

文章编号: 1002-0446(2005)01-0035-06

# 基于霍夫空间模型匹配的移动机器人全局定位方法\*

房芳, 马旭东, 戴先中

(东南大学自动控制系, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 提出了一种基于霍夫(Hough)空间模型匹配的全局定位方法. 该方法将经典 Hough 变换引入移动机器人全局定位, 利用摄像机获取外界环境的局部地图特征, 与给定环境模型(全局地图)在 Hough 空间进行匹配, 由 Hough 变换可分解性及环境模型相关性分别获取机器人可能的位姿信息, 并用一系列高斯值表示, 借助求取的位姿方差及其概率分布以及给定环境模型信息剔除不可能位姿, 从而最终实现移动机器人全局定位. 该方法尤其适用于室内结构化环境. 实验结果表明该方法具有良好的性能.

**关键词:** 移动机器人; Hough 变换; 全局定位; 匹配; 高斯值

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** B

## Mobile Robot Global Localization Based on Model Matching in Hough Space

FANG Fang, MA Xu-dong, DAI Xian-zhong

(Department of Automatic Control, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** This paper presents a global localization method based on model matching in Hough space. The classical Hough transform is introduced to solve this problem. To implement global localization with known environment models, a local map is firstly built via the vision system. Then the matching between known map of the environment and a local map is performed in the Hough space. By exploiting the decomposability of Hough transform and the environment model correlation, a set of possible poses represented by Gaussians is computed. By considering their covariance matrices and probability distribution as well as the information in the reference map, some inaccurate poses are discarded. The technique is especially suitable for structured environments. Experimental results validate the favorable performance of this approach.

**Keywords:** mobile robot; Hough transform; global localization; matching; Gaussian

### 1 引言 (Introduction)

自定位是移动机器人一项重要的基本功能, 近年来得到了广泛的重视, 研究者提出了多种有效的方法<sup>[1]</sup>, 主要分为两类: 全局定位和实时位置跟踪<sup>[4]</sup>. 实时位置跟踪要求机器人在任一时刻都能够预估其当前位姿信息, 该条件在许多情况下不能被满足(如与其它物体碰撞失去自身位姿信息; 定位完全失败; 绑架机器人到一个新位姿等). 而全局定位不依赖对机器人当前位姿的任何预估或假设, 常常通过特征扫描匹配加以解决. 文献[5]中 Markov 定位是该方法的典型应用, 该方法利用传感器测得的每一个数据点与参考地图原始特征点的匹配(即点与点的匹配)来更新机器人在环境中位姿的概率分布, 由于其不依赖于环境特征的提取, 因而适用于几乎

任何环境特征, 对动态环境也很有效, 文献[6]中 Monte Carlo 定位与 Markov 定位有所不同, 它只需要描述机器人所在的一小部分环境, 而 Markov 定位则需要描述整个环境, 因此 Monte Carlo 定位效率更高. 但总的来说, 它们的缺点都在于匹配过程的计算量很大, 往往需要很大程度上的优化才能实现移动机器人有效、实时的定位. 文献[7]利用传感器数据提取直线特征, 与参考直线匹配、比较来实现定位, 文献[8]提出了一种基于栅格地图的定位方法, 利用 Hough 变换分别从传感器获取的栅格地图与给定栅格地图中提取环境信息, 在笛卡尔空间将此二者信息进行比较从而实现定位. 上述两种方法均从地图模型中提取环境特征, 其特征匹配与比较过程在笛卡尔空间进行, 因此计算量较大, 很难满足定位过程

\* 基金项目: 国家 863 计划资助项目(2001 AA422260); 国家 973 计划资助项目(2002CB312200).

收稿日期: 2004-06-21

的实时性.

