

基于 slam 技术与位置融合的换流站 主设备虚拟现实巡检方法

张瑞亮[†], 吕刚, 方明, 李兵, 罗宗源

(中国南方电网有限责任公司 超高压输电公司贵阳局, 贵州 贵阳 550000)

摘 要:提出基于 slam 技术与位置融合的换流站主设备虚拟现实巡检方法, 改善巡检路径规划效果。基于智能机器人的换流站主设备虚拟现实巡检框架, 利用智能机器人携带的 IMU 采集其加速度、角速率数据, 经模糊自适应 PI 算法补偿智能机器人的航向角误差后, 获取其位姿估计结果; 采用相机、激光雷达传感器采集换流站环境图像数据, 并基于双目结构光的 RGB-Dslam 方法对其作处理, 以获取相机位姿估计; 采用扩展卡尔曼滤波实现智能机器人的融合定位, 确定其各时刻位置点、方向角, 将其同步到虚拟空间后, 绘制出换流站环境地图, 以启发式路径搜索方法确定最优巡检路径, 依据最小化成本函数制定巡检避障策略, 实现换流站主设备虚拟空间避障巡检轨迹规划。实验结果表明: 该方法可完成机器人航向角误差补偿; 规划出最优换流站主设备巡检路线, 误差仅为厘米级。

关键词: slam 技术; 位置融合; 换流站主设备; 虚拟现实; 模糊自适应 PI; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

Virtual Reality Inspection Method for Main Equipment of Converter Station Based on Slam Technology and Position Fusion

ZHANG Ruliang[†], LV Gang, FANG Ming, LI Bing, LUO Zongyuan

(Guiyang Bureau of UHV Transmission Company, China Southern Power Grid Co., Ltd., Guiyang, Guizhou 550000, China)

Abstract: A virtual reality inspection method for main equipment of converter station based on slam technology and position fusion is proposed to improve the inspection path planning effect. Based on the virtual reality inspection framework of the main equipment of the converter station of the intelligent robot, the IMU carried by the intelligent robot is used to collect its acceleration and angular rate data. After the fuzzy adaptive PI algorithm compensates the heading angle error of the intelligent robot, the position and attitude estimation results are obtained. The camera and lidar sensor are used to collect the environmental image data of the converter station, and the RGB-Dslam method based on binocular structured light is used to process it to obtain the camera pose estimation. The extended Kalman filter is used to realize the fusion positioning of intelligent robots, determine their position points and direction angles at all times, and after synchronizing them to the virtual space, draw the environment map of the converter station. The heuristic path search method is used to determine the optimal inspection path, and the inspection and obstacle avoidance strategy is formulated according to the minimum cost function, so as to realize the obstacle avoidance inspection path planning of the virtual space of the main equipment of the converter station. The experimental results show that the method can compensate the robot's heading angle error. The optimal inspection route of the main equipment of the converter station is planned, and the error is only centimeter level.

Key words: slam technology; position fusion; main equipment of converter station; virtual reality; fuzzy adaptive PI; extended Kalman filter

换流站是用于直流输电系统线路两端整流与逆变,以满足电力系统供电要求的重要站点,其内含有多主设备,换流站主设备的运行状态对换流站和直流场的安全、稳定性起决定性作用,甚至会直接影响配电网的运行状态^[1]。因此,需对换流站主设备进行定期巡检,以便快速发现异常运行状况,做到及时检修与维护。人工方式是换流站主设备巡检中使用的传统手段,需要大量操作人员参与到巡检作业中,除具有成本高昂特点外,受巡检人员自身工作经验等因素的影响,巡检质量要求难以达到统一标准^[2,3],存在以下问题:(1)巡检频率不够:有些巡检可能因为设备位置难以到达,或者因为其他原因而没有受到足够的关注,导致设备长期未得到检查和维护;(2)工作内容过于单一:有些巡检人员进行巡检时只是简单地查看设备表面的标志,没有对设备内部的磨损、老化、电气连接是否正常等情况进行详细检查;(3)巡检设备不够先进:有些换流站巡检设备使用传统的手工工具进行巡检,难以发现一些表面正常但实际存在缺陷的问题;(4)巡检记录不及时、完整:有些巡检人员在巡检完毕后未能及时、准确地记录巡检结果及点检内容,也未及时汇报发现的问题;(5)巡检人员专业知识不足:有些巡检人员缺乏专业知识,未能及时发现和判断设备存在的问题,导致有些问题漏检或误判。

