

文章编号: 1002-0446(2003)06-0560-08

## 室内自主移动机器人定位方法研究综述<sup>\*</sup>

李群明, 熊 蓉, 褚 健

(浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

**摘 要:** 定位是确定机器人在其作业环境中所处位置的过程. 应用传感器感知信息实现可靠的定位是自主移动机器人最基本、也是最重要的一项功能之一. 本文对室内自主移动机器人的定位技术进行了综述, 提出了一种通用的控制结构, 对其中与定位相关的地图结构、位姿估计方法进行了详细介绍, 指出了地图构造、全局定位、数据关联、同步定位与地图构造、信息融合及协同定位所应用的方法及存在的问题.

**关键词:** 移动机器人; 定位; 位姿估计; 地图构造

中图分类号: TP24

文献标识码: B

## LOCALIZATION APPROACHES FOR INDOOR AUTONOMOUS MOBILE ROBOTS: A REVIEW

LI Qun-ming, XIONG Rong, CHU Jian

(National Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, China)

**Abstract:** Localization is the process of finding the position and orientation of the robot. Reliable localization based on sensors is one of the most fundamental and important tasks for autonomous robots. This paper reviews the relevant indoor mobile robot localization technologies, presents a general control architecture, and especially introduces the problem of map building and pose estimation. The methods and open problems of map building, global localization, data association, SLAM (Simultaneous Localization and Map Building), information fusion and collaborative localization are also mentioned.

**Keywords:** Indoors mobile robots; localization pose estimation; map building

### 1 引言 (Introduction)

定位是确定机器人在其作业环境中所处位置的过程. 更具体地说是利用先验环境地图信息、机器人位姿的当前估计以及传感器的观测值等输入信息, 经过一定的处理和变换, 产生更加准确的对机器人当前位姿的估计. 应用传感器感知的信息实现可靠的定位是自主移动机器人最基本、最重要的一项功能, 也是移动机器人研究中倍受关注、富有挑战性的一个重要研究主题. 人们针对机器人的具体作业任务要求和所应用的传感器技术, 对机器人的定位方法进行了长期、深入的研究, 形成了丰富的研究文献. 总结、分析、研究当前移动机器人的定位方法将为开发新型智能自主式服务机器人提供有力的帮助.

### 2 移动机器人的基本控制结构 (A general control architecture of the mobile robot)

机器人的定位方式取决于所采用的传感器. 移动机器人常用的定位传感器有里程计、摄像机、激光雷达、超声波、红外线、微波雷达、陀螺仪、指南针、速度或加速度计、触觉或接近觉传感器等. 与此相对应, 机器人定位技术可分为绝对定位和相对定位技术两类. 绝对定位主要采用导航信标、主动或被动标识、地图匹配或卫星导航技术 (GPS) 进行定位, 定位精度较高. 这几种方法中, 信标或标识牌的建设和维护成本较高, 地图匹配技术处理速度慢, GPS 只能用于室外, 目前精度还很差 (10 m - 30 m). 绝对定位的位置计算方法包括三视角法、三视距法、模型匹配算法等. 相对定位是通过测量机器人相对于初始位置的距离和方向来确定机器人的当前位置, 通常也称

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2003 - 02 - 17

为航位推算法.常用的传感器包括里程计及惯导系统(速度陀螺、加速度计等).航位推算法的优点是机器人的位姿是自我推算出来的,不需要对外界环境的感知信息,缺点是漂移误差会随时间累积,不适于精确定位.很显然,绝对定位和相对定位各有优缺点,具有互补性,将两者结合能形成更加准确可靠的

定位系统.

对于自主能力要求较高的室内移动服务机器人,模型匹配是主要的定位方法,机器人完全要靠自身配置的传感器和先验环境信息进行定位和导航.这类机器人的通用控制结构如图 1 所示.

