

基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位 误差自动补偿方法

陈静¹, 翟曦², 赵紫薇²

(1. 河北省科技情报研究院, 石家庄 050000; 2. 河北省儿童医院, 石家庄 050000)

摘要: 以提升巡逻机器人执行巡逻任务能力为目的, 提出基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法; 该方法在巡逻机器人工作区域架设 5G 无线通信网络, 并将 AD7380 型号位置传感器安装在巡逻机器人上, 利用位置传感器获取巡逻机器人工作时的位置信息后, 利用 5G 无线通信网络将其传输到用户 PC 端, 得到巡逻机器人位置采样点数据; 接着采用小波分析对采样点数据进行去噪, 并以该数据为基础, 使用拉丁超立方采样方法描述巡逻机器人在其巡逻空间内的位置, 得到巡逻机器人空间位置数据; 再依据巡逻机器人空间位置数据, 计算该机器人预设目标点误差矢量, 并构建巡逻机器人定位误差补偿模型, 利用该模型补偿巡逻机器人定位误差; 实验结果表明: 该方法可全面获取巡逻机器人在其巡逻空间内的位置信息, 可有效且精准的对其定位误差进行自动补偿, 使巡逻机器人定位误差保持在可允许范围内, 应用效果较为显著。

关键词: 5G 通信技术; 巡逻机器人; 定位误差; 自动补偿; 拉丁超立方; 最大似然估计

Automatic Compensation Method of Patrol Robot Positioning Error Based on 5G Communication Technology

CHEN Jing¹, ZHAI Xi², ZHAO Ziwei²

(1. Hebei Province Science and Technology Information Research Institute, Shijiazhuang 050000, China;
2. Children's Hospital of Hebei, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: In order to improve patrol robot's ability to perform patrol tasks, an automatic compensation method for the patrol robot's positioning error based on 5G communication technology is proposed. 5G wireless communication network is established in the working area of the patrol robot by using this method, the AD7380 position sensor is installed on the patrol robot, after the position sensor is used to obtain the position information of the patrol robot, the 5G wireless communication network is used to transmit it to the user's PC, and the position sampling point data of the patrol robot is obtained; Next, wavelet analysis is used to denoise the sampling point data, and based on this data, Latin hypercube sampling method is used to describe the position of the patrol robot in its patrol space, and the spatial position data of the patrol robot is obtained; Then, according to the spatial position data of the patrol robot, the preset target point error vector of the robot is calculated, and the positioning error compensation model of the patrol robot is constructed, which is used to compensate the positioning error of the patrol robot. The experimental results show that this method can fully obtain the position information of the patrol robot in its patrol space, and it can effectively and accurately compensate its positioning error, so that the positioning error of the patrol robot can be kept within the allowable range, and the application effect is relatively significant.

Keywords: 5G communication technology; patrol robot; positioning error; automatic compensation; latin hypercube; maximum likelihood estimation

0 引言

工业机器人作为智能制造的重要载体, 在大范围复杂任务中具有巨大潜力。随着社会的发展和科技的进步, 巡逻机器人在大型商场、工业制造车间等场景应用较为广泛。巡逻机器人是指在固定区域内执行检查、数据采集、安全风险识别等功能的机器人, 其可自行完成巡检任务^[1]。但

机器人在巡逻过程中, 容易受到障碍物以及机器人自身关节运动偏差影响, 导致其距离预设目标位置与实际达到位置之间存在偏差, 影响其巡逻效果, 使巡逻任务的完成效率和质量较差。为此研究巡逻机器人定位误差补偿方法意义重大^[2]。现在也有很多学者研究巡逻机器人定位误差补偿方法, 如高贯斌等人^[3]提出的误差相似度机器人定位误差补偿方法, 该方法通过构建机器人定位误差模型, 获得

收稿日期: 2023-04-04; 修回日期: 2023-05-29。

基金项目: 河北省省级科技计划(21550303D)。

作者简介: 陈静(1987-), 女, 研究员。

引用格式: 陈静, 翟曦, 赵紫薇. 基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 266-272.

