

# 数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法研究 \*

姬忠岩<sup>1,2</sup> 张宏伟<sup>1,2</sup>

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454003; 2. 河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室 焦作 454003)

**摘要:**针对当前掘进机位姿检测与可视化监测难题,提出一种数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法。首先,建立了基于超宽带技术的掘进机三维定位模型和位姿解算模型。为了减小井下非视距环境对超宽带定位技术的影响,提出了基于最大相关熵卡尔曼滤波的C-T融合算法,能够在非视距环境下显著提高定位标签的精度。其次,采用数字孪生技术对掘进机位姿进行实时监测,基于Unity3D软件建立了数字孪生系统,以MySQL数据库作为数据交互媒介,实现了虚拟空间中掘进机实时位姿的三维可视化监测。最后,搭建实验平台进行掘进机位姿测量实验。实验结果表明,掘进机定位实验的位置误差不超过3.44 cm,角度误差不超过0.34°;数字孪生系统监测功能实时有效,能保证系统虚实同步性和一致性,满足掘进工作面作业过程中掘进机位姿检测与可视化监测的要求。为数字孪生技术在煤矿井下掘进工作面的应用提供了新的思路。

**关键词:**数字孪生;掘进机;位姿监测;超宽带;Chan-Taylor算法;卡尔曼滤波

中图分类号: TD421; TN925 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 440.60

## Digital twin-driven method for Pose monitoring of roadheader

Ji Zhongyan<sup>1,2</sup> Zhang Hongwei<sup>1,2</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;

2. Henan Provincial Key Laboratory of Intelligent Detection and Control of Coal Mining Equipment, Jiaozuo 454003, China)

**Abstract:** Addressing the challenges in position detection and visualization monitoring for roadheaders, this study introduces a digital twin-driven method for roadheader pose monitoring. Initially, a three-dimensional positioning model and pose solution model for the roadheader, leveraging ultra-wideband technology, are developed. To mitigate the impact of underground non-line-of-sight environments on UWB positioning accuracy, a C-T fusion algorithm based on maximum correlation entropy Kalman filtering is proposed. This algorithm significantly enhances the precision of positioning tags under NLOS conditions. Subsequently, employing digital twin technology, a digital twin system is constructed using Unity3D software, with a MySQL database serving as the medium for data exchange, thereby facilitating real-time three-dimensional visualization monitoring of the roadheader's position in virtual space. Ultimately, an experimental platform is assembled to conduct position detection experiments for the roadheader. The experimental outcomes demonstrate that the positional error in the roadheader positioning experiment does not exceed 3.44 cm, and the angular error is within 0.34°. The system's monitoring capabilities are real-time and effective, ensuring the synchronization and consistency of the system, which aligns with the demands for roadheader pose detection and visualization monitoring during the operation at the mining face. This approach offers a novel perspective on the application of digital twin technology in underground tunneling operations within coal mines.

**Keywords:** digital twin; roadheader; position measurement; ultra-wideband; Chan-Taylor algorithm; Kalman filter

## 0 引言

我国能源资源禀赋具有“多煤,少油,缺气”的特点,这一国情决定了煤炭在未来将继续作为我国的主要能源,发挥着支撑国家经济增长的根本性作用。近些年来,我国在综采工作面的智能化技术上取得了显著进展,大幅提高了生产效率<sup>[1-2]</sup>。相对而言,掘进工作面智能化水平较低,“采掘失衡”问题依然严峻<sup>[3-4]</sup>,严重影响煤矿安全、智能、高效作业。实现掘进机智能化对于提高掘进效率至关重要,而精确的位姿检测与可视化监测是智能化掘进的基础,直接影响掘进机的远程控制、智能截割和定向掘进的准确性和可靠性,同时也是设备群碰撞预警与协同控制的关键因素,对于确保作业安全和提高作业效率具有重要意义<sup>[5-6]</sup>。

针对掘进机位姿测量问题,国内外学者已经提出了多种定位方法<sup>[7-8]</sup>。包括超宽带(ultra-wideband, UWB)定位技术<sup>[9-11]</sup>、视觉定位技术<sup>[12]</sup>、惯性导航定位技术<sup>[13-14]</sup>以及 iGPS 定位技术<sup>[15]</sup>。杨文娟等<sup>[16]</sup>开发了一种煤矿视觉定位技术,依托于三激光束标靶并构建三点三线(3P3L)位姿测量模型,实现了掘进机位姿的精确计算。张旭辉等<sup>[17]</sup>提出了一种基于三激光点标靶的掘进机机身视觉定位技术,通过结合最小内接矩形和椭圆拟合方法提取激光光斑特征,并采用 P3P 单目视觉定位算法计算掘进机机身的空间位姿。但煤矿井下环境的高粉尘、低照度和杂光干扰大等特点可能导致图像质量下降,影响特征提取的准确性和稳定性。孙凌飞等<sup>[18]</sup>提出了一种基于惯性技术的掘进机组合定位方法,通过光纤惯导系统与激光感知系统的结合,实现了掘进机在煤矿井下作业中的精准定位和定向。田原<sup>[19]</sup>提出了一种基于零速修正的掘进机惯性导航定位方法,通过在掘进机停车时进行速度误差的二次曲线拟合来修正位置误差。由于惯性导航系统是通过积分运算实现姿态和位移检测,随着时间的推移,导航信息经过积分产生的定位误差会逐渐增大,导致长期定位精度降低。陶云飞等<sup>[20]</sup>开发了一种基于 iGPS 的掘进机单站多点分时测量系统,提高了掘进机定位的自动化程度和精度;iGPS 使用扇形激光平面作为测量介质,这种介质在井下环境中容易被遮挡,影响测量的连续性和准确性。UWB 定位技术具有厘米级精度、强穿透力、抗干扰能力、多目标位姿测量优势和低功耗特性,适合煤矿井下等复杂环境的长期稳定运作,但井下的非视距环境(non-line-of-sight, NLOS)会对定位精度产生一定程度的影响,需要采取相应的优化措施。通过以上分析可知,当前针对掘进机位姿监测的研究多集中于算法的开发与优化,忽略了将位姿数据通过直观的方式呈现给操作者,严重制约了掘进机智能化发展。为

了提高掘进作业的效率和安全性,迫切需要将复杂的位姿数据转化为易于理解和操作的图形界面,从而实现掘进机位姿信息的直观展示,以辅助操作决策。

近年来,数字孪生(digital twin)技术在工业领域得到了广泛的应用。数字孪生技术目前被视为促进制造业智能化和数字经济发展的关键力量<sup>[21]</sup>。该技术通过数字化手段创建物理实体的动态虚拟模型,利用实时数据驱动模型,以模拟实体在现实世界中的行为和状态。数字孪生通过虚实交互、数据传输和智能感知等手段,实现了对物理对象的精确、实时和高效监控与服务。它作为物理世界与虚拟世界之间的桥梁,为产品全生命周期管理提供了双向映射,为煤矿等工业设备的无人化、自动化和智能化提供了全新的思路<sup>[22]</sup>。张旭辉等<sup>[23]</sup>开发了一套基于数字孪生技术的悬臂式掘进机虚拟操控系统,构建了人—信息—物理系统交互机制,实现了煤矿井下掘进作业面的物理环境与数字信息环境的深度融合与实时交互。杨文娟等<sup>[24]</sup>提出了一种数字孪生驱动的煤矿井下掘锚设备跟踪定位与碰撞检测方法,通过构建虚拟空间模型和实时数据传输,实现了掘锚设备的虚拟碰撞检测。对于解决掘进机位姿信息可视化提供了有效方法。通过上述分析,借助数字孪生技术,融合 UWB 定位技术,有望解决掘进机位姿检测与可视化监测的难题。

