

事件状态驱动的智能掘进设备 虚实交互预测控制方法

王岩^{1,2,3}, 韩笑¹, 魏世睿¹, 冷杰武⁴, 张佳琪¹, 张旭辉^{1,2},
赵亦辉³, 赵友军³, 曹现刚^{1,2}, 何龙龙^{1,2}

(1. 西安科技大学机械工程学院, 710054, 西安; 2. 陕西省矿山机电装备智能检测与
控制重点实验室, 710054, 西安; 3. 西安煤矿机械有限公司, 710032, 西安;
4. 广东工业大学机电工程学院, 510006, 广州)

摘要: 针对传统掘进机控制方法巷道截割成形效率低、人工依赖性高的问题,提出了一种事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制方法。首先,构建掘进机事件状态模型,将截割轨迹离散为关键状态节点,实时监测截割状态以识别硬岩引发的机身异常偏移,设计事件驱动的虚实状态演变逻辑,实现物理实体与数字孪生体的状态跃迁与同步。其次,构建掘进机数字孪生模型实现截割过程的虚拟映射,基于模型预测控制(MPC)对实际轨迹进行预测,为虚实状态对齐与异常轨迹修正提供虚拟决策,通过数字孪生体与物理实体的虚实交互,实现从状态感知到决策执行的闭环。最后,搭建掘进机虚实交互实验平台开展实验验证,利用算法识别机身异常偏移,根据 MPC 耦合控制决策实现轨迹修正。结果表明: MPC 耦合控制下,轨迹跟踪最大误差由解耦控制的 18.5 mm 降至 7.2 mm,最大偏差降幅达 61.1%。该研究方法可为煤矿巷道掘进装备智能控制提供技术支撑。

关键词: 智能掘进; 数字孪生; 虚实状态对齐; 虚实交互; 模型预测控制

中图分类号: TD421.5 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202610008 **文章编号:** 0253-987X(2026)10-0091-12

Event-State-Driven Virtual-Real Interactive Predictive Control Method for Intelligent Tunneling Equipment

WANG Yan^{1,2,3}, HAN Xiao¹, WEI Shirui¹, LENG Jiewu⁴, ZHANG Jiaqi¹, ZHANG Xuhui^{1,2},
ZHAO Yihui³, ZHAO Youjun³, CAO Xiangang^{1,2}, HE Longlong^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Shaanxi Key
Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an 710054, China;
3. Xi'an Coal Mining Machinery Co., Ltd., Xi'an 710032, China; 4. School of Electromechanical
Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: To address the issues of low roadway cutting and profiling efficiency and high reliance on manual operation in traditional roadheader control methods, an event-state-driven virtual-real interactive predictive control method for intelligent tunneling equipment is proposed. First, an event-state model of the roadheader is constructed to discretize the cutting trajectory into key state nodes. The cutting state is monitored in real time to identify abnormal body offsets caused

收稿日期: 2026-01-27。 作者简介: 王岩(1987—),男,副教授,硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52204176);中国博士后科学基金资助项目(2023MD734221)。

网络出版时间: 2026-04-09

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20260408.1555.004>

by hard rock. An event-driven virtual-real state evolution logic is designed to achieve state transition and synchronization between the physical entity and its digital twin. Second, a digital twin model of the roadheader is constructed to achieve virtual mapping of the cutting process. Based on model predictive control (MPC), the actual trajectory is predicted to provide virtual decision-making for virtual-real state alignment and abnormal trajectory correction. Through virtual-real interaction between the digital twin and the physical entity, a closed loop from state perception to decision execution is realized. Finally, a virtual-real interaction experimental platform for the roadheader is built for experimental verification. Algorithms are utilized to identify abnormal body offsets, and trajectory correction is achieved based on MPC coupling control decisions. The results show that the MPC-based coupling control reduces the maximum trajectory tracking error from 18.5 mm to 7.2 mm, corresponding to a reduction of 61.1% in the maximum deviation. This research method can provide effective technical support for the intelligent control of coal mine roadway tunneling equipment.

Keywords: intelligent tunneling; digital twin; virtual-real state alignment; virtual-real interaction; model predictive control

巷道掘进是煤矿地下工程建设的核心环节,其作业效率与成形质量直接决定工程推进效率和施工安全性^[1]。悬臂式掘进机作为巷道掘进的关键装备,其智能化控制水平是实现煤矿少人、无人化掘进的核心支撑^[2-3]。井下地质条件复杂,掘进机作业中易因机身偏移、姿态偏移引发截割轨迹失效问题,而传统控制方法多依赖人工操作或半自动化系统,存在截割成形效率低、质量差的弊端^[4-6]。尽管基于记忆截割^[7-8]的自动化控制方法减少了人工干预,但在应对突发异常工况时,仍需人工介入标定纠偏,严重制约着掘进装备的智能化控制水平。

近年来,智能掘进^[9-10]与数字孪生技术^[11-13]在掘进机控制领域的应用取得诸多进展,为煤矿井下少人化、无人化掘进作业提供了重要的技术参考与实践支撑。在巷道截割轨迹优化方面^[14],有学者结合路径规划算法及强化学习方法,构建适配不同地质条件的截割轨迹自适应规划模型^[15],有效提升了巷道截割的成形精度与作业效率。在数字孪生模型构建方面^[16],基于多体动力学理论与参数辨识方法,完成了掘进机截割臂、回转台等关键部件的几何-运动-力学耦合建模^[17],通过融合多源传感数据实现了物理设备与虚拟模型的高保真映射^[18]。在虚实交互协同控制方面^[19],学者们提出了基于时间戳与数据缓冲的时延补偿策略^[20],实现了物理端传感数据与虚拟端模型状态的准实时同步;结合边缘计算与云端推演技术,构建了闭环控制框架^[21],在实验室环境下验证了虚实交互对截割轨迹纠偏与异常工况响应的有效性。

然而,掘进机截割作业场景存在煤岩分布不均、硬岩夹层突现等动态工况特征,现有研究成果在面向无人化作业的实际需求时存在技术局限,难以适配复杂多变的掘进工况。首先,传统截割异常检测方法多采用静态阈值判定准则,未考虑掘进机截割过程中机身位姿、运动状态的动态演变特性,对硬岩冲击引发的耦合型姿态偏移等突发异常识别精度低、误判率高,无法为轨迹修正提供可靠的触发依据。其次,现有虚实交互控制模式多依赖周期性数据同步机制,数据传输与时延补偿策略不足,在突发异常事件时易出现虚拟端与物理端状态不同步、响应滞后等问题,难以实现异常工况下的虚实实时协同控制。最后,现有控制决策方法多聚焦于局部截割轨迹的被动纠偏,未构建异常触发后的全局截割任务优化机制,缺乏对剩余截割轨迹的二次规划与滚动优化能力,易导致截割作业中断、巷道成形质量下降,严重制约了掘进机无人化作业的连续稳定运行。

针对上述问题,本文提出事件状态驱动的悬臂式掘进机虚实交互预测控制方法,通过截割状态离散化,将连续截割过程映射为关键状态节点序列,结合滑动窗口动态变化率监测机制,实现了机身姿态异常的实时识别^[22];融合数字孪生模型的计算与预测优势,在虚拟空间完成运行状态超前预测与轨迹修正决策推演,并基于模型预测控制(MPC)生成优化控制指令,实现了异常工况下的自主轨迹优化。本文构建了从异常感知到自主修正的完整技术体系,解决了虚实时延、异常检测精度低、轨迹修正不连贯