针对上述方法的不足,本文针对室内结构化环境下的移动机器人应用,提出了一种基于 Hough 空间模型匹配的全局定位方法,将经典的 Hough 变换<sup>[2]</sup>引入移动机器人全局定位,用 Hough 空间几何特征点代替原始点来表示环境模型,因而大大减少了计算量,提高了定位的效率.文中利用 Hough 变换的可分解性及环境模型相关性,分别针对机器人位置坐标与方向角不变的情况,计算出其相应的方向角及位置坐标变化量,并用一系列高斯值表示机器人位姿概率分布,最后借助求取的位姿方差及其概率分布以及给定环境模型中线段(或弧)的中心及长度信息剔除不可能位姿,从而最终实现移动机器人全局定位.该方法与其它全局定位方法的不同在于:1) 整个过程在 Hough 空间进行而不是笛卡尔空间,并利用了 Hough 变换一些独有的特性;2) 机器人位姿概率分布用高斯值集合表示,因而该定位方法计算效率高,能满足实时性要求,同时由于 Hough 变换具有很强的抗噪能力,故同样适用于动态环境.文中介绍了 Hough 变换的基本原理,详细论述了由 Hough 变换可分解性与环境模型相关性求取机器人可能位姿及剔除不可能位姿的过程及实现方法,并通过实验验证了该方法的有效性.

## 2 环境模型 (Environment model)

在基于环境模型(地图)的移动机器人定位中,全局环境模型事先保存在内存中作为匹配定位的依据,同时定位时的局部地图用来匹配全局模型实现定位.

### 2.1 全局环境模型(地图)

描述环境模型主要有几何地图和拓扑地图,几何地图中主要有基于栅格的地图和基于特征的地图.几何地图描述环境比较具体,拓扑地图较抽象,存储空间小,但需要准确识别拓扑节点.基于栅格的地图容易建立,但需要较多的存储空间.而基于特征描述的地图既具有几何地图的优点,又能体现出拓扑图的优势,通常优于占有栅格图,因而也为本文采用用于描述环境.用  $M = \{ m_i = (\rho, \theta_i, P_i, \lambda) \mid i = 1, \dots, m \}$  表示全局地图,其中  $m_i$  为环境模型中一系列直线段,其中心点为  $P_i$ ,  $\lambda$  为其长度,  $(\rho, \theta)$  则对应笛卡尔空间中包含该线段的直线.

### 2.2 局部地图

局部地图由机器人运动过程中摄像机获取的机器人坐标系下数据点组成.由于机器人上只安装一

部摄像机,整个定位过程是基于单眼的目标定位,需要从二维的图像信息中获取三维空间中的位置信息,必须加以适当的约束(机器人在平面运动,摄像头高度固定,保持视角与地面平行).要确定摄像机的图像坐标系与物理空间中的三维参考坐标系之间的精确对应关系需要对摄像机进行标定.标定需要大量的矩阵运算,不能保证定位的实时性.基于以上的考虑,采用摄像机针孔模型,如图 1 所示.需要将图像中目标特征点  $P'$  的像平面坐标  $(u, v)$  转换为其在机器人坐标系  $xoy$  下的坐标  $P(x, y)$ .

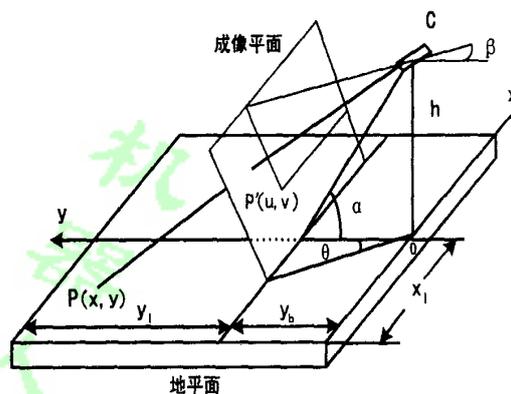


图 1 摄像机针孔模型

Fig. 1 Camera pin-hole model

图 1 中,  $C$  是摄像机,  $P$  是物体,  $P'$  是物体在图像中的特征点,  $h$  是摄像机到地面的距离,  $y_b$  是摄像机垂直视角投影在地面上的最近距离,  $y_l$  是摄像机垂直视角投影在地面上的最远距离,  $x_l$  是摄像机水平视角投影在地面上的最远距离,  $\alpha$ 、 $\beta$  是摄像机垂直视角射线与地平面  $y$  轴夹角,  $\theta$  是摄像机水平视角在地面上的投影与地平面  $y$  轴夹角.由摄像机针孔模型的几何关系可知,  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\theta$  由下式得到:

$$\begin{aligned} \alpha &= \arctan^{-1} \left| \frac{h}{y_b} \right| \\ \beta &= \arctan^{-1} \left| \frac{h}{y_b + y_l} \right| \\ \theta &= \arctan^{-1} \left| \frac{x_l}{y_b + y_l} \right| \end{aligned} \tag{1}$$