智能技术的高速、蓬勃发展,提升了换流站主设备巡检工作的自动化水平,智能机器人在换流站主设备巡检中的应用越来越高。这可以降低换流站的建设成本,根据不进入要求完成带电间隙的设计,有利于降低空气净距,使得换流站建筑占地缩小,达到降低建设费用的目的,同时,也有利于换流站主设备的智能性监控方案的制定与开展,有助于主设备异常状态的及早发现与处理^[4]。

袁虎强等^[5]针对特高压换流站设备巡检无人机存在的巡航角偏大引发的巡检作业量高的问题,提出利用无人机配备的监控系统获取环境影像,得到巡检路径数据,通过对路径状态的持续修正与控制,使其与无人机操作状态保持一致。路径数据模块将路径信息作为依据,对分割后的各块红外热图像间的不同进行分析,经调试以便更准确地描述巡检路径,从而实现设备巡检路线的确定,但该方法规划的巡检路线误差大,难以取得较好的应用效果;李帅鑫等^[6]为解决机器人激光里程计偏差高、观测数据无法完整利用的问题,提出 LiDAR 与 IMU 紧耦合定位框架,在数据预处理的基础上,通

过对点云数据进行分割完成特征点的选择后,对多尺度地图模型进行构建,通过环形容容器确保特征点数的不变性,再采用多尺度网格以使各点分布具有均衡性特点,在定位框架中引入预积分等因子,通过图优化算法实现 LiDAR 与 IMU 传感器数据的融合处理,提高定位效果,但该方法仍存在较大定位误差。slam 技术在实现智能机器人移动位姿估计与环境地图绘制应用中具有举足轻重的地位^[7-9],受智能机器人所处环境影响,只利用视觉、激光传感器数据对其进行定位,已难以满足定位精度要求,将惯性测量单元(IMU)搭载在智能机器人上,能够获取其自身位姿估计结果,通过将其与图像传感器进行融合,能够避免环境条件变化等引起的定位精度降低问题^[10-12]。因此本文提出基于 slam 技术与位置融合的换流站主设备虚拟现实巡检方法,通过现实环境与虚拟环境的同步定位,以达到高精度巡检要求。

1 换流站主设备虚拟现实巡检

1.1 基于智能机器人的换流站主设备虚拟现实巡检框架

本文利用智能机器人完成换流站主设备的巡检任务,该机器人硬件结构中共包含三个模块,其中底层运动控制模块的职责是通过机器人自身携带的速度、惯性测量单元(IMU)等传感器获取移动数据信息,通过控制器处理实现其运行速度等的有效控制;智能控制模块结合视觉 slam 与激光 slam 技术,通过相机、激光雷达传感器获取换流站环境信息,经过预处理后,以获得控制命令发送给运动控制模块,同时,通过多传感器数据的融合处理,运用 slam 技术获取智能机器人的位姿估计结果,由此确定智能机器人在换流站环境中的位置信息,绘制环境地图后,将其发送给移动控制终端模块,通过该模块与上位机进行交互,实现智能机器人在虚拟空间位置的获取,确保换流站实际环境与虚拟空间定位的同步性,依据制定的避障策略,实现换流站主设备的避障巡检。

1.2 基于多传感器融合与 slam 的换流站主设备巡检

1.2.1 惯性测量单元位姿估计

惯性测量单元(IMU)是用于采集换流站主设备巡检智能机器人三轴角速率、加速度的传感器,陀螺仪与加速度计是其重要部件^[13,14]。通过 IMU 对换流站主设备巡检智能机器人的航向角进行确