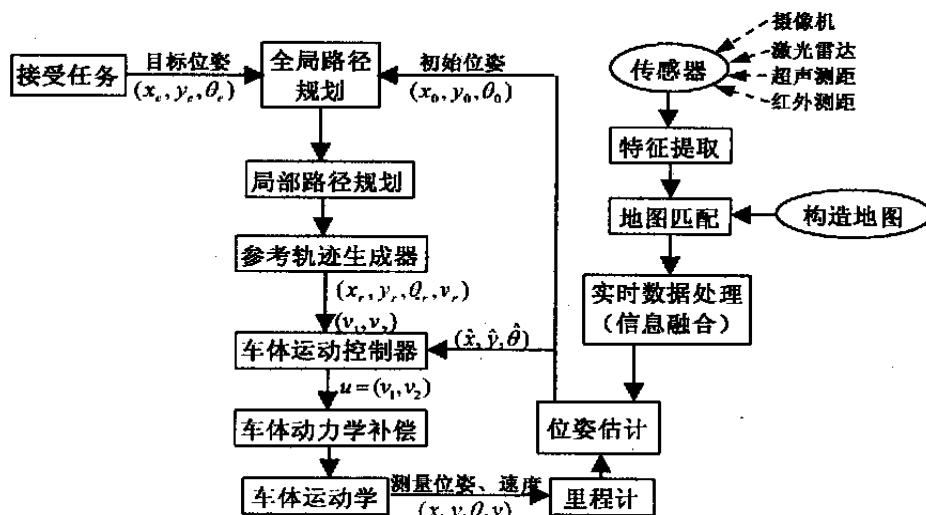


图1 移动机器人的控制结构

Fig.1 The control architecture for mobile robots

整个系统可分为环境感知、地图匹配、位姿估计、轨迹规划及运动执行五个部分.机器人在接受任务后,首先需要进行离线全局路径规划,应用线段、圆弧或样条曲线拟合运动路径,形成一系列运动曲线段,然后依据规划的路径,在每一段运动曲线上进行局部轨迹规划,实时生成参考运动轨迹,在遇到障碍或异常碰撞时需要在当前位置重新规划路径及运动轨迹,产生参考运动状态  $(x_r, y_r, \theta_r, v_r)^T$  及驱动控制输入信号  $u = (v_1, v_2)^T$ ,输入机器人运动控制器.传感器测量并识别环境特征信息,经过特征提取后与先验环境地图进行匹配,然后结合里程计测量信息进行实时数据处理及必要的信息融合,利用有效的位姿估计算法,产生更加精确的当前位姿估计,与参考输入信号进行比较,形成闭环控制,修正机器人的位姿状态.为了提高运动性能,控制系统中加入了动力学补偿控制算法,增加了系统运动的稳定性.

图 1 所示的结构中,感知、地图匹配、位姿估计、路径规划、运动控制等均可看成是相对独立的功能模块分别进行研究,相互间有一定的联系.其中地图构造、特征提取、地图匹配、位姿估计构成了定位系统的主要内容,而位姿估计又是定位系统的核心.

### 3 环境地图的表示方法 (Representations of world maps)

构造地图的目的是用于绝对坐标系下的位姿估计.环境预存地图可以是 CAD 模型图、手工绘制的结构图或者由传感器数据构造的模型图.地图的表示方法有四种:拓扑图、特征图、网格图及直接表征法(Appearance based methods).拓扑图把室内环境表示为带结点和相关连接线的拓扑结构图,其中结点表示环境中的重要位置点(拐角、门、电梯、楼梯等),边表示结点间的连接关系,如走廊等.特征图用有关的几何特征(如点、直线、面)表示环境.网格图则是把环境划分成一系列网格,其中每一网格给定一个可能值,表示该网格被占据的几率.直接表征法省去了网格或特征表示这一中间环节,直接用传感器读取的数据来构造机器人的位姿空间.几种方法各有自己的特点和适用范围,其中特征图和网格图应用最普遍.

#### 3.1 拓扑图

拓扑图通常是根椐环境结构定义的,由位置(place)结点和连接线组成.环境的拓扑模型就是一张连接线图,其中的位置是节点,连接器是边.拓扑

图可组织为层次结构.例如在最底层,一个位置可能就是一个房间,但在更上一层时则可能是一栋建筑物或一座城市.地铁、公交线路图均是典型的图形结构实例,其中停靠站为节点,节点间的通道为边.拓扑单元的例子有走廊和房间等,而打印机、桌椅等则是功能单元.连接器用于连接对应的位置,如门、楼梯、电梯等.拓扑图把环境建模为一张线图表示,忽略了具体的几何特征信息,不必精确表示不同节点间的地理位置关系,图形抽象,表示方便.当机器人离开一个节点时,机器人只需知道它正在哪一条边上行走也就够了.在一般的办公环境中,走廊的岔道处成  $90^\circ$  角,因而只有四个方向需要识别.这通常应用里程计就可实现机器人的定位.

为了应用拓扑图进行定位,机器人必须能识别节点.因此节点要求具有明显可区分和识别的标识、信标或特征,并应用相关传感器进行识别.

Koenig 和 Simmons<sup>[23]</sup>及 Cassandra<sup>[9]</sup>及 Ulrich<sup>[35]</sup>等都应用拓扑图进行了机器人的定位研究.拓扑图易于扩展,但难于可靠、精确地识别具体位置.

### 3.2 特征图

利用环境特征构造地图是最常用的方法之一,大多数城市交通图就是采用这种方法绘制的.指示房间位置的门牌号是最易接受的特征实例.在室内结构化环境中,最常见的特征是直线段、角、边.这些特征可用它们的颜色、长度、宽度、位置等参数表示.基于特征的地图一般用如下的特征集合表示:

$$M = \{f_j | j = 1, \dots, n\}$$

其中  $f_j$  是一个特征(边、线、角等),  $n$  是地图中的特征总数.

Chatila<sup>[11]</sup>最早应用多边形地图来表示环境结构,并根据激光测距传感器的读入值预测机器人所在位置. Drumheller<sup>[17]</sup>用线段构造全局地图,并用超声波传感器进行定位. Arras 和 Tomatis<sup>[5]</sup>用激光雷达提取水平直线特征,用视觉系统提取垂直线段特征,使地图结构更加丰富.