$h$ 、 $y_b + y_l$  和  $x_l$  可以测量,  $S_x$  和  $S_y$  分别是图像的行数和列数.由式(1)推出:

$$\begin{aligned} y &= h \tan \left( 90^\circ - \alpha \right) + \left| \frac{v}{S_y} \right| ( \alpha - \beta ) \\ x &= y \tan \left| \frac{u}{S_x} \times \theta \right| \end{aligned} \tag{2}$$

其中  $(u, v)$  是目标特征点  $P'$  的像平面坐标,  $(x, y)$  是目标  $P$  在机器人坐标系  $xoy$  下的坐标,由此得到表示

局部地图的机器人坐标系下数据点集  $S = \{(x_k, y_k) | k = 1, \dots, S\}$  .

### 3 基本原理 (Fundamental principle)

#### 3.1 Hough 变换

Hough 变换是一种线描述方法,它可以笛卡尔坐标空间的线变换为极坐标空间中的点,是检测直线或圆弧的有效方法<sup>[3]</sup>.图 2(a)是  $xy$  坐标系中的一条直线,  $\rho$  代表直线到原点的法线距离,  $\theta$  为该法线与  $x$  轴的夹角,可用如下参数方程来表示该直线:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3)$$

这一直线的 Hough 变换在极坐标域中便是如图 2(b) 所示的一个点  $a$ .而在笛卡尔空间的一个点则对应极坐标中的一条正弦曲线,若干共线点则对应极坐标中的若干条共点正弦曲线,如图 2 所示,  $xy$  坐标系中的共线点 1、2、3 分别对应  $\rho\theta$  坐标系中的正弦曲线 1、2、3.由此可见,Hough 变换使不同坐标系中的线和点建立了一种对应关系.

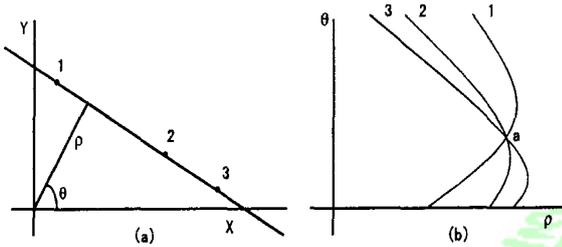


图 2 Hough 变换示意图

Fig. 2 Hough transform

#### 3.2 定位原理

针对所给出的全局地图与局部地图描述,解决定位问题就是要解决当前通过摄像机获取的局部地图与给定全局地图在 Hough 空间的正确匹配,即通过对两种环境模型相关性的分析确定移动机器人位姿信息.具体实现分四步进行:第一步是将局部地图中机器人坐标系下数据点进行 Hough 变换,得到其在 Hough 空间的离散表示  $HT^S(\theta, \rho)$ ;第二步利用 Hough 变换可分解性在机器人无平移量情况下通过计算模型相关函数求取机器人方向角变化量  $\theta_\lambda^*$ ,  $\lambda = 0, \dots, A$ ;第三步针对上述每一个方向角变化量  $\theta_\lambda^*$  分别计算出其相应平移量  $\rho_{\lambda, \mu}^*$ ,  $\lambda = 0, \dots, A, \mu = 0, \dots, \Gamma_\lambda$ ;第四步根据得到的机器人方向角变化量及平移量集合  $\{(\theta_\lambda^*, \rho_{\lambda, \mu}^*)\}$  确定可能位姿  $(x_j^R, y_j^R, \theta_j^R)$ 、协方差矩阵  $\Sigma_j^R$  及其概率分布  $P$ ,并根据求取的位姿方差、概率分布以及给定环境模型信息剔除不可能位

姿,从而实现机器人定位.整个过程方框示意图见图 3.