定,往往存在很大的误差,因此,采用模糊自适应 PI 对获取的航向角进行补偿处理,以提高 IMU 位姿估计精度。

智能机器人坐标系通过 O_B 表示,世界坐标系用 O_W 描述, O_B 到 O_W 的转换通过旋转矩阵 R_{WB} 实现,如图 1 所示。

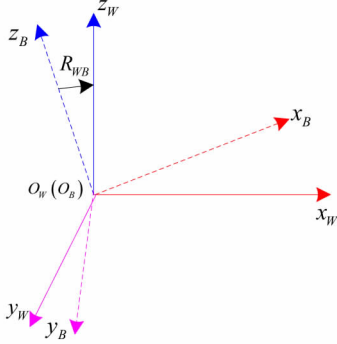


图 1 智能机器人坐标系向世界坐标系的转换

$q = q_0 + q_1 i + q_2 j + q_3 k$ 为四元数,通过罗德里格斯变换,可确定 R_{WB} 的四元数表述形式,其公式为:

$$R_{WB} = \begin{bmatrix} 1 + 2q_2^2 + 2q_3^2 & 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 2q_1q_3 - 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 1 + 2q_1^2 + 2q_3^2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 \\ 2q_1q_3 - 2q_0q_2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 & 1 + 2q_1^2 + 2q_2^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

对公式(1)作转置处理,即可获得由 O_W 至 O_B 的旋转矩阵 R_{BW} 。在 O_B 坐标系下, $m_V^B = [m_{V_x}^B, m_{V_y}^B, m_{V_z}^B]^T$ 为磁力计采集的实际数值,向 O_W 坐标系下变换后,可得:

$$m_V^W = R_{WB} m_V^B \quad (2)$$

其中: $m_V^W = [m_{V_x}^W, m_{V_y}^W, m_{V_z}^W]^T$ 为其转换到 O_W 下的实际采集数值,而 $m^W = [m_x^W, 0, m_z^W]^T$ 为其理想值,此值与 m_V^W 相同时,则会在 xoy 平面获得相同尺寸的投影,由此即可确定 $m^W = [(m_{V_x}^W)^2 + (m_{V_y}^W)^2]^{\frac{1}{2}} m_{V_z}^W$,将其向 O_B 转换,即可确定 m^B 的公式为:

$$m^B = R_{BW} \begin{bmatrix} [(m_{V_x}^W)^2 + (m_{V_y}^W)^2]^{\frac{1}{2}} \\ 0 \\ m_{V_z}^W \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: $m^B = [m_x^B, m_y^B, m_z^B]^T$ 为磁力计的理想采集值。由此可获取磁力计的测量误差 $e_m = [e_{mx}, e_{my}, e_{mz}]^T$,其公式描述为:

$$e_m = m^B \times m_V^B \quad (4)$$

在理想情况下,在 O_B 、 O_W 下的加速度计采集

结果分别为 $a^B = [a_x, a_y, a_z]^T$ 、 $a^W = [0, 0, g]^T$,根据刚体运动学方程,可获得下式:

$$a^B = R_{BW} a^W \quad (5)$$

加速度计在 O_B 下的实际采集值为 $a_V^B = [a_{V_x}, a_{V_y}, a_{V_z}]^T$,由此可完成加速度计测量误差 $e_a = [e_{ax}, e_{ay}, e_{az}]^T$ 的确定,公式为:

$$e_a = a^B \times a_V^B \quad (6)$$

本文采用模糊自适应 PI 算法对 IMU 的航向角进行误差修正,以提高其位姿估计效果。误差补偿通过下式进行描述:

$$\begin{cases} e_i = e_{ai} + e_{mi} \\ e_{ci} = e_i - e_{i-1} \\ e_i, e_{ci} \xrightarrow{\text{fuzzy}} \Delta k_P, \Delta k_I \\ k_P = k_{P_0} + \Delta k_P \\ k_I = k_{I_0} + \Delta k_I \\ \omega_i^B = \omega_{i-1}^B + e_i k_P + k_I \sum_{i=1}^n e_i \end{cases} \quad (7)$$