当前机器人定位误差后, 使用距离和夹角余弦作为误差补偿因子传递函数, 再依据误差相似度对机器人定位误差进行补偿。但该方法在应用过程中, 其补偿后的机器人定位位置方向均匀性较差, 因此应用效果不佳。廖昭洋等人^[4]提出一种基于时空混合图卷积网络的机器人定位误差补偿方法。首先通过设计图关系编码模块、时空混合特征解码模块, 构建基于图卷积网络的机器人位姿误差预测模型; 然后, 针对传统迭代补偿方法中机器人逆解次数多导致效率低的问题, 该文将定位误差补偿问题转化为优化问题, 并利用遗传算法同时对位置进行误差补偿。但该方法需要耗费较大的时间和精力, 定位误差补偿的工作效率较低。马虹^[5]提出移动机器人融合定位补偿方法, 该方法利用机器视觉技术获得机器人当前位置数据后, 使用改进金字塔LK算法计算机器人移动速度得到机器人移动三维位置信息, 对该三维位置信息进行融合后, 使用小波神经网络对该三维位置信息进行修正, 实现机器人定位误差补偿。但该方法受小波神经网络模型迭代泛化性能影响, 其对机器人定位误差补偿精度不足。5G 通信技术也称为第五代移动通信技术, 其是新一代宽带移动技术^[6], 在通信传输过程中延时极小, 通信传输安全性较高, 具有高速率、低延迟、大容量和广覆盖等特点, 且可实现多设备并发连接^[7-8], 可以为巡逻机器人的定位误差自动补偿提供更加稳定和快速的数据传输服务。因此本文在此以 5G 通信技术为基础, 提出基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法, 以提升巡逻机器人定位技术水平。该方法在巡逻机器人工作区域架设 5G 无线网络, 并将 AD7380 型号位置传感器安装在巡逻机器人上, 利用位置传感器获取巡逻机器人工作时的位置信息后, 利用 5G 无线网络将其传输到用户 PC 端, 得到巡逻机器人位置采样点数据; 并采用小波分析对采样点数据进行去噪, 以该数据为基础, 使用拉丁超立方采样方法描述巡逻机器人在其巡逻空间内的位置, 得到巡逻机器人空间位置数据; 再依据巡逻机器人空间位置数据, 计算该机器人预设目标点误差矢量, 并构建巡逻机器人定位误差补偿模型, 实现巡逻机器人定位误差补偿。该方法可以提高巡逻机器人的定位精度和稳定性, 从而提高巡逻任务的完成效率和质量。且还可以推动 5G 通信技术在智慧城市、工业生产等领域的应用, 为现代社会的安全保障和智慧城市提供技术支持。因此, 基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法的研究具有重要的实践价值。

1 巡逻机器人定位误差自动补偿方法

1.1 巡逻机器人工作区域 5G 无线网络架设

由于巡逻机器人工作区域为预先设置的固定区域, 为便于机器人管理, 架设巡逻机器人工作区域 5G 无线网络, 将若干个巡逻机器人端口直接指向 5G 无线网络内, 实现巡逻机器人的端对端管理, 达到巡逻机器人集中

管控目的^[9]。使用网络切片集中式跨区域映射网络结构, 架设巡逻机器人工作区域 5G 无线网络, 其中需要采用 5G 通信技术, 该是一种基于新一代移动通信标准的技术, 它采用了更高的频段和更多的带宽, 以实现更快的数据传输速度和更低的延迟。5G 无线网络, 使得机器人可以通过这个网络与其他设备进行通信。这个网络由若干个 5G 基站组成, 每个基站覆盖一个特定的区域。基站之间通过光纤相连, 形成一个通信网络。在该网络中, 机器人和其他设备通过 5G 终端设备连接到 5G 基站, 然后通过互联网或其他网络进行数据传输。5G 网络支持高速数据传输和低延迟通信, 可以满足巡逻机器人的实时控制和传输等需求。所架设巡逻机器人工作区域 5G 无线网络, 如图 1 所示。

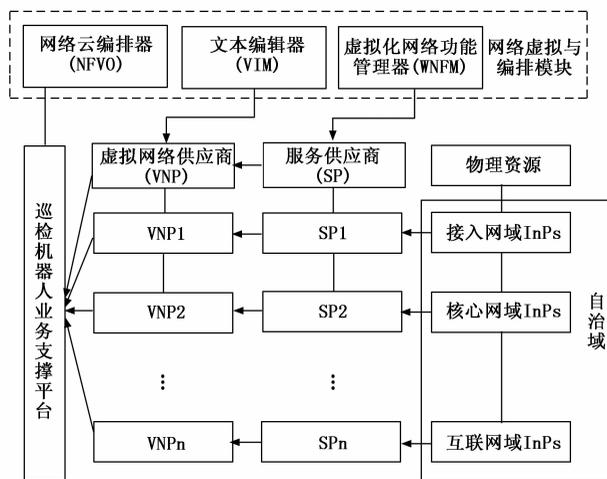


图 1 巡逻机器人工作区域 5G 无线网络结构

在巡逻机器人工作区域 5G 无线网络结构内, 网络虚拟与编排器负责处理巡逻机器人不通过域内的虚拟网络请求, 并回应虚拟映射网络命令, 传输不同域网络信息与物理资源状态信息。网络物理资源由若干个接入网域基础设施组成^[10], 形成不同类型的自治域, 其与基础网络服务供应商 (SP) 连接, 为巡逻机器人工作区域提供虚拟网络。虚拟网络供应商 (VNP) 与服务供应商 (SP) 相连, 通过不同服务供应商提供的网络通信协议, 并向巡检机器人业务支撑平台发送虚拟网络请求, 实现巡逻机器人与其管理平台之间的信息传输。

1.2 基于位置传感器的巡逻机器人位置拉丁超立方采样

在巡逻机器人上安装 AD7380 型号位置传感器, 利用该传感器采集巡逻机器人在巡逻过程中的位置信息, 再利用搭建的 5G 无线网络将巡逻机器人位置信息传输到用户 PC 端内, 得到巡逻机器人位置采样点数据。为提高后续巡逻机器人定位误差计算的精度, 对巡逻机器人位置采样点数据进行去噪处理, 以避免噪声对后续定位误差计算的干扰。小波分析去噪是将原始信号分解成不同尺度的小波系数, 然后通过阈值处理来去除噪声信号, 最后再将该去噪后的小波系数重构成新的信号。小波分析去噪适用性较强,