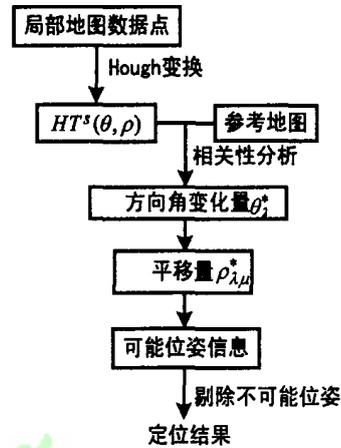


图 3 定位过程示意图

Fig. 3 Localization procedure

### 4 定位过程 (Localization procedure)

整个定位过程在完全不依赖对机器人当前位姿的任何预估或假设前提下以传感器获取的数据点集与全局地图在 Hough 空间匹配为基础,针对所给出的局部地图  $S = \{(x_k, y_k) | k = 1, \dots, S\}$  计算出全局地图中一系列机器人可能的位姿信息,并用高斯值集合  $L = \{l_j^R = (x_j^R, y_j^R, \theta_j^R), \Sigma_j^R\}$  表示,其中  $l_j^R$  为均值,  $\Sigma_j^R$  为协方差矩阵,则机器人位姿概率分布定义为

$$p(l | S) = \sum_{j=1}^N G_j(l; l_j^R, \Sigma_j^R) \text{ , 具体实现如下所示:}$$

第一步:将局部地图中机器人坐标系下数据点集  $S = \{(x_k, y_k) | k = 1, \dots, S\}$  分别进行 Hough 变换.定义如下函数:

$$h_i^S(\theta, \rho) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } \rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

$$HT_C^S(\theta, \rho) = \sum_{i=1}^m h_i^S(\theta, \rho) \quad (5)$$

$HT_C^S(\theta, \rho)$  为传感器数据  $S$  的 Hough 变换函数,将  $(\theta, \rho)$  空间离散化 ( $\Delta\theta$ 、 $\Delta\rho$  为离散精度),其离散形式  $HT^S(\theta, \rho)$  表示曲线落在  $[\theta, \theta + \Delta\theta] \times [\rho, \rho + \Delta\rho]$  小格里的点数.点数最大者对应笛卡尔空间中相应的直线段.

第二步:根据 Hough 变换可分解性计算其方向角变化量  $\theta_\lambda^*$ ,  $\lambda = 0, \dots, A$ ,若  $A = 0$  则匹配过程终止,集合  $L$  为空集.Hough 变换可分解性即在机器人方向角变化情况下其  $HT^S$  的  $\rho$  分量无变化,因此可先在  $\rho$  不变情况下求取  $\theta_\lambda^*$ .定义如下两个函数:

$$h(\theta) = \sum_{\rho} HT^S(\theta, \rho) \quad m(\theta) = \sum_{\rho} HT^M(\theta, \rho)$$

局部地图与给定全局地图可能的角度变化量  $\theta_{\lambda}^*$  可由  $h(\theta)$  和  $m(\theta)$  的相关性得到. 计算  $h(\theta)$  与  $m(\theta)$  的相关函数  $h(\theta) * m(\theta)$ , 其局部极大值即对应可能的  $\theta_{\lambda}^*$  (若无局部极大值, 则匹配过程失败, 表明当前获取的局部地图点集不能用于计算机器人角度变化量).

第三步: 针对每个  $\theta_{\lambda}^*$  值分别计算出其相应可能的平移量  $\rho_{\lambda\mu}^*$ ,  $\lambda = 0, \dots, A, \mu = 0, \dots, I_{\lambda}$ . 对全局地图中存在的方向角  $\theta_{\mu}^M$ , 若其满足  $m(\theta_{\mu}^M) > 0$ , 则定义如下函数:

$$h'_{\lambda\mu}(\rho) = HT^S(\theta_{\mu}^M + \theta_{\lambda}^*, \rho) \quad m'_{\mu}(\rho) = HT^M(\theta_{\mu}^M, \rho)$$

求取  $h'_{\lambda\mu}(\rho)$  与  $m'_{\mu}(\rho)$  的相关函数  $h'_{\lambda\mu}(\rho) m'_{\mu}(\rho)$ , 其局部极大值点即为机器人相对于全局地图的平移量  $\rho_{\lambda v}^*$ ,  $\lambda = 1, \dots, A, \mu = 1, \dots, M_{\lambda}, v = 1, \dots, N_{\lambda\mu}$ .