式中:在 O_B 下,陀螺仪采集的角速度实际值为 $\omega_i^B = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$,比例系数初值为 k_{P_0} ,积分系数初值为 k_{I_0} , e_i 为 IMU 的量测总误差,其变化率为 e_{ci} ,整定量分别为 Δk_P 、 Δk_I 。

通过 ω^B 实现四元数的实时修正,其微分方程修正公式为:

$$Q_i = 2^{-1} \begin{bmatrix} 0^- & \omega_x^- & \omega_y^- & \omega_z^- \\ \omega_x^- & 0^w & -\omega_y^- & \omega_z^- \\ \omega_y^- & \omega_z^- & 0^w & \omega_x^- \\ \omega_z^- & \omega_y^- & \omega_x^- & 0^w \end{bmatrix} Q_{i-1} \quad (8)$$

式中: $Q = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ 。计算三轴加速度计的二重积分可确定智能机器人在 O_W 下的位置估计值及行进速度估计,其公式为:

$$\begin{cases} P_t = P_{t-1} + v_{t-1} \Delta t + \frac{a_t^B \Delta t^2}{2} \\ v_t = v_{t-1} + a_t^B \Delta t \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_t = [P_x, P_y, P_z]$ 为智能机器人的位置信息,其行进速度通过 $v_t = [v_x, v_y, v_z]$ 表示,数据采集周期为 Δt 。

1.2.2 基于双目结构光 RGB-Dslam 的相机位姿估计

本文采用相机、激光雷达传感器对换流站空间环境中各点进行数据采集,通过双目结构光 RGB-D 将相机成像获得的环境目标 2D 图像数据进行处理,通过对尺度不变特征变换特征提取方法 (SIFT) 以及 ORB 特征提取方法进行综合评估,选取对相机运动、环境因素变换具有较强鲁棒性的

ORB 方法确定特征点,并将其视为检测因子,实现特征点的匹配处理。通过对邻近点进行循环搜索,以对相机位姿进行估计,获取换流站环境的局部结构。在换流站环境空间中,一随机点用 p_k 表示,其在一帧视频流内的位置点为 p_{k+1} ,当存在 $p_{k+1} = \mathbf{R}p_k + t$ 时,即可实现相机位姿的变换处理。 $e_k = p_{k+1} - (\mathbf{R}p_k + t)$ 为误差的描述,采用最小二乘法将 e_k 最低值作为优化目标,即可实现 3D 特征点的最优匹配目标,公式描述为:

$$\min_{\mathbf{R}, t} J = 2^{-1} \sum_{k=1}^n \left\| [p_{k+1} - (\mathbf{R}p_k + t)] \right\|_2^2 \quad (10)$$

式中:旋转矩阵通过 $\mathbf{R}$ 表示,平移向量表示为 t ;通过其与相机内外参数即可获得点云数据,经过对其进行加和,可完成点云地图的确定。但受环境条件变化、相机抖动等因素的影响,往往降低图像采集效果,而发生图像特征损失现象。

1.2.3 基于扩展卡尔曼滤波的多传感器数据融合

利用单一传感器数据进行智能机器人的巡检定位,往往会存在误差较大问题,因此,本文将 IMU 与双目结构光 RGB-Dslam 作融合处理,以提高智能机器人的定位效果^[15]。智能机器人对换流站主设备进行巡检是一个非线性化过程,故采用扩展卡尔曼滤波对换流站主设备巡检机器人的多传感器数据进行融合处理。状态方程定义为:

$$x_k = f(x_{k-1}) + \lambda_{k-1} \quad (11)$$

观测方程表达式通过下式描述:

$$z_k = h(x_k) + \chi_k \quad (12)$$

式中:随机噪声、量测噪声分别为 λ_{k-1} 、 χ_k ,二者均呈高斯分布, D 、 U 分别为与之对应的协方差;滤波器的状态变量为 $\mathbf{x}$,其表达式为:

$$\mathbf{x} = [p_b^T \ v_b^T \ M_b^T]^T = [x^y \ v^y \ w]^T \quad (13)$$

其中:在载体坐标系下,换流站主设备巡检机器人的位置 (x, y) 由向量 p_b^w 表示,行进速度 (v_x, v_y) 由向量 v_b^w 表示,角速度 w 由向量 M_b^w 表示,通过 IMU 获得。各向量的观测噪声协方差分别为 U_p 、 U_v 、 U_M 。

第一步:滤波器的初始状态设定。当滤波器获取量测数据后,对其进行初始化处理,即可确定初始状态 $\mathbf{x}_0$,其表达式为:

$$\mathbf{x}_0 = [x_0^y \ v_0^y \ w_0]^T \quad (14)$$

初始状态下的协方差为 P_0 。

第二步:通过状态转移矩阵 $\Phi(t, t-1)$ 对 t 时间点的状态进行预测,其表达式为:

$$\hat{x}_t = \Phi(t, t-1)x_{t-1} \quad (15)$$

$$\Phi(t, t-1) = \begin{bmatrix} 1 \cos(\theta)\Delta t - \sin(\theta)\Delta t 0^0 \\ 0 \sin(\theta)\Delta t \cos(\theta)\Delta t 0_0 \\ 0 1 0 0 0 \\ 0 0 0 1 \Delta t \\ 0 0 0 0 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中: $t-1$ 时间点的状态表示为 x_{t-1} ,采样周期为 Δt ,方向角为 θ 。

上式可通过牛顿力学运动方程获得,对其进行一阶泰勒展开,可完成雅克比矩阵 $\mathbf{F}$ 的确定。由此即可获得 t 时间点的状态协方差预测值,其公式描述为:

$$\hat{P}_t = \mathbf{F}P_{t-1}\mathbf{F}^T + D \quad (17)$$

第三步:滤波器更新阶段,需先实现增益矩阵的更新处理,再由完成状态量 x_t 的修正,并确定新的协方差 P_t ,公式描述为:

$$K = \hat{P}_t \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \hat{P}_t \mathbf{H}^T + D)^{-1} \quad (18)$$

$$x_t = \hat{x}_t + K(z - \mathbf{H}\hat{x}_t) \quad (19)$$

$$P_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\hat{P}_t (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})^T + \mathbf{K}D\mathbf{K}^T \quad (20)$$

其中:观测矩阵通过 $\mathbf{H}$ 表示,可通过相应的观测模型确定, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

通过不断迭代,即可对智能机器人位置进行不断预测修正,并获得与之相应的 P_t ,获得不同时间点的位置估计值。

1.3 虚拟现实空间定位同步

在确定智能机器人位置估计结果后,通过 Float 类型数组对其坐标数据、方向角作单独封装,经过序列化处理后,将其转换为二进制 Byte 类型,通过进程间的通信将其发送至虚拟空间客户端中,由其内配置的两个 Camera 完成数据的收取。创建两个 Socket 类,分别配置于客户端与服务端,由客户端发送连接请求,服务端响应后即可完成数据的传送,客户端对收取数据作反序列化处理后,对其作再次封装,以此实现智能机器人的虚拟现实空间同步定位。

1.4 换流站主设备避障巡检

在换流站环境地图构建的基础上,智能机器人通过启发式路径搜索算法设计巡检轨迹,确保以最优路径实现变流站主设备的巡检,同时,能够依照变流站的不同巡检路段进行动态轨迹规划设计,提高变流站主设备巡检效率与质量。本文根据最小化成本函数制定智能机器人的巡检避障策略,即通过智能机器人的运行速度以及该函数的负梯度 Δc 得到。智能机器人巡检避障的控制输入通过下式