可以应用于各种类型的信号。且去噪效果强，可保留信号的主要特征和信息，从而提高信号的质量和精度。其计算速度更快，具有较高的灵活性和适应性。因此，采用小波分析来对巡逻机器人位置采样点数据进行去噪处理。将巡逻机器人位置采样点数据看作一种时间序列信号，则一个含噪声的巡逻空间内位置样本时间序列信号可以表示成如下形式：

$$s(i) = f(i) + \omega_\delta e(i) \quad (1)$$

式中， $f(i)$ 为真实信号， $e(i)$ 为噪声信号， $s(i)$ 为含噪声的信号， ω_δ 为小波分解系数， δ 为分解层。

其过程主要分为：分解、阈值量化、重构，分解过程如图 2 所示，具体的过程描述如下：

- 1) 小波分解。选择一个小波，对信号 $s(i)$ 进行 X 层小波分解。
- 2) 波分解高频系数的阈值量化。选择一个阈值进行软阈值量化处理，然利用该值对 1 到 X 层的每层的高频系数噪声进行处理。
- 3) 信号重构。根据小波分解的第 X 层的低频系数和经过量化处理后的高频系数，进行信号的重构。

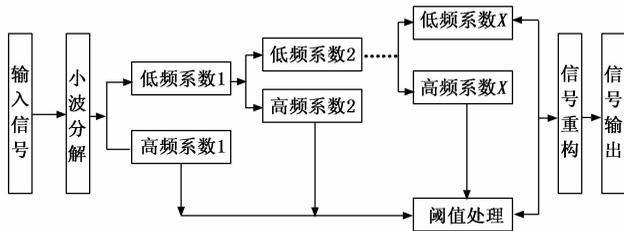


图 2 小波分解过程

小波分解后，低频系数大于噪声高频系数。所以，选取阈值 λ 与分解系数进行比较，具体如下式所示。当分解系数小于阈值 λ 时，说明分解系数为噪声，对其进行去除；反之则该分解系数为不含噪信号，对其进行保留。

$$\bar{\omega}_\delta = \begin{cases} \text{sign}(\omega_\delta)(|\omega_\delta| - \lambda), & |\omega_\delta| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_\delta| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

式中， $\bar{\omega}_\delta$ 为去噪后的小波分解系数， sign 为符号函数， λ 为阈值。其中：

$$\lambda = \rho^2 \lg(G) \quad (3)$$

式中， G 为信号长度， ρ 为噪声水平的估值。综合上述，重构后的信号表示为：

$$s(i) = f(i) + \bar{\omega}_\delta e(i) \quad (4)$$

最后将重构后的信号输出，由此实现去噪。接下来，以去噪后巡逻机器人位置采样点数据为基础，使用拉丁超立方采样方法描述巡逻机器人在其巡逻空间内的位置。拉丁超立方采样方法 (LHS, latin hypercube sampling) 是一种常用的随机采样方法，但与传统的随机采样方法不同，LHS 可以保证样本的均匀性和多样性，从而提高采样的效率和准确性。LHS 的基本思想是将样本空间划分成若干个

等分的子区间，然后在每个子区间中随机选取一个样本点。具体地，假设要采样 n 个变量，每个变量有 m 个可能的取值，那么首先将每个变量的取值范围分成 m 个等分，然后在每个等分中随机选取一个样本点。这样就可以得到 n 个变量的 m 个样本点，它们构成了一个 LHS 样本集。LHS 采样方法的优点在于能够避免采样点之间的相关性，从而更好地表示样本空间的特征。此外，LHS 还能够有效地避免采样点的聚集现象，即采样点不会过于集中在某些区域，而是均匀分布在整个样本空间中。其详细过程如下：

令巡逻机器人位置采样点维度为 O ，机器人的总数量为 N ， $N = O$ ，巡逻机器人位置采样点数量为 M 个， s_i 表示 N 个巡逻机器人采样点维度变量，将该变量按照巡逻机器人巡逻范围划分为 Q 个子区间， $M = Q$ 。在将变量 s_1 内的 Q 个变量值和 s_2 内的 Q 个变量值进行配对处理，得到巡逻机器人位置采样点二元集合 $\{s_{1j}, s_{2j}\}$ ，其中 $j = 1, 2, \dots, M$ ，再将该二元集合与变量 s_3 内的 Q 个变量值进行配对处理，依次类推，直至 Q 个区域的变量均匹配完成后，即可得到 N 个巡逻机器人在其巡逻空间内拉丁超立方采样位置样本，其表达式如下：

$$S = \begin{pmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{N1} & \cdots & s_{NM} \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中， S 表示巡逻机器人在其巡逻空间内拉丁超立方采样位置样本矩阵，在该矩阵内^[11]，每列均表示一个拉丁超立方采样后的样本向量，每行均表示 Q 个变量任意排列组合。

利用公式 (1) 即可得到巡逻机器人在其巡逻空间内的位置样本。

1.3 巡逻机器人定位误差计算

在巡逻机器人巡逻空间内，令其预设目标点的理论位置坐标由 $U_i(x_i, y_i, z_i)$ 表示，而通过公式 (5) 得到的巡逻机器人实际位置坐标为 $U_a(x_a, y_a, z_a)$ ，则巡逻机器人预设目标点误差矢量计算公式如下：

$$D = U_i - U_a = (x_i - x_a, y_i - y_a, z_i - z_a) = (\Delta x, \Delta y, \Delta z) \quad (6)$$