第四步: 由  $\{(\theta_{\lambda}^*, \rho_{\lambda v}^*) \mid \lambda = 1, \dots, A, \mu = 1, \dots, M_{\lambda}, v = 1, \dots, N_{\lambda\mu}\}$  集合计算出机器人可能的位姿信息  $(x_j^R, y_j^R, \theta_j^R)$  及其协方差矩阵  $\Sigma_j^R$ , 其中一些位姿可能由于方差过大而被舍弃. 根据  $M_{\lambda}$  取值不同分为以下3种情况:

(1)  $M_{\lambda} = 0$ : 在这种情况下机器人仅仅有方向角度变化量而无平移量, 因此得到位姿变化量  $dl = (0, 0, \theta_{\lambda}^*)$  及其协方差矩阵  $\Sigma_l = \text{diag}\{\infty, \infty, \sigma_{\theta}^2\}$ .

(2)  $M_{\lambda} = 1$ : 环境模型中全为平行直线,  $\rho_{\lambda v}^* = T_x \cos \theta_{\lambda}^M + T_y \sin \theta_{\lambda}^M$ ,  $T_x, T_y$  分别为  $x$  与  $y$  方向上的平移量,  $\theta_{\lambda}^M = \theta_{\lambda}^* + \theta_{\lambda}^*$ . 此时  $dl_{\lambda v} = (T_x, T_y, \theta_{\lambda}^*)$ , 有些情况下仅在一个方向上有平移, 例如  $\theta_{\lambda}^M = 0$  时, 则  $T_x = \rho_{\lambda v}^*$ ,  $dl_{\lambda v} = (T_x, 0, \theta_{\lambda}^*)$ ,  $\Sigma_{l\lambda v} = \text{diag}\{\sigma_x^2, \infty, \sigma_{\theta}^2\}$ .

(3)  $M_{\lambda} \geq 2$ : 匹配时至少存在两条不平行的直线, 此时机器人平移量  $\rho_{\lambda\mu_1 v_1}^*, \rho_{\lambda\mu_2 v_2}^*$  ( $\mu_1 \neq \mu_2$ ) 满足:

$$\begin{vmatrix} \cos \theta_{\mu_1}^M & \sin \theta_{\mu_1}^M \\ \cos \theta_{\mu_2}^M & \sin \theta_{\mu_2}^M \end{vmatrix} \begin{vmatrix} T_x \\ T_y \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \rho_{\lambda\mu_1 v_1}^* \\ \rho_{\lambda\mu_2 v_2}^* \end{vmatrix} \quad (6)$$

且  $dl_{\lambda} = (T_{x\lambda}^*, T_{y\lambda}^*, \theta_{\lambda}^*)$ , 协方差矩阵  $\Sigma_l = \text{diag}\{\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{\theta}^2\}$ .

一旦  $dl, \Sigma_l$  确定, 即可用一系列高斯值  $L = \{l_j^R = (x_j^R, y_j^R, \theta_j^R), \Sigma_j^R\}$  表示机器人可能的位姿信息, 其中均值  $l_j^R = l + dl$ ,  $l$  为机器人相对于全局地图的位姿, 协方差矩阵  $\Sigma_j^R = \Sigma_l$ . 由于用直线代替线段进行匹配, 获取的位姿中可能有错误, 根据求取的位姿方差及其概率分布以及给定全局地图模型中直线段信息(如直线段中心及其长度)舍弃不可能位姿(如方

差过大, 概率低于给定阈值或环境模型中直线段信息与传感器不断获取的数据不相符), 从而最终实现机器人定位.

