

## SLAM问题中的模糊几何地图与顶点自定位法

陈东岳, 张立明

(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

**摘要:** 在模糊几何地图的基础上提出了顶点定位法来解决机器人的室内 SLAM 中的实时自定位问题. 顶点定位法是从传感信息中抽取多边形顶点作为路标进行定位. 顶点定位法与传统的边匹配定位法比较有计算量小, 定位精度高等优点. 此外本文提出了基于空间距离的传感数据两次分类方法构建模糊几何地图, 提高了数字地图精确度. 实验结果表明其性能优于传统的方法.

**关键词:** 地图建模; 模糊几何地图; 顶点定位法; 同时定位和地图建模(SLAM)

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A

## Fuzzy geometric maps and vertex self-localization for SLAM problem

CHEN Dong-yue, ZHANG Li-ming

(Electronic Engineer Department, Fudan University, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** This paper proposes a vertex self-localization method based on fuzzy geometric maps to solve the real-time localization of in-door SLAM (simultaneously localization and map building) problem. The vertex self-localization is to extract the vertexes of polygons as the landmarks from the raw sensor information. Compared with the traditional edge match method, vertex self-localization has higher accuracy and less computational complexity. A novel twice-classification method is also proposed to improve the precision of digital maps. Finally, experimental results are given to show that our method is more efficient than the traditional edge match method.

**Key words:** map building; fuzzy geometric map; vertex localization; simultaneously localization and map building; SLAM

### 1 引言 (Introduction)

在诸多移动机器人应用中如管道勘测, 救援, 军事侦察, 太空探索等特殊任务, 通常没有任何先验的环境信息. 为了解决这类问题学者们提出了 SLAM 问题模型: 机器人从未知环境下的某个未知点出发, 一边建立地图模型, 一边根据地图进行自定位. 由于 SLAM 问题根据极少的传感信息同时完成地图建模与自定位, 因此有着重要的科研及实用意义. SLAM 的概念最早是由 R. Smith, M. Self 和 Cheeseman 提出的. 文献[1~3]给出了关于 SLAM 的一些基础理论的论述. 1997 年, J. Castellanos 和 J. Tardos 等人给出了 SLAM 问题的完整论述以及相关分析<sup>[4]</sup>. 近几年关于 SLAM 问题的研究有了巨大的进展<sup>[5~10]</sup>. 其中 Durrant-whyte 以及 S. Thrun, D. Fox 等人的工作尤为突出<sup>[5~7]</sup>. 前者的工作主要是采用信号估计与 Kalman 滤波相结合的

方法进行自定位, 对机器人和路标的绝对位置进行递归的估计. S. Thrun 和 D. Fox 以概率论为基础, 建立了一系列颇为有效的不确定性模型. 这些方法都具有较高的精度, 并且形成了完整的解决方案; 但缺点是计算量大, 模型复杂.

SLAM 问题按照工作环境的不同可以分为室外 SLAM 问题和室内 SLAM 问题. 目前大多数 SLAM 问题研究都是针对室外 SLAM 问题<sup>[5~10]</sup>. 室外 SLAM 问题中机器人雷达有效探测半径可达数百公尺. 因此障碍物可以简化点或圆的形式, 无须额外的路标抽取. 室内 SLAM 问题的难点在于雷达探测到的障碍物点不能直接作为路标, 必须通过对障碍物信息的分析从中提取路标的所在位置<sup>[11,12]</sup>. 1999 年 Jorge Gasós 和 Ailson Rosetti 首先提出了一套比较系统的室内 SLAM 问题的解决方案文献<sup>[13]</sup>. Jorge 和 Ailson 利用模糊梯形集作为地图的基本几

何单元,通过边匹配的方法进行自定位.该方法引入模糊集作为地图模型,大大降低了地图的存储量,同时有利于几何信息的抽取.但边匹配定位法中路标提取复杂,定位精度较低,计算量也比较大.本文在 Jorge 和 Ailson 的工作基础上作了改进,提出了顶点定位法取代边匹配定位法.顶点定位法在模糊几何地图中抽取多边形顶点作为路标,在提高地图精度的同时降低了计算量以及定位算法对导航算法的要求.其次本文使用了基于空间距离的两次分类方法取代[13]中使用的基于斜率的一次分类法,从而提高了数据分类的准确性与鲁棒性.为了计算方便,本文采用三角形模糊集作为基本几何单元,并给出了相应的地图匹配融合算法.

## 2 室内SLAM问题分析(Analysis of Indoor SLAM)

在室内SLAM问题中,由于环境中不存在合作路标,机器人自定位只能依靠地图模型或自定义路标的匹配来完成.因此室内SLAM问题中的地图建模与自定位是一对互相制约的矛盾.在给出具体的解决思路之前,本文先简单介绍常用的机器人模型.