等问题,为提升掘进机在复杂地质条件下的作业适应性与自主性提供了新方案,对推动煤矿少人、无人化智能掘进技术发展具有重要的理论与工程意义。

1 事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制架构

针对复杂工况下虚实状态不同步导致的掘进机截割成形效率低、人工依赖性高的问题,构建如图 1 所示的事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制架构。该架构由设备物理实体、数字孪生体、数据层、功能服务层和通信连接 5 部分组成,通过物理实体异常状态感知、基于数字孪生体的截割轨迹规划、物理实体与数字孪生体的实时交互控制 3 个关键环节,实现数据驱动的物理空间与数字空间的闭

环交互控制。首先,结合悬臂式掘进机的截割工艺特征,将截割作业离散为关键截割状态集合,并在功能服务层部署异常状态感知算法,实时监测截割头因煤岩分布不均导致的机身偏移等异常截割事件,通过虚实状态映射实现物理空间与数字空间的截割状态的实时同步。其次,通过构建掘进机数字孪生模型,采用 MPC 算法对未来截割状态进行超前预测,当发生异常事件时获取最优控制决策,进而在掘进数字空间中验证截割轨迹修正后的设备截割状态。最后,将功能服务层生成的控制决策反馈至物理端可编程逻辑控制器(PLC),从而驱动物理执行机构完成异常截割轨迹的修正动作,同时在掘进数字空间对掘进机截割轨迹修正过程进行实时跟踪,实现物理空间与数字空间的闭环交互与状态同步。

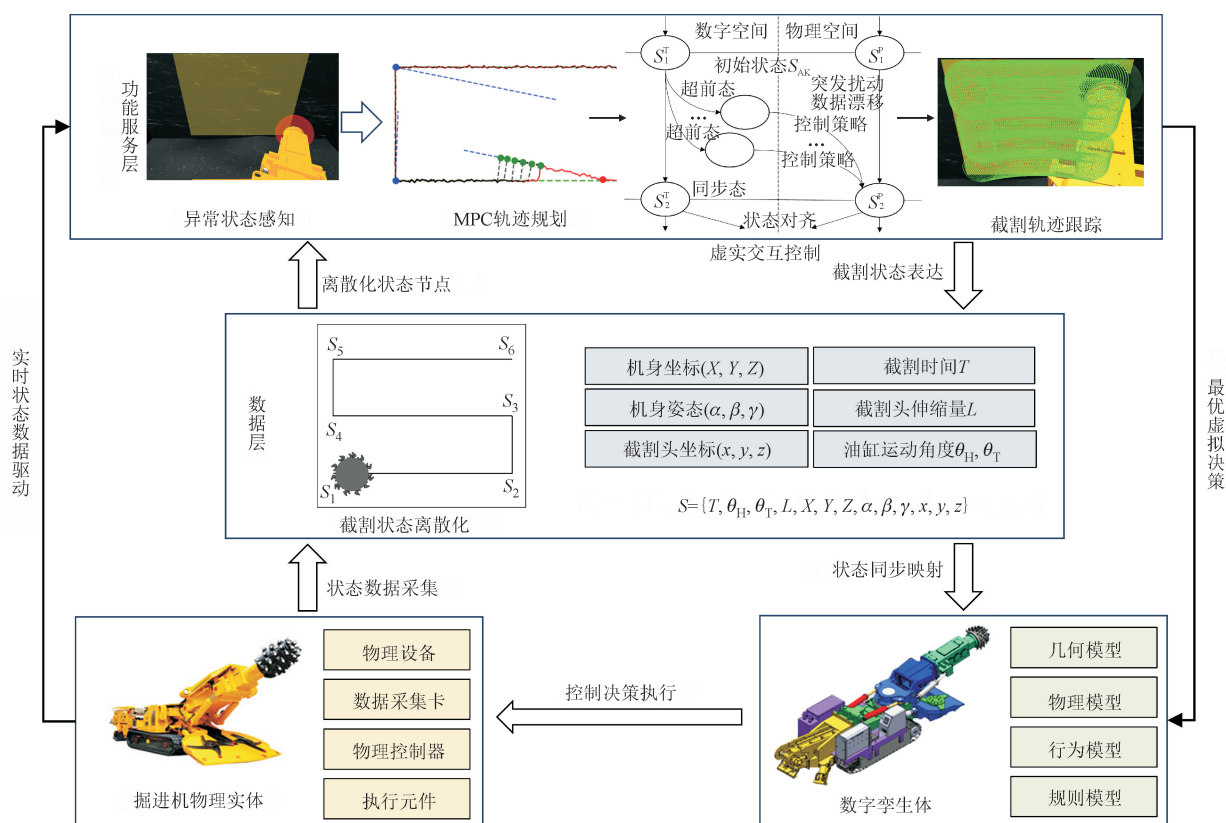


图 1 事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制架构

Fig. 1 Event state-driven virtual-real interactive predictive control architecture for intelligent tunneling equipment

2 基于规划截割轨迹的掘进机事件状态模型构建

2.1 掘进机截割轨迹状态离散化

在连续截割作业中,掘进机位姿与工况随时间动态演变,存在物理过程难以精准复现、控制决策计算复杂度高、事件响应滞后等问题。为此,借鉴离散

化状态^[23]与状态跃迁^[24]思想,结合掘进机截割工艺特征,将完整截割周期离散为一系列针对关键事件生成的状态节点 $S_1, S_2, \dots, S_6$,并按时间顺序将这些状态点组织为有序集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_6\}$ 。然后,通过分析状态点间的跃迁与同步,实现掘进机虚实间的交互,具体如图 1 中的数据层所示。

为全面刻画掘进机在各个状态点的运行特征与

控制需求,采用 13 维参量对每个状态点 S_i 进行详细描述,具体参量如下

$$S_i = \{T, \theta_H, \theta_T, L, X, Y, Z, \alpha, \beta, \gamma, x, y, z\} \quad (1)$$

式中: T 为状态点对应的时戳,是实现状态跃迁、事件触发与时延补偿的时间基准; θ_H, θ_T, L 为掘进机的回转角、抬升角和伸缩量,直接控制截割头位姿的执行输入; (X, Y, Z) 、 α, β, γ 分别为机身在巷道坐标系中的三维坐标、偏航角、俯仰角和翻滚角; (x, y, z) 为截割头在巷道坐标系中的空间位置。

本节通过构建离散化的事件状态,对各节点的位姿参数和时间信息做了量化描述,以此刻画掘进设备运行状态。此方法能够简化复杂的掘进设备运行状态,精准描述各阶段运行特征,方便异常状态的识别,同时增强模型的可视化效果与可解释性,也为物理端与虚拟端的状态对齐和同步奠定基础。

