

文章编号: 1002-0446(2002)02-0177-07

# 基于激光雷达的移动机器人位姿估计方法综述\*

杨明 王宏 张钊

(清华大学计算机系 智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084)

摘要: 位姿估计是移动机器人研究的一个核心问题. 本文综述了国内外基于激光雷达的移动机器人位姿估计的最新进展, 并对各种方法进行分类、比较和分析, 从中归纳出应用中值得注意的问题和发展趋势.

关键词: 位姿估计; 激光雷达; 移动机器人

中图分类号: TP24 文献标识码: B

## OVERVIEW OF LASER RADAR BASED POSE ESTIMATION FOR MOBILE ROBOTS

YANG Ming WANG Hong ZHANG Bo

(Computer Science and Technology Department, Tsinghua University State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems)

**Abstract:** Pose estimation is one of the key problems in mobile robots. This paper surveys some of the latest advances about the research on laser radar based pose estimation for mobile robots in the world. Some important methods are classified, compared and analyzed. The problems that are worth paying close attention to in applications and the research tendencies are induced.

**Keywords:** pose estimation, laser radar, mobile robots

### 1 引言(Introduction)

位姿估计问题是移动机器人研究的一个核心问题. 精确的位姿估计对于移动机器人的定位、自动地图生成、路径规划和控制、目标检测和跟踪等具有重要意义. 在二维环境中, 移动机器人的位姿通常使用三元组  $(t_x, t_y, \theta)$  表示. 其中,  $(t_x, t_y)$  表示移动机器人相对世界坐标的位置(平移分量),  $\theta$  表示其方位(旋转分量).

传统的位姿估计方法一般可分为 2 大类: 相对位姿和绝对位姿. 航位推算(Dead-Reckoning) 是一种经典的相对位姿估计方法, 它一般使用安装在车轮上的光码盘记录车轮的转数, 从而计算出机器人行驶的距离和方向. 航位推算的优点是方法简单、价格低廉, 但其本质上容易受标定误差、车轮与地面的不良接触、颠簸等因素影响, 因此误差较大. 惯性导航系统 INS(Inertial Navigation Systems) 使用(机械式或激光)陀螺仪和加速度计得到机器人的加速度信息, 通过积分获得机器人的位姿信息. 一般情况

下, 惯性导航系统的精度高于航位推算, 但是其精度也要受陀螺仪漂移、标定误差、敏感度等问题影响. 无论是航位推算还是惯性导航系统, 它们都存在一个共同的缺点: 存在累积误差, 即随着行驶距离的不断增大, 误差也不断增大.

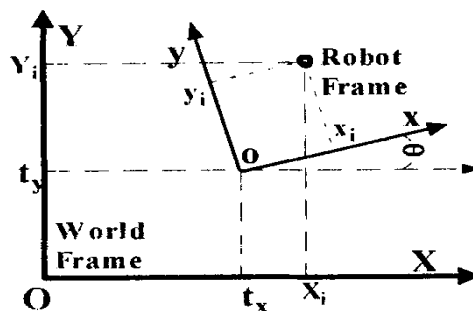


图1 机器人位姿示意图

Fig. 1 Robot's pose

与相对位姿估计不同, 绝对位姿估计不存在累

\* 收稿日期: 2001-05-28

积误差问题. 全球定位系统 GPS (Global Positioning System) 是一种非常直接的绝对位姿估计方法, 但是一般精度较低, 而且受周围环境 (例如建筑物) 的影响较大. 使用差分 GPS 可以提高定位的精度, 但是必须建立 GPS 基站. 信标方法是另一种常用的绝对位姿估计方法, 通常使用移动机器人上的摄像机<sup>[1]</sup>或者光学扫描仪<sup>[2]</sup>识别环境中预先放置的信标. 这种方法的精度较高, 但由于需要事先在环境中安装一定数量的信标, 因此适用场合有限, 一般多用于室内环境. 信标方法的一种改进形式是基于路标的方法, 该方法使用摄像机识别自然环境中的路标<sup>[3]</sup>, 因此无需修改环境. 但是这种方法一般精度较低, 而且只能用于具有路标的环境.

随着二维激光雷达在移动机器人领域的广泛使用<sup>[4]</sup>, 基于激光雷达的位姿估计正不断引起人们的注意. 首先, 它具有较高的精度而无需对环境进行任何修改; 其次, 由于可对一定范围内的扫描数据进行相关匹配, 因此累积误差效应较小, 甚至不存在 (在使用数字地图的情况下). 此外, 使用基于激光雷达的位姿估计可以方便地将位姿信息集成到其它基于激光雷达的算法中, 例如障碍物检测和跟踪, 而无需任何标定过程, 从而提高系统的精度、可靠性、易实现性并降低成本.