本文提出了一种数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法,该方法在掘进机机身上布置定位标签,通过 UWB 定位设备采集位置信息。为了提高 UWB 定位设备在 NLOS 下的定位精度,提出了基于最大相关熵卡尔曼滤波(MCKF)的 C-T(Chan-Taylor)融合算法作为解算算法,得到高精度的掘进机位姿信息,与 PLC 采集的工况数据融合成为孪生数据,用来驱动数字孪生系统中的虚拟模型,实现物理实体与孪生设备之间的实时映射,从而完成对掘进机机身位姿的精确检测与可视化监测。

## 1 掘进机位姿监测系统总体方案

数字孪生驱动的掘进机位姿监测系统总体方案如图 1 所示。该系统包括物理空间和虚拟空间两个部分,物理空间包含掘进工作面中的悬臂式掘进机,UWB 定位设备和 PLC,旨在将获得的掘进机位姿数据与工况数据融合为孪生数据,用于驱动数字孪生系统,从而实现物理空间和虚拟空间的双向映射;虚拟空间是物理空间的数字化映射,利用孪生数据驱动虚拟模型,并通过虚拟系统对虚拟模型的位姿进行实时修正与可视化监测,使得位姿信息能更直观的反映给操作者,便于辅助决策,为掘进工作面远程智能作业提供技术支持。

掘进工作面作业前,按照预定方案,首先完成定位基站与定位标签的精确布置。作业过程中,定位基站实时

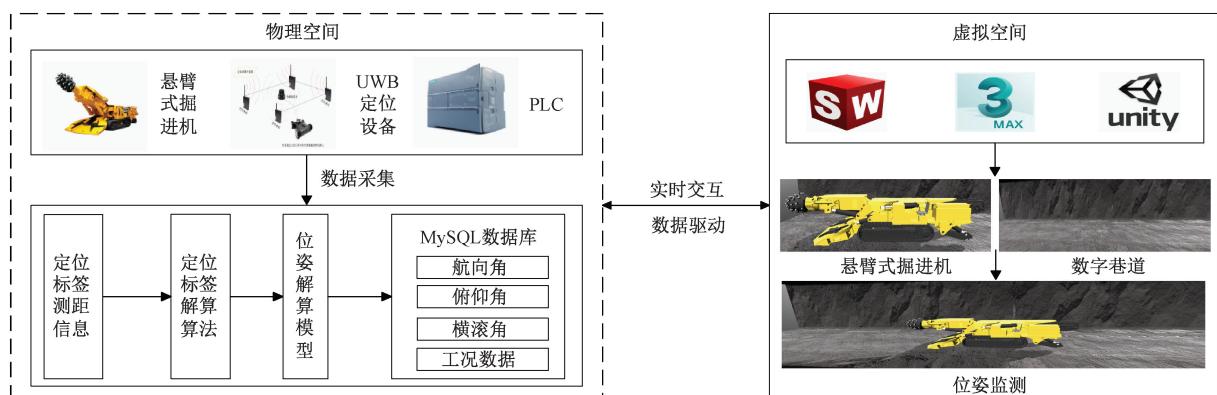


图 1 系统总体方案

Fig. 1 Overall system solution

采集布置于掘进机机身定位标签的测距信息。随后,采用所提出定位标签解算算法,完成定位标签位置信息的解算。然后,将标签位置信息送至位姿解算模型中,完成对掘进机机身的位姿解算,将解算完成的位姿信息送入 MySQL 数据库中进行储存。最终,数字孪生系统通过读取数据库中实时存储的孪生数据对虚拟模型进行数据驱动和实时修正,完成掘进机的位姿解算与可视化监测。

## 2 基于 UWB 的定位方法

### 2.1 基于 UWB 的三维定位模型

实现 UWB 的三维定位,至少需要 4 个基站,并且尽量呈球形布置<sup>[25]</sup>。基于 UWB 的三维定位模型如图 2 所示。

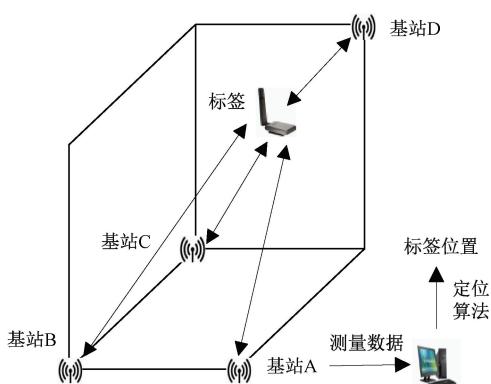


图 2 基于 UWB 的三维定位模型

Fig. 2 UWB-based 3D positioning model

采用基于到达时间差的测距法(TDOA)作为 UWB 定位系统的定位原理。TDOA 法也称双曲线定位法,首先利用标签信号到达各基站的时间差,计算出标签到各基站的距离差,最后根据差-位置双曲线方程求解标签位置。

假设标签  $T$  的坐标为  $(x_T, y_T, z_T)$ , 基站  $i$  ( $i=1, 2, 3, 4$ ) 的位置坐标为  $(x_i, y_i, z_i)$ , 标签  $T$  到第  $i$  个基站的距离为  $d_{iT}$ 。

设标签  $T$  与基站之间的 TDOA 定位观测方程组为:

$$\begin{cases} R_2 - R_1 = D_2 \\ R_3 - R_1 = D_3 \\ R_4 - R_1 = D_4 \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$$\begin{aligned} R_i &= \sqrt{(x_i - x_T)^2 + (y_i - y_T)^2 + (z_i - z_T)^2} \\ D_i &= d_{iT} - d_{iT} \end{aligned}$$

求解定位观测方程组即可解算出标签  $T$  的坐标。

### 2.2 基于 MCKF 的 C-T 融合算法

煤矿井下的高粉尘、空间狭小、物理设备较多等情况导致的 NLOS 对 UWB 定位技术的精度产生很大影响,故提出基于 MCKF 的 C-T 融合算法来提高 UWB 的定位精度。定位方程组的解算方法有多种,通常采用 Chan 算法或者 Taylor 级数展开算法。两种方法各有优缺点。Chan 算法在高斯噪声下定位准确,但 NLOS 环境下误差大。Taylor 算法依赖精确初始值进行迭代运算,否则会发生坐标不收敛情况。综合利用定位精度高的 Chan 算法和在 NLOS 环境下可靠性高的 Taylor 算法,得到 C-T 融合定位算法。将 Chan 算法作为 Taylor 算法的前置算法,首先应用 Chan 算法获得一个准确的初始坐标估计值,然后将坐标估计值作为输入,用于 Taylor 算法中进行迭代运算,直到坐标结果满足预设精度。标准卡尔曼滤波在 NLOS 环境下的性能会明显下降,故引入最大相关熵准则,得到基于最大相关熵准则的 MCKF 算法,组成基于 MCKF 的 C-T 融合算法<sup>[26-28]</sup>。定位算法流程如图 3 所示。