应用人工标识的定位方法是比较常用的特征定位方法.该方法需要事先在作业环境中设置易于辨别的标识物.当应用自然标识定位时,自然信标的几何特征(如点、线、角等)得事先给定.如 Castellanos<sup>[10]</sup>应用了多种不同的几何特征,包括常用的点、直线、边、角,以及半平面(Semi-plane)和可视边(Vision edges),应用所谓的绑定矩阵进行特征匹配. Christensen<sup>[12]</sup>曾应用立体视觉系统建立了完整的三维环境 CAD 模型,通过特征匹配和三维特征复原进

行定位和位姿跟踪.

特征法定位准确,模型易于由计算机描述和表示,参数化特征也适用于路径规划和轨迹控制,但特征法需要特征提取等预处理过程,对传感器噪声比较敏感,只适于高度结构化环境.

### 3.3 网格图

特征参数法的一个缺点是对所应用的特征信息必须有精确的模型进行描述.另一种替代的方法是应用网格图.网格图把机器人的工作空间划分成网状结构,网格中的每一单元代表环境的一部分,每一个单元都分配了一个概率值,表示该单元被障碍物占据的可能性大小.网格法最早由 Moravec 和 Elfes<sup>[28]</sup>提出,在机器人的路径规划、导航、避障控制、位姿估计中均得到了广泛应用,并已成为一种通用的移动机器人定位方法.

Burgard<sup>[8]</sup>应用占有网格图提出了位置概率网格的位姿估计算法. Schiele 和 Crowley<sup>[30]</sup>将环境建模为二维平面网格,对从局部占有网格到全局占有网格的四种匹配技术(局部线段到全局线段、局部线段到全局网格、局部网格到全局线段及局部网格到全局网格)进行了比较,通过实验指出网格法的效果并不比特征模型差.

网格法是一种近似描述,易于创建和维护,对某个网格的感知信息可直接与环境中的某个区域对应,机器人对所测得的障碍物具体形状不太敏感,特别适于处理超声测量数据.但当在大型环境中或网格单元划分比较细时,网格法计算量迅速增长,需要大量内存单元,使计算机的实时处理变得很困难.

### 3.4 直接表征法

直接表征法是直接应用传感器读入的数据来描述环境.由于传感器数据本身比特征或网格这一中间表示环节包含了更丰富的环境描述信息,因此直接应用原始传感器数据的环境表示法并不是一种离奇的想法.通过记录来自不同位置及方向的环境外观感知数据,这些图像中包括了某些坐标、几何特征或符号信息,利用这些数据作为在这些位置处的环境特征描述.这与识别拓扑位置所采用的方法原理上是一样的,差别仅在于该法试图从所获取的传感器数据中创建一个函数关系以便更精确地确定机器人的位姿.由于在不同的方位所获得的外观图像不同,如果在局部地图中传感器数据到机器人位姿间具有一一对应关系,那么将当前位置获取的图像与原来的参考图像进行比较,则可以跟踪机器人的位姿.对该函数经过一定的转换,可进行全局定位.

Weiss 和 vonPuttkamer<sup>[36]</sup>把环境划分成均匀分布的网格单元.当机器人进入先前没有到过的网格单元时,机器人进行一次扫描,并把扫描结果作为参考数据存贮.当返回该单元时,机器人把新扫描的数据与原来的参考扫描数据进行比较修正以更新机器人的位姿. Lu 和 Millios<sup>[27]</sup>提出了基于激光雷达的两种数据扫描匹配算法:第一种称为旋转搜索/最小二乘算法,是以两次扫描中相邻的采样点间的拟合直线的切向方向上的匹配为基础先确定一相对转角,然后以此转角为函数,寻找新的扫描中每一扫描点与上一次扫描数据的匹配点,并对每一匹配对定义一关于机器人平移位置的最小二乘距离模型,迭代求解该模型方程即可得到位姿估计.第二种方法与此类似,首先确定两次扫描中点到点的对应关系,然后用最小二乘解计算两次扫描的相对位姿关系.

Crowley<sup>[14]</sup>提出了应用主要元件分析(PCA: Principal Component Analysis)的定位方法.主元法把环境地图看成是一系列主要元件的集合.定位是通过从传感器数据中(激光或视觉图像)提取主要标识,并将它们与地图进行比较、匹配后而完成的.

直接表征法数据存贮量大,环境噪声干扰严重,特征数据的提取与匹配困难,其应用受到一定限制.