### 2.1 机器人模型(Robot model)

设机器人从某个未知点出发,以出发点为原点,正东方向为 $x$ 轴正方向建立坐标系.此后机器人在该坐标系内进行自定位并建立地图模型.机器人及其工作环境实验模型如下:

**假设1** 机器人带有有效探测距离为 $r$ 的激光传感器,探测范围为 $360^\circ$ ,两个相邻扫描点到中心夹角为 $\alpha$ .

**假设2** 机器人能够原地旋转并向任意方向运动,每次位移距离相等,即机器人的单步步长记为 $\lambda$ .

**假设3** 机器人带有高精度罗盘和内部编码计程器,能准确读取机器人当前方向以及轮子转动情况.

下面给出的论述及模拟结果都是在以上假设成立的条件下列出的.

### 2.2 室内SLAM策略(Strategy for indoor SLAM)

解决室内SLAM问题通常分为4个模块:1)传感信息预处理;2)局部地图的建立;3)路标抽取与自定位;4)局部地图与全局地图的匹配与融合.

首先机器人按照2.1节里的方法建立全局坐标系,同时获取障碍物点的位置信息,将所有的障碍物点的信息进行分类融合,得到由若干个基本几何单元组成的局部地图,从局部地图中抽取出某些具有特殊几何特征的部分作为局部自定义路标.直接将第1次的局部地图及局部路标作为全局地图和全局

路标进行存储.机器人根据导航算法给出行进的方向以步长 $\lambda$ 运动到第2个观测点.利用航程推测法计算出第2个观测点的估计位置.机器人在该点获取新的传感信息,建立局部地图,并抽取第2次的局部路标.将局部路标与全局路标中进行匹配,重新调整局部地图的在全局地图中的位置,使得所有匹配路标的总匹配度最大.根据局部地图平移量对机器人的空间位置重新估计,获得新的定位信息.并将平移之后得到的局部地图与全局地图进行融合进而更新全局地图.以此类推,最终得到机器人探测范围内的全局地图模型.

## 3 模糊几何地图与边匹配自定位(Fuzzy geometric maps and edge match self-localization)

模糊几何地图与边匹配算法是由 Jorge 和 Ailson 在1999年提出的<sup>[13]</sup>.模糊几何地图是利用定义在二维平面上矩形范围内的模糊集作为基本几何单元来表示障碍物边界,模糊集合元素的隶属函数分布呈梯形.他们使用了行进间扫描的机器人,即在机器人从一个观测点运动到下一个观测点的过程中对周围的环境进行扫描,从而获得若干障碍物点的位置信息,并用基于斜率的共线性概念进行数据分类.设某条障碍物边界所在直线的斜率为 $a$ ,认为来自该障碍物边界的任意两个点所确定的直线的斜率 $b$ 应满足

$$\arctan b \in [\arctan a - \zeta, \arctan a + \zeta]. \quad (1)$$

式中 $\zeta$ 为一个小的角度,在利用式(1)对当前所有障碍物点进行分类后,将同一类的点拟合为一条线段,并以此线段为梯形模糊集的中轴,同时根据该类点的离散程度以及机器人的运动误差确定梯形模糊集的宽度,形成一个基本几何单元.将每个几何单元作为一个路标进行匹配,这里匹配是指局部地图的某个基本几何单元与全局地图中的几何单元来自同一条障碍物边界且存在交集.假设一条直线表示为 $(\rho, \theta)$ , $\rho$ 为原点到线段所在直线的距离, $\theta$ 为线段所在直线的方向,则基本几何单元同时决定了两个模糊集 $f_\rho, f_\theta$ ,且这两个模糊集的隶属函数服从梯形分布.文献[11]对局部几何单元确定模糊集 $f_\rho^2, f_\theta^2$ 分别与全局几何单元所确定的模糊集 $f_\rho^1, f_\theta^1$ 比较,若两对模糊集的相似性足够高则认为两个基本几何单元匹配.根据当前所有匹配的基本几何单元对建立一个以坐标平移量为自变量的总匹配度函数,将匹配度函数最大值对应的坐标平移量作为机器人定位的调整量对机器人进行重新定

位. 并同时调整局部地图内的所有基本几何单元. 将调整后局部地图与全局地图进行融合. 融合的基本算法是将两个匹配的几何单元以各自包含的障碍物点数量作为权系数进行加权平均. 其中包含一些模糊集和的加权平均计算详见文献[11].

#### 4 新模糊几何地图与顶点定位法(New fuzzy geometric map and vertex self-localization)

Jorge 和 Ailson 的方法在具体的实现过程中仍然存在一些问题. 一是基于斜率的传感数据分类方法在障碍物点比较密集且探测误差较大时效果较差; 二是边匹配定位法中的总匹配度函数复杂, 寻优计算量大, 精度低, 鲁棒性较差. 本文采用了基于空间距离的两次分类法, 提高了数据分类的鲁棒性; 同时提出了顶点定位法, 该方法与边匹配定位法相比有计算量小, 定位精度高等优点.