#### 1) C-T 融合算法

在 Chan 算法中,当有效定位基站数小于 5 时,不需要引入中间变量将非线性方程组变为线性方程组,可简

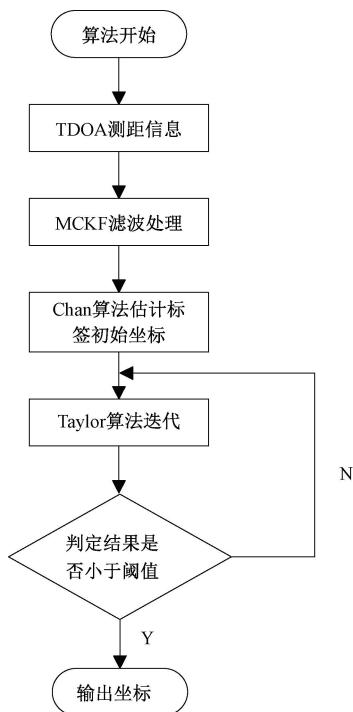


图 3 基于 MCKF 的 C-T 融合算法流程

Fig. 3 Flowchart of MCKF-based C-T fusion algorithm

化为如下过程:对式(1)进行整理,结果如式(2)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} (x_2 - x_1)x_T + (y_2 - y_1)y_T + (z_2 - z_1)z_T = \\ \frac{1}{2}[(x_2^2 + y_2^2 + z_2^2) - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2)] - D_2 R_1 \\ (x_3 - x_1)x_T + (y_3 - y_1)y_T + (z_3 - z_1)z_T = \\ \frac{1}{2}[(x_3^2 + y_3^2 + z_3^2) - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2)] - D_3 R_1 \\ (x_4 - x_1)x_T + (y_4 - y_1)y_T + (z_4 - z_1)z_T = \\ \frac{1}{2}[(x_4^2 + y_4^2 + z_4^2) - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2)] - D_4 R_1 \end{array} \right. \quad (2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \left( \frac{x_1 - x_T}{R_1} - \frac{x_2 - x_T}{R_2} \right) \Delta x + \left( \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_2 - y_T}{R_2} \right) \Delta y + \left( \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_2 - z_T}{R_2} \right) \Delta z = D_2 - (R_2 - R_1) \\ \left( \frac{x_1 - x_T}{R_1} - \frac{x_3 - x_T}{R_3} \right) \Delta x + \left( \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_3 - y_T}{R_3} \right) \Delta y + \left( \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_3 - z_T}{R_3} \right) \Delta z = D_3 - (R_3 - R_1) \\ \left( \frac{x_1 - x_T}{R_1} - \frac{x_4 - x_T}{R_4} \right) \Delta x + \left( \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_4 - y_T}{R_4} \right) \Delta y + \left( \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_4 - z_T}{R_4} \right) \Delta z = D_4 - (R_4 - R_1) \end{array} \right. \quad (6)$$

将式(6)转化为矩阵形式  $\mathbf{P}_t \boldsymbol{\Delta} = \mathbf{K}_t$  令:

$$\mathbf{P}_t = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - x_T}{R_1} - \frac{x_2 - x_T}{R_2} & \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_2 - y_T}{R_2} & \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_2 - z_T}{R_2} \\ \frac{x_1 - x_E}{R_1} - \frac{x_3 - x_E}{R_3} & \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_3 - y_T}{R_3} & \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_3 - z_T}{R_3} \\ \frac{x_1 - x_E}{R_1} - \frac{x_4 - x_E}{R_4} & \frac{y_1 - y_T}{R_1} - \frac{y_4 - y_T}{R_4} & \frac{z_1 - z_T}{R_1} - \frac{z_4 - z_T}{R_4} \end{bmatrix}$$

将式(2)写成矩阵形式:

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (3)$$

式中:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & z_4 - z_1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_T \\ y_T \\ z_T \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}(\|x_2\|^2 - \|x_1\|^2 - D_2^2) - D_2 R_1 \\ \frac{1}{2}(\|x_3\|^2 - \|x_1\|^2 - D_3^2) - D_3 R_1 \\ \frac{1}{2}(\|x_4\|^2 - \|x_1\|^2 - D_4^2) - D_4 R_1 \end{bmatrix}$$

式中:

$$\|x_i\|^2 = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2$$

选择合适的测量数据,使得  $\text{rank}(\mathbf{A}) = 3$ ,最小二乘解为:

$$\mathbf{x} = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{b} \quad (4)$$

即可得到标签  $T$  的三维坐标  $(x_T, y_T, z_T)$ 。

将 Chan 算法解算出的坐标信息当作 Taylor 算法的输入坐标,将式(4)得出的  $(x_T, y_T, z_T)$  作为对标签  $T$  坐标的初始估计值,与真实值  $(x_{T0}, y_{T0}, z_{T0})$  的误差设为  $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ ,可得:

$$\begin{cases} x_{T0} = x_T + \Delta x \\ y_{T0} = y_T + \Delta y \\ z_{T0} = z_T + \Delta z \end{cases} \quad (5)$$

将式(1)在  $(x_T, y_T, z_T)$  点用泰勒级数展开,并忽略二次及以上项,可得:

$$\boldsymbol{\Delta} = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} \quad \mathbf{K}_t = \begin{bmatrix} D_2 - (R_2 - R_1) \\ D_3 - (R_3 - R_1) \\ D_4 - (R_4 - R_1) \end{bmatrix}$$

得出  $\boldsymbol{\Delta}$  的最小二乘解为:

$$\boldsymbol{\Delta} = (\mathbf{P}_t^\top \mathbf{P}_t)^{-1} \mathbf{P}_t^\top \mathbf{K}_t \quad (7)$$

判断  $\eta = |\Delta x| + |\Delta y| + |\Delta z|$  是否小于预设值  $\eta_0$ ,若  $\eta$  大于预设值  $\eta_0$ ,则更新初始坐标为  $(x_T + \Delta x, y_T + \Delta y, z_T + \Delta z)$ ,进行迭代运算。当  $\eta$  小于预设值  $\eta_0$ ,即  $|\Delta x| +$

$|\Delta y| + |\Delta z| < \eta_0$ , 则停止迭代计算, 得到标签的最优估计值。

## 2) 基于最大熵准则的滤波算法

相关熵为两个随机变量的所有偶数阶矩的加权和, 即高阶矩也被包括其中。在处理非高斯分布的噪声时, 最大相关熵准则的滤波算法的鲁棒性显著提升。

(1) 状态模型搭建。状态方程:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{q}_{k-1} \quad (8)$$

观测方程:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{T}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{r}_k \quad (9)$$

式中:  $k$  表示离散时间;  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$  表示  $k$  时刻  $n$  维状态向量;  $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^m$  表示  $k$  时刻  $m$  维观测向量;  $\mathbf{T}_k$  和  $\mathbf{F}_{k-1}$  分别表示观测矩阵和状态转移矩阵;  $\mathbf{q}_{k-1} \in \mathbb{R}^n$  表示过程噪声;  $\mathbf{r}_k \in \mathbb{R}^m$  表示观测噪声。

$$\begin{cases} E[\mathbf{q}_{k-1} \mathbf{q}_{k-1}^T] = \mathbf{J}_{k-1} \\ E[\mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^T] = \mathbf{R}_k \end{cases} \quad (10)$$