式中， D 表示巡逻机器人预设目标点误差矢量； Δx 、 Δy 、 Δz 分别表示巡逻机器人预设目标点误差矢量在三维坐标系内变量。

以欧式距离方式描述巡逻机器人预设目标定位点的绝对误差，其表达式如下：

$$D' = |D| = \sqrt{\Delta x^2} + \sqrt{\Delta y^2} + \sqrt{\Delta z^2} \quad (7)$$

式中， D 表示巡逻机器人预设目标定位点的绝对误差。

1.4 巡逻机器人定位误差补偿模型构建

以上个小节得到的巡逻机器人预设目标定位点误差矢量作为基础，构建巡逻机器人定位误差补偿模型。依据巡逻机器人预设目标定位点误差矢量和定位绝对误差，建立描述巡逻机器人定位误差分布规律的空间相似度模型，按照 Taylor 公式，巡逻机器人的定位误差与其关节旋转角度

为线性函数和非线性函数相加的关系^[12-13]。令巡逻机器人行走时的自由度为 n , 该巡逻机器人在特定行走区内任意选取 m 个目标位置点, 则巡逻机器人关节转角向量计算公式如下:

$$\Theta_s = [\theta_{s1}, \theta_{s2}, \dots, \theta_{sn}]^T \quad (8)$$

式中, Θ_s 表示巡逻机器人关节转角向量集合; T 表示巡逻机器人关节转角向量正态分布。

当巡逻机器人目标位置点为 k 时, 此时巡逻机器人关节输入由下式表示:

$$\Theta_k = [\theta_{k1}, \theta_{k2}, \dots, \theta_{kn}]^T \quad (9)$$

式中, Θ_k 表示目标位置点为 k 时机器人关节输入向量。

利用回归模型描述巡逻机器人在其巡逻过程中的目标点误差分布规律, 其原理是基于已有的数据建立回归模型, 通过对回归模型的分析, 可以得出巡逻机器人在不同目标点上的误差分布规律。回归模型的优势在于能够通过对已有数据的学习和分析, 得出目标点误差分布规律, 并进行预测和修正, 从而提高巡逻机器人的定位准确性和可靠性。与传统的规则模型相比, 回归模型具有更好的灵活性和适应性, 能够更好地适应实际场景中的复杂性和多变性, 为巡逻任务的完成提供重要的支持和保障。因此, 利用回归模型描述巡逻机器人在其巡逻过程中的目标点误差分布规律, 表达式如下:

$$\Delta P_{sk,l}(\Theta_k) = D \cdot [W(\tau_{:,l}, \Theta_k) + g_l(\Theta_k)] \quad (10)$$

式中, $\Delta P_{sk,l}(\Theta_k)$ 表示巡逻机器人在其巡逻过程中的目标点误差分布规律; l 表示拉丁超立方采样空间坐标系的 3 个方向; $g_l(\cdot)$ 表示随机过程函数; $W(\tau_{:,l}, \Theta_k)$ 表示 Θ_k 的回归模型; $\tau_{:,l}$ 表示回归参数。 Θ_k 的回归模型展开公式如下:

$$W(\tau_{:,l}, \Theta_k) = \tau_{1,l} + \tau_{2,l} \theta_{k1} + \dots + \tau_{n+1,l} \theta_{kn} = f(\Theta_k)^T \tau_{:,l} \quad (11)$$

式中, $\tau_{1,l} \dots \tau_{n+1,l}$ 表示需要拟合的回归参数; $f(\Theta_k)$ 表示巡逻机器人关节转角函数。

依据公式 (10) 结果, 建立巡逻机器人目标定位点关于其自身关节转角向量 ϑ 模型, 表达式如下:

$$\vartheta = [f(\theta_{s1}), \dots, f(\theta_{sm})]^T \quad (12)$$

Θ_{si} 、 Θ_{sj} 表示任意两个巡逻机器人目标定位点, 且二者均属于 Θ_s , 则该两个巡逻机器人目标定位点随机过程之间的协方差补偿量计算公式如下:

$$E[g_l(\Theta_{si})g_l(\Theta_{sj})] = \sigma_l^2 \epsilon(\zeta, \Theta_{si}, \Theta_{sj}) \quad (13)$$

式中, $g_l(\Theta_{si})$ 、 $g_l(\Theta_{sj})$ 分别表示任意两个巡逻机器人目标定位点 Θ_{si} 和 Θ_{sj} 的随机过程; σ_l^2 表示巡逻机器人目标点误差在 l 方向上的方差; ζ 表示随机过程模型调节参数; $\epsilon(\zeta, \Theta_{si}, \Theta_{sj})$ 表示随机过程相关性模型, 其为高斯模型, 表达式如下:

$$\epsilon(\zeta, \Theta_{si}, \Theta_{sj}) = \prod_{v=1}^n \exp(-|\zeta_{sv,v} + \zeta_{sj,v}|^2) \quad (14)$$

式中, ζ_v 表示巡逻机器人连杆 v 的模型参数; $\Theta_{si,v}$ 与 $\Theta_{sj,v}$ 分别表示第 i 和第 j 目标点连杆 v 的关节转角。