## 2 距离数据的表示 (Representation of range data)

目前常用的激光雷达为 2 维脉冲式激光雷达, 它一般包括一对脉冲近红外发射器和接收器, 通过测量发射到接收的时间差, 即可计算出目标的距离; 一个绕垂直轴高速旋转的反射镜, 它将激光束平行地反射出去, 从而得到关于环境的水平剖面图. 激光雷达的参数包括: 视场范围、角度分辨率、距离范围、距离分辨率、扫描率等. 激光雷达的测量结果称为距离扫描 (Range Scan), 简称扫描, 它是一个长度有限的数字序列, 其中每个元素是表示在该元素对应角度方向上最近目标的距离.

占据网格 (Occupancy Grid), 又称信度网格, 是 Moravec 和 Elfes 提出的一种表示静态环境的方法<sup>[5]</sup>. 该表示由单元格的空間网格构成, 其中每个单元格包含一个表示该单元格被占据可能性的概率值. 这种表示方法考虑了传感器数据的不确定性, 可直接用于机器人规划、导航、避障等方面等. 采用这种表示方法, Moravec 使用多分辨率匹配方法求解位姿估计<sup>[5]</sup>, 但是计算量较大, 而且结果不可靠. Schiele

使用局部和全局占据网络来表示环境<sup>[6]</sup>. 局部占据网络以移动机器人中心, 直接使用当前扫描数据表示环境, 可用于躲避静态和动态障碍物; 全局占据网络初始为空, 随着机器人的移动, 不断使用局部占据网络进行修正, 可用于全局路径规划.

距离数据表示的另一种方法是使用线段、角点等参数化特征. 基于特征的表示的优点是可以方便地手工输入和在计算机上显示. 这种表示方法同样适于路径规划和位姿估计. 但是传感器数据中的噪声可能会导致生成的特征不可靠, 尤其是很难区分小障碍物和噪声. Crowley 采用这种表示方法, 使用 Kalman 滤波进行位姿估计<sup>[7]</sup>. Gonzalez 使用短线段来表示任意形状的环境<sup>[8]</sup>. Shaffer 不仅仅使用线段, 还使用了角点<sup>[9]</sup>. 他使用 3 个参数描述线段: 长度、到原点的垂距和与  $x$  轴的夹角. 角点则使用 4 个参数来描述: 位置  $(x, y)$ 、凹角和角二分线与  $x$  轴的夹角.

为了弥补上面两种表示方法各自的不足, Gonzalez 提出了一种混合式表示方法<sup>[8]</sup>: 单元格地图, 每个单元格根据是否包含线段标志为占据和非占据; 线段地图, 占据单元格中线段的集合. 因此, 在匹配时他首先选择一组单元格作为候选单元格, 然后使用这些单元格中的线段进行对应匹配. 显而易见, 当单元格数目为 1 时, 该方法等效于基于特征的表示方法; 当单元格数目较大时, 该方法等效于占据网格表示方法. 因此单元格的数目必须根据应用需求慎重选取.

## 3 距离数据的对应 (Correspondence of range data)

令  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  表示当前扫描的距离数据,  $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$  表示参考扫描的距离数据,  $T$  表示数据集  $S$  和  $M$  之间的位姿变换关系,  $\Phi$  表示距离数据匹配误差的度量. 位姿估计问题可以表示成确定  $S$  和  $M$  的最佳匹配问题, 即搜索变换  $T$  使误差  $E$  最小:

$$\min_T E = \Phi(T(S), M)$$

目前已有的对应方法大致可分为 3 类<sup>[10]</sup>: 特征-特征、点-特征和点-点. 针对不同的对应方法, 最小化方法也有所不同.

### 3.1 特征-特征对应

特征-特征对应方法假设环境具有线段和角点等特征, 即环境具有类似多边形的形状. 该方法首先从参考扫描和当前扫描中分别抽取出一组特征; 然后使用特征的属性和特征间相对关系 (例如位置关系)