#### 4 位姿估计 (Pose estimation)

二维室内平面中移动的机器人的位姿通常使用三元组  $(t_x, t_y, \theta)$  表示,其中  $(t_x, t_y)$  表示机器人相对于世界坐标系的位置(平移分量),  $\theta$  表示机器人的运动方向(旋转分量).基于地图的机器人位姿估计过程可分成三个阶段:位姿预测、地图匹配(局部地图到全局地图的对应过程)、位姿更新.位姿预测应用里程计模型给出机器人的初始位姿,为地图匹配提供一种先验环境特征信息.地图匹配是寻找传感器测量的局部地图信息与全局地图间的对应关系,并用局部地图更新全局地图的过程.最后根据地图匹配结果,应用相关的位姿估计算法完成对机器人当前位姿的估计.位姿估计中主要涉及三种假定状态下的分析方法:

①已知起点,已知地图.这种条件下的定位称为局部定位或位姿跟踪,它采用的是相对定位方法,其位姿估计过程如图 2 所示.这种情况研究得最多,所形成的大量位姿估计算法也是以此为基础的.

②不知起点,已知地图.这是通常所谓的全局定位过程.当机器人需要复位或迷失方向或遭绑架时,必须应用该方法,找回机器人当前位置(即位姿初始

化)过去常用的辅助方法是在环境中增设某些人工信标,如无线收发器、几何信标、卫星导航、条码技术、红外或超声接收系统进行位置标识,或采用高级传感器如视频摄像机或三维视觉系统以识别自然标识.但对于全自主机器人,应当能只靠自身携带传感器自主识别环境,自主定位.因此开发全局定位算法是自主移动机器人研究的一项重要任务.

③不知起点,不知地图.能完成这种条件下的定位是自主移动机器人的最终要求.机器人需不断地构造环境地图并应用该地图计算机器人的当前位姿,即机器人必须同时既能完成位姿估计,又能自行构造地图,称为同步定位与地图构造 SLAM (Simultaneous Localization and Map Building).这是当前自主式移动机器人的一个重要研究方向.

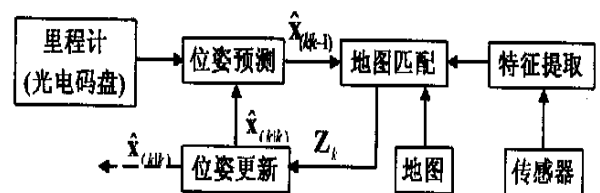


图 2 机器人的位姿跟踪过程

Fig. 2 Pose estimation processes of mobile robots

由于机器人机械制造误差、里程计及外部传感器受测量噪声以及运动控制中误差的影响,机器人运动的真实位置具有一种不确定性,因而概率论是定位分析的重要工具.目前的位姿估计方法主要有:航位推算法、拓扑表示法、卡尔曼滤波估计、位置占有网格法、蒙特卡洛法、角度直方图.

##### 4.1 航位推算法

航位推算法是一种经典的相对位姿估计方法.它一般是应用安装在机器人身上的里程计或惯性导航传感器(如陀螺仪或加速度计等),通过测量并计算出机器人相对于初始位置的距离和方向来确定机器人的当前位置.航位推算法结构简单、价格低廉,是由机器人自身推断位姿信息,不需外界环境信息,但误差累积大.随行驶距离的增加,累积误差会无限增大.因此只适于短时短距离运动的位姿估计,长时间运动时必须应用其它的传感器配合相关的定位算法进行校正.

##### 4.2 拓扑表示法

应用拓扑图的定位并不需要精确给定机器人的  $(t_x, t_y, \theta)$  位姿,而只是要求确定机器人处于哪一个

节点处.拓扑法不要求里程计的测量精度,只是需要应用里程计近似表示机器人的运动方向.拓扑法是对真实世界的一种近似描述,不需要精确的数学模型,克服了大量复杂的计算,应用简单的声纳系统就可确定机器人是否处于门厅中还是拐角处,也可判断房门是否开着.

Simmon 和 Koenig<sup>[31]</sup>应用部分可观察的马尔可夫链模型估计机器人的位置,其马尔可夫模型来自三种信息源:环境的拓扑图、办公环境的先验知识、观测信息.他们在拓扑图的结点间增加距离概念,把每条边分解成由  $1\text{ m} \times 1\text{ m}$  的方格连接而成,每个方格分为四种不同的状态,每一状态代表一种可能的运动方向,如东、南、西或北方,连接拓扑结点的走廊建模为马尔可夫链,如图 3 所示.当机器人从结点 A 运动到结点 B 或从 B 运动到 A 处时,结果产生了两条不同方向的运动链.为了解释长度方向的不确定性,对从每一个中间状态到最终结点的运动都给定了一个状态转移概率,每一状态保存了机器人位于该处的可能性大小.应用如下的公式,发送给机器人的控制动作  $a$  被用于更新不同状态  $s$  的概率值.

$$p(s'_{k+1}) = K \sum_{s_k} p(s'_{k+1} | s_k, a) p(s_k)$$

式中  $p(s'_{k+1} | s_k, a)$  是在给定动作  $a$  下从状态  $s_k$  到  $s'_{k+1}$  的转移概率,  $K$  是一归一化因子,确保所有概率之和为 1.同样地,对来自外部传感器的观测矢量  $z$ ,应用下式更新位于下一位置的概率:

$$p(s_{k+1}) = K p(z | s'_{k+1}) p(s'_{k+1})$$

式中  $p(z | s'_{k+1})$  是在状态  $s'_{k+1}$  得到观测  $z$  的概率.而结点需要应用 4 组方格位置来表示,每组包括 4 个马尔可夫状态.门口由于宽度已知,只用一个马尔可夫模型即可表示.

