

动态家庭环境智能空间服务机器人全息建图方法

吴培良¹, 朱玲², 张玮²

1. 燕山大学信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004

2. 燕山大学里仁学院, 河北秦皇岛 066004

摘要 针对家庭服务机器人工作的复杂动态环境, 结合智能空间和机器人二者优势, 提出了一种融合环境及其中目标资源分布的家庭智能空间全息地图构建方法。基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波思想, 根据建图初期机器人及其感知的全局空间特征点位置完成智能空间传感器网络节点的位姿参数标定, 利用已标定传感器网络的观测值和机器人控制量进行机器人位姿估计, 同时根据机器人位姿及其观测值进行全息建图。针对建图过程中及建图后的环境和目标变动, 设计了基于智能空间监测的全息地图动态更新策略。实验表明, 智能空间传感器网络有效地解决了建图中的动态数据关联问题, 由其辅助的机器人定位和建图精度明显提高。

关键词 服务机器人; 家庭智能空间; 摄像机网络; 全息环境地图

中图分类号 TP242.6

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)12-0072-07

Holographic Mapping of Dynamic Environment for Service Robot in Home Intelligent Space

WU Peiliang¹, ZHU Ling², ZHANG Wei²

1. College of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, Hebei Province, China

2. LiRen College, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, Hebei Province, China

Abstract To deal with the complex and dynamic home environment where the service robot works, a novel concept of holographic environment map is proposed in this paper, which describes the distribution of environment and other objects or resources. The advantages of both intelligent space and service robot are combined to construct the holographic environment map. On the basis of Rao-Blackwellized particle filtering theory, both the localizations of the robot and the feature points located by the robot are utilized to calibrate the pose parameters of each camera node of the intelligent space camera network. At the same time, both the observations of the calibrated intelligent space camera network and the controls of the robot are utilized to estimate the robot localization, and both the observations and localization of the robot are utilized to build the holographic environment map. In order to deal with the movement of objects within or after mapping, the dynamic updating strategies of the holographic environment map under the monitoring of the intelligent space camera network are designed. The experimental results show that the intelligent space camera network could resolve in an efficient manner the data association of Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) in the dynamic environment, and with the assistance of the intelligent space, the precision of both the robot localization and holographic environment mapping are improved significantly.

Keywords service robot; home intelligent space; camera network; holographic environment map

0 引言

对于移动式服务机器人而言, 环境地图是对机器人所在

工作环境的抽象化表示, 是机器人感知并适应环境, 继而完成路径规划与定位导航, 并最终提供特定服务的依据。目前, 机

收稿日期: 2010-03-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975062); 河北省教育厅自然科学研究计划项目(Z2008473, Z2009115)

作者简介: 吴培良, 博士研究生, 研究方向为家庭智能空间服务机器人、同时定位与地图创建, 电子信箱: peiliangwu@gmail.com

机器人同时定位与地图创建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 研究已深入展开, 相关研究为服务机器人建立了家庭“可活动空间”概念^[1-2]。作为服务机器人的重要分支, 家庭服务机器人工作于结构化的室内环境, 其特殊性主要在于: ① 家庭环境及其中目标的多样性, 考虑环境和常见目标构建适于机器人深层认知的家庭环境地图研究尚不多见, 文献 [3] 提出一种基于目标的认知地图 (Object Based Cognitive Map, OBCM), 基于该地图的深层语义信息, 机器人可进行较为深入的推理和智能服务; ② 服务机器人家庭环境建图时面临的另一个更关键的问题是家庭环境与目标的动态性, 仅依靠机器人自身的局部感知能力往往难以发现全局环境中的动态变化, 导致所建地图与实际环境不一致, 目前主要采用基于概率统计的方法描述动态环境^[4-5]。

智能空间通过普适传感器网络, 将计算智能分布和嵌入到附有唯一识别标签的环境与日常目标中, 以实现对环境及其中目标的随时、随地感知, 满足各种特定任务需要, 因此能有效弥补机器人全局感知能力的缺失。目前, 家庭智能空间服务机器人 (Home Intelligent Space Service Robot, HISSR) 研究已逐步展开, 文献[6]介绍了 HISSR 的构成、特点和相关技术, 文献[7]构建了集成智能空间普适感知能力的普适机器人服务框架 (Ubiquitous Robotics Service Framework, URSF), 文献 [8] 构建了基于无线射频标签 (Radio Frequency Identification, RFID) 技术的智能空间原型, 并实现了室内环境中人、机器人和常用家庭目标定位。文献[9]提出了基于 RFID 和无线传感器网络构建服务机器人智能空间思想。文献[10]给出了一种基于智能空间的服务机器人混合定位方法。

本文将家庭智能空间普适感知的思想引入服务机器人环境建图过程中, 通过家庭智能空间和服务机器人的交互, 共同构建和维护其所在的工作环境地图模型 (包括整个家庭空间、操作目标、服务对象等), 并实时感知其变化。文中将融合家庭全局空间及其中目标资源分布和动态变化环境称为 HISSR 的家庭全息环境 (Home Holographic Environment, HHE), 将记录家庭全息环境信息的地图称为 HISSR 的家庭全息环境地图 (Home Holographic Environment Map, HHEM)。这里, “全息”体现了两个层次的含义: 第一, HHEM 记录了环境及其中目标的全局空间分布信息; 第二, HHEM 记录了环境及其中目标的动态变化信息。本文首先构建了 HISSR 系统框架, 在此基础上提出了智能空间辅助的服务机器人 FastSLAM 全息建图和地图更新方法。