对这两组特征进行匹配, 得到一组特征对; 最后使用迭代的方法求解机器人的位姿, 使特征对之间的误差最小。

Crowley 首先使用超声传感器实现了该方法<sup>[11]</sup>。Krotkov 使用单 CCD 摄像头也实现了该方法, 他从图像中抽取出垂直边缘的角度, 然后与 2 维地图匹配得到当前机器人的位姿<sup>[12]</sup>。Schiele 采用占据网格表示, 使用线段的方向、共线性、重叠程度来进行匹配, 并采用 Kalman 滤波来提高位姿估计的精度<sup>[6]</sup>。Shaffer 使用激光雷达实现了该方法, 由于传感器自身的精度较高, 他不仅使用了线段特征, 还使用了角点特征, 从而提高了结果的可靠性<sup>[9]</sup>。为了减少参与匹配特征的数目, 提高算法的速度, 他使用航位推算得到的位姿作为初始估计。Gutmann 在 RoboCup 的动态环境中也使用了该方法, 其环境中具有大量的运动障碍物。他通过校验平移和旋转的全局约束以及线段长度约束简化位姿估计, 并使用 Kalman 滤波提高精度<sup>[13]</sup>。

一般来说, 特征-特征对应方法的速度不受初始估计的精确程度影响, 主要依赖于特征抽取所需的时间, 即扫描中距离数据的数目。特征抽取过程实质上是数据压缩的过程, 大大减少了匹配中的数据量, 因此该方法一般速度较快。但在实际中, 如果特征不够清晰, 将影响位姿估计的精度。因此, 该方法只适合具有清晰线段、角点特征的多边形环境。

### 3.2 点-特征对应

点-特征与特征-特征方法的主要区别在于它直接使用当前扫描的原始距离数据与参考扫描的特征进行匹配, 匹配的依据是点到线段的距离。

Elfes<sup>[14]</sup>和 Cox<sup>[15]</sup>分别采用占据网格和基于特征的表示实现了该方法。Schiele 则采用局部和全局占据网格表示<sup>[6]</sup>。设  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  表示当前扫描中距离数据的集合,  $L = \{L_1, L_2, \dots, L_m\}$  表示参考扫描中线段的集合, Gonzalez 将位姿估计问题形式化为搜索最佳位姿变换关系  $(t_x, t_y, \theta)$ , 使得  $S$  和  $L$  之间的总距离最小<sup>[8]</sup>。

$$\min_{t_x, t_y, \theta} \left[ \sum_{i=1}^n e_i^2(t_x, t_y, \theta) \right]$$

$$e = \text{diag}(D \times R^T)$$

其中,  $D_{n \times m}$  为距离矩阵, 其定义如图所示, 设  $P_i = (X_i, Y_i)$  为扫描中距离数据点  $S_i$  在世界坐标系中的对应点,  $d^0$  为点  $P_i$  到线段  $L_j$  的垂距,  $d^l$  和  $d^r$  分别为  $P_i$  到  $L_j$  左右端点的距离。如果  $P_i$  在  $L_j$  上的垂点  $(a^0, b^0)$  位于线段之内, 那么  $P_i$  到  $L_j$  的距离  $d_{ij} = d^0$ ,

否则  $d_{ij} = \min(d^l, d^r)$ ;  $R_{n \times m}$  为  $S$  和  $L$  之间二值关系矩阵, 如果数据点  $S_i$  与线段  $L_j$  匹配,  $r_{ij}$  为 1, 否则为 0。在实际中, 矩阵  $R$  可利用矩阵  $D$  计算得出, 对于所有的  $j$ , 如果  $d_{ik} < d_{ij}$ , 那么  $r_{ik}$  为 1, 否则为 0;  $e$  为匹配误差矩阵。这种方法的最大问题是由于  $n$  和  $m$  的维数都比较大, 因此造成矩阵  $D_{n \times m}$  的计算量太大。为此, Gonzalez 使用前面提到的混合式表示方法, 通过选择兴趣单元格有效地降低了匹配时间。

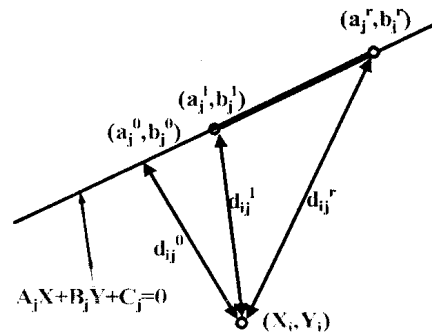


图 2 点-线段匹配示意图

Fig. 2 Point-feature correspondence

一般地, 由于点-特征方法在匹配中直接使用了原始的距离数据, 避免了中间的特征抽取过程, 因此精度略高于特征-特征方法。但是该方法的收敛速度较慢, 因此其处理速度很大程度上依赖于初始估计的准确程度。此外, 由于参与匹配的数据量较大, 因此处理时间也与扫描中数据量有关。由于该方法也在匹配中使用了特征, 因此与特征-特征方法一样, 只适用于多边形环境, 但其对环境中的特征的依赖程度小于特征-特征方法。