2.2 基于滑动窗口变化率的掘进机异常事件识别

截割作业全过程的状态监测是实现虚实交互控制的基础。实际掘进过程中,受煤岩分布不均、硬岩夹层等复杂工况影响,截割头易受到非预期冲击载荷,进而引发掘进机机身位姿偏移,形成截割异常事件。为精准捕捉此类突发异常事件,本文提出基于机身位姿动态变化率的异常识别算法,依托滑动窗口统计方法实现异常状态点的实时判别。该算法摒弃了对历史正常数据的静态统计特征依赖,利用惯性测量单元(IMU)实时监测机身运动状态的动态变化率,通过相邻时刻差分运算识别突发异常,为虚实交互控制提供稳定可信的异常触发信号。其中,机身运动特征线加速度 $\mathbf{a}(t)$ 与角速度 $\boldsymbol{\omega}(t)$ 的计算式如下

$$\begin{cases} \mathbf{a}(t) = \frac{\mathbf{P}(t) - \mathbf{P}(t - \Delta t)}{\Delta t} \\ \boldsymbol{\omega}(t) = \frac{\boldsymbol{\theta}(t) - \boldsymbol{\theta}(t - \Delta t)}{\Delta t} \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δt 为采样时间间隔; $\mathbf{P}(t)$ 为 t 时刻掘进机的三维位置坐标向量,即 $\mathbf{P}(t) = (X(t), Y(t), Z(t))^T$; $\boldsymbol{\theta}(t)$ 为 t 时刻掘进机机身的姿态角向量,即 $\boldsymbol{\theta}(t) = (\alpha(t), \beta(t), \gamma(t))^T$ 。

为挖掘动态特征的演变规律,实现机身位姿状态的在线监测,引入滑动窗口长度 T_w ,计算窗口内特征序列的均值和标准差,表达式如下

$$\begin{cases} \mu(t) = \frac{1}{T_w} \sum_{i=t-T_w+1}^t m(i) \\ \sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{T_w-1} \sum_{i=t-T_w+1}^t (m(i) - \mu(t))^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中: T_w 为滑动窗口长度,决定了动态阈值更新的记忆深度; $\mu(t)$ 为运动特征均值,反映当前时刻运动趋势的基准水平; $\sigma(t)$ 为运动特征标准差,反映当前时刻运动波动的剧烈程度; $m(t)$ 为滑动窗口内 t 时刻的机身运动特征样本值。

基于正态分布统计特性,构建动态阈值如下

$$\begin{cases} f_{up}(t) = \mu(t) + k\sigma(t) \\ f_{down}(t) = \mu(t) - k\sigma(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $f_{up}(t)$ 、 $f_{down}(t)$ 分别为 t 时刻动态上阈值和下阈值; k 为灵敏系数,取 1.96,根据正态分布 95% 置信区间原则,可在过滤传感器噪声的同时保留对真实异常的识别灵敏度。

当实时计算的特征参数超出阈值区间时,标记为单次疑似异常。为避免瞬时噪声误判,引入连续异常次数 C_t ,其中 t 为当前时刻。当实时特征连续多次超出阈值时,判定为真实异常事件并输出触发信号,有效区分瞬时扰动与持续异常,提升识别可靠性。

2.3 截割事件驱动的虚实状态演变

在掘进过程中,虚拟端常因数据传输时延而滞后于物理端的实际状态,为此构建了基于数字孪生的掘进设备状态演变机制。该演变根据状态数据预测物理实体的未来状态,并提前更新数字孪生体状态,以减轻虚拟端的滞后问题,确保虚实状态同步。具体的演变过程如图 2 所示,其中 S^p 表示物理端状态, S^v 表示虚拟端状态。

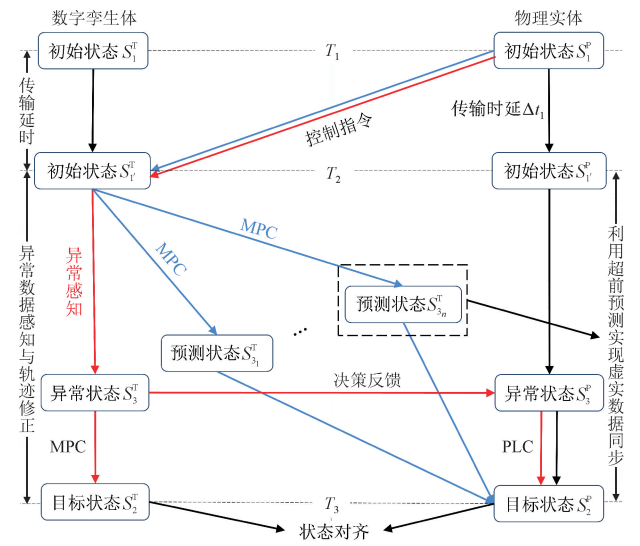


图 2 截割事件驱动的虚实状态演变

Fig. 2 Cutting-event-driven virtual-real state evolution

图 2 中,蓝色箭头跃迁过程表示正常截割阶段。物理端与虚拟端存在固有传输时延, T_1 时刻物理端

更新至状态 S_1^p ,受时延影响,虚拟端至 T_2 时刻才同步至对应状态 S_1^v 。为补偿该滞后,虚拟端在 T_2 时刻以物理端目标状态 S_2^p 为基准,利用 MPC 算法对当前状态进行多步超前预测 $S_{3_1}^v, S_{3_2}^v, \dots, S_{3_n}^v$,得到未来状态序列并选取最优决策下发至物理端,最终在 T_3 时刻实现虚拟端状态 S_2^v 与物理端状态 S_2^p 的对齐与同步。红色箭头跃迁过程表示截割过程触发异常事件。在 T_1 时刻,物理端更新至状态 S_1^p ,并将数据传输至虚拟端, T_2 时刻虚拟端同步至 S_1^v 后,通过异常感知模块识别出异常状态 S_3^v 。虚拟端基于该异常状态,调用 MPC 算法以规划轨迹目标状态 S_2^v 为基准,生成平滑回归的预测修正控制决策并下发至物理端。此时,物理端通过 PLC 驱动油缸执行修正动作,将异常状态 S_3^p 调整至目标状态 S_2^p ,完成异常轨迹修正并实现虚实状态重新对齐。

本小节基于 MPC 的截割事件虚实状态演变机制,实现了物理端与虚拟端的状态同步,以及发生异

常事件时截割轨迹的动态修正,为掘进机虚拟控制决策奠定了逻辑基础。

3 基于 MPC 的掘进机虚拟控制决策

3.1 悬臂式掘进机数字孪生建模

数字孪生建模是实现掘进机虚拟控制决策的前提,通过数字孪生技术完成掘进机物理实体在虚拟空间的虚拟映射,为 MPC 算法提供与物理实体一致的状态输入、运动约束及演算环境,确保虚拟端求解的控制决策贴合物理设备的实际运行特性。

如图 3 所示,首先基于掘进机实体,在 SolidWorks 软件中完成参数化建模,随后导入 Blender 软件进行渲染处理,最终通过 Vue 框架构建虚拟场景进行呈现,形成可交互的数字孪生模型。在该数字孪生模型中,依托旋转矩阵与欧拉角实现坐标系间变换,通过齐次坐标变换矩阵完成各部件位姿在全局巷道坐标系下的统一表达。