1 HISSR 系统构成

HISSR 系统由 3 个主要部分构成: ① 具备普适感知和处理的智能空间传感器网络和处理主机; ② 与智能空间处理主机交互的家庭服务机器人; ③ 由家庭环境及其中操作目标、可利用资源、服务对象等构成的家庭全息环境。家庭智能空间和服务机器人共同创建和维护公共的 HHEM, 完成对整个家庭环境的实时和动态感知, 并通过这种方式实现两者的

优势互补: 一方面智能空间的全局感知能力有效弥补了服务机器人感知的局限性, 另一方面, 机器人的精确感知和主动服务能力是智能空间传感器网络的有效补充。

鉴于家庭环境和常见目标的强异构性, 仅依靠其自身特征尚难以达到稳定可靠的识别效果, 因此目前研究中环境和目标往往被贴上表征其属性和操作描述的标签, 机器人或智能空间通过标签获取环境或目标的相关信息, 从而增强环境或目标识别的适用性和深层认知。常用的标签主要有射频识别 RFID 标签^[8-10]、视觉识别 QR Code 标签^[11]等。

相对而言, 摄像机获取的数据信息量丰富、成本低廉, 标定好的摄像机其定位精度可达到亚像素级, 故本文主要采用摄像机作为传感器节点构建智能空间摄像机网络 (Intelligent Space Camera Network, ISCN), 各摄像机节点布撒于整个家庭空间, 且保证每一区域都至少被两个摄像机节点视域覆盖, 以实现该区域内的目标空间定位。环境和目标被贴上视觉识别 QR Code 标签, 将环境和目标的唯一标识、属性和操作信息等录入标签。

服务机器人配备里程计和双目视觉, 在机器人的机身上粘贴 QR Code 标签, 双目视觉及 QR Code 标签相对于机器人坐标系的位姿均已离线标定, 为方便后续分析, 不妨假定机器人 QR Code 标签与其坐标系原点重合。以全息建图的初始 t_0 时刻机器人坐标系作为世界坐标系, 建图过程主要由智能空间辅助机器人 FastSLAM 完成, 并同时完成摄像机网络节点相对于世界坐标系 (t_0 时刻机器人坐标系) 的位姿参数标定; 建图过程中和建图后的动态目标跟踪以及相应全息地图更新则主要由智能空间独立完成 (仅在传感器网络跟踪和定位失败时求助于服务机器人)。

2 ISCN 辅助机器人全息建图

2.1 基于 QR Code 标签的 FastSLAM 数据关联和全息建图

假设 $z^t = \{z_i\}_{i=1, 2, \dots, t}$, $u^t = \{u_i\}_{i=1, 2, \dots, t}$ 和 $s^t = \{s_i\}_{i=1, 2, \dots, t}$ 分别为机器人的观测序列、运动输入序列和估计位姿序列, 对于由 N 个环境陆标构成的地图 $\Theta = \{\theta_i\}_{i=1, 2, \dots, N}$, 假设构成地图的陆标与观测 z^t 间的映射 $n^t = \{n_i\}_{i=1, 2, \dots, t}$ 已知 (即数据关联已知), 则各陆标 θ_i 之间相互独立, 机器人各时刻运动轨迹对应的陆标观测值也相互独立, 基于此, FastSLAM 问题的联合概率分布表示可按照 Bayes 规则展开为^[12]

$$p(s^t, \Theta | z^t, u^t, n^t) = p(s^t | z^t, u^t, n^t) \prod_{n=1}^N p(\theta_n | s^t, z^t, u^t, n^t) \quad (1)$$

式(1)表明, FastSLAM 问题可以分解为一个由 $p(s^t | z^t, u^t, n^t)$ 表示的机器人运动轨迹估计问题和 N 个由 $p(\theta_n | s^t, z^t, u^t, n^t)$ 表示的陆标条件概率估计问题。其中, 机器人运动轨迹的递归估计由粒子滤波器 (Particle Filter, PF) 完成, 同时每个粒子对应的陆标地图递归估计由扩展 Kalman 滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF) 完成。对于 t 时刻第 i 个粒子 $x_t^{(i)}$, $s_t^{(i)}$ 为 $x_t^{(i)}$ 对应的一条机器人可能运动轨迹, $\{\mu_{t,k}^{(i)}, \Sigma_{t,k}^{(i)}\}_{k=1, 2, \dots, K}$ 为 $x_t^{(i)}$ 对应的 K 个环境陆标, 则 t 时刻的系统信度函数可由 N 个加权粒子近似表示:

$$Bel(x_i) = \{x_i^{(i)}, w_i^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N} \quad (2)$$

$$x_i^{(i)} = \langle s_i^{(i)}, \{\mu_{i,1}^{(i)}, \Sigma_{i,1}^{(i)}\}, \dots, \{\mu_{i,K}^{(i)}, \Sigma_{i,K}^{(i)}\} \rangle \quad (3)$$