### 3.3 点-点对应

点-点对应方法不从距离数据中抽取特征, 直接匹配 2 个扫描中的距离数据, 从而计算出相对位姿关系。Schiele 最早使用占据网格表示实现了该方法<sup>[6]</sup>。

点-点对应方法的一个核心问题是定义一个合适的规则来确定当前扫描与参考扫描中点的对应关系。最近点规则 CP (Closest Point) 是一种常用的规则, 它选择参考扫描上的最近点作为当前扫描数据点的对应点。Besl 和 McKay 根据该规则提出了一个通用的迭代最近点算法 ICP (Iterative Closest Point), 并证明了该算法在最小方差距离函数意义下可以单调地收敛到局部最小点<sup>[16]</sup>。如果旋转分量较小, ICP 算法可以较好地求解平移分量, 而且环境无需具有特殊的几何特征, 因此 ICP 算法可以处理非多边形环境。ICP 算法的不足在于收敛速度较慢, 尤

其当环境呈现出曲线形状时,其在接近局部最小值时收敛速度非常慢.为了解决这个问题,Besl和McKay采用了线性搜索的方法,根据最近2、3次迭代的结果,启发式地确定平移量的大小,从而提高了局部最小值附近的收敛速度,但总体上仍然较慢.此外,线性搜索方法的引入隐含地假设了最小方差距离函数是平滑的,但如果匹配对的数目在迭代过程中变化,该假设可能不成立.ICP算法的最大缺点是使用最近点规则得到的点对应所包含的旋转分量较少,因此对旋转分量的估计较差.为此,Feng Lu对IPC算法进行了改进,提出了基于迭代最小方差解的IDC算法(Iterative Dual Correspondence)<sup>[17]</sup>.在IDC算法中,不仅使用最近点规则选择对应点,还使用距离匹配规则来选择对应点,即选择到原点距离相同的点作为对应点.这2个规则的使用确保了IDC算法可以非常精确地估计出旋转分量和平移分量,而且收敛速度也明显快于ICP算法.已知 $n$ 对匹配点,Feng Lu如下的距离函数,通过最小化得到位姿估计的最小方差解:

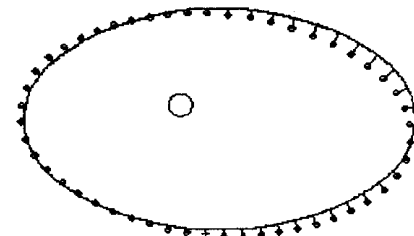
$$E_{dist}(\theta, t) = \sum_{i=1}^n |R_{\theta}P_i + t - P'_i|^2$$

$$R_{\theta} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$

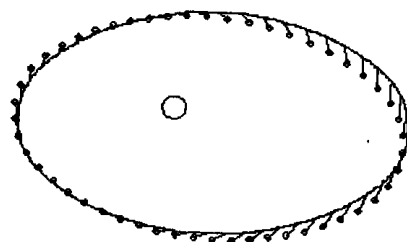
其中, $\theta$ 和 $t = (t_x, t_y)^T$ 分别为位姿的旋转分量和平移分量, $P_i$ 和 $P'_i$ 为匹配对.但在实际中,IDC算法的计算量仍然比较大,为了解决这个问题Gutmann使用一个特殊的滤波器来减少参与对应的距离数据的数目<sup>[18]</sup>.该滤波器使用一组数据点的重心代替原始数据参与对应匹配,改进后算法的复杂性为 $O(n^2)$ ,其中 $n$ 表示数据点的个数.

与此同时,Feng Lu提出另一种基于搜索旋转/最小方差的位姿估计方法<sup>[17]</sup>.传统的方法一般使用最小方差方法同时估计旋转分量和平移分量,并使用定点迭代来提高结果的质量.但为了保证可靠地收敛,必须给出位姿的初始估计.而在Feng Lu的方法中,平移分量仍然使用最小方差方法获得,但非线性的旋转分量不使用最小方差方法获得,而使用搜索距离函数并最小化的方法来获得,从而提高了旋转分量的精度.他首先进行相邻数据点的直线拟合,得到切线方向;假设平移分量 $t$ 未知,对于任意旋转分量 $\theta$ ,得到一个近似的点对应结果,由匹配对可以获得一个关于平移分量 $t$ 的线性公式;然后使用所有的匹配对,定义平移分量 $t$ 的最小方差距离函数,该函数是旋转分量 $\theta$ 的函数,表示了匹配程度.其中,外

点在距离函数中的代价为常值,因此可使用门限方法检测得到;最后,搜索旋转分量 $\theta$ 使距离函数最小,并通过最小方差方法求解平移分量 $t$ .



