

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107332

基于三位置超声波检测的改进强跟踪 UKF-SLAM 方法研究*

袁 帅, 吴 健, 曹 阳, 白岳岩, 郭鹏程

(沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 沈阳 110168)

摘 要:针对移动机器人使用超声波传感器检测环境时存在干扰与数据不确定性问题,在分析超声波传感器工作原理和相邻位置检测数据的关联特性后,提出了基于三位置超声波检测的环境轮廓构建方法,利用超声波对室内环境进行建图;再使用改进强跟踪 UKF-SLAM 将超声波测量数据和移动机器人驱动模型进行滤波融合,得到更准确的位姿信息与地图特征。搭建仿真环境,并通过搭载有超声波传感器的全向轮移动机器人在实验环境内验证。仿真结果表明改进方法与其他算法相比,定位和地图构建的误差降低 58.058%。室内实验中,获取环境特征的平均误差降低了 50.2863%,进一步验证了提出算法的可行性与有效性。该方法对机器人同步定位与地图构建有一定参考价值。

关键词: 超声波检测技术;改进强跟踪 UKF;同步定位与地图构建(SLAM);相邻数据关联

中图分类号: TP24 TH-3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 413.10

Research on improved strong tracking UKF-SLAM method based on three-position ultrasonic detection

Yuan Shuai, Wu Jian, Cao Yang, Bai Yueyan, Guo Pengcheng

(College of Information & Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: For mobile robot using ultrasonic sensors detect interference existing in the environmental outline and the data uncertainty problems, based on the analysis of working principle of the ultrasonic sensors and the adjacent position after the correlation characteristics of detecting data, three position is proposed based on ultrasonic environmental detection method. First by using ultrasonic sensors to build the interior environment figure; Then the improved strong tracking UKF-SLAM method filters the ultrasonic measurement data and the driving model of mobile robot and gets more accurate pose information and map features after fusion optimization. In this study, setting up a simulation environment and assembling an Omni-directional mobile robot equipped with ultrasonic sensor in an indoor experimental to verify the feasibility and accuracy of algorithm. The simulation results show that the error in simultaneous localization and mapping was reduced by 58.058% that compared with the other algorithm. Furthermore, the average error of the robot's acquisition of environmental features is reduced by 50.2863%. The feasibility and effectiveness of the improved algorithm proposed in this paper are further verified, and the method has certain reference value for Simultaneous Localization and Mapping.

Keywords: ultrasonic detection technology; improved strong tracking-UKF; simultaneous localization and mapping(SLAM); adjacent data association

0 引 言

机器人导航技术是移动机器人研究核心,同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,

SLAM)是机器人导航的关键技术和研究热点,如何有效建立环境地图与描述机器人位姿状态是移动机器人路径规划的基础,也是移动机器人自主导航的前提^[1]。

机器人在移动中需要精确定位,常因惯性对其启动或停止动作的影响、位置移动导致加速度变化、车轮打滑

收稿日期:2021-01-05 Received Date: 2021-01-05

* 基金项目:国家自然科学基金(62073227)、辽宁省自然科学基金(20180520037, 2019-ZD-0681)项目资助

造成误差累计等问题对自身定位精度造成干扰。因此需用到超声波、视觉、激光或红外等传感器感知周围环境对定位不准进行补偿,其中超声波传感器由于其价格低廉、易于控制且能够直接提供物体的深度信息等优点,已成为移动机器人中性价比高的环境地图感知传感器。然而超声波传感器在建立地图中存在诸多不确定性因素^[2-6],例如存在的声波衰减特性和环境架构复杂特性会导致以下问题:1)测量物体的深度信息存在误差波动;2)声波束角约束导致测量物体所在方位存在不确定性;3)多个超声波传感器检测中容易出现声波交叉干扰现象^[7-8]。

目前针对机器人驱动模型存在不确定性导致定位不准的问题,文献[9]提出基于GPS和里程计结合的状态约束EKF融合定位算法,通过两种传感器的信息融合有效改善机器人的定位不准问题;但在实验验证中,需建立准确的GNSS误差模型难度大,因此该方法只局限于较为宽阔的室外环境。文献[10]提出一种基于移动机器人的关节空间多传感器信息融合算法,能够最优估计关节角度和里程计信息,但无法有效避免运动惯性、车轮打滑造成的误差累计。文献[11]将惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)数据、里程计和激光雷达数据进行融合,得到精确位姿信息,此方法虽提高了定位精度,但计算量大、计算复杂度高,不易于实现。本论文在上述工作的基础上,提出将惯性测量单元数据、里程计和超声波传感器测距信息进行融合,获取更为精确的位姿信息,在提高准确度的同时降低计算量和复杂度,易于实现。

针对移动机器人使用超声波传感器构建地图的诸多问题,文献[12]使用多波束超声波传感器和多普勒测速定理耦合解算,构建多约束方程确保测量方位的确定性。文献[13]通过移动机器人在多个接入点使用超声波测量,进行连续稀疏扫描优化分组,从多个时间帧的测量值提取环境轮廓信息。上述两种方法都是通过超声波传感器多次测量的累积数据提高物体探测准确度,但检测方式繁琐冗余且实用性不高。文献[14]中提出最小点距离的特征提取和超声波阵列测量的模糊建模算法,降低了超声波测量距离不准与方向不确定性,但缺乏有效的环境轮廓检测和描述。本论文在上述研究工作基础上,提出基于三位置超声波检测的环境轮廓构建的方法,通过超声波传感器的环形检测,获取不同角度的深度信息,再利用3个相邻位置的关联模型和递推运算构建地图,此方法降低了超声波传感器检测方向的不确定性。针对测量中干扰误差降低地图构建的准确度问题,本论文提出改进的强跟踪UKF算法,利用多重渐消因子的不同权重参与递推运算,解决干扰带来的不良影响,保证整个系统具有良好的调节能力和鲁棒性。最后通过仿真实验和搭建室内环境对上述方法进行验证。