式中, 粒子权重 $w_i^{(i)}$ 根据观测信息的近似提议分布 $q(s_i | s_{i-1}^{(i)}, z_i, u_i, n_i)$ 计算得到。FastSLAM 1.0 算法直接采用先验分布 $p(s_i | s_{i-1})$ 作为近似提议分布^[12], FastSLAM 2.0 算法将经 EKF 更新的 $p(s_i | s_{i-1}^{(i)}, z_i, u_i)$ 作为近似提议分布, 由于融合了最新的观测信息, 产生的提议分布更加逼近真实后验分布^[13]。

上述 FastSLAM 的理论前提是数据关联 $n^t = \{n_i\}_{i=1,2,\dots,t}$ 已知, 即地图中各陆标与观测 z^t 间的映射已知。事实上, 对于动态复杂环境尤其是家庭环境, 数据关联的正确性往往难以保证。本文 HISSR 系统中, 环境和各目标分别粘贴具有唯一标识的 QR Code 标签, 机器人将家庭环境及其中常见目标的 QR Code 标签作为定位导航的特征陆标, 从而有效弥补了 FastSLAM 必须假定数据关联已知这一必要条件, 提高了 FastSLAM 在真实环境下的应用能力。假设 t_0 时刻已完成粒子集及其权值 $\{x_{t_0}^{(i)}, w_{t_0}^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N}$ 的初始化, 则 t 时刻机器人 FastSLAM 全息建图过程如下。

步骤 1 机器人移动, 根据运动模型 $h(\cdot)$ 和观测模型 $g(\cdot)$ 预测机器人位姿 $\hat{s}_t^{(i)}$ 和观测值 $\hat{z}_t^{(i)}$, 有

$$\hat{s}_t^{(i)} = h(s_{t-1}^{(i)}, u_t) \quad \hat{z}_t^{(i)} = g(\hat{s}_t^{(i)}, \theta_{n_i})$$

$$G_t = \nabla_{\theta_{n_i}}(\hat{s}_t^{(i)}, \mu_{n_i, t-1}^{(i)}) \quad G_s = \nabla_s g(\hat{s}_t^{(i)}, \mu_{n_i, t-1}^{(i)})$$

步骤 2 机器人通过视觉获取 QR Code 标签 (陆标), 根据标签的唯一标识进行数据关联。

步骤 3 利用真实观测值 z_t 进行机器人 EKF 状态更新:

$$\tilde{s}_t^{(i)} = \hat{s}_t^{(i)} + P_{t-1}^{(i)} G_s^T K^{-1} (z_t - \hat{z}_t^{(i)})$$

$$\Sigma_{s_t}^{(i)} = (G_s^T K^{-1} G_s + P_{t-1}^{(i)})^{-1}$$

$$K = G_s P_{s, t-1} G_s^T + R_t$$

步骤 4 从提议分布中采样新位姿:

$$s_t^{(i)} \sim q(s_t | s_{t-1}^{(i)}, z_t, u_t) = N(s_t | \tilde{s}_t^{(i)}, \Sigma_{s_t}^{(i)}) \quad i=1, 2, \dots, N$$

步骤 5 用 EKF 更新各粒子对应的地图:

$$\{\mu_{i,k}^{(i)}, \Sigma_{i,k}^{(i)}\}_{k=1,2,\dots,K} \quad i=1, 2, \dots, N$$

步骤 6 计算各粒子的非正则权值:

$$\tilde{w}_t^{(i)} = \frac{p(z_t | s_t^{(i)}) p(s_t^{(i)} | s_{t-1}^{(i)}, u_t)}{p(s_t^{(i)} | s_{t-1}^{(i)}, z_t, u_t)} w_{t-1}^{(i)} \quad i=1, 2, \dots, N$$

步骤 7 粒子权值归一化:

$$w_t^{(i)} = \tilde{w}_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \quad i=1, 2, \dots, N$$

步骤 8 判断: 当有效粒子数 $N_{\text{eff}} \leq N/2$ 时, 粒子重采样。

2.2 ISCN 节点位姿标定

智能空间摄像机节点布撒于整个家庭空间, 为保证后续目标定位与地图更新, 环境中每一区域至少需要两个摄像机节点同时观测到。由于采用静态摄像机, 摄像机内参数可离线标定, 在线阶段只需根据环境陆标及机器人位置信息实时标定摄像机节点相对于世界坐标系的旋转矩阵和平移向量,

即摄像机节点的位姿参数。需要指出的是, 由于机器人运动误差的存在, 其自定位误差随时间放大, 如何选择有效的信息标定摄像机节点至关重要。文献[14]提出了一种基于特征点对 (Point Pairs, PPs) 的摄像机位姿标定方法, 摄像机的旋转矩阵可由 3 个标定点对计算得到, 平移向量可由摄像机与其中 1 个点对的几何关系计算得到, 这种仅依据特征点对的距离, 而不需各特征点精确位置信息的摄像机位姿参数标定方法非常适于本文情形。