(a) 最近点规则



(b) 距离匹配点规则

图 3 IDC 算法

Fig. 3 IDC algorithm

Gonzalez受计算机视觉中的光流约束方程启发,提出了一种基于极坐标的新算法-速度约束方程<sup>[10]</sup>.假设极径函数 $\rho(\phi, t)$ 为关于空间 and 时间的线性函数,对于环境中任意点 $P(\rho, \phi)$ ,其速度约束方程可表示为

$$\dot{\rho} = \frac{d}{dt}\rho(\phi, t) = \frac{\partial \rho}{\partial \phi} \frac{d\phi}{dt} + \frac{\partial \rho}{\partial t} = \rho_{\phi} \dot{\phi} + \rho_t$$

其中, $\rho_{\phi}$ 和 $\rho_t$ 分别为极径函数相对极角 $\phi$ 和时间 $t$ 的偏微分,可直接使用距离数据计算得到, $\rho_{\phi}$ 表示环境的局部结构, $\rho_t$ 表示极径的时间变化率.由图可以看出,点 $P$ 的极径速度向量受该方程约束,与 $\rho_{\phi}$ 和 $\rho_t$ 有关.但是只能确定其在垂直方向上的速度分量,而切线方向上的速度分量无法确定,该现象与光流中的孔径现象类似.根据速度约束方程,我们可以得到如下公式

$$J \begin{bmatrix} \rho_{\phi} \\ \rho_t \end{bmatrix} \dot{\phi} + \begin{bmatrix} \rho_t \\ 0 \end{bmatrix} + w \begin{bmatrix} -\sin\phi \\ \cos\phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = 0$$

其中, $u = t_x/\Delta T$ 和 $v = t_y/\Delta T$ 分别为机器人主运动的平移速度, $w = \theta/\Delta T$ 为旋转速度, $J$ 是从极坐标到直角坐标的Jacobian变换.对于 $n$ 点,可得到 $2n$ 个线性公式,其中包括 $n+3$ 个未知数,因此只需3点即可求得位姿参数.在实际中,考虑到距离测量中的噪声、量化误差和推导中高次误差,一般使用数十个点

进行最小方差求解.

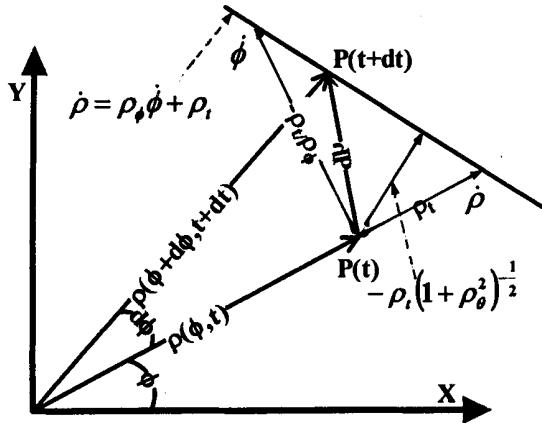


图 4 速度约束方程

Fig. 4 Velocity constraint equation

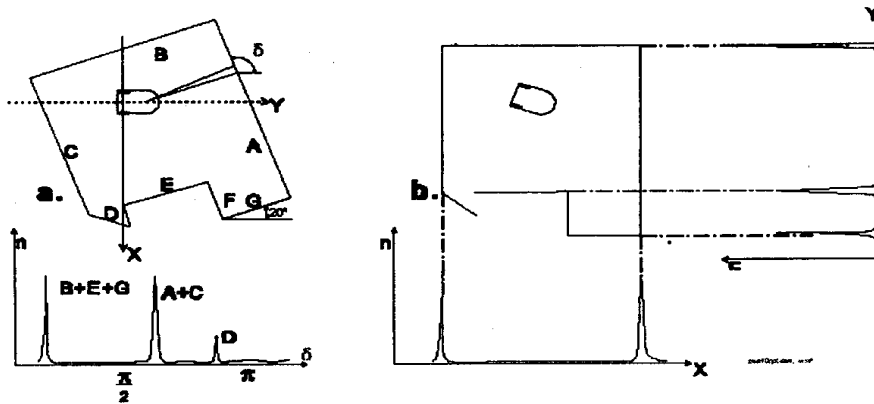
点-点对应方法由于在匹配中采用了更多的原始数据, 因此一般具有比基于特征方法更好的鲁棒性和精度, 而且对环境没有特殊要求, 可用于非多边形环境. 但是由于所使用的数据量较大, 因此一般收敛速度较慢.