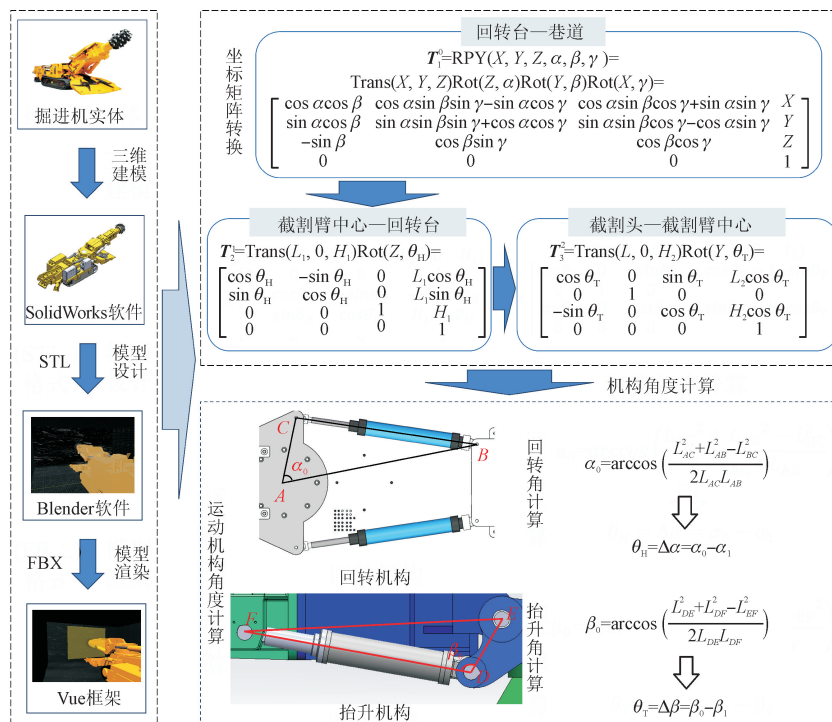


图 3 掘进机数字孪生建模

Fig. 3 Digital twin modeling of the roadheader

图 3 中, T_1^0 为机身回转台坐标系到巷道全局坐标系的变换矩阵, T_2^1 为截割臂中心坐标系到机身回转台坐标系的变换矩阵, T_3^2 为截割头坐标系到截割臂中心坐标系的变换矩阵,三者连乘可实现截割头位姿从局部坐标系到全局坐标系的精准转换。Trans()、Rot()、RPY()均为构建齐次坐标变换矩

阵的核心算子,其中 Trans()为平移变换算子,以截割臂至截割头水平距离 L 、机身回转台至截割臂水平距离 L_1 、垂直距离 H_1 、截割臂至截割头垂直距离 H_2 为输入,描述各坐标系间的三维平动关系;Rot()为单轴旋转变换算子,用于描述坐标系绕单一坐标轴的旋转关系;RPY()为翻滚角 γ 、俯仰角 β 、

偏航角 α 组合旋转变换算子, 结合机身姿态角实现坐标系的三维整体姿态旋转。3 类算子分别构成齐次坐标变换矩阵的平移与旋转部分, 共同完成掘进机各部件位姿在全局巷道坐标系下的统一表达, 为数字孪生建模与模型预测控制提供了坐标基础。

回转角 θ_H 由激光传感器实时获取的位移量结合回转台固定尺寸, 通过反余弦函数求解得出。 α_0 为回转台水平状态下的初始角, α_1 为回转台截割运动时的回转角。 L_{AC} 为回转台至回转油缸前端安装孔距离, L_{AB} 为回转台中心至回转油缸尾端的距离, L_{BC} 为水平状态下回转油缸的长度。抬升角 θ_T 同样通过反余弦函数计算获取, β_0 为截割臂水平状态下的初始角, β_1 为截割臂截割运动时的抬升角。 L_{DF} 为截割臂水平状态下抬升油缸的长度, L_{DE} 为截割臂旋转关节至抬升油缸尾端的距离, L_{EF} 为截割臂旋转关节至抬升油缸前端安装孔的距离。通过实时计算截割过程中回转角与抬升角的变化量, 将油缸的直线位移转换为截割头姿态角, 复现掘进设备截割过程中的运动变化, 为 MPC 控制决策提供精准的状态输入。

3.2 基于 MPC 的掘进机截割头轨迹控制决策

为实现虚拟端对截割头轨迹的实时跟踪及异常事件的及时修正, 结合掘进机截割机构的执行机构

物理约束, 构建基于 MPC 的截割头轨迹虚拟控制决策方法^[25], 通过滚动优化获取最优控制决策, 实现了实际截割轨迹对规划截割轨迹的精准跟踪, 为智能掘进设备虚实交互预测控制提供虚拟决策支撑。

掘进机模型预测控制算法过程如图 4 所示。首先, 根据掘进机截割工艺对截割关键承载与执行部件进行分解, 对巷道坐标系 $O_0X_0Y_0Z_0$ 、机身坐标系 $O_1X_1Y_1Z_1$ 、截割臂坐标系 $O_2X_2Y_2Z_2$ 、截割头坐标系 $O_3X_3Y_3Z_3$ 分别进行标定, 并统一至巷道坐标系中。为确保虚拟决策贴合物理设备实际运动特性, 进一步明确执行机构的物理运动边界, 定义 $\theta_{H,\min}$ 和 $\theta_{H,\max}$ 分别为回转角的最小、最大允许值, $\theta_{T,\min}$ 和 $\theta_{T,\max}$ 分别为抬升角的最小、最大允许值, 通过约束角度避免控制指令超出设备物理运动范围而引发超程风险。与此同时, 将得到的回转角、抬升角和约束条件作为 MPC 算法的系统状态输入。其次, 根据得到的回转角和抬升角, 采用 MPC 算法进行未来截割状态预测。最后, 结合机身坐标转换模型与掘进机几何参数, 将截割头从机身坐标系坐标 $(p_x, p_y, p_z)^T$ 转换至巷道全局坐标系, 在巷道断面形成截割头预测截割轨迹。