以建图开始时刻 t_0 时机器人坐标系 C_R 作为世界坐标系 C_W , 此时机器人坐标系原点在 C_W 下记为 G_{00} 。建图过程中, t_j 时刻机器人运动到 G_j 处的位姿为 $s_j = \{x_j, y_j, \varphi_j\}$, t_k 时刻机器人运动到 G_k 处的位姿为 $s_k = \{x_k, y_k, \varphi_k\}$ (假设机器人在水平地面运动, 其高度参数 $z_j = z_k = 0$)。在机器人位姿估计 (对应于第 2.1 节的步骤 1~4) 的 $\{x_j^{(i)}, w_j^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N}$ 和 $\{x_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1,2,\dots,N}$ 中选择权值最大粒子作为 s_j 和 s_k 。

不妨假设 G_0, G_j 和 G_k 在待标定摄像机节点的视域内, 该摄像机节点在 C_W 下记为 C 。当 G_0, G_j 和 G_k 3 点不共线, 且 C 与三角形 $\triangle G_0 G_j G_k$ 不共面时, 由文献[14]可知,

$$(\overline{CG_0} \cdot \overline{CG_j}) \cdot (R \cdot \overline{G_0 G_j}) = 0 \quad (4)$$

其中 R 即为摄像机节点的旋转矩阵。假设 $[g_{0x}, g_{0y}, 1]^T$ 和 $[g_{jx}, g_{jy}, 1]^T$ 分别为 G_0 和 G_j 在摄像机节点下的正规化图像坐标, 则式 (4) 等价于:

$$\begin{bmatrix} g_{0x} \\ g_{0y} \\ 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} g_{jx} \\ g_{jy} \\ 1 \end{bmatrix} \cdot R \cdot \begin{bmatrix} x_j - x_{t0} \\ y_j - y_{t0} \\ z_j - z_{t0} \end{bmatrix} = A_0 \cdot R \cdot B_0 = 0 \quad (5)$$

同样方法可得出方程 $A_{0k} \cdot R \cdot B_{0k} = 0$ 和 $A_{jk} \cdot R \cdot B_{jk} = 0$, 联立 3 方程可得旋转矩阵 R 。进而根据摄像机和任意一个点对计算平移向量 T , 假设选取 G_0 和 G_k 构成的点对, 则有

$$T = \frac{d_{0k} \cdot \sin \beta}{\sqrt{g_{0x}^2 + g_{0y}^2 + 1} \cdot \sin \alpha} \cdot \begin{bmatrix} g_{0x} \\ g_{0y} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, $d_{0k} = \|R \cdot \overline{G_0 G_k}\|$, α 为 $\overline{CG_0}$ 和 $\overline{CG_k}$ 的夹角, β 为 $\overline{G_0 C}$ 和 $\overline{G_k C}$ 的夹角, 算式如下:

$$\begin{aligned} \cos \alpha &= \frac{(\overline{CG_0} \cdot \overline{CG_k})}{\|\overline{CG_0}\| \cdot \|\overline{CG_k}\|} \\ \cos \beta &= \frac{[(R \cdot \overline{G_0 G_k}) \cdot \overline{CG_k}]}{\|R \cdot \overline{G_0 G_k}\| \cdot \|\overline{CG_k}\|} \end{aligned} \quad (7)$$

至此, 通过 3 个空间点对即可得到摄像机节点的旋转矩阵和平移向量。上面的分析计算是利用不同时刻机器人的 3 个位置点求解, 此外也可根据机器人和其获取环境陆标的空间位置求解。求解结果往往存在误差, 利用后续建图过程中得到的机器人或环境陆标的位置加以优化。

2.3 ISCN 辅助的机器人定位

FastSLAM 算法通过机器人运动模型及周围已定位环境

陆标推算其当前时刻的全局位姿,此即机器人自定位;根据自定位结果,计算特征点在世界坐标系下的位置,此即地图估计。由于两个过程相互耦合,随着运动的持续进行,运动误差逐渐积累,从而导致机器人定位与建图精度降低。另一方面,随着机器人 FastSLAM 的进行,智能空间摄像机节点的参数逐步得到标定和优化,通过已精确标定的 ISCN 获取机器人及其周围特征点的世界坐标,并以此校正 FastSLAM 过程中的机器人位姿参数,这就是智能空间摄像机网络辅助机器人 FastSLAM 自定位的基本思想。

精确标定的 ISCN 可通过两种方式辅助机器人定位,其一是直接定位机器人位置,即直接定位;其二是先由摄像机网络精确定位环境陆标,机器人通过观测环境路陆确定其位姿,即间接定位。

直接定位采用三角测量即可完成,对于两个精确标定的摄像机节点 C_1, C_2 , 假设其内参数分别 M_1, M_2 , 相对于世界坐标系的平移向量和旋转矩阵分别为 R_1, T_1 和 R_2, T_2 , 若 C_1, C_2 公共视域下机器人的齐次世界坐标为 $P_{W,R} = [x_{W,R}, y_{W,R}, z_{W,R}, 1]^T$, 其在 C_1, C_2 所成像点齐次坐标分别为 $p_{C_1,R} = [x_{C_1,R}, y_{C_1,R}, 1]^T$ 、 $p_{C_2,R} = [x_{C_2,R}, y_{C_2,R}, 1]^T$, 根据三角测量原理,有

$$\begin{cases} \lambda_1 p_{C_1,R} = [M_1 & 0] \begin{bmatrix} R_1 & T_1 \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} P_{W,R} \\ \lambda_2 p_{C_2,R} = [M_2 & 0] \begin{bmatrix} R_2 & T_2 \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} P_{W,R} \end{cases} \quad (8)$$