1 超声波三位置检测方法

1.1 超声波传感器测量特性

本文采用时间渡越法的测距原理,即通过已知超声波在介质中的传播速度进行测距。利用发射电路发射超声波并开始计时,超声波经介质反射被接收电路识别后停止计时,此时计时器数值即为渡越值。已知超声波在介质中传播速度为 v ,设发射端与接收端的距离远小于传感器与障碍物距离,则目标距离为:

$$d = t \times \frac{v}{2} \quad (1)$$

其中, $v = 331.4 \times \sqrt{1 + T/273}$, T 为所处环境温度。

1.2 超声波传感器测量模型

发射器发出的超声波会形成一个特定声场分布,当一束超声波发射出来后,一段距离内其波束尺寸不变,在一定距离后,则会产生发散现象,即波束变宽,声强逐渐减弱。由于超声波传感器的特性,其波束包含多个波瓣,其中 0° (相对于超声波传感器正向角度)附近波瓣为主波瓣,该波瓣包含了超声波大部分能量;偏角较大的波瓣为副波瓣,副波瓣能量较小(偏角越大能量越小)。根据Lee等^[15-16]的研究,超声波波瓣能量 $P(\theta)$ 与偏角满足高斯模型:

$$P(\theta) = P_{\max} * \exp\left(\frac{-2\theta^2}{\theta_0}\right) \quad (2)$$

其中, θ 为相对于超声波正向的偏向角如图1所示。

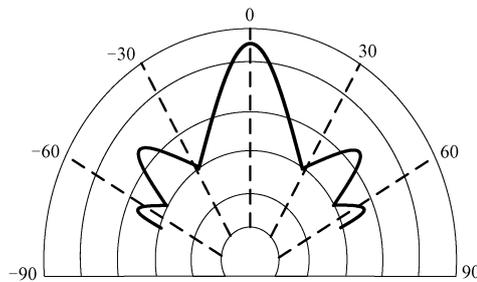


图1 超声波传感器声场指向图

Fig. 1 Sound acoustic field orientation diagram of an ultrasonic sensor

根据超声波的物理特性建立数学模型,本文采用扇形测量模型来表示超声波传感器主波瓣的检测范围,忽略其他分支。

图2所示为超声波测量模型,其中圆圈位置表为超声波传感器所在位置, R 为障碍物的测距数值, ω 是超声波探测方向的角度范围,即波束角。本文中根据所选择的超声波传感器(HC-SR04)类型进行测试,择定波束角度为 22.5° 。扇形区域表示为当前范围内不



存在障碍物,黑色粗线为障碍物可能所在的位置。

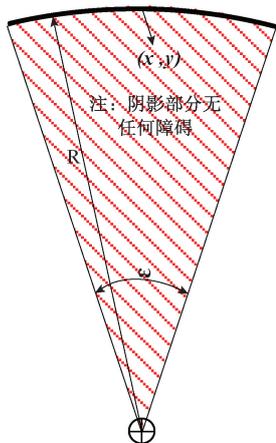


图 2 基于不确定性表示的超声波测量模型
Fig. 2 Ultrasonic measurement model based on uncertainty representation

1.3 三位置超声波检测原理

超声波传感器测量时,测量值存在误差且检测到障碍物的位置有一定范围限制。

基于超声波三位置检测的环境轮廓重构过程的流程图如图 3。

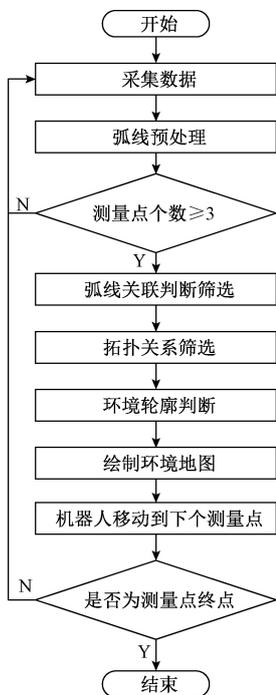


图 3 超声波三位置检测环境轮廓重构流程图
Fig. 3 Flow chart of environmental profile reconstruction for ultrasonic three-position detection

张凤等^[17]提出两个测量位置的最大化外切圆概率关联模型和最小二乘的方法,实现特征匹配和融合。该方法虽能提高关联准确性,但最大化外切圆概率分布不易估计、特征关联数据偏多导致重构的轮廓杂乱无章。本文在此基础上,提出采用三位置测量的环境轮廓重构方法,将复杂、不规则的环境轮廓分解为微小范围内近似于直线的基础轮廓,简化环境模型提升关联性。