### 3.4 角度直方图

角度直方图 (Angle Histogram) 是由德国 Kaiserslautern 大学的 Hinkel 和 Knieriem 首先提出的一种位姿估计方法<sup>[19]</sup>, Weiss 在他们的基础上对其进行了改进<sup>[20]</sup>. 假设扫描中每 2 个相邻点表示 1 条线段, 计算所有相邻点间线段的角度并离散化, 对这些线段的角度分布进行统计, 即得到角度直方图. 由于机器人的旋转只会引起直方图的相移, 而平移远小于扫描范围, 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. 通过对 2 个直方图的交叉相关, 我们可以得到 2 个直方图间的相移信息, 即机器人的旋转角度.

$$c(j) = \sum_{i=1}^n h_1(i)h_2(i+j)$$

如果  $h_1(i)$  等于  $h_2(i+s)$ , 那么  $c(j)$  将在  $j=s$  处具有最大值, 即表示位姿的旋转分量. 平移分量也可以使用类似的方法通过计算 X 和 Y 直方图的交叉相关获得. X 和 Y 直方图分别表示数据点在 X 和 Y 方向上的分布, 其中 X 轴或 Y 轴与角度直方图的主方向一致, 且 XY 轴相互垂直, 如图 3 所示.



(a) 角度直方图

(b) X 和 Y 直方图

图 5 角度直方图

Fig. 5 Angle histogram

角度直方图的不变性保证了位姿中的旋转分量和平移分量可以分开计算, 这样位姿估计的 3 维搜索问题简化为角度空间上的 1 维搜索和位置空间上的 2 个 1 维搜索问题, 从而在不降低精度的同时, 大大提高算法的速度. 而且如果障碍物在场景中所占比重不大, 基本上不影响位姿估计的结果, 因此抗干扰性较强. 但是由于该方法隐含地使用了直线特征, 因此其实质上是一种基于特征的方法, 只适用于多边形环境, 而且 X 和 Y 直方图的引入要求环境具有明显的墙方向或者矩形结构. 为了解决非垂直环境

问题, Gutmann 对角度直方图方法进行改造, 不使用相互垂直的 X 和 Y 方向计算平移分量, 而是使用角度直方图的第一和第二主方向<sup>[18]</sup>. 为了降低距离数据噪声对结果的影响, Dubrawski 提出了角度直方图的另一种实现方法<sup>[21]</sup>. 在他的方法中, 角度直方图不再直接从距离数据中计算得出, 而是表示离散角度方向上线段的累积长度, 从而增强了方法的鲁棒性. 由于该方法的速度和精度主要取决于角度直方图的离散化程度, 为此 Dubrawski 采用神经网络并行地实现该方法, 以保证同时具有较快的速度和较

高的精度.

### 3.5 其它方法

为了解决距离数据中噪声对位姿估计的影响, Madhavan 在他的方法中使用了扩展 Kalman 滤波 EKF(Extended Kalman Filter)<sup>[22]</sup>. 首先使用 ICP 算法进行点对应匹配, 然后结合 EKF 进行点-线段匹配, 从而得到了精度较高的位姿估计. 此外, EKF 方法的使用也形成了一个多传感器融合的框架, 新传感器信息的引入可通过添加新的状态方程实现.

Weber 提出了一种新的位姿估计算法-锚点关系匹配算法 APR (Anchor Point Relation Matching)<sup>[23]</sup>. 由于特征抽取没有直观的几何解释, 而且可能会导致重要信息的损失, 为此 Weber 提出了一种新的匹配方法: 他使用锚点坐标之间的几何关系从一组扫描中选出候选扫描, 从而避免了大计算量的对应. 锚点可分为三类: 跳跃边缘锚点、角锚点和虚拟边锚点. APR 算法的输出结果具有权值, 因此该方法特别适合基于概率的导航.

通过前面的分析, 不难发现特征-特征和点-特征方法的优缺点有一定的互补性, 例如, 特征-特征方法收敛速度较快, 而点-特征方法精度较高. Shaffer 利用这种互补性提出了一种混合的方法<sup>[24]</sup>. 首先使用特征-特征方法对航位推算得到的位姿估计进行初步校正, 然后将结果作为点-特征方法的初始估计进一步修正.

