的深度耦合，摒弃传统宏观定性描述。融合核心逻辑为：以井筒水力学、钻柱动力学物理模型构建参数可行域硬边界，限定钻压、转速、排量的合理取值范围，杜绝违背物理规律的参数输出；将物理机理残差项作为正则项嵌入神经网络损失函数，公式为 $L_{total} = L_{data} + \mu L_{physics}$ ，其中 L_{data} 为数据拟合损失， $L_{physics}$ 为物理机理残差损失， μ 为权重系数，保证模型输出贴合钻井物理机理。

同时建立模型偏差校验机制，当数据模型预测结果与机理模型计算结果偏差超过 10%时，系统自动触发异常校验流程，冻结参数优化动作，重新校准模型权重，实现数据驱动灵活性与机理模型可靠性的双向兼顾，有效解决小样本工况、未知地层的参数优化难题，如图 4 所示。

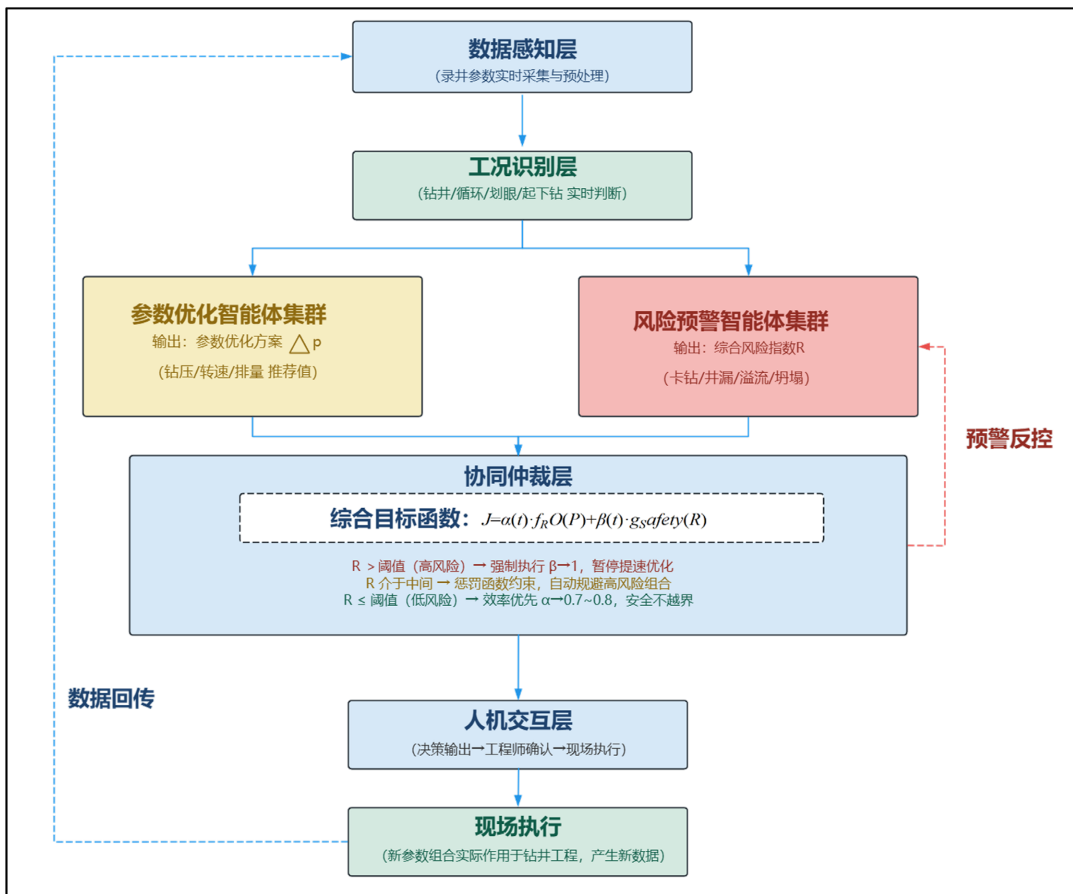


Figure 4. Logic diagram of bidirectional closed-loop linkage between multi-agent warning and parameter regulation
图 4. 多智能体预警与参数调控双向闭环联动逻辑图