式中,消去比例因子 λ_1, λ_2 进而恢复 C_1, C_2 公共视域内的机器人世界坐标 P_R 。

在复杂家庭环境中,机器人往往因遮挡而难以同时被多个摄像机节点观测到,导致直接定位失败,另外,通过式(8)只能定位机器人的空间位置,要获取其姿态信息则需要机器人更多的自身特征。相对于直接定位,间接定位方法稳定可靠且精度较高,假设已标定的摄像机节点 C_1, C_2 观测到其公共视域下的环境陆标集合 $L = \{L_j | j=1, 2, \dots, k\}$, 则世界坐标系下 L_j 的观测值 $P_{W,L_j} = [x_{W,L_j}, y_{W,L_j}, z_{W,L_j}, 1]^T$ 。假设 t 时刻机器人双目视觉观测到 L_j , 其在机器人坐标系下的观测值 $P_{R,L_j} = [x_{R,L_j}, y_{R,L_j}, z_{R,L_j}, 1]^T$ 。 P_{W,L_j} 和 P_{R,L_j} 均可由式(8)方法得到,由于机器人坐标系与世界坐标系在同一水平面,故有 $z_{W,L_j} = z_{R,L_j}$ 。假设此时机器人在世界坐标系下的位姿为 $s_t = \{x_t, y_t, \theta_t\}$, 则根据 L_j 在世界坐标系和机器人坐标系下的观测值 P_{W,L_j} 和 P_{R,L_j} , 可以推导出以下空间坐标变换关系:

$$\begin{cases} x_{R,L_j} = \cos\theta_t \cdot x_{W,L_j} + \sin\theta_t \cdot y_{W,L_j} + x_t \\ y_{R,L_j} = \cos\theta_t \cdot y_{W,L_j} - \sin\theta_t \cdot x_{W,L_j} + y_t \end{cases} \quad (9)$$

式中包含 2 个方程,因此至少需要已知 2 个环境陆标才可解得 t 时刻机器人位姿 $s_t = \{x_t, y_t, \theta_t\}$ 。

上面的直接定位、间接定位及式(9)的求解都是在保证求解的基本条件下展开分析,事实上,当公共视域摄像机节点数目或者机器人观测的陆标数目多于 2 个时,可采用最小二乘法优化求解。

在摄像机网络直接或间接获得机器人位姿参数之后,将其用以优化 FastSLAM 过程中的机器人位姿估计,从而提高 FastSLAM 过程中机器人定位精度。假设 t 时刻 FastSLAM 得到第 i 个粒子的机器人位姿参数为 $s_t^{(i)} = \{x_t^{(i)}, y_t^{(i)}, \theta_t^{(i)}\}$ 。智能空间摄像机网络直接定位的机器人位置为 $s_t^d = \{x_{W,R}, y_{W,R}\}$, 间接定位的机器人位姿参数为 $s_t^u = \{x_t, y_t, \theta_t\}$, 则 t 时刻智能空间辅助机器人定位由下式实现:

$$s_t^{(i)} = \lambda \{x_t^{(i)}, y_t^{(i)}, \theta_t^{(i)}\} + (1-\lambda) \{(x_{W,R} + x_t)/2, (y_{W,R} + y_t)/2, \theta_t\} \quad (10)$$

其中,系数 $\lambda \in [0, 1]$, 其值可根据机器人运动误差和观测误差,以及摄像机节点定位误差综合确定,本文中取 $\lambda=0.5$ 。利用式(10)得到的 $s_t^{(i)}$ 更新式(3)中的机器人运动轨迹 $s^{t,(i)} = \{s^{t-1,(i)}, s_t^{(i)}\}$ 。

2.4 陆标和粒子权重更新

在确定机器人运动轨迹 $s^{t,(i)}$ 之后,根据观测量 z^t 、控制量 u^t 和数据关联 n^t , 采用 EKF 估计式(1)中的陆标条件概率分布 $p(\theta_n | s^{t,(i)}, z^t, u^t, n^t)$ (对应于第 2.1 节步骤 5), 并根据机器人运动轨迹的后验概率分布与假定后验概率分布之比更新粒子权重 $w_t^{(i)}$ (对应于第 2.1 节步骤 6 和步骤 7)。当有效粒子数

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_t^{(i)})^2} \leq N/2 \text{ 时, 进行粒子重采样 (对应于第 2.1 节步}$$

骤 8)。对于上述陆标和粒子权重更新及粒子重采样过程,本文采用传统 FastSLAM 2.0 的方式,具体细节参见文献[13]。

2.5 基于 ISCN 的动态环境全息建图

如前所述,家庭环境作为人们日常生活的主要场所,其中目标繁多、背景杂乱,并呈现出一定的动态性。因此,如何处理机器人建图环境中运动目标的不确定性,被认为是动态环境地图构建的难点问题^[4-5]。机器人建图过程中,其视觉的局限性使得机器人在建图的同时难以保证对运动目标的全局跟踪定位,未被察觉的环境或目标移动会造成建图误差,甚至导致建图失败。