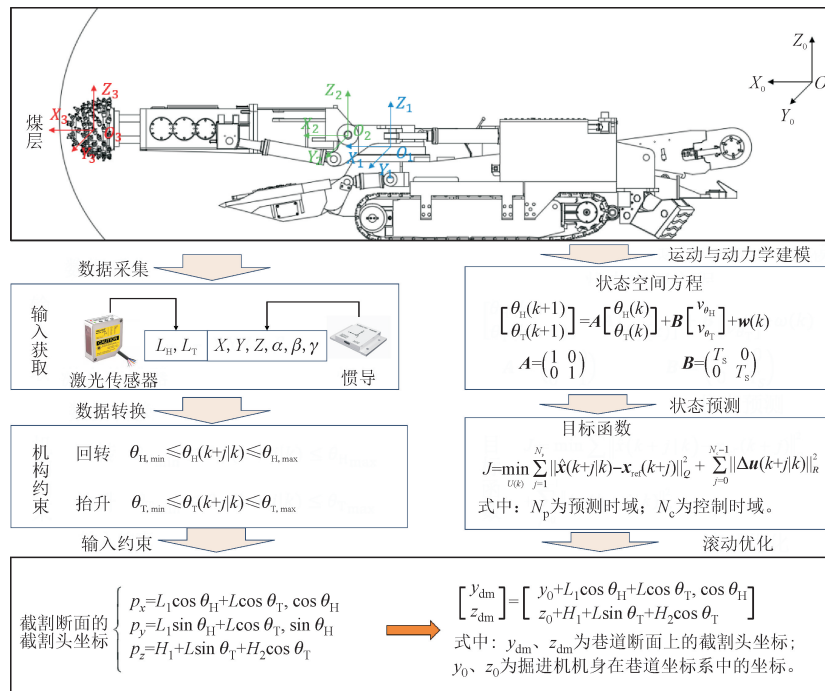


图 4 掘进机模型预测控制算法

Fig. 4 Model predictive control algorithm for the roadheader

为精准描述截割机构的动态响应特性, 采用离散状态空间模型对截割过程进行量化表征, 对应图 4 中的状态空间方程。定义该模型 k 时刻的状态向量

$\mathbf{x}(k) = [\theta_H, \theta_T]^T$, 控制输入向量 $\mathbf{u}(k) = [v_{\theta_H}, v_{\theta_T}]^T$, 矩阵 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 为系统状态空间模型的系数矩阵, T_s 为采样时间, $\mathbf{w}(k)$ 为截割过程中引入的系统扰动项。

以最小化系统综合性能指标为导向,构建 MPC 算法下的滚动优化目标函数。其中, $\hat{\mathbf{x}}(k+j|k)$ 为 k 时刻对未来 $k+j$ 时刻的系统状态预测值, $\mathbf{x}_{\text{ref}}$ 为规划截割轨迹对应的参考状态。权重矩阵 $\mathbf{Q}$ 取 $\text{diag}(10,10)$,用于加权回转角与抬升角的跟踪误差,通过较大权重优先最小化截割头实际轨迹与规划轨迹的偏差,保障巷道成形质量。权重矩阵 $\mathbf{R}$ 取 $\text{diag}(0.1,0.1)$,用于加权回转与抬升油缸的流速变化率,通过较小权重抑制控制量剧烈波动,避免油缸频繁启停造成的机械损耗,提升截割头运动平顺性。

4 智能掘进设备虚实交互预测控制逻辑

在完成掘进机位姿实时感知、异常事件识别及基于 MPC 的虚拟控制决策方法构建后,本节重点阐述物理实体与数字孪生体之间的交互控制逻辑,为井下掘进作业的精准控制提供完整运行框架。虚实交互预测控制逻辑的流程图如图 5 所示。通过物理控制与虚拟控制两条路径的协同,可实现正常工况下的状态同步与异常工况下的轨迹修正。

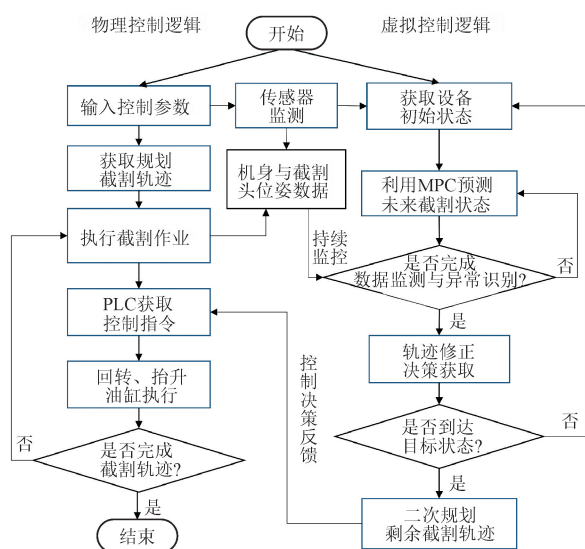


图 5 虚实交互预测控制逻辑流程图

Fig. 5 Logic flowchart of virtual-real interactive predictive control

物理实体输入控制参数,获取规划截割轨迹后执行截割任务;同时,多源传感器实时采集机身与截割头的位姿数据。虚拟端基于数字孪生模型和实时位姿数据,采用 MPC 算法对未来截割状态进行超前预测,在正常工况下实现虚拟状态与物理状态的同步对齐,补偿传输时延带来的滞后问题。

当虚拟端检测到异常状态点时,首先基于 MPC

和当前异常位姿预测截割头的偏移轨迹,再以规划截割轨迹为目标生成多个修正决策,针对当前位姿选取最优控制决策并反馈至物理端 PLC;物理端 PLC 接收决策后,驱动回转与抬升油缸执行修正动作。在此过程中,虚拟端持续接收物理端回传的实时状态数据,监测修正动作的执行效果,直至截割头回归至规划轨迹后,根据当前机身异常位姿对剩余截割轨迹进行二次规划,直至完成截割作业。

采用上述虚实双向交互控制逻辑,既保障了正常截割过程中物理端与虚拟端的运行状态同步,又实现了对异常事件的动态感知与实时轨迹修正。

5 实验验证与分析

5.1 实验案例设计及虚实交互平台搭建

为验证本文所提事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制方法在截割异常识别、轨迹修正方面的有效性与实用性,通过设计偏航、翻滚耦合型姿态偏移截割异常案例,模拟井下掘进机截割作业中因煤岩分布不均、截割硬岩夹层引发的机身滑移、侧倾,进而导致截割轨迹偏离规划路径的异常工况,重点验证算法对突发耦合型位姿异常的识别能力、MPC 耦合控制的轨迹修正精度及虚实交互的协同控制效果。实验数据为物理实验平台执行截割作业时,惯性导航模块采集的掘进机机身位姿实时数据流,包括位置坐标 $\mathbf{P} = (X, Y, Z)^T$ 和姿态角 $\boldsymbol{\theta} = (\alpha, \beta, \gamma)^T$,采样频率为 100 Hz。实验选取一段包含突发异常事件的完整截割作业数据,时长为 56.224 s,共计 28 290 个数据点。

为支撑实验验证,搭建如图 6 所示的掘进机虚实交互实验平台,平台由物理端与虚拟端构成。物理端以 1:8 比例缩制的掘进机实验台为物理实体,机身长度为 820 mm,宽度为 400 mm,回转油缸行程为 175 mm,抬升油缸行程为 75 mm;配套多源感知与执行单元,感知层搭载 N100 惯导、BLG-250 型激光测距传感器、E6B2-CWZ5B 型旋转编码器、拉线传感器及 MCC118 数据采集卡,通过工业级树莓派实现多源运行数据的同步采集。执行层由伺服电机、液压泵及 PLC 物理控制器构成,可接收虚拟端决策指令,驱动油缸完成截割动作的精准执行。虚拟端基于消息队列遥测传输(MQTT)协议实现物理端数据与虚拟端决策的实时传输,并依托数字孪生模型完成物理截割状态的可视化与监测。核心模块包括数据监测、状态对齐、异常识别、运动学解算及决策修正等,最终将虚拟控制决策反馈至物理端 PLC,构建完整的虚实交互预测控制闭环。