用前一时刻系统的最优估计推出这一时刻的预测值, 表达式为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (11)$$

对式(10)和(11)的状态方程和观测方程进行整理可得:

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \mathbf{y}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{T}_k \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{t}_k \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $\mathbf{t}_k = [ -(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k-1}) \mathbf{r}_k ]^T$ ; 对  $\mathbf{t}_k \mathbf{t}_k^T$  的数学期望进行 Cholesky 分解到  $\mathbf{D}_k$ 。

对式(12)的两端同时乘以矩阵  $\mathbf{D}_k^{-1}$ , 可以变换为:

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{W}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{L}_k \quad (13)$$

$$\text{式中: } \mathbf{M}_k = \mathbf{D}_k^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \mathbf{y}_k \end{bmatrix}, \mathbf{W}_k = \mathbf{D}_k^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{T}_k \end{bmatrix}, \mathbf{L}_k = \mathbf{D}_k^{-1} \mathbf{t}_k,$$

$\mathbf{L}_k$  为白噪声。

(2) 基于损失函数的相关熵建模, 假定损失函数为  $J_L(\mathbf{x}_k)$ , 即:

$$J_L(\mathbf{x}_k) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L G_\sigma(d_{i,k} - \mathbf{w}_{i,k} \mathbf{x}_k) \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{w}_{i,k}$  是  $\mathbf{W}_k$  的第  $i$  行;  $d_{i,k}$  是  $\mathbf{M}_k$  的第  $i$  个元素;  $L = m + n$  代表  $\mathbf{M}_k$  的维数。

根据最大熵准则, 当损失函数  $J_L(\mathbf{x}_k)$  最大时, 此时  $\mathbf{x}_k$  的值便是最优估计值, 即:

$$\mathbf{x}_k = \operatorname{argmax} J_L(\mathbf{x}_k) = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^L G_\sigma(d_{i,k} - \mathbf{w}_{i,k} \mathbf{x}_k) \quad (15)$$

令  $e_{i,k} = d_{i,k} - \mathbf{w}_{i,k} \mathbf{x}_k$ 。求一阶偏导, 得到最优解:

$$\mathbf{x}_k = \left( \sum_{i=1}^L (G_\sigma(d_{i,k} - \mathbf{w}_{i,k} \mathbf{x}_k) \mathbf{w}_{i,k}^T \mathbf{w}_{i,k}) \right)^{-1} \cdot$$

$$\left( \sum_{i=1}^L (G_\sigma(d_{i,k} - \mathbf{w}_{i,k} \mathbf{x}_k) \mathbf{w}_{i,k}^T \mathbf{d}_{i,k}) \right) \quad (16)$$

(3) 求解  $k+1$  时刻迭代  $t$  次的状态估计值。式(15)的矩阵形式为:

$$\mathbf{x}_k = (\mathbf{W}_k^T \mathbf{E}_k \mathbf{W}_k)^{-1} \mathbf{W}_k \mathbf{E}_k \mathbf{M}_k \quad (17)$$

式中:

$$\mathbf{E}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_{x,k} & 0 \\ 0 & \mathbf{E}_{y,k} \end{bmatrix}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{E}_{x,k} = \operatorname{diag}[G_\sigma(e_{1,k}), G_\sigma(e_{2,k}), \dots, G_\sigma(e_{n,k})] \\ \mathbf{E}_{y,k} = \operatorname{diag}[G_\sigma(e_{n+1,k}), G_\sigma(e_{n+2,k}), \dots, G_\sigma(e_{n+m,k})] \end{array} \right.$$

式(17)可进一步写为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{T}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad (18)$$

式中:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{C}_{k+1|k} \mathbf{T}_{k+1}^T (\mathbf{V}_{k+1} + \mathbf{T}_{k+1} \mathbf{C}_{k+1|k} \mathbf{T}_{k+1}^T)^{-1} \\ \mathbf{V}_{k+1} = \mathbf{D}_{v,k+1} \mathbf{E}_{y,k+1}^{-1} \mathbf{D}_{v,k+1|k}^T \\ \mathbf{C}_{k+1|k} = \mathbf{D}_{c,k+1|k} \mathbf{E}_{y,k+1}^{-1} \mathbf{D}_{c,k+1|k}^T \end{cases}$$

结合上述内容可得  $k+1$  时刻迭代  $t$  次的状态估计表达式为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{T}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad (19)$$

(4) 迭代停止条件。将最后一步的估计值与当前估计值进行比较, 若满足式(20)所示的约束条件, 则  $\mathbf{x}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ , 继续运行下一步; 若不满足约束条件, 则设置  $t+1$  为  $t$ , 并返回上一步接着迭代运行。

$$\frac{\|\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{t-1}\|}{\|\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{t-1}\|} \leq \varepsilon \quad (20)$$

(5) 协方差更新。设置  $k+1$  为  $k$ , 并返回步骤 4), 表达式为:

$$\mathbf{C}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{T}_k) \mathbf{C}_{k|k-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{T}_k]^T + \mathbf{K}_k \mathbf{V}_k \mathbf{K}_k^T \quad (21)$$

基于最大相关熵准则的卡尔曼滤波利用固定点迭代方法递归更新状态估计, 在非高斯噪声条件下, 采用最大相关熵准则能够显著提高算法的鲁棒性, 对于 UWB 定位设备在 NLOS 下的应用尤为重要。最大相关熵准则通过包含更多的高阶误差信息, 相较于传统的最小均方误差准则, 能够更好地处理异常值, 从而增强系统的准确性。因此, 将最大相关熵准则应用于 UWB 定位系统, 可以有效地减小在 NLOS 环境下的误差, 提升定位的精准度。

## 2.3 位姿解算模型

基于 UWB 定位设备可获得定位标签精准的位置信息, 按照图 4 所示的方式布置。基站  $A, B, C, D$  和标签  $E, F, G$ 。可求出标签  $E, F, G$  的坐标信息  $(X_E, Y_E, Z_E)$ ,  $(X_F, Y_F, Z_F)$ ,  $(X_G, Y_G, Z_G)$ 。通过对标签位置的推导可解算出机身位姿的各个参数<sup>[29]</sup>。建立图 4 所示的坐标系,  $O_H X_H Y_H Z_H$  为巷道坐标系,  $O_J X_J Y_J Z_J$  为悬臂式掘进机身坐标系, 机身坐标系方向和巷道坐标系方向保持一致。

