

# 基于几何 – 拓扑广域三维地图和全向视觉的 移动机器人自定位

王珂<sup>1</sup> 王伟<sup>1</sup> 庄严<sup>1</sup> 孙传昱<sup>1</sup>

**摘要** 面向大规模室内环境,研究了基于全向视觉的移动机器人自定位. 提出用分层的几何 – 拓扑三维地图管理广域环境特征,定义了不同层次的三维局部环境特征及全局拓扑属性,给出了分层地图的应用方法. 构建了全向视觉传感器成像模型及其不确定性传播方法,使得地图中的概率元素能够在系统中有效应用. 采用随机点预估搜索的方法提取环境元素对应的曲线边缘特征. 用带反馈的分层估计方法在融合中心对多观测特征产生的相应估计状态进行总体融合. 以分层逻辑架构设计实现了移动机器人交互式自定位系统. 实验分析了真实环境中不同初始位姿和观测信息情况下定位系统的收敛性和定位精度,在考虑动态障碍物的遮挡情况下完成了机器人的在线环境感知和运动自定位任务. 实验结果表明本文方法的可靠性和实用性.

**关键词** 自定位, 几何 – 拓扑混合三维地图, 全向视觉, 人机交互

**中图分类号** TP242.6

## Omnidirectional Vision-based Self-localization by Using Large-scale Metric-topological 3D Map

WANG Ke<sup>1</sup> WANG Wei<sup>1</sup> ZHUANG Yan<sup>1</sup> SUN Chuan-Yu<sup>1</sup>

**Abstract** Towards large-scale indoor environment, a novel metric-topological 3D map is proposed for robot self-localization based on omnidirectional vision. The local metric map, in a hierarchical manner, defines geometrical elements according to their environmental feature levels. Then, the topological parts in the global map are used to connect the adjacent local maps. We design a nonlinear omnidirectional camera model to project the probabilistic map elements with uncertainty manipulation. Therefore, image features can be extracted in the vicinity of corresponding projected curves. For the self-localization task, a human-machine interaction system is developed using a hierarchical logic. It provides a fusion center which adopts feedback hierarchical fusion method to fuse local estimates generated from multi-observations. Finally, a series of experiments are conducted to prove the reliable and practical performance of our system.

**Key words** Self-localization, hybrid metric-topological 3D map, omnidirectional vision, human-machine interaction

移动机器人的自定位是机器人学中最为活跃的研究分支之一<sup>[1]</sup>. 其中一种思路是通过分析传感器数据直接确定机器人位姿,如几何推理、基于 Hough 变换的全局定位方法<sup>[2]</sup>等. 这些方法无论用何种视觉传感器,都易受噪声影响;如果环境特征过于复杂,数据关联问题还存在组合爆炸的可能. 文献 [3] 用主成分分析 (Principle component analysis, PCA) 方法提取环境参考点处图像的整体“外观”特征,并进一步与环境信息库比较给出机器人位姿. 虽然不需要抽取图像边缘等局部特征,却易受光线和遮挡干扰,并且还要存储大量的变换矩阵以维持图像和高

维特征的映射关系.

长期的实践表明,基于传感器融合且显式集成信息不确定性的自定位系统具有较高的性能. 尽管文献 [4] 采用 D-S 模糊理论处理数据融合中的不确定性,提出扩展开放空间 (Extended open world) 解决组合证据间的冲突问题,但是基于贝叶斯框架的多传感器融合效果仍然是最好的<sup>[5]</sup>. 在此框架下,联合概率数据关联滤波 (Joint probabilistic data association filter, JPDAF)<sup>[6]</sup> 以及多假设跟踪 (Multiple hypothesis tracking, MHT) 算法<sup>[7]</sup> 能够处理杂波环境的跟踪问题,但两者都需要确定虚警率 (False alarm rate),后者还要处理复杂的组合和回溯剪裁跟踪树问题 (N-scan-back pruning)<sup>[8]</sup>. 在解决复杂环境的自定位任务时,基于 Markov, Monte Carlo 等鲁棒估计方法通过传播状态的概率分布解决全局定位问题;针对文献 [3] 的局限性,研究人员采用离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT)<sup>[9]</sup>、极坐标高阶局部自相关 (Polar higher-order local auto-correlation, PHALC)<sup>[10]</sup> 和

收稿日期 2007-10-22 收修改稿日期 2008-03-31  
Received October 22, 2007; in revised form March 31, 2008  
国家自然科学基金 (60605023, 60775048), 高等学校博士学科点专项  
科研基金 (20060141006) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China  
(60605023, 60775048) and Specialized Research Fund for the  
Doctoral Program of Higher Education of China (20060141006)  
1. 大连理工大学信息与控制研究中心 大连 116024  
1. Research Center of Information and Control, Dalian Univer-  
sity of Technology, Dalian 116024  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.01369

尺度不变特征变换 (Scale-invariant feature transform, SIFT)<sup>[11]</sup> 等方法提取图像频域特征或局部不变性特征, 并结合粒子滤波更新后验位姿的概率分布, 由于其缺乏对环境连续、一致的表述, 因此更适于给出机器人粗略的位姿估计。

本文研究了基于全向视觉的室内移动机器人自定位问题。作为一个系统问题, 视觉自定位研究需要综合考虑机器人的作业环境描述、传感器特性、信息处理和定位算法的实施。

从环境信息的获取量来看, 全向视觉要强于高成本的激光传感器、单向和双目视觉传感器。但是由于室内环境特征的层次和属性是多样的, 应该如何定义、组织环境结构特征才利于机器人利用该传感器对环境结构进行感知? 另外, 由于灯光变化导致图像信息的整体不稳定性, 应该如何获取质量较为稳定且可预测的特征信息? 更进一步, 当观测受噪声影响较大, 甚至误匹配或随机动态障碍物遮挡时, 应该如何保证自定位系统的稳定性及定位精度? 结合上述问题, 本文采用分层逻辑架构设计并实现了基于全向视觉的移动机器人交互式自定位系统。在解决大规模室内环境的移动机器人自定位时, 本文从构建复杂系统的角度出发, 在保证自定位算法执行效率、系统整体估计的稳定性及处理环境部分遮挡能力的基础上, 提出将三维室内走廊环境表述为广域几何-拓扑的分层混合地图形式, 然后结合折返式全向视觉传感器与机器人自定位相统一。具体内容如下。

1) 面向大规模室内走廊环境, 提出几何-拓扑的广域三维环境地图。以分层形式逐级指定不同层次的环境特征。构建了地图基元的不确定性模型, 定义了一系列可识别的典型局部环境特征、全局拓扑结构, 给出了地图检索策略。

2) 给出全向视觉传感器的成像及不确定性传播机理, 使得分层混合地图的概率元素能够在该模型中被充分应用, 因此得以有效整合到定位系统中。采用场景预估方法探测图像边缘像素和实现特征层次的数据关联, 克服光线干扰对图像特征提取的影响。

3) 考虑了环境中存在障碍物的遮挡情况, 利用投影随机点及其观测数据产生机器人的局部状态估计。用带反馈的分层估计方法<sup>[12]</sup> 在融合中心融合各局部状态并更新机器人的最终状态, 使得由特征提取、数据关联等因素产生的少量“干扰估计”不会严重影响系统稳定性。