以公式 (14) 结果为基础, 建立巡逻机器人采样点定

位误差相似度模型 R , 其表达式如下:

$$R_{i,j} = \epsilon(\zeta, \Theta_{si}, \Theta_{sj}) \quad (15)$$

式中, $R_{i,j}$ 表示巡逻机器人采样点定位误差相似度模型 R 内第 (i,j) 个元素; 参数 ζ 可利用最大似然估计计算, 表达式如下:

$$\zeta = \min_{\zeta} \{ |R|^{1/m} \cdot \sigma_l^2 \} \quad (16)$$

式中, $|R|$ 表示巡逻机器人采样点定位误差相似度模型 R 的行列式。

将公式 (15) 代入到公式 (13) 内, 则公式 (13) 可改写为:

$$E[g_l(\Theta_{si})g_l(\Theta_{sj})] = \sigma_l^2 R_{i,j} \quad (17)$$

参数向量是计算巡逻机器人目标定位点误差补偿的基础^[14-15], 在此使用最小二乘法估计参数向量 $\tau_{:,l}$, 为便于书写, τ 下式以替代 $\tau_{:,l}$, 则巡逻机器人目标定位点关于其自身关节转角向量模型与其位置定位误差关系由下式表示:

$$(\vartheta^T \vartheta) \tau^* = \vartheta^T \cdot \Delta P_s \quad (18)$$

式中, τ^* 表示 τ 的最小二乘估计; ΔP_s 表示参数标定后的训练机器人定位点误差。

当公式 (18) 满足以下条件时:

$$\begin{cases} E[g_l(\Theta_{si})g_l(\Theta_{sj})] = \sigma_l^2 & i = j \\ E[g_l(\Theta_{si})g_l(\Theta_{sj})] = 0 & i \neq j \end{cases} \quad (19)$$

则巡逻机器人采样点定位误差相似度模型 R 为对角线矩阵, 其表达式如下:

$$R = \text{diag} \left(\frac{\sigma_{1l}^2}{\sigma_l^2}, \frac{\sigma_{2l}^2}{\sigma_l^2}, \dots, \frac{\sigma_{ml}^2}{\sigma_l^2} \right) \quad (20)$$

式中, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角线函数; $\sigma_{1l}^2, \sigma_{2l}^2, \dots, \sigma_{ml}^2$ 表示 $1 \sim m$ 目标点在 l 方向上的方差。

在公式 (20) 内引入权重矩阵, 则公式 (20) 可改写为:

$$R = \text{diag} \left(\frac{\sigma_{1l}}{\sigma_{1l}}, \frac{\sigma_{2l}}{\sigma_{2l}}, \dots, \frac{\sigma_{ml}}{\sigma_{ml}} \right) \Leftrightarrow Q^2 \quad (21)$$

式中, Q 表示权重矩阵; $\sigma_{1l}, \sigma_{2l}, \dots, \sigma_{ml}$ 表示 $1 \sim m$ 目标点在 l 方向上的算术平方根。

利用 Q^2 和 $Q \Delta P_s$ 替换公式 (18) 内的 ϑ 和 ΔP_s , 则公式 (14) 可改写为:

$$(\vartheta^T Q^2 \vartheta) \tau^* = \vartheta^T Q^2 \cdot \Delta P_s \quad (22)$$

其中: c^* 的计算公式如下:

$$\tau^* = (\vartheta^T R^{-1} \vartheta)^{-1} \vartheta^T \cdot \Delta P_s \quad (23)$$

经过上述步骤, 得到 τ 的最小二乘估计值, 将其带入到公式 (10) 内, 再以公式 (10) 为基础进一步计算巡逻机器人目标定位点随机过程之间的协方差补偿量, 将该补偿量输入到巡逻机器人控制端内, 实现巡逻机器人定位误差自动补偿。

2 仿真实验

为验证所提方法的优越性, 接下来进行仿真实验, 其具体的仿真步骤描述如下。

步骤 1: 首先架设 5G 无线通信网络, 并选取实验对象,

并对其进行相关的实验参数设置，以确保所得结果的可靠性；

步骤 2：在巡逻机器人上安装位置传感器，令该巡逻机器人在特定区域内执行巡逻任务，利用 5G 无线网络将获取的数据信息传输到用户 PC 端；

步骤 3：使用拉丁超立方采样方法描述巡逻机器人在其巡逻空间内的位置，得到巡逻机器人空间位置数据；

步骤 4：计算该机器人预设目标点误差矢量，并构建巡逻机器人定位误差补偿模型，利用该模型补偿巡逻机器人定位误差。

步骤 5：在上述的基础上进行实验测试，并对其结果进行相应的分析。

在上述仿真步骤的基础上，进行相关的设置。此次仿真实验以型号为 MR8 巡逻机器人作为实验对象，该巡逻机器人具备自主定位导航、设备仪表识别、自动定时巡逻和巡逻报告生成等多种功能。该型号巡逻机器人适用于配电房、自动化车间、高危车间以及室内等场所，其总高度为 125 cm，底盘大小为 43 * 45 cm，重量为 25 kg。其相关的参数设置如下表 1 所示。