1) 弧线预处理

由图 3 可知,进行环境轮廓重构之前,需对已检测到数据进行预处理。预处理部分将当前获取的测量数据用超声波测量模型表示,判断当前位置下相邻角度测量值的差值,在传感器的测量误差范围内(选择阈值为 1 mm)的融合为一组(单次测量数据表示为“小弧”,融合后的数据称为“大弧”),重复上述过程直至当前测量点的数据全部完成。主要目的是筛查冗余和错位的测量数据,合并相近数据,减少计算量。

2) 弧线关联判断和筛选

数据预处理之后,将相邻的 3 个超声波测量位置划为一组,对每组中弧线信息进行处理:三位置弧线关联判断和相交筛选。

三位置弧线关联判断:圆弧相交判断和同向相交弧线判断。判断两条弧线是否能相交:以超声波传感器测量位置为圆心,测量距离为半径做圆,先判断位置 1、2 (相对位置)上测量圆弧对应圆的三种空间关系:相交、外离、内含。假设位置 1 的圆心坐标为 (x_1, y_1) 半径为 R_1 ;位置 2 的圆心坐标为 (x_2, y_2) 圆半径为 R_2 ,圆心之间的距离用 D 表示,则:

$$D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \tag{3}$$

若 $R_1 + R_2 < D$,则两个位置圆相交,排除 $R_1 + R_2 \geq D$ (相离)及 $|R_1 - R_2| \leq D$ (内含)情况。

同向相交弧的判断:如图 4 所示判断相交弧 1、2 的方向:已知两个位置 1、2 弧的起始角和终止角(即初始角度:斜线 B_1O_1, B_2O_2 与顶点 O_1, O_2 ;终止角度:斜线 A_1O_1, A_2O_2 与顶点 O_1, O_2),根据几何关系,角 A_2O_1 (以下称为中间角)首先被计算,判断中间角是否在弧 1 起始角和终止角之间,如果是则认为弧 1、弧 2 同向,反之亦然。将两弧线端点之间的夹角全部判断后,筛选同一方向相交的弧线。

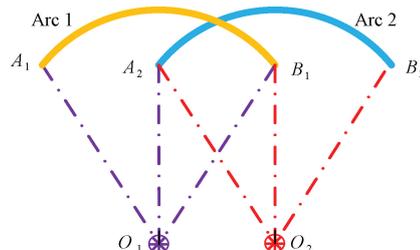


图 4 同向相交弧线筛选原理
Fig. 4 Schematic diagram of arc filtering of co-direction intersection



完成上述弧线判断后,对3个相邻位置的弧线进行相交筛选。依次筛选出两个不同位置下能够相交的弧线并进行标记,在此标记的基础上,筛选满足三位置中不同位置下两两相交的三条弧线,将具有相交关系的弧线进行记录,舍弃剩下未能符合相交条件的弧线。

3) 拓扑关系筛选

在同一组相交的弧线中筛选符合拓扑关系的3条相交弧,拓扑关系如图5所示。

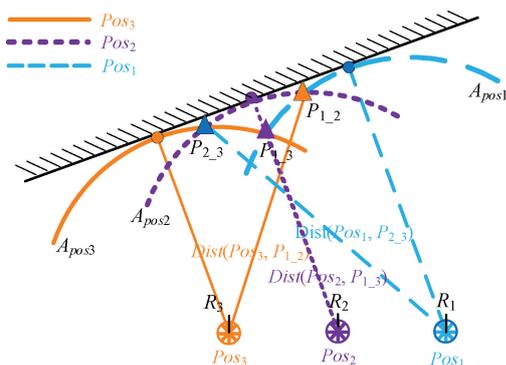


图5 三位置拓扑关系

Fig. 5 Topological relationship of three-position

在图5中,用线的形状来区分不同的弧线,同一种形状的线表示相关弧线的半径和圆弧中心(传感器的测量位置)。论文中定义了三位置相交弧的拓扑关系,通过分析三位置相交弧线的距离值,筛选出合理的数据,三位置相交弧线的拓扑关系满足^[17]:

$$\begin{aligned} \text{Dist}(\text{Pos}_3, P_{1,2}) &> R_3 \\ \text{Dist}(\text{Pos}_2, P_{1,3}) &< R_2 \\ \text{Dist}(\text{Pos}_1, P_{2,3}) &> R_1 \end{aligned} \quad (4)$$

第一行式子表示测量位置1、2的相交弧线的交点到圆心 Pos_3 的距离 Dist 大于位置3的测量距离 R_3 ,后两行公式同理。通过上式筛选出符合拓扑条件的弧线,剔除不能用于构建地图的冗余关联数据,减小了建图算法的复杂度。

4) 环境轮廓类型判断和拟合环境

通过上述步骤完成后,根据3条相交弧的空间关系判断其表示的环境轮廓类型:微小范围内的直线型或非直线型障碍物轮廓。三位置直线轮廓模型如图6所示。

设定阈值 ε 为3 mm(超声波传感器误差范围 σ 为1 mm,阈值设定为 3σ),先求解当前三位置相交弧线 A_{pos1} 和 A_{pos3} 在当前两个中心 Pos_1 和 Pos_3 的公切线,根据 $|R-d| < \varepsilon$,其中的 R 是 Pos_2 的半径的, d 是公切线到 Pos_2 的距离值,以阈值 ε 作为是当前的环境轮廓的判断条件。