### 5 实验验证 (Experiment validation)

以 Pioneer2-DX 型移动机器人为实验对象, 将所设计的算法编程, 并下载到机器人进行实验. Pioneer2-DX 型机器人前部配有 CCD 摄像头, 内部装有 PXC200 视频采集卡, 摄像头倾角  $\phi = 0^\circ$ , 距水平面高 317.5 mm, 采样周期  $T = 100$  ms. 摄像头实时采集图像获取局部地图数据点. 定位前, 首先加载全局环境模型数据, 整个实验是在普通实验室环境中进行. 实验中将机器人置于一墙角处且其当前位姿信息完全未知, 如图 4 所示.

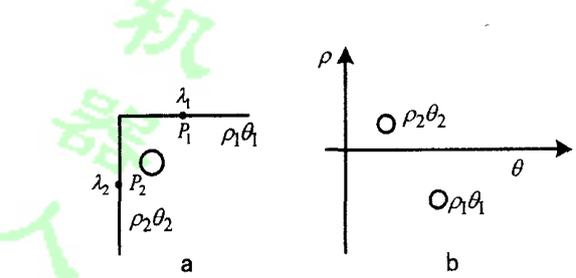


图 4 机器人被置于一墙角处  
Fig.4 Robot facing a corner

全局地图模型  $M = \{m_i = (\rho, \theta_i, P_i, \lambda) \mid i = 1, 2\}$ , 机器人根据传感器获取的数据点检测到两条直线, 在 Hough 空间分别用  $(\rho, \theta_1), (\rho, \theta_2)$  表示, 函数  $h(\theta), m(\theta)$  及其相关函数  $h(\theta) * m(\theta)$  如图 5 所示.

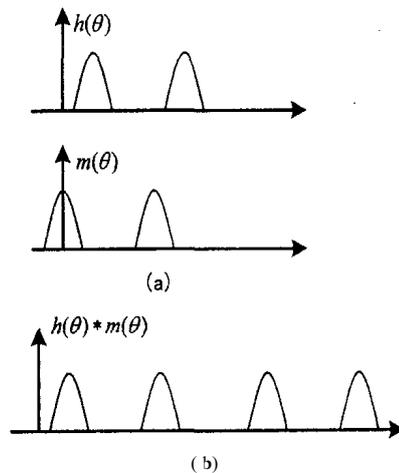


图 5 机器人方向角变化量  
Fig.5 Orientation variation for the robot

由图可见函数  $h(\theta) * m(\theta)$  共有 4 个局部极大

值点分别对应机器人当前 4 个可能的方向角变化量  $\theta_\lambda^*$ ,  $\lambda=1, 2, 3, 4$ , 由于是以直线而非线段来进行匹配, 因此不能唯一确定机器人方向角. 地图模型中包含两条直线且具有两个不同的方向角度, 即  $\mu=1, 2$ , 对每个  $\theta_\lambda^*$ ,  $\lambda=1, 2, 3, 4$  函数  $h'_{\lambda\mu}(\rho)$   $m'_\mu(\rho)$  仅有唯一的局部极大值点  $\rho_{\lambda\mu}^*$ , 由此得到机器人方向角变化量及平移量集合  $\{(\theta_\lambda^*, \rho_{\lambda\mu}^*) | \lambda=1, \dots, 4, \mu=1, 2, v=1\}$ . 最后根据  $M_1=2$  可计算出机器人可能的 4 个位姿  $\{(x_j^R, y_j^R, \theta_j^R) | j=1, 2, 3, 4\}$ , 如图 6 所示.

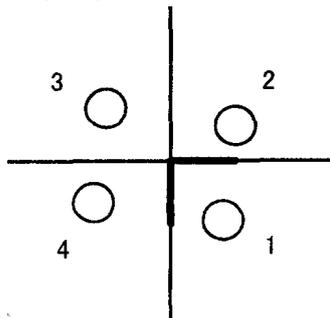


图 6 机器人可能位姿

Fig. 6 Possible poses of the robot

由全局地图模型  $M = \{m_i = (\rho, \theta_i, P_i, \lambda) | i=1, 2\}$  中有关直线段中心点  $P_i$  与长度信息  $\lambda$  以及传感器获取的数据点可以判断 2, 3, 4 均为不可能位姿, 最后确定机器人位姿为高斯值  $l = (\rho_{11}^*, \rho_{21}^*, \theta_1^*)$  的中心.