##### 4.1 传感数据分类(Classification of sensory data)

本文依然采用文献[11]中使用的模糊几何地图的架构. 数据分类的根本任务是将来源于同一条障碍物边界的点分为一类. 文献[13]中使用的基于斜率的分类方法存在很大的局限性, 若公式(1)中的 $\zeta$ 过大, 在两条边界的交接部分容易出现错判, 若 $\zeta$ 过小则同一条边界将会被分为若干类. 针对这一问题本文提出了基于空间距离的二次分类方法. 首先本文在文献[13]的基础上给出了新的“共线性点集”的概念. 已知无序点集  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}, n \geq 3$ , 这里  $P_i = (x_i, y_i)$  为探测到障碍物的位置坐标, 令  $L_i = \text{mix}(\{p_j\}, j = 1, 2, \dots, n, j \neq i)$ , 表示点集  $P$  中除去点  $p_i$  以外的所有点根据最小方差法拟合得到直线. 将点  $P_i$  到直线  $L_i$  的距离记为  $d_i$ .

**定义 1** 若对无序点集  $P$  内的任意一点  $P_i$  均有  $d_i \leq \xi$ , 则点集  $P$  为一个共线性点集. 这里  $\xi$  是一个正实数, 由声纳传感器不确定性来决定.

首先进行粗分类, 将机器人当前探测到的所有障碍物点用一个有序集合  $C$  表示, 这里  $C = \{c_i\}, i = 1, 2, \dots, N, c_i = (x_i, y_i, A_i)$ .  $N$  这里表示当前局部地图障碍物点的总数,  $x_i, y_i$  表示第  $i$  个障碍物点的平面坐标.  $A_i$  表示机器人中心指向第  $i$  个障碍物点的方向. 有序集合  $C$  内的元素  $c_i$  按照  $A_i$  由小到大排列逐个检验  $C$  内的元素, 若某个  $c_i$  不能与前面的元素构成一个共线性点集. 则将  $c_i$  之前的所有的元素分存为一个有序集合, 记作  $Q_1$ . 并按照此方法对  $c_i$  及  $c_i$  之后的所有元素继续进行分类. 直

到检验完所有元素为止, 共得到  $k$  类有序共线性点集  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_k\}$ .

在粗分类的基础上进行细分类. 计算  $Q_i$  的尾元素  $c_j$  到  $Q_i$  拟合直线的距离  $d_i$ , 然后将  $Q_i$  的尾元素  $c_j$  加入  $Q_{i+1}$ , 计算  $c_j$  到新的  $Q_{i+1}$  拟合直线的距离  $d'_i$ . 若  $d'_i < d_i$ , 则将  $c_j$  归入  $Q_{i+1}$ , 反复重复以上操作直到分类不再发生变化为止. 这样就得到了最终的分类结果.

##### 4.2 基本几何单元(Basic geometric unit)

鉴于室内 SLAM 问题的特点, 基本几何单元必须满足以下条件: 1) 能充分反映障碍物的空间几何形态; 2) 便于匹配与融合; 3) 便于路标抽取; 4) 能够反映信息不确定性. 根据以上4点, 本文用三棱形模糊集作为基本几何单元来表示局部地图. 三棱形模糊集是定义在二维平面上的一个模糊集. 其隶属函数反映了二维平面上的点隶属于某条障碍物边界的程度. 图1(a), 1(b)分别为三棱形模糊集的立体透视图和截面图. 设经过传感数据分类得到一个有序共线性子集为:  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}, q_i = (x_i, y_i)$ . 若直线  $I^*$  满足

$$I^* = \arg \min_I (d(q_1, I)^2 + d(q_2, I)^2 + \dots + d(q_n, I)^2), \quad (2)$$

称  $I^*$  为  $Q$  的特征线段.  $d(q_i, I)$  为点  $q_i$  到直线  $I$  的距离.

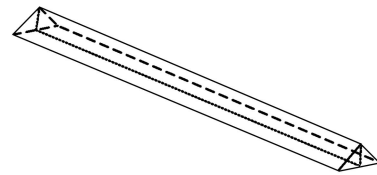


图 1(a) 三维视角下的三棱形模糊几何单元

Fig. 1(a) Triangular prism of fuzzy geometric unit in 3D

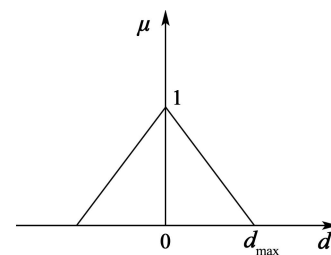


图 1(b) 三棱形模糊几何单元的截面图

Fig. 1(b) Sectional view of the triangular prism of fuzzy geometric unit

**定义 2** 一个有序共线性点集  $Q$  形成的基本几何单元可表述为  $G = \{(x^b, y^b), (x^e, y^e), (a, b), l, n\}$ .

其中

$$l = \frac{1}{1 - e^{-0.5}} \cdot \sqrt{\frac{d(q_1, I^*)^2 + d(q_2, I^*)^2 + \cdots + d(q_n, I^*)^2}{n}} + \delta_a^2. \quad (3)$$