表 1 MR8 巡逻机器人参数设置

参数	内容
驱动轮直径	25.2 cm
运动参数	速度为 0.5 m/s; 加速度为 1 m/s ² ; 转弯半径为 0.5 m
转换机构的结构	摆臂式
驱动方式	电动
通信距离	550 m
传感器的数量	1
数据采集频率	50 Hz
机器人的电源	锂电池
充电方式	太阳能光伏板
续航能力	8 h
主驱动电机额定功率	400 w
主驱动电机额定电压	48 v
主驱动电机额定电流	9.4 mA

实验操作系统为 Windows 10 64 位操作系统，其处理器为 Intel (R) Core (TM) i5-6500 CPU@3.00 GHz，内存为 16 G，采用 Matlab 软件进行仿真分析。

接下来，基于上述设置，令该巡逻机器人在特定区域内执行巡逻任务，使用本文方法对该巡逻机器人定位误差进行补偿，分析本文方法可行性。设置的测试指标有 5G 无线通信测试、巡逻机器人定位信息采集测试、巡逻机器人定位误差计算、巡逻机器人定位误差补偿测试、巡逻机器人定位误差补偿耗时测试，通过上述指标，完成对所提方法的验证。

2.1 5G 无线通信测试

利用位置传感器采集巡逻机器人在巡逻区域内的位置

信息，并使用 5G 无线网络将其传输到用户 PC 端，采用电子计时器测试在通信传输队列长度不同情况下，5G 无线通信网络的传输时间，传输时间越短其速度越快，巡逻机器人定位误差补偿的速度也就越快。其结果如图 2 所示。分析图 3 可知，本文方法在使用 5G 通信技术传输巡逻机器人定位信息时，其传输时间会随着随着通信队列长度的增加而增加，在通信队列长度为 150 Bytes 时，其传输时间为 0.2 s，低于预期值。该结果说明：本文方法使用 5G 无线通信传输巡逻机器人定位信息速度较快，传输能力较好，可提高巡逻机器人定位误差补偿的速度。

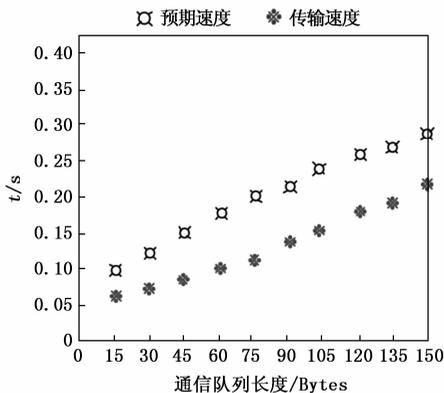


图 3 5G 无线通信测试结果

2.2 巡逻机器人定位信息采集

采集巡逻机器人在其巡逻区域内的定位信息是对其定位进行补偿的基础，接下来对巡逻机器人的定位信息采集进行检测，在一个巡逻空间内，设置 18 个位置点，使用拉丁超立方采样方法描述巡逻机器人在其巡逻空间内的定位信息采集位置，实现定位信息采集，其结果如图 4 所示。分析图 4 可知，本文方法可有效在巡逻机器人的巡逻空间内，采集其定位信息，且无遗漏，还可得到该巡逻机器人的采集线路。上述结果表明：本文方法具备较好的巡逻机器人定位信息采集能力。

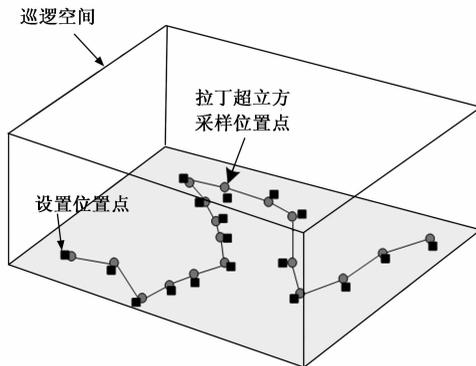


图 4 巡逻机器人定位信息采集

2.3 巡逻机器人定位误差计算

以该巡逻机器人 8 个定位点作为实验对象，测试本文

方法计算巡逻机器人 X 轴方向定位误差能力, 并设置巡逻机器人定位误差阈值为 0.5 m, 测试结果如表 2 所示。分析表 2 可知, 本文方法在计算该巡逻机器人定位误差时, 计算误差与实际误差之间差值最小为 0 m, 最大为 0.02 m, 该数值远低于预设的巡逻机器人定位误差阈值, 其说明本文方法计算巡逻机器人定位误差较为准确, 是因此在进行巡逻机器人定位误差计算前, 对采样点数据进行去噪, 提升了数据质量, 在一定程度上避免了噪声的干扰。同时也从侧面说明本文方法对巡逻机器人定位误差补偿能力较好。

表 2 巡逻机器人定位误差计算

巡逻机器人定位点编码	实际误差/m	计算误差/m
1	2.33	2.33
2	1.82	1.81
3	-0.96	-0.96
4	1.57	1.55
5	-1.84	-1.83
6	0.88	0.87
7	1.59	1.58
8	-1.24	-1.22