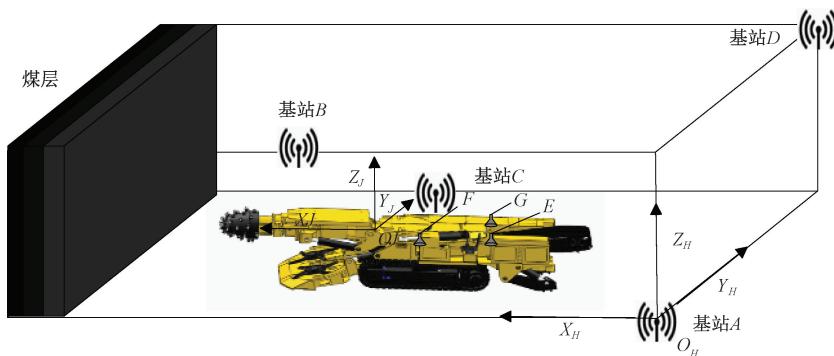


图 4 挖进机位姿检测系统结构

Fig. 4 Structural diagram of the position detection system of the roadheader

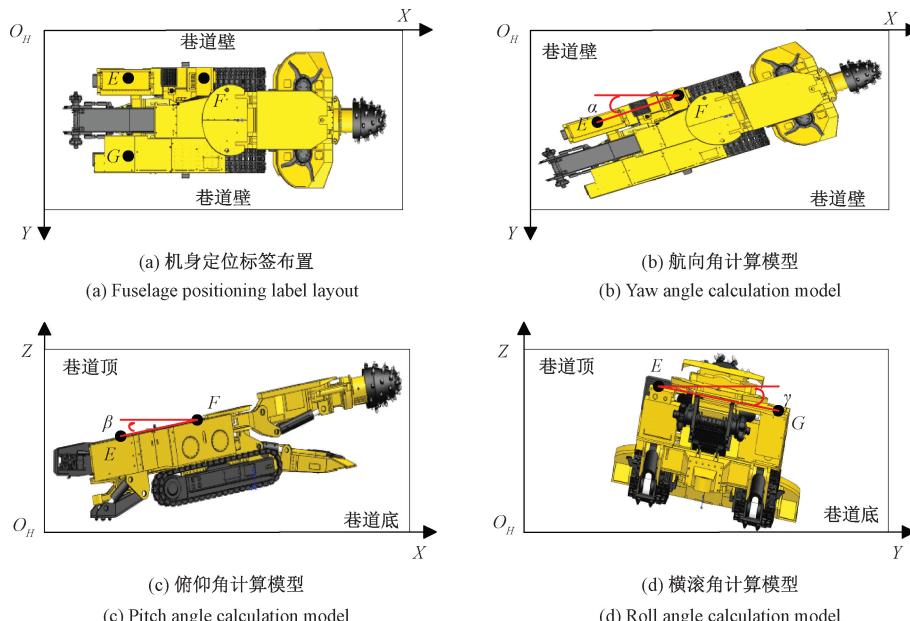


图 5 挖进机位姿解算模型

Fig. 5 Positional solution model for roadheader

掘进机的位姿信息包括位置信息、航向角、横滚角、俯仰角。具体位姿解算方法如图 5 所示, 标签  $E$ 、 $F$ 、 $G$  在机身上的布置位置固定, 当解算出标签坐标位置后, 通过标签位置和设备实际参数即可确定设备中心点位置; 标签  $F$  的坐标为  $(x_F, y_F, z_F)$ , 标签  $F$  距离机身点中心  $(x_J, y_J, z_J)$  的距离分别为  $l_{xj}$ 、 $l_{yj}$ 、 $l_{zj}$ 。位置信息如式(22)所示。借由式(23)即可解算出航向角  $\alpha$ 、俯仰角  $\beta$ 、横滚角  $\gamma$ 。

$$\begin{cases} x_J = x_F + l_{xj} \\ y_J = y_F + l_{yj} \\ z_J = z_F + l_{zj} \end{cases} \quad (22)$$

$$\begin{cases} \alpha = \arctan \frac{Y_F - Y_E}{X_F - X_E} \\ \beta = \arctan \frac{Z_F - Z_E}{X_F - X_E} \\ \gamma = \arctan \frac{Z_E - Z_G}{Y_E - Y_G} \end{cases} \quad (23)$$

### 3 数字孪生系统构建

#### 3.1 数字孪生空间构建

数字孪生空间包括掘进机虚拟模型和巷道工作场景模型。构建过程如图 6 所示。首先, 以现实掘进机为依据, 在 Solidworks 中完成模型各部分设计并以 STEP 格式文件导入 3D MAX 中进行进一步加工, 完成组件命名, 渲染, 坐标系调整等操作。同时, 为了保证虚拟模型在仿真过程中对硬件资源占用最小, 在 3D MAX 中对处理好的模型进行优化操作, 对模型内部多余的网格节点进行重新划分以及模型优化处理, 保证模型在外观和主要装置上与现实设备保持一致。其次, 将 3D MAX 中处理后的模型以 FBX 文件格式导入 Unity3D 中, 添加脚本, 刚体, 碰撞盒等各种属性, 并设置各部件的父子关系。最

后,将掘进机虚拟模型与巷道场景模型进行融合,调整坐

标位置等参数,完成数字孪生虚拟空间的构建<sup>[30]</sup>。

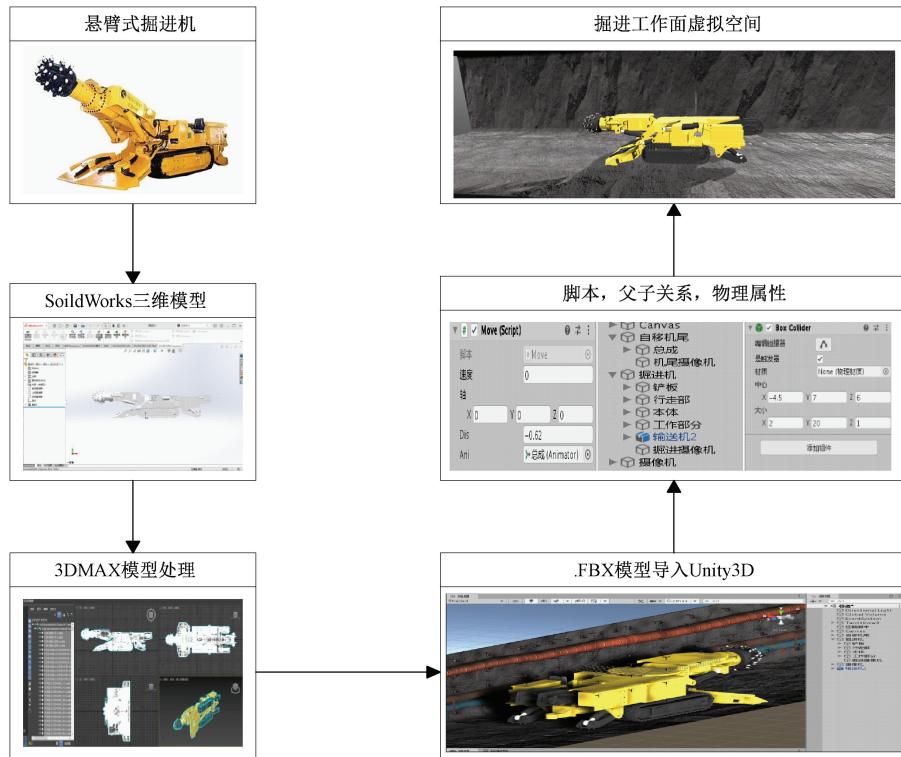


图 6 掘进工作面数字孪生空间构建流程

Fig. 6 Digging face digital twin space construction process

### 3.2 虚拟系统设计

在数字孪生系统中,由于物理空间采用笛卡尔右手坐标系,虚拟空间采用笛卡尔左手坐标系,为了实现虚拟空间中掘进机位姿的一体化描述,需要将物理空间的右手坐标系转换为左手坐标系。在完成虚实坐标的统一转化后,利用 Unity3D 的 UGUI 系统开发用户界面,在 GUI 界面中通过创造按钮(Button)控件实现对虚拟模型的控制。通过对 UI 系统中图像、按钮、文本框等组件的灵活应用,构建虚拟系统中的工作页面。Microsoft Visual Studio 2019 作为系统开发环境,采用 C#脚本为系统编写控制脚本,完成对虚拟模型的数据驱动,实时控制等操作。