$l$ 是三棱形模糊集中隶属度为零的点到 $I^*$ 的距离。 $\delta_a$ 是由航程推测法得到的机器人位置的平均估计误差。公式(3)是由高斯函数的三角形逼近的几何关系得到。 $(x^b, y^b)$ 和 $(x^e, y^e)$ 分别是基本几何单元的端点 $q_1$ 和 $q_n$ 在 $I^*$ 的投影点坐标。 $a, b$ 是特征线段 $I^*$ 的斜率和在 $y$ 轴上截距。 $n$ 是 $Q$ 中所有元素的总数。

### 4.3 顶点自定位算法(Vertex self-localization)

文献[11]将基本几何单元直接作为路标进行自定位。使得多对匹配单元的总匹配函数十分复杂,相应计算量也较大。本文提出了以多边形顶点作为路标的方法,在定位精度和计算量方面都有一定的优势。

#### 4.3.1 顶点路标抽取(Extraction of vertex landmark)

多边形顶点是指相邻两个基本几何单元的交集。由于本文采用了三棱形模糊集作为基本几何单元,因此顶点路标也以模糊集的形式表示。

**定义3** 多边形顶点路标定义为在二维平面上的锥形模糊集,记为 $M = \{o, R, m\}$ 。这里: $o$ 代表锥形模糊集底面圆的中心, $R$ 代表锥形模糊集底面半径, $m$ 为该路标在全局地图中被探测到的次数。如图2所示。

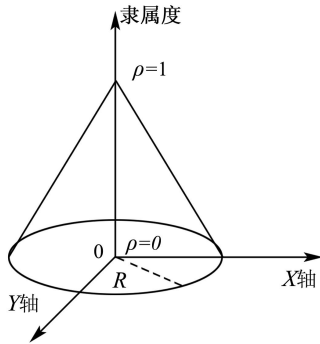


图2 顶点路标的锥形模糊集

Fig. 2 Conoid fuzzy set of vertex landmark

则顶点路标的抽取算法如下:

若局部地图中存在一对相邻的共线性子集形成的基本几何单元。

$$G_i = \{(x_i^b, y_i^b), (x_i^e, y_i^e), (a_i, b_i), l_i, n_i\},$$

$$G_{i+1} = \{(x_{i+1}^b, y_{i+1}^b), (x_{i+1}^e, y_{i+1}^e), (a_{i+1}, b_{i+1}), l_{i+1}, n_{i+1}\}$$

若满足:  $\sqrt{(x_i^e - x_{i+1}^b)^2 - (y_i^e - y_{i+1}^b)} \leq \sigma$ ,  $\sigma$ 由传感器精度决定。则称 $G_i, G_{i+1}$ 为一对互相衔接的基本几何单元,一对互相衔接的基本几何单元一定能够形成一个顶点路标 $M_{i,i+1} = \{o_{i,i+1}, R_{i,i+1}, m_{i,i+1}\}$ ,这里:  $m_{i,i+1} = 1$ ;

$$o_{i,i+1} = \left( \frac{b_{i+1} - b_i}{a_i - a_{i+1}}, \frac{a_i b_{i+1} - a_{i+1} b_i}{a_i - a_{i+1}} \right), \quad (4)$$

$$R_{i,i+1} = \min(l_i, l_{i+1}). \quad (5)$$

式(4)是根据两条直线交点公式求得。找出局部地图中所有互相衔接的基本几何单元对,计算出对应的顶点路标。这样就完成了局部地图的路标抽取工作。

#### 4.3.2 路标匹配与最优定位偏移量(Landmark match and optimal location correction)

自定位算法的主要任务在于路标的匹配以及匹配度函数的寻优。路标匹配是指局部地图中某个路标与全局地图中的某个路标实际上是环境中的同一点。路标匹配的定义如下:

**定义4** 已知两个路标对应的锥形模糊集分别为:  $M'_i = \{o'_i, R'_i, m'_i\}$ ,  $M_i = \{o_i, R_i, m_i\}$ ,若满足

$$d(o_i, o'_i) \leq \min(R_i, R'_i), \quad (6)$$

则认为这两个路标是匹配的。

将局部地图中的所有路标与全局路标依次进行比较,找到所有互相匹配的路标对。然后进行总匹配度函数的求取。设局部地图中有 $s$ 个路标 $\{M'_1, M'_2, \dots, M'_s\}$ 与全局地图中的 $s$ 个路标 $\{M_1, M_2, \dots, M_s\}$ 存在匹配关系,则总匹配度函数为

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^s m_i}{\sum_{i=1}^s m_i \sqrt{[(x_i - x'_i) - V_x]^2 + [(y_i - y'_i) - V_y]^2}}. \quad (7)$$

$m_i$ 是全局路标 $M_i$ 被更新的次数, $V_x, V_y$ 为机器人位置在 $x$ 轴和 $y$ 轴上的偏移量, $(x_i, y_i)$ 和 $(x'_i, y'_i)$ 分别为全局路标和局部路标的坐标,最优的定位偏移量为

$$V^* = \max_{V_x, V_y}(\eta(V)). \quad (8)$$

式(9)给出了 $V^*$ 的近似值的求取方法:

$$V_x^* = \frac{\sum_{i=1}^s m_i (x_i - x'_i)}{\sum_{i=1}^s m_i}, \quad V_y^* = \frac{\sum_{i=1}^s m_i (y_i - y'_i)}{\sum_{i=1}^s m_i}. \quad (9)$$

当找出当前局部地图对应的最优定位偏移量后,

根据该最优偏移量对局部地图进行几何平移, 这里包括基本几何单元, 局部路标以及机器人位置的几何平移. 得到定位调整后的局部地图.