4) 该系统提供了三维可视化交互界面, 能够监控机器人的工作环境、自身状态及观测情况。各子单元能够相互协作、并发执行。

本文阐述了自定位系统中分层混合地图模型的构建及应用, 给出了全向传感器成像模型、自定位系统的构建及定位方法。实验部分分析了不同初始位姿和观测条件下定位系统的精度和收敛情况, 最后实现了存在动态障碍物遮挡的机器人运动自定位。

## 1 广域环境模型

图 1 中, 左图为本文的室内环境 (80 m × 60 m), 虚框部分对应右图。该环境的规模较大且存在不同形式的特征, 其环境表述的一个依据是地图特征要有统一的表述形式, 即全局一致性<sup>[13]</sup>。传统方法常用几何线段或栅格表述<sup>[14-15]</sup>, 其缺点是不能有效组织环境的复杂特征。拓扑地图则利用拓扑关系表述全局环境中高级特征及联通属性<sup>[16]</sup>, 这便于机器人的导航, 但节点的离散性导致机器人无法充分识别节点间的局部环境。基于图像“外观”(Appearance)特征的特殊地图<sup>[5]</sup> 虽然不需要抽取线段等几何特征, 但通常的特征匹配效率较低。当前混合地图<sup>[17]</sup>的研究多为概念层次的表述, 仍缺乏对不同层次环境特征的定义。本文提出用分层混合地图管理大规模复杂环境, 结合全向视觉传感器特性, 机器人能提取墙上的灰色边缘及垂直门边沿 (如图 1 右侧所示), 这些特征对应的地图元素具有全局一致性。然后定义不同层次的三维环境特征, 并用拓扑链接描述区域间的贯通属性。

### 1.1 混合分层地图

如图 2 (见下页) 所示, 将全局地图划分为若干

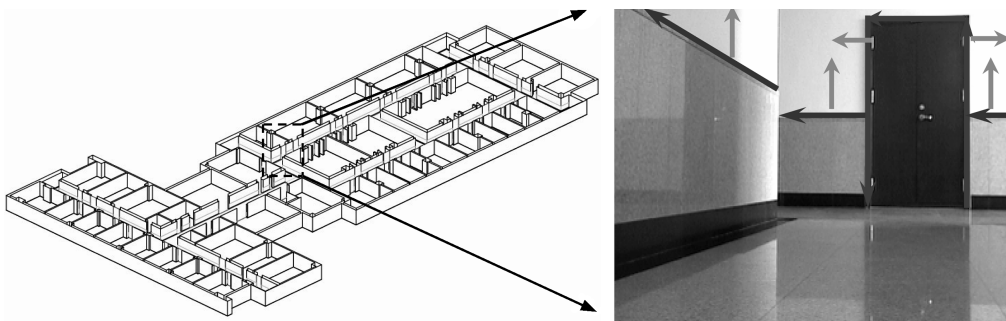


图 1 广域室内环境

Fig. 1 Large scale indoor environment

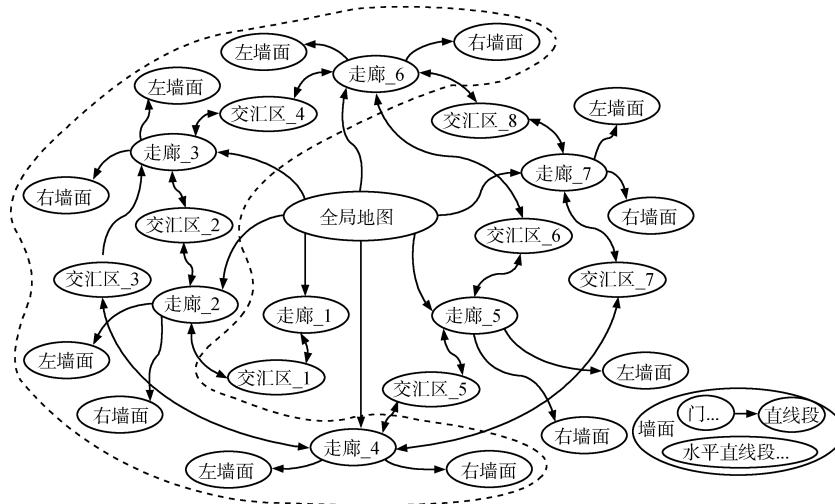


图2 分层混合地图

Fig. 2 Hierarchical hybrid map

走廊区域

$$C = \{W_i, \vec{J}_j \mid i \in \{left, right\}; j \geq 1\} \quad (1)$$

这里,  $\vec{J}_j$  为工作区域所属的交汇区, 即为链接相邻局部三维区域的拓扑节点机构。

走廊工作区域包括左、右“墙面”  $W$ , 其定义为

$$W = \{L_i, D_j \mid i \geq 1, j \geq 0\} \quad (2)$$

该特征是由矢量线段集合  $L_i$  所代表的灰色水平线段或“门”等复合型的三维结构特征构成。

“门”  $D$  由三条线段构成, 即

$$D = \{L_i, n \mid i \in \{left, top, right\}, n = v_W^{right} \times v_W^{top}\} \quad (3)$$

其中,  $L_i$  分别代表左、上和右“门框”且具有预设的矢量方向, “门”平面的法线为  $n$ 。

全局地图的基本元素为三维矢量线段  $L_i$ , 用于描述环境中待识别的边缘过渡信息

$$L = \{E_W\{p_W^s, p_W^e\}, V_W\{v_W, n_W\}\} \quad (4)$$

其中,  $p_W^s$  和  $p_W^e$  分别为  $L$  的起点和终点。  $V_W\{v_W, n_W\}$  包括线段的方向向量  $v_W$  以及代表灰度变化的向量  $n_W$ , 且  $v_W \cdot n_W = 0$ 。

考虑模型构建的不确定性, 设  $L$  上点  $p_W$  为

$$p_W = \{x_W, y_W, z_W, C \mid x_W, y_W, z_W \in \mathbf{R}^1, C \in \mathbf{R}^{3 \times 3}\} \quad (5)$$

其中, 协方差矩阵  $C$  描述  $p_W$  的量测不确定性。

### 1.2 分层混合地图的应用

如图3所示, 分层混合地图既要显示为三维场景, 又要被用于预估可视场景(具体为门线、水平线

段)。预测特征将作为状态估计器的输入部分。图像处理单元能够根据这些可视特征的属性管理识别的特征。以图2中虚线包含部分为例, 假设机器人处于  $C_3$  (走廊\_3), 则可视场景的生成算法为:

- 1) 给定机器人位姿, 得到其工作区域为  $C_3$ 。
- 2) 根据全向传感器的成像特点检索本区域有效视野内左、右墙面上的水平线, 门边缘线等。机器人按照“墙”  $\rightarrow$  “门”或水平线 ( $W \rightarrow D/L$ ) 的顺序, 结合其位姿感知视野内的环境几何特征。
- 3) 设机器人仅检索与当前工作区域直接相邻的其他区域特征。这时利用交汇区几何拓扑节点  $\vec{J}_2$