本文采用传感器网络辅助机器人进行运动目标识别、跟踪与定位。在智能空间摄像机节点固定安装之后,为各摄像机节点构建基于图像分块的自适应高斯混合背景模型^[15],从而发现静态背景下的运动目标 obj , 在网络节点标定、机器人定位等计算中,将 obj 从特征点序列中剔除。当摄像机网络被精确标定后,实时定位运动目标的空间位置,用当前时刻 obj 的位置数据更新上一时刻 obj 的位置数据,从而实现全息地图的实时维护。为了便于目标跟踪和基于动态地图的机器人路径规划,有必要根据历史信息预测目标的运动趋势。

智能空间传感器网络辅助机器人 FastSLAM 全息建图的完整流程如图 1 所示。

此外,地图构建完成后,机器人的主要工作是基于地图进行路径规划、导航和后续服务。由于机器人自身感知范围有限,通过机器人巡游的策略跟踪环境中的动态目标,无疑会占用机器人工作时间,降低服务效率。因此,更为合理的策

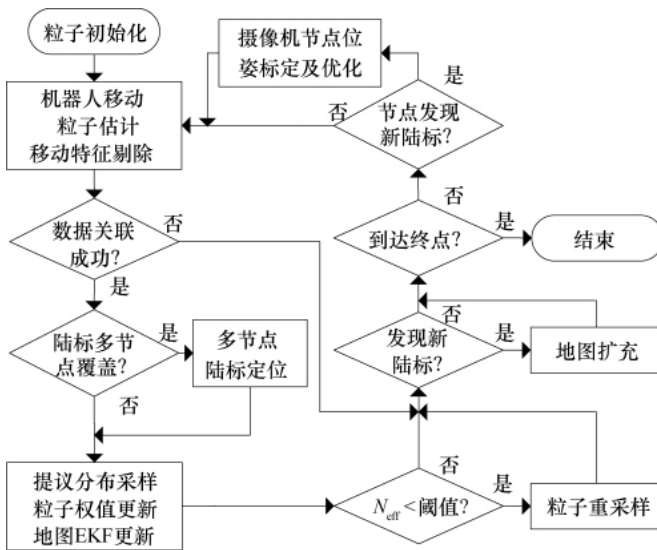


图 1 智能空间辅助机器人 FastSLAM 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of intelligent space aided robot FastSLAM

略是,将对各目标的全局跟踪与定位,以及据此进行的全息地图更新交由智能空间完成,只在智能空间传感器网络对目标跟踪或定位失败时求助于服务机器人。传感器网络对运动目标的跟踪定位及相应的全息地图更新方法,与前面所述建图过程中的处理方法相同。

3 仿真实验与分析

由于实际的家庭智能空间服务机器人系统尚未搭建完成,本文仅进行了仿真实验,用以验证本文方法的可行性和有效性。

3.1 仿真 HISSR 系统搭建

Tim Bailey 提供了 FastSLAM 仿真程序,并给出了一个 $200\text{m} \times 200\text{m}$ 的标准测试数据集,包括环境区域中 35 个特征陆标(landmark)和由 17 个关键点(waypoint)构成的机器人运动路径。本文为了模拟普通家庭环境,将该地图的 landmark 和 waypoint 数据值按 15:1 的比例缩放,且为各 landmark 设定满足 $[0, 1.5]$ 内随机分布的高度坐标值,机器人控制周期 $t_c = 0.025\text{s}$,机器人双目视觉可探测前方半径为 3.5m 的半球区域内的陆标特征,探测采样周期 $t_0 = 0.2\text{s}$ 。探测噪声的协方差 $R_t = \text{diag}\{0.01^2, (0.1^\circ)^2\}$ 。机器人运动速率 $u = 1/15\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$,噪声的协方差为 $P_t = \text{diag}\{0.006^2, (0.3^\circ)^2\}$,采样粒子数 $N = 50$ 。选择机器人坐标系原点作为机器人的特征点,且初始 t_0 时刻全息家庭环境的世界坐标系与机器人坐标系重合。

智能空间摄像机网络的设置如下:在机器人运动平面上方 3m 处布撒 4 组摄像机,构成覆盖整个机器人工作空间的摄像机网络,每组摄像机由 2 个摄像机节点构成,该两节点的公共视域覆盖 $1/4$ 全景。方便起见,不妨假设 8 个摄像机节点 $C_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 的内参数均取 $f_u = f_v = 400, u_0 = 330, v_0 = 257$,旋转矩阵均为 $\text{diag}\{-1, -1, 1\}$,各摄像机节点相对于世界坐标系的平移向量见表 1。 t_0 时刻的智能空间服务机器人仿真系统如图 2 所示。