#### 4.3.3 全局路标的更新 (Updating global landmarks)

全局路标更新分为两种情况: 一是局部地图中未参加匹配的路标的记录; 另一种是匹配的局部路标与全局路标的融合. 前一种更新比较简单, 只需要把该路标对应的锥形模糊集加入全局路标列表即可. 后一种则需要做进一步的数学处理. 设经过定位调整后的局部路标  $M_i'' = \{o_i'', R_i'', m_i''\}$  与全局路标  $M_i = \{o_i, R_i, m_i\}$  匹配. 更新后得到的新的全局路标为:  $M_i^n = \{o_i^n, R_i^n, m_i^n\}$ ,

$$o_i^n = \frac{m_i o_i + o_i''}{m_i + 1}, \quad (10)$$

$$R_i^n = \frac{R_i + R_i'' - d(o_i, o_i'')}{2}, \quad (11)$$

$$m_i^n = m_i + 1. \quad (12)$$

#### 4.3.4 地图匹配与融合 (Map match and fusion)

局部地图经过定位调整后应与全局地图进行匹配与融合, 从而减少地图存储量. 两个三棱形模糊集的基本几何单元匹配是指两个基本几何单元确定的方向模糊集, 到机器人的距离模糊集相近, 以及几何单元存在交集. 设两个基本几何单元为

$$G_1 = \{(x_1^b, y_1^b), (x_1^e, y_1^e), (a_1, b_1), l_1, n_1\},$$

$$G_2 = \{(x_2^b, y_2^b), (x_2^e, y_2^e), (a_2, b_2), l_2, n_2\},$$

若满足公式 (13)~(15):

$$\arctan |(a_1 - a_2)/(1 + a_1 a_2)| < \min(B_1, B_2), \quad (13)$$

$$|d_1 - d_2| < \min(l_1, l_2), \quad (14)$$

$$G_1 \cap G_2 \neq \phi, \quad (15)$$

则认为  $G_1, G_2$  是互相匹配的. 式 (13) 中  $B_1$  和  $B_2$  是两个几何单元角度模糊集边界到中心的距离, 如图 3(b) 所示,  $d_i$  表示机器人到  $G_i$  中轴所在直线的距离:

$$d_i = |y_r - a_i x_r + b_i| / \sqrt{1 + a_i^2}. \quad (16)$$

其中  $(x_r, y_r)$  为机器人的当前坐标. 由于  $G_1, G_2$  都是模糊集合, 因此,  $G_1, G_2$  所包含的线段的斜率和空间位置也是模糊集. 见图 3(a). 图 3(b) 是  $G_1, G_2$  的角度模糊集,  $A_1$  和  $A_2$  分别是两个基本几何单元的中轴方向.

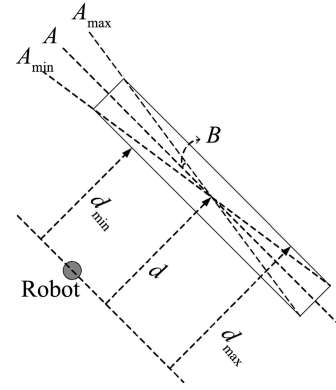


图 3(a) 模糊几何单元中边模糊集的平面图

Fig. 3(a) 2D view of edge fuzzy geometric unit

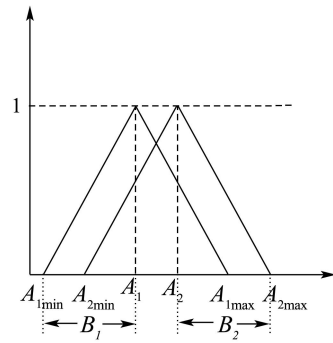


图 3(b) 两个相邻模糊几何单元中的角模糊集

Fig. 3(b) Angel fuzzy sets in two neighboring fuzzy geometric units

地图融合是指将一对互相匹配的局部基本几何单元与全局基本几何单元用一个几何单元来表示. 设局部基本几何单元  $G_1 = \{(x_1^b, y_1^b), (x_1^e, y_1^e), (a_1, b_1), l_1, n_1\}$  与全局基本几何单元  $G_2 = \{(x_2^b, y_2^b), (x_2^e, y_2^e), (a_2, b_2), l_2, n_2\}$  匹配, 设融合后的新单元为

$$G_{12} = \{(x_{12}^b, y_{12}^b), (x_{12}^e, y_{12}^e), (a_{12}, b_{12}), l_{12}, n_{12}\},$$