进行描述:

$$r = \arccos\left(\frac{v \cdot \Delta c}{|v| |\Delta c|}\right) \quad (21)$$

其中: $|v| = v_{constant}$ 表示智能机器人的行进速度, c 为设定的视场函数, 是一种用于描述智能机器人至换流站主设备距离及其至环境地图障碍物的马氏距离、欧式距离的函数, 其公式描述为:

$$c = 2^{-1} (X_g - X_v)^T (X_g - X_v) - 2^{-1} \sum_{i=1}^n [(X_i - X_v)]^T P_i^{-1} (X_i - X_v) + (X_i - X_v)^T (X_i - X_v) \quad (22)$$

其中: $2^{-1} (X_g - X_v)^T (X_g - X_v)$ 用于描述智能机器人至换流站主设备距离, 智能机器人的位置为 X_v , 换流站主设备的位置为 X_g ; 对于环境地图中的第 i 个障碍物通过 X_i 表示, 与之对应的方差矩阵表示为 P_i , 障碍物总量为 n 。智能机器人与障碍物的间距不得超出阈值 d_0 。

Δc 的描述公式为:

$$\Delta c = -\frac{\partial c}{\partial x_v} \Big|_{x_v=\hat{x}_v} = \{(X_g - X_v) - \sum_{i=1}^n [P_i^{-1} (X_i - X_v) + (X_i - X_v)] \Big|_{x_v=\hat{x}_v} \quad (23)$$

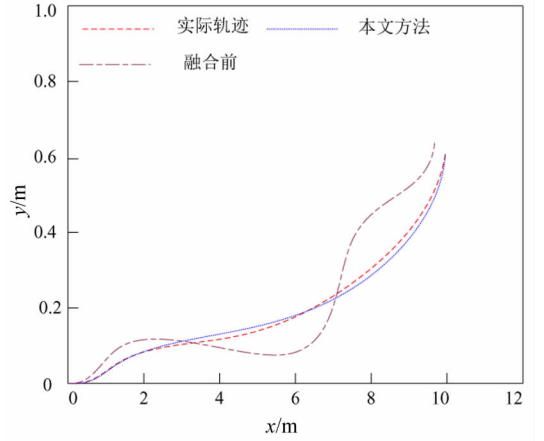
当智能机器人发现障碍物时, 其至换流站主设备方向为 Δc 的负方向, 即可快速缩短智能机器人与换流站主设备距离的方向。

2 实验分析

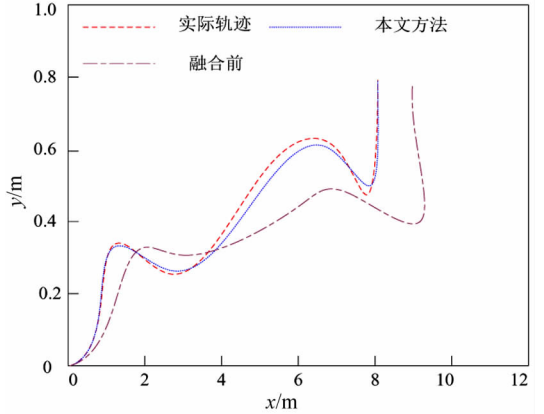
将某地区换流站作为研究对象, 利用搭载多种传感器的智能机器人完成换流站主设备的巡检任务, 该机器人以双目相机与激光雷达融合方式获取换流站环境的深度图像信息, 其中前者携带的可视化参数标定软件, 可实现采集图像的自动畸变校正处理, 大大提升了图像处理效率; 后者可满足 50 m 内、270°角范围内目标数据的采集。采用的 IMU 型号为 LPMS-MEI 型, 最大输出频率为 400 Hz。将本文方法应用于换流站主设备的虚拟现实巡检中, 分析本文方法的应用性能。