表 1 智能空间摄像机网络节点的平移向量

Table 1 Translation vectors of intelligent space camera nodes

节点	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8
平移向量	$\begin{bmatrix} 2.5 \\ -3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.5 \\ -3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2.5 \\ 3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.5 \\ 3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -4.5 \\ 3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -3.5 \\ 3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -4.5 \\ -3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -3.5 \\ -3.0 \\ 3.0 \end{bmatrix}$

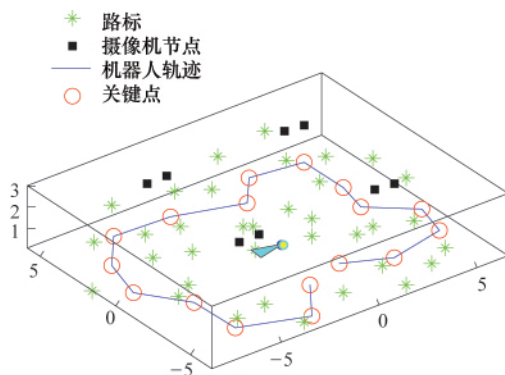


图 2 初始时刻的 HISSR 系统

Fig. 2 System of HISSR at initial moment

3.2 ISCN 辅助的机器人定位

图 3 和图 4 分别给出了静态环境下机器人 FastSLAM 和智能空间摄像机网络辅助机器人 FastSLAM 两种情况下的机器人定位时的位置和姿态误差对比。可以看出,采用智能空间摄像机网络(ISCN)辅助机器人 FastSLAM,可有效提高机器人定位精度,并有效抑制机器人 FastSLAM 带来的误差积累。

3.3 ISCN 辅助的动态环境机器人定位

为了模拟家庭环境内的动态变化,分别设计了两种情形。

情形 1 在第 $20 t_0$ 时,将已定位的陆标特征 L_m 从位置 $P_1 = [0.1995, -1.7134, 1.0313]^T$ 处移动到未建图区域位置 $P_2 = [0.9000, -3.4140, 0.0313]^T$ 处,机器人在第 $34 t_0$ 时刻发现该陆

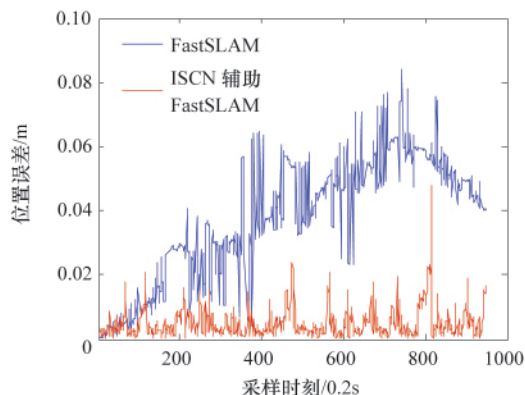


图3 建图过程机器人位置误差对比

Fig. 3 Comparison of robot position errors of mapping

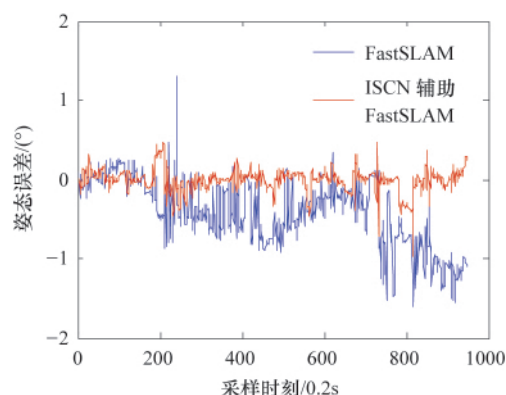


图4 建图过程机器人姿态误差对比

Fig. 4 Comparison of robot orientation errors of mapping

标。由于机器人的感知范围有限,假设机器人并未发现陆标 L_m 变动,并利用传统的 FastSLAM 算法进行陆标 L_m 的数据关联,并根据以前获取的 L_m 的信息进行自定位,得到错误的定位结果。而 ISCN 辅助的机器人定位过程,由于 ISCN 的全局感知能力,陆标 L_m 的变动被准确跟踪,并将其从用以机器人定位的有效环境陆标中剔除,从而保证了机器人定位的精确性,机器人位置和姿态误差如图 5 和图 6 所示。