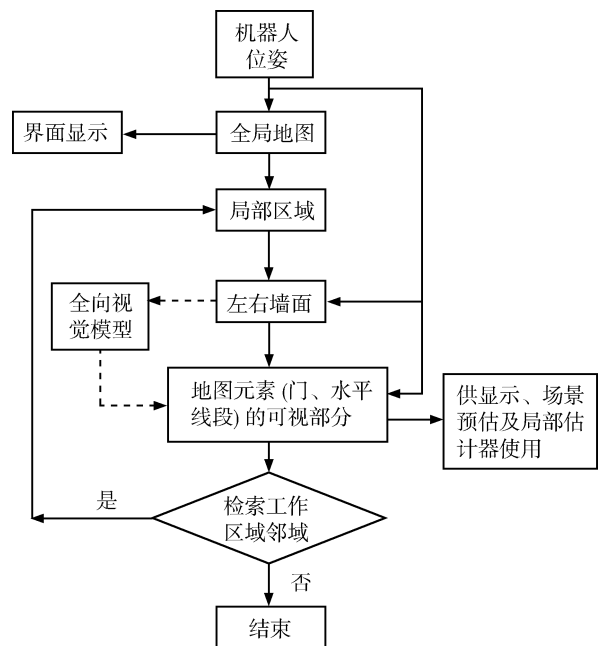


图3 分层混合地图的应用

Fig. 3 Applications of hierarchical hybrid map

(交汇区\_2)、 $\vec{\mathcal{J}}_3$  (交汇区\_3) 以及  $\vec{\mathcal{J}}_4$  (交汇区\_4), 分别获得与之相邻的其他区域集合  $\mathcal{C}_2$  (走廊\_2)、 $\mathcal{C}_4$  (走廊\_4) 和  $\mathcal{C}_6$  (走廊\_6), 结合机器人位姿及视觉模型获得视野内的地图元素.

## 2 全向视觉传感器

本文采用折返式全向摄像机, 它由上、下两个二次曲面反射镜及摄像机构成. 此类的折叠系统摄像机在几何上等价于一个由二次曲面构成的摄像系统, 并且保持单视点成像特性<sup>[18]</sup>.

### 2.1 点预测

如图 4 所示的摄像机模型, 设视觉传感器中心  $O$  相对于机器人中心的位置为  $[x_0, y_0, z_0]^T$ , 绕机器人  $z$  轴的旋转角为  $\beta$ . 方程  $proj$  将基元直线  $\mathcal{L}$  上任意点  $\mathbf{p}_W^j = [x_W^j, y_W^j, z_W^j]^T$  投影至图像平面上的像素点  $\mathbf{p}_I^j$

$$\mathbf{p}_I^j = proj(\mathbf{X}, \mathbf{p}_W^j) \quad (6)$$

定义单位球面中心  $O$  为折返系统的坐标中心, 给定旋转矩阵  $R(\beta)$  和  $R(\theta)$ , 式 (6) 首先利用机器人位姿  $\mathbf{X} = [x, y, \theta]^T$  将  $\mathbf{p}_W^j$  变换至机器人坐标系下的  $\mathbf{p}_R^j$ , 然后再变换至摄像机坐标系下的  $\mathbf{p}_O^j = [x_O^j, y_O^j, z_O^j]^T$ .

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_R^j &= R(\theta)T(x, y, \mathbf{p}_W^j) \\ \mathbf{p}_O^j &= R(\beta)T(x_0, y_0, z_0, \mathbf{p}_R^j) \end{aligned} \quad (7)$$

设新的投影中心  $O_c = [x_0, y_0, z_0 - \zeta]^T$  及图像中心  $O_I = [u_0, v_0]^T$ . 单位化点  $\mathbf{p}_O^j$  得到  $\tilde{\mathbf{p}}^j = \mathbf{p}_O^j / \|\mathbf{p}_O^j\|$ , 即端点  $\mathbf{p}_W^e$  和  $\mathbf{p}_W^s$  经过坐标中心与单位球面分别交于  $\mathbf{p}^e$  和  $\mathbf{p}^s$ . 定义投影中心  $O_c$  下的变换式 (8) 使  $\mathbf{p}^s, \mathbf{p}^e$  和  $\tilde{\mathbf{p}}^j$  分别交于平面  $\Pi_\infty$  的  $\tilde{\mathbf{p}}^s, \tilde{\mathbf{p}}^e$  和  $\tilde{\mathbf{p}}^j$

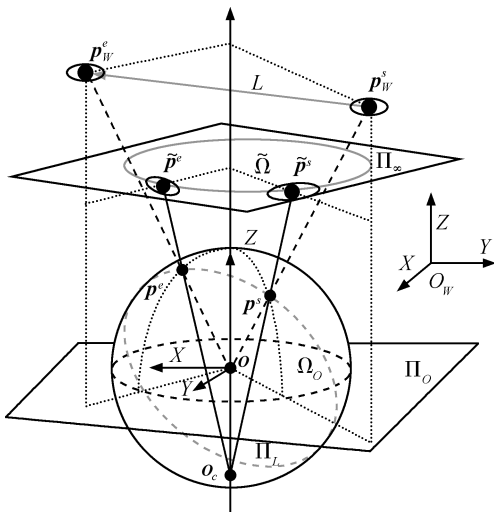


图 4 全向摄像机模型

Fig. 4 Omnidirectional camera model

$$\mathbf{p}^j = \begin{bmatrix} \tilde{u}^j \\ \tilde{v}^j \end{bmatrix} = \begin{cases} \frac{x_O^j}{(z_O^j + \zeta \sqrt{(x_O^j)^2 + (y_O^j)^2 + (z_O^j)^2})} \\ \frac{y_O^j}{(z_O^j + \zeta \sqrt{(x_O^j)^2 + (y_O^j)^2 + (z_O^j)^2})} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $\zeta$  为标定所得的常数, 给定摄像机的内部参数矩阵  $H_C$ , 则  $\mathbf{p}_W^j$  对应的投影像素点为

$$\mathbf{p}_I^j = H_C \cdot \tilde{\mathbf{p}}^j \quad (9)$$

### 2.2 观测系统的不确定性传播

设  $\mathbf{p}_W^j \in \mathcal{L}$  为服从正态分布  $\mathcal{N}(\tilde{\mathbf{p}}_W^j, C_j)$  的随机变量, 其对应的像素  $\mathbf{p}_I^j \sim \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{p}}_I^j, \Upsilon_j)$ . 根据几何概率<sup>[19]</sup>, 由式 (6) 传播  $\mathbf{p}_W^j$  所对应的  $\mathbf{p}_I^j$  及协方差矩阵  $\Upsilon_j$

$$\Upsilon_j = H_j P H_j^T + \Gamma_j C_j \Gamma_j^T \quad (10)$$

其中,  $H_j$  和  $\Gamma_j$  分别为式 (6) 关于  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{p}_W^j$  的雅可比矩阵,  $P$  为机器人状态协方差. 图 4 中  $\mathbf{p}_W^s$  及  $\mathbf{p}_W^e$  的误差椭圆  $C_j$  能够在  $\Pi_\infty$  上的  $\tilde{\mathbf{p}}^s$  和  $\tilde{\mathbf{p}}^e$  形成相应的误差椭圆, 并进一步传播至图像平面生成对应的协方差矩阵  $\Upsilon$ . 图 5(a) (见下页) 为地图中随机点的投影情况, 图 5(b) 给出了某一位姿下投影点的不确定性.