4.5. 案例验证分析

为验证本文方法的普适性与稳定性,选取渤海区块 10 口深层定向井为验证对象,井段覆盖 3000~3500 m 泥岩、细砂岩互层复杂地层,包含窄压力窗口、易卡钻、易井壁失稳等典型工况,采用批量回测方式开展验证,同时与传统纯提速优化模型、固定阈值预警模型形成对照组,量化对比各项性能指标。

单井典型工况验证结果如表 2 所示,目标函数归一化基准为各井段理论最优工况参数,确保指标横向可比。优化后综合风险指数平均降幅 42.8%,摩阻平均降幅 22.6%,井下安全裕度显著提升;机械钻速平均降幅 7.6%,小幅牺牲提速性能换取安全稳定性大幅提升,综合目标函数平均提升 30.2%,综合作业效能显著优化。

批量统计结果表明,本文风险预警智能体集群整体预警准确率 92.3%,误报率 3.1%,平均预警提前时长 12.6 min,相较于传统固定阈值预警模型,准确率提升 11.5%,误报率降低 8.2%,预警提前时长提升 6.8 min。相较于传统单目标参数优化模型,本文方法井下复杂工况发生率降低 37.5%,非生产时间减少 29.3%,在兼顾钻井效率的同时,大幅提升了复杂地层钻井作业的安全性与稳定性,具备良好的普适性与工程可行性。

Table 2. Comparison of key indicators before and after optimization based on batch back-testing (average of 10 wells)
表 2. 优化前后关键指标批量回测对比(10 口井均值)

参数指标	优化前均值	优化后均值	平均变化幅度
钻压(kN)	180	150	-16.7%
转速(r/min)	60	50	-16.7%
排量(L/s)	28	26	-7.1%
综合风险指数	0.71	0.41	-42.8%
机械钻速(m/h)	12.4	11.5	-7.6%
摩阻(kN)	67.8	52.4	-22.6%
综合目标函数 J	0.59	0.77	+30.2%

5. 技术瓶颈与前沿发展趋势

5.1. 当前核心技术瓶颈

结合多井现场验证与工程落地实践,当前钻井多智能体协同技术存在三大核心瓶颈:一是井下数据传输实时性不足,井下随钻数据传输带宽有限、延迟较高,极端工况下易出现数据丢包,影响实时决策精度;二是高质量标注样本稀缺,井下高危风险工况样本采集难度大、数量少,小样本场景下模型泛化能力受限;三是边缘端算力受限,井场边缘设备算力有限,复杂多智能体并行推理、仿真计算难以全覆盖,制约系统实时性部署。

5.2. 前沿发展趋势与技术增量对比

结合人工智能前沿技术与钻井现场需求,本文明确四大重点发展方向,并通过与近期代表性研究成果对比,明确本文技术增量与创新边界。

1. 机理 - 数据深度融合驱动。现有研究多采用纯数据驱动或简单机理耦合模式,本文创新性引入 PINN 物理信息神经网络框架,将钻井水力学、动力学约束嵌入模型训练全过程,相较于传统 GPT 类知识检索钻井模型,可从根源解决模型物理失真、外推性差的问题,大幅提升复杂未知地层的适配能力。

2. 云-边轻量化分层部署。针对边缘算力瓶颈,构建云端训练、边缘推理的分层架构,云端负责全局模型迭代、大数据训练与参数标定,边缘端部署轻量化智能体模型,承担秒级实时决策,采用“高频轻量数据上传+低频模型更新”通信策略,适配井下窄带宽、低算力场景,弥补数字孪生技术实时性差、算力开销高的短板,实现虚实技术互补。

3. 大模型工具增强赋能。依托大模型知识检索、语义理解能力,优化人机交互层功能,实现故障处置方案智能生成、复杂工况智能研判,相较于现有 LLM 钻井文本分析技术,新增工况-参数双向联动决策能力,突破传统大模型仅能实现信息输出、无法参与调控决策的局限。

4. 数字孪生虚实联动。以数字孪生离线仿真为基础,为多智能体模型提供工况预演、参数校验支撑,多智能体实时调控结果反向更新数字孪生虚拟模型,实现仿真预演、实时调控、迭代优化的闭环,弥补单一技术的应用短板。