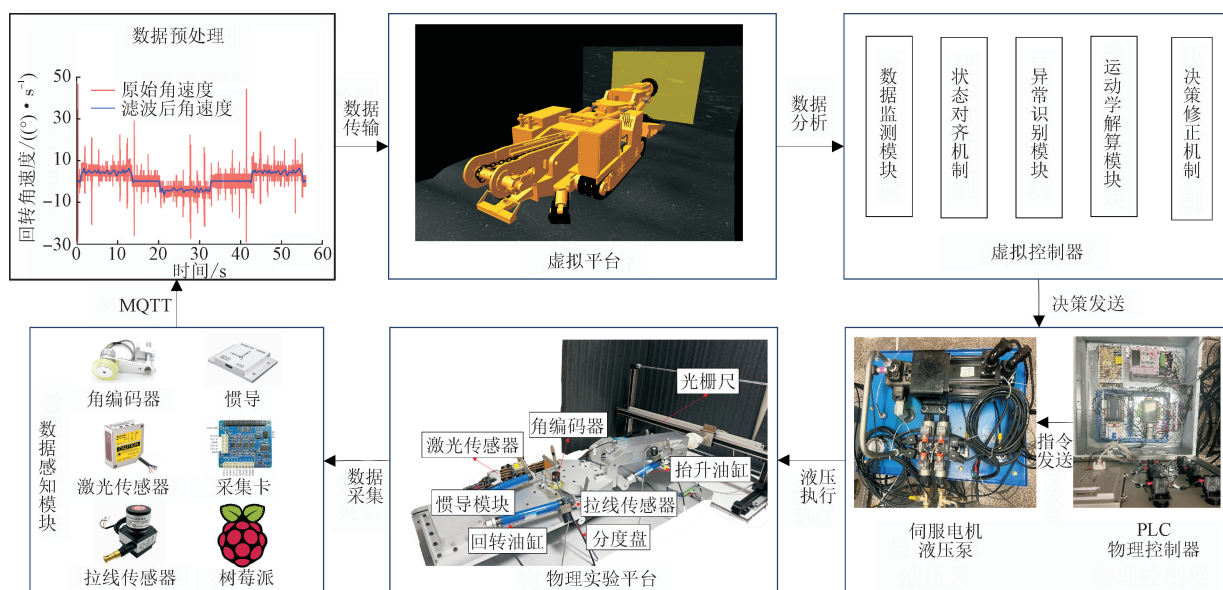


图 6 掘进机虚实交互实验平台

Fig. 6 Virtual-physical interaction experimental platform for the roadheader

5.2 机身位姿监测及异常事件感知

为验证基于滑动窗口动态变化率监测的异常事件有效识别,需对其核心参数进行合理设置。本实验重点分析滑动窗口长度 T_w 与连续异常次数 C_i 对异常事件识别的影响。

(1)确定滑动窗口长度。 T_w 决定了动态阈值更新对历史数据的记忆深度,其单位为采样点个数,结合实验中 100 Hz 的采样频率, $T_w = 50$ 对应的时间窗口为 0.5 s。为兼顾系统对工况变化的适应性与统计稳定性,经对比 $T_w = 30, 50, 70$ 的实验结果,最终设定窗口长度 $T_w = 50$ 。这是因为 $T_w = 30$ 时窗口数据量不足,统计特征波动大易引发阈值抖动; $T_w = 70$ 时窗口过长导致阈值更新滞后,无法及时响应姿态突变;而 $T_w = 50$ 可有效覆盖掘进机截割头单次运动周期,平衡统计稳定性与动态响应性。

(2)确认连续异常次数。为保证有效识别异常事件并抑制因传感器精度引起的误报问题,对连续异常确认机制中的关键参数 C_i 进行实验分析。当 $C_i = 1, 2$ 时,系统对瞬时噪声极为敏感,虽可检出全部真实异常,但误判频发,严重干扰决策流程;当 $C_i = 3$ 时,误判次数显著下降至 8,系统在保持高检出率的同时,报警可信度得到提升;当 $C_i = 5$ 时,误判被完全消除,且可信异常触发率仍维持在 100%,能有效过滤由传感器精度波动引起的瞬时误报,实现异常触发信号的高可信度,为后续虚实交互预测控制提供了稳定可靠的输入。对比 4 组参数下的异常检出效果与误报抑制能力,选取 $C_i = 5$ 作为异常事件判定标准。

图 7 展示了完整截割作业周期内掘进机机身位姿参数的时序变化。由图可见,在红色虚线框时刻,机身发生滑移与侧倾,三轴加速度出现显著波动,偏航角与翻滚角角速度发生明显突变,呈现为偏航、翻滚耦合型姿态偏移,表明已有效识别到掘进机在截割过程中发生的异常事件类型与特征。基于滑动窗口动态变化率开展监测,能够有效识别由机身偏移引起的截割异常事件,为后续虚实交互与轨迹修正提供了可靠的触发依据。

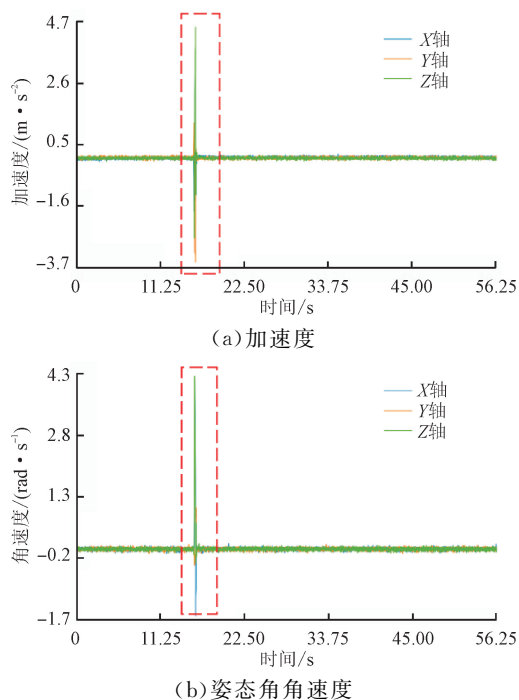


图 7 掘进机机身位姿参数的变化

Fig. 7 Variation of roadheader body pose parameters

图 8 为掘进机在截割过程中发生机身姿态偏移的异常事件示意图,直观反映了异常事件对掘进机位姿的影响。进一步分析位姿变化数据可知,异常期间机身偏航角累计偏移 2.97° ,翻滚角累计偏移 3.56° 。在首次检测到角速度超限后,经过连续确认机制,在 50 ms 内即可完成异常判定,并触发后续虚实交互预测控制流程,验证了所提异常识别算法的实时性与准确性。

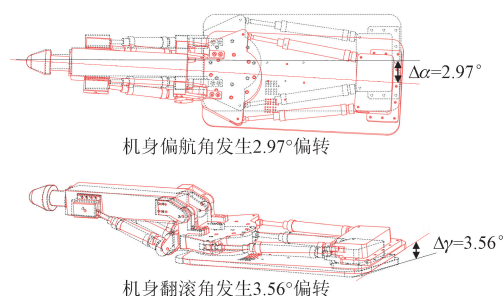


图 8 掘进机异常事件示意图

Fig. 8 Schematic diagram of roadheader anomaly events

5.3 基于 MPC 的截割头轨迹预测

在截割异常事件识别后,基于 MPC 算法实现截割头轨迹的超前预测,可为异常工况下的轨迹修正提供精准的状态预判与控制基准,体现 MPC 算法的滚动优化与轨迹预测能力。具体预测结果如图 9 所示。