则融合规则如下:

$$n_{12} = n_1 + n_2, \quad (17)$$

$$a_{12} = \tan\left(\frac{n_1 B_2 \arctan a_1 + n_2 B_1 \arctan a_2}{n_1 B_2 + n_2 B_1}\right), \quad (18)$$

$$b_{12} = y_r - a_{12} x_r - \sqrt{1 + a_{12}^2} d_{12}, \quad (19)$$

$$l_{12} = \frac{|n_1 l_1 + n_2 l_2| - |n_1 d_1 + n_2 d_2|}{n_1 + n_2}, \quad (20)$$

$$d_{12} = (n_1 l_2 d_1 + n_2 l_1 d_2) / (n_1 l_2 + n_2 l_1). \quad (21)$$

设  $I_{12}$  是由  $(a_{12}, b_{12})$  所确定的直线. 则  $(x_{12}^b, y_{12}^b), (x_{12}^e, y_{12}^e)$  为  $(x_1^b, y_1^b), (x_1^e, y_1^e), (x_2^b, y_2^b), (x_2^e, y_2^e)$  4 个点在  $I_{12}$  上的投影点中最靠向外面的两个端点.  $d_i$  由

公式(16)计算得到. 公式(18)~(21)的意义是融合后的基本几何单元的中心方向以及与机器人的距离是原来的两个基本几何单元的加权平均. 公式(19)是通过机器人自身的位置以及机器人到融合后的基本几何单元的距离计算得到基本几何单元中轴所在直线的 $y$ 轴截距. 公式(20)是在考虑了加权系数后的机器人到两个基本几何单元的距离模糊集的交集的中心到边界的距离的近似计算.

## 5 实验结果 (Experiment results)

### 5.1 软件模拟实验 (Simulation using MATLAB)

为体现该算法的可行性, 本文在 MATLAB 平台上设计一个程序来模拟带有激光传感器的机器人在完全未知环境下(二维)的地图建模行为, PC 硬件环境为 Pentium IV 2.4G, 1G 内存的. 机器人带有18个激光测距仪, 均匀分布在以机器人中心  $360^\circ$  的范围内. 即相邻的两个激光头夹角为  $20^\circ$ , 有效探测距离为 20m. 机器人从点 (5,5) 出发对地图进行探测, 机器人在实验中的平均探测误差为 5%, 最大运动误差为 20%. 图 4(a) 为航程定位法、边匹配法以及定点定位法3种算法10次试验得到的前  $n$  步平均定位误差比较图. 图 4(b) 为相同条件下10次模拟得到的边匹配法与顶点定位法所用平均时间的比较. 从图中可以明显的看出本文的方法无论在定位精度还是运

算时间方面都优于边匹配法.

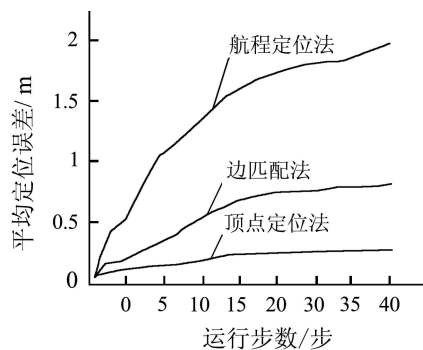


图 4(a) 平均定位误差比较图

Fig. 4(a) Comparison in errors of locations

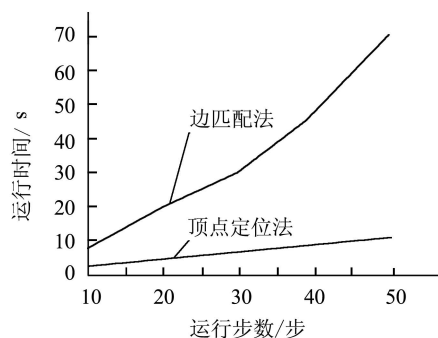


图 4(b) 平均运算时间比较图

Fig. 4(b) Comparison in time consuming

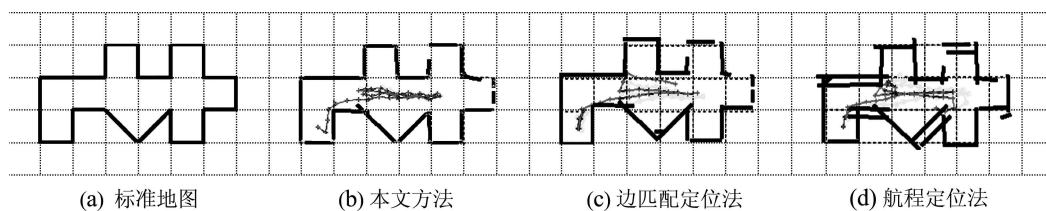


图 5 3种算法得到的数字地图

Fig. 5 Digital maps obtained by 3 methods

图5为标准地图以及顶点定位法、边匹配定位法、航程定位法3种算法建立的地图模型以及机器人定位情况的比较. 图 5(b) 中使用了顶点定位法, 五角星为顶点路标, 地图模型与实际情况几乎完全吻合, 定位偏差很小. 从图中可以直观的看出本文方法的定位精度最高且得到的地图与真实地图最为相似.