### 2.3 向量预测模型

设直线段  $\mathcal{L}_i$  的方向为  $\mathbf{v}_W^i$ , 机器人当前方向角为  $\theta$ , 则向量  $\mathbf{v}_W^i$  关于坐标中心  $O$  的向量  $\mathbf{v}_O^i$  满足

$$\mathbf{v}_O^i = R(\beta)R(\theta)\mathbf{v}_W^i \quad (11)$$

直线  $\mathcal{L}_i$  与坐标中心  $O$  组成平面  $\Pi_{\mathcal{L}}$ , 其中心坐标系下的法线  $\mathbf{n} = [n_x, n_y, n_z]^T$

$$\mathbf{n} = \overrightarrow{\mathbf{p}_W^e O} \times \mathbf{v}_O^i \quad (12)$$

其中,  $\overrightarrow{\mathbf{p}_W^e O}$  表示连接  $\mathcal{L}$  端点和  $O$  的单位向量, 并且  $\mathbf{n} \cdot \mathbf{v}_W^i = 0$ .

平面  $\Pi_{\mathcal{L}}$  与球面的交线为圆  $\Omega_O$ , 其经摄影中心  $O_c$  的投影变换 (8) 后, 在水平面  $\Pi_\infty$  形成二次曲线  $\tilde{\Omega}$ , 且满足  $(\tilde{\mathbf{p}}^j)^T \tilde{\Omega} \tilde{\mathbf{p}}^j = 0$ .

方阵  $\tilde{\Omega}$  为

$$\tilde{\Omega} = \begin{bmatrix} n_x^2(1 - \zeta^2) - n_z^2\zeta^2 & n_x n_y(1 - \zeta^2) & n_x n_z \\ n_x n_y(1 - \zeta^2) & n_x^2(1 - \zeta^2) - n_z^2\zeta^2 & n_y n_z \\ n_x n_z & n_y n_z & n_z^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

直射变换  $H_C$  将该曲线  $\tilde{\Omega}$  变换至“直线图像”  $\hat{\Omega} = H_C^{-T} \tilde{\Omega} H_C^{-1}$ , 且“直线图像”的像素坐标满足

$$(\mathbf{p}_I^j)^T \hat{\Omega} \mathbf{p}_I^j = 0 \quad (14)$$

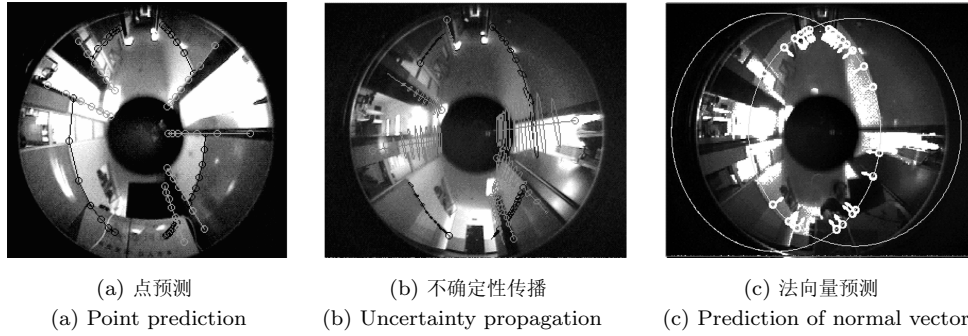


图 5 场景预测

Fig.5 Scene prediction

二次曲线在投影像素点  $p_I^j$  处对应的法向量  $n_p$  为

$$\frac{\partial((p_I^j)^T \hat{\Omega} p_I^j)}{\partial p_I^j} = 2\hat{\Omega} p_I^j \quad (15)$$

如图 5(c) 所示, 走廊的两条水平过渡线对应的直线模型, 在机器人位姿作用下, 投影至图像上的直线图像, 曲线上的圆圈为直线上某点的投影像素, 箭头为该点法向量投影在图像上的方向。

### 2.4 特征提取

图 6 所示为边缘特征的识别过程, 首先利用式 (14) 计算地图基元对应的投影曲线  $l_i$ , 用式 (15) 计算该曲线上  $p_I^j$  的法方向  $n_p^j$  并作为初始搜索方向. 从  $l_i$  上的  $p_I^j$  出发, 沿  $\pm n_p^j$  计算所经像素的梯度幅值以及梯度方向. 如果投影曲线为门框对应的地图基元, 则会退化为经过图像中心  $O_I$  的直线  $l_i$ , 这需要定义  $O_I$  为圆心且经过  $p_I^j$  的圆, 将过  $p_I^j$  的圆切线方向作为  $n_p^j$ . 取搜索路径上梯度幅值最大且梯度方向与方向  $n_p^j$  近似相同的像素  $p$  作为  $p_I^j$  对应的边缘点. 注意到如果探测到目标物体其他边缘的像素时, 由于其梯度方向与  $n_p^j$  基本相反, 该像素点将被舍弃.

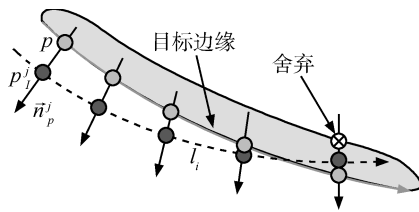


图 6 边缘提取

Fig.6 Edge detection

## 3 基于传感器融合的视觉自定位

如图 7 所示, 采用第 1.2 节中分层混合地图的检索方法, 机器人利用全向视觉感知环境中的相关信息, 获得工作区域  $C_3$  及邻域  $C_4$  内可视的水平线

段及垂直门线. 机器人的自定位, 首先用里程计推算其初始位姿状态, 然后根据全向传感器的成像模型预测该状态下可视场景信息的成像情况, 在随机生成一系列预测点及相应不确定性后, 按第 2.4 节的方法提取边缘特征. 我们用局部状态估计器逐一融合先验位姿及全景图像的观测集, 从而完成观测意义上的数据融合, 最后将这些由局部环境信息产生的估计状态按反馈分层估计方法在融合中心进行融合.

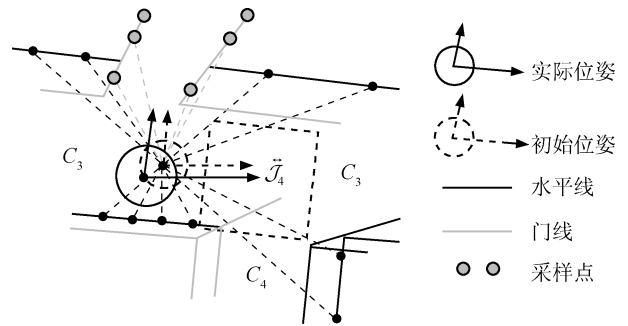


图 7 基于全向视觉的机器人自定位

Fig.7 Self-localization using omnidirectional vision

### 3.1 自定位系统逻辑设计

我们用 VC++ .net 及 OpenGL 开发可视化交互式自定位系统. 通过读取预先绘制的三维室内 CAD 结构信息, 系统在监控界面下立体地显示室内环境结构, 并能够交互地描述机器人对工作环境的场景预测状况. 如图 8 (见下页) 所示, 为了有效利用机器人的系统资源, 我们以分层方式架构自定位系统逻辑, 并把自定位系统依次分为感知层、图像信息处理层以及信息融合层.