将当前三位置相交弧线按照空间关系分类完成后,保留直线型障碍物轮廓弧线信息,再根据三位置两两相交弧的公切线和交点拟合出机器人所处环境的轮廓。

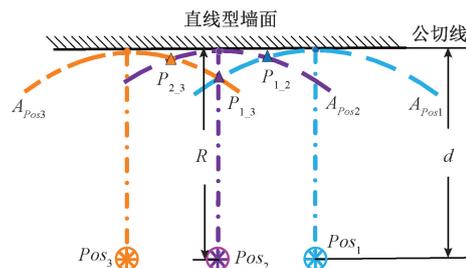


图6 三位置直线型轮廓模型

Fig. 6 Line type contour model at three locations

2 基于改进强跟踪 UKF-SLAM 位姿估计

本文提出一种结合强跟踪滤波器 (strong tracking filter, STF) 与无迹卡尔曼滤波器 (unscented kalman filter, UKF) 的 SLAM 方法,并对强跟踪滤波器进行改进,最终为改进的强跟踪 UKF-SLAM 算法。该算法优化滤波的增益,解决机器人在运动过程中受到突然的干扰对系统状态估计的影响。

2.1 强跟踪 UKF 滤波器

1) UKF-SLAM 算法

假设机器人系统的状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{q}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{r}_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: $f(\ast)$ 为非线性状态函数; $h(\ast)$ 为非线性测量函数; \mathbf{x}_k 为 n 维系统状态向量, \mathbf{z}_k 维 m 维测量函数; \mathbf{u}_{k-1} 为 p 维输入向量; $\mathbf{q}_{k-1}, \mathbf{r}_k$ 均为互不相关的高斯白噪声,状态初始值为 \mathbf{x}_0 。

UT 变换根据初始概率分布,通过确定性采样获取一系列点 $\xi^i (i = 1, 2, \dots, 2n + 1)$, 称为 Sigma 点。

设状态向量 \mathbf{x}_{k-1} (n 维) 选取 $2n + 1$ 采样点 $\xi_{k-1}^i, i = 0, 1, \dots, 2n$, Sigma 点的采样规则如下:

$$\begin{cases} \xi_{k-1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \xi_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + (\sqrt{(n+k)} P_{k-1})_i, i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - (\sqrt{(n+k)} P_{k-1})_i, \\ i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 是状态向量估计均值; $(\sqrt{(n+\lambda)} P_{k-1})_i$ 是状态协方差的第 i 列。

(1) 状态预测

将 Sigma 点经过状态模型函数 $f(\ast)$ 传递,得到状态预测估计的样本点,用其求取状态预测均值和协方差矩阵。

$$\gamma_{klk-1}^i = f(\xi_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \gamma_{klk-1}^i \quad (8)$$



$$P_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\gamma_{klk-1}^i - \hat{x}_{klk-1}) (\gamma_{klk-1}^i - \hat{x}_{klk-1})^T + q_{k-1} \quad (9)$$

其中 Sigma 的权重计算如下:

$$\begin{cases} \omega_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ \omega_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 + \alpha^2 + \beta) \end{cases} \quad (10)$$

$$\omega_i^{(m)} = \omega_i^{(c)} = \frac{1}{2(n + \lambda)}, i = 1, 2, \dots, 2n \quad (11)$$

$$\lambda = \alpha^2(n + k) - n \quad (12)$$

式中:系数 α 决定 Sigma 点的分散程度,通常取较小的正值,如 0.01;通常取 $k = 0$; β 描述 X 的分布信息(高斯噪声情况下, β 的最优值为 2); ω_0 和 ω_i 分别是一阶的和二阶的统计特征的权重系数; $\omega^{(m)}$ 和 $\omega^{(c)}$ 分别是均值和协方差统计特征的权重系数。

(2) 观测预测

将 Sigma 点经过非线性观测方程 $h(\cdot)$ 传递,得到观测值样本点 Z_k^i , 同理获得预测观测均值和协方差矩阵分别为:

$$X_{klk-1}^i = h(\gamma_{klk-1}^i) \quad (13)$$

$$\hat{z}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} X_{klk-1}^i \quad (14)$$

$$P_{zz,k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (X_{klk-1}^i - \hat{z}_{klk-1}) (X_{klk-1}^i - \hat{z}_{klk-1})^T + r_k \quad (15)$$

$$P_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\gamma_{klk-1}^i - \hat{x}_{klk-1}) (X_{klk-1}^i - \hat{z}_{klk-1})^T \quad (16)$$

其中, $P_{zz,k}$ 和 $P_{xz,k}$ 为输出预测自协方差矩阵和互协方差矩阵。

(3) 滤波更新

将状态预测和观测残差与增益系数 K_k 相结合得到最优估计值:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{klk-1} + K_k(z_k - \hat{z}_{klk-1}) \quad (17)$$

$$K_k = P_{xz,k} P_{zz,k}^{-1} \quad (18)$$

$$P_k = P_{klk-1} - K_k P_{zz,k} K_k^T \quad (19)$$

其中, \hat{x}_{klk-1} 和 \hat{z}_{klk-1} 是预测状态值和预测观测值; P_{klk-1} 是状态预测协方差矩阵; K_k 是滤波增益系数。

2) 引入渐消因子

滤波器具有强跟踪性能的充分条件是满足正交性原理^[18]:

$$E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] = \min \quad (20)$$

$$E[(\varepsilon_{k+j} \varepsilon_k^T)] = 0, k = 0, 1, 2, \dots, j = 1, 2, \dots \quad (21)$$