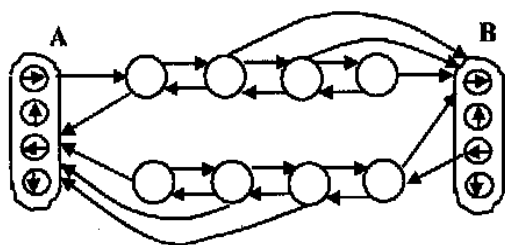


图 3 拓扑结点间的马尔可夫链模型

Fig.3 The Markov model between topological nodes

#### 4.3 卡尔曼滤波估计

卡尔曼滤波器是基于特征的地图导航中最常用的位姿估计算法.卡尔曼滤波器是一种简单有效的

线性最优递推估计算法,只需要知道噪声的均值和方差就可进行迭代求解.但是应用卡尔曼滤波器必须假定输入噪声和观测噪声均为高斯分布的白噪声.卡尔曼滤波算法的递推特性使得系统数据处理不需要大量的数据存贮和计算,在位姿预测、多传感器信息融合、数据关联中得到了广泛应用.

一般的轮式移动机器人常具有非完整约束(不能横向移动),机器人运动学方程是一高度非线性系统,需要应用扩展卡尔曼滤波(EKF:Extended Kalman Filter)算法,将系统进行线性化处理.如 Curran<sup>[15]</sup>集成了航位推算、超声和红外传感器数据信息,提出了基于扩展卡尔曼滤波器的定位和运动控制算法.Jensfelt 和 Christensen<sup>[24]</sup>为了简化定位算法,应用加权霍夫变换算法提取环境特征,采用最小化环境特征模型及激光雷达数据,建立了基于 EKF 的位姿跟踪算法,取得了较好的定位效果.由于 EKF 是对非线性系统的线性化处理后而得到的一种递推计算方法,因此,EKF 算法对系统运动状态的近似估计.

#### 4.4 位置概率网格法

受占有网格法和拓扑法的启发,Burgard 等<sup>[8]</sup>提出了位置概率网格的位姿估计算法.与占有网格法类似,环境空间被划分成一系列网格,网格中的每一单元相应于一种可能的机器人位姿或者说是一种可能的状态,网格处的概率值表示机器人位于该网格的可能性大小.与部分可观察马尔可夫模型相似,位置概率网格法的定位过程也分成两步:首先应用来自里程计的信息预测处于某一网格单元的概率值;然后根据在该位姿处所获得的观测值的概率进行更新.其中 PDF 函数的精度取决于网格单元的粒度(单位面积上的网格数).他们的实验中,每一网格是  $15 \times 15\text{ cm}^2$ ,角度分辨率为  $2^\circ$ .对一间  $4 \times 4\text{ m}^2$  的屋子仅应用了 8 个超声波传感器.在一 90 MHz 的奔腾机上每次更新需要花 6s.对于计算时间问题,Fox<sup>[18]</sup>介绍了一种更有效的实施办法:1) 先对传感器从各种状态测得的期望距离进行预处理.2) 在计算过程中只应用那些概率高于某一阈值的单元.经过这种处理后计算负担能减少几个数量级.

#### 4.5 蒙特卡洛法

蒙特卡洛法是最近几年刚开始在机器人学研究中得到应用的新方法.Dellaert 等<sup>[16]</sup>最早提出了基于蒙特卡洛采样法的定位算法.该方法不需要直接求解概率分布函数,而是用随机采样得到的样本集合来表示位置的不确定性.这种方法能够表示多峰分布,降低了存贮空间,易于实现,是一种很有效的定

位方法.

实际应用时为了提高计算效率,需要增加样本再采样这一中间环节,从前面所得到的样本集中再次采样,使所得到的新样本的概率与其权值成正比,应用新的样本集合估计机器人的位姿,这一过程称为重要性采样/再采样方法(SIR: Sample/Importance Resample)采样过程.