1) 感知层: 作为底层任务, 感知层的传感器管理机构负责检测各传感器状态、分配数据缓冲区及信息时标. 管理机构结合里程计的相关数据, 为信息处理层提供封装的图像信息报和系统状态及协方差预估.

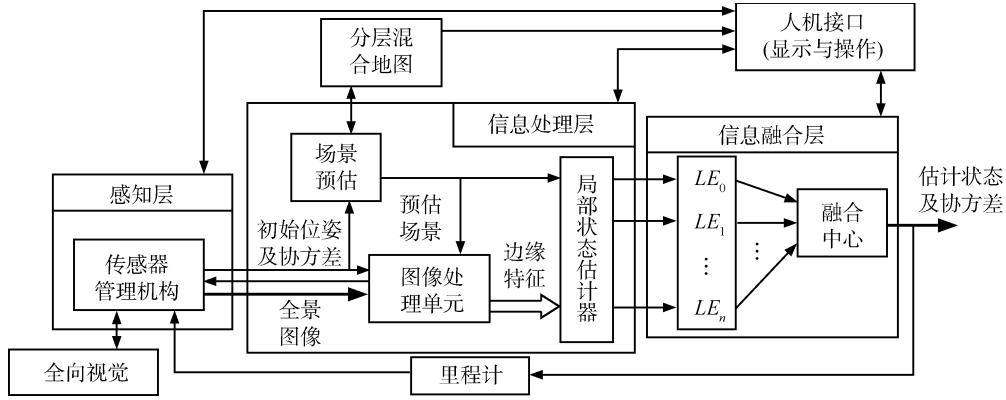


图8 自定位系统逻辑框架

Fig. 8 Logic framework of self-localization system

2) 信息处理层: 设计了场景预估和图像信息处理单元. 场景预估单元结合三维 CAD 室内地图, 利用初始位姿和协方差产生可视基元序列, 然后信息处理单元用这些三维特征提取相应的图像特征. 进一步, 用信息滤波器产生局部位姿估计序列  $LE_i = \{\hat{\mathbf{X}}_{i,k|k}, \hat{P}_{i,k|k}\}$ ,  $i = 1, \dots, n$ , 将这些局部状态及系统初始状态  $LE_0 = \{\mathbf{X}_{k|k-1}, P_{k|k-1}\}$  报送至融合中心.

3) 数据融合层: 该逻辑层次采用带反馈的分层估计方法更新系统的后验状态及其状态协方差. 融合中心接收局部估计序列及系统初始状态, 从而降低了系统内部通讯量. 由于机器人最终状态建立在一定数量的局部状态估计基础上, 当提取的局部特征不稳定、存在障碍物干扰或者当估计器门限 (Validation gate) 无法约束误匹配时, 这些情况引起的“干扰”估计仅占总体估计的一部分, 因此能保证定位的稳定性.

### 3.2 系统动力学模型

设从  $k-1$  时刻的位姿  $\mathbf{X}_{k-1} = [x_{k-1}, y_{k-1}, \theta_{k-1}]^T$  到  $k$  时刻的位姿  $\mathbf{X}_k$ , 机器人移动的距离为  $\Delta D_k$ , 角度变化为  $\Delta \theta_k$ . 用圆弧模型逼近机器人实际运动轨迹<sup>[20]</sup>, 则里程计位姿预估模型表述为

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{u}_k = [\Delta D_k, \Delta \theta_k]^T$  为控制输入,  $\boldsymbol{\omega}_k$  为过程白噪声, 则状态预估协方差为

$$P_{k|k-1} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_k} P_{k-1} \left( \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}_k} \right)^T + Q_k^T \quad (17)$$

假定  $k$  时刻视觉传感器探测到观测序列  $\mathbf{z}_j$ ,  $j = 1, \dots, l$ , 这些像素序列对应于给定的观测方程

$$\hat{\mathbf{z}}_i = h(\mathbf{X}_{k|k-1}, \mathcal{L}_i) + \boldsymbol{\nu}_{i,k} \quad (18)$$

其中,  $\hat{\mathbf{z}}_i$  表示地图基元  $\mathcal{L}_i$  在状态  $\mathbf{X}_{k|k-1}$  下, 通过非线性方程  $h$  (等同于式 (6)) 所产生的场景预测情况, 设测量噪声协方差为  $R_{i,k}$ .

将满足  $(\mathbf{z}_j - \hat{\mathbf{z}}_i)^T \Upsilon_i^{-1} (\mathbf{z}_j - \hat{\mathbf{z}}_i) < \xi$  的预测和观测序列  $\{\hat{\mathbf{z}}_i, \mathbf{z}_j\}$ ,  $i = 1, \dots, m_k, j = 1, \dots, l$ , 重组生成“预测-观测”匹配序列  $\{\hat{\mathbf{z}}, \mathbf{z}\}_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $\xi$  为阈值常数. 由扩展信息滤波器<sup>[21]</sup> 估计  $\{\hat{\mathbf{z}}, \mathbf{z}\}_i$  对机器人位姿状态的影响

$$\hat{\mathbf{X}}_{i,k|k} = \mathbf{X}_{k|k-1} + \hat{P}_{i,k} H_{i,k|k-1}^T R_{i,k}^{-1} (\mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}_i) \quad (19)$$

$$\hat{P}_{i,k|k} = (P_{k|k-1}^{-1} + H_{i,k|k-1}^T R_{i,k}^{-1} H_{i,k|k-1})^{-1} \quad (20)$$

其中,  $H_{i,k|k-1}$  代表观测方程  $h(\mathbf{X}_{k|k-1}, \mathcal{L}_i)$  关于  $\mathbf{X}_{k|k-1}$  的雅可比矩阵.

### 3.3 多观测系统的状态估计融合

在上述离散动态系统的状态估计问题中, 一种设计方法为观测融合 (Measurement fusion)<sup>[22]</sup>, 这需要在信息融合层设计一个独立的融合中心, 以集中融合所有同步数据  $\{\hat{\mathbf{z}}, \mathbf{z}\}_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ , 然后利用增广观测矩阵  $H_{k|k-1} = [H_{1,k|k-1}^T, \dots, H_{n,k|k-1}^T]^T$  得到系统的总体观测方程

$$\mathbf{Z}_k = H_{k|k-1} \mathbf{X}_{k|k-1} + \mathbf{V}_k \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{Z}_k = [\mathbf{z}_1^T, \dots, \mathbf{z}_n^T]^T$ ,  $\mathbf{V}_k = [\boldsymbol{\nu}_{1,k}^T, \dots, \boldsymbol{\nu}_{n,k}^T]^T$ , 总体观测噪声的协方差矩阵设为对角阵  $R_k = \text{diag}\{R_{1,k}, \dots, R_{n,k}\}$ .