### 3.3 孪生数据传输

要实现虚拟模型和实际设备之间运动的精准映射,为掘进机实时监测奠定基础,需要对掘进机孪生数据进行实时采集和处理。建立一个高效稳定的数据库管理系统是实现上述操作的基础,选用 MySQL 数据库作为虚拟系统的虚实数据交互媒介。数据传输的实时性是保证虚拟仿真的有效性的前提。数据传输过程如图 7 所示。本地 PLC 控制站采集掘进机运行过程的工况数据,通过

OPC UA 通信协议将数据传输到 MySQL 数据库中。UWB 设备采集的定位信息经位姿解算模型处理后,采用 ODBC 数据源方式写入数据库。工况数据和位姿信息共同组成孪生数据,虚拟系统通过调用 MySQL 数据库中的孪生数据来驱动孪生模型,基于孪生模型反馈的实时位姿信息,操作人员借助虚拟系统,经由 TCP/IP 协议直接向 PLC 控制器发送控制指令,既确保了孪生数据传输效率与指令安全性,又能动态调整掘进机作业姿态,有效保障掘进作业安全。

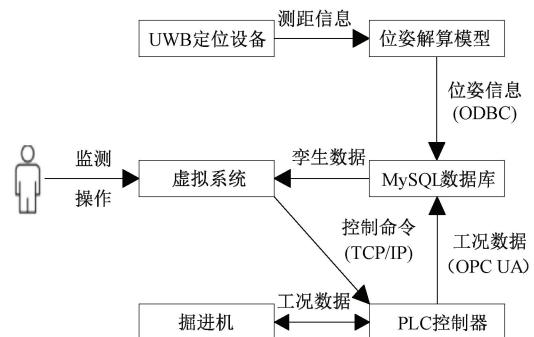


图 7 孪生数据传输示意图

Fig. 7 Schematic diagram of twin data transfer

## 4 实验验证

### 4.1 实验平台搭建

数字孪生驱动的掘进机位姿监测实验平台由硬件平台和软件平台两部分组成。基于 Unity3D 开发了掘进机位姿监测软件平台, 可视化界面如图 8 所示。该平台包括巷道环境和悬臂式掘进机, 由机身监测部分, 位姿监测部分, 和掘进机运行参数部分组成, 以采集的掘进机孪生数据作为驱动数据。

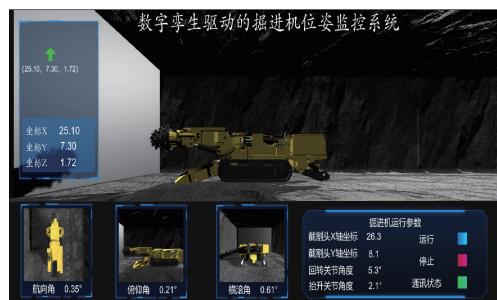


图 8 掘进机位姿监测平台可视化界面

Fig. 8 Roadheader position monitoring platform visualisation interface

位姿监测硬件平台如图 9 所示。由硬件平台获取物理空间中悬臂式掘进机模型的位姿数据, 软件平台上实时动态呈现掘进机的作业过程。硬件平台由悬臂式掘进机模型, UWB 定位设备(包含基站 A、B、C、D 与标签 E、F、G), 计算机, 惯性测量元件组成。UWB 定位设备按照长、宽、高为 5 m×3 m×3 m 方式布置。结合实际情况, 将标签 E、F、G 按照底和高均为 1.5 m 的等腰直角三角形布置, 同时采用惯性测量元件测量机身姿态, 验证本文所

提出算法的可靠性和精确性。



图 9 掘进机位姿监测硬件平台

Fig. 9 Hardware platform for roadheader position monitoring

### 4.2 位姿检测实验

为了验证本文提出的位姿检测方法的准确性, 在巷道实验室模拟巷道作业真实环境, 通过布置各种作业设备来还原出掘进面 NLOS 环境, 基于实验平台模拟出悬臂式掘进机作业过程, 完成实验验证。通过控制掘进机模型前移, 在设计的采样点进行多次采样, 将采集的位置信息利用位姿解算模型解算出正确位姿, 即可实现悬臂式掘进机的定位和姿态解算。实验中掘进机模型相对于巷道的坐标为(1,1,0.7), 控制掘进机模型向前移动, 采集时间间隔为 100 ms。实验数据分两组进行分析, 第 1 组选取(1,1,0.7),(2,1,0.7),(3,1,0.7),(4,1,0.7)的位姿信息进行分析。第 2 组选取(1.5,1,0.7),(2.5,1,0.7),(3.5,1,0.7),(4.5,1,0.7)的位姿信息进行分析。采用惯性测量元件获得实验设备各时段的真实位姿, 并与测量结果进行对比, 对位姿检测方法的测量精度进行验证。部分位姿测量数据如表 1 所示, 位姿测量误差如表 2 和图 10 所示。

表 1 部分位姿测量结果

Table 1 Results of some postural measurements

组别	ID	X/cm	Y/cm	Z/cm	航向角/(°)	俯仰角/(°)	横滚角/(°)
第 1 组/真实值	1	100	100	70	-3.12	2.13	-0.88
	2	200	100	70	-1.23	1.84	1.58
	3	300	100	70	1.78	1.31	0.00
	4	400	100	70	-3.87	-0.48	-0.79
第 1 组/测量值	1	102.98	101.12	71.24	-2.98	1.79	-0.61
	2	198.02	102.31	72.02	-1.11	1.71	1.31
	3	302.12	103.41	71.23	1.65	1.10	0.00
	4	403.11	103.31	73.12	-3.64	-0.61	-1.03
第 2 组/真实值	1	150	100	70	2.98	-1.21	0.00
	2	250	100	70	2.99	3.72	0.00
	3	350	100	70	0.55	1.08	-0.19
	4	450	100	70	-3.12	1.21	-0.48
第 2 组/测量值	1	152.75	98.24	69.03	2.71	-1.16	0.26
	2	252.35	98.12	68.45	3.08	3.57	0.32
	3	347.14	103.31	70.47	0.23	1.26	0.03
	4	452.56	102.24	72.13	-3.02	1.07	-0.59

表 2 部分位姿测量结果误差分析

Table 2 Error analysis of some of the position measurement results

组别	X 误差/cm	Y 误差/cm	Z 误差/cm	航向角误差/(°)	俯仰角误差/(°)	横滚角误差/(°)
第 1 组	2.98	1.12	1.24	-0.14	0.34	-0.27
	-1.98	2.31	2.02	-0.12	0.13	0.27
	2.12	3.41	1.11	0.13	0.21	0.00
	3.11	3.31	3.12	-0.23	0.13	0.24
第 2 组	2.75	-1.76	-0.97	0.27	-0.05	-0.26
	2.35	-1.88	-1.55	-0.09	0.15	-0.32
	-2.86	3.31	0.47	0.32	-0.18	-0.21
	2.56	2.24	2.13	0.10	0.14	0.11