#### 4.6 角度直方图

角度直方图(Angle Histogram)是 Hinkel 和 Knierim<sup>[22]</sup>首先提出的一种位姿估计算法, Weiss 等<sup>[36]</sup>在他们的基础上对其进行了改进.其基本原理是首先用激光雷达对室内环境进行全方位 360° 扫描,记录相应的观测数据,这样得到了在一水平面上的环境轮廓信息.假设扫描中每个扫描点表示为一个矢量,则相邻的两个矢量的差是可以计算出来的,根据扫描数据顺序产生差值向量并计算其角度,这些角度相对于机器人系统对称轴的统计分布称为角度直方图.由于在不同方位的扫描只会引起直方图的相移,而平移的影响远小于圆周扫描范围,只会引起直方图在幅值上的变化,因此角度直方图的分布基本上与平移和旋转无关.计算两次扫描的互相关函数值,其中最大值处表示的角度信息称为相移角,此即表示机器人位姿的旋转分量.计算公式为

$$k(j) = \sum_{i=1}^n s_1(i) s_2(i+j)$$

式中  $s_1, s_2$  分别是两次圆周扫描的差值向量的角度分布函数,由于是圆周扫描,观测值是一封闭离散序列点,  $j$  的取值是有限的,因而  $k(j)$  的最大值总是可以得到的(当  $s_1(i) = s_2(i+j)$  时可以取得极值),于是通过两次扫描就可以得到机器人的姿态角.机器人的平移位置分量也可以使用类似的方法形成在 X 轴方向上和 Y 轴方向上扫描点数的统计分布直方图,通过计算 X 向和 Y 向直方图的互相关函数而得到.

#### 4.7 其它方法

EKF 是最小二乘误差意义下的近似最优解,要求位姿预测及特征提取都相当满意,状态变量及噪声均假定为高斯分布,不能解决多峰分布问题.为此, Borges 和 Aldon<sup>[6]</sup>提出了加权最小二乘优化的位姿估计算法,估计位姿直接从非线性方程中获得. Cox<sup>[13]</sup>、Gonzalez<sup>[21]</sup>等也应用了最小二乘算法求解机器人的位姿. Gonzalez 将位姿估计过程分为两部分:传感器到地图数据的对应和误差最小化.数据对应(特征匹配)确定传感器数据中的每一个点相应于地

图中的哪一个点,误差最小化用于计算机器人的实际位姿,使每一地图数据点的实际位置与传感器读取的位置之间的距离差(即测量点到地图特征直线的距离)最小. Cox 采用了类似的处理方法.最小二乘法原理简单,使用直观,但需要求解逆雅可比矩阵,对特征匹配数据采取批处理方式,不象 EKF 那样是一种递推方式,因此计算比较繁琐.

Iocchi 和 Nardi 针对 RoboCup 中型机器人足球赛的特点提出了基于霍夫变换(Hough Transformation)的霍夫定位方法,利用参考地图中直线和圆的几何表示,将地图匹配在霍夫域中完成,而非笛卡儿空间. Brown 和 Donald<sup>[7]</sup>提出了基于计算几何中的栅格算法(Rasterized Algorithm)的位姿估计方法:首先他们定义了可行位姿概念,将距离传感器数据与地图匹配时的机器人位姿集合称为有效位姿,否则为无效位姿,并设立误差阈值,用距离矢量的长度变化的误差边界大小来确定机器人位姿的可行区域,应用占有网格图和栅格算法求解机器人的当前位姿.

### 5 发展与展望(Problems and the future trends)

虽然人们对自主移动机器人的开发研究已有十余年的历史,但直到今天还没有产生一台真正意义上完全自主的移动机器人,因为现有的机器人都需要人去帮忙构造地图,需要人事先提供有关环境的先验知识,需要人去进行维护.在自主式移动机器人的设计开发中,下面几个问题还需继续深入研究:

(1) 机器人的地图构造问题.大多数研究均假定环境地图是静态的,而实际工作环境是动态变化的(如室内家具经常挪位,门随意开关,人在机器人周围走动等),因此在构造地图时需要对传感器数据进行滤波,消除未建模的动态变化障碍物的影响.为此, Fox 提出了熵滤波器和距离滤波器概念.熵滤波器用于滤除所有增加位置估计不确定性的传感器读入值,距离滤波器用于滤除在传感器方向上因机器人与最近的地图障碍之间存在障碍物而引起的误读数据.

(2) 传感器数据与地图的匹配问题(即数据关联: Data Association).地图匹配是定位技术研究中的一项重要内容.文献[3]总结了地图匹配的三类算法:特征-特征,点-特征和点-点对应.对于这些匹配算法的计算速度和位姿估计精度需要进一步提高,地图匹配中的数据关联计算问题依然困扰着人们.解决数据关联计算问题不只是在机器人学上,而且在所有需要处理与不确定性传感器数据有关的科