式中: ε_k 为 k 时刻的残差, $k = 0, 1, 2, \dots, n$ 。条件 1 是滤波器的性能指标,即最小方差估计准则。条件 2 是表示不同时刻的残差序列处处保持正交。

在滤波过程中各个时刻数据的权重相同,即各个时

刻数据产生相同的作用。随着滤波进行,旧数据不断积累使得新数据对估计值的更新作用不断减小,从而滤波趋于稳定,预测协方差矩阵失去对系统状态的修正作用。通过在误差协方差矩阵前增加一个大于 1 的权重因子 λ_k , 增大预测协方差矩阵和增益矩阵,突出新测量值的作用。此时一步预测协方差矩阵为:

$$P_{klk-1} = \lambda_k \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + q_{k-1} \quad (22)$$

滤波增益矩阵的次优调节因子:

$$\lambda_k = \begin{cases} \lambda_{0,k}, & \lambda_{0,k} \geq 1 \\ 1, & \lambda_{0,k} < 1 \end{cases} \quad (23)$$

$$\lambda_{0,k} = \frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[M_k]} \quad (24)$$

$$N_k = V_k - H_k q_{k-1} H_k^T - r_k \quad (25)$$

$$M_k = H_k \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T H_k^T \quad (26)$$

$$V_k = \begin{cases} \varepsilon_1 \varepsilon_1^T, & k = 1 \\ \frac{\rho V_{k-1} + \varepsilon_k \varepsilon_k^T}{1 + \rho}, & k \geq 2 \end{cases} \quad (27)$$

式中: $0 < \rho \leq 1$ 称为遗忘因子,通常取 $\rho = 0.95$; $\varepsilon_k = z_k - \hat{z}_{klk-1}$ 为输出残差序列, $\text{tr}[\cdot]$ 为求矩阵迹的算子。

2.2 改进优化的渐消因子

本文对次优渐消因子提出两点改进方案:对称渐消因子强跟踪滤波器和多重渐消因子的强跟踪滤波器。为了提高模型对实际系统和环境变化的适应性,使用一种对称的强跟踪滤波器(symmetric strong tracking filtering, SSTF),该方法将渐消因子引入状态预测协方差矩阵中,使用 Cholesky 三角分解来改变误差协方差矩阵中渐消因子矩阵。增强算法的稳定性,消除渐消因子组成的衰落矩阵带来的协方差矩阵不对称影响。在误差协方差矩阵中引入为:

$$\tilde{P}_{klk-1} = \bar{\lambda}_k \sum_{i=0}^{2n} \omega_i (X_{klk-1}^i - \hat{X}_{klk-1}) (X_{klk-1}^i - \hat{X}_{klk-1})^T \bar{\lambda}_k^T + q_{k-1} \quad (28)$$

式中: $\bar{\lambda}_k$ 可由次优渐消因子矩阵做平方根分解得到。根据 Cholesky 三角分解的原理,可以得到 $\bar{\lambda}_k$:

$$\lambda_k = \bar{\lambda}_k * \bar{\lambda}_k^T \quad (29)$$

$$\bar{\lambda}_k = \text{diag}[\sqrt{\lambda_k^1}, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^n] \quad (30)$$

$$\bar{\lambda}_k = \sqrt{\frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[M_k]}} \quad (31)$$

在非线性系统中,系统的各个状态分量估计精度值是不同的,且系统的状态协方差矩阵中表示各个状态分量的变化程度也不同。强跟踪滤波如果采用相

的渐消因子,未能将各状态分量的特性完全体现,基于这一特点,引入多重渐消因子来代多重渐消因子,针对

各个状态的特性,对状态进行针对性的调节。

多重渐消因子的选取是在强跟踪单重渐消因子基础上进行的,设 k 时刻估计协方差 \mathbf{P}_k 为:

$$\mathbf{P}_k = \begin{pmatrix} P_{1,1} & \cdots & P_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n,1} & \cdots & P_{n,n} \end{pmatrix} \quad (32)$$

式中: $P_{i,i} (i=1,2,\dots,n)$ 为第 i 个状态分量的估计精度。

设 k 时刻多重渐消因子 $\lambda(k)$ 为:

$$\lambda(k) = \begin{pmatrix} \lambda_{1,1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_{n,n} \end{pmatrix} \quad (33)$$

式中: $\lambda_{i,i} \geq 1 (i=1,2,\dots,n)$ 为第 i 个状态分量对应的渐消因子。其计算公式为:

$$\lambda_{i,i} = \tau(k) * \kappa(i) \quad (34)$$

其中, $\tau(k)$ 为采用强跟踪算法计算得到的 k 时刻标量单重渐消因子,而 $\kappa(i)$ 为 $\lambda_{i,i}$ 的权重,其值为:

$$\kappa(i) = \begin{cases} 1, & \tau(k) = 1 \\ \max\left(1, 1/(nP_{i,i}/\sum_{j=1}^n P_{j,j})\right), & \tau(k) > 1 \end{cases} \quad (35)$$

式中:当 k 时刻标量渐消因子值为 1 时,认为预测协方差矩阵不需要调节,各通道的权重都为 1,不触发强跟踪滤波器且退化为传统的 UKF-SLAM 滤波器。当 k 时刻单重标量渐消因子值大于 1 时,系统不满足残差序列处处不相关的正交性原理,预测协方差矩阵各通道数值与当前通道总和数值之比的倒数来确定通道权重,目的是增大当前准确数值的通道比重,减少误差大的数值通道参与系统运行,保证整个系统的准确性。