Gutmann 提出另一种组合算法, 他结合了一个面向多边形环境的方法(例如点-特征方法或者角度直方图)和一个面向非多边形环境的方法(例如 IDC 方法)<sup>[18]</sup>. 该方法首先判断在当前扫描中是否有足够的数据点位于线段上, 如果足够多则判定该环境属于多边形环境, 使用点-特征方法, 否则使用 IDC 算法.

以上方法均试图在 2 维空间中进行距离数据的对应, Crowley 提出了一种在高次特征空间中匹配位姿估计算法<sup>[25]</sup>: 将扫描中的每个数据点看作空间中的 1 维, 如果扫描中具有  $n$  个数据点, 则构成  $n$  维空间. 多数环境(尤其是结构化较高的人工环境)中相邻数据是高度关联的, 因此可以使用主分量分析方法 PCA (Principal Components Analysis) 确定维数最少的线性子空间, 以此来表示环境结构. 该方法的计算效率较高, 对遮挡误差的鲁棒性较强. 但由于该方法需要训练, 环境必须固定, 因此只适合室内的静态环境, 而不适合室外的动态环境. 此外, 在 Crowley 的方法中, 由于环境为 2 维多边形环境, 因

此高于 3 阶或 4 阶的特征项被认为足够小而忽略. 而如果环境为非多边形, 那么为提高位姿估计精度, 必须考虑 3 阶或 4 阶项, 这必将导致计算量的增加.

## 4 总结和发展方向 (Conclusions and tendencies)

本文综述了基于激光雷达的移动机器人位姿估计的各种方法, 这些方法各有优缺点, 分别适用于不同的场合. 因此, 在实际应用中, 我们必须根据应用的具体特点, 选择最适合的方法:

环境的类型: 如果环境为多边形的人造环境(例如室内静态环境), 那么可采用基于特征的方法或者角度直方图方法; 否则应该考虑采用点-点对应方法, 例如 IPC 算法或者 IDC 算法, 此外应该考虑选取分辨率较高的激光雷达.

精度要求: 如果应用对位姿估计的精度要求较高, 那么最好采用点-点或者点-特征对应方法, 这类方法由于在匹配中使用了较多的原始数据, 因此往往能够获得较高的精度. 与此同时, 也应该考虑使用分辨率和精度较高的激光雷达.

速度要求: 如果应用有实时性要求, 那么应尽可能采用速度较快的角度直方图和基于特征的方法. 在满足精度要求的同时, 可以适当减少激光雷达的数据量. 此外, 在条件允许的情况下, 可以考虑使用其它传感器(例如航位推算)的结果作为初始估计, 以加快算法的收敛速度.

通过对最近几年新方法的分析, 我们不难发现如下的研究重点和发展趋势:

速度问题: 为了提高算法的速度, 应该尽量避免耗时的 3 维位姿空间搜索. 解决办法之一就是寻找一种可行的变换, 将旋转分量与平移分量分离, 从而将 3 维搜索问题转换成 2 维搜索甚至是 1 维搜索问题.

遮挡问题: 目前大多数的位姿估计算法是针对刚体环境而设计的, 即在机器人运动时环境是静止的. 而实际中, 环境中存在大量的运动目标, 他们可能会部分地遮挡环境, 因此如何处理这些运动目标所带来的遮挡误差, 是今后算法研究的一个重点.

方法融合: 在不断研究新算法的同时, 也可以考虑以一定的方式组合传统方法, 取长补短, 从而得到比较理想的位姿估计结果. 而且方法的融合不应仅停留在多种方法的简单堆叠, 而应是多层次、多方面、交互地融合.

位姿跟踪: 对位姿进行跟踪可以提高结果的可

靠性和精度. Kalman 滤波是一种非常有前景的跟踪方法, 而且其本身也是一个较好的融合框架.

不同应用的结合: 激光雷达的应用范围很广, 如果位姿估计能够与其它相关应用结合, 将有助于提高位姿估计的鲁棒性和精度. 例如, 对于动态环境, 目标检测的引入必将在一定程度上解决位姿估计自身无法解决的问题.

硬件实现: 由于基于激光雷达的位姿估计的计算量往往较大, 在目前有限的计算能力下, 可以考虑采用一定的专用硬件, 并行地实现一些底层的数据计算, 例如特征抽取和对应匹配, 从而提高算法的实时性.

总之, 随着商业化激光雷达的不断普及和广泛应用, 基于激光雷达的位姿估计在移动机器人中将具有极其广阔的发展前景.