学领域都将是最大的成就之一。

(3) 机器人的全局定位问题.集成局部定位和全局定位是自主机器人的功能要求,然而大多数算法只解决了局部定位(位姿跟踪)问题.近几年兴起的全局定位算法研究可分为三类:多假设定位(MHL: Multi-hypothesis Localization)<sup>[25]</sup>、马尔可夫定位(Markov Localization)<sup>[18,19]</sup>、混合蒙特卡洛定位(Mixture-MCL)<sup>[34]</sup>.多假设定位把概率密度函数用多个高斯之和表示,因而使它们能做出多个确定的位置假设,每一假设由一个独立的高斯分布表示.当初始位姿完全未知时,位置分布为在整个作业环境中的均匀分布.然而该方法继承了卡尔曼滤波算法中的高斯噪声假设.为了满足这一假设,最终所有的实施中只提取来自传感器数据的低维信息,忽略了感知数据中的其它许多信息.马尔可夫定位算法把机器人位于所有可能的位姿空间的概率表示为一段段的常数函数.分段常数函数也能表示复杂的多峰函数,但大多数算法也依赖于特征,因而与多假设高斯卡尔曼滤波器一样具有类似的缺陷.也有的定位以具有非高斯噪声分布的原始传感器数据为基础,然而提供原始传感器数据需要良好的表示方法,这就造成了严重的计算负担. Thrun 等提出的混合蒙特卡洛定位算法对解决全局定位及机器人绑架(即机器人在运动过程中被突然挪到另一个未知环境中)提供了一种新的思路,但它要求传感器具有快速的采样能力.

(4) SLAM 问题.目前对 SLAM 的研究已取得一些可喜的成果,其中大多数研究可以追溯到 Smith<sup>[32]</sup>提出的随机匹配模型.该模型中机器人的位姿及地图特征位置均由一大状态矢量表示,当重新观察到相匹配的特征时,机器人的位姿和地图特征位置被更新.必要时,定位在当前地图内完成,当机器人进入新的区域时,状态矢量用新的特征进行修正. Castellanos 等<sup>[10]</sup>应用状态矢量法分析 SLAM 问题,采用 EKF 进行位姿估计,应用多传感器(激光雷达和视觉)融合数据及他们提出的 SPmodel 模型构造地图特征并进行地图更新. Anousaki<sup>[4]</sup>应用占有网格图及超声测距数据,采用霍夫变换及聚类分析方法提取环境特征数据,在机器人的行进过程中不断地采样超声数据并及时构造及更新地图,应用 EKF 进行位姿估计.实验表明,SLAM 的解是存在的,然而这种解目前只在小型环境下完成比较好,而在中、大型环境下计算很复杂,很难得到可靠的解.

(5) 多传感器数据融合问题.将传感器数据融

合技术集成到机器人的定位系统中,开发高效、快速、准确、可靠的定位系统是机器人位姿控制中的一个重要方向,如 Jensfelt 的最小化模型中,线段、门的特征由激光雷达数据提取,点特征由声纳提取. Castellanos 等的 SLAM 方法应用单目视觉提供冗余的几何实体位置信息,与激光雷达探测得到的位置信息在观察级进行融合,得到了更可靠、更鲁棒的观测信息. Neira 等<sup>[29]</sup>应用激光测距传感器和视觉系统,提出了多传感信息融合的概率表示模型和扩展卡尔曼滤波集成机制,并通过实验表明应用多传感器融合技术显著提高了机器人定位的精度及鲁棒性.各种传感器由于各自的工作原理不同,各有自己的优缺点,有自己的适用范围,无论单独使用哪一种都难以完成地面复杂的实时定位/导航任务,难以可靠地探测和回避障碍.利用多个/种传感器感知数据的冗余性、互补性,通过信息融合可得到更全面、更可靠、更准确的定位方法.

(6) 多机器人的协同定位.在一些特殊应用场合,如机器人足球赛、多机作业等,多机器人的协同工作发挥了重要作用.对于多机作业环境,使用多个机器人协同定位要比使用单个机器人效率高,因为任一机器人都只是对环境的局部观察,通过融合不同机器人的观测信息,可以提高对环境建模的准确性、全面性.如针对 RoboCup 中型机器人足球场地, Fox<sup>[20]</sup>等应用基于样本的马尔可夫定位方法,提出了多机器人协同定位的一种统计算法; Stroupe 等<sup>[33]</sup>基于贝叶斯规则及卡尔曼滤波理论,应用简单的二维高斯分布表示融合多个机器人的目标位置估计信息,可更快、更准确地得到目标位姿的估计.这些算法只在文中涉及的一些特殊场地比较有效,还难以推广到其它应用场合.

可以看出,当前移动机器人的研究非常强调自主能力的提高,定位系统越来越重视算法的鲁棒性、主动性和安全性,研究重点从局部、静态、被动的方式向全局、动态、主动定位方法发展,并且强调不能孤立地设计定位系统,主张将路径规划、避障控制、地图构造、对象识别等都集成到定位系统中,控制结构及位姿估计算法越来越复杂,其中一些快速、精确的定位算法均以激光雷达数据为基础.