3 实验结果与分析

为了验证本论文提出的基于三位置超声波检测的改进强跟踪 UKF-SLAM 方法的有效性,首先在 MATLAB (版本为 2017a) 中,对算法进行仿真验证同步定位和地图构建的准确性,在验证算法的可行性后,再应用到搭建的室内环境中检验效果。

3.1 仿真实验

1) 超声波三位置环境检测

在仿真软件中搭建如图 7 所示的实验环境,移动机器人采集仿真环境轮廓的数据信息,并使用三位置测量方法处理,绘制环境轮廓。仿真实验在长短不一的五边形环境中进行。模拟步进电机带动超声波传感器转动,沿设定的测量点路径移动,在每个测量点处进行从 $-135^\circ \sim +135^\circ$ 范围内环形测量,测量间隔为 22.5° 。将采集到的超声波信息按上文提出得相交弧线形式表示。

图 8 中彩色的劣弧线条表示超声波传感器采集到的环境轮廓信息,深色的线条表示由三位置环境检测算法得到的环境信息。

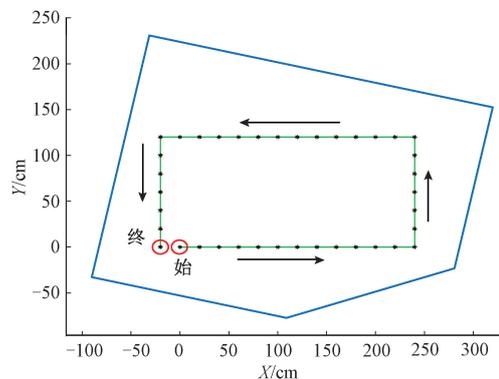


图 7 仿真环境图

Fig. 7 Simulation environment diagram

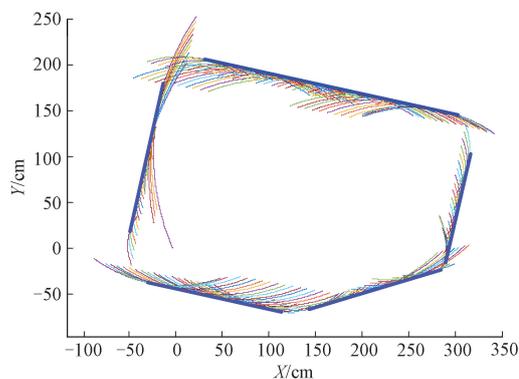


图 8 仿真环境下三位置方法构建环境轮廓

Fig. 8 Three position method to construct environment profile in simulation environment

2) 改进强跟踪 UKF-SLAM 仿真实验

将超声波深度信息和机器人的驱动模型用改进的强跟踪 UKF-SLAM 方法进行融合得到当前时刻机器人位姿信息。该方法与传统的 UKF-SLAM 以及含有单重渐消因子的强跟踪 UKF-SLAM 两种不同算法融合后的位姿信息进行对比判断。

如图 9 所示,将 3 种不同算法处理后机器人的位姿与真实位姿误差进行对比,系统运行中,给系统加入人为的高斯噪声,模拟现实中系统由于环境的不可控因素或受到突然干扰所造成突变。当滤波器的状态估计值偏离系统的状态或机器人在运动过程中受到突然的干扰时,会在输出残差序列的均值和幅值上表现出来,通过增加次渐消因子来实时调整状态预测误差的协方差矩阵,使残差序列仍然保持正交,修正系统状态。将图 9 中的误差数据取均值计算可以得出,改进强跟踪 UKF-SLAM 算法比传统 UKF-SLAM 算法在机器人即时定位与地图构



建的误差降低了约 58.058%。

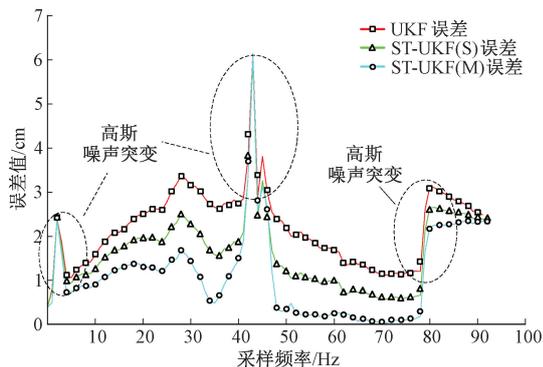
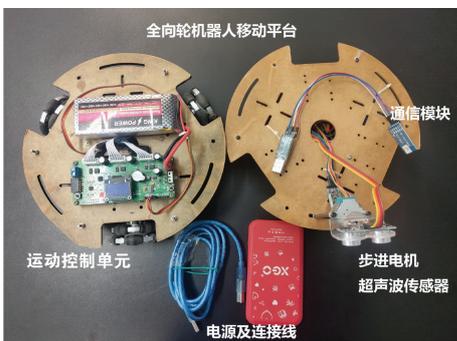