从换流站内随机选取两台主设备, 标记为 A、B, 其坐标分别为 (10, 0.6)、(8, 0.8), 将其作为智能机器人的巡检目标, 设定智能机器人初始位置于 (0, 0) 坐标处, 采用本文方法对 A、B 主设备进行巡检, 并与位置融合前的巡检路径及真实路径进行对比, 通过对换流站内 A、B 设备的定位以及误差曲

线的变化验证本文方法的定位性能, 实验结果如图 2、图 3 所示。



(a) 主设备 A 的巡检结果

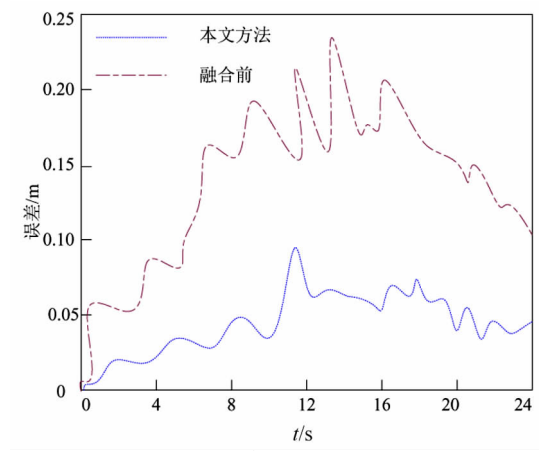


(b) 主设备 B 的巡检结果

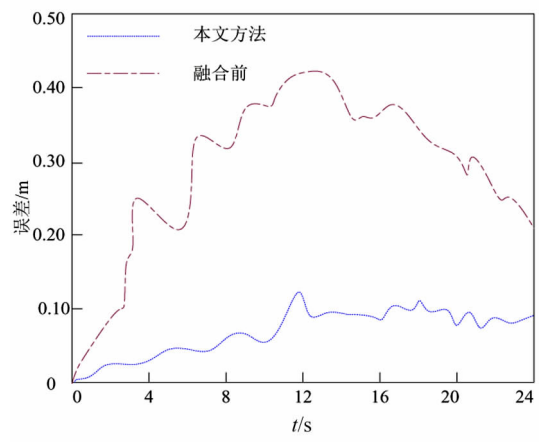
图 2 巡检结果分析

分析图 2、图 3 可知, 采用本文方法对 A、B 主设备进行巡检, 与实际巡检路径相比, 两设备的巡检轨迹曲线存在一定程度的偏离, 但误差很小, 主设备 A 的巡检曲线误差在 (0, 0.1) m 区间内波动, 主设备 B 的巡检误差在 (0, 0.13) 区间内波动; 而采用未进行位置融合方法确定巡检轨迹时, 智能机器人在行进初期误差较小, 但随着时间的不断增加, 其误差也逐渐累积, 主设备 A 的巡检误差最大为 0.24 m, 主设备 B 的巡检误差最大值为 0.42 m。实验结果表明, 通过对多传感器数据进行融合, 可有效降低智能机器人的定位误差, 提升巡检目标定位精度。

应用本文方法对换流站内所有主设备进行虚拟现实巡检, 在换流站内设置 4 个障碍物, 通过分析各主设备的巡检结果, 验证本文方法的巡检避障性能, 实验结果如图 4 所示。