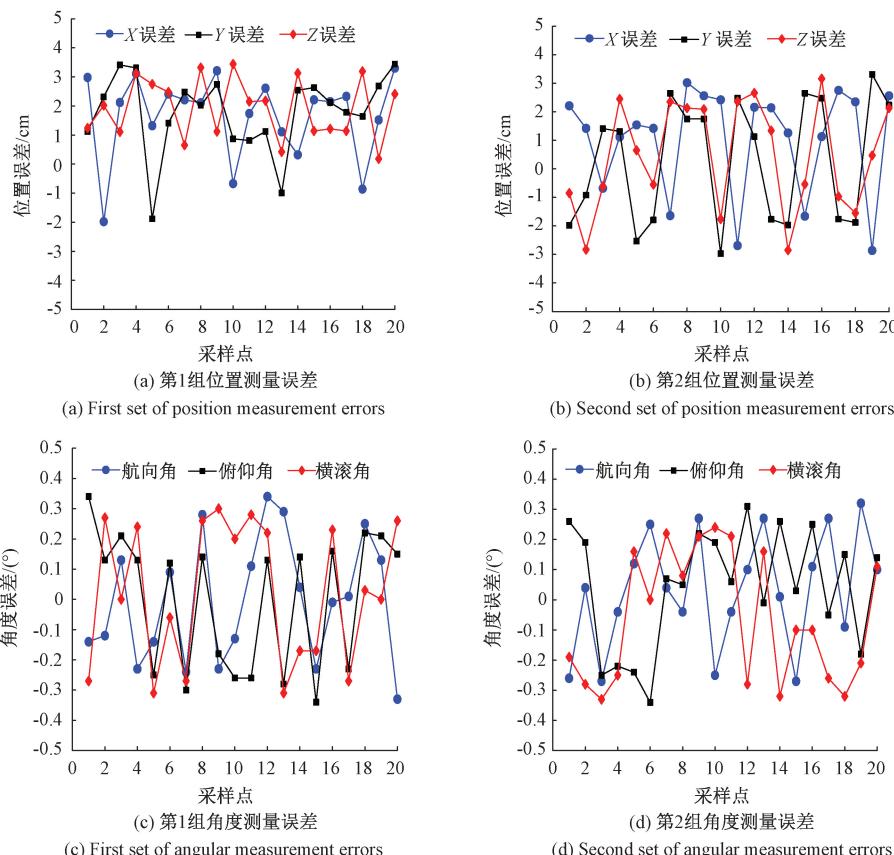


图 10 位姿测量误差

Fig. 10 Posture measurement error

分析表 2 和图 10 的位姿测量数据可以得出,定位实验的误差维持在预定的误差范围内,位置误差最大值不超过 3.44 cm,角度误差最大值不超过 0.34°。实验结果证明,采用所建立的位姿解算模型可以稳定获取较为精确的位姿信息。

## 5 结 论

针对煤矿掘进机作业过程中位姿实时监测难题,提出了一种数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法。建立了

基于 UWB 技术的掘进机三维定位模型和位姿解算模型,结合数字孪生技术,实现了掘进机位姿的实时监测和三维可视化。针对井下 NLOS 对 UWB 定位技术的影响,提出了基于 MCKF 的 C-T 融合算法,通过引入最大相关熵准则来提高卡尔曼滤波在处理非高斯噪声时的鲁棒性。将 Chan 算法作为 Taylor 的前置算法,提高了定位系统的准确性。实现了掘进机作业过程的跟踪定位和位姿解算,并进行实验验证。实验结果表明:定位实验误差不超过 3.44 cm,角度误差不超过 0.34°;通过 Unity3D 软件搭建虚拟平台,采用 MySQL 数据库作为数据媒介,实现了

物理空间和虚拟空间的孪生联动和虚实交互。通过读取位姿数据对孪生模型进行实时驱动,完成了掘进机位姿信息的直观展示,从而辅助操作决策。本系统的位姿监测功能实时有效,满足掘进工作面作业要求,为数字孪生技术在煤矿井下掘进工作面的应用提供了新的思路。

## 参考文献

- [ 1 ] 王双明,耿济世,李鹏飞,等.煤炭绿色开发地质保障体系的构建[J].煤田地质与勘探,2023,51(1):33-43.
- WANG SH M, GENG J SH, LI P F, et al. Construction of geological guarantee system for green coal development[J]. Coalfield Geology and Exploration, 2023, 51 ( 1 ) : 33-43.
- [ 2 ] 葛世荣,王世博,管增伦,等.数字孪生-应对智能化综采工作面技术挑战[J].工矿自动化,2022,48(7):1-12.
- GE SH E, WANG SH B, GUAN Z L, et al. Digital twins meeting the technical challenges of intelligent synthesized mining face [ J ]. Industrial and Mining Automation, 2022, 48(7) : 1-12.
- [ 3 ] 王海军,曹云,王洪磊.煤矿智能化关键技术研究与实践[J].煤田地质与勘探,2023,51(1):44-54.
- WANG H J, CAO Y, WANG H L. Research and practice of key technology of coal mine intelligentization [ J ]. Coalfield Geology and Exploration, 2023, 51 ( 1 ) : 44-54.
- [ 4 ] 郝建生.煤矿巷道掘进装备关键技术现状和展望[J].煤炭科学技术,2014,42(8):69-74.
- HAO J SH. Current status and outlook of key technology of coal mine roadway boring equipment [ J ]. Coal Science and Technology, 2014, 42(8) : 69-74.
- [ 5 ] 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 X H, YANG W J, XUE X SH, et al. Challenges and research progress in remote intelligent mining in coal mines [ J ]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1) : 579-597.
- [ 6 ] 马宏伟,王世斌,毛清华,等.煤矿巷道智能掘进关键共性技术[J].煤炭学报,2021,46(1):310-320.
- MA H W, WANG SH B, MAO Q H, et al. Key common technologies for intelligent tunneling in coal mines [ J ]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(1) : 310-320.
- [ 7 ] 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 J, YANG R K, XIE M, et al. Current status and prospects of research on key technologies for intelligent rapid excavation in coal mines [ J ]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(2) : 1214-1229.
- [ 8 ] 王国庆,赵鑫,杨春雨,等.煤矿地下空间定位技术研究进展[J].工程科学学报,2024,46(10):1713-1727.
- WANG G Q, ZHAO X, YANG CH Y, et al. Research progress on positioning technology in underground coal mine space [ J ]. Acta Scientiae et Engineering, 2024, 46(10) : 1713-1727.
- [ 9 ] 李明锋,李葵,刘用,等.基于5G+UWB和惯导技术的井下人员定位系统[J].工矿自动化,2024,50(1):25-34.
- LI M F, LI Y, LIU Y, et al. Underground personnel positioning system based on 5G + UWB and inertial navigation technology [ J ]. Mining & Automation, 2024, 50(1) : 25-34.
- [ 10 ] 李峰.煤矿井下精确定位技术现状及应用[J].工矿自动化,2023,49(S1):44-46.
- LI F. Current status and application of precise positioning technology in coal mines [ J ]. Mining & Automation, 2023, 49 ( S1 ) : 44-46.
- [ 11 ] 曹波,王世博,鲁程.基于UWB系统的采煤工作面端头采煤机自主定位方法研究[J].仪器仪表学报,2022,43(10):108-117.
- CAO B, WANG SH B, LU CH. Research on autonomous positioning method of coal mining machine at the head end of coal mining face based on UWB system [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 ( 10 ) : 108-117.
- [ 12 ] 万继成,张旭辉,杨文娟,等.基于红外LED线型标靶的掘进机视觉定位方法研究[J].煤炭学报,2024,49(s2):1173-1183.
- WAN J CH, ZHANG X H, YANG W J, et al. Research on Visual Positioning Method of Tunneling Machine Based on Infrared LED Linear Target [ J ]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(s2) : 1173-1183.
- [ 13 ] 李磊磊,钟傲,梁琳,等.基于改进图像增强的低照度场景视觉惯性定位方法[J].中国惯性技术学报,2023,31(8):783-789.
- LI L L, ZHONG AO, LIANG L, et al. Visual-inertial positioning method for lowlight scenes based on improved image enhancement [ J ]. Journal of China Inertial Technology, 2023, 31(8) : 783-789.
- [ 14 ] 杨林,马宏伟,王岩.基于激光惯性融合的煤矿井下移