图 9 不同算法下机器人位姿与真实值对比

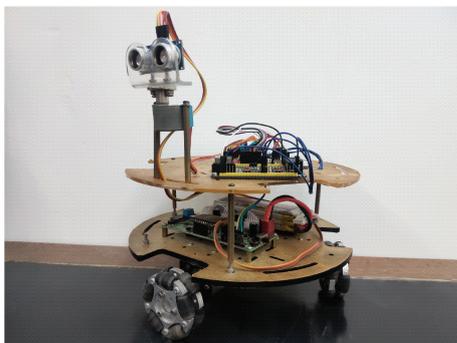
Fig. 9 Comparison graph of robot pose and real value under different algorithms

3.2 实验环境

在仿真实验的基础上对当前算法进行实际实验,图 10(a)中包括移动机器人上搭载超声波传感器(HC-SR04)、驱动电机(28BYJ-48 步进电机)、控制装置(C8051F340 仿真板)和运动装置(STM32 仿真板),图 10(b)显示了装配好的全向轮的机器人移动平台进行实验验证。图 11 显示使用绘图板(60 cm×90 cm)搭建了五边形的室内实验环境。



(a) 机器人模块展示
(a) Robot module display



(b) 机器人装配图
(b) Robot assembly drawing

图 10 环境检测实验平台

Fig. 10 Experiment platform of test environment



图 11 搭建的室内环境轮廓

Fig. 11 The built outline of indoor environment

将全向轮移动机器人平台放置在已搭建的室内环境中进行超声波数据采集,将采集到的实验数据通过通信模块传输给上位机,再通过算法将对实验数据进行处理并在图 12 所示人机交互界面中显现。

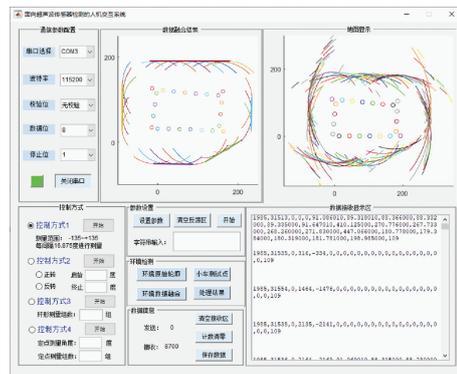


图 12 人机交互界面

Fig. 12 Human-computer interaction interface

3.3 实验分析

在实际的实验中,因无法获取机器人实际运动过程中的真实位姿,但却能够知晓搭建的环境轮廓模型的数据,所以在实际实验中,算法的准确性验证需要通过对比实际环境轮廓与不同算法估计下的环境轮廓模型之间的误差来说明如表 1、2 所示。

表 1 列出了墙的轮廓信息用极坐标表示的 θ, ρ , 使用改进的 STUKF-SLAM 和 UKF-SLAM 算法进行墙面轮廓数估计值的比较。表 2 列出了两种算法的误差和平均误差的对比结果。实验结果表明,墙 2 和墙 3 的误差参数 θ 是在滤波之后的结果比较接近,其他墙的轮廓信息 θ, ρ 的平均误差比较中改进的 STUKF-SLAM 的效果要比传统的 UKF-SLAM 算法的平均误差减小了 50.2863%。由表 1 和 2 可以看出,改进 STUKF-SLAM 算法的误差值相对比传统 UKF-SLAM 算法误差值更小且有更好的改善效果,以上实验结果说明本论文提出的改进



STUKF-SLAM 算法的有效性。

表 1 不同算法的墙面轮廓数据比较
Table 1 Comparison of wall contour data of different algorithms

墙面编号	初始数据	UKF 算法	ST-UKF 算法(多重)
墙 1	θ°	299.396 1	299.958 1
	ρ_{cm}	140.000 0	139.117 9
墙 2	θ°	0.000 0	0.122 2
	ρ_{cm}	283.000 0	280.835 9
墙 3	θ°	270.000 0	270.926 8
	ρ_{cm}	90.000 0	89.691 0
墙 4	θ°	180.000 0	179.960 5
	ρ_{cm}	77.000 0	74.434 6
墙 5	θ°	90.000 0	89.427 6
	ρ_{cm}	180.000 0	180.795 3

表 2 不同算法的墙体轮廓数据误差比较

Table 2 Error comparison of wall contour data of different algorithms

墙面编号	初始数据	UKF 算法	ST-UKF 算法(多重)
		误差	误差
墙 1	θ°	0.562 0	0.516 2
	ρ_{cm}	0.882 1	0.575 5
墙 2	θ°	0.122 2	0.122 3
	ρ_{cm}	2.164 1	0.712 0
墙 3	θ°	0.926 8	0.926 8
	ρ_{cm}	0.309 0	0.109 1
墙 4	θ°	0.039 5	0.009 5
	ρ_{cm}	2.565 4	0.356 2
墙 5	θ°	0.572 4	0.572 1
	ρ_{cm}	0.795 3	0.595 3
平均误差	θ°	0.444 58	0.429 38
	ρ_{cm}	1.343 18	0.469 62

4 结 论

本文在研究超声波相关特性和无迹卡尔曼滤波特性的基础上,提出了一种基于三位置超声波检测改进强跟踪 UKF-SLAM 方法,并进行仿真和实际实验,验证该算法的有效性。仿真实验结果表明,本文所提出来的三位置