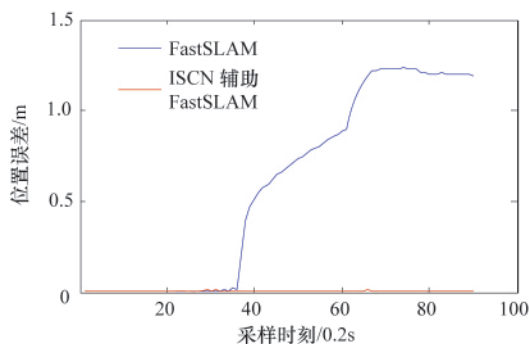


图5 动态环境下机器人位置误差对比

Fig. 5 Comparison of robot position errors in dynamic environment

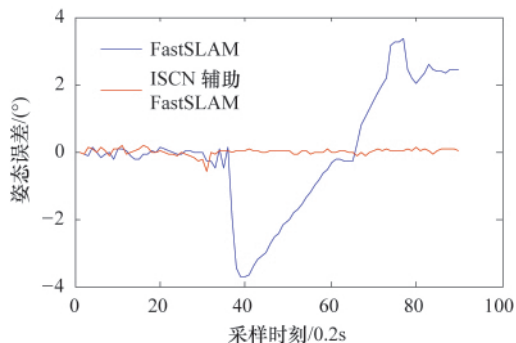


图6 动态环境下机器人姿态误差对比

Fig. 6 Comparison of robot orientation errors in dynamic environment

情形 2 在第 400 t_0 时,将陆标 L_m 从位置 $P_1=[0.1995, -1.7134, 1.0313]^T$ 处移动到已建图区域的位置 $P_2=[0.9000, -3.4140, 0.0313]^T$ 处,由于 L_m 的移动在机器人感知范围之外,因此传统机器人 FastSLAM 所建地图中不进行 L_m 的位置更新,导致地图与实际环境的一致性被破坏。而对于 HISSR 系统,由于覆盖机器人已建图区域的摄像机节点被精确标定,因此 L_m 的变动被 ISCN 发现并定位,由智能空间完成全息地图中 L_m 的位置更新。

4 结论

家庭环境作为人们日常生活的主要场所,其中目标繁多,动态性高,本文提出了家庭全息地图的概念,并构建了家庭智能空间服务机器人系统用以构建和维护全息地图。一方面,利用机器人的建图过程实时标定摄像机网络节点,另一方面,智能空间摄像机网络有效提高机器人定位和建图精度,发现、定位动态目标并相应更新全息地图,从而实现家庭智能空间和服务机器人的优势互补。

智能空间摄像机网络的引入增加了系统的成本和计算复杂度,因此研究智能空间传感器网络的节点分布和优化,以及智能空间多种传感器的信息融合,是本文下一步的研究方向。

参考文献 (References)

- [1] Rodriguez L D, Matia F, Galan R. Building geometric feature based maps for indoor service robots[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2006, 54 (7): 546–558.
- [2] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, 23(1): 34–46.
- [3] Shrihari V, Stefan G, Viet N, et al. Cognitive maps for mobile robots—An object based approach [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55: 359–371.
- [4] Thrun S. A probabilistic online mapping algorithm for teams of mobile robots[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2001, 20(5): 335–363.
- [5] Wolf D F, Sukhatme G S. Mobile robot simultaneous localization and mapping in dynamic environments [J]. *Autonomous Robots*, 2005, 19(1):

- 53-65.
- [6] 田国会, 李晓磊, 赵守鹏, 等. 家庭服务机器人智能空间技术研究与进展[J]. 山东大学学报: 工学版, 2007, 37(5): 53-59.
Tian Guohui, Li Xiaolei, Zhao Shoupeng, *et al.* *Journal of Shandong University: Engineering Science Edition*, 2007, 37(5): 53-59.
- [7] Ha Y G, Sohn J C, Cho Y J, *et al.* A robotic service framework supporting automated integration of ubiquitous sensors and devices[J]. *Information Sciences*, 2007, 177(3): 657-679.
- [8] Jan K, Jens W, Eduard B, *et al.* Indoor localization of humans, objects, and mobile robots with RFID infrastructure [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 271-276.
- [9] Baeg S H, Park J H, Koh J, *et al.* Building a smart home environment for service robots based on RFID and sensor networks [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Control, Automation and Systems. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 1078-1082.
- [10] 王田苗, 陶永, 魏洪兴, 等. 基于智能空间的家用服务机器人混合定位方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(2): 231-235.
Wang Tianmiao, Tao Yong, Wei Hongxing, *et al.* *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2009, 35(2): 231-235.
- [11] 穴洪涛, 田国会, 李晓磊, 等. QR Code 在多种类物体识别与操作中的

- 的应用[J]. 山东大学学报: 工学版, 2007, 37(6): 25-30.
Xue Hongtao, Tian Guohui, Li Xiaolei, *et al.* *Journal of Shandong University: Engineering Science Edition*, 2007, 37(6): 25-30.
- [12] Montemerlo, M, Thrun, S, Koller, D, *et al.* FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [C]//Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence and the Fourteenth Annual Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence. Cambridge, MA: The MIT Press, 2002, 593-598.
- [13] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, *et al.* FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges [C]//Proceedings of the Eighteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2003). San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2003. 1151-1156.
- [14] Zhong Z, Yi J, Zhao D, *et al.* Geometric approach for camera calibration based on point pairs [J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(7): 651-660.
- [15] 杨广林, 孔令富. 基于图像分块的背景模型构建方法 [J]. 机器人, 2007, 29(1): 29-34.
Yang Guanglin, Kong Lingfu. *Robot*, 2007, 29(1): 29-34.

(责任编辑 朱宇)

第八届智能控制与自动化世界大会

时间: 2010年7月6—9日

地点: 山东·济南

主办单位: IEEE机器人与自动化学会
IEEE控制系统学会北京分会
国家自然科学基金委员会
中国自动化学会
中国人工智能学会
山东大学
香港中文大学
IEEE RACS 香港分会

联系电话: 0531-88395168

电子信箱: 2010@weica.info

通信地址: 山东济南经十路73号

 山东大学控制科学与工程学院
(250061)