### 5.2 Grandar 机器人地图建模实验 (Map building using grandar robot)

本文利用 Grandar 双轮人形机器人(图 6)在真实的室内环境(走廊拐角处)进行数字地图建模. 该机器人带有激光测距仪, 可测量机器人正前方

$\pm 90^\circ$  范围内的障碍物. 可靠测距上限为 30 m, 扫描分辨率为  $1^\circ$ . 机器人能利用双轮的编码器读数对机器人的位置和姿态进行粗略的定位. 图 7 为分别利用边匹配法和顶点定位法得到的数字地图模型的比较. 图中圆点表示相应算法给出的机器人定位记录位置, 粗线为地图模型. 从图中可以看出利用本文的方法得到的数字地图明显比边匹配法得到的地图模型更加准确、清晰. 具体的定位误差以及单步运算时间比较结果如图 8 所示, 从图中可以看出本文方法无论在定位精度还是计算量上均优于边匹配法.



图6 Grandar 双轮人形机器人

Fig. 6 Grandar two-wheel humanoid robot

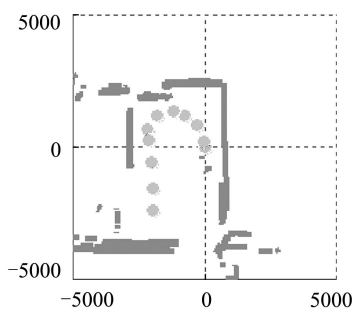


图7(a) 利用边匹配法得到的走廊的数字地图模型

Fig. 7(a) Digital map of a hall obtained by edge match method

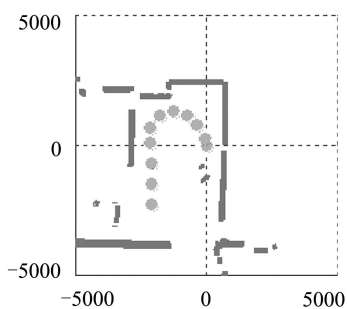


图7(b) 利用顶点定位法得到的走廊的数字地图模型

Fig. 7(b) Digital map of a hall obtained by vertex localization method

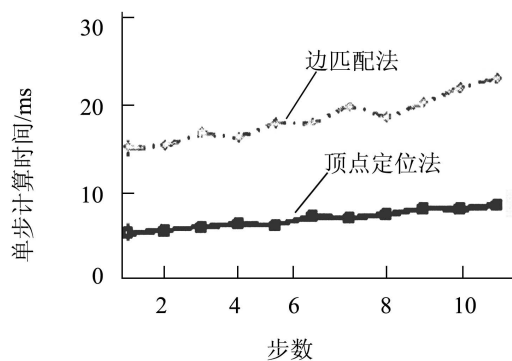
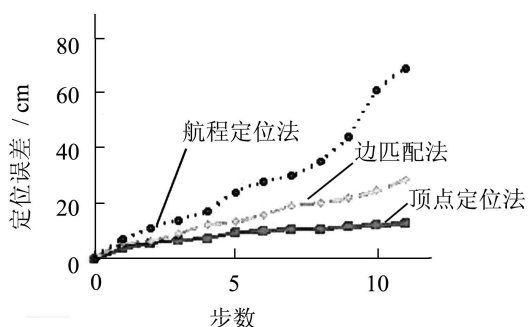


图8 顶点定位法与边匹配法的实验结果比较图

Fig. 8 Comparisons between vertex self-localization and edge match method

## 6 结论 (Conclusion)

从上面的算法分析以及实验结果可以看出,模糊几何地图作为一种新的地图模型架构能够直观形象的反映障碍物的存在情况,并具有较高的精度.顶点定位法与传统的边匹配定位法比较,在计算量及定位精度上都有着明显的优势.模糊几何地图与顶点自定位算法相结合,能够形成一套完整的解决室内SLAM问题的方案.尤其是室内SLAM问题中一直难以完善解决的路标抽取问题以及地图模型存储量较大等问题.

随着机器人工作环境复杂度的提高,未来的室内SLAM问题改进的关键在于传感器的改革,视觉传感器将会成为移动机器人外部传感器中的主流,因此三维地图模型重建,以及3D场景下基本几何单元的建模与特征抽取将会成为未来室内SLAM问题研究的重点.同时由于3D视觉而引起的数据量的剧增将会使得高效率的数据处理方法成为研究的热点之一.