2.4 巡逻机器人定位误差补偿测试

以 10 个预设目标点作为实验对象, 使用本文方法对该巡逻机器人定位误差进行补偿, 目标的具体位置和定位误差补偿后的数据结果如下表 3 所示, 效果呈现如图 5 所示。分析表 3 和图 5 可知, 使用本文方法对该巡逻机器人定位误差进行补偿后, 该巡逻机器人所到的位置与其预设目标点位置基本一致。该结果说明: 本文方法可精准的对该巡逻机器人定位误差进行补偿, 具备较好的应用性。

表 3 目标的具体位置及定位误差补偿后结果

巡逻机器人定位点编码	目标位置	补偿后位置
1	(-20.12, -5.08)	(-21.12, -4.90)
2	(-20.12, 5.03)	(-21.12, 4.96)
3	(-15.05, -10.06)	(-15.05, -9.98)
4	(-13.89, 3.97)	(-13.89, 3.82)
5	(-8.97, 5.12)	(-8.97, 5.07)
6	(3.56, -10.04)	(3.56, -9.89)
7	(5.02, -5.16)	(5.02, -5.01)
8	(10.14, 13.67)	(10.14, 13.61)
9	(17.42, -15.19)	(17.42, -15.06)
10	(17.21, -0.04)	(17.21, -0.12)

进一步验证本文方法对巡逻机器人定位误差补偿效果, 以巡逻机器人到预设位置误差作为衡量指标, 测试本文方法应用前后该误差值变化情况, 结果如图 6 所示。分析图 6 可知, 本文方法应用前, 该巡检机器人在不同定位点编码位置时的定位误差数值均较高, 而应用本文方法对该巡检机器人定位误差进行补偿后, 其定位误差始终保持在 0.20 m 以下。该结果说明: 本文方法的定位误差补偿效果较好, 在应用过程中具备较好的可行性。

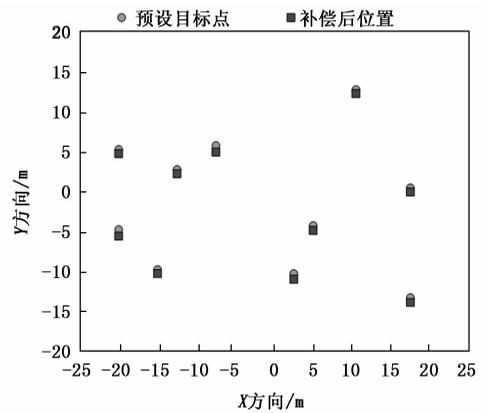


图 5 巡逻机器人定位误差补偿结果

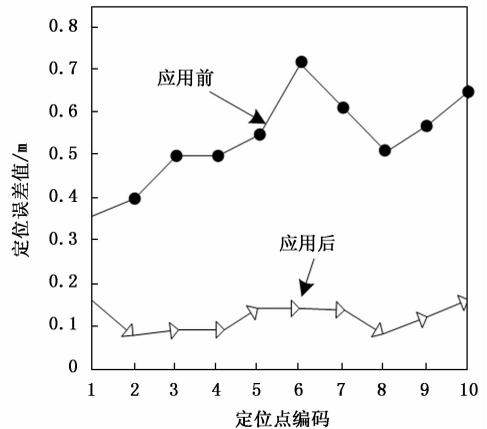


图 6 巡逻机器人定位误差补偿效果

2.5 巡逻机器人定位误差补偿耗时测试

在上述测试的基础上, 为验证所提方法的实用性, 将定位误差补偿耗时作为评价指标, 测试所提方法在进行定位误差补偿时所消耗的时间。由于该测试在 MATLAB 中完成, 为记录定位误差补偿时所消耗时间, 选用 tic-toc 函数来记录。将所得结果与预期结果相比较, 并进行相应的分析, 以完成所提方法的实用性验证。所得测试结果如表 4 所示。

表 4 巡逻机器人定位误差补偿耗时测试结果

巡逻机器人定位点编码	耗时结果/s	预期结果/s
1	0.32	0.42
2	0.34	0.42
3	0.33	0.42
4	0.35	0.42
5	0.33	0.42
6	0.32	0.42
7	0.34	0.42
8	0.33	0.42
9	0.33	0.42
10	0.32	0.42
总耗时	3.31	4.20

根据表 4 测试结果可知, 所提方法在对不同位置进行补偿时, 补偿耗时有所差异, 但仍然低于预期结果。其耗时范围维持在 0.32 s 到 0.35 s 之间, 其总体定位误差补偿耗时结果为 3.31 s, 比预期结果少 0.89 s。经对比可说明, 所提方法具有了有效缩短巡逻机器人的定位误差补偿耗时, 具有较高的工作效率, 更加具有实用性。

综合上述结果可知, 基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法, 定位信息速度较快, 传输能力较好, 且具备较好的巡逻机器人定位信息采集能力以及较高的定位误差自动补偿精度和较快的补偿速度, 具有极佳的定位误差补偿效果。