#### 参考文献 (References)

- 董再励, 郝颖明, 朱枫. 一种基于视觉的移动机器人定位系统. 中国图象图形学报, 2000, 5(8): 688- 692
- 董再励, 王光辉, 田彦涛, 朱枫, 洪伟. 自主移动机器人激光全局定位系统研究. 机器人, 2000, 22(3): 207- 210
- B C Bloom, Use of landmarks for mobile robot navigation. In Proc. SPIE Conf. on Intelligent Robots and Computer Vision, 1985, 579
- 杨明, 王宏, 何克忠, 张钺. 基于激光雷达的移动机器人环境建模与避障. 清华大学学报(自然科学版), 2000, 40(7): 112- 116
- H P Moravec, A Elfes. High resolution maps from wide angle sonar. Proc of IEEE Conf. on Robotics and Automation, 1985: 116- 121
- B Schiele, J L Crowley. A comparison of position estimation techniques using occupancy grids. Proc of IEEE International Conf. on Robotics and Automation, 1994(2): 1628- 1634
- J L Crowley. World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, May 1989(2): 674- 680
- J Gonzalez, A Stentz, A Oller. A Mobile Robot Iconic Position Estimator using a Radial Laser Scanner. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 1995(13): 161- 179
- G K Shaffer, A Stentz, W L Whittaker, K W Fitzpatrick. Position estimator for underground mine equipment, IEEE Transactions on Industry Applications. Sept.-Oct. 1992, 28(5): 1131- 1140
- Javier Gonzalez. Rafael Gutierrez, Mobile Robot Motion Estimation from a Range Scan Sequence. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 1997(2): 1034- 1039
- J Crowley. Navigation for an Intelligent Mobile Robot. IEEE Journal of Robotics and Automation, March, 1985, RA- 1(1)
- E Krotkov. Mobile robot localization using a single image. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, May 1989(2): 978 - 983
- J-S Gutmann, T Weigel, B Nebel, A Fast. Accurate and Robust Method for Self-Localization in Polygonal Environments Using Laser-Range-Finders. Advanced Robotics Journal, 2000
- A Elfes. Sonar-based real-world mapping and navigation. IEEE Journal of Robotics & Automation, 1987(6): RA- 3
- I J Cox. Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle. IEEE Transactions on Robotics and Automation, April 1991, 7(2): 193- 204
- P J Besl, H D McKay. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Feb. 1992, 14(2): 239- 256
- Feng Lu, E Milios. Robot Pose Estimation in Unknown Environments by matching 2D Range Scans. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1997, 18: 249- 275
- J-S Gutmann, C Schlegel. AMOS: Comparison of Scan Matching Approaches for Self-Localization in Indoor Environments. Proceeding of the First Euro Micro Workshop on Advanced Mobile Robots, 1996, Page(s): 61- 67
- R Hinkel, T Knieriem, Environment Perception with a Laser Radar in a Fast Moving Robot. Symposium on Robot Control, 1988: 68.1- 68.7
- Gerhard Weiss, Christopher Wetzler, Ewald von Puttkamer. Keeping Track of Position and Orientation of Moving Indoor Systems by Correlation of Range-Finder Scans. Proc of the IEEE/RSJ/GI Int Conf on Intelligent Robots and Systems 'Advanced Robotic Systems and the Real World', Munich, Germany, 1994 (1): 595- 601
- Artur Dubrawski, Barbara Siemiatkowska. A method for tracking the pose of a mobile robot equipped with a scanning laser range finder. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 1998 (3): 2518- 2523
- R Madhavan, M W M G Dissanayake, H F Durrant-Whyte. Autonomous Underground navigation of an LHD using a combined ICP-EKF approach. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 1998, (4): 3703- 3708
- Joachim Weber, Klaus-Werner Jorg. Ewald von Puttkamer, APR - Global Scan Matching Using Anchor Point Relationships. The 6th Int Conf on Intelligent Autonomous Systems, Venice, Italy, 2000: 471- 478
- Gary Shaffer, Javier Gonzalez, Anthony Stentz. A Comparison of Two Range-Based Pose Estimators for a Mobile Robot. Proc of SPIE Symposium on Mobile Robots, 1992(1831): 661- 667
- J L Crowley, F Wallner, B Schiele. Position estimation using principal components of range data. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 1998(4): 3121- 3128

#### 作者简介:

- 杨 明 (1975-), 男, 博士研究生. 研究领域: 移动机器人, 激光雷达, 视觉导航.
- 王 宏 (1975-), 男, 副教授. 研究领域: 移动机器人, 人工智能.
- 张 钺 (1954-), 男, 中科院院士. 研究领域: 人工智能, 机器人, 机器学习.