## 参考文献(References):

- [1] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. *Estimating Uncertain Spatial Relationships in Robotics, Uncertainty in Artificial Intelligence*[M]. New York: Elsevier Science, 1988, 2: 435 - 461.
- [2] MOTARLIER P, CHATILA R. Stochastic multi-sensory data fusion for mobile robot location and environmental modeling[C] // *Proc of the Fifth Symp Robot Res.* TOKYO, JAPAN: The MIT Press, 1989: 85 - 94.
- [3] LEONARD J, DURRANT-WHYTE H. *Directed sonar sensing for mobile robot navigation*[D]. Boston, MA: Kluwer Academic, 1992.
- [4] CASTELLANOS J, TARDOS J, SCHMIDT G. Building a global map of the environment of a mobile robot: the importance of correlations[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robot Automat.* Albuquerque, New Mexico USA: IEEE, Piscataway, 1997: 1053 - 1059.
- [5] CSORBA M, DURRANT-WHYTE H F. New approach to map building using relative position estimates[C] // *Proc of Int Society for Optical Engineering(SPIE).* Orlando, FL, United States: The International Society for Optical Engineering, 1997: 115 - 125.

- [6] SUKKARICH S, NEBOT E, DURRANT-WHYTE H. A high integrity IMU/GPS navigation loop for autonomous land vehicle applications[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1999, 15(3): 572 – 578.
- [7] THRUN S, FOX D, BURGARD W. Probabilistic mapping of an environments by a mobile robot[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robot Automat*. Leuven, Belgium: IEEE Press, 1998: 1546 – 1551.
- [8] JOS É. GUIVANT E, MASSON F R, NEBOT E. Simultaneous localization and map building using natural features and absolute information[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 40(2/3): 79 – 90.
- [9] JOHN F, HENRIK C. Outdoor exploration and SLAM with Compress filter[C] // *Proc of IEEE 2003 ICRA*. Taipei, Taiwan: [s.n.], 2003: 419 – 426.
- [10] WIJESOMAW W S, KODAGODA K R S, ARJUNA P B. Road boundary Detection and tracking using ladar sensing[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2004, 20(3): 456 – 464.
- [11] GASOS J, ROSETTI A. Uncertainty representation for mobile robots: Perception, modeling and avigation in unknown environments[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, 107(1): 1 – 24.
- [12] WIJK O, CHRISTENSEN H I. Localization and navigation of mobile robot using natural point landmarks extracted from sonar data [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2000, 31(1/2): 31 – 42.
- [13] JOACHIM W, LUTZ F, KLAUS-WERNER J, et al. Reference scan matching for global self-localization[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 40(2/3): 99 – 110.

#### 作者简介:

**陈东岳** (1980—), 男, 复旦大学电子工程系硕博连读生, 主要研究方向为模式识别与人工智能, E-mail: lostarzan@hotmail.com;

**张立明** (1943—), 女, 教授, 博士生导师, 图像与智能实验室负责人, 主要研究方向为人工神经网络、模式识别图像处理等, 在该方向上发表专著3本, 论文120多篇, E-mail: lmzhang@fudan.edu.cn.

## 海峡两岸新能源发电中控制及电力电子技术研讨会征文通知

为向海峡两岸从事新能源发电技术的科技人员提供进行学术交流的平台, 并就新能源发电系统中控制技术与电力电子技术发展的最新成果进行交流, 促进风力发电、太阳能发电及其他有推广前景的新能源发电技术的发展, 由华南理工大学、广东省电机工程学会风电专委会、台湾成功大学、香港理工大学和广东省经济技术研究发展中心发起, 由华南理工大学、控制理论与应用编辑部及广东省电机工程学会风电专委会承办的“海峡两岸新能源发电中控制及电力电子技术研讨会”拟于2007年11月中旬在广东省广州市华南理工大学举行。

**会议征文范围:** 1. 先进的风力发电机组及其控制技术; 2. 太阳能发电系统中的控制及电力电子技术; 3. 生物质能及其他能源发电控制技术; 4. 燃料电池控制技术; 5. 混合能源发电技术; 6. 新能源发电系统监控与能量管理系统。

**投稿录用及出版:** 作者首先须给出论文摘要, 经会议论文评审委员会审阅合格后通知作者给出全文。全文经审稿人审阅后提出修改意见, 稿件修改寄回审核合格后, 论文评审委员会发出论文录用通知。摘要字数控制在中文500字左右(或1000字的英文摘要)并附有关键词。全文(中文或英文)参考《控制理论与应用》投稿要求。

#### 重要日期:

1. 摘要截止日期: 2007年1月15日
2. 全文截稿日期: 2007年4月31日
3. 全文修改寄回截止日期: 2007年7月15日前

#### 投稿方式及论文出版:

1. 稿件要求: 摘要及全文一式三分, 并用激光打印
2. 投稿方式: 作者通过Email投稿. E-mail: yongqliu@163.com, epyqliu@scut.edu.cn
3. 会议录用的正式论文将在《控制理论与应用》(EI收录期刊)增刊发表

#### 联系方式:

联系人: 刘永强, 电话: (8620)87114828-85, 13924162854

联系地址: 广东省广州市五山路华南理工大学电力学院 邮政编码: 510640