3 结束语

5G 通信技术是指第五代移动通信技术, 其主要特点包括高速率、低延迟、大容量和广覆盖等。在巡逻机器人应用场景中, 5G 通信技术可以提供更加稳定和快速的数据传输服务, 为巡逻机器人的定位误差自动补偿提供了技术支持。因此, 在此背景下, 本文针对巡检机器人定位误差较大情况, 提出基于 5G 通信技术的巡逻机器人定位误差自动补偿方法。在该方法中利用 5G 无线通信技术实现巡检机器人定位信息的传输, 并以巡检机器人定位信息为基础, 通过定位误差自动补偿模型实现巡逻机器人定位误差补偿。从实验结果中得知, 本文方法可有效降低巡逻机器人定位误差, 提高定位误差自动补偿精度和补偿速度, 其定位误差补偿效果较好, 具备一定的可行性和实用性, 未来该方法可在巡逻机器人应用场景推广, 并结合其他先进技术如人工智能、机器学习等进一步提高定位精度和稳定性, 从而更好地服务于现代社会的安全保障和智慧城市建设。

参考文献:

- [1] 朱江新, 刘吉刚, 田 硕, 等. 两步误差补偿法提高工业机器人绝对定位精度 [J]. 机械科学与技术, 2020, 39 (4): 547-553.
- [2] 石章虎, 何晓煦, 曾德标, 等. 基于误差相似性的移动机器人定位误差补偿 [J]. 航空学报, 2020, 41 (11): 428-439.
- [3] 高贾斌, 牛锦鹏, 刘 飞, 等. 基于各向异性误差相似度的六自由度机器人定位误差补偿 [J]. 光学精密工程, 2022, 30 (16): 1955-1967.
- [4] 廖昭洋, 胡睿晗, 周雪峰, 等. 基于时空混合图卷积网络的机器人定位误差预测及补偿方法 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44 (5): 1539-1547.
- [5] 马 虹. 基于 5G 的视觉辅助 BDS 移动机器人融合定位算法 [J]. 计算机科学, 2020, 47 (S1): 631-6332.
- [6] 信金灿, 许 森, 张 化, 等. 面向时间敏感网络的 5G 无线网增强技术研究 [J]. 电信科学, 2022, 38 (5): 18-25.
- [7] 孔祥朋, 付 君, 陈继营, 等. 5G 通信技术远程指导机器人辅助全髋关节置换术两例 [J]. 中国修复重建外科杂志, 2020, 34 (11): 1492-1493.
- [8] 林俊义, 吴 雷, 杨梅英, 等. 大型自由曲面零件的机器人视觉快速定位方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27 (7): 1951-1958.
- [9] 陈承隆, 邱志成, 杜启亮, 等. 基于 Netvlad 神经网络的室内机器人全局重定位方法 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (9): 175-182.
- [10] 王俊波, 李国伟, 何胜红, 等. 10 kV 高压断路器电气试验机器人接线定位误差分析及动态补偿 [J]. 高电压技术, 2021, 47 (10): 3642-3649.
- [11] 乔贵方, 田荣佳, 张 颖, 等. 串联工业机器人两级定位误差标定方法研究 [J]. 中国测试, 2022, 48 (7): 134-139.
- [12] 卢 远, 国 凯, 孙 杰. 工业机器人轨迹精度力-位置复合补偿方法 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (14): 181-189.
- [13] 焦嘉琛, 田 威, 张 霖, 等. 工业机器人作业误差分级补偿技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (6): 1627-1637.
- [14] 杨继之, 乐 毅, 张加波, 等. 移动机器人定位精度实时补偿策略研究 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (14): 44-53.
- [15] 董 荣, 厉茂海, 林 睿, 等. 多相机与 IMU 融合的室外机器人定位方法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (3): 289-296.
- [16] 焦嘉琛, 田 威, 张 霖, 等. 工业机器人作业误差分级补偿技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (6): 1627-1637.
- [17] 焦嘉琛, 田 威, 张 霖, 等. 工业机器人作业误差分级补偿技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (6): 1627-1637.
- [18] 焦嘉琛, 田 威, 张 霖, 等. 工业机器人作业误差分级补偿技术 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (6): 1627-1637.
- [19] 焦数学, 崔 健. 高性能 nano 数模转换器 AD5621 的原理及应用 [J]. 科技信息, 2009, (28): 694-695.
- [20] 马 戎, 周王民, 陈 明. 基于传感器阵列与神经网络的气体检测系统 [J]. 传感技术学报, 2004, (3): 395-398.
- [21] 甘华生, 陈明生. 基于希尔伯特变换联合卷积神经网络的脑电信号识别方法 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (12): 184-187.
- [22] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. Communications of the Acm, 2017, 60 (6): 84-90.
- [23] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 115 (3): 211-252.
- [24] 成文莹, 李秀敏. 基于 Python 的电影数据爬取与数据可视化分析研究 [J]. 电脑知识与技术, 2019, 15 (31): 8-10.
- [25] 黄其坤, 周云才. 一种基于 Daubechies 小波变换的图像边缘检测算法 [J]. 长江大学学报 (自然科学版) 理工卷, 2009, 6 (2): 247-249.
- [26] 刘玉杰, 梁爱科. 基于小波低频、高频系数的基因芯片数据特征提取比较 [J]. 电子制作, 2013, (12): 32.
- [27] 吕 响, 张书玉, 宋英楠, 等. 基于深度学习下的卷积神经网络参数学习 [J]. 渤海大学学报 (自然科学版), 2021, 42 (4): 369-375.
- [28] 郭小萍, 马美卉, 李 元. 基于 DAE-BP 神经网络的工业质量预测 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (1): 181-186.

(上接第 265 页)