超声波检测方法能够有效准确的构建环境轮廓,同时提出的改进强跟踪 UKF-SLAM 方法在系统受到干扰时能够有效的解决干扰对系统状态估计的影响保证系统稳定的运行。本论文提出的算法对于搭载有超声波等传感器的移动机器人进行同时定位和地图构建有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 孙曼晖,杨绍武,易晓东,等. 基于 GIS 和 SLAM 的机器人大范围环境自主导航[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 586-592.
SUN M H, YANG SH W, YI X D, et al. Autonomous navigation of robot in large-scale environments based on GIS and SLAM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 586-592.
- [2] YUAN SH, GUO P CH, HAN X Y. DSMT based ultrasonic detection model for estimating indoor environment contour [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(7): 4002-4014.
- [3] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [4] YUCHEOL L, JONG H L, DONGWOO C, et al. Sonar map construction for autonomous mobile robots using data association filter [J]. Advanced Robotics, 2009, 23: 185-201.
- [5] MATHEUS D S, PEDRO O R. Object classification in semi structured environment using forward-looking sonar [J]. Sensors, 2017, 17, 2235: 2-16.
- [6] ANIS B A, FREDERIC J, PIERRE C. Quantifying uncertainty in parameter estimates of ultrasonic inspection system using bayesian computational framework [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2018 (109): 89-110.
- [7] 张伦,徐科军,穆立彬,等. 基于超声回波信号包络拟合的信号处理方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 194-201.
ZHANG L, XU K J, MU L B, et al. Signal processing method based on ultrasonic echo signal envelope fitting[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 194-201.
- [8] SINGH R, NAGLA K S. Removal of specular reflection and cross talk in sonar for precise and accurate range measurements [J]. Journal of Metrology Society of India, 2018, 34: 1-12.
- [9] 吴显,王忠立. 基于多传感器信息融合的移动机器人定位方法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2016.



- WU X, WANG ZH L. Research on localization method of mobile robots based on multi-sensor data fusion [D]. Beijing: Beijing Jiao tong University, 2016.
- [10] 高旭峰, 陈庆盈, 邓益民, 等. 主动万向脚轮式全向移动机器人的关节空间多传感器信息融合算法[J]. 宁波大学学报, 2019, 32(4):43-49.
- GAO X F, CHEN Q Y, DENG Y M, et al. Joint space multi-sensor information fusion algorithm for active universal foot wheel omnidirectional mobile robot [J]. Journal of Ningbo University, 2019, 32(4): 43-49.
- [11] 王随阳, 蒋林, 雷斌, 等. 基于多传感器融合的室内机器人定位研究[J]. 组合机床与做自动化加工技术, 2020, 10(10): 72-89.
- WANG S Y, JIANG L, LEI B, et al. Research on indoor robot localization based on multi-sensor fusion [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020, 10(10):72-89.
- [12] 张飞虎, 称晨升, 王璨. 基于多波束声纳的同时定位与地图构建[J]. 数字海洋与水下攻防, 2020, 3(3): 250-257.
- ZHANG F H, CHENG CH SH, WANG C. Simultaneous localization and map construction based on multi-beam sonar [J]. Digital Ocean & Underwater Warfare, 2020, 3(3): 250-257.
- [13] 陈远, 何俐萍. 基于超声波传感器的障碍物检测和测距系统设计[D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- CHEN Y, HE L P. Design on obstacle detection and ranging system based on ultrasonic sensing [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [14] MIRANDA K, IVAN D, MARTIN V. Shapes from echoes: Uniqueness from point-to-plane distance matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 2480-2498.
- [15] LIU H P, SUN F CH, FANG B, et al. Robotic room-level localization using multiple sets of sonar measurements [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(1):1-13.
- [16] LEE S J, LEE K, SONG J B. Development of sonar morphology-based posterior approach model for occupancy grid mapping [J]. Robotica, 2017, 35(1):73-84.
- [17] 张凤, 黄陆君, 袁帅, 等. 基于高斯分布的机器人超声波环境建模研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 2020-2026.
- ZHANG F, HUANG L J, YUAN SH, et al. Research on mapping for robot based on Gaussian distribution via ultrasonic sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(9):2020-2026.
- [18] 刘树聃. 基于多重减小因子强跟踪非线性滤波的故障参数联合估计[J]. 电子仪器与仪器学报, 2019, 33(1): 164-170.
- LIU SH D. Fault parameter joint estimation based on multiple fading factors strong tracking nonlinear filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(1):164-170.

作者简介



袁帅 (通信作者), 分别在 2000 年和 2003 年于沈阳建筑大学获得学士和硕士学位, 2012 年于中国科学院大学获得博士学位, 现为沈阳建筑大学副教授, 主要研究方向为计算机应用技术、机器人定位与建图、计算机图像处理。

E-mail: reidyuan@163.com

Yuan Shuai (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shenyang Jianzhu University in 2000 and 2003, respectively, and received his Ph. D. degree in 2012 from University of Chinese Academy of Sciences, now he is an associate professor in Shenyang Jianzhu University. His main research interests include computer application, robot localization and mapping, computer image processing.



吴健, 2019 年于沈阳建筑大学获得学士学位, 现为沈阳建筑大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人的即时定位与地图构建, 机器人的控制技术, 状态估计。

E-mail: WuJianDc@stu.sjzu.edu.cn

Wu Jian received his B. Sc. degree from Shenyang Jianzhu University in 2019. Now he is M. Sc. candidate in Shenyang Jianzhu University. His main research interests Simultaneous Localization and Mapping of mobile robot, Robot control technology, state estimation.