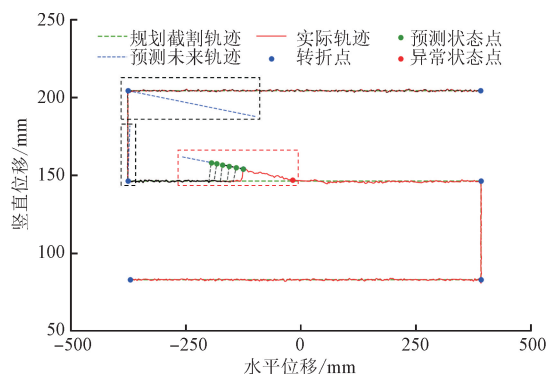


图 9 基于 MPC 的截割头轨迹预测

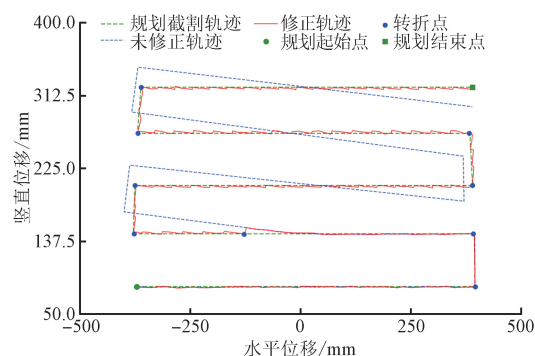
Fig. 9 Prediction of cutting head trajectory based on MPC

依托物理端实时传输的回转角与抬升角,MPC 算法以当前机身位姿为初始状态,结合掘进机动力学约束与液压缸物理极限,滚动求解未来时域内的截割头坐标,生成超前预测轨迹。当虚拟端监测到红色虚线框区域内的异常状态点时,基于该异常事件触发针对性控制决策,控制实际偏移轨迹向规划截割轨迹平滑回归。轨迹修正完成后,到达黑色虚线框区域,此时再次启动 MPC 控制机制,根据当前机身异常姿态,对更新后的截割头姿态进行未来轨

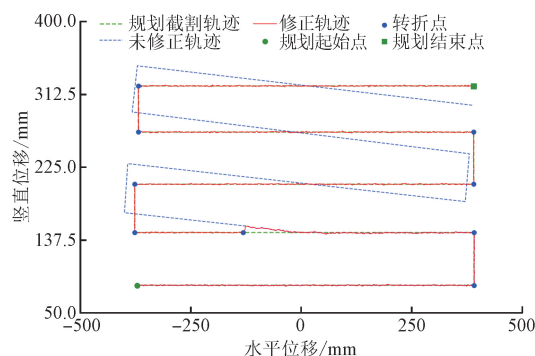
迹预测,迭代完成剩余截割任务的轨迹修正与路径跟踪,保障截割作业的完整性与精准性。

5.4 事件状态驱动的智能掘进设备虚实交互预测控制方法验证

为验证所提方法在真实异常情况下的实际效果,当识别到发生偏航、翻滚耦合型异常工况后,虚拟端以异常状态点为基准,结合 MPC 滚动生成轨迹调整决策,实现对物理执行机构的预测控制。同时,为探究控制决策对液压执行系统动态响应的影响,针对异常事件识别后的解耦控制与耦合控制开展对比实验:解耦控制将回转与抬升液压缸视作独立系统,分别进行轨迹规划与控制指令生成;耦合控制充分考虑两油缸间的动力学耦合效应,在 MPC 优化过程中协同生成双缸控制序列。图 10 给出了解耦控制和耦合控制下,截割头轨迹与油缸位移变化量的对比结果。对比解耦控制,MPC 耦合控制下的双缸协同作业表现出显著优势。由图 10 可见,解耦控制因回转与抬升油缸独立调节,导致截割头轨迹最大跟踪误差达 18.5 mm。引入 MPC 算法后,系统通过对双缸控制序列的滚动时域协同优化,使得截割头能够从异常偏移状态下平滑无超调地回归预设轨迹,最大跟踪误差被压缩至 7.2 mm,轨迹修正精度显著提升;同时,运动平顺性的大幅改善,使得其在复杂井下工况下的工程适用性明显优于传统解耦策略。



(a) 解耦控制下的截割头轨迹



(b) 耦合控制下的截割头轨迹

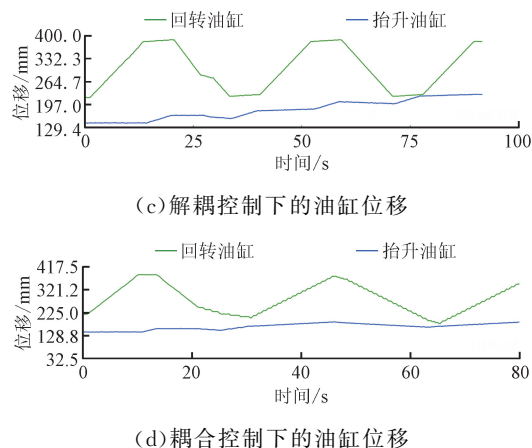


图10 解耦控制与耦合控制下的截割头轨迹和油缸位移结果对比

Fig. 10 Comparison of cutting head trajectory and cylinder displacement results between decoupling control and coupling control

6 结 论

(1) 本文构建了掘进机事件状态模型,结合掘进机截割工艺将规划截割轨迹离散为一系列状态节点,并对其进行详细描述;融合滑动窗口与动态变化率的实时数据监测与异常事件识别算法,有效识别截割过程中发生的异常事件,为轨迹修正提供了可靠的触发依据。

(2) 本文提出了基于 MPC 的掘进机虚拟控制决策,通过构建掘进机数字孪生模型,实现了物理截割作业的虚拟映射;结合掘进机截割机构的执行机构物理约束,通过 MPC 滚动优化获取最优控制决策,实现了实际截割轨迹对规划截割轨迹的动态跟踪,为智能掘进设备虚实交互预测控制提供虚拟决策支撑。

(3) 本文提出了智能掘进设备虚实交互预测控制逻辑,构建了物理与虚拟双路径协同的完整运行框架,实现物理实体与虚拟模型的状态同步及发生异常事件时偏移轨迹预测、修正决策执行与实时状态监测的交互控制方案,形成从状态感知到决策执行的虚实交互闭环。

(4) 为验证所提方法的有效性,设计截割硬岩引发的偏航、翻滚耦合型姿态偏移异常实验案例,搭建掘进机虚实交互实验平台,通过滑动窗口动态变化率算法精准识别截割异常。对比实验结果表明: MPC 耦合控制策略将轨迹跟踪最大误差由解耦控制的 18.5 mm 压缩至 7.2 mm,最大偏差降幅达

61.1%,且截割头运动平顺性显著优于解耦控制。经完整截割作业流程验证,该方法能够实现对突发异常的快速识别与轨迹的自适应修正,验证了其在井下掘进工况下的有效性与工程实用性。

当前研究工作主要针对机身位姿异常工况进行验证,因此所涵盖的异常事件类型及相应修正决策仍有一定局限。未来工作将重点围绕煤矿井下多类复杂工况,开展更全面的异常事件分析与验证,进一步提升虚实交互预测控制方法的适应性与可靠性,为煤矿装备智能化与无人化提供可行的技术支撑。

参考文献:

- [1] 王国法,任怀伟,富佳兴. 煤矿智能化建设高质量发展难题与路径 [J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(1): 1-18.
Wang Guofa, Ren Huaiwei, Fu Jiaxing. Challenge and path of high-quality development of coal mine intelligent construction [J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(1): 1-18.
- [2] 王国法,张金虎,任怀伟,等. 煤炭高效开采数智技术与成套装备研究及应用 [J]. 煤炭学报, 2025, 50(1): 43-64.
Wang Guofa, Zhang Jinhu, Ren Huaiwei, et al. Research and application practice of digital intelligent technology and complete set of equipment for efficient coalmining [J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(1): 43-64.
- [3] 张旭辉,杨文娟,薛旭升,等. 煤矿远程智能掘进面临的挑战与研究进展 [J]. 煤炭学报, 2022, 47(1): 579-597.
Zhang Xuhui, Yang Wenjuan, Xue Xusheng, et al. Challenges and developing of the intelligent remote control on roadheaders in coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1): 579-597.
- [4] Wang Zhuo, Lin Bi, Li Jinbo, et al. Development status and trend of mine intelligent mining technology [J]. Mathematics, 2025, 13(13): 2217.
- [5] 张旭辉,万继成,杨文娟,等. 煤矿巷道智能掘进技术进展、挑战与趋势 [J]. 煤炭科学技术, 2026, 54(1): 388-410.
Zhang Xuhui, Wan Jicheng, Yang Wenjuan, et al. Development, challenges and future trends of intelligent tunneling technology in coal mine roadways [J]. Coal Science and Technology, 2026, 54(1): 388-410.
- [6] 王虹,王步康,张小峰,等. 煤矿智能快掘关键技术与工程实践 [J]. 煤炭学报, 2021, 46(7): 2068-2083.
Wang Hong, Wang Bukang, Zhang Xiaofeng, et al.

- Key technology and engineering practice of intelligent rapid heading in coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7): 2068-2083.
- [7] 张旭辉,王甜,张超,等. 数字孪生驱动的悬臂式掘进机虚拟示教记忆截割方法 [J]. 煤炭学报, 2023, 48(11): 4247-4260.
- Zhang Xuhui, Wang Tian, Zhang Chao, et al. DT-driven memory cutting control method using VR instruction of boom-type roadheader [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(11): 4247-4260.
- [8] 安威鹏,闫鹏皓,张文博,等. 基于 K-GRU 神经网络的采煤机记忆截割及优化 [J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2024, 43(1): 96-104.
- An Weipeng, Yan Penghao, Zhang Wenbo, et al. Memory cutting and optimization of shearer based on K-GRU neural network [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2024, 43(1): 96-104.
- [9] 杨健健,张强,吴森,等. 巷道智能化掘进的自主感知及调控技术研究进展 [J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2045-2055.
- Yang Jianjian, Zhang Qiang, Wu Miao, et al. Research progress of autonomous perception and control technology for intelligent heading [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2045-2055.
- [10] 毛君,杨润坤,谢苗,等. 煤矿智能快速掘进关键技术研究现状及展望 [J]. 煤炭学报, 2024, 49(2): 1214-1229.
- Mao Jun, Yang Runkun, Xie Miao, et al. Research status and prospects of key technologies for intelligent rapid excavation in coal mines [J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(2): 1214-1229.
- [11] 陶飞,张辰源,张贺,等. 未来装备探索: 数字孪生装备 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(1): 1-16.
- Tao Fei, Zhang Chenyuan, Zhang He, et al. Future equipment exploration: digital twin equipment [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(1): 1-16.
- [12] Yang Jialin, Li Haotong, Lin Tingyi, et al. Review on application of digital twin technology in mechanical system fault diagnosis [J]. Journal of Technology Innovation and Engineering, 2026, 1(7): 7156.
- [13] Nobahar P, Xu Chaoshui, Dowd P, et al. Exploring digital twin systems in mining operations: a review [J]. Green and Smart Mining Engineering, 2024, 1(4): 474-492.
- [14] 吴森,沈阳,吉晓冬,等. 悬臂式掘进机行走轨迹及偏差感知方法 [J]. 煤炭学报, 2021, 46(7): 2046-2056.
- Wu Miao, Shen Yang, Ji Xiaodong, et al. Trajectory and deviation perception method of boom-type roadheader [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7): 2046-2056.
- [15] Zhang Chao, Zhang Xuhui, Yang Wenjuan, et al. An improved NSGA-II-based method for cutting trajectory planning of boom-type roadheader [J]. Applied Sciences, 2025, 15(4): 2126.
- [16] Zhang Xi, Yang Ye, Zhang Xin, et al. A multi-level digital twin construction method of assembly line based on hybrid worker digital twin models [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62(Part A): 102597.
- [17] 李娟莉,姜朔,谢嘉成,等. 基于采煤机截割路径的动态三维地质模型构建方法 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(5): 706-712.
- Li Juanli, Jiang Shuo, Xie Jiacheng, et al. Construction method of the dynamic 3-D geological model based on shearer cutting path [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021, 42(5): 706-712.
- [18] 郭逸风,薛旭升,马宏伟,等. 综采工作面煤层数据驱动的截割轨迹规划方法 [J]. 煤田地质与勘探, 2026, 54(4): 256-264.
- Guo Yifeng, Xue Xusheng, Ma Hongwei, et al. A data-driven method for planning cutting trajectories in fully mechanized mining face coal seams [J]. Coalfield Geology and Exploration, 2026, 54(4): 256-264.
- [19] Zheng Jinkai, Luan T H, Zhang Yao, et al. Data synchronization in vehicular digital twin network: a game theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(11): 7635-7647.
- [20] 王岩,寇浩楠,张旭辉,等. 数字孪生驱动的智能掘进设备虚实交互控制方法 [J]. 中国矿业大学学报, 2025, 54(2): 330-342.
- Wang Yan, Kou Haonan, Zhang Xuhui, et al. Virtual-physical interaction control method for intelligent cantilever roadheader driven by digital twin [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2025, 54(2): 330-342.
- [21] Dou Yuhua, Wang Hujiang, Wu Bing, et al. Research on the virtual-real interaction system and interaction characteristics of a single-leg of quadruped robots based on digital twin [J]. Journal of Bionic Engineering, 2024, 21(5): 2215-2231.
- [22] Zan Tao, Jia Xiaolong, Guo Xiaoyu, et al. Research on variable-length control chart pattern recognition based on sliding window method and SECNN-BiLSTM [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 5921.

- [23] 王岩, 张旭辉, 曹现刚, 等. 掘进工作面数字孪生体构建与平行智能控制方法 [J]. 煤炭学报, 2022, 47(增刊 1): 384-394.
- Wang Yan, Zhang Xuhui, Cao Xiangang, et al. Construction of digital twin and parallel intelligent control method for excavation face [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(S1): 384-394.
- [24] Wang Yan, Yang Zhiwei, Kou Haonan, et al. Event-driven dynamics model of operating state evolution for cantilever roadheader [J]. Applied Sciences, 2025, 15(8): 4376.
- [25] Berberich J, Allgöwer F. An overview of systems-theoretic guarantees in data-driven model predictive control [J]. Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems, 2025, 8: 77-100.
- (编辑 李慧敏)