机器人被置于如图 7 所示环境模型的墙角处, 全局地图模型  $M = \{m_i = (\rho, \theta_i, P_i, \lambda) | i=1, \dots, 6\}$ , 其中包含六条直线且具有两个不同的方向角度, 即  $\mu=1, 2$ , 传感器检测到两条直线  $(\rho, \theta_1)$ ,  $(\rho, \theta_2)$ , 根据 Hough 变换可分解性通过计算模型相关函数分两步得到机器人方向角变化量及平移量  $\{(\theta_\lambda^*, \rho_{\lambda\mu}^*) | \lambda=1, \dots, 5, \mu=1, 2, v=1\}$ , 由于  $M_1=2$ , 最终获取 5 个可能位姿信息  $\{l_j^R = (x_j^R, y_j^R, \theta_j^R), \Sigma_j^R\}$  ( $j=1, \dots, 5$ ) (如图中所示) 及其概率分布  $p(l | S) = \sum_{j=1}^5 G_j(l; l_j^R, \Sigma_j^R)$ .

机器人继续行走, 根据传感器获取数据  $s_t$  与全局地图数据  $m_i$  匹配的结果不断更新表示位姿信息的高斯值  $\{l_j^R, \Sigma_j^R\}$  及其概率分布, 对位姿 2, 3, 4, 5, 当其概率分布低于给定阈值时即可将其剔除, 相应轨线 (如图中虚线所示) 也随之消失, 位姿 1 被唯一确定, 机器人按位姿 1 处指定轨线行走 (如图中黑线所示), 从而完成了机器人定位过程. 如表 1 所示, 在所进行的 50 次定位实验中, 成功次数为 45, 失败 5 次,

定位成功率为 90%, 由此可见该全局定位方法能实时、有效完成定位任务, 具有良好的性能.

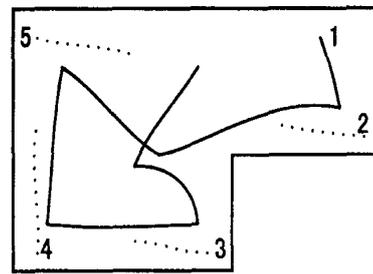


图 7 环境模型及可能位姿

Fig. 7 Environment model and possible poses

表 1 定位结果

Table 1 Localization results

实验次数	成功次数	成功率
50	45	90%

若给定全局地图  $M$  由  $M_\rho$  组直线段集合组成, 且每组共  $M_\rho$  条平行直线段, 局部地图经 Hough 变换后对应  $Z_\theta$  组直线段集合, 且每组共  $Z_\rho$  条平行直线段, 则计算机器人可能位姿信息的运算量与  $M_\rho^2 M_\theta (M_\rho - 1) (Z_\theta Z_\rho)^2$  成比例. 与其它类似以直线模型匹配为基础的全局定位方法 (如文献 [7]) 相比, 该方法用 Hough 变换提取直线, 由于 Hough 变换具有在提取直线的同时进行聚类的优点, 而其它方法则还要单独考虑聚类问题, 因此该方法定位效率更高. 实际定位过程中同时观察到的直线段条数  $Z$  一般很小, 因此可将全局地图  $M$  分解成部分参考地图模型  $M_i$ ,  $M$  由同时观察得到的直线段组成, 且满足  $\cup_{i=1}^n M_i = M$ , 在全局地图中直线段均匀分布情况下 (在一般办公室环境很典型),  $M_i$  个数与  $M$  成线性关系, 在  $M_i$  基础上进行定位可减少计算出的机器人可能位姿数, 进一步降低运算复杂度.