- 动机器人 SLAM 算法 [J]. 煤炭学报, 2022, 47(9): 3523-3534.
- YANG L, MA H W, WANG Y. SLAM algorithm for underground coalmine mobile robots based on laser-inertial fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(9): 3523-3534.
- [15] 贾文浩,陶云飞,张敏骏,等.基于 iGPS 的煤巷狭长空间中掘进机绝对定位精度研究 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8): 1920-1926.
- JIA W H, TAO Y F, ZHANG M J, et al. research on the absolute positioning accuracy of tunneling machines in the narrow and long space of coal mines based on iGPS[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(8): 1920-1926.
- [16] 杨文娟,张旭辉,张超,等.基于三激光束标靶的煤矿井下长距离视觉定位方法 [J]. 煤炭学报, 2022, 47(2): 986-1001.
- YANG W J, ZHANG X H, ZHANG CH, et al. A long-distance visual positioning method for underground coal mines based on three laser beam targets[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(2): 986-1001.
- [17] 张旭辉,沈奇峰,杨文娟,等.基于三激光点标靶的掘进机机身视觉定位技术研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 178-186.
- ZHANG X H, SHEN Q F, YANG W J, et al. Research on visual positioning technology of tunneling machine body based on three laser point targets[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 178-186.
- [18] 孙凌飞,刘亚,彭继国,等.基于惯性技术的掘进机组合定位方法研究 [J/OL]. 煤炭科学技术, 2024, 52(12): 300-310.
- SUN L F, LIU Y, PENG J G, et al. Research on the combined positioning method of tunneling machine based on inertial technology [J/OL]. Coal Science and Technology, 2024, 52(12): 300-310.
- [19] 田原. 基于零速修正的掘进机惯性导航定位方法 [J]. 工矿自动化, 2019, 45(8): 70-73.
- TIAN Y. Inertial navigation positioning method of road header based on zero-velocity update[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(8): 70-73.
- [20] 陶云飞,宗凯,张敏骏,等.基于 iGPS 的掘进机单站多点分时机身位姿测量方法 [J]. 煤炭学报, 2015, 40(11): 2611-2616.
- TAO Y F, ZONG K, ZHANG M J, et al. A position and orientation measurement method of single-station, multi-point and time-sharing for roadheader body based on iGPS [J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40 ( 11 ): 2611-2616.
- [21] ILIUTĂ E M, MOISESCU A M, POP E, et al. Digital twin—A review of the evolution from concept to technology and its analytical perspectives on applications in various fields[J]. Applied Sciences, 2024, 14(13): 5454-5454.
- [22] 谢嘉成,郑子盈,王学文,等.基于工业元宇宙的综采工作面虚实融合运行模式初步探索 [J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(10): 266-279.
- XIE J CH, ZHENG Z Y, WANG X W, et al. Preliminary exploration of the virtual and real fusion operation mode of the fully-mechanized mining face based on the industrial metaverse [J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(10): 266-279.
- [23] 张旭辉,张超,王妙云,等.数字孪生驱动的悬臂式掘进机虚拟操控技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(6): 1617-1628.
- ZHANG X H, ZHANG CH, WANG M Y, et al. Digital twin-driven virtual control technology for boom-type tunneling machines [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(6): 1617-1628.
- [24] 杨文娟,赵典,张旭辉,等.数字孪生驱动的掘锚设备跟踪定位与碰撞检测方法研究 [J]. 煤田地质与勘探, 2024, 52(5): 160-173.
- YANG W J, ZHAO D, ZHANG X H, et al. Research on tracking, positioning, and collision detection methods for drilling and anchoring equipment driven by digital twin[J]. Coal Geology & Exploration, 2024, 52(5): 160-173.
- [25] 高培,曹浪财,何栋炜. 基于 Taylor-Chan 算法的改进 UWB 室内三维定位方法 [J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2024, 63(4): 679-686.
- GAO P, CAO L C, HE D W. Improved UWB indoor three-dimensional positioning method based on Taylor-Chan algorithm [J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2024, 63(4): 679-686.
- [26] 王鹏,侯忠生.UWB 与 IMU 融合的室内动态定位算法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(10): 76-83.
- WANG P, HOU ZH SH. Research on indoor dynamic positioning algorithm of roadheader based on UWB and IMU fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10): 76-83.
- [27] 陈静,张晓龙. 基于 MVO-SVR 的室内指纹定位算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 45-53.
- CHEN J, ZHANG X L. Indoor fingerprint positioning

- algorithm based on MVO-SVR [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 ( 9 ): 45-53.
- [28] 王怡苗, 夏振华. 基于 Mahony-EKF 算法的手臂运动姿态测量系统 [ J ]. 国外电子测量技术, 2024, 43 ( 2 ): 123-130.  
WANG Y M, XIA ZH H. Arm motion posture measurement system based on Mahony-EKF algorithm [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2) : 123-130.
- [29] 符世琛. 基于 UWB 测距的悬臂式掘进机位姿检测方法研究 [ D ]. 北京: 中国矿业大学, 2018.  
FU S C. Research on the pose detection method of boom-type tunneling machines based on UWB ranging [ D ]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2018.
- [30] 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 X H, WANG T, ZHANG CH, et al. Virtual teaching memory cutting method for boom-type tunneling machines driven by digital twin [ J ]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(11) : 4247-4260.

### 作者简介



**姬忠岩**, 2023 年于哈尔滨学院获得学士学位, 现为河南理工大学硕士研究生, 主要研究方向为煤矿数字孪生。

E-mail: 835967979@qq.com

**Ji Zhongyan** received his B. Sc. degree from Harbin College in 2023. He is now a M. Sc. candidate at Henan Polytechnic University. His main research interest includes coal mine digital twins.



**张宏伟**(通信作者), 2002 于焦作工学院获得学士学位, 2005 年于河南理工大学获得硕士学位, 2014 年于河南理工大学获得博士学位, 现为河南理工大学教授、硕士生导师, 主要研究方向智能检测与控制、智能制造。

E-mail: zhanghw@hpu.edu.cn

**Zhang Hongwei** (corresponding author), received his B. Sc. degree from Jiaozuo Institute of Technology in 2002, M. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2005, and Ph. D. degree from Henan Polytechnic University in 2014, respectively. Now he is a Professor and Master's supervisor at Henan Polytechnic University. His main research interests include intelligent detection and control, and intelligent manufacturing.