根据信息滤波器得到系统的位姿估计结果为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \mathbf{X}_{k|k-1} + \hat{P}_{k|k} H_{k|k-1}^T R_k^{-1} (\mathbf{Z}_k - H_{k|k-1} \mathbf{X}_{k|k-1}) \quad (22)$$

$$\hat{P}_{k|k} = (P_{k|k-1}^{-1} + H_{k|k-1}^T R_k^{-1} H_{k|k-1})^{-1} \quad (23)$$

该信息融合策略的问题在于当观测数据较多时, 信息处理层和信息融合层间的通讯带宽会受到影

响(系统需要保存和传递  $\{\{\hat{\mathbf{z}}, \mathbf{z}\}_i, H_{i,k|k-1}, R_{i,k}, i = 1, \dots, n; \mathbf{X}_{k|k-1}, P_{k|k-1}\}$ ). 本文采用执行效率较高的带反馈的分层状态估计方法, 即融合中心通过融合式 (24) 和 (25) 给出的局部状态序列  $\{\{\hat{\mathbf{X}}_{1,k|k}, \hat{P}_{1,k|k}\}, \dots, \{\hat{\mathbf{X}}_{n,k|k}, \hat{P}_{n,k|k}\}\}$  得出系统的最终状态估计, 融合算法为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = (1-n)\hat{P}_{k|k}P_{k|k-1}^{-1}\mathbf{X}_{k|k-1} + \hat{P}_{k|k} \sum_{i=1}^n \hat{P}_{i,k|k}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_{i,k|k} \quad (24)$$

$$\hat{P}_{k|k} = \left[ (1-n)P_{k|k-1}^{-1} + \sum_{i=1}^n \hat{P}_{i,k|k}^{-1} \right]^{-1} \quad (25)$$

其中,  $\hat{\mathbf{X}}_{i,k|k}$  和  $\hat{P}_{i,k|k}$  分别由式 (19) 和 (20) 给定.

机器人融合环境观测特征产生的局部状态 (Local estimate) 估计会分布在初始状态 (Prior estimate) 附近的 状态空间内 (如图 9 所示). 融合算法计算得到的系统后验协方差 (Global covariance) 会小于初始协方差椭球 (Prior covariance), 表明观测数据在提高机器人系统的置信度上发挥了作用.

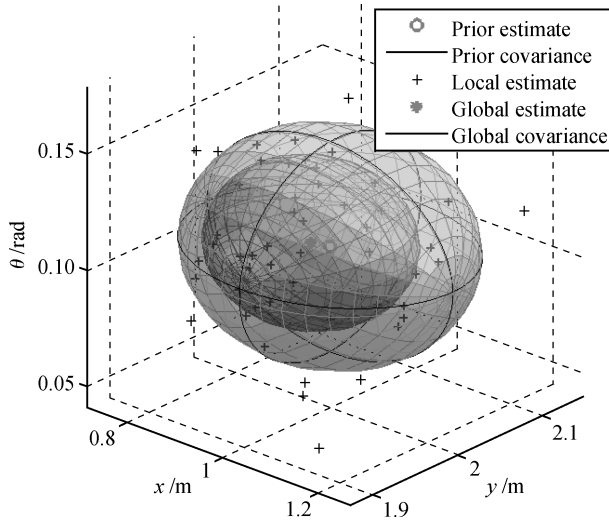


图 9 融合中心的局部估计融合

Fig. 9 Estimate fusion in fusion center

## 4 实验

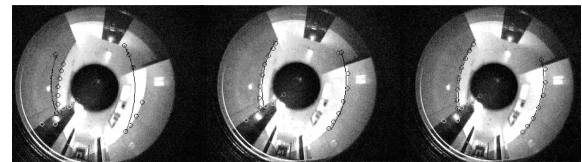
结合 Pioneer 3 平台和走廊环境, 对视觉自定位系统进行实验测试. 设机器人的有效视野半径为 2m, 图像大小为  $320 \times 240$ . 我们将实验分析定位系统的收敛情况、精度以及在机器人运行时的在线估计性能.

### 4.1 定位收敛性和精度分析

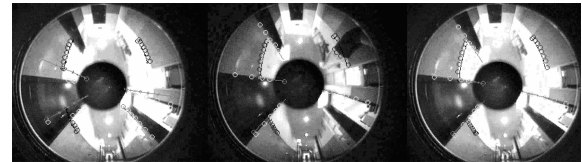
首先分析机器人在给定场景中保持位姿固定, 不同初始状态和观测特征数量下的定位精度和收敛

性能. 图 10 (a) 为机器人在场景 1 中拍摄的背景图像. 设有效参考特征仅有两条水平线和一条门边缘, 其中两条水平线能够约束机器人  $y$  和  $\theta$  状态分量, 而  $x$  分量则主要依靠竖直门边缘以及水平线的共同作用才能够约束.

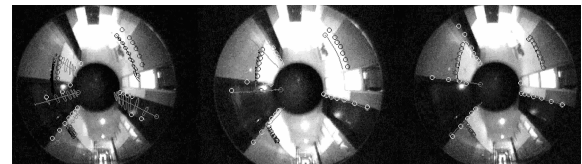
图 11 (a)~(c) (见下页) 为图 10 (a) 场景时系统状态分量的估计效果. 机器人初始位姿与真实位姿有一定偏差, 此时的定位收敛速度较慢, 两条水平线的作用使得  $y$  状态分量首先达到平稳状态, 而对  $x$  和  $\theta$  分量的调整则需要一段迭代时间. 主要原因在于约束  $x$  分量的参考特征较少, 使得系统在调节  $y$  分量至稳态之前对  $x$  分量的调整作用较弱.



(a) 场景 1  
(a) Scene 1



(b) 场景 2  
(b) Scene 2



(c) 场景 3  
(c) Scene 3

图 10 不同状况下定位系统的预测及相应观测情况  
Fig. 10 Scene predictions and observations at different scenes

考虑将机器人置于环境中的另一位置 (图 10 (b)), 同样令机器人初始位姿与真实值存在一定偏差. 注意到机器人初始预测的门边缘数目增加至 4 条, 而其中两条预测边缘和其对应的观测量较为接近. 机器人姿态的各个分量的估计情况由图 11 (d)~(e) 给出. 较上一场景, 机器人各状态分量的修正加快 (虽然该过程存在噪声干扰或人对环境特征的部分遮挡).

保持机器人的姿态同场景图 10 (b), 但机器人初始位姿不同于图 11 (d)~(e) 中的相应初始位姿值. 如图 10 (c) 中图像所示, 初始预测门线和水平线的观测情况并不理想. 图 11 (f)~(g) 对应于该实验的

位姿估计曲线, 此时尽管位姿偏差较大, 但信息增益矩阵的修正效果明显, 系统能较快恢复到平稳状态.

静态下定位系统的收敛情况受控于噪声, 初始位姿, 观测特征的属性、数量以及与预测特征的匹配程度. 机器人处于其认为“稳态”时的位姿修正往往比较缓慢, 因为这种局部“稳态”是由某些信息特征对机器人几何约束的相互制约造成的. 定位精度的分析显示, 当融合中心趋于平稳时, 校正后的机器人位姿精度很高, 状态估计值十分接近于真实值.

### 4.2 在线自定位实验

验证自定位系统在机器人运动时的估计性能. 实验取自机器人在走廊实际运动中一段. 机器人实际初始位姿为  $(-6.21, -3.84, -0.23)$ , 给定初始位姿为  $(-6.333, -3.889, -0.087)$ , 定位系统的初

始估计位姿为  $(-6.19, -3.89, -0.27)$ . 令机器人向目标状态运动, 该过程持续 89 s, 最终目标状态为  $(7.890, -4.08, 0.035)$ , 此间系统状态估计 253 次, 系统最终估计为  $(7.862, -4.030, 0.05)$ . 图 12 (见下页) 为自定位系统估计和相应里程计估计的轨迹比较, 在没有外部观测辅助的航迹推算无法令机器人达到指定位置.