## 6 结论 (Conclusion)

本文对室内自主移动机器人的定位方法进行了综述,提出了一种通用的控制结构,对其中与定位相关的地图构造、位姿估计方法进行了详细介绍,重点

介绍了航位推算、拓扑法、卡尔曼滤波、位置概率网格法、蒙特卡洛法、角度直方图等,指出了热点研究中的地图构造、全局定位、数据关联、同步定位与地图构造、信息融合所应用的方法及存在的问题。自主移动机器人仍在发展当中,还有很多问题值得研究和探索,定位方法的有效性应以实验结果作为检验的依据,并以易于实现为基础。具体算法的应用和开发均应以实际作业机器人的任务和功能要求为基础。

### 参考文献 (References)

- [1] 杨明,王宏,张钺. 基于激光雷达的机器人位姿估计方法综述[J]. 机器人,2002,2(24):177-183.
- [2] 王卫华,陈卫东,席裕庚. 基于不确定信息的移动机器人地图创建研究进展[J]. 机器人,2001,6(23):563-568.
- [3] 李玉榕,郭智疆,蒋静坪,何文欢. 多传感器融合在移动机器人运动控制中的应用[J]. 仪器仪表学报,2002,1(23):106-110.
- [4] Anousaki G C, Kyriakopoulos K J. Simultaneous localization and map building for mobile robot navigation[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, September, 1999: 42-53.
- [5] Arras K, Tomatis N. Improving robustness and precision in mobile robot localization by using laser range finding and monocular vision[A]. Proc. Of the 3rd European Workshop on Advanced Mobile Robot[C]. Zurich, Switzerland, 1999: 177-185.
- [6] Borges G A, Aldon M J. Optimal mobile robot pose estimation using geometrical maps[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2002,18(1): 87-93.
- [7] Brown R G, Donald B R. Mobile robot self-localization without explicit landmarks[J]. Algorithmica, 2000,26: 515-559.
- [8] Burgard W, et al. Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids[A]. Proceedings of the national conference on artificial intelligence[C]. Portland, Oregon, USA: 1996: 896-901.
- [9] Cassandra A R, Kaelbling L P, Kuiren J A. Acting under uncertainty: Discrete Bayesian models for mobile robot navigation[A]. Proc. IEEE/RSJ International Conference on Robotics and Systems[C]. 1996,2: 963-972.
- [10] Castellanos J A, Tardos J D. Mobile localization and map building: A Multisensor Fusion Approach[R]. Kluwer Academic Publisher. 2000.
- [11] Chatila M. Mobile Robot Navigation: Space modeling and decisional processes[A]. Proc. Of 3rd International Symposium on Robotics Research, Gouvieux[C]. France: 1985:373-378.
- [12] Christensen H, et al. Model-driven vision for indoor navigation[J]. Robotics and Autonomous systems 12, 1994: 199-207.
- [13] Cox I J. Blanche — An experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1991,7(2): 193-204.
- [14] Crowley J L, Wallner F, Schiele B. Position estimation using principal components of range data[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 1998: 3121-3128.
- [15] Currant A, Kyriakopoulos K J. Sensor-based self localization for wheeled mobile robots[J]. Journal of Robotic Systems, 1995,12(3): 163-176.
- [16] Dellaert F, Burgard W, Fox D, Thrun S. Monte carlo localization for mobile robots, Artificial Intelligence[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA'98)[C]. Detroit MI, 1999.
- [17] Drumheller M. Mobile robot localization using sonar[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI-9(2): 325-332.
- [18] Fox D. Markov localization: A probabilistic framework for mobile robot localization and navigation[D]. Doctoral thesis, Institute of Computer Science III, University of Bonn, Germany, 12,1998.
- [19] Fox D, Burgard W, Thrun S. Active markov localization for mobile robots[J]. Robotics and Autonomous Systems 25, 1998: 195-207.
- [20] Fox D, et al. Collaborative multi-robot localization[J]. Autonomous robots on heterogeneous multi-robot systems. Special Issue, 2000,8(3).
- [21] Gonzalez J, Stentz A, Ollero A. A mobile robot iconic position estimator using a radial laser scanner[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1995,13: 161-179.
- [22] Hinkel R, Knieriem T. Environment perception with a laser radar in a fast moving robot[A]. Symposium on robot control[C]. 1988: 68, 1-68.7.
- [23] Koenig S, Simmons R G. Artificial intelligence and mobile robots: case studies of successful robot systems. The IAA Press/The MIT Press, 445 Burgess Drive, Menlo Park, CA 94025, chapter Xavier: A Robot Navigation Architecture based on Partially Observable Markov Process Models[M]. 1998:91-122.
- [24] Jensfelt P, Christensen H I. Pose tracking using laser scanning and minimalistic environmental models[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2001,17(2): 138-147.
- [25] Jensfelt P, Christensen H I. Active global localization for a mobile robot using multiple hypothesis tracking[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2001,17(2): 748-760.
- [26] Kortenkamp D, Weymouth T. Topological mapping for mobile robot using a combination of sonar and vision sensing[A]. Proceedings of the national conference on artificial intelligence (AAAI-94)[C]. 1994: 979-984.
- [27] Lu F, Milios E. Robot pose estimation in unknown environments by matching 2d range scans[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems 18, 1997: 249-275.
- [28] Moravec H., Elfes A.. High resolution maps from wide angle sonar[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'85)[C]. 1985:116-121. [29] Neira J, Tardos J D, et al. Fusing range and intensity images for mobile robot localization[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 1999,15(1): 76-84.

(下转第 573 页)