6. 结论

本文针对深层及非常规油气钻井参数优化与风险预警割裂、协同调控能力不足的行业痛点,引入多智能体协同技术,构建一体化智能调控体系,通过理论研究、机制细化、多井验证,得到以下核心结论:

1. 构建了数据感知-工况识别-核心功能-协同仲裁-人机交互五层钻井多智能体协同架构,明确各层级功能定位与联动逻辑,解决了传统智能钻井技术功能割裂、多任务协同能力弱的结构性短板,实现钻井作业全流程闭环智能决策。

2. 建立了可量化、可落地的风险约束型多目标参数优化机制,通过动态权重切换、风险惩罚约束、多风险冲突裁决规则,实现钻井提速与井下安全的自适应动态平衡,突破了传统模型单一目标优化、无安全约束的局限。

3. 搭建了机理-数据融合的协同调控框架,依托 PINN 物理信息神经网络嵌入钻井物理约束,解决了纯数据模型物理失真、小样本泛化性差的问题,大幅提升模型工程适配性与可解释性。

4. 多井批量回测结果证实,本文方法可有效降低井下综合风险,优化钻井参数匹配关系,在小幅牺牲提速性能的前提下,显著提升钻井作业安全性与综合效能,具备良好的工程普适性与落地价值。

5. 明确了数据传输、样本质量、边缘算力三大技术瓶颈,提出机理数据融合、云边轻量化部署、大模型赋能、数字孪生虚实联动四大发展方向,为后续智能钻井多智能体技术的迭代优化与规模化工程应用提供技术指引。

需要指出,本文方案仍存在一定应用局限。基于预置规则的协同仲裁面对完全未知耦合工况时存在适应性不足,井下随钻数据传输时延会对闭环决策性能带来不可忽视的影响,模型验证工况也存在区块局限性。后续需要结合强化学习在线自适应优化、时延量化评估与容错策略、多区块实井测试,进一步完善多智能体协同调控系统的工程鲁棒性。

参考文献

- [1] 成海, 张逸群, 王印, 等. 超深定向井地质工程力学耦合机理研究进展与认识[J]. 油气藏评价与开发, 2024, 14(4): 593-599+646.
- [2] 孙宝江, 周梓强, 孙骞. 油气钻采工程中的人工智能方法研究进展[J]. 石油学报, 2025, 46(11): 2141-2173.
- [3] 曾义金, 王敏生, 光新军, 等. 中国石化智能钻井技术进展与展望[J]. 石油钻探技术, 2024, 52(5): 1-9.
- [4] 李昌盛, 张乐, 孙华凯, 等. 基于云边协同的钻井智能分析决策系统[J]. 石油钻探技术, 2026, 54(3): 9-19.
- [5] Barbosa, L.F.F.M., Nascimento, A., Mathias, M.H. and de Carvalho, J.A. (2019) Machine Learning Methods Applied to Drilling Rate of Penetration Prediction and Optimization—A Review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 183, Article 106332. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106332>

-
- [6] 王钧泽, 李黔, 尹虎. 基于数字孪生技术的钻井复杂风险智能预警系统架构[J]. 石油钻探技术, 2024, 52(5): 154-162.
 - [7] 李臻, 宋先知, 李根生, 等. 基于双输入序列到序列模型的井眼轨迹实时智能预测方法[J]. 石油钻采工艺, 2023, 45(4): 393-403.
 - [8] 郭建明, 李云峰, 韩朝晖. 钻井异常状态实时监测与智能决策系统的研究[J]. 钻采工艺, 2008, 31(2): 32-35.
 - [9] de Wardt, J., Runia, J., Cayeux, E., *et al.* (2024) Taxonomy Describing Levels of Autonomous Drilling Systems. 2024 *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, New Orleans, 23-25 September 2024, SPE-217754-MS.
 - [10] 徐英卓. 基于 MAS 的远程钻井状态监测与事故诊断系统研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(22): 215-217.
 - [11] 武东升. 基于多智能体钻井故障诊断系统的研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南石油大学, 2015.
 - [12] 杨立全, 张方舟. 钻井井控虚拟仿真协作模式的研究[D]: [硕士学位论文]. 大庆: 东北石油大学, 2013.
 - [13] 西南石油大学. 基于多智能体协同的钻井操作辅助与故障分析方法及系统[P]. 中国专利, CN121561744B. 2026-04-21.