图 13 (见下页) 中的 10 幅背景图像依次对应图 12 中序号 1~10 位置附近机器人所拍摄的图像. 自定位系统绘制地图元素的投影曲线和相应的边缘探测点. 图 13 左上为最初状态下机器人的预估及观测场景, 此时状态协方差传播到图像上并形成较大的误差椭圆. 注意到整个运动过程中还存在灯光明暗、门的开闭等不确定因素的影响, 观测特征的数量和质

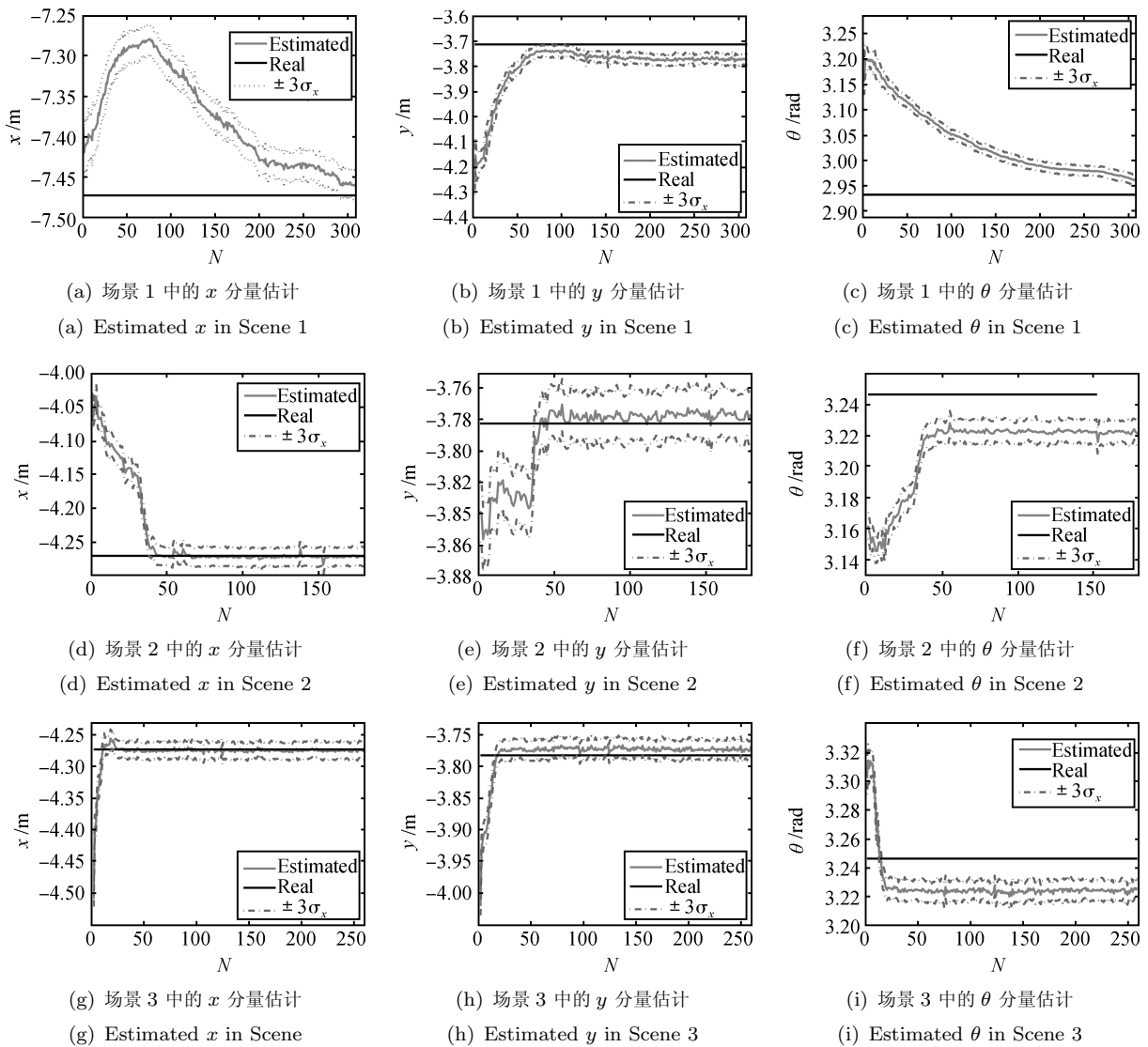


图 11 相应场景下系统融合中心的状态估计

Fig. 11 Estimated states in system fusion center at corresponding scenes



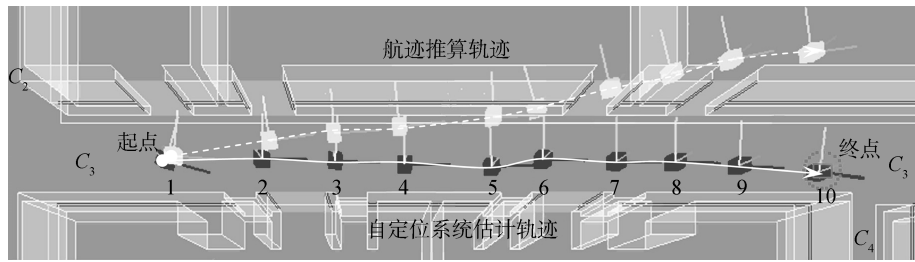


图 12 机器人里程计与定位系统的估计轨迹比较

Fig. 12 Comparisons of estimated trajectory, odometry vs. our approach

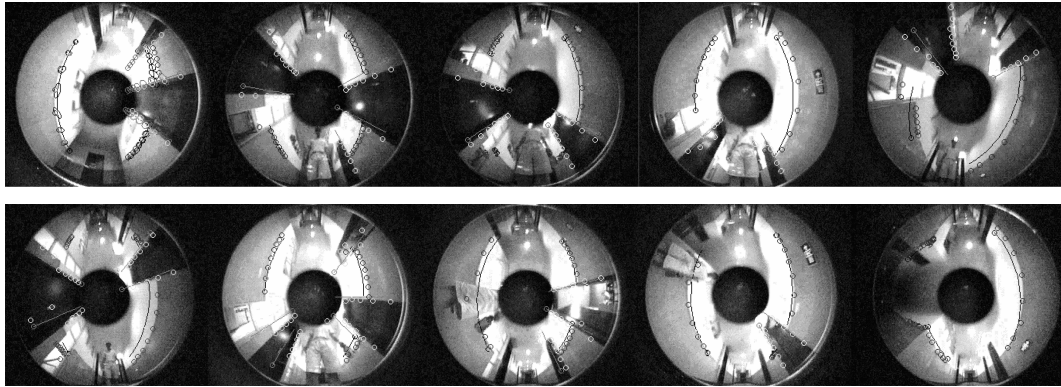


图 13 机器人在线自定位状态下的走廊环境, 场景估计和特征提取

Fig. 13 On-the-fly self-localization: working environment, scene prediction, and feature extraction