## 6 结论 (Conclusion)

本文提出了一种室内结构化环境下基于 Hough 空间模型匹配的全局定位方法. 摄像机获取外界环境的局部地图特征, 与给定环境模型在 Hough 空间进行匹配, 由 Hough 变换可分解性及环境模型相关性分别获得用一系列高斯值表示的机器人位姿, 并借助求取的位姿方差及其概率分布以及给定环境模型信息舍弃不可能位姿. 该方法计算效率高, 抗干扰能力强. 实验表明, 它具有较好的鲁棒性, 能够在完全不依赖对机器人当前位姿的任何预估或假设前提下实

现定位,且同时满足实时性要求,是一种较为有效的移动机器人全局定位方法.

### 参考文献 (References)

- [1] 陈延国,于澎,高振东,等. 自主移动机器人定位方法的研究现状[J]. 应用科技, 2002, 29(11): 41 - 43.
- [2] 郑南宁. 计算机视觉与模式识别[M]. 北京:国防工业出版社, 1998.
- [3] 夏良正. 数字图像处理[M]. 南京:东南大学出版社, 1999.
- [4] Jensfelt P, Kristensen S. Active global localization for a mobile robot using multiple hypothesis tracking[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(5): 748 - 759.
- [5] Fox D, Burgard W, Thrun S. Markov localization for mobile robots in dynamic environments[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11: 391 - 427.
- [6] Fox D, Burgard W, Dellaert F, et al. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots[A]. Proceedings of the 16th Nation-

al Conference on Artificial Intelligence ( AAAI99)[ C]. USA: 1999. 343 - 349.

- [7] Gutmann J S, Weigel T, Nebel B. Fast, accurate, and robust self-localization in the RoboCup environment[A]. RoboCup-99: Robot Soccer World Cup III[ C]. 1999. 304 - 317.
- [8] Schiele B, Crowley J. A comparison of position estimation techniques using occupancy grids[J]. Robotics and Autonomous Systems, 1994, 12(3 - 4): 163 - 172.

### 作者简介:

房芳(1980-),女,博士研究生. 研究领域:移动机器人视觉定位及导航.

马旭东(1962-),男,教授. 研究领域:网络化移动机器人,分布式控制系统,实时系统软件.

戴先中(1954-),男,博士生导师. 研究领域:神经网络,非线性控制,计算机控制,机器人控制,电力系统控制.

(上接第 34 页)

$(R_1, T_1)$  和  $(R_2, T_2)$  分别是由本文方法得到的相机与标定参照物之间的旋转和平移,可以得到:

$$R_{12} = R_1 R_2' \quad (23)$$

$$T_{12} = T_1 - T_2 \quad (24)$$

显然,只要  $(R_1, T_1)$  和  $(R_2, T_2)$  标定准确,计算出的  $(R_{12}, T_{12})$  就应该是准确的.

### 4 结论 (Conclusion)

本文提出了一种根据点对标定外部相机参数的几何标定方法.该方法可以在没有标定点的精确三维信息的情况下标定旋转矩阵,在已知一对标定点的相对三维位置的情况下标定平移.在整个标定过程中,不需要任何绝对信息.尽管该方法仅仅基于 4 个标定点,但能获得很好的标定结果.当检测得到的标定点图像坐标不太准确时,该方法给了良好的鲁棒性.

### 参考文献 (References)

- [1] Brown D C. Close-range camera calibration [J]. Photogrammetric Engineering, 1971, 37(8): 855 - 866.

[2] Faig W. Calibration of close-range photogrammetry systems: mathematical formulation [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1975, 41(12): 1479 - 1486.

[3] Luong Q T, Faugeras O. Self-calibration of a moving camera from point correspondences and fundamental matrices [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(3): 261 - 289.

[4] Agapito L, Hayman E, Reid I. Self-calibration of rotating and zooming cameras [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(2): 107 - 127.

[5] Wang F. A simple and analytical procedure for calibrating extrinsic camera parameters [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(1): 121 - 124.

[6] Bougnoux S. From projective to euclidean space under any practical situation, a criticism of self-calibration [A]. Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision [C]. 1998. 790 - 796.

### 作者简介:

钟志光(1974-),男,博士研究生. 研究领域:移动机器人,计算机视觉.

易建强(1963-),男,博士生导师. 研究领域:移动机器人,智能控制.

赵冬斌(1972-),男,硕士生导师. 研究领域:移动机器人,智能控制.