(a)换流站主设备 A 的巡检误差曲线



(b)换流站主设备 B 的巡检误差曲线

图 3 巡检轨迹误差分析

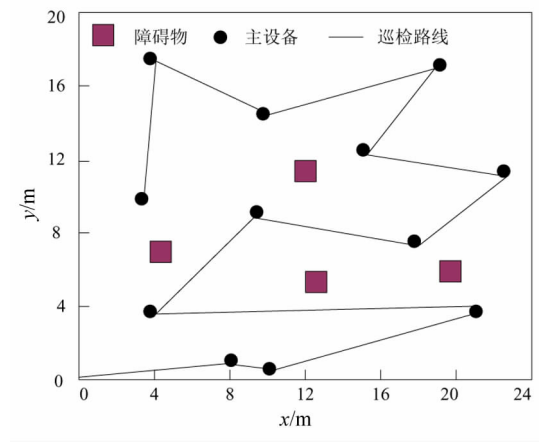
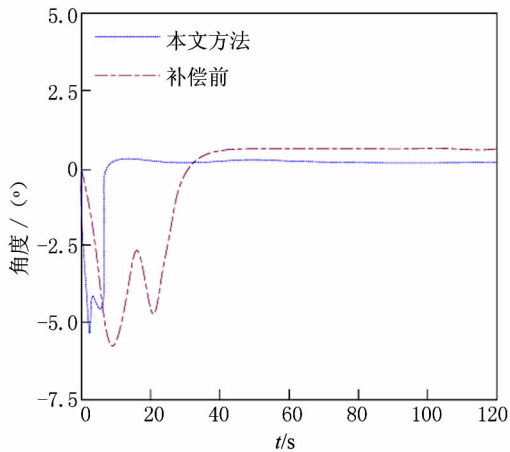


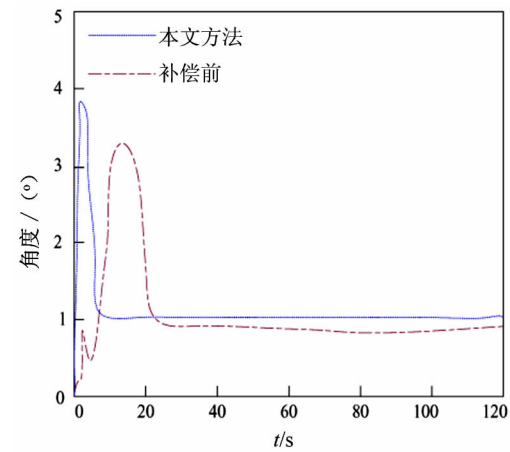
图 4 换流站主设备虚拟现实巡检结果

分析图 4 可知,采用本文方法对换流站主设备进行巡检,能够实现巡检路径的规划,并有效规避环境中的障碍物。这是因为该方法分析了智能机器人的运行速度和最小化成本函数负梯度,依照变流站的不同巡检路段进行动态轨迹规划设计,保证巡检过程的安全、可靠,具有巡检避障功能,实际应用性强。

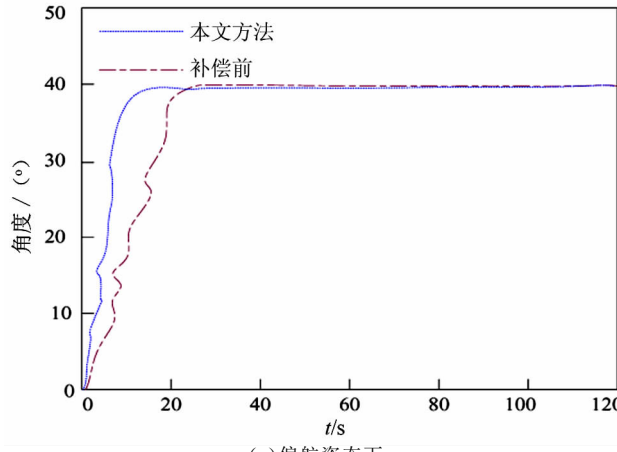
采用本文方法对智能机器人的 IMU 航向角进行误差补偿,通过对比分析补偿前后的航向角曲线验证本文方法的有效性,实验结果如图 5 所示。



(a)横滚姿态下



(b)俯仰姿态下



(c)偏航姿态下

图 5 误差补偿前后的航向角曲线变化

分析图 5 可知,采用本文方法对智能机器人的 IMU 航向角误差进行补偿处理后,在 10 s 左右即可使不同姿态下的 IMU 航向角快速趋于稳定,

(下转第 172 页)