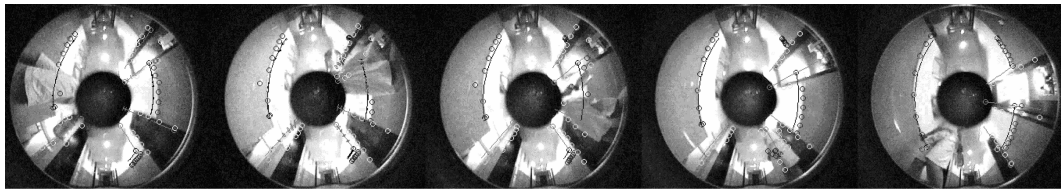


图 14 随机遮挡情况下的机器人自定位

Fig. 14 Self-localization with random partial occlusions

量也因机器人状态和即时环境的特点相应变化. 当机器人运行至图 12 中序号 5 位置附近时, 由于路径规划需要, 机器人控制输入陆续给出两个方向相反的转角, 这致使机器人对图 12 中序号 5 位置以后的运动估计不足, 从而使得图 12 中序号 5~7 位置附近定位系统输出的预测特征和实际观测存在偏差.

考虑在这种情况下, 在图 12 中序号 7, 8 位置之间进一步引入人对定位系统的干扰. 图 14 为此期间 (即图 12 标号为 7 和 8 的位置之间) 所拍摄的一部分图像. 此时, 人围绕着机器人运动了一周. 可以看出对环境中部分参考信息遮挡严重, 甚至引起误匹配情况发生. 但由于此时参考信息相对较为丰富 (5 条门边缘和水平线), 人所产生的“干扰”估计仅占全部估计的一部分, 所以系统在以后给出的机器人估计较为理想. 这也进一步说明本文方法能够克

服一定程度的干扰信息, 从而验证了本文方法的可靠性和实用性.

## 5 结论

移动机器人的自定位是一项系统性的研究课题, 因此需要综合考虑传感器模型、环境表述、信息处理方法以及自定位算法的设计和和实施. 本文研究了基于全向视觉的移动机器人自定位, 采用了几何-拓扑混合三维地图来表述大规模室内走廊环境, 局部度量性地图的组织运用了空间层次结构, 即由粗到细、逐级描述不同层次的室内环境特征; 同时精确定义了可识别的局部典型性环境特征、全局拓扑结构并提出相应的地图元素检索策略. 在此基础上, 视觉传感器模型和先验的可视场景信息得以充分利用, 采用的预估搜索边缘像素方法既能提高特征提取速

度, 又能克服光线变化产生的干扰. 定位算法设计采用分层估计的方法在融合中心融合多观测特征相应的位姿估计完成机器人的状态更新. 进一步, 本文采用分层逻辑架构设计并实现了移动机器人三维可视化交互式自定位系统. 实验在真实的环境中进行, 验证了定位系统的收敛性和定位精度, 在机器人的运动自定位中考虑了引入动态障碍物的干扰, 实验总体表明本文方法的可靠性和实用性.

## References

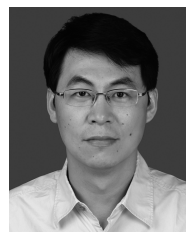
- Desouza G N, Kak A C. Vision for mobile robot navigation: a survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(2): 237–267
- Iocchi L, Nardi D. Hough localization for mobile robots in polygonal environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, **40**(1): 43–58
- Jogan M, Leonardis A. Robust localization using an omnidirectional appearance-based subspace model of environment. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, **45**(1): 51–72
- Arnaud C, Laurent D, Eric B, Cyril D. Selflocalization: a new uncertainty propagation architecture. *Robotics and Autonomous Systems*, 2005, **51**(2-3): 151–166
- Adorni G, Cagnoni S, Enderle S, Kraetzschmar G K, Mordonini M, Michael P. Vision-based localization for mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001, **36**(2-3): 103–119
- Bar-Shalom Y, Li X R. *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. New York: Yaakov Bar-Shalom, 1995. 310–332
- Reid D. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(6): 843–854
- Cox I J, Hingorani S L. An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(2): 138–150
- Emanuele M, Mauro Z, Enrico P, Hiroshi I. Image-based Monte Carlo localization with omnidirectional images. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, **48**(1): 17–30
- Linaker F, Ishikawa M. Real-time appearance-based Monte Carlo localization. *Robotics and Autonomous Systems*, 2006, **54**(3): 205–220
- Andreasson H, Treptow A, Duckett T. Self-localization in non-stationary environments using omnidirectional vision. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, **55**(7): 541–551
- Liggins M E II, Chong C Y, Kadar I, Alford M G, Vannicola V, Thomopoulos S. Distributed fusion architectures and algorithms for target tracking. *Proceedings of IEEE*, 1997, **85**(1): 95–107
- Tomatis N. Hybrid, Metric-Topological, Mobile Robot Navigation [Ph. D. dissertation], Politecnico de Lausanne, 2001
- Borges G A, Aldon M J. Robustified estimation algorithms for mobile robot localization based on geometrical environment maps. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, **45**(3-4): 131–159
- Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov localization for mobile robots in dynamic environments. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1999, **11**: 391–427
- Goncalo N, Hugo C, Pedro L. *Topological Navigation in Configuration Space Applied to Soccer Robots*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. 551–558
- Vasudevan S, Gähter S, Nguyena V, Siegwart R. Cognitive maps for mobile robots—an object based approach. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, **55**(5): 359–371
- Geyer C, Daniilidis K. Catadioptric projective geometry. *International Journal of Computer Vision*, 2001, **45**(3): 223–243
- Durrant-Whyte H F. Uncertain geometry in robotics. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1988, **4**(1): 23–31
- Diosi A, Kleeman L. Advanced sonar and laser range finder fusion for simultaneous localization and mapping. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Taipei, Taiwan: IEEE, 2004. 1854–1859
- Anderson B D O, Moore J B. *Optimal Filtering*. New Jersey: Prentice-Hall, 1979
- Chong C Y, Mori S, Chang K C. Distributed multitarget multisensor tracking. *Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications*. Norwood: Artech House, 1990. 247–295



**王珂** 大连理工大学信息与控制研究中心博士研究生. 主要研究方向为图像处理、机器视觉及移动机器人定位. 本文通信作者. E-mail: nikestone@gmail.com  
(**WANG Ke** Ph. D. candidate at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers image processing, machine vision, and robot localization. Corresponding author of this paper.)



**王伟** 大连理工大学信息与控制研究中心教授. 主要研究方向为预测控制、机器人学及智能控制.  
E-mail: wangwei@dlut.edu.cn  
(**WANG Wei** Professor at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers predictive control, robotics, and intelligent control.)



**庄严** 大连理工大学自动化系副教授. 主要研究方向为机器人定位、地图构建及导航. E-mail: zhuang@dlut.edu.cn  
(**ZHUANG Yan** Associate professor in the Department of Automation, Dalian University of Technology. His research interest covers mobile robot localization, map building, and navigation.)



**孙传昱** 大连理工大学信息与控制研究中心硕士研究生. 主要研究方向为图像处理及机器人自定位.  
E-mail: adonisyy@gmail.com  
(**SUN Chuan-Yu** Master student at the Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology. His research interest covers image processing and robot localization.)